

文章编号: 1001-0920(2012)09-0000-00

基于广义相关系数的后非线性盲信号分离算法

张贤彪^a, 黄高明^b, 刘德志^a, 陶涛^a

(海军工程大学 a. 舰船综合电力技术国防科技重点实验室; b. 电子工程学院, 武汉 430033)

摘要: 基于互信息最小化的独立性测度对各分离信号间的非线性相关度量没有归一化的问题, 提出一种基于广义相关系数的盲信号分离(BSS)算法. 首先选取后非线性混叠模型(PNL)分析基于广义相关系数的独立性测度; 然后采用Gram-Charlier扩展形式估计输出参数并获取评价几率函数, 结合最陡下降法求得分离矩阵和参数化可逆非线性映射的算法迭代公式. 仿真结果表明, 采用所提出的算法能够定量分析各分离信号间的非线性相关程度, 有效分离后非线性混叠信号.

关键词: 后非线性混叠; 盲信号分离; 广义相关系数; 互信息

中图分类号: TM46

文献标识码: A

Blind source separation algorithm for post-nonlinear mixture based on generalized correlation coefficient

ZHANG Xian-biao^a, HUANG Gao-ming^b, LIU De-zhi^a, TAO Tao^a

(a. National Key Laboratory for Vessel Integrated Power System Technology; b. College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China. Correspondent: ZHANG Xian-biao, E-mail: zxb1986@126.com)

Abstract: According to the problem that the independence criterion based on the minimization of mutual information is not normalized, a blind source separation(BSS) algorithm for post-nonlinear mixture(PNL) based on general correlation coefficient is introduced in this paper. Firstly, the PNL is taken as an indraft point to summarize this algorithm, which is the more practicable approximation to realism rather than linear model, meanwhile the independence criterion based on the generalized correlation coefficient is discussed. Then score function based on a Gram-Charlier expansion of densities is proposed. Finally, combined with the steepest descent method, the computations of regular matrix and parametric nonlinear mapping are given. The simulation results show that the proposed method is effective in BSS for the PNL and for the quantitative analysis of nonlinear correlation between variables.

Key words: post-nonlinear mixtures; blind source separation; generalized correlation coefficient; mutual information

1 引言

盲信号分离(BSS)是指,在信号源的分布及混叠模型(信道参数)均未知的情况下,仅利用观测到的混叠信号估计信道参数并最终恢复或提取独立的各个信号源. BSS信道混叠模型主要有瞬时线性混叠、卷积混叠、非线性混叠. 实际信道多为非线性或弱非线性系统,相应的非线性混叠理论复杂,有很多混叠模型在理论上不能完全分离^[1]. 因此,关于非线性BSS的成熟理论较少,目前还没有普适的算法^[2-3],需针对具体的混叠模型具体分析.

非线性混叠模型主要有后非线性混叠(PNL),

Mono非线性混叠和LNL层叠. 上述3种模型中,PNL结构最简单,理论上可以完全分离^[4],并具有较强的抗干扰能力,能估算出弱信号的排列、比例和平均值^[5],因此各类非线性BSS算法主要针对PNL模型展开讨论.

Taleb等人率先提出利用多层感知器(MLP)估计PNL混叠函数的逆实现解混,并以互信息(MI)作为目标函数,提出了实现输出互信息最小化(MMI)独立性测度的梯度下降学习算法^[2]. 此后,许多学者针对不同的PNL解混方式和独立性测度提出了神经网络算法、内核算法、遗传算法和几何算法等典型方

收稿日期: 2011-04-25; 修回日期: 2011-09-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目(50721063, 51077129); 博士后科学基金特别项目(200902671); 国家863计划项目(2010AA7010422).

作者简介: 张贤彪(1986-),男,博士生,从事电力集成及非线性信号处理的研究; 黄高明(1972-),男,教授,博士生导师,从事雷达/电子战信号处理及盲信号处理等研究.

法^[6-7].

PNL 的独立性测度主要有 MMI, 最大信息传输 (Infomax) 和最大似然估计 (MLE). 上述 3 种独立性测度是等价的, 一般选用 MMI 或 MMI 与其他累计量匹配作为 PNL 的独立性测度^[6]. 作为目标函数的 MI 和广义相关系数均能描述变量间的线性和非线性关系. MI 对变量的分布类型没有任何特殊要求, 但不具备广义相关系数的归一化特征, 不能定量地度量非线性相关. 胡永宏^[8]和 Nelsen^[9]提出了许多广义相关系数的数学模型, 但这些相关系数对统计中变量之间相关性度量的标准不统一. 此后, 张尧庭^[10]和 Kullback^[11]提出了建立在申农信息熵基础上的广义相关系数, 给出了统一的定量指标和定性指标, 但该广义相关系数受变量的联合分布密度的影响, 不能适用于各类分布. 丁晶等^[12]提出了以互信息为基础的广义相关系数, 并给出了具体算法, 该广义相关系数结合了互信息和相关系数的优点, 能定量地度量任何分布类型变量间的线性和非线性相关. 丁勇^[13]在此基础上进一步分析了互信息和广义相关系数的关系, Covalin 等^[14-15]也给出了不同的互信息归一化模型, 其实质仍然是广义相关系数.

上述针对广义相关系数模型和算法的研究主要用于统计独立测量和非线性定量分析, 迄今尚未见到应用于 BSS 独立性测度的相关报道. 为此, 本文提出一种基于广义相关系数的独立性测度. 首先介绍 PNL 盲信号分离原理及其数学模型, 并在此基础上将广义相关系数作为目标函数, 以获得目标函数优化的独立性测度; 然后选取 Gram-Charlier 扩展形式估计输出参数并获取评价几率函数, 结合最陡下降法求得分离矩阵和参数化可逆非线性映射的算法迭代公式; 最后通过算法仿真, 比较了互信息算法和广义相关系数算法的迭代误差和信噪比.

2 PNL 盲信号分离原理及数学模型

PNL 盲信号分离原理如图 1 所示.

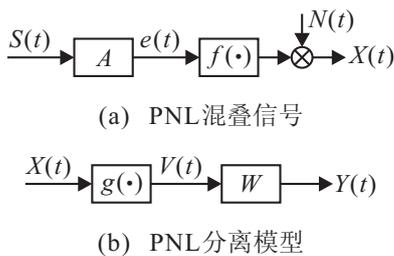


图 1 PNL 盲信号分离原理框图

在图 1(a) 中, 信号源经线性瞬时混叠之后再通过非线性信道, 即 L-ZMNL (linear and zero-memory non-linearity) 类型, 是最简单、最典型的非线性混叠模型. 图 1(b) 中, 首先通过含待估计参数的非线性函数 $g(\cdot)$:

$R^N \rightarrow R^N$ 映射非线性混叠函数的逆得到 $V(t)$, 然后通过非奇异线性分离矩阵 $W = (w_{ij})_{n \times n}$ 分离得到 $Y(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_N(t)]^T \in R^N$.

PNL 盲信号分离的基本思想是: 通过解混叠模型 (解混器) 来模拟逼近或估计 $g(\cdot)$, 将解混后的输出向量 $V(t)$ 利用线性方法实现分离, 并选取合适的对比函数作为独立性测度使输出信号矢量满足信号源统计独立的基本假设^[16].

混合模型为

$$X(t) = f(A \times S(t)) + N(t). \quad (1)$$

其中: $S(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_m(t)]^T$ 为 m 路统计独立的信号源; $X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ 为 m 瞬态观测信号; $N(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_m(t)]^T$ 为 m 加性高斯白噪声, 高斯白噪声和信号源是相互统计独立的; $f(\cdot) = [f_1, f_2, \dots, f_m]^T: R^N \rightarrow -R^N$ 为未知的可逆非线性混叠函数; $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 为未知非奇异线性混叠矩阵. 观测信号可表示为

$$x_i(t) = f_i \left(\sum_{j=1}^n a_{ij} s_j(t) \right) + n_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (2)$$

解混叠模型为

$$Y(t) = W \times g(X(t)) = \hat{s}(t), \quad (3)$$

其中 $\hat{s}(t)$ 为信号源的估计矢量.

3 广义相关系数及对比函数

设矢量 y_1 和 y_2 的概率密度分别为 $p(y_1)$ 和 $p(y_2)$, 其熵为^[17]

$$H(y_i) = - \sum p(y_i) \ln p(y_i), \quad i = 1, 2. \quad (4)$$

根据两概率之间的 Kullback-Leiber 散度定义, y_1 与 y_2 的互信息量为^[12]

$$I(y_1, y_2) = \sum p(y_i) \ln \frac{p(y_1)}{p(y_2)}. \quad (5)$$

定义输出矢量的互信息作为统计独立的对比函数^[12], 即

$$I_Y = I(y_1, y_2, \dots, y_m) = \sum_{i=1}^m H(y_i) - H(Y), \quad (6)$$

其中 $H(Y)$ 和 $H(y_i)$ 分别为联合熵和边缘熵. 此时, 向量 Y 的概率密度分布集合映射为一实值函数的算子 I_y , 即对比函数, 并满足以下条件:

- 1) I_y 不受 Y 中各分量排列顺序或幅值的影响;
- 2) 如果 Y 有独立分量, 则各分量线性混叠后的 I_y 不大于混叠前的 I_y ;
- 3) 当 Y 各个分量相互独立时, $I_y = 0$.

I_y 的缺陷是没有归一化. 文献 [14] 和 [15] 分别给出了一种归一化模型 $C_{\text{dep}} = \frac{I_y}{\min(H(y_i))}$, $i = 1, 2, \dots, m$ 和 $\rho = \sqrt{1 - e^{-2I_y}}$, 其实质为广义相关系数. 若

将以上两种模型用于BSS对比函数,则需进一步对函数求导,计算复杂.为此,选用文献[12]中的广义相关系数

$$R = \frac{\sum_{i=1}^m H(y_i) - H(Y)}{\sqrt{\prod_{i=1}^m H(y_i)}}. \quad (7)$$

其中: R 无单位名称, $0 \leq R \leq 1$, 具有归一化特点, 能定量地度量分离后的信号间线性和非线性相关. 当 $R = 1$ 时, 表示完全相关; 当 $R = 0$ 时, 表示独立. 该广义相关系数便于求导. 为简化分析, 令 $m = 2$ (当 m 不等于 2 时, R 为 m 个矢量的互信息与边缘熵联乘的均方值之比, 仍是一个比率, $0 \leq R \leq 1$ 仍成立), 式(7)可化简为

$$I(Y) = \frac{H(y_1) + H(y_2) - H(y_1, y_2)}{\sqrt{H(y_1) \times H(y_2)}}, \quad (8)$$

其中 $Y = W \times V$, 且有 $\partial Y / \partial V = \Delta W \times V$. 结合熵的定义公式, 推导对比函数得

$$I(Y) = \frac{H(y_1) + H(y_2) - H(v_1, v_2) - \ln |\Delta W|}{\sqrt{H(y_1) \times H(y_2)}}. \quad (9)$$

4 分离算法

4.1 分离矩阵算法

PNL 盲信号分离算法包括计算分离矩阵的线性过程和计算非线性混叠的参数化可逆映射的非线性过程. 分离矩阵算法, 即寻找线性分离矩阵 W 的搜索迭代算法, 根据相应对比函数和准则对 W 的迭代公式中的参数进行估计, 从而得到能分离混叠信号 $V(\cdot)$ 的 W . 利用最陡下降搜索算法定义 W 的迭代公式为

$$W(t+1) = W(t) - \eta(t) \frac{\partial I(Y)}{\partial W} W(t)^T W(t). \quad (10)$$

其中: 只有当 $\partial I(Y) / \partial W$ 随输出信号向量 Y 变化被合理地估计出来后, 分离矩阵迭代算法才能实现. 根据式(9)求得 $I(Y)$ 对 W 的导数为

$$\begin{aligned} \frac{\partial I(Y)}{\partial W} = & \frac{\frac{\partial H(y_1)}{\partial W} + \frac{H(y_2)}{\partial W} - \frac{\partial H(v_1, v_2)}{\partial W} - \frac{\partial \ln |\Delta W|}{\partial W}}{\sqrt{H(y_1) \times H(y_2)}} - \\ & \frac{I(Y)}{2} \left[\frac{\partial H(y_1)}{\partial W} / H(y_1) + \frac{\partial H(y_2)}{\partial W} / H(y_2) \right]. \quad (11) \end{aligned}$$

其中

$$\frac{\partial \ln |\Delta W|}{\partial W} = [W^T]^{-1}, \quad \frac{\partial H(v_1, v_2)}{\partial W} = 0,$$

且有

$$\frac{\partial H(y_1)}{\partial W} + \frac{H(y_2)}{\partial W} = -E[\Psi V^T].$$

$\Psi = (\Psi_1, \Psi_2)^T$ 为输出信号分量的评价几率函数.

通过不同的方法估计输出参数和 Ψ 便能得到性能各异的算法. 如基于 Gram-Charlier 扩展形式和基

于核的概率密度函数估计, 基于最小均方根的直接估计, 基于非线性函数导数的互信息准则参数化方法, 间歇式估计和信息最小化的参数估计^[18]. 采用基于 Gram-Charlier 扩展形式的估计得

$$\Psi_i = \frac{E[y_i^4] - 1}{-2} y_i + \frac{E[y_i^4] - 3}{6} y_i^3. \quad (12)$$

将式(12)代入(11), 得

$$\begin{aligned} \frac{\partial I(Y)}{\partial W} = & \frac{-E[(\Psi_1, \Psi_2)^T V^T] - [W^T]^{-1}}{\sqrt{H(y_1) \times H(y_2)}} - \frac{I(Y)}{2} \times B. \quad (13) \end{aligned}$$

其中

$$B = -E \left[\begin{pmatrix} \Psi_1^T v_1 / H(y_1) & \Psi_1^T v_2 / H(y_1) \\ \Psi_2^T v_1 / H(y_2) & \Psi_2^T v_2 / H(y_2) \end{pmatrix} \right].$$

由此可得 W 迭代公式为

$$\begin{aligned} W(t+1) = & W(t) + \frac{\eta(t) I(Y)}{2} \times B \times W(t)^T W(t) - \\ & \eta(t) \frac{-E[(\Psi_1, \Psi_2)^T V^T] - I}{\sqrt{H(y_1) \times H(y_2)}} W(t). \quad (14) \end{aligned}$$

4.2 非线性映射算法

非线性映射算法就是寻找求解非线性混叠的参数化可逆非线性映射 $g(\theta, x)$, θ 表示待估计参数, 将含 θ 的代价函数作为独立性测度进行学习优化. 利用最陡下降搜索算法定义 θ 的迭代公式为

$$\theta_k(t+1) = \theta_k(t) - \eta(t) \frac{\partial I(Y)}{\partial \theta_k} \theta_k^2. \quad (15)$$

其中 $I(Y)$ 对参数 θ 的导数为^[9]

$$\begin{cases} \frac{\partial H(y_1, y_2)}{\partial \theta_k} = -E \left\{ \frac{\partial \lg |g_k'|}{\partial \theta_k} \right\}, \\ \frac{\partial H(y_i)}{\partial \theta_k} = -E \left\{ \Psi_i^T w_{ik} \frac{\partial g_k}{\partial \theta_k} \right\}, \end{cases} \quad (16)$$

其中 $g_k' = dg_k(\theta_k, x_k) / d\theta_k$, $k = 1, 2$. 该估计方程依赖于非线性映射 $dg_k(\theta_k, x_k)$ 的 θ_k 参数估计.

将式(16)代入(9), 得

$$\begin{aligned} \frac{\partial I(Y)}{\partial \theta_k} = & \frac{-E \left\{ \frac{\partial \lg |g_k'|}{\partial \theta_k} \right\} - E \left\{ \left(\sum_{i=1}^2 \Psi_i^T w_{ik} \right) \frac{\partial g_k}{\partial \theta_k} \right\}}{\sqrt{H(y_1) \times H(y_2)}} - \\ & \frac{I(Y)}{2} \times B'. \quad (17) \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} B' = & -E \left[\Psi_1^T w_{1k} \frac{\partial g_k}{\partial \theta_k} / H(y_1) + \Psi_2^T w_{2k} \frac{\partial g_k}{\partial \theta_k} / H(y_2) \right]. \end{aligned}$$

若不对 $g_k(\theta_k, x_k)$ 作任何限制, 则解函数(解混叠模型)不能给出有关信号源的任何信息(除输出分量相互独立这一信息外), 即无法分离. 因此, PNL 盲信

号分离方法通常是给定 $g_k(\theta_k, x_k)$ 的形式后再进行线性 BBS 求解. 令非线性函数为双曲正切函数, 即

$$\begin{cases} f_1(u) = \tan h(u), \\ f_2(u) = \tan h(0.8u). \end{cases}$$

对此, 给定 $g_k(u) = -u + \theta_k u^3$, 则由式 (17) 可得

$$\frac{\partial I(Y)}{\partial \theta_k} = \frac{-E\left\{\left(\sum_{i=1}^n \Psi_i^T w_{ik}\right) x_k^3\right\}}{\sqrt{H(y_1) \times H(y_2)}} - \frac{I(Y)}{2} E[\Psi_1^T w_{1k} x_k^3 / H(y_1) + \Psi_2^T w_{2k} x_k^3 / H(y_2)]. \quad (18)$$

4.3 算法分析

由式 (14) 和 (18) 中的分离矩阵 W 与非线性映射参数 θ 的迭代公式便可以组成完整的基于广义相关系数的非线性 BSS 算法. 此外, 基于 MMI 算法的 W 和 θ_k 的迭代公式为

$$\begin{cases} W(t+1) = \\ W(t) + \eta(t)\{E[(\Psi_1, \Psi_2)^T Y^T] + I\}W(t), \\ \theta_k(t+1) = \\ \theta_k(t) + \eta(t)\left\{E\left\{\left(\sum_{i=1}^n \Psi_i^T w_{ik}\right) x_k^3\right\}\right\} \theta_k^2. \end{cases} \quad (19)$$

通过比较广义相关系数和互信息算法可知:

1) 广义相关系数算法与互信息算法本质上相同. 互信息对比函数的值介于 $0 \sim +\infty$ 之间, 广义相关系数对比函数中增加了分母项 $\sqrt{H(y_1) \times H(y_2)}$, 使得函数值介于 $0 \sim 1$ 之间, 实现了归一化. 广义相关系数就是互信息的相对值, 算法收敛更快, 不受输出互信息绝对大小的影响.

2) 在 W 和 θ_k 的迭代公式中, 除主迭代项外, 还分别增加了 B 和 B' 与归一化互信息的乘积, 从而可进一步加快迭代的收敛.

3) B 和 B' 与输出熵 $H(y_1), H(y_2)$ 有关, 而且在主迭代项中增加了分母项, 从而加大了输出信息对迭代的影响力, 进一步减小了迭代误差.

4) 广义相关系数能定量分析输出信号的线性和非线性相关且不受信号具体分布的影响, 因此不仅可用于 MMI, 还可研究将其应用于其他非线性 BSS 独立性测度, 从而可以拓展传统的基于 MMI 的算法.

5 算法仿真

为比较互信息算法和广义相关系数算法对不同信号的适应性, 选用两种组合: 亚高斯信号-超高斯信号组合 (亚-超组合) 和超高斯信号-超高斯信号组合 (超-超组合).

按工程上常用的亚高斯信号、超高斯信号及噪声信号, 选择均值为 1, 方差为 3 的高斯白噪声作为加

性噪声. 亚-超组合中 $s_1(t) = \sin(800 \times t) \times \sin(600 \times t)$ 与 $s_2(t) = [(\text{rem}(1000t, 23) - 11) / 9]^2$ 混合 ($\text{rem}(\cdot)$ 表示 Matlab 中求余数的函数). 线性混合矩阵 (随机生成) $A = \begin{bmatrix} 0.9950 & 0.2573 \\ 0.5449 & 0.8522 \end{bmatrix}$. 在 Matlab 中编写时间序列样本熵和联合熵函数, 求得 $H(y_1), H(y_2)$ 和 $H(y_1, y_2)$ 的值, 将值带入 W 和 θ_k 迭代公式进行广义相关系数算法仿真. 步长为 5×10^{-4} , 迭代 200 步.

采用分离信号和信号源的相似系数 P 作为评价算法分离效果的指标^[7], 其中

$$P = 2 - \sum_{i=1}^2 |\rho_i|,$$

$$\rho_i = \frac{E[(s_i - E[s_i])^T \times (y_i - E[y_i])]}{\sqrt{E[|s_i - E[s_i]|^2] E[|y_i - E[y_i]|^2]}}.$$

当 $y_i = c \times s_i$ 时, $\rho_i = 1$, 即允许盲分离在幅度上存在差异, 此时 $P = 0$, 分离效果最好; 当 y_i 与 s_i 相互独立时, $P = 2$, 分离效果最差.

为定量评价两种算法分离的稳定性, 引入信噪比指标

$$\text{SNR} =$$

$$10 \times \lg \left(\frac{\sum_i E[(s_i)^T s_i]}{\sum_i E[(n_i)^T n_i]} \right).$$

改变噪声的幅值, 得到在不同的信噪比下两种算法的分离相似系数 P . 信噪比越小且 P 越小, 表明算法越稳定. 亚-超组合中两种算法的稳定性数据如表 1 所示, 稳定性曲线如图 2 所示.

表 1 亚-超组合中两种算法的稳定性数据

信噪比 SNR/dB	分离指标 P	
	互信息	广义相关系数
18.208 2	0.490 9	0.131 8
16.270 0	0.501 1	0.156 3
14.686 4	0.527 5	0.182 6
13.347 5	0.590 9	0.215 7
12.187 6	0.769 5	0.333 5
11.164 6	0.890 7	0.442 2
10.249 4	0.900 8	0.450 9
9.421 6	0.899 1	0.469 1
8.665 8	0.897 5	0.488 1
7.970 6	0.897 2	0.515 1
7.326 9	0.898 5	0.526 8
6.727 6	0.901 7	0.549 3
6.167 0	0.906 6	0.572 7
5.640 5	0.913 2	0.625 8

为比较两种算法分离的效率, 引入学习曲线. 在相同信噪比的情况下, 比较两种算法每一步迭代的 P 值, 即学习曲线. P 下降越快, 表明算法收敛越快. 信噪比为 30.249 4 时, 亚-超组合中两种算法的学习曲线如图 3 所示.

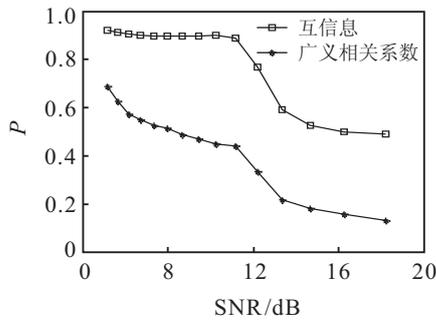


图2 亚-超组合中两种算法的稳定性曲线

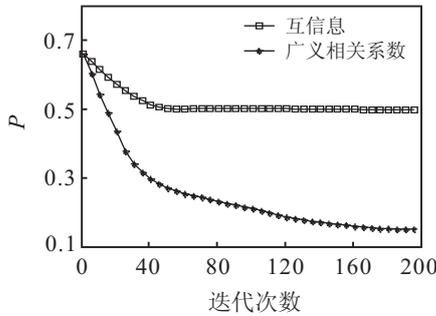


图3 亚-超组合中两种算法的学习曲线

由表1和图2可以看出, 广义相关系数的 P 值明显小于互信息, 信噪比增加了2.23倍, P 值减小79%, 而互信息的 P 值仅减小了46%。由图3可知, 广义相关系数的学习曲线更陡, 迭代200步的 P 值明显小于互信息。

超-超组合中, 两路语音信号(计算机系统自带的语音文件: laser.wav 和 whoosh.wav)混合, 稳定性数据如表2所示, 稳定性曲线见图4。信噪比为24.1817时, 超-超组合的学习曲线如图5所示。

表2 超-超组合中两种算法的稳定性数据

信噪比 SNR/dB	分离指标 P	
	互信息	广义相关系数
12.140 5	0.363 9	0.345 5
10.202 3	0.422 7	0.350 5
8.618 6	0.488 7	0.366 9
7.279 7	0.523 4	0.399 8
6.119 9	0.530 9	0.439 5
5.096 8	0.538 2	0.476 2
4.181 7	0.550 0	0.507 9
3.353 8	0.565 8	0.537 0

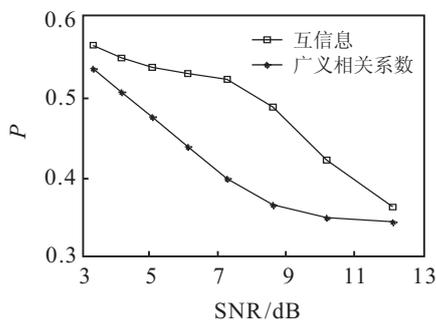


图4 超-超组合中两种算法的稳定性曲线

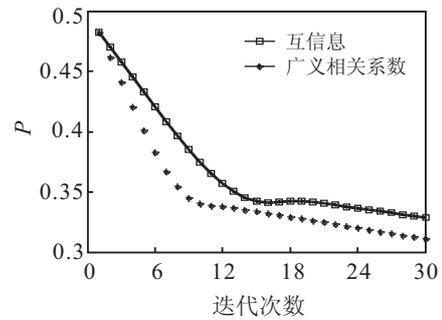


图5 超-超组合中两种算法的学习曲线

由表2和图4可以看出, 信噪比增加了2.5倍, 相似系数 P 减小36%, 与互信息的相近。由图5可以看出, 广义相关系数算法的 P 值较小。

由图2和图4可以看出, 在相同的信噪比条件下, 对于广义相关系数算法, 亚-超组合的 P 值略大于超-超组合; 对于互信息算法, 亚-超组合的 P 值明显大于超-超组合。由图3和图5可以看出, 广义相关系数法分离超-超高斯混合信号需迭代30步, 而亚-超组合约需40步才能达到相同的 P 值; 对于互信息算法, 亚-超组合在整个迭代过程中的 P 值明显大于超-超组合。

以上仿真结果表明:

- 1) 选取后非线性混叠模型, 基于广义相关系数的独立性测度能有效分离混叠信号。
- 2) 选取 Gram-Charlier 扩展形式估计输出参数并获取评价几率函数, 结合最陡下降法获得的分离矩阵和参数化可逆非线性映射算法迭代公式是合理的。
- 3) 对于亚-超高斯信号后非线性混叠含噪 BSS, 广义相关系数算法明显优于互信息算法, 稳定性更好。与互信息算法相比, 广义相关系数算法的收敛速度较快。
- 4) 对于超-超高斯信号后非线性混叠含噪 BSS, 广义相关系数算法和互信息算法的稳定性和收敛速度均优于亚-超高斯混合信号, 而且广义相关系数算法优于互信息算法。
- 5) 可利用广义相关系数定量分析分离信号之间的非线性相关度, 进一步研究应用于其他非线性 BSS。

6 结 论

本文提出的将广义相关系数作为独立性测度用于 BSS 是在 MMI 算法基础上的改进。广义相关系数具有传统互信息不具备的归一化特征, 因而能够定量分析变量间的非线性相关, 而且在 BSS 中具有收敛快、稳定性好的特点, 值得深入研究。本文基于后非线性混叠含噪 BSS 模型, 选取 Gram-Charlier 扩展形式估计输出参数并获取评价几率函数, 结合最陡下降搜索给出了基于广义相关系数的 BSS 算法。通过算法仿真验证了广义相关系数算法优于互信息算法, 而且与亚-超高斯混合信号相比, 广义相关系数算法对超-超

高斯混合信号的分离更具优势.

目前关于将广义相关系数用于非线性 BSS 的研究较少,可进一步在以下几方面展开深入研究:研究广义相关系数在更接近真实环境的多通道复杂信号及其混叠情况下的分离性能;研究广义相关系数算法本身的收敛性、渐近稳定性和鲁棒性及其影响因素;由于广义相关系数不唯一,可研究新的广义相关系数模型,以改善算法性能,加快算法收敛.

参考文献(References)

- [1] Yi Qingming. Blind source separation by weighted K -means clustering[J]. *J of Systems Engineering and Electronics*, 2008, 19(5): 882-887.
- [2] Jutten C, Karhunen J. Advances in nonlinear blind source separation[C]. *Proc of 4th Int Symposium on ICA and BSS(ICA2003)*. Nara, 2003: 245-256.
- [3] Haritopoulos M, Yin H, Allison N. Image denoising using self-organizing map-based nonlinear independent component analysis[J]. *Neural Networks*, 2002, 15(8/9): 1085-1098.
- [4] 冯健,付兴龙,刘浩达,等.非线性盲源分离算法研究[J]. *中国科技论文在线*, 2009, 4(1): 5-10.
(Feng J, Fu X L, Liu H D, et al. Algorithms research on nonlinear blind source separation[J]. *Sciencepaper Online*, 2009, 4(1): 5-10.)
- [5] 刘璐,何振亚.盲源分离何盲反卷积[J]. *电子学报*, 2002, 30(4): 570-576.
(Liu J, He Z Y. A survey of blind source separation and blind deconvolution[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(4): 570-576.)
- [6] 陶涛,黄高明,赵治华.后非线性混叠信号盲源分离算法综述[J]. *控制与决策*, 2010, 25(8): 1121-1128.
(Tao T, Huang G M, Zhao Z H. Survey on blind source separation algorithms for post-nonlinear mixtures[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(8): 1121-1128.)
- [7] Wei C, Woo W L, Dlay S S. Nonlinear underdetermined blind signal separation using Bayesian neural network approach[C]. *Digital Signal Processing*. Orlando: Academic Press, 2007: 50-68.
- [8] 胡永宏.一种广义相关系数[J]. *统计与信息论坛*, 1997 (1): 20-23.
(Hu Y H. A kind of generalized correlation coefficient[J]. *Statistics and Information Tribune*, 1997(1): 20-23.)
- [9] Nelsen N B. An introduction to copulas, lectures notes in statistics[M]. New York: Springer Verlag, 1998: 129-139.
- [10] 张尧庭.关于度量变量之间的相关程度[J]. *上海财经大学学报*, 1999, 11(2): 60-63.
(Zhang Y T. How to measure the correlation among random variables[J]. *J of Shanghai University of Finance and Economics*, 1999, 11(2): 60-63.)
- [11] Kullback S. Information theory and statistics[M]. John Wiley & Sons Inc, 1999: 180-200.
- [12] 丁晶,王文圣,赵永龙.以互信息为基础的广义相关系数[J]. *四川大学学报:工程科学版*, 2002, 34(3): 1-5.
(Ding J, Wang W S, Zhao Y L. General correlation coefficient between variables based on mutual information[J]. *J of Sichuan University: Engineering Science Edition*, 2002, 34(3): 1-5.)
- [13] 丁勇.平均互信息的可加性和广义相关系数不等式[J]. *工程数学学报*, 2007, 24(2): 282-286.
(Ding Y. Additivity of average mutual communication and the inequality for general correlation coefficients[J]. *J of Engineering Mathematics*, 2007, 24(2): 282-286.)
- [14] Covalin A, Edgerton V R, Tillakaratne N, et al. A nonlinear quantitative method for assessing locomotor performance[C]. *Proc of the 25th Annual Int Conf of the IEEE EMBS*. Cancun, 2003: 1986-1989.
- [15] Darbellay G A. The mutual information as a measure of statistical dependence[C]. *International Symposium on Information Theory(ISIT)*. Ulm, 1997: 405.
- [16] Achard S, Pham D-T, Jutten C. Criteria based on mutual information minimization for blind source separation in post nonlinear mixtures[J]. *Signal Processing*, 2005, 85(1): 965-974.
- [17] Mansour A, Barros A K, Ohnishi N. Blind separation of sources methods, assumptions and applications[J]. *Iceittrans Fundamentals*, 2000, E83-A(8): 1498-1509.
- [18] Zadeh M B, Jutten C A. General approach for mutual information minimization and its application to blind source separation[J]. *Signal Processing*, 2005, 85(1): 975-995.