

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513829

基于改进独立成分分析的雨声信号盲源分离研究^{*}

曾豫宁^{1,2}, 行鸿彦^{1,2}

(1. 南通理工学院电气与能源工程学院 南通 226001; 2. 南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘 要:针对传统基于负熵等目标函数的快速独立成分分析法 (FASTICA) 在雨声信号盲源分离中产生的幅度扩大, 分离性能较差等问题, 提出了一种改进的独立成分分析 (ICA) 方法。不再采用传统基于负熵、峰度等复杂目标函数, 选择基于最大化信号的非高斯性, 通过双曲余弦函数与对数函数的组合进行非线性变换, 同时以源信号与分离信号的均值差平方重新构建目标函数, 同时为了提高算法的运行、收敛速度以及寻优能力, 引入粒子群算法 (PSO) 替代传统梯度下降法, 利用其快速全局搜索能力对目标函数进行寻优, 有效规避 ICA 在迭代过程中易陷入局部最优的问题, 获取最佳解混矩阵后进行雨声混合信号的分离, 提取较纯净的雨声信号。实验结果表明, 改进后的 ICA 能够满足盲源分离需求, 分离指标 (PI) 达到了 10^{-2} 级别。为了进一步验证所提算法的有效性 & 稳定性, 在不同雨声类型与环境噪声混合场景下分别进行了盲源分离实验, 结果显示所提改进 ICA 算法在不同环境噪声背景下的混合信号中均能有效分离并恢复出源雨声信号。此外, 将改进目标函数的 ICA 与基于负熵的 FASTICA 算法进行对比, 所提算法不仅能够有效解决 FASTICA 算法产生的幅度扩大问题, 并且收敛速度更快, 均方误差 (MSE) 降低了两个数量级, 不同雨声类型下的信号失真比 (SDR) 均提升了近 20 dB。

关键词: 雨声信号; 盲源分离; 独立成分分析; 粒子群算法; 非线性变换

中图分类号: TN911.7 TH113.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on blind source separation of rain sound signal based on the improved ICA

Zeng Yuning^{1,2}, Xing Hongyan^{1,2}

(1. School of Electrical and Energy Engineering, Nantong Institute of Technology, Nantong 226001, China; 2. School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: An improved independent component analysis (ICA) method is proposed to address the issues of amplitude amplification and poor separation performance in blind source separation of rain sound signals using the traditional fast independent component analysis (FASTICA) method based on objective functions such as negative entropy. Traditional complex objective functions (negative entropy, kurtosis, etc.) are no longer used. Instead, we choose non-Gaussianity based on maximizing the signal. A combination of the hyperbolic cosine function and the logarithmic function for nonlinear transformation is utilized. Meanwhile, we reconstruct the objective function based on the mean difference square between the source signal and the separated signal. To improve the algorithm's running, convergence speed, and optimization ability, the particle swarm optimization (PSO) algorithm is utilized instead of the traditional gradient descent method. Its fast global search ability is adopted to optimize the objective function, effectively avoiding the problem of ICA getting trapped in local optima during the iteration process. After obtaining the optimal solution mixing matrix, the rain sound mixed signal and extracting a purer rain sound signal are separated. The experimental results show that the improved ICA can meet the requirements of blind source separation, and the separation index (PI) reaches a level of 10^{-2} . To further evaluate the effectiveness and stability of the proposed algorithm, blind source separation experiments are conducted in mixed scenarios of different types of rain sounds and environmental noise. The results show that the improved ICA algorithm can effectively separate and recover the source rain sound signal in mixed signals under different environmental noise backgrounds. In addition, comparing the ICA algorithm with the improved objective function and the FASTICA algorithm based on negative entropy, the proposed algorithm not only effectively solves the

收稿日期: 2025-03-17 Received Date: 2025-03-17

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金 (62171228)、江苏省研究生科研与实践创新计划 (SJCX25_0512)、南通理工学院科技创新与服务地方团队 (KCTD008) 项目资助

amplitude expansion problem caused by the FASTACA algorithm, but also converges faster, reducing the mean square error (MSE) by two orders of magnitude. The signal distortion ratio (SDR) under the rain sound type is increased by nearly 20 dB.

Keywords: rain sound signal; blind source separation; independent component analysis; particle swarm optimization algorithm; nonlinear transformation

0 引 言

中国地域辽阔,气候类型复杂多样,降雨呈现出显著的地域性与季节性特点,不同等级的降雨会影响气候环境的变化^[1]。根据联合国政府间气候变化专门委员会(intergovernmental panel on climate change, IPCC)第6次评估报告,全球气候变化对自然界以及人类社会造成了广泛而深重的危害,我国降雨事件发生的强度、范围和频次正逐渐变化,可能会导致洪涝、干旱等灾害事件的增多^[2]。

准确测量降雨是一项复杂的工作,无论是业务观测还是科学研究,都需要精准地测量降雨量^[3]。随着信息智能化的快速发展,声学传感与仪器技术作为现代社会发展的重要科技驱动力,已广泛应用于无损检测、医疗诊断、质量控制和环境保护等诸多领域^[4-5]。如今基于雨声信号的雨情识别研究变得越来越热门,通过对雨声信号的分析,可以提取与降雨相关的特征,从而实现更精准的雨量监测与分类,为传统降雨测量方式提供有力的补充^[6-8]。Wang等^[9]就根据监控音频来估计降雨强度,该模型具有作为降雨观测系统实用且有效工具的潜力。

通常在降雨时采集的雨声信号会伴随着大量环境噪声,如雷声、蛙鸣声、城市内的交通以及人类活动产生的噪声等等,如何有效的去除大量混杂在降雨声中的噪声,为后续工作减少阻碍和误差是至关重要的一个环节^[10]。娄华生等^[11]通过结合改进的CEEMDAN和小波阈值的方法对雨声信号进行去噪,去噪后的雨声信号可以较为准确的反应雨情的特征,然而在信息技术日新月异的背景下,混合信号处理问题成为常态,盲源分离技术在实际应用中展现出深远的价值。独立成分分析(independent component analysis, ICA)是盲源分离最普遍的方法之一。Meinecke等^[12]首次提出了ICA并将其运用到盲源分离中,该方法基于信号的统计独立性,能够从多个混合信号中分离出源信号。

目标函数和优化算法的选择是盲源分离的重要元素。例如Tu等^[13]以负熵作为目标函数,将FASTICA应用于水声信号的盲源分离,结果表明基于负熵的FASTICA算法在解决盲源分离问题时具有良好的收敛性以及稳定性。贾志成等^[14]提出一种基于非线性函数的盲源分离算法,依据源信号类型选取的非线性函数作为目标函数,实现多类型源信号同时混合的盲源分

离。传统的ICA算法通常采用梯度法^[15-16]对目标函数进行寻优,其收敛速度慢且易陷入局部极值点。近年来国内外的学者将群智能优化算法用于盲源分离中,例如谢平等^[17]通过引入遗传算法对线性混合信号进行盲源分离,但遗传算法往往需要交叉变异等操作,从而导致其收敛速度慢以及运行时间过长。张银雪等^[18]提出一种基于改进人工蜂群的盲信号分离方法,通过改进人工蜂群的邻域搜索公式,增强局部趋化性搜索能力,从而提高了盲源分离算法的分离性能,然而人工蜂群需要考虑不同蜂群角色与蜜源的更新策略,对参数设置要求较为苛刻。

以上基于盲源分离以及群智能优化算法的研究层出不穷,但针对雨声信号的盲源分离研究尚未有显著的成果,仅有吴佳佳等^[19-20]利用PCA以及FASTICA对大、中、小3类雨声混合信号进行盲源分离,虽然能较好的分离出雨声信号,在分离性能指数(performance index, PI)达到了 10^{-2} 级别,满足了盲源分离需求。但是其采用的基于负熵的目标函数与传统的梯度法结合,收敛速度慢,分离结果在均方误差、失真比方面仍有不足,并且在分离后,无论是从主观听感还是信号波形中都能发现明显的幅度扩大问题。

针对上述问题,提出了一种改进ICA的雨声信号盲源分离方法。通过非线性函数组合对信号进行非线性变换以增强信号的非高斯性,以分离信号与源信号的均值差平方构建目标函数,引入粒子群算法对目标函数进行寻优以提高算法的收敛速度,得到最佳解混矩阵后实现雨声信号的盲源分离。

1 盲源分离原理分析

盲源分离的数学模型可以表示^[21]为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{N} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 是观测信号矩阵,表示 m 个声音传感器所接收到的观测信号; $\mathbf{A}$ 是未知的混合矩阵,表示源信号到观测信号的线性混合系数; $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$ 是源信号矩阵,表示 n 个独立源信号; $\mathbf{N}$ 为观测的噪声。

盲源分离的目标是在未知源信号 $\mathbf{S}$ 或混合系统 $\mathbf{A}$ 的先验知识情况下,仅通过处理观测信号 $\mathbf{X}$ 获取分离矩阵,从混合信号中精确分离恢复出各个独立源信号。而根据源信号混合方式的不同,盲源分离模型一般分为以下

3种^[22-24]:线性瞬时混合模型、卷积混合模型和非线性混合模型。本研究的重点是对两路源信号的雨声混合信号进行盲源分离研究,因此采用上述的线性瞬时混合模型。图1为盲源分离原理示意图。

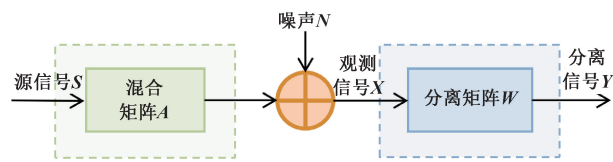


图1 盲源分离原理示意图

Fig.1 Schematic diagram of blind source separation principle

ICA 是一种广泛用于从多通道混合信号中分离源信号的盲源分离技术^[25]。早期的盲源分离方法,如主成分分析法,主要假设信号之间不相关。但 ICA 进一步假设源信号之间是相互独立的,不仅仅是去除线性相关性,而是尽可能地使信号在统计上完全独立。ICA 的核心思想之一是通过最大化非高斯性来分离信号,并且 ICA 的基本原理必须满足以下假设条件^[26],即:

- 1) 每个源信号 S 满足统计独立性;
- 2) 混合矩阵 A 是列满秩矩阵;
- 3) 源信号中最多只能有一个高斯信号;
- 4) 不考虑噪声对源信号混合的影响,即式(1)中 N 接近于 0。

满足以上假设条件的同时,在利用 ICA 进行盲源分离之前,通常需要对信号进行中心化以及白化预处理。

1) 中心化预处理:通过式(2)将观测信号 X 进行中心化处理,使得每个变量的均值为 0。

$$X_{centered} = X - E[X] \tag{2}$$

2) 白化预处理:利用式(3)计算中心化的协方差矩阵,对协方差矩阵做特征值分解后进行白化处理,去除信号各个分量之间的相关性,使信号的协方差矩阵为单位矩阵,便于后续的分析。

$$\begin{cases} V = \frac{1}{n} X_{centered} X_{centered}^T \\ V = EDE^T \\ X_{white} = D^{-\frac{1}{2}} E^T X_{centered} \end{cases} \tag{3}$$

其中, V 是协方差矩阵, E 是协方差矩阵的特征向量矩阵, D 是对角矩阵。

在对信号进行预处理之后,ICA 会选择合适的目标函数,随后采用优化算法进一步优化目标函数以求解最佳分离矩阵 W ,最终通过式(4)求解分离信号 Y ,实现混合信号的分离。

$$Y = WX_{white} \tag{4}$$

2 基于改进 ICA 的雨声信号盲源分离算法

传统的 ICA 信号分离方法如 FASTICA 在进行雨声信号的盲源分离时存在一些局限性,例如幅度不确定性、分离性能不高以及算法收敛速度慢等等。因此为了解决上述问题,提高雨声信号盲源分离的性能,通过改进传统 ICA 方法,自建非线性的目标函数,粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 对目标函数进行优化,将 PSO 和 ICA 相结合,能够提高算法收敛速度,有效解决 ICA 易陷入局部最优的问题,从而提高雨声信号分离的质量。图2为基于改进 ICA 的雨声信号盲源分离流程图。

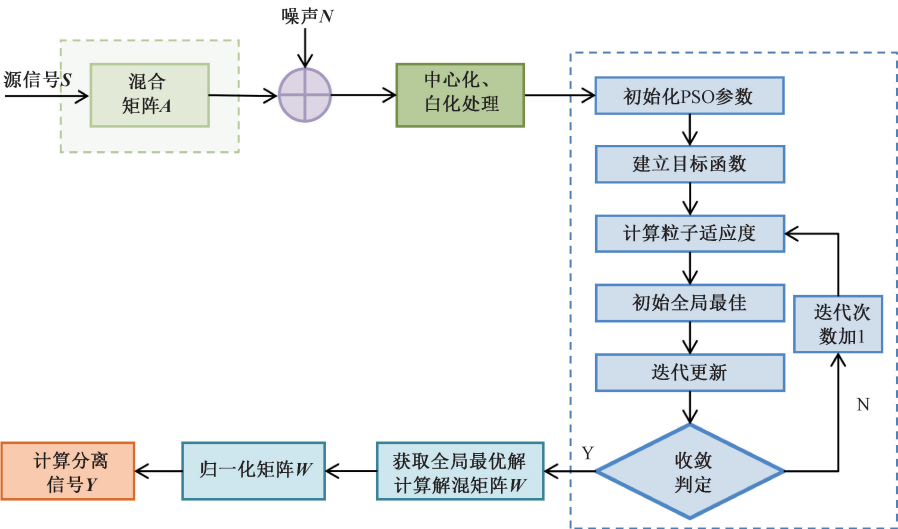


图2 基于改进 ICA 的雨声信号盲源分离流程

Fig.2 Flow chart of blind source separation of rain sound signal based on the improved ICA

2.1 非线性目标函数

在改进 ICA 的盲源分离算法中,目标函数的选择至关重要,甚至直接决定着盲源分离的效果。通常,目标函数包括基于最大化非高斯性、最小化互信息性以及最大似然估计准则等,选择基于最大化非高斯性建立目标函数,因为独立信号通常具有较强的非高斯性,通过最大化非高斯性,可以更有效地实现源信号的分离。而非线性变换是增强信号非高斯性的常用方法之一。通过非线性变换,可以使信号的分布特性更接近非高斯分布,从而提升源信号之间的独立性,更有利于盲源分离。非线性变换函数公式如式(5)所示。

$$g = \frac{\lg(\cosh(ax))}{a} \quad (5)$$

其中, $\cosh$ 为双曲余弦函数, $\lg$ 为对数函数, 参数 a 用以控制非线性变换的强度。

对数变换可以压缩信号的动态范围,将原本较大的数值压缩到较小的范围内,降低较大输入值之间的差异。

双曲余弦函数具有的对称性有助于保留原始信号的结构特征,尤其在归一化处理后,可以有效减少变换过程中引入的偏差。此外,双曲余弦函数的快速增长特性使原本接近于高斯分布的信号在经过非线性变换之后,更加偏离高斯分布,增强了非高斯性,从而提高分离性能。双曲余弦函数定义为:

$$\cosh(z) = \frac{e^z + e^{-z}}{2} \quad (6)$$

最后利用参数 a 控制非线性变换的强度和输出范围,保证变换后的信号保持在一个稳定、可控的范围内,以便后续处理。

经过上述非线性变换后,最终通过衡量源信号与分离信号之间的差异建立目标函数。目标函数定义为:

$$G = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(U_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(N_i) \right)^2 \quad (7)$$

其中, U_i 和 N_i 分别是源信号与分离信号的第 i 个样本, $g(\cdot)$ 是非线性变换函数, n 是信号的样本数。

该目标函数能够衡量源信号与分离信号和经过非线性变换后的均值差。差异越小,意味着分离效果越好,从而可以通过最小化目标函数来找到最佳的解混矩阵,实现对源信号的有效分离。

2.2 粒子群优化

PSO 算法是一种基于群体智能的优化算法,源于对鸟类捕食行为的研究,算法中的每个粒子相当于鸟群中的鸟的角色,把每个粒子的位置定义为优化问题中的可能解,通过模拟粒子进行搜索和追踪以及相互之间的信息共享来找到全局的最优解^[27]。传统梯度下降、牛顿法易陷入局部极值点,遗传算法需设定交叉率、变异率、编

码方式等多个参数。相比之下,PSO 不仅具有更强的全局搜索能力,只需设置惯性权重与学习因子,不涉及复杂的交叉、变异等操作,收敛更迅速,易于集成。因此选择引入 PSO 算法对改进的目标函数寻优。利用 PSO 优化的基本原理为:

1) 初始化

设置随机种群、种群规模、惯性权重范围、学习因子以及误差阈值等参数,随机生成粒子位置并进行归一化和正交化处理,随后假设当前粒子的初始位置即为个人最佳位置 b_{pbest} 。

2) 目标函数与初始全局最佳

根据式(5)和(7)构建最大化非高斯性的目标函数 G ,计算每个粒子的适应度值,在第1轮计算后,将当前适应度最高的粒子位置设置为全局最佳位置 b_{gbest} 。

3) 迭代更新

更新惯性权重 w 以平衡全局与局部搜索,根据式(8)更新速度 v 以及位置 b ,重新计算适应度,若出现更高的适应度值,则相应更新个人最佳位置 b_{pbest} 和全局最佳位置 b_{gbest} 。

$$\begin{cases} v_n = a[wv + c_1 r_1 (b_{pbest} - b) + c_2 r_2 (b_{gbest} - b)] \\ b_n = b + v_n \end{cases} \quad (8)$$

其中, a 为缩放系数,用以调整速度更新; c_1 和 c_2 为学习因子, r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 内的均匀随机数,用以控制速度和位置变化的随机性。

4) 收敛判定

设置最大迭代次数以及全局最佳解的变化是否小于误差阈值 0.000 1,当两者满足其一,当前迭代终止;否则返回3)继续迭代搜索。

5) 输出结果

迭代终止时,得到全局最优解 b_{gbest} 及其对应的最佳解混矩阵 W 。

3 实验与分析

实验所用雨声数据是通过基于 STM32 芯片的雨声采集系统在南京市浦口区南京信息工程大学田径场进行实地采集。雨声采集系统外部为一圆锥形金属外壳,内部则是以 STM32 作为主控,连接 3 个麦克风模块采集音频信号,通过 USB 串口模块把信号传输的 PC 端。图 3 为雨声采集系统内部设计实物图。

为了提高研究结果的可靠性,选择将雨声采集系统放置在较为开阔的田径场草坪上,这样不仅有助于减少干扰,还能更好的模拟后续对室外环境下实时识别雨情的研究;另外,环境因素的变化会显著影响雨滴特性,例如风速的变化会改变雨滴的速度和方向,温度和气压的变化会影响雨滴的大小和蒸发率等,因此,在数据采集

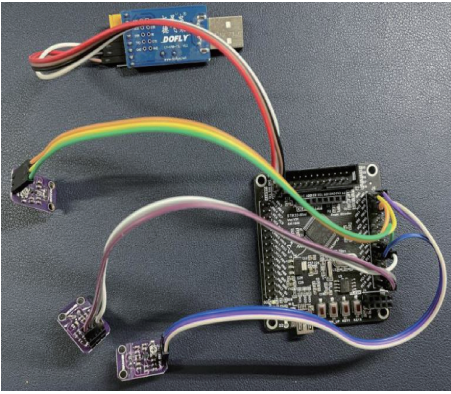


图3 雨声采集系统内部设计实物

Fig. 3 Physical diagram of the rain sound collection system

完成后,优先选择风速、温度和气压相对均衡的条件下采集的数据。数据包括大、中、小3种雨声信号以及蛙鸣声、雷声、交通噪声信号如图4(a)、(b)所示,其中横轴代表采样点数,纵轴表示信号幅度。

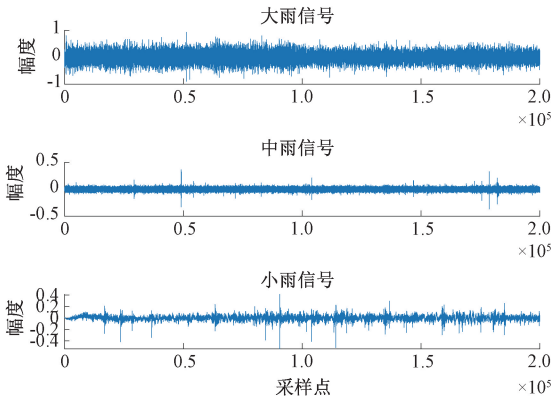
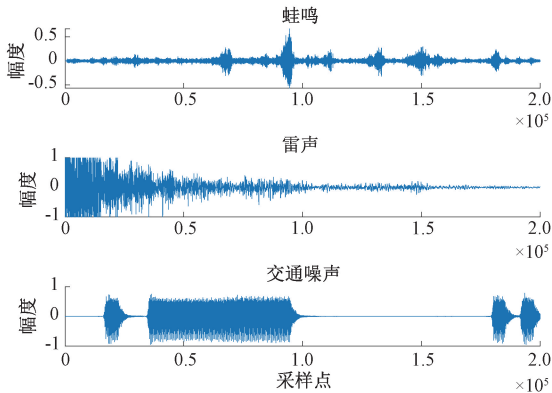
(a) 雨声信号
(a) Waveforms of rainsound signal(b) 噪声信号
(b) Waveforms of noise signal

图4 雨声信号及噪声信号

Fig. 4 Waveforms of rain sound signal and background noise

3.1 盲源分离评估标准

在盲源分离算法的性能评估中,性能指数 PI、失真比(signal to distortion ratio, SDR)以及均方误差(mean squared error, MSE)^[28]是常用的指标。

1) PI 分离性能指数

PI 分离性能指数是用来描述信号分离效果的参数,定义为:

$$PI = \frac{1}{n(n+1)} \left\{ \sum_{i=0}^{N-1} \left[\sum_{k=0}^{N-1} \frac{|c_{ik}|}{\max |c_{ik}|} - 1 \right] + \sum_{j=0}^{N-1} \left[\sum_{k=0}^{N-1} \frac{|c_{kj}|}{\max |c_{kj}|} - 1 \right] \right\} \quad (9)$$

2) 失真比 SDR

失真比用于评估分离信号的质量,衡量了分离信号中 有用部分的能量与失真部分的能量之比。SDR 越高,表示分离出的信号越接近源信号,即失真越小。SDR 的定义为:

$$SDR = 10 \cdot \lg \left(\frac{\|E_{desired}\|^2}{\|E_s - E_{desired}\|^2} \right) \quad (10)$$

其中, $E_{desired}$ 表示分离信号中有用部分的能量, E_s 是包含所有信号能量的矩阵, $E_s - E_{desired}$ 即为与分离信号中有用部分无关的误差部分的能量。SDR 可以分析分离信号的失真程度,从而有效衡量分离算法的性能。

3) 均方误差 MSE

均方误差用于衡量分离信号与源信号之间的差异,反映了分离信号与源信号之间的整体偏差。MSE 的值越小,表示分离信号越接近真实信号,分离效果越好。MSE 的定义为:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (11)$$

其中, $\hat{x}_i$ 表示分离信号的第 i 个样本, x_i 表示源信号的第 i 个样本, N 为信号的样本数量。

3.2 实验结果及分析

在 Walcott 等^[29-30]的研究中发现,一般降雨事件往往会夹杂着诸如蛙鸣声、雷声等各类噪声,并且随着降雨量、降雨等级的变化,蛙鸣声强度以及频率也会随之改变。因此,如何在采集雨声信号后有效的去除大量混杂在降雨声中的噪声这一问题亟待解决。

此外,虽然 Rivet 等^[31]的研究中表明,音频混合信号很少是线性混合的,现实场景的音频信号混合通常较为复杂,大多接收到的混合信号会被房间或者墙壁及其他地面反射。然而文献[19-20,22]中仍采用了线性瞬时混合模型来当作可行的近似。通过分析现有研究并结合本研究中的具体情况,给出的说明为:

1) 在实地雨声录制中,将雨声采集系统放置在田径场草坪上,周围环境较为开阔,没有明显的墙体反射,混

响以及多径效应相对较弱。

2) 传感器本身的放大电路、麦克风等都处在线性工作区,不存在明显的非线性失真。

3) 本研究重点关注雨声分离时的质量,因此采用线性瞬时模型以便快速高效的验证分离算法的可行性。

通过以上分析,最终利用线性瞬时混合模型来处理雨声混合信号,生成随机混合矩阵,将雨声与噪声进行线性混合。

1) 一般性实验

首先选择将 3 类雨声与蛙鸣噪声混合进行一般性实验。图 5 为 3 类雨声信号与蛙鸣噪声的混合信号波形图。混合后的信号波形既保留了雨声随机、连续的振幅特点,又叠加了蛙鸣声的脉冲、谐波成分,从而导致瞬时振幅、包络形态都发生改变,呈现更复杂的动态变化,贴近真实场景。

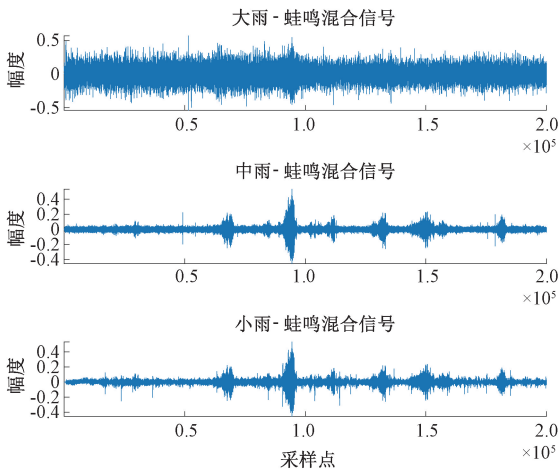


图 5 3 类雨声与蛙鸣噪声的混合信号

Fig. 5 Waveforms of mixed signal of three types of rain sound and frog croak noise

随后对混合信号进行中心化以及白化处理,利用改进的 ICA 对处理后的混合信号进行盲源分离。图 6 为改进 ICA 对 3 类雨声混合信号进行盲源分离后的原始雨声信号以及分离雨声信号波形对比图。

由图 6(a) 与(b)中的原始信号与分离信号的对比不难看出,所提算法能有效从 3 种雨声-蛙鸣声的混合信号中分离出源雨声信号,且分离精度较高,分离后的信号在幅度和时间趋势上与源信号基本一致,较好的实现了对雨声信号的有效分离。

2) 不同雨声、噪声混合信号场景下的对比实验

为了验证算法在不同复杂背景噪声下的稳定性,选择将 3 类雨声信号与雷声、蛙鸣声以及交通噪声分别进行盲源分离实验,通过多次重复实验计算分离雨声信号的失真比,评估算法的性能。图 7 为不同雨声混合场景下雨声分离 SDR 对比图。

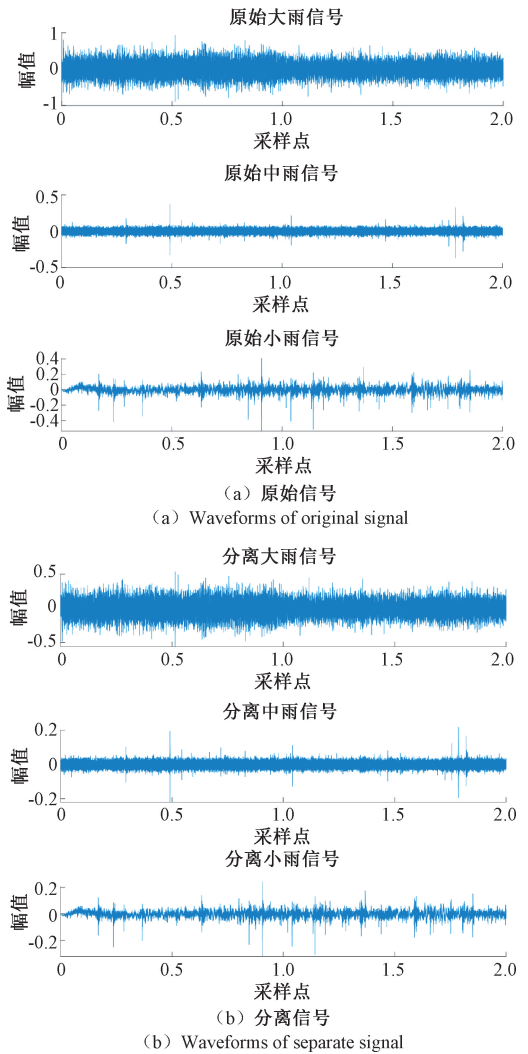


图 6 改进 ICA 对 3 类雨声-蛙鸣混合信号盲源分离的原始雨声信号及分离信号对比

Fig. 6 The improved ICA for blind source separation of three types of mixed signals of rain and frog calls: Comparison of original rain sound signals and separated signals

从图 7 中结果横向对比分析,雷雨混合信号和交通噪声-雨声混合信号场景下的雨声分离效果较为出色,蛙鸣-雨声混合信号的分离雨声质量稍次,但是总体 SDR 值依然普遍在 300 dB 以上。考虑可能是雷声、交通噪声与雨声的频带重叠较小,时域结构差别较大,而蛙鸣声更容易与雨声成分相混淆,产生频谱重叠。此外,从纵向对比分析,在所有的雨声分离场景中,小雨分离效果始终最佳,中雨次之,大雨则最差。究其原因,小雨雨声能量偏低、频谱时域结构相对简单,在混合时具有较好的可分离性,而中、大雨雨声能量偏高,对其他源的掩蔽更强,使盲源分离难度增加,导致分离效果相对较差。

综上,无论是混合低噪声、平稳特征的蛙鸣声,还是具突发性特征、强噪声的雷声、交通噪声等,改进 ICA 算法均

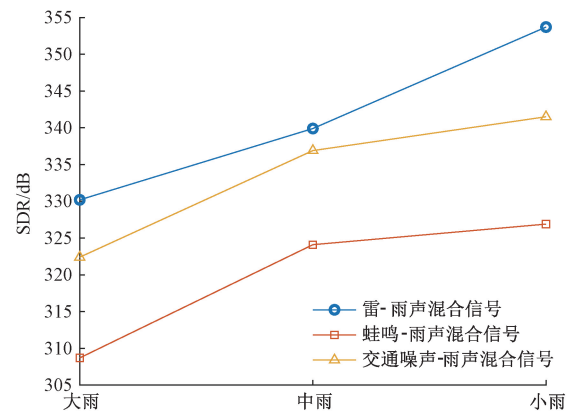


图7 不同雨声混合场景下雨声分离 SDR 对比
Fig. 7 Comparison of rain sound separation SDR in different rain sound mixing scenarios

能稳定有效地将混合信号进行分离,平稳的保留雨声信号在幅度、峰值等方面的特征,得到较为纯净的雨声信号。

另外,虽然本研究注重对室外环境下雨声信号盲源分离,但是在后续降雨观测、雨量识别的研究中往往也要考虑实际复杂场景下的盲源分离效果。例如城市街道场景中 将音频传感器集成到路灯内以及在 Avanzato 等^[32]提到的温室大棚中利用声学雨量计采集到的雨声进行降雨观测的任务,根据识别不同的降雨量以互补的方式调整灌溉流量。因此有必要对复杂实际场景下算法的鲁棒性进行验证。

实验验证选取大、中、小雨声以及雷声信号,利用 Matlab 生成混响结构的 Schroeder 混响器,在混合前先对每路源信号加入混响再做线性混合,模拟房间内的混响场景。图 8 为模拟房间混响场景下分离的 3 种雨声信号波形图。

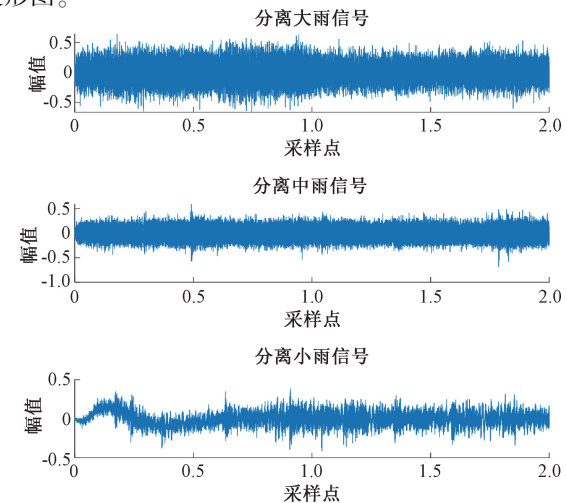


图8 模拟房间混响场景下分离的 3 种雨声信号
Fig. 8 Waveforms of three different rain sound signals separated in a simulated room reverberation scene

实验结果表明,针对加入混响后的雨声混合信号,改进的 ICA 算法仍能较好的分离出源雨声信号,各分离雨声的 SDR 值较无混响场景平均降低了约 10 dB,但是仍处于可接受范围,能够满足盲源分离需求。然而,通过与图 6(b)中无混响的盲源分离波形对相比,算法在含混响以及多路径干扰场景下仍有改进空间:例如各分离信号的整体幅度偏大;大雨和中雨信号的波形出现了较多幅度突变的脉冲伪影,小雨的分离结果在初期有较明显的振荡。

3) 目标函数对比实验与 PSO 优化分析

在以往的研究中^[18-19],有基于峰度、负熵等目标函数的盲源分离算法,为了验证本研究改进并建立的非线性变换目标函数的性能优越性,分别以峰度、负熵以及所提算法目标函数进行中雨混合信号的盲源分离实验,通过对比其运行时间以及 PI 指标分析算法性能。表 1 为基于 3 种目标函数的中雨混合信号分离结果对比表。

表 1 基于 3 种目标函数的中雨混合信号分离结果对比表
Table 1 Comparison of separation results of mid rain mixed signals based on three objective functions

指标类型	峰度	负熵	非线性函数
运行时间	0.582 0	0.503 0	0.428 0
PI 指标	0.002 6	0.001 7	0.001 2

由表 1 的分离结果对比可见,相较于以峰度、负熵等目标函数的传统盲源分离算法,本研究所用目标函数在保持最低 PI 指标、最短的运行时间的同时,实现了对雨声信号的有效分离,表明本研究所用方法的准确性。

为了验证 PSO 各项参数对 ICA 分离效果的影响,对惯性权重、学习因子等参数设置进行对比实验。Clerc 等^[33]就采用的是固定权重策略,然而 Bui 等^[34]指出,当算法收敛时,固定值权重值可能会导致粒子的不必要波动。因此通过将惯性权重更新为自适应线性递减形式,与固定权重值相比,这种自适应更新权重的方法通过让权重 w 随迭代从大到小,在早期粒子进行全局搜索,快速扫遍解空间,减少陷入局部最优;而随着迭代推进,粒子会聚拢到当前最优附近,进行细度局部搜索,加速收敛。个体学习因子 c_1 与群体学习因子 c_2 设置为 2.0,种群规模设置为 20。图 9 为线性递减与固定权重策略的收敛曲线对比图。

经多次实验对比,固定权重策略往往会出现过早收敛,陷入局部最优解中,而线性递减策略在迭代早期以相对较大的权重充分搜索解空间,避免早期陷入局部最优,随着迭代推进,权重逐步降低,能够持续挖掘更优解。实验发现最佳的惯性权重在 0.7 上下浮动,这与 Clerc 等^[33-34]的研究中关于学习因子与惯性权重的结论十分接近。

4) 与现有雨声信号盲源分离研究的对比实验

现有研究中大多采用的是 FASTICA 算法对 3 种雨

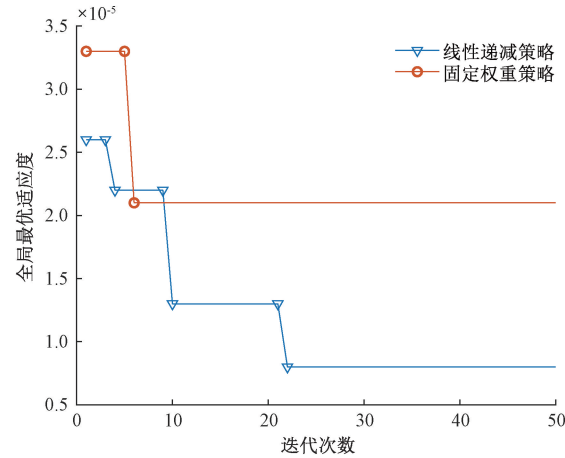


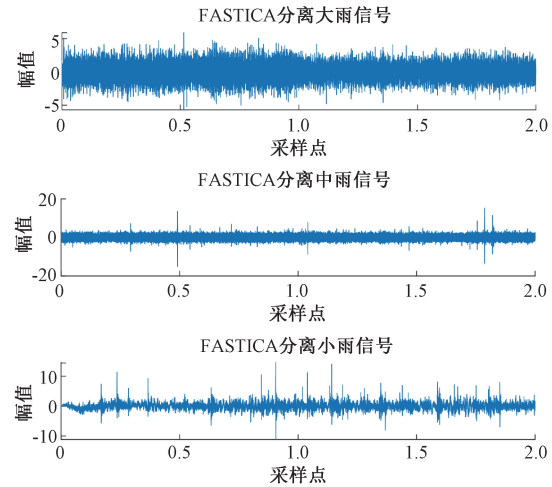
图 9 线性递减与固定权重策略的收敛曲线对比

Fig. 9 Comparison of convergence curves between linear decreasing and fixed weight strategies

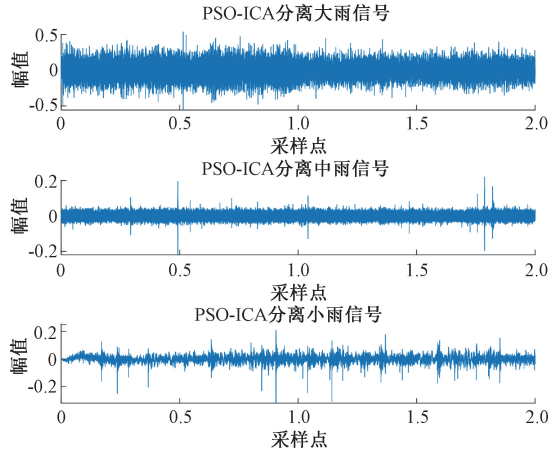
声混合信号进行盲源分离实验。通过与 FASTICA 方法进行对比实验进一步分析所提算法在具体雨声应用背景下的性能。图 10 为 3 种雨声混合信号下改进 ICA 分离结果与 FASTICA 分离结果对比图。

分析图 10(a)、(b)的雨声分离结果,虽然两种算法都能在不同雨声混合信号中分离出源雨声信号,分离后的信号波形高度相似。但是观察图 10(a)中分离雨声信号的幅度都普遍偏大,远超源雨声信号数倍甚至数十倍,而改进的 ICA 方法在分离信号的幅度上更加接近源雨声信号。为了确保后续研究中通过雨声识别雨量的准确性,要求分离的雨声信号在幅度上尽可能的接近源信号,分离信号幅度的过度放大可能会导致雨量识别研究误差的增加。

最后通过分析改进 ICA 与 FASTICA 算法在 3 种雨声混合信号下分离雨声的 PI 指标、失真比以及均方误差进一步衡量两种算法的分离性能,图 11 为不同雨声混合信号下改进 ICA 与 FASTICA 的分离雨声的性能对比柱状图。



(a) FASTICA分离结果
(a) FASTICA separation results



(b) 改进ICA分离结果
(b) Improved ICA separation results

图 10 3 种雨声混合信号下改进 ICA 分离结果与 FASTICA 分离结果对比

Fig. 10 Comparison chart of the improved ICA separation results and FASTICA separation results under three types of mixed rain sound signals

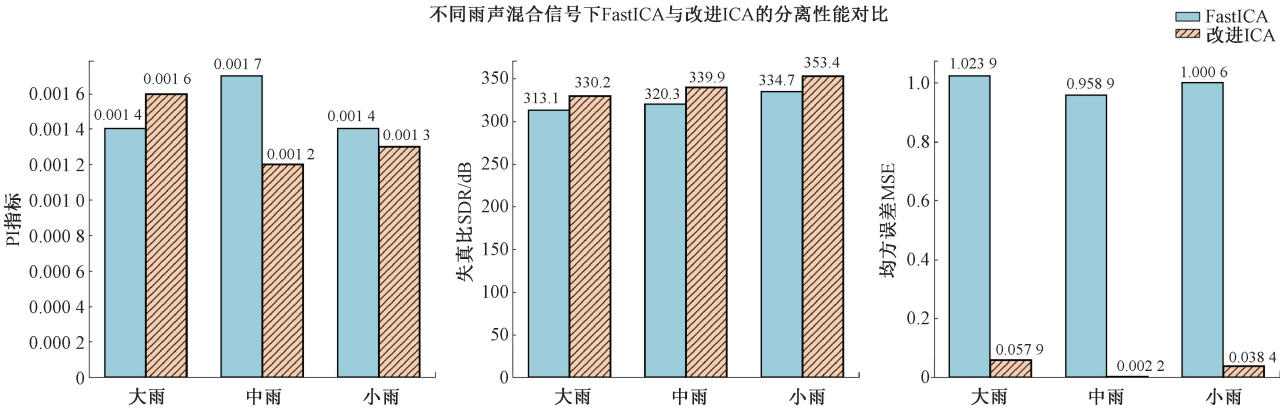


图 11 3 种雨声混合信号下 FASTICA 与改进 ICA 的分离性能对比

Fig. 11 Comparison bar chart of separation performance between the improved ICA and FASTICA under three types of mixed rain sound signals

由图 11 结果可知,改进 ICA 算法在 3 种雨情下的雨声分离都展现出更良好的性能。其中,在中雨和小雨的 PI 指标方面相较于 FASTICA 更低且均达到了 10^{-2} 级别,满足盲源分离要求,虽然在分离大雨的 PI 指标稍差,但也在可接受范围内。其次,改进 ICA 分离雨声信号的 SDR 值普遍在 330 dB 以上,较 FASTICA 均提升了近 20 dB,同时 MSE 降低了近两个数量级,特别是在中雨以及小雨条件下的盲源分离效果显著,中雨的 MSE 达到了最低值 0.002 2,小雨的 SDR 值达到了最高的 353.4 dB。而从雨声识别的角度分析,更加关注分离雨声的质量,改进的 ICA 在进行雨声信号的盲源分离时,相较于 FASTICA 有更好的分离性能,在确保分离雨声幅度稳定的同时,能更好的去除噪声,保留雨声的有效成分,精确恢复出源雨声信号。

4 结 论

针对传统 FASTICA 算法在雨声信号盲源分离时产生的幅度扩大、分离性能较差等问题,提出了一种改进 ICA 的雨声信号盲源分离算法。通过双曲余弦函数与对数函数组合的非线性变换增强信号的非高斯性,根据源信号与分离信号的均值差平方改进重建目标函数,同时引入 PSO 算法,结合其快速的全局搜索能力,在降低运算复杂度、收敛速度的同时有效解决了 FASTICA 算法在雨声信号盲源分离时存在的幅度扩大、分离性能较差以及迭代过程中易陷入局部最优解等问题,显著提升了分离性能。结果表明改进的 ICA 算法在大、中、小 3 种雨情混合不同噪声的情况下均能更精确的分离出源雨声信号,运行时间更快,分离精度更高,其中均方误差降低了两个数量级,失真比提高了近 20 dB。在今后的工作中,将继续深入研究雨声信号的盲源分离课题,进一步提高分离性能,同时也为后续雨量识别的研究奠定了一定的基础。

参考文献

- [1] 许肖璐,张方敏,邓汗青,等. 1961—2020 年中国降水等级的变化特征[J]. 水土保持研究,2024,31(2): 181-189.
- XU X L, ZHANG F M, DENG H Q, et al. Changes in precipitation in China from 1961 to 2020[J]. Soil and Water Conservation Research, 2024, 31(2): 181-189.
- [2] 匡舒雅,周泽宇,梁媚聪,等. IPCC 第六次评估报告第二工作组报告解读[J]. 环境保护,2022,50(9):71-75.
- KUANG SH Y, ZHOU Z Y, LIANG M C, et al. Interpretation of the second working group report of the IPCC sixth assessment report [J]. Environmental Protection, 2022, 50(9): 71-75.
- [3] 廖敏涵,刘九夫,廖爱民,等. 翻斗式雨量计左右斗平衡判别方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(5):58-65.
- LIAO M H, LIU J F, LIAO AI M, et al. Method for distinguishing the balance between the left and right buckets of a tipping bucket rain gauge [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 58-65.
- [4] 郑海荣. 新声知万物,新质生产力的声学仪器力量[J]. 仪器仪表学报,2024,45(6):1.
- ZHENG H R. The power of acoustic instruments for new sound to understand everything and new quality productivity [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(6):1.
- [5] 李瑾,行鸿彦,吴叶丽,等. 基于敲击声音信号的墙体内部管道探测方法[J]. 国外电子测量技术,2022,41(2):1-6.
- LI J, XING H Y, WU Y L, et al. Method for detecting pipelines inside walls based on tapping sound signals[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(2):1-6.
- [6] 行鸿彦,黄春虹. 基于最大类间方差算法的雨滴特征提取研究[J]. 气象科技,2017,45(3):409-414.
- XING H Y, HUANG CH H. Research on raindrop feature extraction based on maximum inter class variance algorithm[J]. Meteorological Science and Technology, 2017, 45(3): 409-414.
- [7] 曾豫宁,行鸿彦,侯天浩,等. 基于 MFCC 和 PSO-SVM 的雨滴识别方法[J]. 电子测量与仪器学报,2025,39(2):83-91.
- ZENG Y N, XING H Y, HOU T H, et al. Rainfall recognition method based on MFCC and PSO-SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(2): 83-91.
- [8] 施成龙,行鸿彦,娄华生. 基于 EWT-SVM 的雨滴识别方法[J]. 气象水文海洋仪器,2024,41(1):5-8.
- SHI CH L, XING H Y, LOU H SH. Rainfall recognition method based on EWT-SVM [J]. Meteorological, Hydrological and Oceanic Instruments, 2024, 41(1): 5-8.
- [9] WANG M ZH, CHEN M ZH, WANG Z R, et al. Estimating rainfall intensity based on surveillance audio and deep-learning [J]. Environmental Science and

- Ecotechnology, 2024, 22: 100450.
- [10] 吴佳佳. 基于声音信号的实时雨情识别研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2022.
- WU J J. Research on real time rain recognition based on sound signals[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2022.
- [11] 娄华生,行鸿彦,李瑾,等. 基于改进 CEEMDAN 和小波阈值的雨声信号去噪算法研究[J]. 电子测量技术,2023,46(7):103-109.
- LOU H S, XING H Y, LI J, et al. Research on Rainsound signal denoising algorithm based on improved CEEMDAN and wavelet threshold[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46 (7): 103-109.
- [12] MEINECKE F, ZIEHE A, KAWANABE M. Independent component analysis, a new concept [J]. Signal Processing, 1994, 36(3): 287-314.
- [13] TU SH J, HANG C. Blind source separation of underwater acoustic signal by use of negentropy-based fast ICA algorithm[C]. 2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence & Communication Technology, 2015: 608-611.
- [14] 贾志成,王娜娜,陈雷,等. 基于非线性函数和简化粒子群优化的盲源分离算法[J]. 中国科学院大学学报,2014,31(4):530-536.
- JIA ZH CH, WANG N N, CHEN L, et al. Blind source separation algorithm based on nonlinear function and simplified particle swarm optimization [J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2014, 31(4): 530-536.
- [15] JIANG H, HUANG G, Wilford P A, et al. Constrained and preconditioned stochastic gradient method[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63 (10): 2678-2691.
- [16] 刘婷,张锦,李灯熬. 改进的自然梯度盲源分离算法在非平稳环境中的应用[J]. 电子器件,2016,39(3): 675-679.
- LIU T, ZHANG J, LI D AO. Application of improved natural gradient blind source separation algorithm in non stationary environment [J]. Electronic Devices, 2016, 39(3): 675-679.
- [17] 谢平,李红亮,黄双峰. 一种盲源分离的优先进化自适应遗传算法[J]. 计算机仿真,2009,26(6):220-223.
- XIE P, LI H L, HUANG SH F. A prioritized evolutionary adaptive genetic algorithm for blind source separation[J]. Computer Simulation, 2009, 26 (6): 220-223.
- [18] 张银雪,田学民,邓晓刚. 基于改进人工蜂群算法的盲源分离方法[J]. 电子学报,2012,40(10):2026-2030.
- ZHANG Y X, TIAN X M, DENG X G. Blind source separation method based on improved artificial bee colony algorithm [J]. Acta Sinica, 2012, 40 (10): 2026-2030.
- [19] 吴佳佳,行鸿彦,孙江. 一种雨声信号的盲源分离处理方法[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(9):144-153.
- WU J J, XING H Y, SUN J. A blind source separation processing method for rain sound signals[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(9): 144-153.
- [20] KUMARI R, SAH D K, CENGIZ K, et al. Acoustic signal-based indigenous real-time rainfall monitoring system for sustainable environment [J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2023, 60: 103398.
- [21] YANG W L, PILOZZI A, HUANG X D. An overview of ICA/BSS-based application to Alzheimer's brain signal processing[J]. Biomedicines, 2021, 9(4): 386.
- [22] HE P J, SHE T T, LI W H, et al. Single channel blind source separation on the instantaneous mixed signal of multiple dynamic sources[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 113: 22-35.
- [23] YAN L, ZHEN Y. Blind source separation based on convolution mixture speech signals [C]. 2010 6th International Conference on Wireless Communications Networking and Mobile Computing, 2010: 5600582.
- [24] DEVILLE Y, DUARTE L T. An overview of blind source separation methods for linear-quadratic and post-nonlinear mixtures[C]. International Conference on Latent Variable Analysis and Signal Separation, 2015: 155-167.
- [25] WANG X Q, XU SH L, ZHANG Y, et al. A Method for the pattern recognition of acoustic emission signals using blind source separation and a CNN for online corrosion monitoring in pipelines with interference from flow-induced noise[J]. Sensors, 2024, 24(18): 5991.
- [26] PANG L H, TANG Y L, TIAN J P, et al. Evaluation of

blind signal separation objective function constructed using nonlinear functions [C]. 2024 International Conference on Electrical, Computer and Energy Technologies, 2024: 1-7.

[27] 行鸿彦,邹水平,徐伟,等. 基于 PSO-BP 神经网络的湿度传感器温度补偿 [J]. 传感技术学报, 2015, 28(6): 864-869.

XING H Y, ZOU SH P, XU W, et al. Temperature compensation of humidity sensor based on PSO-BP neural network [J]. Journal of Sensing Technology, 2015, 28 (6): 864-869.

[28] PAN W H, JIAO J, ZHOU X B, et al. Underdetermined blind source separation of audio signals for group reared pigs based on sparse component analysis [J]. Sensors, 2024, 24(16): 5173.

[29] WALCOTT A. Distribution and calling phenology of generalist frog species along a climate gradient [D]. Australia: Charles Sturt University. 2017.

[30] GONZALEZ S C, BRIGGS-GONZALEZ V S. The effects of environmental cues on chorusing onset in a tropical frog assemblage [J]. Amphibia-Reptilia, 2022, 43(2): 113-123.

[31] RIVET B, GIRIN L, JUTTEN C. Mixing audiovisual speech processing and blind source separation for the extraction of speech signals from convolutive mixtures [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2006, 15(1): 96-108.

[32] AVANZATO R, BERITELLI F. An innovative acoustic rain gauge based on convolutional neural networks [J]. Information, 11(4): 183.

[33] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.

[34] BUI L T, SOLIMAN O, ABBASS H A. A modified strategy for the constriction factor in particle swarm optimization [C]. Australian Conference on Artificial Life, 2007: 333-344.

作者简介



曾豫宁, 2023 年于南京邮电大学获得学士学位, 现为南京信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为信号处理、仪器仪表技术。
E-mail: 1462212588@ qq. com

Zeng Yuning received his B. Sc. degree from Nanjing University of Posts and Telecommunications in 2023. He is currently a master student at Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interests include signal processing and instrumentation technology.



行鸿彦 (通信作者), 1983 年于太原理工大学获得学士学位, 1990 年于吉林大学获得硕士学位, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学教授、博士生导师, 南通理工学院智能装备与系统专业

带头人。主要研究方向: 气象仪器设计与计量、信号检测与处理等。
E-mail: xinghy@ nuist. edu. cn

Xing Hongyan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 1983, M. Sc. degree from Jilin University in 1990, and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Nanjing University of Information Science & Technology. He is the leader of the Intelligent Equipment and Systems major at Nantong University of Technology. His main research interests include design and metering of meteorological instruments, signal detection and processing, etc.