

文章编号: 1001-0920(2013)07-0972-06

基于 WKGV-KICA 的盲源信号分离算法

李 军, 郭 琳

(兰州交通大学 自动化与电气工程学院, 兰州 730070)

摘 要: 基于核学习的非线性映射能力, 提出一种小波核广义方差的核独立成分分析算法 WKGV-KICA. 小波核函数具有近似正交, 适用于信号局部分析的优点. 与互信息相联系, 将核广义方差作为对比函数对统计独立性进行衡量, 可以获得理想的数学特性. 将该算法应用于宽范围的盲源分离问题的实例中, 并与现有算法进行了比较. 实验结果表明, WKGV-KICA 算法在同等条件下的分离精度更高, 而且性能更好.

关键词: 盲源信号分离; 核独立成分分析; 核广义方差; 小波核

中图分类号: TN911

文献标志码: A

Blind source separation algorithm based on WKGV-KICA algorithm

LI Jun, GUO Lin

(School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China.

Correspondent: LI Jun, E-mail: lijun691201@mail.lzjtu.cn)

Abstract: Based on the nonlinear mapping ability of kernel learning, an algorithm of kernel independent component analysis based on wavelet kernel generalized variance(WKGV-KICA) is proposed. The wavelet kernel which is characterized by approximate orthogonality has the advantage in local signal analysis. Related to mutual information theory, the contrast function defined by kernel generalized variance(KGV) has desirable mathematical properties as the measure of statistical independence. The algorithm is applied to wide-ranging blind source separation problems and compared with existing algorithms. Experimental results show that WKGV-KICA algorithm can achieve higher separation accuracy and better properties under the same condition.

Key words: blind source separation(BSS); kernel independent component analysis(KICA); kernel generalized variance (KGV); wavelet kernel

0 引 言

盲源信号分离(BSS)^[1-2]是指仅从若干观测到的信号中恢复出原本无法通过观测直接获取的原始信号的过程. BSS 发展至今, 已衍生出许多不同的求解方法, 其中最重要的是独立成分分析(ICA)^[3-5].

在解决大规模、非参数分类和回归问题方面, 核学习方法已成为重要的计算工具. ICA 作为一种半参数模型, 具有强非参数的特点, 求解的关键在于特定非线性经验对比函数的选取^[3], 而现有的算法在这方面往往具有一定的局限性. 核学习方法将对比函数延伸至再生核希尔伯特空间进行求解, 增强了对非线性问题的求解能力, 由于其具有灵活的非参数特点, 在 BSS 问题求解中可获得更加精确、鲁棒性的结果.

与互信息相联系, 核广义方差(KGV)的核独立

成分分析(KICA)算法^[6]利用广义方差的形式对广义特征值的全局谱进行分析, 基于核的学习方法提出了一种新的 ICA 对比函数, 而且不同核函数类型的选取将影响核学习方法性能的优劣. 与常规核函数相比, 多维张量积小波核函数是正交或近似正交的, 具有小波信号拥有的多分辨分析和特征提取的优点^[7], 考虑将小波核函数引入 KICA, 可以进一步改进算法的性能. 为此, 本文通过构造平移不变小波核函数, 并结合 KGV 提出一种小波核广义方差 WKGV-KICA 算法. 将 WKGV-KICA 算法应用于复杂的非线性盲源信号分离问题, 并与现有的 ICA 算法、基于常规核函数的 KICA 算法进行性能比较, 以验证 WKGV-KICA 算法的有效性.

收稿日期: 2012-04-09; 修回日期: 2012-09-07.

基金项目: 甘肃省财政厅基本业务费项目(620026); 甘肃省硕导项目(1104-09).

作者简介: 李军(1969-), 男, 教授, 博士, 从事计算智能、机器学习、系统建模控制等研究; 郭琳(1986-), 男, 硕士生, 从事模式识别、机器学习的研究.

1 基于小波核广义方差的KICA算法

1.1 核广义方差

KICA中对于随机变量相似性的评价标准来源于CCA的理论^[6,8]. CCA借助提取成分的思路, 将提取出的典型成分作为变量的综合. 通过衡量典型成分之间的相关性, 从而获取变量之间的相关性. 延伸至特征空间中, 典型成分之间的相关性可以表示为

$$\rho_{\mathcal{F}} = \max_{f_1, f_2 \in \mathcal{F}} \frac{\text{cov}(f_1(x_1), f_2(x_2))}{(\text{var } f_1(x_1))^{1/2}(\text{var } f_2(x_2))^{1/2}} = \max \frac{\alpha_1^T K_1 K_2 \alpha_2}{(\alpha_1^T K_1 K_1 \alpha_1)^{1/2}(\alpha_2^T K_2 K_2 \alpha_2)^{1/2}}. \quad (1)$$

其中: 变量 $f_1(x_1)$ 和 $f_2(x_2)$ 可看作特征映射 $\Phi(x_1)$ 和 $\Phi(x_2)$ 的典型成分, K_1 和 K_2 是其对应的Gram矩阵, α_1 和 α_2 是相应的系数矩阵. 若定义广义特征值 $\lambda = 1 + \rho_{\mathcal{F}}$, 则求解式(1)等价于求解如下广义特征值问题:

$$\begin{bmatrix} K_1^2 & K_1 K_2 \\ K_2 K_1 & K_2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{bmatrix} = (1 + \rho_{\mathcal{F}}) \begin{bmatrix} K_1^2 & 0 \\ 0 & K_2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

简写为 $\mathcal{K}\alpha = \lambda D\alpha$. 寻找特征空间最大相关性的典型成分等价于寻找最大的广义特征值 $\lambda_{\max} = 1 + \rho_{\mathcal{F}_{\max}}$, 这实际上等价于寻找最小的广义特征值 $\lambda_{\min} = 1 - \rho_{\mathcal{F}_{\max}}$.

由互信息^[9]的定义

$$I(x_1, x_2) = \iint p(x_1, x_2) \log \left[\frac{p(x_1, x_2)}{p(x_1)p(x_2)} \right] dx_1 dx_2, \quad (3)$$

能够得到高斯分布的自由变量之间的互信息, 可以写成如下对数形式:

$$I(x_1, x_2) = -\frac{1}{2} \log \left(\frac{\det C}{\det C_{11} \det C_{22}} \right), \quad (4)$$

其中协方差矩阵 $C = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix}$. 在该互信息表达式中, 行列式的比值 $\det C / (\det C_{11} \det C_{22})$ 称为广义方差.

将广义方差延伸至再生核空间进行核化, 可以得到如下的推广形式^[6]:

$$\hat{\delta}_{\mathcal{F}}(K_1, K_2) = \frac{\det K}{\det K_{11} \det K_{22}} = \frac{\det \mathcal{K}}{\det \mathcal{D}}, \quad (5)$$

称为KGV. 由广义特征值的定义和式(2)可以看出, KGV还可以表达为 $\hat{\delta}_{\mathcal{F}} = \prod_i (1 - \rho_i^2)$, $i = 1, 2, \dots, N$.

这表明KGV与KCCA仅考虑最大特征值 $\rho_{\mathcal{F}}$ 不同, 它还考虑了其他特征值, 即对广义特征值的全局谱进行了分析, 因此将高斯变量的互信息与CCA的全谱特征值联系起来, KGV具有理想的数学特性.

基于式(4)高斯变量互信息的形式, 定义KGV形式的对比函数为

$$\hat{I}(K_1, K_2) = -\frac{1}{2} \log \hat{\delta}_{\mathcal{F}}(K_1, K_2) = -\frac{1}{2} \log \prod_i (1 - \rho_i^2). \quad (6)$$

虽然式(6)是由高斯变量的互信息推演得到的, 但由于再生核的特性, 对于原始空间中非高斯变量的互信息度量, 本质上也提供了很好的逼近, 而且当且仅当式(6)等于0时, 源信号向量之间的互信息达到最小, 同时最大的 ρ 趋近于0. 这表明典型成分之间的相关性已经达到最小, 同时它们所代表的源信号向量也最不相干, 从而达到了分离的目的.

1.2 WKGV-KICA算法

KICA算法中的核函数选取对算法的性能有较大影响, 原则上满足Mercer定理的核函数都可以选取, 而现有的KICA算法多采用高斯核函数, 即 $k(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2)$. 小波核函数具有小波信号局部分析、多分辨率分析的优点, 能够以很高的精度逼近任意函数, 而常规核函数不具备这样的优势. 其次, 小波核函数是正交或近似正交的, 而常规核函数是相关甚至冗余的. 因此, 本文算法依据小波核函数强大的非线性逼近能力, 通过构造一类可允许的多维张量积小波核函数, 并结合KGV理论实现了一种新的WKGV-KICA算法.

为构造一种平移不变小波核函数, 不失一般性, 可以选择Morlet母小波 $h_1(\mathbf{x})$ 和Mexican hat母小波 $h_2(\mathbf{x})$ 如下:

$$h_1(\mathbf{x}) = \cos(1.75\|\mathbf{x}\|) \exp(-\|\mathbf{x}\|^2/2), \quad (7)$$

$$h_2(\mathbf{x}) = (1 - \|\mathbf{x}\|^2) \exp(-\|\mathbf{x}\|^2/2). \quad (8)$$

若记尺度因子为 a, σ , 且 $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbf{R}^N$, $x^i, y^i, a, \sigma \in \mathbf{R}$, 则可以证明如下所示的小波核函数是一种可允许的多维张量积的支持向量核函数^[7]:

$$k_1(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \prod_{i=1}^N \left(\left(\cos \frac{1.75(x^i - y^i)}{a} \right) \times \exp \left(-\frac{(x^i - y^i)^2}{2\sigma^2} \right) \right), \quad (9)$$

$$k_2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \prod_{i=1}^N \left(\left(1 - \frac{(x^i - y^i)^2}{a^2} \right) \times \exp \left(-\frac{(x^i - y^i)^2}{2\sigma^2} \right) \right). \quad (10)$$

与高斯核函数相比, 小波核函数增加了一个可调参数 a , 将各维输入通过乘积的形式构成核函数, 体现了其对输入各维进行局部分析的特点, 可调参数体现了小波核函数各维的多分辨率关系.

本文算法的架构如下, 首先给定一组观测数据向量 y^1, y^2, \dots, y^L , 并给出一个参数矩阵 W , 假设 $\tilde{x} = Wy$, 可以得到一组估计的源信号向量 $\tilde{x}^1, \tilde{x}^2, \dots, \tilde{x}^L$, 其 m 个变量服从一组中心化的Gram矩阵 K_1, K_2, \dots, K_m . 由此将式(6)推广至 m 个变量的情况, 依赖于参数矩阵 W 的Gram矩阵构成一个新的对比函数

$$C(W) = \hat{I}(K_1, K_2, \dots, K_m) = -\frac{1}{2} \log \hat{\delta}_{\mathcal{F}}(K_1, K_2, \dots, K_m), \quad (11)$$

其中 $\hat{\delta}_{\mathcal{F}}(K_1, K_2, \dots, K_m) = \det \mathcal{K}' / \det \mathcal{D}'$. 与式(5)相似, $\mathcal{K}', \mathcal{D}'$ 是由 Gram 矩阵构成的分块矩阵. 利用在 Stiefel 流型空间的梯度^[6]

$$\nabla C = \frac{\partial C}{\partial W} - W \left(\frac{\partial C}{\partial W} \right)^T W, \quad (12)$$

借助最小化梯度获取 $C(W)$ 全局最优解对应的参数矩阵 W , 即可分离出原始的独立变量.

给定 L 为采样点数目, m 为源信号向量的数目, 则具体算法如下:

- 1) 对观测数据向量 y^1, \dots, y^L 进行中心化处理;
- 2) 对 y^1, \dots, y^L 进行白化处理;
- 3) 根据估计的源信号向量求取公式 $\tilde{x} = Wy$, 可以得到一组以 W 为变量的估计的源信号向量 $\tilde{x}^1, \dots, \tilde{x}^L$, 并计算中心化的小波核 Gram 矩阵 K_1, \dots, K_m ;
- 4) 计算 $\hat{\delta}_{\mathcal{F}}(K_1, K_2, \dots, K_m) = \det \mathcal{K}' / \det \mathcal{D}'$;
- 5) 利用式(11)的 $C(W)$ 定义, 结合式(12)的梯度算法, 通过全局最优 $C(W)$ 获取参数矩阵 W , 从而实现所需的源信号分离.

由于 Gram 的谱衰减较慢, 且高维的核矩阵会带来计算的复杂性, 在算法的具体实现过程中, 若直接针对高维 Gram 矩阵进行求解, 则其计算复杂度为 $O(m^3 L^3)$. 为解决这一问题, 使用不完整的 Cholesky 分解算法, 以实现核 Gram 矩阵的低秩逼近. 若对小波核矩阵进行低秩逼近时最大秩为 M , 则在 WKGV-KICA 算法中 WKGV 的计算复杂度为 $O(m^2 M^2 L + m^3 M^3)$, 因为 L 远大于 mM , 所以后一项可以忽略, Stiefel 流型空间梯度微分计算复杂度为 $O(m^2 M^2 L)$. 可以看出, 算法时间复杂度与采样点数目 L 成线性关系, 明显降低了高维核矩阵的求解难度.

2 盲源信号分离实验

下面应用所提出的 WKGV-KICA 算法对混合语音信号分离、图像恢复和理解及生物医电信号 ECG 检测进行盲源信号分离实验. 为了评价算法的性能, 与现有 ICA 算法及基于常规核函数的 KCCA-KICA、KGV-KICA 算法进行比较, 用于对比的核函数采用多项式核函数 $k(x, y) = (1 + xy)^d$ 和高斯核函数 $k(x, y) = e^{-\|x-y\|^2/2\sigma^2}$.

算法的评价指标如下:

- 1) 相关系数. 根据 ICA 的定义 $y = Ax$, 设 x_i 为源信号矢量 x 中的第 i 个源信号, \tilde{x} 为 x 的估计, 而 \tilde{x}_j 为估计的源信号 \tilde{x} 中的第 j 个分量, 则 x_i 与其估计 \tilde{x}_j 之间的相关系数为 $\rho_{ij} = \frac{\text{cov}(x_i, \tilde{x}_j)}{\sqrt{\text{cov}(x_i, x_i)\text{cov}(\tilde{x}_j, \tilde{x}_j)}}$. 当分离效果较好时, $|\rho_{ij}| \approx 1$.
- 2) 性能指数

PI =

$$\frac{1}{2m} \left\{ \sum_{i=1}^m \left(\frac{\sum_{j=1}^m |v_{ij}|}{\max_k |v_{ik}|} - 1 \right) + \sum_{j=1}^m \left(\frac{\sum_{i=1}^m |v_{ij}|}{\max_k |v_{kj}|} - 1 \right) \right\},$$

其中 v_{ij} 为矩阵 $V = WA$ 第 i 行第 j 列的元素. PI 越接近 0, 分离效果越好.

2.1 混合语音信号分离

考虑在一个典型房间内通过麦克风阵列采集信号并进行混合语音分离的应用问题. 实验数据取自 NTT 通信科学实验室在网络中公开的用于学习和测试的标准语音信号数据集^[10]. 选取的 4 段男女语音信号的采样时间长度为 7 s, 采样频率为 8 000 Hz, 采样点个数 $L = 56 000$, 用随机的 4×4 矩阵描述每个麦克风与交谈者之间的距离信息.

在实验中, 借助交叉验证的方法, 多项式核函数和高斯核函数的超参数分别取为 $d = 3, \sigma = 1$ 时, KICA 算法的分离效果较好. 表 1 给出了在较优的一组超参数条件下, 即 Morlet 小波核函数超参数为 $\sigma = a = 1.6$, Mexican hat 小波核函数超参数为 $\sigma = a = 2.6$ 时的算法性能比较. 由表 1 可以看出, WKGV-KICA 算法的性能最好, 其 PI 超过基于常规核函数的 KICA 算法一个数量级.

表 1 WKGV-KICA 算法与其他算法的性能参数比较

算法	相关系数	PI
最大化峭度的 ICA 算法	0.957 4	0.032 5
最大化负熵的 ICA 算法	0.957 6	0.024 8
最大似然估计的 ICA 算法	0.957 1	0.041 7
Poly-KCCA-KICA	0.998 5	0.046 5
Poly-KGV-KICA	0.999 0	0.019 3
Gauss-KCCA-KICA	0.999 5	0.018 1
Gauss-KGV-KICA	0.999 8	0.010 5
Morlet-WKGV-KICA	0.999 9	0.005 2
Mexican hat-WKGV-KICA	0.999 9	0.004 0

另外, 多次实验结果表明, 小波核函数的尺度因子 a 在 0.1 ~ 10 之间, 超参数 σ 在 0.8 ~ 5 之间调整时, WKGV-KICA 算法均能取得较好的分离效果, 显示出所提出的算法具有良好的鲁棒性.

在算法的实现中, 采用不完整 Cholesky 分解算法将高维核 Gram 矩阵的秩逼近至 $M = 5$ 时, 显著降低了时间复杂度. 采用 WKGV-KICA 算法及其他各种算法对混合语音信号实施盲源分离的效果如图 1 所示.

2.2 图像恢复和理解

实验数据来源于文献[3]. 选取 3 张灰度图像, 其分辨率为 512×256 . 在图像中混入高斯白噪声以增加图像恢复的难度, 混合矩阵 A 取随机的 3×3 矩阵. 在实验中, 借助交叉验证的方法, 多项式核函数和高斯核函数的超参数选取同 2.1 节.

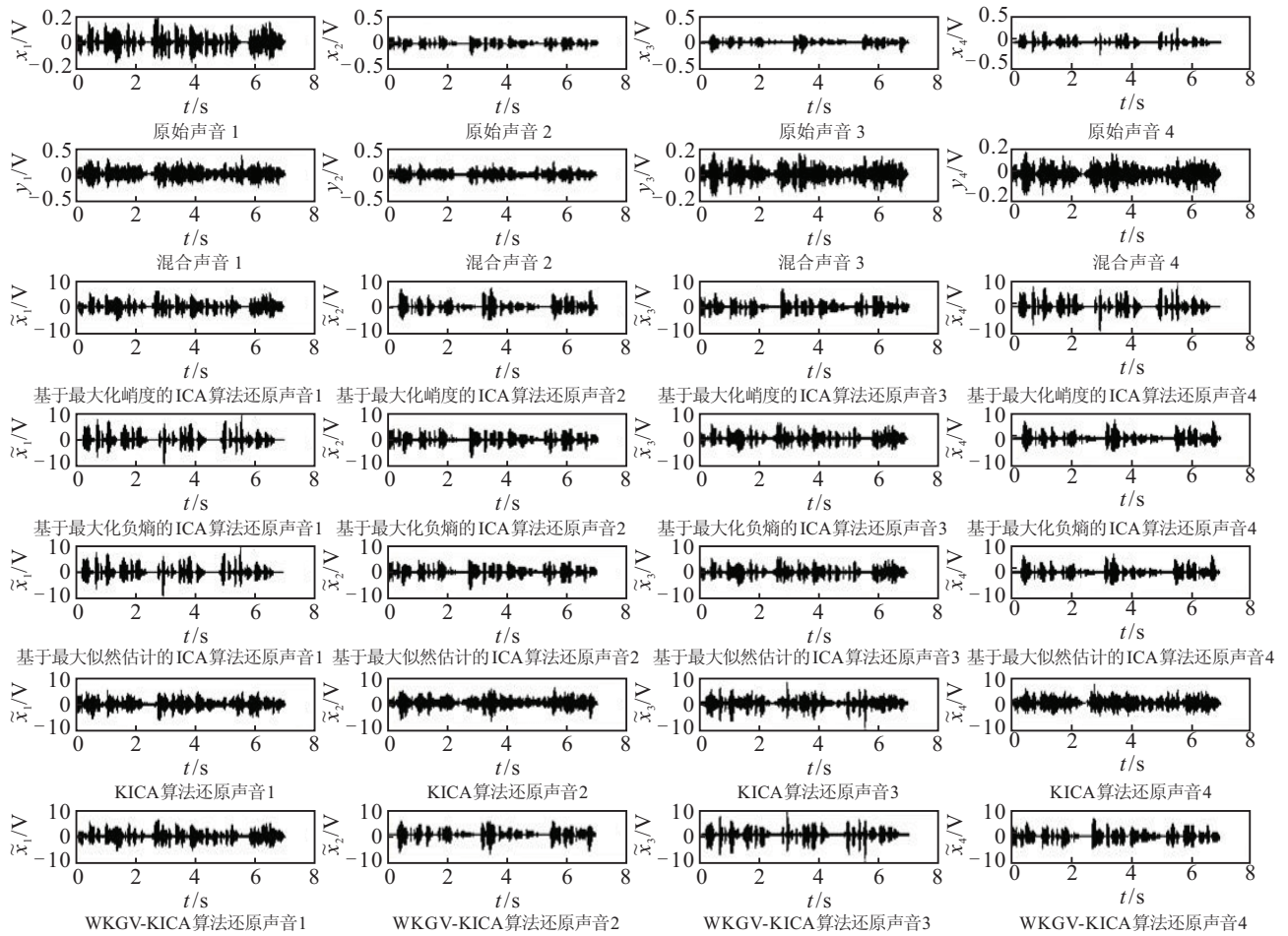


图1 混合语音信号盲源信号分离效果图

在较优的一组超参数条件下,即 Morlet 小波核函数超参数为 $\sigma = a = 1.6$, Mexican hat 小波核函数超参数为 $\sigma = a = 2.6$ 时的算法性能比较如表 2 所示. 由表 2 可以看出, ICA 算法对图像的恢复性能较差. 采用常规核函数的 KICA 算法将问题映射到特征空间进行求解,在一定程度上提高了分离精度. 与之相比, WKGV-KICA 算法的性能最好,小波核函数近似正交的优势使得算法的性能得到进一步改善,对图像的恢复效果优于基于常规核函数的 KICA 算法以及各种 ICA 算法.

表2 WKGV-KICA 算法与其他算法的性能参数比较

算法	相关系数	PI
最大化峭度的 ICA 算法	0.928 9	0.085 0
最大化负熵的 ICA 算法	0.924 6	0.093 4
最大似然估计的 ICA 算法	0.928 9	0.084 9
Poly-KCCA-KICA	0.939 0	0.049 0
Poly-KGV-KICA	0.937 3	0.029 6
Gauss-KCCA-KICA	0.940 7	0.045 2
Gauss-KGV-KICA	0.949 2	0.025 1
Morlet-WKGV-KICA	0.963 4	0.016 8
Mexican hat-WKGV-KICA	0.969 8	0.016 3

另外,多次实验结果表明,小波核函数的尺度因子 a 在 1~10 之间,超参数 σ 在 1.0~3.5 之间调整时,

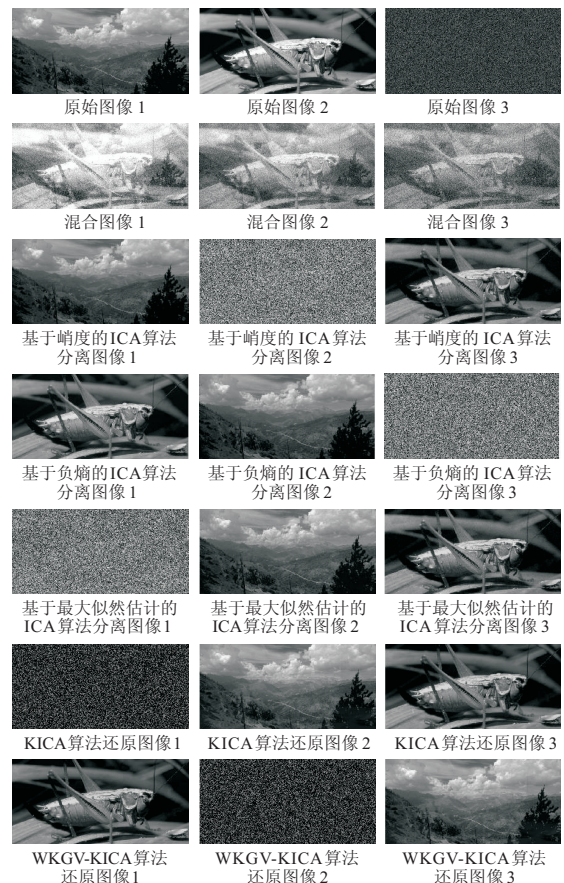


图2 混合图像信号盲源信号分离效果图

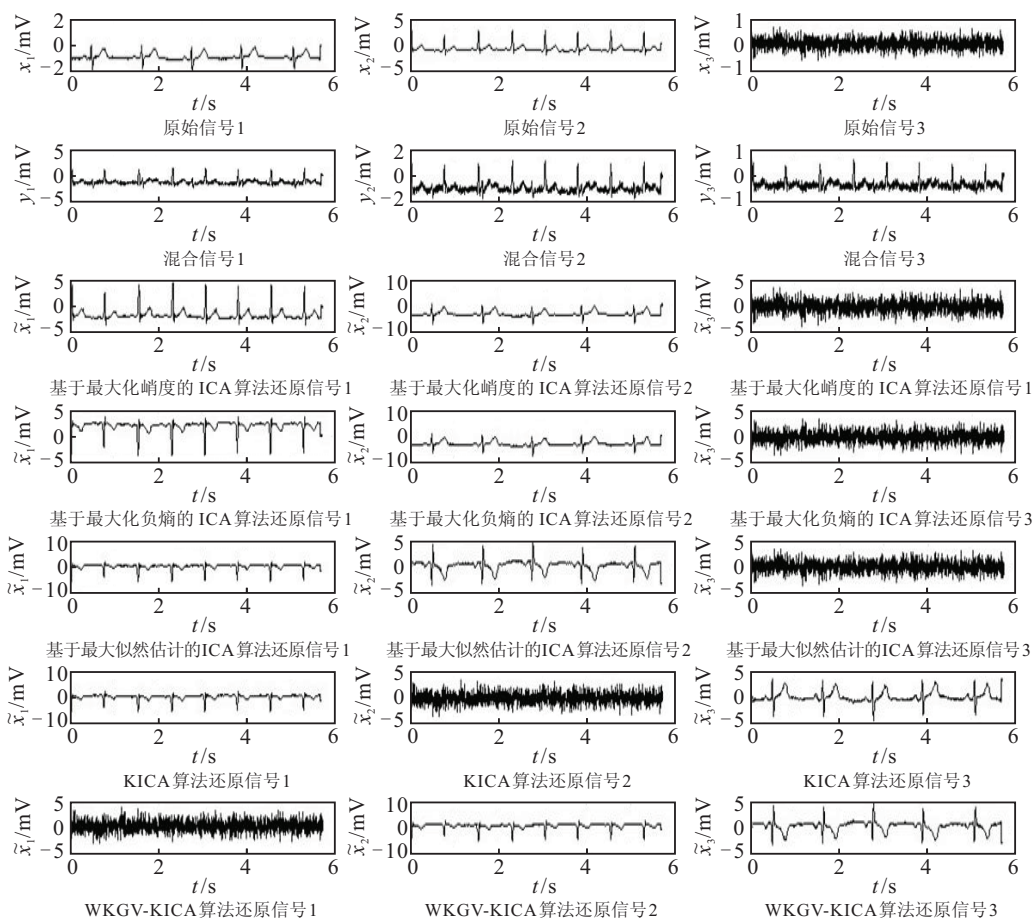


图3 混合心电图信号盲源信号分离效果图

对图像的恢复性能均很理想, 显示出所提出的算法具有良好的鲁棒性.

具体实现中, 采用不完整 Cholesky 分解算法将高维核 Gram 矩阵的秩逼近至 $M = 4$ 时, 显著降低了时间复杂度. 采用 WKGV-KICA 算法及其他各种算法对混合图像信号实施盲源分离的效果如图 2 所示.

2.3 生物医电信号 ECG 检测

实验数据来源于 MIT-BIH 在网络中公开的非侵入性胎儿心电图信号数据集^[11]. 利用该数据集模拟孕妇体外获取胎儿心电图信号的过程, 心电信号与干扰信号的混合矩阵 A 取随机的 3×3 矩阵.

在实验中, 借助交叉验证的方法, 多项式核函数与高斯核函数的超参数选取同 2.1 节. 表 3 给出了在较优的一组超参数条件下, 即 Morlet 小波核函数超参数为 $\sigma = a = 1.6$, Mexican hat 小波核函数超参数为 $\sigma = a = 2.6$ 时的算法性能比较. 由表 3 可以看出, 基于高斯核函数的 KICA 算法对心电图信号分离的效果相比 ICA 算法具有明显改进, 而使用 Morlet 小波核和 Mexican hat 小波核的 WKGV-KICA 算法的性能更好. WKGV-KICA 算法对胎儿心电图信号的还原效果明显优于基于常规核函数的 KICA 算法以及各种 ICA 算法, 能够为临床诊断提供帮助.

表3 WKGV-KICA 算法与其他算法的性能参数比较

算法	相关系数	PI
最大化峭度的 ICA 算法	0.857 8	0.058 6
最大化负熵的 ICA 算法	0.878 4	0.069 8
最大似然估计的 ICA 算法	0.857 8	0.058 6
Poly-KCCA-KICA	0.993 1	0.051 8
Poly-KGV-KICA	0.999 1	0.038 0
Gauss-KCCA-KICA	0.999 4	0.047 2
Gauss-KGV-KICA	0.999 6	0.022 1
Morlet-WKGV-KICA	0.999 8	0.018 1
Mexican hat-WKGV-KICA	0.999 8	0.017 5

另外, 多次实验结果表明, 小波核函数的尺度因子 a 在 $0.5 \sim 3.0$ 之间调整, 超参数 σ 在 $1.2 \sim 3.0$ 之间调整时, 同样能取得较好的分离效果, 显示出所提出的算法具有良好的鲁棒性.

在算法实现中, 利用不完整 Cholesky 分解算法将高维核 Gram 矩阵的秩逼近至 $M = 4$ 时, 显著降低了时间复杂度. 采用 WKGV-KICA 算法及其他各种算法对心电图信号实施盲源分离的效果如图 3 所示.

3 结 论

本文基于核学习强大的非线性映射能力, 提出了一种 WKGV-KICA 算法. 引入了 Morlet 和 Mexican-hat 两种小波核函数, 进一步提高了 KICA 算法的性能. 在展现非线性特性的核函数选择上, WKGV-KICA 通过

构造多维张量积小波核函数, 保持了小波函数近似正交及多分辨率的优点. 最后通过3个不同领域的非线性盲源信号分离实验, 验证了WKGV-KICA算法的有效性. WKGV-KICA算法作为ICA和KICA算法的改进与延伸, 为非线性盲源信号的分离提供了一条新的有效途径.

参考文献(References)

- [1] 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.)
- [2] Wen Xinling, Chen Yu. Research of blind source separation on the speech signal based on natural gradient method[J]. Information Technology J, 2012, 11(3): 372-375.
- [3] Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E. Independent component analysis[M]. New York: John Wiley and Sons, 2001: 147-227.
- [4] Gutch H W, Gruber P, Yeredor A, et al. ICA over finite fields—Separability and algorithms[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2012, 92(8): 1796-1808.
- [5] Reyhani N, Ylipaavalniemi J, Vigario R, et al. Consistency and asymptotic normality of FastICA and bootstrap FastICA[J]. Signal Processing, 2012, 92(8): 1767-1778.
- [6] Bach F R, Jordan M I. Kernel independent component analysis[J]. J of Machine Learning Research, 2002, 3: 1-48.
- [7] 李军, 董海鹰. 基于小波核偏最小二乘回归方法的混沌系统建模研究[J]. 物理学报, 2008, 57(8): 4756-4765.
(Li J, Dong H Y. Modelling of chaotic systems using wavelet kernel partial least squares regression method[J]. Acta Physica Sinica, 2008, 57(8): 4756-4765.)
- [8] Alzate Carlos, Suykens Johan A K. A regularized kernel CCA contrast function for ICA[J]. Neural Networks, 2008, 21(2/3): 170-181.
- [9] Haykin S. Neural network and learning machine[M]. 3rd ed. Canada: Prentice Hall, 2008: 484-541.
- [10] Sawada H. BSS sound demonstration[EB/OL]. (2012-04-06)[2012-09-05]. <http://www.kecl.ntt.co.jp/icl/signal/sawada/demo/bss2to4/index.html>.
- [11] Sober M M. Non-invasive fetal electrocardiogram database[EB/OL]. (2012-04-06)[2012-09-05]. <http://www.physionet.org/physiobank/database/nifecgdb>.
- (上接第971页)
- [29] Wu X L, Liu L, Zhu Q M, et al. U-model-based adaptive control for a class of stochastic non-linear dynamic plants with unknown parameter[J]. Int J of Modelling, Identification and Control, 2011, 13(3): 135-143.
- [30] Ali S S A, Fouad M A, Muhammad S. U-model based adaptive tracking scheme for unknown MIMO bilinear systems[C]. 2006 1st IEEE Conf on Industrial Electronics and Applications. Wuhan: IEEE, 2006: 473-486.
- [31] Muhammad S, Butt N R. U-Model based adaptive IMC for nonlinear dynamic plant[C]. Proc of the 10th IEEE Int Conf on Emerging Technologies & Factory Automation. Catania: IEEE, 2005, 1: 955-959.
- [32] Butt N R, Muhammad S. Adaptive tracking of non-linear dynamic plants, using the U-model[J]. Proc of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: J of Systems and Control Engineering, 2006, 220(3): 473-487.
- [33] Butt N R, Muhammad S. Higher-order neural network based root-solving controller for adaptive tracking of stable nonlinear plant[C]. IEEE Int Conf on Engineering of Intelligent Systems. Islamabad: IEEE, 2006: 22-23.
- [34] Muhammad S, Butt N R. Utilizing higher-order neural networks in U-model based controllers for stable nonlinear plants[J]. Int J of Control, Automation and Systems, 2011, 9(3): 489-496.
- [35] Tahir K, Muhammad S. Innovative inverse control techniques for adaptive tracking of nonlinear dynamic plants[C]. IEEE Int Conf on Engineering of Intelligent Systems. Beijing: IEEE, 2006: 240-245.
- [36] Tahir K, Muhammad S. Adaptive feed-forward control of thermal heating process[J]. IEICE Electronics Express, 2006, 13(9): 184-190.
- [37] Muhammad S, Tahir K. Newton-Raphson based adaptive inverse control scheme for tracking of nonlinear dynamic plants[C]. The 1st Int Symposium on Systems and Control in Aerospace and Astronautics. Harbin: IEEE, 2006: 1339-1343.
- [38] Ali S S A, Fouad M A, Jamil M B. Feedback analysis of U-model via small gain theorem[C]. The 10th WSEAS Int Conf on Automatic Control, Modelling and Simulation. Istanbul: Springer, 2008: 63-68.
- [39] Ali S S A, Fouad M A, Muhammad S, et al. MIMO U-model based control: Real-time tracking control and feedback analysis via small gain theorem[J]. WSEAS Trans on Circuits and Systems, 2008, 7(7): 610-619.
- [40] Chaal H. A chemical reactor benchmark for adaptive control using U-Model and NARMA-L2 techniques[C]. Proc of the 2007 Int Conf on Control, Automation and Systems. Seoul: IEEE, 2007: 2871-2875.