

2-15-2019

Blind Separation Simulation System of Sound Signals Based on Time-Frequency Analysis of Short Time Fourier Transformation

Xiaorong Tong

School of Network security and Informatization, Weinan Normal University, Weinan 714099, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Original Article is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Blind Separation Simulation System of Sound Signals Based on Time-Frequency Analysis of Short Time Fourier Transformation

Abstract

Abstract: In order to improve the ability of real-time and separation accuracy, a *blind separation algorithm based on time-frequency (TF) analysis of short time Fourier transformation is proposed, and the problems of underdetermined sound signal sorting can be solved effectively.* The proposed method avoids some of the drawbacks, relaxes the assumption by allowing the sources to be TF-non-disjoint to a certain extent, and the algorithm can be achieved in the condition of TF-non-disjoint. *This method was successfully applied to sound signal sorting system; the time domain waves of signals can be got; and the whole signal sorting process can be accomplished. In the simulation experiments, the performance and applications in different SNR conditions of proposed method were discussed. The simulation results verify the feasibility and superiority.*

Keywords

time-frequency analysis, short time Fourier transformation (STFT), sound signal, blind separation, transparent computing

Recommended Citation

Tong Xiaorong. Blind Separation Simulation System of Sound Signals Based on Time-Frequency Analysis of Short Time Fourier Transformation[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(2): 353-359.

基于短时傅里叶时频分析的声信号盲分选仿真系统研究

同晓荣

(渭南师范学院 网络安全与信息化学院, 陕西 渭南 714099)

摘要: 为优化声信号盲分选仿真系统的实时性以及分选精度, 研究了一种基于短时傅里叶时频分析 (Short Time Fourier Time Frequency Analyze, STF-TF) 的声信号盲分选算法, 用于改善系统分选精度。该方法在信号的时频平面投影相交的情况下, 能够实现声信号分选算法功能。仿真实验表明: 在欠定条件下, 当源信号数目与接收天线数目相差为 1 时分选效果最佳。利用 SystemVue 仿真平台建立了多声传感器条件下信号盲分选系统, 并结合透明计算原理提出了适用于该系统的高实时性结构。

关键词: 时频分析; 短时傅里叶变换; 声信号; 盲分选; 透明计算

中图分类号: TN911.7 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2019) 02-0353-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.17-0221

Blind Separation Simulation System of Sound Signals Based on Time-Frequency Analysis of Short Time Fourier Transformation

Tong Xiaorong

(School of Network security and Informatization, Weinan Normal University, Weinan 714099, China)

Abstract: In order to improve the ability of real-time and separation accuracy, a blind separation algorithm based on time-frequency (TF) analysis of short time Fourier transformation is proposed, and the problems of underdetermined sound signal sorting can be solved effectively. The proposed method avoids some of the drawbacks, relaxes the assumption by allowing the sources to be TF-non-disjoint to a certain extent, and the algorithm can be achieved in the condition of TF-non-disjoint. This method was successfully applied to sound signal sorting system; the time domain waves of signals can be got; and the whole signal sorting process can be accomplished. In the simulation experiments, the performance and applications in different SNR conditions of proposed method were discussed. The simulation results verify the feasibility and superiority.

Keywords: time-frequency analysis; short time Fourier transformation (STFT); sound signal; blind separation; transparent computing

引言

随着现代电子技术的飞速发展, 尤其是声传感



收稿日期: 2017-05-15 修回日期: 2017-08-28;
基金项目: 渭南市科研发展计划(2015KYJ2-6), 教育部产学研合作协同育人项目(201702030020), 渭南师范学院教育教学改革研究项目(JG201704);
作者简介: 同晓荣(1972-), 男, 陕西白水, 本科, 副教授, 研究方向为嵌入式系统、信号处理和计算机应用技术。

器组网技术^[1]的广泛应用, 使得声信号的盲分选问题逐步变成该领域的热点。声传感器所接收到的信号形式呈现出多变、复杂等特点^[2], 往往会形成声源信号数目大于接收传感器数目的情况, 构成欠定条件^[3]。因此, 现代声信号盲分选主要解决欠定条件下的盲分离问题。

声信号盲分选问题表现在以下几方面: 1. 复

杂的信号形式, 辐射源间的相关程度较大; 2. 盲信号处理系统本身的不确定性(分选幅值和分选顺序的不确定性); 3. 源信号与接收天线之间构成的欠定条件; 4. 信号处理过程中的实时性要求较高。为克服上述问题, 寻求一种能够在欠定条件下, 快速、有效的进行声信号盲分选的算法, 并建立系统应用于实际问题显得十分迫切。

传感器截获的混合信号是由声源信号以及空间各种杂波、干扰以未知的形式混叠而成, 并随着信号的密集程度急剧上升, 截获的信号数据量也随之增加, 通过对算法的适用范围和算法的实时性两方面改进, 提出一种基于短时傅里叶时频分析的声信号分选算法。并且, 建立了声信号盲分选系统, 结合透明计算原理, 在系统实时性方面进行了改进。

基于声传感器进行的信号分选研究成为了盲分离领域的一大热门。李新波等^[4]针对四元数 MUSIC 算法计算量大的问题, 结合声矢量传感器的四元数导向矢量模型, 提出了一种声矢量波达方向估计的四元数最小范数法, 节省了至少 50% 的谱峰搜索量, 提高了算法实时性; 王志峰等^[5]提出建立超大孔径声阵列来提高声探测装备的探测能力, 提出了利用无线连接的方式组成声阵列用于简化系统布局, 利用 MUSIC 算法进行定向分析, 但定向功能的精度不高; 虞飞等^[6]研究了一种新型的空速测量方法, 通过引入大气声学中的有效声速概念, 建立了稳定气流作用下声矢量传感器阵列的近场输出模型, 并提出了一种快速的空速估计算法, 精度不如 MUSIC 算法, 但是其拥有更强的实时性, 有利于工程实践。

上述简单概括了近几年针对声传感器矢量的分离、估计算法以及系统的研究结果, 重点都集中于对算法的优化以及实时性的提升方面, 但是对于整体系统的设计与实现, 包括系统的实时性研究成果较少。

1 STF-TF 算法理论分析

假设存在声源信号的数量为 N 个, 源信号矩

阵可以表示为: $\mathbf{z}_1(t), \mathbf{z}_2(t), \dots, \mathbf{z}_N(t)$; 经过混合后的观测信号由 M 个声传感器所截获, 混合信号矩阵可以表示为: $\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_M(t)$ 。则截获信号与源信号可以表示为(不考虑噪声)^[4]:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{Z}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{Z}(t) = [\mathbf{z}_1(t), \mathbf{z}_2(t), \dots, \mathbf{z}_N(t)]^T$, 是由源信号矢量经过转置组合形成的信号矩阵; “T”表示转置; $\mathbf{X}(t) = [\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_M(t)]^T$, 是由源信号矩阵与混合矩阵相乘得到的截获信号矩阵。为了构成欠定条件, 令 $M < N$; 矩阵 \mathbf{A} 为 $M \times N$ 维的瞬时混合矩阵, $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N]^T$ 。在此, 对混合矩阵 \mathbf{A} 做出以下合理的约束:

(1)混合矩阵 \mathbf{A} 中, 各个列矢量之间不能存在倍数关系(各列矢量之间不相关)。若混合矩阵 $\mathbf{a}_i = k\mathbf{a}_j$ 中, 且 $i, j \in N, i \neq j$, 就会导致源信号中 $\mathbf{z}_i(t), \mathbf{z}_j(t)$ 无法分离。

(2)在不失通用性的前提下, 利用混合矩阵的不确定性, 将混合矩阵中各列矢量单位化, 即 $\|\mathbf{a}_i\| = 1, i \in 1, \dots, N$ 。

本文运用短时傅里叶变换(STFT)对信号进行时频分析^[7]。

$$S_z(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} z(\tau)h(\tau - t)e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2)$$

式(2)中: $z(\tau)$ 为被分析的源信号; $h(\tau - t)$ 为窗函数, $S_z(t, f)$ 为信号 $z(\tau)$ 的时频分布。信号 $z(\tau)$ 的谱定义为:

$$\zeta_{zz}^{SPEC}(t, f) = |S_z(t, f)|^2 \quad (3)$$

现代很多 UBSS 方法都是限定了源信号在时频(Time Frequency, TF)平面上的分布不能产生交集, 但是现实问题中, 很多情况下这种条件是达不到的, 因此本文放宽该限定条件。本文利用向子空间投影的方法, 解决信号在 TF 平面上产生交集导致的算法失效的问题。但是也要对该条件进行约束: 1. 在 TF 平面上的源信号数目应严格小于接收天线的数目, 最多为 $M - 1$; 2. 在 TF 平面上的源信号不能完全重叠。以上两个约束条件在现实的信号环境中很容易实现, 满足以上两个约束条件后, 信号的时频条件就能进一步放宽。

设源信号为 $\mathbf{Z}(t) = [\mathbf{z}_1(t), \dots, \mathbf{z}_N(t)]^T$, 通过式(2)可以求得:

$$\mathbf{D}_{zz}(t, f) = \begin{bmatrix} \zeta_{z_1 z_1}(t, f) & \dots & \zeta_{z_1 z_N}(t, f) \\ \dots & \dots & \dots \\ \zeta_{z_N z_1}(t, f) & \dots & \zeta_{z_N z_N}(t, f) \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $\zeta_{z_i z_j}(t, f)$ 为两信号矢量间的 TFD。式(1)两边做 STFT, 得:

$$\mathbf{D}_{xx}(t, f) = \mathbf{A} \mathbf{D}_{zz}(t, f) \mathbf{A}^H \quad (5)$$

式中: $\mathbf{D}_{xx}(t, f)$ 为观测信号 TFD; $\mathbf{D}_{zz}(t, f)$ 为源信号 TFD。在得到的信号 TFD 上能够反映出信号的能量分布^[6]。定义在信号的 TFD 中: 源信号单独产生能量增益的点被称为自增益时频点; 通过交叉项产生的能量增益点被称为交叉增益点; 其他点的能量分布为零。

构建信号的时频条件。设源信号在 TFD 中所有点的集合为 Ω , 其中自增益点为 $(t_a, f_a) \in \Omega$, 则对于该点而言, 式(5)就可以简化为:

$$\mathbf{S}_x(t_a, f_a) = \tilde{\mathbf{A}} \mathbf{S}_z(t_a, f_a) \tilde{\mathbf{A}}^H \quad (6)$$

式中: $\tilde{\mathbf{S}}$ 为在自增益点 (t_a, f_a) 的所有信号组成的信号矩阵, 假设在同一自增益点处的信号为 α_k 个, 表示为 $[s_{\alpha_1}, \dots, s_{\alpha_k}]^T$; $\tilde{\mathbf{A}}$ 为对应 $\tilde{\mathbf{S}}$ 的混合矩阵, 表示为 $[\mathbf{a}_{\alpha_1}, \dots, \mathbf{a}_{\alpha_k}]$ 。盲分离的问题的实质就是在同一自增益点处的解混叠信号。令 \mathbf{Q} 矩阵为 $\tilde{\mathbf{A}}$ 在其噪声子空间上的正交投影, 则

$$\mathbf{Q} = \mathbf{I} - \tilde{\mathbf{A}}(\tilde{\mathbf{A}}^H \tilde{\mathbf{A}})^{-1} \tilde{\mathbf{A}}^H \quad (7)$$

从式(7)可以看出, 只有处于自增益点处的信号矢量组成的矩阵才能使得 \mathbf{Q} 矩阵为 0, 即:

$$\begin{cases} \mathbf{Q} = 0, \mathbf{a}_i \in \tilde{\mathbf{A}} \\ \mathbf{Q} \neq 0, \mathbf{a}_i \notin \tilde{\mathbf{A}} \end{cases} \quad (8)$$

式(8)给出了判断估计向量是否属于信号矩阵的依据。假设通过某种方法估计出了混合矩阵 \mathbf{A} 的组成矢量, 就通过式(8)进行判断相对应的信号矢量。只要得到估计出的混合矩阵 \mathbf{A} , 就可以求解出源信号:

$$\hat{\mathbf{S}}_z(t, f) \approx \tilde{\mathbf{A}}^+ \mathbf{S}_x(t, f) \quad (9)$$

式中: “+”为广义逆矩阵。接下来就是如何估计混合矩阵 \mathbf{A} 的问题了。下面给出估计混合矩阵 \mathbf{A}

的具体方法。首先求出在自增益点处的空间方向矢量:

$$\mathbf{v}(t_a, f_a) = \frac{\mathbf{S}_x(t_a, f_a)}{\|\mathbf{S}_x(t_a, f_a)\|} \quad (10)$$

然后, 将这些矢量通过 k 均值聚类算法进行聚类, 最终聚成 $N = \{C_i | i \in 1, \dots, N\}$ 类。聚类数目根据源信号数目个数估计的算法进行预处理^[7], 具体的算法可按照基本的欠定条件下的源信号数目估计算法进行, 在此不再赘述。在 C_i 类中, 消除距离类心最远的估计方向矢量, 缩小聚类范围, 提高估计精度。然后将所有的自增益点处的方向矢量进行归类, 最终估计出混合矩阵中各矢量为:

$$\hat{\mathbf{a}}_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{(t, f) \in \Omega} \mathbf{v}(t, f) \quad (11)$$

算法具体步骤如下:

- (1) 对混合信号进行 STFT 变换, 求得混合信号在 TF 平面的集合 Ω ;
- (2) 按照自增益点的定义, 在 TF 平面上选取信号的自增益点, 避免因交叉项而引起的错误判断;
- (3) 通过式(11)以及 k 均值聚类算法完成对混合矩阵 \mathbf{A} 的估计;
- (4) 遍历所有的自增益点, 估计信号子空间在 TF 平面的分布;
- (5) 通过信号的时频分布合成源信号, 完成声信号盲分选。

2 系统实时性分析及改进策略

本文所要研究的是增强该仿真系统的实时性, 结合透明计算原理以及结构设计, 提出改进策略降低分布式计算机之间传输的数据量, 从而达到缩短系统仿真响应时间的目的。

2012年, 以“用户为中心”的网络化计算模式的透明计算被首次提出。透明计算是利用网络, 将存储、运算、管理进行逻辑或物理分离, 使软件和硬件分离, 实现用户能够在任意地点的“不知不觉、用户可控”的统一体验^[8]。它最大的优势在于该计算模式能够应用于几乎所有的操作系统, 降低了成本。透明计算概括起来, 有以下3个特点:

(1) 用户端的操作系统无任何要求。即用户的任意操作系统的计算机、移动终端等都能够享受到透明计算服务，扩展了透明计算的应用范围，使其逐渐发展成为一种普世计算模式；

(2) 用户对应用程序的选择更加广泛。用户可根据自我需求在用户端直接选择、更改操作系统，以及选择相应的操作工具和应用程序，满足自己的需求；

(3) 数据传递更加快捷。所有的应用计算都在用户端完成，而不是在服务器端，用户向服务器提出需求，服务器根据需求向用户端发出相应指令，并应用于用户端，在用户端直接指导本地计算机等硬件生成对应应用程序^[9]。这种模式的好处就在于减少数据传递时网络占用量，缩短传递时间。

由透明计算的特点能够看出：该计算模式充分考虑了用户，即围绕用户端建立该计算模式，满足各类用户使用。在透明计算模式中，用户只需按照自己的需求，利用网络从各种终端设备中选择并使用相应服务即可^[10-11]。通过对比透明计算的实现结构和声信号仿真系统，可以发现两者之间存在着高度的相似性：

(1) 信号发射端与服务器。信号发射端和服务器都是向整个系统或者网络提供原始数据的部分。信号发射端在服务器将其存储的大量数据通过网络传递给所需用户；信号发射端作为仿真系统的源，同样是提供源信号并通过网线传输至仿真系统中信号接收端，做进一步处理。

(2) 信号接收端与用户端。信号接收端和用户端在系统或者网络中充当接收、处理数据的角色。通过接收信号发射端或服务器所传递的数据，根据所需进行处理，达到预期目的。

(3) 信号特征值与技术指令。信号特征值和技术指令都是系统或网络的传输介质。服务器通过用户需求，下达技术指令，指导用户在本地产生所需数据；仿真系统中，将信号特征值作为传输介质传递至信号接收端，再由接收端根据特征值进行信号复原，最终在接收端产生源信号。

经过多次实验表明，声信号源产生发射信号时由于数据量巨大，在传输数据的过程中往往会造成 6~7 s 的延迟，所以对该仿真结构进行相应调整。调整后的仿真系统物理结构如图 1 所示。

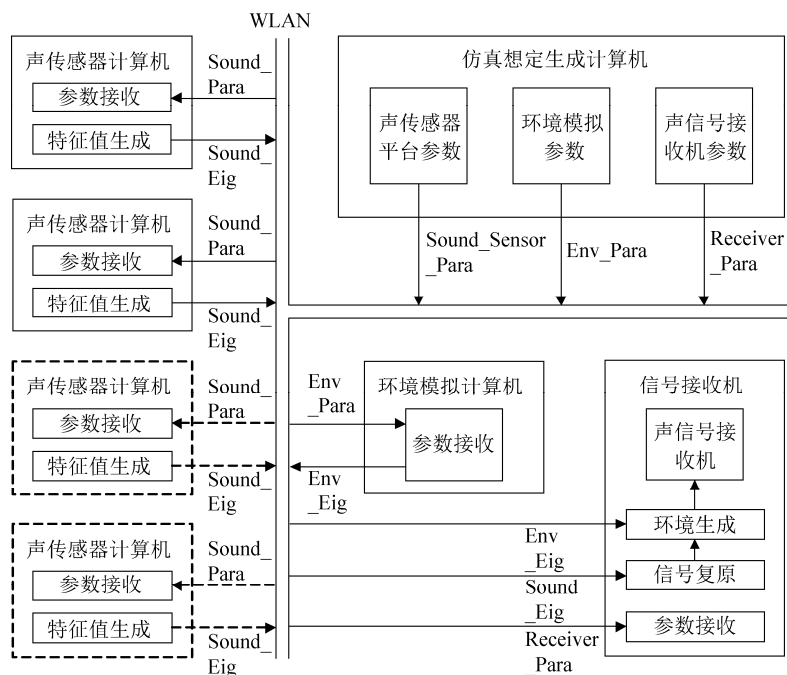


图 1 改变后声信号分离仿真系统物理结构

Fig. 1 Physical structure of sound signal separation simulation system after being changed

具体调整如下:

(1) 声传感器计算机分为信号参数接收端、信号特征值提取端以及信号复原端。其中参数接收端和信号特征提取端仍然位于声传感器计算机上,但是信号复原端将放置在信号接收计算机上。即声传感器计算机输出为信号特征值,指导信号接收计算机上的信号复原端直接在该计算机上形成声源信号。信号的特征值的数据量远远小于信号数据量,从而有益于整个系统的实时性。

(2) 环境模拟计算机分为环境参数接收端和环境生成端。其中环境参数接收端位于环境模拟计算机,而环境生成端位于信号接收计算机。也是将环境参数代替环境生成数据在局域网中传递,信号环境参数在信号接收计算机上指导环境生成端生成想定规定的环境数据,同样降低了数据量。

(3) 信号接收计算机增加信号复原端和环境生成端。接收的数据由原先的信号数据、环境数据变成了信号特征值、环境参数,最终需要的混合信号数据都是在信号接收计算机本地形成的。信号接收计算机作为用户本地,其他计算机作为远端服务器,服务器通过下达各种指令包括特征值和参数等指导用户端的硬件来形成相应数据,节约了局域网中的资源,增强了仿真系统的实时性。

3 仿真实验

本次仿真设置4个声源信号以及3个接收天线,构成欠定条件,信号在时频域平面上相互交叠,构成信号的时频条件,在信噪比为10 dB的条件下进行仿真实验。首先定义估计误差 E_A ,即:

$$E_A = 10 \lg \left(\frac{1}{N} \| \mathbf{z} - \hat{\mathbf{z}} \|_F \right) \quad (12)$$

式中: $\hat{\mathbf{z}}$ 为估计信号; $\| \cdot \|_F$ 为F范数; N 为实验次数。则当估计误差值越小,说明估计精度越高;反之,说明估计精度越低。实验中利用矩阵估计误差 E_A 来衡量该方法的分选效果。

实验中,信噪比由-10 dB增至40 dB,以5 dB的步长增大。源信号为4个声源信号,接收天线为3个,

源信号分别由63.4°、45°、-45°和-26.6°入射,天线接收后按照本文提出的算法进行信号分选,每一信噪比条件下做100次蒙特卡洛分析,最后利用式(12)计算在不同信噪比条件下的时域波形误差,图2所示为实验得到的误差曲线。其中:“Proposed algorithm”为本文所提分选算法;“Algorithm in article [1]”为文献[1]中所用分选算法;“TIFROM”为基于混合信号时频比的信号盲分选算法;“K-mean”为基于K均值聚类的信号盲分离算法。可以看出随着信噪比的提高,估计误差减小,与理论相符。在SNR为-10dB出,估计误差为-5 dB为本次实验最高,该曲线证明了本文提出的算法的可行性。

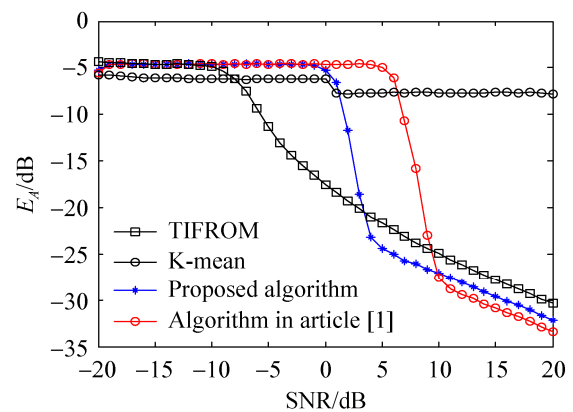
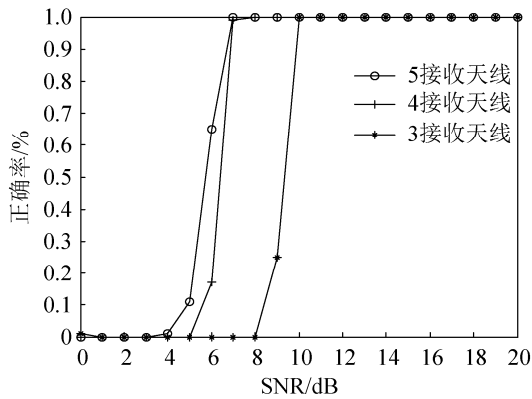


图2 不同算法估计信号与源信号的误差分析
Fig. 2 Error analysis of different algorithms for estimation of signal and source signal

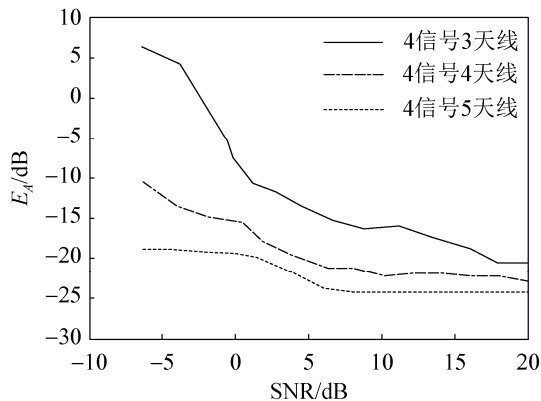
为验证该方法的其他特点,又做了如下实验:

实验1:对比不同接收天线数目条件下算法的分选性能。

实验的输入源信号条件不变,信噪比由-10 dB以5 dB的步长增至20 dB,在每一信噪比条件下做100次蒙特卡洛分析。图3(a)所示,对于源信号数目的估计正确率能够达到要求;图3(b)所示结果表明:在4信号3天线的情况下分选精度最低;在4信号5天线的情况下分选精度最高。仿真结果说明了在不同源信号与天线数目的条件下算法的分选能力,欠定条件(4信号3天线)下,算法的分选精度最低;正定(4信号4天线)和超定(4信号5天线)条件下,算法的分选精度大大提高。



(a) 不同天线数条件下源信号数目估计正确率



(b) 不同天线数条件下源信号数目算法估计误差

图3 不同天线数条件下源信号数目估计正确率以及算法估计误差

Fig. 3 Estimation accuracy of the number of source signals and the estimation error of the algorithm under the conditions of different number of antennas

实验结果与原理推导相符,反映出信号数目与天线数目之间的关系是影响分选算法的精度的一大因素,但是对于本文提出的算法在欠定条件下也具有较高的分选精度。

实验2: 系统结构改变前后数据传输耗时

未改变系统结构时,在局域网中将100次实验得到的信号数据进行传输,传输时间如图4所示。

实验中,平均传输速率为11.3 Mb/s。通过计算得到100次实验平均耗时为7.373 6 s,远远超过了仿真预期耗时,无法达到实时性系统的要求。按照本文提出的方法改变仿真系统结构,子系统间传输的数据由声源信号采样数据变为信号特征值数据,包括信号类型编码、脉冲重复周期、脉冲宽度、特征值和采样率。经过打包后,数据量为3.652 Kb。

因此,按照上述方法改变仿真系统结构,同样按照上述实验方法进行实验,得到的结果见图5。

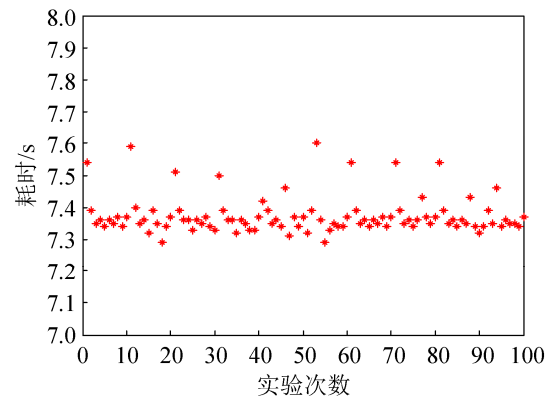


图4 信号数据传输耗时结果

Fig. 4 Signal data transmission time consuming results

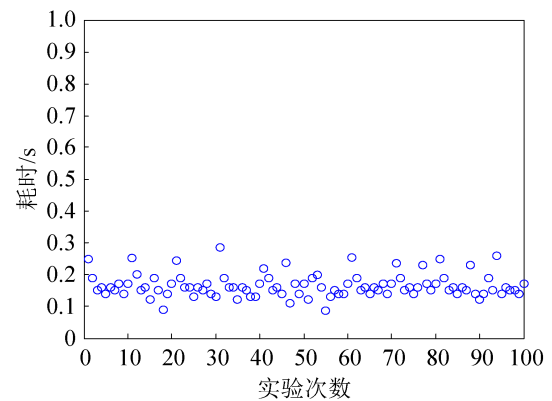


图5 特征值数据传输耗时结果

Fig. 5 Characteristic data transmission time consuming results

实验中,平均传输速率为219 Kb/s,平均耗时0.173 6 s,达到了实时性条件。对比图4和图5,很清楚的可以看到,系统间传输特征值数据所耗时间远小于信号数据传输耗时。说明本文提出的方法减少了系统间传递的数据量,大大减小数据传输时间。将实际的信号接收端复原的声源信号时域波形与声信号发射端产生的信号进行对比,目的是为了验证本文提出的方法能够保证复原信号不失真。利用均方根误差来表示信号之间的差异,实验结果如图6所示。

从图6可以看出,经过复原的信号与源信号相差无几,说明了该方法不会影响整个系统的仿真结果。对比图4-6,不难发现由于系统的物理结构改

变使得系统响应的实时性有所提高,但是系统整体的分选精度并未因此而下降,从一个方面说明了系统结构优化方案有效,在提高实时性的同时保持了信号分选精度,该方案切实可行且有利于工程实践,具有一定的实际应用价值。

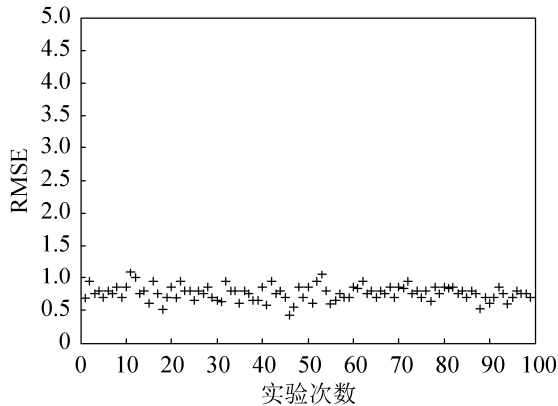


图 6 复原信号与源信号对比结果

Fig. 6 Comparison results of recovery signal and source signal

4 结论

本文提出了一种解决欠定条件下声信号盲分选的算法。介绍了算法的实施步骤,通过仿真实验,验证了该算法在处理声信号分选问题的有效性;与现代主流的信号分选算法进行对比,该算法具有较大的优越性。并且,结合透明计算原理与实现结构,创造性的改变了分布式声信号盲分选仿真系统的物理结构,有效降低了数据传输量,提高了整个系统的响应实时性,具有一定的实际应用价值。

参考文献:

- [1] A Chaturvedi, H H Fan. Wideband Delay and Direction of Arrival Estimation Using Sub-Nyquist Sampling[J]. *Signal Processing* (S0165-1684), 2017, 135: 67-80.
- [2] 王红卫, 范翔宇, 陈游, 等. 基于循环平稳度准则的多路雷达信号识别算法[J]. *兵工学报*, 2016, 37(4): 661-669.
WANG Hongwei, FAN Xiangyu, CHEN You, et al. Multichannel Radar Signal Recognition Algorithm Based on DCS[J]. *Acta Armamentarii*, 2016, 37(4): 661-669.
- [3] 刘旭波, 司锡才. 雷达信号分选实现的新方法[J]. 系

统工程与电子技术, 2010, 32(1): 53-56.

LIU Xubo, SI Xicai. New Method for Sorting Radar Signals[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(1): 53-56.

- [4] 李新波, 李晓清, 刘国军, 等. 用于声矢量阵列波达方向估计的四元数最小范数法[J]. *光学 精密工程*, 2014, 22(7): 1969-1975.

LI Xinbo, LI Xiaoqing, LIU Guojun, et al. Quaternion Min-norm Algorithm for DOA Estimation with Acoustic Vector Sensor Array[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(7): 1969-1975.

- [5] 王志峰, 冯杰, 高鹏, 等. 基于无限声阵列的目标定位系统设计[J]. *电声技术*, 2015, 39(3): 44-47.

WANG Zhifeng, FENG Jie, GAO Peng, et al. Design of Acoustic Source Localization System Using Wireless Acoustic Array[J]. *Audio Engineering*, 2015, 39(3): 44-47.

- [6] 虞飞, 陶建武, 钱立林, 等. 基于声矢量传感器阵列的空速估计算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(5): 1060-1065.

YU Fei, TAO Jianwu, QIAN Lilin, et al. Airspeed Estimation Based on Acoustic Vector Sensor Array[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(5): 1060-1065.

- [7] Zhang Xinyu, Li Yang, Yang Xiaopeng, et al. A Novel Monopulse Technique for Adaptive Phased Array Radar[J]. *Sensor* (S1424-8220), 2017, 17(12): 116.

- [8] LI Chengjie, ZHU Lidong, XIE Anhong, et al. A Novel Blind Source Separation Algorithm and Performance Analysis of Weak Signal against Strong Interference in Passive Radar Systems[J]. *International Journal of Antennas and Propagation* (S1687-5869), 2016, 2016: 1-10.

- [9] 孙洪, 安黄彬. 一种基于盲源分离的雷达信号分选方法[J]. *现代雷达*, 2006, 23(3): 47-50.

SUN Hong, AN Huangbin. A Method to Select Radar Signal Based on Blind Source Separation[J]. *Modern Radar*, 2006, 23(3): 47-50.

- [10] 肖文书, 张兴敢, 都思丹. 雷达信号的盲分离[J]. *南京大学学报*, 2006, 42(1): 38-43.

XIAO Wenshu, ZHANG Xinggan, DU Sidan. Blind Separation of Radar Signals[J]. *Journal of Nanjing University*, 2006, 42(1): 38-43.

- [11] Iglesias V, Grajal J, Royer P, et al. Real-time Low-complexity Automatic Modulation Classifier for Pulsed Radar Signals[J]. *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems* (S1687-5869), 2015, 51(1): 108-126.