文章编号:1673-1549(2014)03-0025-04

DOI:10.11863/j.suse.2014.03.06

基于小波变换和 KICA 算法的图像盲分离

陈 聪, 杨平先, 方 洋, 何庭杰

(四川理工学院自动化与电子信息学院,四川 自贡 643000)

摘 要:盲源分离技术在污染图像恢复与重构中起着重要的作用。近年来出现了多种盲分离算法, 在无噪声的情况下,KICA(核独立分量分析)的分离方法最好。但在有噪声的情况下,传统的方法对于 有噪混合图像的分离效果不佳。针对这一问题,提出了小波去噪与 KICA 相结合的算法对有噪混合图像 进行去嗓分离。仿真实验结果表明这种方法能有效地降低噪声的影响,能较好地实现了图像的分离。

关键词: 盲源分离; 小波去嗓; KICA 算法 中图分类号: TP391

引言

图像在采集、使用和保存等过程中容易出现噪声污染、信号叠加等退化现象,而这些影响因素往往都是未知的。盲源分离(Blind Source Separation, BSS)就是在影响因素未知的情况下,根据输入的混合图像信号恢复与重构原始图像^[1]。

目前传统的分离方法最要是 ICA(Independent Component Analysis,独立分量分析)方法^[23],这种方法以非 高斯源信号为研究对象,它把各个成分假设是线性独立 的,因此在处理非线性信号方面存在一定的缺陷。文献 [4]的实验仿真结果表明,在无噪声的情况下,传统的分 离方法都有较好的分离效果,但在有噪声的情况下,几 种分离效果都不佳。

在图像去噪方面,小波变换能有效地保持图像的 细节特征,便于图像盲源分离的后续处理。在处理非 线性盲源分离问题方面,新兴的 KICA (Kernel Independent Component Analysis)^[5]算法具有较强的非线性 处理能力。

由于传统的分离方法没有考虑噪声存在的情况,因

此,本文采用小波变换与 KICA 算法相结合来处理有噪 混合图像,并与传统的 ICA 算法进行仿真比较。仿真结 果表明,此方法能较好地分离有噪混合图像。

1 盲源分离问题的描述

文献标志码:A

盲源分离的描述:假设存在 N 个源信号 S(t),其中 $S(t) = \{s_1(t), s_2(t), \dots s_i(t) \dots s_n(t)\}^T$, $i \in [1,n]$,t为 时域中的采样点,并假设各个源信号 $S_i(t)$ 之间相互独 立。当 N 个独立源信号经过某种未知的混合方式与混 合矩阵 A_{mxn} 相混合,便形成了可观测的信号 X(t), $X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_j(t), \dots x_m(t)\}^T$, $j \in [1,m]$ 。 由于源信号的数目未知,所以观测信号数目要大于源信 号数目(即 M > N),盲源分离的数学表示形式:

$$X(t) = AS(t) + n \tag{1}$$

式(1)中, *A*为*m*×*n*的未知混合矩阵, *n*为加性噪声。 在忽略噪声存在的条件下, 盲源分离可表示为:

 $X(t) = AS(t) \tag{2}$

由于源信号 *S*(*t*) 和混合矩阵 *A* 的未知性,想要通 过观测信号 *X*(*t*) 分离源信号 *S*(*t*),就是要寻求一个分 离矩阵 *W*(*t*),然后对观测信号 *X*(*t*) 进行分离,获得源

基金项目:人工智能四川省重点实验室基金项目(2012RYY08)

作者简介:陈聪(1986-),男,四川内江人,硕士生,主要从事图像处理方面的研究,(E-mail)31951234@qq.com

收稿日期: 2014-01-07

信号 S(t) 的近似估计:

 $Y(t) = \{y_1(t), y_2(t), \dots y_n(t)\}^T$

其数学形式:

Y(t) = W(t)X(t)(3)

因此,采用不同的分离矩阵 W(t),可以形成了多种 盲源分离算法。

2 小波变换

小波变换是一种新兴的数学工具^[6],它能够处理时 域和频域中的局部变换,因此小波变换能有效地从信号 中提取有用信息。其基本思想是用一族小波函数系去 表示或逼近信号,通过小波母函数的伸缩与平移产生子 波,并用其变换系数来描述源信号^[7]。

小波函数的表述:

$$C_{\psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\Psi' |(\boldsymbol{\varpi})|^2}{|\boldsymbol{\varpi}|} d\boldsymbol{\omega} < \boldsymbol{\infty}$$
(4)

式(4)中函数 $\psi(t)$ 为小波母函数。小波基函数系 { $\Psi_{a,b}(t)$ }是由函数 $\psi(t)$ 作伸缩和平移变换所得。小 波基函数的性质可表示为:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 \mathrm{d}t < \infty$$
(5)

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\dot{\psi}(\omega)|^2 \omega^{-1} d\omega < \infty$$
 (6)

式(5)与式(6)中,

$$\overset{\wedge}{\psi}(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-j\omega t} \mathrm{d}t \tag{7}$$

正交函数族:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi(\frac{x-b}{a}) \tag{8}$$

式(8)中, a为伸缩系数, b为平移系数, $a,b \in \mathbb{R}^2$ 。

则连续的小波变换为:

$$W_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{C_{\psi}}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi_{a,b} dt$$
(9)

小波逆变换为:

$$f(t) = C^{-1} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_f(a,b) \psi_{a,b} \mathrm{d}a \mathrm{d}b$$
(10)

为了方便计算机对信号的处理,要将小波变换离散 化。当伸缩和平移因子选取 $a = 2^{i}, b = 2^{i}k$,可以得到离 散的二进小波变换:

$$\Psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \Psi(2^{-m}t - k)$$
(11)

小波变换的实质就是把图像信号分解成不同频带

的分量,形成 LL(水平低频、垂直低频)、LH(水平低频、 垂直高频)、HL(水平高频、垂直低频)、HH(水平高频、 垂直高频)的成分。小波变换具有多分辨率和去相关特 性,使得小波变换能很好的保留图像的细节特征。

3 小波域中 Kernel ICA 算法及其实现

使用传统的去噪方法,会在去除噪声的同时损害到 图像的细节信息。由于小波变换具有去相关性、多分辨 率性和选基灵活性等特点,因此本文选用小波变换对混 合图像进行去噪处理。其去噪的基本思路:通过小波变 换把含噪图像信号分解到多尺度中,对分解得到的小波 系数进行门限阈值量化处理,再对小波作逆变换返回时 域,可以实现信号的去噪处理。

小波去噪的关键是如何选择阈值和怎样进行门限 阈值处理。小波阈值处理方法可分为硬阈值和软阈值 处理。

硬阈值法:

$$\stackrel{\wedge}{W}_{j,k} = \begin{cases} W_{j,k} & |W_{j,k}| \ge \lambda \\ 0 & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases}$$
(12)

软阈值法:

$$\widehat{W}_{j,k} = \begin{cases} W_{j,k} - \lambda & W_{j,k} \ge \lambda \\ 0 & |W_{j,k}| < \lambda \\ W_{j,k} + \lambda & W_{j,k} < -\lambda \end{cases}$$
(13)

式中, $W_{j,k}$ 为噪声图像的小波变换系数, λ 为小波阈值: $\lambda = \sigma \sqrt{2 \log N}, \sigma$ 为图像信号噪声的标准差,即评价噪 声的强弱。公式(13)中可以看出,软阈值处理具有一定 的平滑作用,故本文采用软阈值的处理方法。

考虑到图像信号间的非线性关系,将 KICA 分析方 法引入到图像处理领域。其基本思想是利用非线性映 射,把原输入信号空间 R^n 中的数据,通过一个非线性函数 Φ 映射到高维特征空间 R^n 中: φ : $x \in R^n \rightarrow \varphi(x) \in R^m$ 。 经过非线性映射,使得信号更加容易提取。KICA 的假 设条件^[8]:

$$K(x_i, x_j) = [\varphi(x_i), \varphi(x_j)]$$
(14)

式(14)中 K 为核函数,在满足该条件的情况下,KICA 就 是利用核函数代替两向量直接的内积运算来实现非线 性变换。常用的核函数有高斯核函数、Sigmoid 核函数、 Poly 核函数。

第27卷第3期

$$K(x,y) = \exp(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2})$$
(15)

Sigmoid 核函数:

$$K(x_i, x_j) = \tanh(v(x_i \cdot x_j) + c)$$
(16)

Poly 核函数:

 $K(x_i, x_j) = [(x_i \cdot x_j) + 1]^q$ (17)

 其中,高斯核函数具有局部性强的特点,参数 σ 越大,外

 推能力越强。因此本文采用高斯核函数对图像进行分析。

具体的小波域 KICA 算法步骤如下:

(1)对含噪图像进行小波变换,选择合适的小波和 分解层数,获得各层信号和小波分解系数。

(2) 对小波系数进行非线性处理。对分解后的小 波系数进行阈值量化,获得有效的小波系数。

(3)利用二维小波进行小波逆变换,获得去噪后的 重构混合图像。

(4) 将混合图像信号变换为一维数组 *X*,得到两个向量的矩阵 *X* = [*X*₁,*X*₂]。

(5) 给定核函数 $K_{i,j} = K(x_i, x_j)_{\circ}$

(6) 对输入数据作白化处理。

(7) 计算中心化 Gram 矩阵 K₁, K₂, …K_m。

(8) 计算出分离矩阵 W^e。

(9) 由公式(3)求得分解出来的近似信号。

4 计算机仿真实验

选取了 3 幅像素为 256 × 256 的图像作为源信号 *S*₁,*S*₂,*S*₃,随机选取了混合矩阵 *A*_{3×3}:

 $A = \begin{bmatrix} 0.4447 & 0.9218 & 0.4057 \\ 0.6154 & 0.7382 & 0.9355 \\ 0.7919 & 0.1763 & 0.9169 \end{bmatrix}$

并对混合图像施加了高斯噪声,仿真效果如图1所示。 为了对分离出的图像进行质量评价,利用信噪比:

$$PSNR = 10\log\left(\frac{P_s}{P_N}\right) \tag{16}$$

其中, P_s为信号功率, P_N为噪声功率。对混合图像的分 离结果作了信噪比的比较结果见表 1。由于信噪比越 大,说明信号里的噪声越小,由表 1 的数据可以验证,此 分离方法能有效地分离有噪源混合图像。

5 结束语

本文对含噪混合图像进行小波消噪处理,有效地







b 原始图像 2



f 混合图像 3

i 含噪图像 3

1 ICA 分离图 3

o 小波 KICA

分离图 3

e 混合图像 2





h 含噪图像 2



j ICA 分离图 1 k ICA 分离图 2





图1 实验结果

表1 图像信噪比比较

源图像	混合图像	加噪图像	ICA 分 离图像	小波 KIC 分离图像
Cameraman	9.8357	6.3724	7.0241	8.8311
Circles	3.7215	3.158	3.4352	6.8137
Rice	7.3814	5.4381	5.8358	6.6975

消除了混合图像中的噪声,保持了图像的细节特征, 并结合 KICA 算法,解决了含噪混合图像非线性分离 的问题。通过本文的方法与传统的 ICA 处理方法相 比较,从仿真结果可知,基于小波变换与 KICA 相结 合的分离效果是显著的,具有切实的应用价值与发 展空间。

参 考 文 献:

- Cao X R, Liu R W. General approach to blind source separation[J].IEEE Trans.Signal Processing,1996,44(3): 562-571.
- [2] Hyvarinen A, Oja E. Independent component analysis: a

d 混合图像 1

g 含噪图像 1

分离图1

tutorial[J].Neural Networks,2000,13(45):411-430.

- [3] Comom P. Independent component analysis: a new concept[J].Signal Processing,1994,36(3):287-314.
- [4] 黄大伟,戴吾蛟,唐成盼.不同 ICA 算法在图像盲分 离应用中的比较分析[J].工程勘察,2012(4):70-75.
- [5] 李 军,郭 琳.基于 WKGV-KICA 的盲源信号分离算 法[J].控制与决策,2013,28(7):972-977.
- [6] 周顺勇,李 雷.一种改进的小波域图像去噪法[J].四 川理工学院学报:自然科学版,2009,22(3):83-86.
- [7] 高飞,杨平先,孙兴波.基于小波变换与阈值收缩法的图像增强去嗓[J].四川理工学院学报:自然科学版,2006,19(2):8-11.
- [8] 田学民,蔡连芳.一种基于 KICA-GMM 的过程故障 检测方法[J].化工学报,2012,63(9):2859-2863.

Blind Separation of Image Based on Wavelet Transform and Kernel Independent Component Algorithm

CHEN Cong, YANG Pingxian, FANG Yang, HE Tingjie

(School of Automation and Electronic Information, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

Abstract: Blind sources separation technology plays a significant role in recover and reconstruction of the pollution image. In recent years, several algorithms of the blind source separation have been studied in which the kernel independent component algorithm (KICA) is the optimal one in case of noiseless. On the other hand, the conventional methods have poor performance for the de-noising separation of the mixed noised image. In order to resolve this problem, a algorithm combined the wavelet de-noising approach and the KICA technique is proposed to de-noising separate the mixed noised image. Finally, some simulation results are given to illustrate that the method can reduce the influence of the noise effectively, and achieve the better de-noising separation of the image.

Key words: blind sources separation; wavelet de-noising; kernel independent component algorithm

(上接第24页)

Internal Force Analysis of Flexible Blade of Large Wind Turbine Under Working Condition

XU Lei, LI Deyuan

(School of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: In order to accurately model the internal force of dangerous sections of flexible blade under working condition, the strength and stiffness of blade are analyzed, and the blade vibration's feedback on aerodynamic load and aeroelastic response is researched. Taking the 5MW offshore wind turbine announced by American NREL as study object, the flexible blade's nonlinear aeroelastic force model which contains aerodynamic model and dynamic response model of whole system is established. This paper uses the dynamics theory of computational multi-body system, based on Roberson-Wittenburg modeling method, combined with Blade Element-Momentum Theory (BEM) to establish the aeroelastic coupling equations of flexible blade and realize the time-domain response analysis of aeroelastic coupling of blade. On the foundation of 5MW offshore wind turbine of NREL under a random wind speed, the time-domain responses of brandish, shimmy and torsional moments acted on each section of blade are calculated. The results have important application value for proofreading the strength and stiffness of blade and blade optimization design.

Key words: wind turbine; aeroelastic response; aeroelastic coupling; vibration