

基于 WSN 和盲源分离的多目标识别方法研究

何鹏举^{1,2}, 刘刚易², 刘寺意³

(1. 西北工业大学深圳研究院, 广东 深圳 518057; 2. 西北工业大学自动化学院, 陕西 西安 710072;
3. 常州和仕达电子科技有限公司, 江苏 常州 213022)

摘要: 针对利用无线传感器网络进行多目标检测识别中存在的信号混叠问题, 提出一种可以确定目标个数的盲源分离算法对混叠信号进行分离, 得到准确的源信号。该算法以多路混合观测信号为研究对象, 提出采用基于特征值方法确定多路混合信号中独立信源的个数, 运用基于非负矩阵分解的盲源分离算法得到分离信号。实验结果表明, 本文所提算法能够确定目标个数、得到正确的分离信号, 可用于解决多目标检测识别中的信号混叠问题。

关键词: 无线传感器网络; 多目标识别; 盲源分离; 非负矩阵分解

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2019.00095

Research on multi-target recognition method based on WSN and blind source separation

HE Pengju^{1,2}, LIU Gangyi², LIU Siyi³

1. Research & Development Institute of Northwestern Polytechnical University in Shenzhen, Shenzhen 518057, China
2. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China
3. Changzhou Heroeast Electronic Technology Co., Ltd., Changzhou 213022, China

Abstract: Aiming at the problem of signal aliasing in multi-target detection and recognition using wireless sensor network (WSN), a blind source separation algorithm was proposed, which can determine the number of targets and obtain the accurate source signals. In this algorithm, the multichannel mixed signal was used as the analysis object, the number of source signals was determined based on the eigenvalue method and then the blind source separation algorithm based on the non-negative matrix factorization was used to obtain the separation signals. The experimental results indicate that the number of targets can be determined and the accurate separation signals can be obtained by the proposed scheme. It can be applied to solve the problem of signal aliasing in multi-target detection and recognition.

Key words: wireless sensor network (WSN), multi-target recognition, blind source separation (BSS), non-negative matrix factorization (NMF)

1 引言

目前, 针对复杂场景下的多目标检测, 通常采用无线传感器网络 (WSN, wireless sensor network) 进行数据采集和传输。WSN 包含大量传感器节点, 节点具有数据感知、处理、存储和传输功能, 节点之间采用无线通信方式进行数据传输。WSN 具有

可拓展性高、抗毁性强以及成本低廉等特点, 在军事、农业、医疗、交通和家庭应用等方面有重要应用价值^[1]。

WSN 中各传感器节点通过连续感知外界信息, 对周围目标进行监测、识别和定位。WSN 在野外环境监测中应用广泛, 通过在无人看守地区设置传感器节点实现持续监测, 获取全面的环境数据。在

收稿日期: 2019-01-09; 修回日期: 2019-02-02

基金项目: 深圳市科技计划项目 (No.JCYJ20170306154611415); 西安市科技计划项目 (No.2017086CG/RC049)

Foundation Items: Shenzhen Science and Technology Project (No.JCYJ20170306154611415), Xi'an Science and Technology Project (No.2017086CG/RC049)

交通管理和军事领域中,通过采集车辆或其他目标发出的声音和振动信号,提取不同特征,实现车辆检测和识别^[2-3]。在医疗领域中,利用 WSN 作为监控系统的信息采集平台,可应用于人员和医疗物资的定位、人体健康监控等方面^[4-5]。

在多目标检测识别情况下,传感器节点采集多个目标源发出的声音或振动信号的混合叠加,各传感器节点感知的信号强度是各目标信号通过不同传输信道后在该节点混叠后的信号强度,直接分析采集的混合信号对于实现目标检测识别较困难。急需解决的关键问题是如何在得到多路观测信号的基础上,分离得到正确的目标源信号,从而提取不同目标特征以实现目标源的检测和识别。在现阶段研究中,文献[6]以车辆检测为例,对车辆音频信号的预处理和时/频域特征参数提取进行研究,选用隐马尔可夫模型作为识别系统的基础,仅考虑噪声的影响,对信号混叠问题没有提出很好的解决办法。

盲源分离(BSS, blind source separation)^[7]主要研究在源信号特点、信道信息等未知的条件下,仅依靠观测得到的混合信号来确定源信号的估计,是当前数字信号处理领域备受研究者关注的热点之一。针对多目标检测和识别中的信号混叠问题,采用 BSS 对采集信号进行处理,能够为后续的目标识别提供更准确的目标源信号。

本文在 WSN 环境下,提出一种 BSS 算法处理采集的多路混叠观测信号,从而得到多个目标的源信号(声音或振动信号)。由于被识别目标的个数是动态变化的,因此需要实时确定目标源个数。本文提出采用基于特征值的方法对目标源个数进行估计,然后利用基于非负矩阵分解(NMF, non-negative matrix factorization)的 BSS 算法得到目标源信号的估计,为后期的目标识别提供更精准的目标信号,以提高识别精度。

2 BSS 数学模型

本文主要研究在 BSS 中线性瞬时混合的情况,第 j 个传感器节点接收的混合信号 $x_j(t)$ 由 N 个相互独立的源信号线性混合得到,数学模型为^[8]

$$x_j(t) = \sum_{i=1}^N a_{ji} s_i(t) + n_i(t) \quad (1)$$

其中, $s_i(t)$ 是第 i 个源信号, a_{ji} 是混合系数, $n_i(t)$ 是均值为零、方差为 σ^2 的高斯白噪声, $i \in \{1, 2, \dots, N\}$,

$j \in \{1, 2, \dots, M\}$ 。

对于观测信号中的噪声可以采取小波变换、傅里叶变换等滤波方法进行预处理,也可将噪声看作独立的源信号,即将式(1)中的数学模型表示为如式(2)的矩阵形式。

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ 是 n 维未知源信号矢量, $\mathbf{A} \in R^{M \times N}$ 是未知混合矩阵。

BSS 问题可解释为:在得到观测信号矩阵的条件下,仅通过有限的先验信息,求解混合矩阵 \mathbf{W} ,使其对观测信号矩阵 \mathbf{X} 的线性变换如下^[9]

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X} \quad (3)$$

BSS 的目的是求解得到混合矩阵 \mathbf{W} ,通过某种评价指标,如欧氏距离、KL 散度等,使得分离得到的信号估计矩阵 \mathbf{Y} 与源信号矩阵 \mathbf{S} 相似度最高。本文主要研究在 WSN 下的超定 BSS 问题,即 WSN 节点个数 M 大于待检测和识别目标源个数 $N(M > N)$ 。

3 BSS 算法

BSS 是针对源信号和信道先验知识未知的阵列信号处理方法,仅满足有限条件下实现多源信号分离。在多目标检测识别中,由于识别对象是动态变化的,因此首先要确定目标个数。然后结合目标个数,采用 NMF 方法对多通道信号进行分离,得到源信号的估计。

3.1 目标源个数估计

BSS 问题中一般假设观测信号数量等于信号源个数,即适定 BSS 问题。在多目标识别中,由于待检测识别对象的个数未知,甚至随时间变化,因此,要对目标对象的个数进行准确估计,为信号分离提供先验信息。本文采用基于特征值的方法确定目标对象个数,基于特征值的信号源数目估计方法的关键是区分信号子空间和噪声子空间所对应的特征值^[10]。

考虑存在噪声并且源信号相互独立的超定 BSS 问题,源信号的个数 N 等于 M 维观测信号的自相关系数矩阵的主要特征值个数,基于特征值方法的独立信号源个数估计方法步骤如下。

1) 计算多路观测信号的协方差矩阵 \mathbf{C} : $\mathbf{C} = E\{\mathbf{X}(t)\mathbf{X}^T(t)\}$ 。

2) 计算 \mathbf{C} 的特征值 $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_N \geq \dots \geq \lambda_M \geq 0$ 。

3) 计算 \mathbf{C} 中相邻特征值的下降速率比, $k_1 = \lambda_1 / \lambda_2, k_2 = \lambda_2 / \lambda_3, \dots, k_{M-1} = \lambda_{M-1} / \lambda_M$ 。

4) 确定混合信号中待检测和识别的目标源个数, 若 $k_N = \max\{k_i, i=1, 2, \dots, M-1\}$, 则目标源个数为 N 。

3.2 NMF

NMF 最初是由 Lee 等^[11]在《Nature》上提出的一种对分解矩阵施加非负性约束的矩阵分解新方法。矩阵之间纯加性描述使得对数据的解释变得更方便、合理, 物理意义更明确, 因此 NMF 已逐渐成为数字信号处理、图像特征提取等研究领域广泛使用的多维数据处理工具之一。

NMF 的基本思想是对于任意一个非负矩阵 $V = [v_1, v_2, \dots, v_M]^T \in R^{M \times T}$, 寻找两个非负矩阵 $W \in R^{M \times N}$ 和 $H \in R^{N \times T}$, 其中 N 为矩阵分解的秩, 即独立源信号个数, 一般有 $N \leq \min(M, T)$, 使其满足关系

$$V = WH \quad s.t. \quad W, H \geq 0 \quad (4)$$

比较式(2)和式(4)可以看出, 将 BSS 问题的观测数据 X 构造成 NMF 中的观测矩阵 V , 通过给 W 和 H 施加约束^[12], 使其分别满足传输信道 A 和源信号 S 的特性, 从而将 BSS 问题转化为 NMF 问题。选用 V 和 WH 之间的欧几里得距离作为目标函数^[13], 则 NMF 可用式(5)的优化问题描述为

$$\min_{W, H} f(W, H) = \frac{1}{2} \|V - WH\|_F^2 \quad (5)$$

$$s.t. \quad W, H \geq 0$$

式(5)中的目标函数对于单独的 W 和 H 都是凸函数, 但对于 W 和 H 来说不是凸函数, 因此在计算优化问题的最优解时, 采用基于梯度下降法的优化方法, 对 W 和 H 进行交替更新。则 NMF 的乘法更新规则如式(6)所示^[14]。

$$\begin{cases} W_{ik} \leftarrow W_{ik} \frac{(VH^T)_{ik}}{(WHH^T)_{ik}} \\ H_{kj} \leftarrow H_{kj} \frac{(W^T V)_{kj}}{((W^T W)H)_{kj}} \end{cases} \quad (6)$$

在迭代过程中, 每次迭代更新后对 W 的每一列进行归一化, 即 $W_{ik} = W_{ik} / \sum_k W_{ik}$ 。根据式(6)更新规则进行迭代, 当 $F(V \| WH)$ 小于某一阈值时, 则认为算法收敛。

3.3 算法步骤

本文提出的超定 BSS 算法的具体步骤如下。

1) WSN 采集的多通道观测信号 $X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)\}, t=1, 2, \dots, T$ 。

2) 利用 3.1 节的特征值方法确定多通道观测信号的独立源信号个数 N 。

3) 将观测信号构造为非负矩阵 $V = [X(1), X(2), \dots, X(T)]$ 。

4) 以矩阵 V 作为 BSS 对象, 利用 3.2 节基于 NMF 的 BSS 算法, 得到源信号的估计 $S(t) = \{s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)\}$ 。

4 仿真实验

4.1 实验建立

分别选用人工信号和语音信号两组仿真实验验证本文所提算法的可行性和正确性。

1) 采用 4 路人工信号作为目标源信号, 4 路信号分别为: 符号信号 $s_1 = 1 + \text{sign}(\cos(2\pi \cdot 4t / fs))$ 、两个不同频率的正弦信号 $s_2 = 1 + \sin(2\pi \cdot 15t / fs)$ 和 $s_3 = 1 + \sin(2\pi \cdot 25t / fs)$ 、一个调制信号 $s_4 = 1 + \sin(2\pi \cdot 5t / fs) \cdot \sin(2\pi \cdot 80t / fs)$, 采样频率 $fs=2$ kHz, 样本点数为 4 000。随机产生一个 8×4 的混合矩阵(矩阵元素非负), 将 4 路源信号混合生成 8 路观测信号(20 dB 高斯白噪声)。

2) 采用两路语音信号验证本文提出的 BSS 方法, 从 TIMIT 标准语音库中选取两路语音信号作为源信号, 采样频率 $fs=16$ kHz, 信号幅度单位为 mV, 采样点数为 10 000。随机产生一个 6×2 的混合矩阵(矩阵元素非负)将两路信号进行线性瞬时混合, 得到 6 路观测信号(20 dB 高斯白噪声)。

实验的仿真平台为 Matlab R2016a, 处理器为 Intel(R)Core(TM) i5-3230M 2.60 GHz, 内存为 8 GB, 操作系统为 Windows 7。

4.2 实验结果

1) 4 路人工合成信号实验

采用 4.1 节描述的 4 路人工合成信号 s_1, s_2, s_3 和 s_4 作为源信号, 随机产生 8×4 混合矩阵, 通过式(2)混合得到 8 路观测信号。4 路人工信号 s_1, s_2, s_3 和 s_4 如图 1 所示, 4 路信号线性瞬时混合生成 8 路混合信号如图 2 所示。

以观测信号为分析对象, 利用特征值方法确定独立信号源个数, 计算得到混合观测信号的特征值下降速率比如图 3 所示。

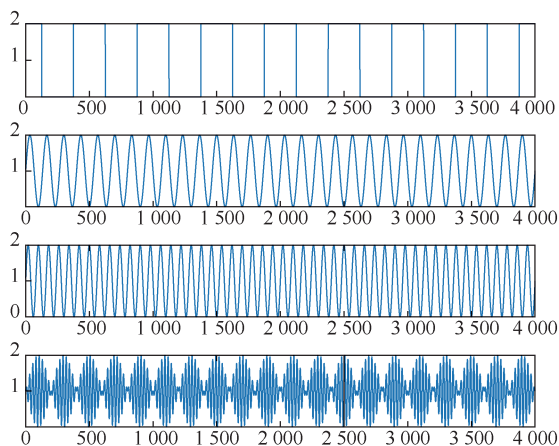


图1 4路人工信号 s_1 、 s_2 、 s_3 和 s_4

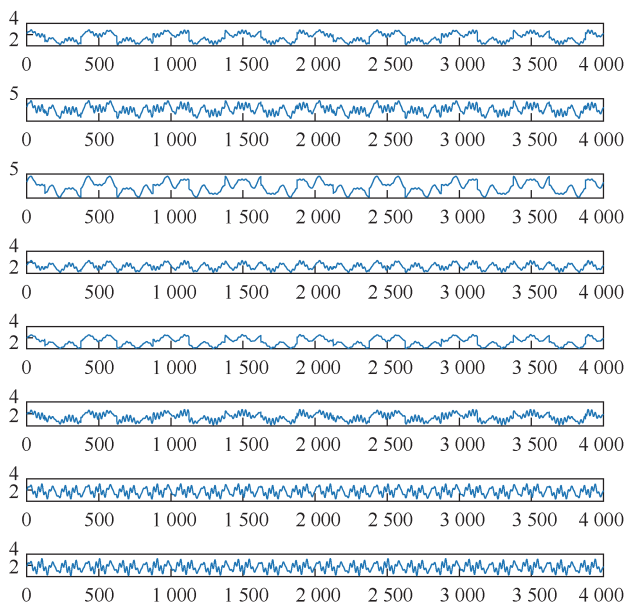


图2 4路信号线性瞬时混合生成8路混合信号

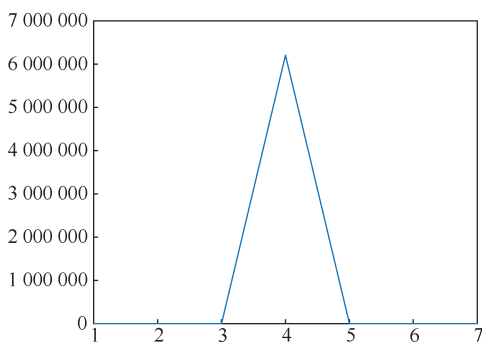


图3 混合观测信号的特征值下降速率比

由特征值方法可得，最大的特征值下降速率比所对应的 n 是源信号个数。由图3可以得到，当 $n=4$ 时，特征值下降速率比最大，因此可以确定源信号个数 $N=4$ 。

将8路观测信号作为BSS的输入信号，利用NMF方法得到4路分离信号如图4所示。

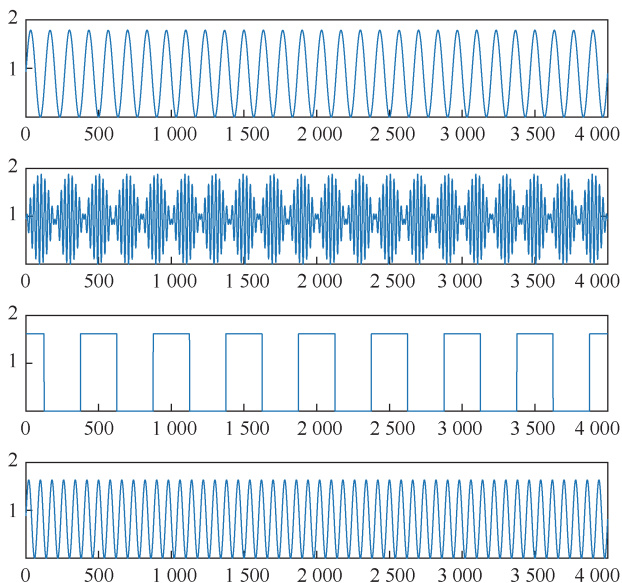


图4 利用NMF方法得到4路分离信号

实验结果表明，本文提出的基于NMF的BSS算法能够准确估计独立源信号个数，并实现线性瞬时混合人工信号的分离，实验结果验证了算法的正确性。

2) 语音信号实验

用TIMIT标准语音库的两路语音信号验证本文算法对语音信号的有效性。将两路语音信号与随机产生的 6×2 的混合矩阵进行混合，得到6路混合信号。两路原始语音信号、两路语音信号线性瞬时混合生成6路观测信号分别如图5和图6所示。

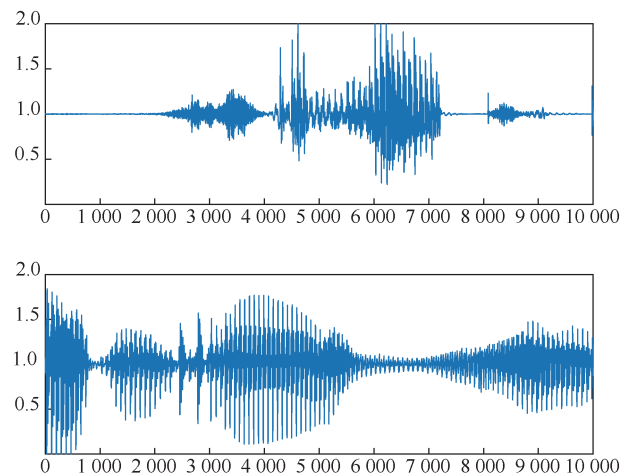


图5 两路原始语音信号

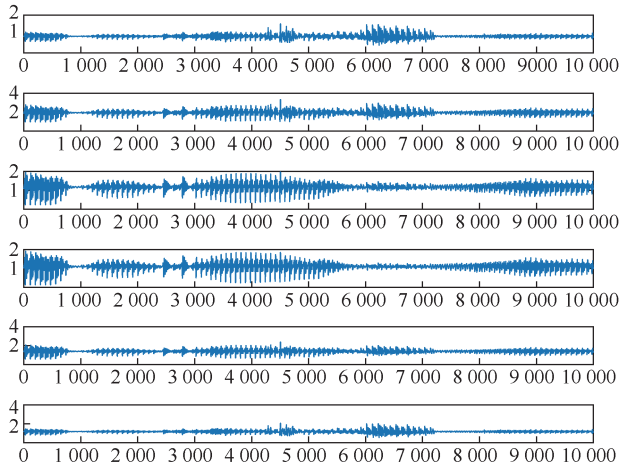


图6 两路语音信号线性瞬时混合生成6路观测信号

以6路观测信号为分析对象, 利用特征值方法确定源信号个数, 得到混合语音观测信号的特征值下降速率比如图7所示, 由图7可得源信号个数为2。将6路观测信号作为NMF的输入信号, 则有利用NMF方法得到两路语音信号如图8所示。

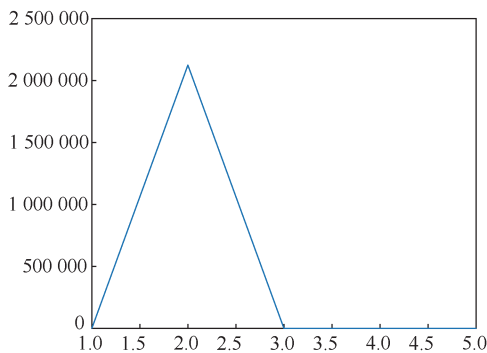


图7 混合语音观测信号的特征值下降速率比

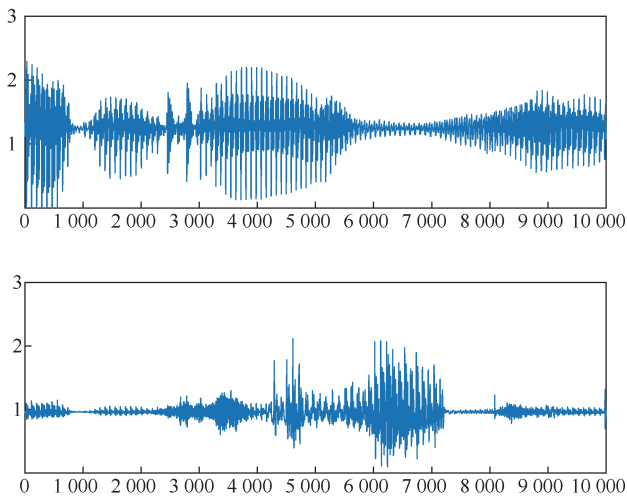


图8 利用NMF方法得到两路语音信号

上述实验结果表明, 本文所提算法可以准确计

算混合语音信号中独立源信号个数, 并正确实现含噪声混合语音信号的分离, 具有实用价值。

4.3 实验结论

上述两组实验分别选用人工合成信号和具有代表性的语音信号作为研究对象, 验证了本文所提BSS算法的有效性和实用性。实验结果表明, 本文提出的算法可有效确定多路混合信号中源信号的个数, 并能准确实现信号的BSS。不足之处是在研究中未考虑信号的实时处理问题, 这是以后研究的重点。

5 结束语

本文提出了一种超定BSS算法, 可以解决利用WSN进行多目标检测识别中的信号混叠问题。该算法利用特征值方法估计多通道观测信号中独立源信号的个数, 并用NMF算法实现信号分离。实验分别采用人工合成信号和语音信号验证了算法的正确性, 结果表明, 本文提出的算法可自动确定多通道信号中源信号的个数, 准确实现信号分离, 为WSN中的BSS提供完整的解决方案, 为多目标检测识别提供基础。

参考文献:

- [1] 吴瑞睿, 刘洁琳. 无线传感器网络综述[J]. 科技创新与应用, 2018, 234(14): 71-72.
WU R R, LIU J L. Survey of wireless sensor networks[J]. Technology Innovation and Application, 2018, 234(14): 71-72.
- [2] 刘桂林, 孔祥维, 刘航. 基于无线传感器网络的车辆检测识别算法研究[J]. 传感器与微系统, 2010, 29(2): 9-12.
LIU G L, KONG X W, LIU H. Research on vehicle detection and classification algorithm based on wireless sensor networks[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2010, 29(2): 9-12.
- [3] 钱锁. 基于无线传感器网络的智能交通系统介绍[J]. 电子测量技术, 2018, 41(5): 102-105.
QIAN S. Introduction on intelligent transportation system based on WSN[J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(5): 102-105.
- [4] 李洪凤, 魏德健, 张俊忠, 等. 面向医疗卫生的无线传感器网络节点定位技术的研究进展[J]. 中国医疗设备, 2016, 31(3): 80-83.
LI H F, WEI D J, ZHANG J Z, et al. Research progress of the health-oriented node localization technology with wireless sensor network[J]. China Medical Devices, 2016, 31(3): 80-83.
- [5] 肖倩, 邓见光, 袁华强. 基于无线传感网络的手机实时医疗监护系统[J]. 电子设计工程, 2013, 21(22): 62-65.
XIAO Q, DENG J G, YUAN H Q. Real-time mobile medical monitoring system based on wireless sensor network[J]. Electronic Design Engineering, 2013, 21(22): 62-65.
- [6] 李云焕. 基于声音识别的交通信息检测技术研究[D]. 西安: 长安大学, 2014.
LI Y H. Research on traffic information detection technology based on

- sound recognition[D]. Xi'an: Chang'an University, 2014.
- [7] 刘璐, 何振亚. 盲源分离和盲反卷积[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.
- [8] 李振璧, 王康, 姜媛媛. 盲源分离技术与方法综述[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(14): 141-147.
- LI Z B, WANG K, JIANG Y Y. Research and survey on methods of blind source separation technology[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(14): 141-147.
- [9] 张井伟. 基于非负矩阵分解的盲源分离算法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2016.
- ZHANG J W. Blind source separation based on nonnegative matrix decomposition[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2016.
- [10] 周晓峰. 机械振动源的分离和识别方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.
- ZHOU X F. Research on separation and recognition of mechanical vibration sources[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012.
- [11] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization.[J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-798.
- [12] 赵知劲, 卢宏, 尚俊娜. 基于约束 NMF 的欠定盲信号分离算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(5): 1843-1845.
- ZHAO Z J, LU H, SHANG J N. Algorithm for underdetermined blind signal separation based on constrained NMF[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(5): 1843-1845.
- [13] FÉVOTTE C, BERTIN N, DURRIEU J L. Nonnegative matrix factorization with the Itakura-Saito divergence: with application to music analysis[J]. Neural Computation, 2009, 21(3): 793-825.
- [14] SMARAGDIS P. Non-negative matrix factor deconvolution; extrac-

tion of multiple sound sources from monophonic inputs[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004(3195): 494-499.

[作者简介]



何鹏举 (1961-), 男, 甘肃庆阳人, 西北工业大学自动化学院副教授, 主要研究方向为网络化测控、传感器技术、数字信号处理和盲源分离。



刘刚易 (1993-), 男, 河南安阳人, 西北工业大学自动化学院硕士生, 主要研究方向为数字信号处理和盲源分离。



刘寺意 (1972-), 男, 湖北随州人, 现就职于常州和仕达电子科技有限公司, 主要研究方向为自组织网络通信和信号处理。