

基于势函数与压缩感知的欠定盲源分离

李丽娜¹, 曾庆勋¹, 甘晓晔^{2*}, 梁德骥¹

(1. 辽宁大学 物理学院, 沈阳 110036; 2. 辽宁科技学院 机械工程学院, 辽宁 本溪 117004)

(*通信作者电子邮箱 ganxiaoye@163.com)

摘要:传统的基于 K 均值聚类算法及最小路径法的欠定盲源分离(BSS)两步法存在 K 值难以确定、对初始值敏感、噪声和奇异点难以排除以及相对缺乏理论依据等诸多不足。针对以上问题,提出了基于势函数及压缩感知理论的新型两步算法。首先利用多峰值粒子群寻优算法改进的势函数法来估计混合矩阵;然后利用估计矩阵来构建传感矩阵,并将基于正交匹配追踪的压缩感知算法引入欠定盲源分离过程中;最后实现源信号的重构。仿真实验结果表明,混合矩阵最高估计精度达到99.13%,重构信号干扰比均高于10 dB,很好地满足了重构精度的要求,验证了所提算法的有效性。所提算法对一维混合信号的欠定盲源分离具有良好的普适性和较高的准确率。

关键词:欠定盲源分离;势函数;多峰值粒子群优化;混合矩阵估计;压缩感知;信号重构

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A

Under-determined blind source separation based on potential function and compressive sensing

LI Lina¹, ZENG Qingxun¹, GAN Xiaoye^{2*}, LIANG Desu¹

(1. College of Physics, Liaoning University, Shenyang Liaoning 110036, China;

2. College of Mechanical Engineering, Liaoning Institute of Science and Technology, Benxi Liaoning 117004, China)

Abstract: There are some deficiencies in traditional two-step algorithm for under-determined Blind Source Separation (BSS), such as the value of K is difficult to be determined, the algorithm is sensitive to the initial value, noises and singular points are difficult to be excluded, and the algorithm is lacking theory basis. In order to solve these problems, a new two-step algorithm based on potential function algorithm and compressive sensing theory was proposed. Firstly, the mixing matrix was estimated by improved potential function algorithm based on multi-peak value Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm, after the sensing matrix was constructed by the estimated mixing matrix, the compressive sensing algorithm based on orthogonal matching pursuit was introduced in the process of under-determined BSS to realize the signal reconstruction. The simulation results show that the highest estimation precision of the mixing matrix can reach 99.13%, and all the signal reconstruction interference ratios can be higher than 10 dB, which meets the reconstruction accuracy requirements well and confirms the effectiveness of the proposed algorithm. This algorithm is of good universality and high accuracy for under-determined BSS of one-dimensional mixing signals.

Key words: under-determined Blind Source Separation (BSS); potential function; multi-peak value Particle Swarm Optimization (PSO); mixing matrix estimation; compressed sensing; signal reconstruction

0 引言

盲源分离(Blind Source Separation, BSS)算法的发展,最早可追溯到20世纪80年代末,由J. Herault和C. Jutten提出。当缺乏先验知识时,信号源即为盲源。最经典的盲源分离即是“鸡尾酒”问题,当若干未知的信号混合在一起,再通过有限数量的传感器去探知混合信号。根据信号源数量(n)与传感器数量(m)关系,盲源分离可分为超定盲源分离($m > n$)、适定盲源分离($m = n$)与欠定盲源分离(Under-determined BSS, $m < n$)^[1-2]。在现实中,常遇到 n 不可知或者 $m \geq n$ 很难得到保证的情况,这时必须采用欠定盲源分离。因此,欠定盲源分离问题更加贴近实际应用,更具难度,研究价值更高。而欠定盲源分离算法同样适用于适定和

超定盲源分离;反之则不成立。所以本文致力于研究欠定条件下的盲源分离问题。

两步法是解决欠定盲源分离问题最常用的方法,具体可分为估计混合矩阵和重构源信号两个步骤。两步法的基本要求是源信号的稀疏性,但是,绝大多数源信号在时域上的稀疏性均不能满足要求,为了解决这个问题,目前常用的方法便是进行时频变换以获得源信号的稀疏表达。本文引入了基于过完备原子库的稀疏分解方法^[3],使得信号在稀疏空间中的稀疏性得到提升,为算法的可行性提供前提保证。

而对于上述两个步骤,传统的算法尚存在诸多不足和改进空间。对于混合矩阵的估计, K 均值(K -means)聚类算法是一种常用的传统算法,但却存在几个致命的缺陷:1) K 值的选取将直接影响分离结果, K 值理论上即为源信号的数目,而对

收稿日期:2013-09-30;修回日期:2013-11-17。 基金项目:辽宁省自然科学基金资助项目(201102093)。

作者简介:李丽娜(1973-),女(满),辽宁本溪人,副教授,博士,主要研究方向:自动化测量与控制; 曾庆勋(1988-),男,广东汕头人,硕士研究生,主要研究方向:数字信号分析与处理; 甘晓晔(1963-),女,辽宁本溪人,教授,主要研究方向:信号处理、故障诊断; 梁德骥(1990-),男,辽宁盘锦人,硕士研究生,主要研究方向:人工智能、机器智能。

于盲源信号其源信号数目通常是未知的,故 K 值很难精确选取;2) K 均值聚类只适用于圆形或球形簇,而很多混合信号特征并不符合圆形或球形簇;3) K 均值对噪声点极为敏感,这使得分离效果大打折扣^[4]。面对以上缺陷,本文采用基于势函数的分离算法,并引入多峰值粒子群寻优算法加以改进。不但克服了 K 均值聚类算法的缺点,并且分离效果大幅增强。

而对于源信号的重构,传统的算法为最小路径法,但是存在以下两方面缺陷:1) 最小路径法缺乏一套完整的理论基础对其进行理论支持;2) 若源信号数大于传感器数目的两倍时,最小路径法完全失效。而本文基于压缩感知与欠定盲源分离问题的等价性^[5-6],将压缩感知理论框架引入到源信号的重构过程中,利用正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法实现了源信号的精确重构,很好地解决了最小路径法所存在的问题。并且由于 OMP 算法本身的贪婪特性,有着工作量少、计算速度快、程序易于调试等优点^[7-8]。

1 欠定盲源分离的原理

1.1 欠定盲源分离的数学模型

本文主要研究的是一维信号的欠定盲源分离问题,因此所采用的信号源选定为一维信号。任意一个长度为 t 的一维源信号均可表示为 $s_i(t) = [s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{it}]$, 则 n 个源信号的集合即 $S = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ 。经过 m 个传感器采集,转化为 $X = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ 。而 S 与 X 的关系如式(1):

$$X = AS \quad (1)$$

其中: A 为混合矩阵,尺寸为 $m \times n$, 传感器数目小于源信号数目 ($m < n$), 即为欠定问题。

X 为已知, S 为所求。但是由于 A 的逆阵不存在,无法用 $S = A^{-1}X$ 来得到 S , 所以问题变成了非确定性多项式困难 (Non-deterministic Polynomial Hard, NP-Hard) 问题。

1.2 欠定盲源分离与信号的稀疏性

信号的稀疏性,是指信号中只有少量点(远小于信号长度)取值非零,其余点的取值均为零或者接近于零。由于源信号之间是线性叠加而且信号的长度相等,如果每个源信号均具备稀疏性,那么如果在混合信号中某一点取得非零值,那么此非零值由单一信号源 $s_i(t)$ 的非零值贡献而成的概率极高,即其余信号源的取值均为零。这时,式(1)则变为:

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_m(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{1i} \\ a_{2i} \\ \vdots \\ a_{mi} \end{bmatrix} s_i(t) \Leftrightarrow \frac{x_1(t)}{a_{1i}} = \frac{x_2(t)}{a_{2i}} = \dots = \frac{x_m(t)}{a_{mi}} = s_i(t) \quad (2)$$

显然,式(2)的数学模型为齐次线性方程,其斜率为对应的混合矩阵列元素之比。

前文已经提及,由于源信号在时域空间往往不满足稀疏性,所以需要源信号进行稀疏分解,本文采用匹配追踪 (Matching Pursuit, MP) 算法^[9],具体步骤为:

1) 建立过完备原子库,本文采用 Gabor 原子库,并设定迭代结束条件;

2) 计算每个原子与源信号之间的内积,绝对值最大的即为最匹配原子;

3) 计算匹配原子与源信号之间的残差;

4) 以残差作为第2)步中的源信号,并重复第2)步进行迭代,直到迭代结束。

2 混合矩阵的估计

2.1 极坐标散点图

盲源分离算法分为两个步骤:估计混合矩阵与重构源信号。而由式(2)可知,稀疏信号的模型为齐次线性方程,斜率由混合矩阵第 i 列元素决定。所以,通过估计方程的斜率,可对混合矩阵进行近似表达。以 $m = 2$ 为例,常见做法是将观测信号 x_1, x_2 作为横、纵轴,建立直角坐标散点图。考虑模型为直线且具备齐次性,即为过原点的直线方程。为了便于后续处理,本文以 $\tan(x_2/x_1)$ 为极角,以 $\sqrt{x_1^2 + x_2^2}$ 为极半径建立极坐标散点图,如图1所示为三路正弦信号的极坐标散点图。

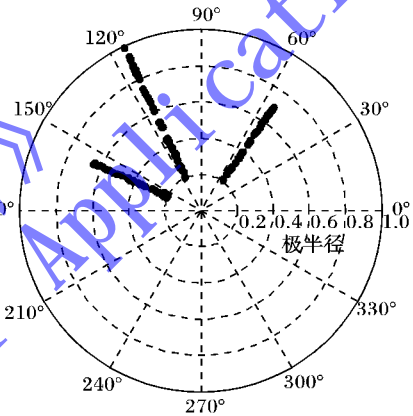


图1 三路正弦信号的极坐标散点图

需要指出的是,图1中将下半部分的散点均旋转至与其上半部分重合。因为部分较为靠近极点的点为噪声点的概率大而且对于分离算法的贡献较小(具体原因见下文),对于后续算法不利。故本文设定了阈值为0.2,即将与极点距离小于0.2的点去除掉。阈值是通过实验调试获得,考虑到算法的通用性,对于不同条件,可以灵活选取阈值。

2.2 变参数势函数模型与势函数图

经典的势函数模型是由 Boffill 等^[10]在2001年提出的。其方法为:在极坐标散点图中,以每个点的极角 θ_i 为中心,都构建出一个单峰势函数;再对上半部分进行积分,得到势函数与极角的函数模型,如式(3)所示:

$$\varphi(\theta - \theta_i) = \begin{cases} 1 - |\theta - \theta_i|/k, & |\theta - \theta_i| < k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中: θ_i 为当前点的极角, $|\theta - \theta_i|$ 为到当前点的距离,而参数 k 为单峰势函数的宽度(经典势函数算法其 k 值固定为 $\pi/4$)。实验表明,改变 k 值可以通过微调单峰形状从而达到最佳分离效果。本文在经典模型的基础上,引入参数的概念,即可以根据散点图的不同,选择不同的势函数参数,从而改变单峰势函数的宽度。对于不同的散点图,合适的参数能使势函数图的分离度达到最高,进而优化势函数模型。本文所构建的势函数模型如式(4):

$$\varphi(\theta) = \int l_i \varphi[\lambda(\theta - \theta_i)] \quad (4)$$

其中: λ 为尺度因子,用于调整窗函数的分辨率,一般情况下取 $\lambda = 5$; 而 l_i 为第 i 点的极半径,也是该点的权。所以极半径

小于阈值的点不仅对于势函数的贡献小,而且为噪声点的概率大。舍弃这些点可以优化算法,即体现了前文所述阈值选取的必要性。

图2为三路源信号为简单正弦信号的势函数图,需要确定图中局部极值点的位置,即为式(2)中的齐次线性方程的斜率。本文将采用多峰值粒子群寻优算法求解。

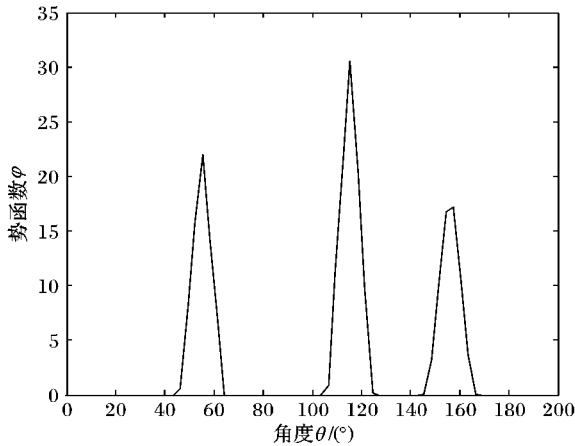


图2 三路正弦信号的势函数

2.3 多峰值粒子群寻优算法

经典粒子群算法^[11-12]的目的是寻找适应度函数的全局最优值,其具体数学模型如式(5)~(6):

$$v_{id}^{(t+1)} = v_{id}^{(t)} + c_1 \text{rand}_1(p_{id}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) + c_2 \text{rand}_2(p_{gd}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) \quad (5)$$

$$x_{id}^{(t+1)} = x_{id}^{(t)} + v_{id}^{(t+1)} \quad (6)$$

其中: t 为迭代次数; c_1 、 c_2 为加速参数,代表了自身最优解与全局最优解的权重; rand_1 与 rand_2 为 $[0,1]$ 的随机数。若在第 t 次迭代过程中,第 i 个粒子的解为 $x_{id}^{(t)}$,其经历的自身最优解为 $p_{id}^{(t)}$,整个种群的全局最优解为 $p_{gd}^{(t)}$,更新的速度为 $v_{id}^{(t)}$,则第 $t+1$ 次迭代时按式(5)~(6)更新。

在经典模型中,为了使粒子跳出局部极值,所以引入随机数。但是局部寻优算法的目的却恰恰为了寻求适应度函数中的每个局部极值点。所以这里将随机数去掉,设定全局最优加速参数 $c_2 = 0$,而历史最优加速参数 c_1 为与迭代次数 t 相关的指数衰减函数,如式(7):

$$c_1 = \exp(-t) + 1 \quad (7)$$

由于源信号的未知性,局部寻优粒子群算法的迭代终止条件很难设为达到目标精度终止。所以只能通过实验,设定合适的迭代次数 n ,使算法经过 n 次迭代后终止。上述势函数经过多峰值粒子群寻优,所得极值点代入式(2),可得到混合矩阵的估计值,即估计矩阵。

3 信号的重构

两步法中的第1步,估计混合矩阵至此完成,算法进入第2步,重构源信号。有别于传统的最小路径法,本文所采用的是基于压缩感知的正交匹配追踪算法。

3.1 压缩感知模型

压缩感知数学模型如式(8)所示,长度为 n 的信号 s 经过稀疏基 $V(n \times n)$ 可以被投影到具有稀疏性的稀疏空间中。这时,虽然稀疏信号 x 的长度仍然为 n ,但是因为具备了稀疏性,即只有 k 个远大于零的主元素($k \ll n$),其余的元素均为零或

者接近于零。经过观测矩阵 $U(m \times n)$ 的观测,源信号中主元素被保留,长度得到压缩,这就是压缩感知的原理。

$$y(y_1, y_2, \dots, y_m)^T = Ux = UVs = Ws \quad (8)$$

其中: y 为长度为 m 的压缩信号,且 $m < n$;传感矩阵 $W(m \times n) = UV$ 。而压缩重构过程就是求压缩感知的逆过程^[13]。

3.2 压缩感知模型用于欠定盲源重构

由于欠定性,混合信号数 m 小于源信号数 n ,这也就恰恰能用压缩感知模型来解决欠定盲源分离的先决条件^[14]。以 $m=2$ 为例,利用压缩感知模型,首先必须构建出一维混合信号。所以两个长度为 t 的混合信号可以变换为 $y = (y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1t}, y_{21}, y_{22}, \dots, y_{2t})^T$ 。

其次就是算法的核心,即利用上述已经得到的估计矩阵 $\hat{A}(m \times n)$ 来构建出传感矩阵 W 。由于 n 的数值未知,但是由式(2),估计矩阵的列数即是 n 。由压缩感知模型可知,当混合信号 $y(mt \times 1)$ 时候,其传感矩阵为 $W(mt \times nt)$ 。所以利用单位矩阵 E_t 来扩充估计矩阵 \hat{A} 中的元素,即 $B_{ij} = E_t \hat{A}_{ij}$ 。具体转换如式(9)所示:

$$y = (y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1t}, y_{21}, y_{22}, \dots, y_{2t})^T = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & \dots & B_{1n} \\ B_{21} & B_{2n} & \dots & B_{2n} \end{bmatrix} x \quad (9)$$

其中重构信号 $x = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1t}, \dots, x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nt})^T$ 维数为 $(nt \times 1)$ 。至此欠定盲源分离的重构模型已经完全建立。

3.3 利用正交匹配追踪算法进行重构

正交匹配追踪(OMP)算法是压缩感知常用的重构算法。此处将OMP算法用于欠定盲源重构的核心思想是将传感矩阵视为冗余字典,其中每一列为一个原子,具体步骤如下:

第1步 初始化参数,初始残差 r_0 即为观测信号 y ,下标表示当前迭代次数;

第2步 计算原子字典中所有原子与残差的內积,并记录最大內积的原子 β_i 及其位置;

第3步 计算本次迭代的重构信号估计值 $\hat{x}_i = (\beta_i^T \cdot \beta_i)^{-1} \cdot \beta_i^T \cdot r_i$;

第4步 更新残差 $r_{i+1} = r_i - \hat{x}_i$,并且重复第2步,直到迭代结束。

4 仿真研究

4.1 简单信号欠定盲源分离仿真

实际应用中,由于源信号与混合矩阵的不可知性,估计效果往往无法评估。但在仿真实验中,可以人为地设定源信号与混合矩阵,用于对算法分离效果的测试。

将三路不同频率的正弦信号按表1中随机生成的混合矩阵 A 混合成两路混合信号,并且利用本文算法对该混合信号进行欠定盲源分离,所得散点图和势函数图分别如图1~2所示。而矩阵 \hat{A} 为混合矩阵 A 的估计,是应用多峰值粒子群算法对势函数进行寻优求解所得,结果如表1所示。

由表1可见,混合矩阵第1列对应估计矩阵的第3列,混合矩阵第2列对应估计矩阵的第1列,混合矩阵第3列对应估计矩阵的第2列。其源信号的顺序与分离信号的顺序并无直接联系,这种现象称为顺序失真。但是经过后续处理,顺序失真能够进行修正。

表1 正弦信号的混合矩阵与估计矩阵

矩阵	第1列	第2列	第3列
混合矩阵A	0.893 675 774 288 867	1.215 662 340 624 581	0.777 389 450 887 783
估计矩阵 \hat{A}	1.288 700 652 891 667	-0.538 864 902 329 159	-1.644 066 560 942 191
估计矩阵 \hat{A}	-0.923 879 532 511 287	-0.430 511 096 808 295	0.566 406 236 924 833
估计矩阵 \hat{A}	0.382 683 432 365 089	0.902 585 284 349 861	0.824 126 188 622 016

由于少量的尺度失真,估计精度必须以对应列的比值来评价。由表1计算可得估计矩阵 \hat{A} 的三列估计精度分别为99.11%、93.45%和99.13%,可见估计精度较高。

如上文所述,在仿真实验中,可以假定源信号为已知,并且引入信号干扰比(Signal to Interference Ratios, SIR),用于对信号重构精度进行量化评估。假设源信号为 $S_{n \times 1}$,而重构信号为 $\hat{S}_{n \times 1}$,则定义第*i*路信号的SIR如式(10):

$$SIR_i = 10 \lg \frac{\|S_i\|_2}{\|S_i - \hat{S}_i\|_2} \quad (10)$$

将三路正弦信号按表1中的混合矩阵随机混合成两路信号,如图3所示,得到的分离结果如图4所示。

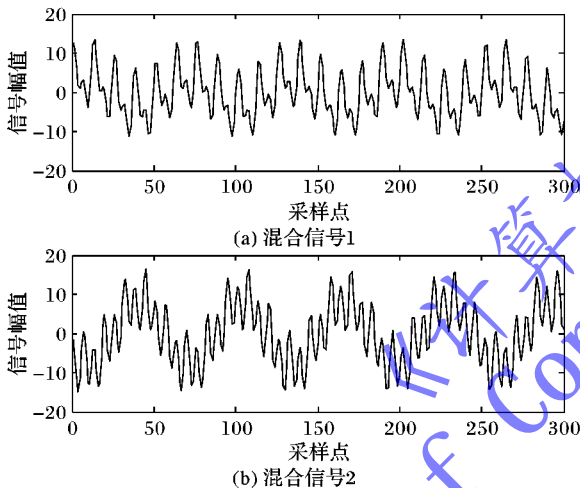


图3 两路正弦信号的混合信号

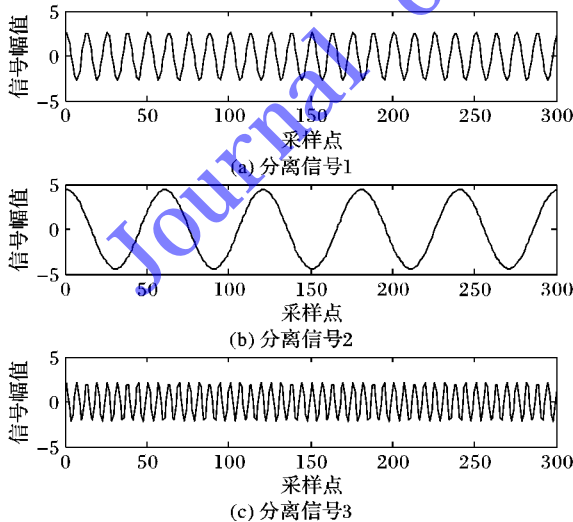


图4 正弦信号的欠定盲源分离结果

对图4和图5进行对比可知,除存在少量尺度失真外,分离与重构效果较为理想。因后续进一步的信号分析基本是基于频域的,因此少量的尺度失真对分析结果基本不会产生影响。

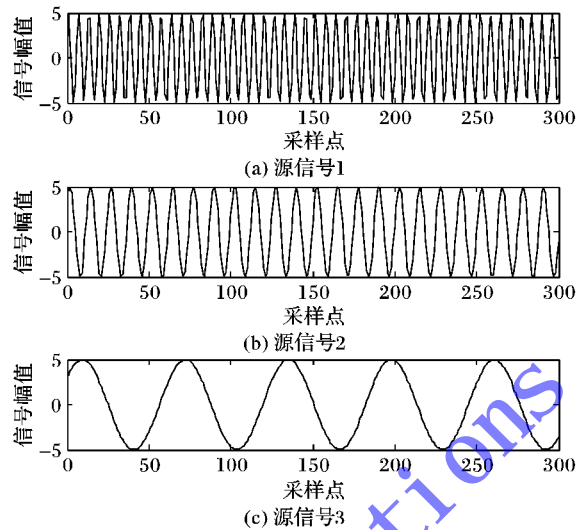


图5 正弦源信号

重构信号的SIR如表2所示,即为衡量信号重构效果的标准。

表2 正弦信号重构效果评估

源信号	SIR
源信号1	38.3640
源信号2	38.9980
源信号3	39.1457

显然,SIR越大,算法的精确度越高。当SIR > 10 dB,则可以认为源信号得到较好的分离和重构。所以,本文算法的精度达到要求。

4.2 声音信号的欠定盲源分离

声音信号的处理与分析是在工程应用中经常需要解决的问题,将本文算法应用于声音信号的处理有着重要的显示意义。声音信号有别于一般的一维信号,其包含的频率信息非常丰富。即便是主频率相同,由于声音的音色不同,其谐波仍然有着极大的差别,对于欠定盲源分离极为不利。人耳极限听觉频率范围为20 Hz ~ 20 kHz,但是听觉敏感范围却只有300 Hz ~ 3 kHz,由于频谱宽度较窄,使得分离算法难度增加。

本文选取了人声、小号、大提琴3种不同音色且频率差别较大的声音信号作为仿真实验的源信号,其中:人声来自于微软语音库,小号和大提琴则来自于闪吧网站的音源音效库。利用FFT(Fast Fourier Transform)插值算法计算其频率,人声为16 kHz,小号22.5 kHz,大提琴为20 kHz。将上述三路声音信号混合成为两路观测信号,混合矩阵是随机生成,利用本文算法,进行欠定盲源分离。

三路声音源信号的极坐标散点图如图6所示;绘制出三路声音信号的势函数图,如图7所示;三路声音信号经过随机混合矩阵处理,形成两路混合信号,如图8所示。

利用本文算法,三路声音信号的欠定盲源分离结果如图9所示,与图10三路声音源信号进行对比可知,除存在少量尺度失真外,分离与重构效果较为理想。

应用信号干扰比对重构效果进行评估,结果如表3所示。

由于声音信号的复杂程度远高于简单正弦信号,所以算法的重构效果也较简单信号有所下降,但是还是满足不低于

10 dB的重构要求,故认为信号得到较好的分离与重构。

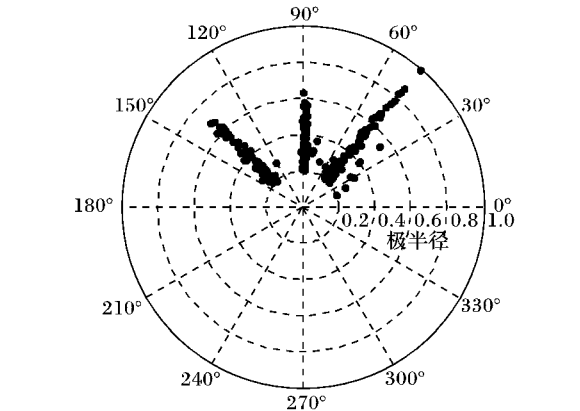


图6 三路声音信号的极坐标散点图

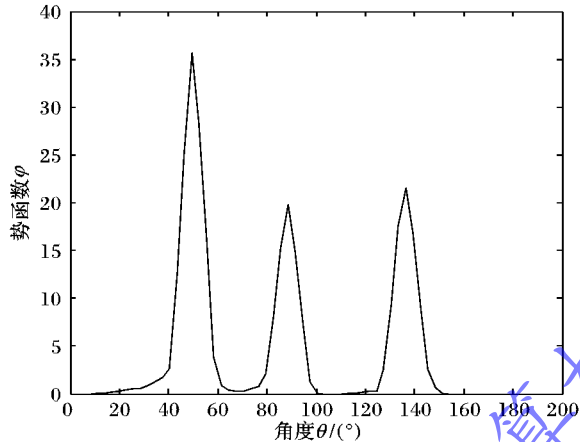


图7 三路声音信号的势函数图

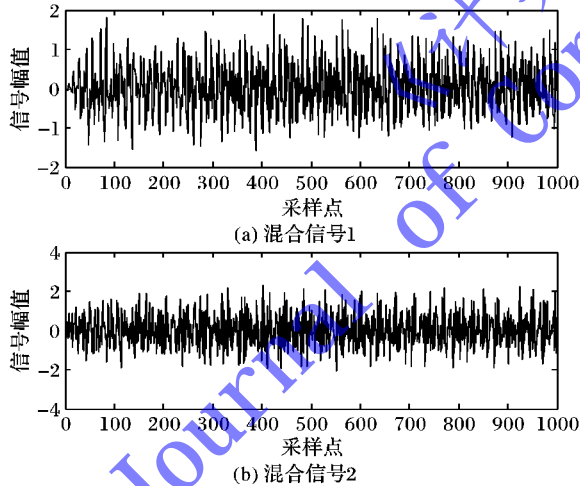


图8 两路混合声音信号

5 结语

在估计混合矩阵的过程中,改进势函数法克服了传统 K 均值聚类算法中 K 值难以选取和普适性不强等缺点;同时引入多峰值粒子群寻优算法,对势函数模型进行完善,仿真实验结果表明得到的估计矩阵均有较高精度。在源信号重构过程中,利用 OMP 算法进行优化,简单信号的 SIR 远高于标准值,而较复杂的声音信号的重构精度也达到要求。

本文算法不仅能适用于上述仿真信号,对于一般的一维欠定盲源信号,只需对算法参数进行适当的选取即可实现信

号较高准确率的分离,即算法具有较好的普适性。但算法在对源信号进行分离时,存在一定程度的尺度失真,需要进一步研究解决。

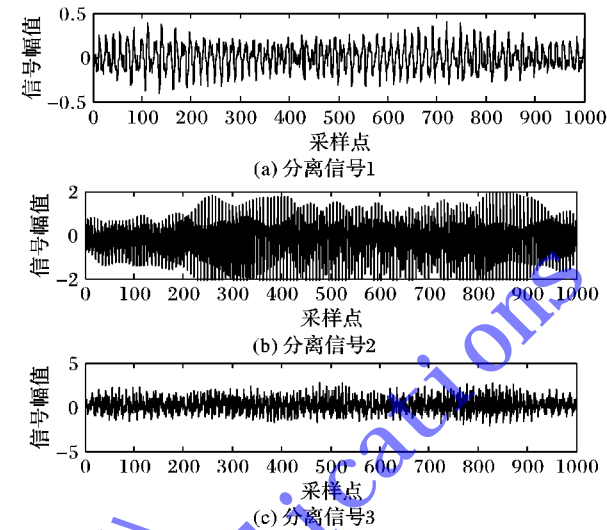


图9 声音信号欠定盲源分离结果

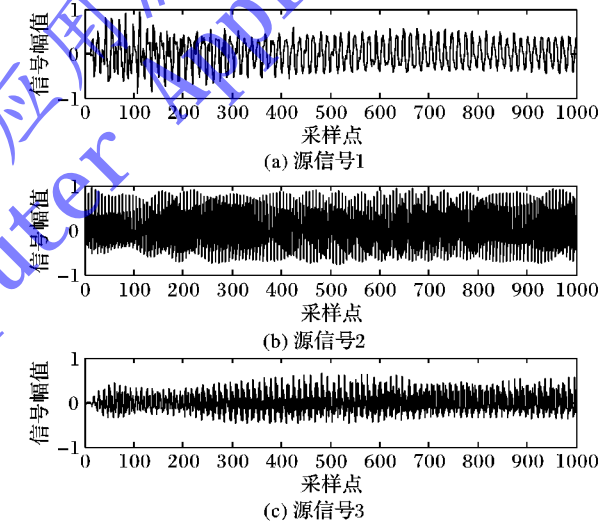


图10 声音源信号

表 3 声音信号重构效果评估

源信号	SIR
源信号 1	13.523 2
源信号 2	17.838 8
源信号 3	14.347 7

参考文献:

[1] ZHANG C, ZHANG J, SUN X. Blind source separation in noisy mixtures based on CURVELET transform and independent component analysis [J]. Journal of Computer Applications, 2008, 28(5): 1208 – 1210. (张朝柱, 张健沛, 孙晓东. 基于 CURVELET 变换和独立分量分析的含噪盲源分离[J]. 计算机应用, 2008, 28(5): 1208 – 1210.)

[2] GU F, ZHANG H, LI L. Adaptive variable step-size blind source separation algorithm based on nonlinear principal component analysis [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(5): 1233 – 1236. (辜方林, 张杭, 李伦辉. 基于非线性主成分分析的自适应变步长盲源分离算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(5): 1233 – 1236.)

法-机器组合体在相同初始状态下进行延迟扩展后,若执行更快的组合体具有更好的延迟扩展性,则该组合体在扩展后仍将保持更快等重要结论,并对实验室不同算法-机器组合体应用延迟扩展方法进行了扩展实验。测量得到的并行执行时间和扩展性数据验证了分析所得主要结论的有效性。本文的研究结论丰富了可扩展性和并行执行时间关系的研究内容,为并行计算延迟扩展获得理想扩展性能提供了理论依据。

参考文献:

- [1] CHEN G. Parallel computer architecture [M]. Beijing: Higher Education Press, 2002. (陈国良. 并行计算机体系结构[M]. 北京: 高等教育出版社, 2002.)
 - [2] AMDAHL G M. Validity of the single-processor approach to achieving large scale computing capabilities [C]// Proceedings of the AFIPS Spring Joint Computer Conference. New York: ACM Press, 1967: 483-485.
 - [3] GUSTAFSON J L, MONTRY G, BENNER R. Development of parallel methods for a 1024-processor hypercube [J]. SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing, 1988, 9(7): 609-638.
 - [4] SUN X H, NI L M. Scalable problems and memory-bounded speed-up [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 1993, 19(1): 27-37.
 - [5] SUN X H, ZHU J. Performance considerations of shared virtual memory machines [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 1995, 6(11): 1185-1194.
 - [6] GRAMA A Y, GUPTA A, KUMAR V. ISO-efficiency: measuring the scalability of parallel algorithms and architectures [J]. IEEE Parallel and Distributed Technology, 1993, 1(3): 12-21.
 - [7] SUN X H, ROVER D T. Scalability of parallel algorithm-machine combinations [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 1994, 5(6): 599-613.
 - [8] WU X. Scalable parallel computing performance model and its application [D]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1996. (吴幸福. 可扩展并行计算性能模型及其应用[D]. 北京: 北京航空航天大学, 1996.)
 - [9] HAO S, ZENG G, TAN Y. Scalability analysis of heterogeneous computing based on computation task and architecture to match [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(11): 2585-2589. (郝水侠, 曾国荪, 谭一鸣. 计算任务与体系结构匹配的异构计算可扩展性分析[J]. 电子学报, 2010, 38(11): 2585-2589.)
 - [10] SAHNL S, THANVANTRI V. Performance metrics: keeping the focus on runtime [J]. IEEE Parallel and Distributed Technology, 1996, 4(1): 43-56.
 - [11] SUN X H. Scalability versus execution time in scalable systems [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2002, 62(2): 173-192.
 - [12] MARTIN I, TRIADO F. Relationships between efficiency and execution time of full multigrid methods on parallel computers [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 1997, 8(6): 562-573.
 - [13] SUN X H. The relation of scalability and execution time [C]// Proceedings of the 1996 International Parallel Processing Symposium. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1996: 457-462.
 - [14] CHEN J. Parallel computing scalability studies and applications on the distributed memory environments [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2000. (陈军. 分布式存储环境下并行计算可扩展性的研究与应用[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2000.)
 - [15] ZHANG X D, YAN Y, HE K. Latency metric: an experimental method for measuring and evaluating parallel program and architecture scalability [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 1994, 22(3): 392-410.
 - [16] LI X. Numerical parallel algorithms and software [M]. Beijing: Science Press, 2007. (李晓梅. 数值并行算法与软件[M]. 北京: 科学出版社, 2007.)
-
- (上接第 662 页)
- [3] DONOHO D L, ELAD M. Optimally sparse representation in general (non-orthogonal) dictionaries via l_1 minimization [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2003, 100(5): 2197-2202.
 - [4] MANJUNATH-ARADHYA V N, PAVITHRA M S. An application of K-means clustering for improving video text detection [C]// ISIP12: Proceedings of the International Symposium on Intelligent Informatics. Berlin: Springer-Verlag, 2013: 41-47.
 - [5] YU F, XI J, ZHAO L, et al. Sparse presentation of underdetermined blind source separation based on compressed sensing and K-SVD [J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2011, 41(6): 1127-1131. (余丰, 奚吉, 赵力, 等. 基于 CS 与 K-SVD 的欠定盲源分离稀疏分量分析[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2011, 41(6): 1127-1131.)
 - [6] PEYRE G. Best basis compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(5): 2613-2622.
 - [7] NEEDELL D, VERSHYNIN D. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit [J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, 9(3): 317-334.
 - [8] HUSSAIN Z, SHAW-TAYLOR J, HARDOON D R, et al. Design and generalization analysis of orthogonal matching pursuit algorithms [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011, 57(8): 5326-5344.
 - [9] MALLAT S G, ZHANG Z F. Matching pursuit with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
 - [10] BOFILL P, ZIBULEVSKY M. Under-determined blind source separation using sparse representations [J]. Signal Processing, 2001, 81(11): 2353-2362.
 - [11] PARSOPOULOS K E, VRAHATIS M N. Recent approach to global optimization problems through particle swarm optimization [J]. Natural Computing, 2002, 1(2): 235-306.
 - [12] YANG H, LIU Z, WANG J, et al. Modified PSO hybrid algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(6): 1516-1518. (杨恢先, 刘子文, 汪俊, 等. 改进的 PSO 混合算法[J]. 计算机应用, 2010, 30(6): 1516-1518.)
 - [13] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit or compressive sensing signal reconstruction [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5): 2230-2249.
 - [14] MISHALI M, ELDAR Y C. Blind multiband signal reconstruction: compressed sensing for analog signals [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(3): 993-1009.