

基于改进 DBSCAN 算法估计欠定混合矩阵的应用研究

王霖郁^{1,2}, 夏敏^{1,2}, 项建弘^{1,2}

(1. 哈尔滨工程大学信息与通信学院, 哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨工程大学先进船舶通信与信息技术重点实验室, 哈尔滨 150001)

摘要: 针对欠定盲源分离(Underdetermined blind source separation, UBSS)问题, 采用基于密度的空间聚类(Density based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)算法估计聚类中心时易陷入局部最优, 因此由聚类中心坐标构成的混合矩阵的精度降低, 导致信号分离结果不理想。本文在 DBSCAN 基础上提出布谷鸟自适应搜索群优化算法(Cuckoo adaptive search swarm optimization of density based spatial clustering of applications with noise, CASSO-DBSCAN), 该算法依据 Levy 飞行策略增强全局自适应搜索能力, 并利用群体学习思想精细寻优得到最优解, 从而更加精准地估计聚类中心。通过语音信号的盲源分离仿真实验对该算法进行验证, 结果表明, 该算法能够有效改善欠定混合矩阵的估计精度, 具有良好的鲁棒性, 证明了其可行性。

关键词: 欠定盲源分离; 群优化; 布谷鸟搜索算法; 空间聚类; 语音信号

中图分类号: TN912.3 **文献标志码:** A

Application Research of Underdetermined Mixed Matrix Estimation Based on Improved DBSCAN Algorithm

WANG Linyu^{1,2}, XIA Min^{1,2}, XIANG Jianhong^{1,2}

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. Key Laboratory of Advanced Ship Communication and Information Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Aiming at the issue of underdetermined blind source separation (UBSS), when using the density based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) algorithm to estimate the cluster center, it is easy to fall into the local optimum. Therefore, the accuracy of the mixing matrix composed of the cluster center coordinates is reduced, resulting in unsatisfactory signal separation results. This paper proposes a cuckoo adaptive search swarm optimization based on DBSCAN (CASSO-DBSCAN) algorithm. The algorithm enhances the global adaptive search ability based on the Levy flight strategy, and uses the idea of learning from the group to refine the optimization to obtain the optimal solution, which can estimate the cluster centers more accurately. The paper verifies the algorithm through the simulation of blind source separation of speech signals. Results show that it can effectively improve the estimation accuracy of the underdetermined mixing matrix and has good robustness, which proves the feasibility of the algorithm.

Key words: underdetermined blind source separation (UBSS); swarm optimization; cuckoo search algorithm; spatial clustering; speech signal

引言

欠定盲源分离(Underdetermined blind source separation, UBSS)^[1]是盲源分离技术中最接近实际运用的一种情况,其源信号的个数要多于观测信号的个数,使得信号分离更加艰难,因而成为盲源分离领域的主要研究热点和难点。目前UBSS大多数是在稀疏成分分析(Sparse component analysis, SCA)的基础上进行研究,其主要内容分别为混合矩阵估计和源信号恢复。其中,混合矩阵估计的精度将直接影响源信号估计阶段的最终效果。传统聚类算法需要预先知道聚类中心的数量,并且具有对噪声点和初始聚类中心敏感的问题,因而克服这一问题的基于密度的空间聚类(Density based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)^[2]算法成为了研究混合矩阵估计的热门方法之一。

针对数据分布不均匀的情况,利用基于分区DBSCAN算法处理高维数据和密度分布不均匀的集群,并在数据预处理阶段,利用改进的蚁群算法(Ant colony optimization, ACO)算法克服了对初始参数敏感的缺点,提升了算法的聚类效果^[3]。针对DBSCAN算法鲁棒性较差的问题,对信号进行聚类分析来确定源信号的数目和数据分类,然后将分类后的数据利用Hough变换计算聚类中心,从而提高混合矩阵估计的精确度^[4]。布谷鸟搜索算法(Cuckoo search, CS)^[5]是一种模拟布谷鸟寄生在其他鸟类巢穴的育雏行为和Levy飞行策略的智能搜索算法^[6]。针对CS算法稳定性差的问题,提出一种基于自适应参数调整的CS算法以加快算法向最优解收敛^[7]。为了解决CS算法全局搜索能力差的问题,引入了与差分进化(Differential evolution, DE)算法相似的变异策略,通过步长参数的自适应调整有效增强CS算法的搜索能力^[8]。

稀疏信号进行单源点检测,得到信号的线性聚类特征,增强时频域信号的稀疏性并滤除低能量点。通过归一化处理将数据的线性聚类转化为密度聚类,然后利用DBSCAN算法分析估计聚类中心的数目并进一步滤除干扰点,得到初始的聚类中心。为了进一步解决聚类中心求解易陷入局部最优的问题,在DBSCAN基础上提出布谷鸟自适应搜索群优化算法,将粒子群算法的向群体学习思想与CS算法的Levy飞行策略相结合,寻找最优解;CS算法具有良好的全局搜索能力,使算法能够顺利脱离局部最优。然而,算法迭代阶段后期的局部搜索不够详细,导致算法精度降低。在CS算法的位置迭代过程中引入粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)算法的群体学习思想,提高算法对最优解的精细搜索能力,避免了对最优解的盲目搜索;然后将布谷鸟自适应搜索群优化算法(Cuckoo adaptive search swarm optimization, CASSO)引入DBSCAN聚类算法的聚类中心,可以有效地解决其易陷入局部最优的问题,更准确地估计欠定混合矩阵。

1 欠定盲源分离模型

UBSS的主要内容是在发送端的源信号及其在传输信道中的混合模式都不知道的情况下,仅依靠接收端的观测信号来重构源信号并估计混合矩阵,其数学模型为

$$\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}(t) \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ 为 m 路观测信号; $\boldsymbol{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ 为 n 路源信号; $\boldsymbol{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为 $m \times n (m < n)$ 阶线性观测矩阵。稀疏信号绝大部分的采样点都为零或几乎为零^[9],换言之,在任意采样时刻只有一个源信号取值不为零,则

$$\frac{x_1(t)}{a_{1i}} = \frac{x_2(t)}{a_{2i}} = \dots = \frac{x_M(t)}{a_{Mi}} = s_i(t) \quad (2)$$

稀疏分量分析对信号的稀疏性要求较高,其稀疏程度能够直接影响混合矩阵的估计效果^[10]。在实

际情况中,需要将时域中大部分不稀疏的信号进行短时傅里叶变换(Short time Fourier transform, STFT),得到强稀疏的时频域信号^[11]。若信号在时频域中某一采样时刻只有一个源信号起着主导作用,将式(1)进行STFT变换,可以得到如下时频域表达式为

$$X(t, f) = AS(t, f) = \sum_{n=1}^N a_n S_n(t, f) \quad (3)$$

式中: $X(t, f) = [X_1(t, f), X_2(t, f), \dots, X_M(t, f)]$ 为观测信号在时频点 (t, f) 的 STFT 复数系数, $S(t, f) = [S_1(t, f), S_2(t, f), \dots, S_N(t, f)]$ 为源信号在时频点 (t, f) 的 STFT 复数系数, a_n 为混合矩阵 A 的第 n 个列向量。将式(2)进行 STFT 变换,可得

$$\frac{X_1(t, f)}{a_{1i}} = \frac{X_2(t, f)}{a_{2i}} = \dots = \frac{X_M(t, f)}{a_{Mi}} = S_i(t, f) \quad (4)$$

为了提高信号的稀疏性,可以通过单源点(Single source point, SSP)检测法去除偏离规定范围时频点和防止噪声造成的小能量点。判断某一时频点 (t, f) 是否为单源点的条件为:观测信号向量在某一时频点 (t, f) 上的实部与虚部之间夹角的绝对值必须小于阈值 $\Delta\theta$,其判断公式为

$$\left| \frac{\{R[X(t, f)]\}^T I[X(t, f)]}{\|R[X(t, f)]\| \|I[X(t, f)]\|} \right| > \cos(\Delta\theta) \quad (5)$$

式中: $|\cdot|$ 为绝对值; $\|\cdot\|$ 为模长。

在时频域中,稀疏数据将分布在若干条穿过原点的直线及其周围,利用相关的聚类算法确定直线的方向向量就能实现对混合矩阵列向量的估计^[12]。然后将数据进一步处理,通过归一化的方法将数据的线性聚类特征转变为单位圆(或单位球)正方向上的密度聚类特征。

2 改进的 DBSCAN 算法

2.1 DBSCAN 算法

DBSCAN 算法利用空间中数据分布的紧密性进行划分,滤除噪声点和密度连通域外的点^[13]。此算法主要有两个影响因素:聚类半径 E_{ps} 和最小聚类数目 M_{ps} , 并且其参数值全局唯一确定^[14], 相关定义如下:

- (1) 以数据集 D 中任意一点 p 为球心, 以 E_{ps} 为半径的区域叫作点 p 的 E_{ps} 邻域。
- (2) 若点 p 的邻域内含有超过 M_{ps} 个数据点, 那么则称 p 为核心对象。
- (3) 如果一个点 q 在 p 的 E_{ps} 邻域, 并且 p 假如是核心对象。则目标点 q 对目标点 p 密度直达。
- (4) 假设数据集 D 中有 n 个样本序列 p_1, p_2, \dots, p_n , 并且, $p_1 = p, p_n = q, i = 1, 2, \dots, n-1$, 如果 p_i 与 p_{i+1} 密度直达, 则根据传递关系, p 和 q 密度可达。
- (5) 在数据集 D 中, 若存在数据点 o 对 p 和 q 都是密度可达, 则称点 p 和点 q 是密度相连。
- (6) 给定 E_{ps} 和 M_{ps} , 所有满足密度可达和密度相连的数据点划分成一个聚类。不满足以上所有条件的点叫作干扰点。

DBSCAN 算法流程如下:

- (1) 初始化参数: 聚类半径 E_{ps} , 最小聚类数目 M_{ps} , 数据集 D ;
- (2) 随机选取点 p , 根据 M_{ps} 判断是否为核心对象;
- (3) 若 p 是核心对象, 则在 p 的 E_{ps} 邻域内找到与其密度直达的点形成一个类;

- (4)若 p 不是核心对象,则判定为干扰点,退出循环;
- (5)将所有样本点都进行筛选;
- (6)若算法满足迭代要求,则输出聚类结果,反之重复步骤(3~6)。

2.2 基于 CASSO 优化的 DBSCAN 算法

在欠定盲源分离的混合矩阵估计中,利用 DBSCAN 算法根据空间的紧密程度划分数据并进一步筛除干扰点,得到分类后的聚类数目。利用分类后的数据计算聚类中心,但是此单一方法的聚类中心求解易陷入局部最优解,得到的混合矩阵估计精度不高。针对这一问题,本文提出了 CASSO 优化 DBSCAN 算法对聚类中心进行估计,得到的混合矩阵更接近原混合矩阵。

CASSO 基本思想是利用 PSO 算法向群体学习思想^[15]对 CS 算法中的鸟巢位置更新(式(6))进行优化,改进后的位置更新公式如式(7)所示,鸟巢前期的位置更新主要是 Levy 飞行机制占主导作用。随着群体学习能力($P_g - x_i(t)$)逐渐占据主导地位,使得算法后期在最优解附近区域来回搜寻,实现算法的局部精细寻优。为了提高算法的优化效果并将其应用到混合矩阵估计的聚类分析中,本文在算法迭代过程中,将固定发现概率进行自适应调节,加快了算法的收敛速度,定义公式为

$$P_a = P_{a_{\min}} + (P_{a_{\max}} - P_{a_{\min}})\exp(-t/T) \quad (6)$$

式中: $P_{a_{\min}}$ 与 $P_{a_{\max}}$ 分别代表最小发现概率值与最大发现概率值; t 为当前迭代次数; T 为设定的最大迭代次数。在算法的前期迭代过程中,为了使算法尽快向最优解收敛,可以在广泛的搜索范围内加快大部分鸟窝被丢弃的概率;当进入后期的迭代过程时,解的搜寻范围逐渐减小,使得剩余的少量解更接近最优解。此时,可以以较小的概率找到鸟巢,更加有效地保留算法的最优解,从而提高算法的整体优化效率。

CS 算法的鸟窝更新如下

$$x_i(t+1) = x_i(t) + (a \oplus L(\lambda)) \quad (7)$$

式中: a 为步长因子,一般令 $a=1$;" \oplus "表示点乘; $x_i(t)$ 表示第 i 个鸟窝在第 t 次迭代中的位置; $L(\lambda)$ 表示服从 Levy 分布的随机性搜寻路线,即 $L(s, \lambda) = s^{-\lambda}, 1 < \lambda \leq 3$ 。

在鸟窝位置更新式(7)的基础上改进得到

$$x_i(t+1) = x_i(t) + (1-t/T)(a \oplus L(\lambda)) + (t/T)(P_g - x_i(t)) \quad (8)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n$ (n 为鸟窝数量); t 为当前迭代次数; T 为设定的最大迭代次数; P_g 表示所有鸟窝的最好位置。

DBSCAN 算法主要通过密度连通的概念将数据划分类别,并利用同类中的数据点到聚类中心的欧式距离来修正聚类中心,该算法的目标适应度函数公式为

$$J(P) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C d_{ij}^2 \quad (9)$$

式中: N 为信号的个数; C 为信号的维度; $d_{ij} = \|x_i - c_j\|$ 为第 i 点到第 j 个聚类中心的欧式距离。

CS 算法和 CASSO 算法的目标适应度函数进化曲线分别如图 1 和图 2 所示。通过多次实验仿真得到,当最大迭代次数 $M_{\text{iter}} = 100$ 时,CASSO 算法相比于 CS 算法能够更快地达到预先设定的适应度函数阈值 $e = 10^{-6}$,且 CASSO 算法在优化 DBSCAN 算法的聚类中心求解过程中能够更快地收敛,使得算法后期在最优解附近区域来回搜寻,实现算法的局部精细寻优。使得解更趋近于最优解,提升混合矩阵估计精度,算法详细流程如图 3 所示。

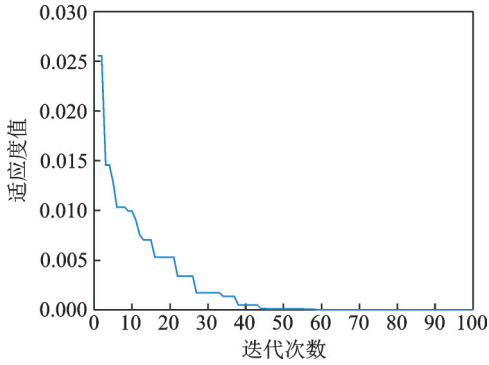


图1 CS算法目标适应度进化曲线图

Fig.1 CS algorithm target fitness evolution figure

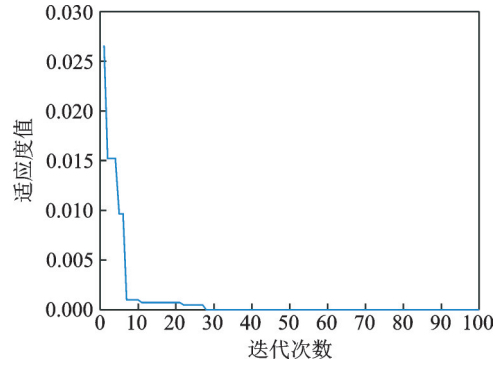


图2 CASSO算法目标适应度进化曲线图

Fig.2 CASSO algorithm target fitness evolution figure

3 仿真实验与结果分析

3.1 混合矩阵评价准则

(1) 归一化均方误差

$$NMSE = -10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N a_{ij}^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\hat{a}_{ij} - a_{ij})^2} \right) \quad (10)$$

式中: \hat{a}_{ij} 为估计出的混合矩阵元素; a_{ij} 为原混合矩阵元素。NMSE 越小, 效果越好。

(2) 偏离角度

$$\text{ang}(\mathbf{a}_i, \tilde{\mathbf{a}}_i) = \frac{180}{\pi} \arccos \left(\frac{\langle \mathbf{a}_i, \tilde{\mathbf{a}}_i \rangle}{\|\mathbf{a}_i\| \times \|\tilde{\mathbf{a}}_i\|} \right) \quad (11)$$

式中: $\tilde{\mathbf{a}}_i$ 为估计出的混合矩阵的第 i 列; \mathbf{a}_i 为原混合矩阵的第 i 列。混合矩阵列向量之间的 $\text{ang}(\mathbf{a}_i, \tilde{\mathbf{a}}_i)$ 越小, 则估计精确度越高。

3.2 实验仿真与分析

为了证明本文算法是否可行, 下面在 MATLAB R2018b 环境下进行两组实验仿真。将该算法与基于遗传模拟退火优化模糊 C 均值聚类算法 (Simulated annealing genetic algorithm of fuzzy C-means, SAGAFCM) 算法、PSO-Kmeans 算法、DBSCAN 聚类 and 层次聚类 (Hierarchical clustering, HC) 算法进行对比, 得到实验数据并分析, 本文实验语音数据来自 CMU (卡耐基梅隆大学) 开源语音包。

假设实验将 4 路语音信号通过混合矩阵 A 进行混合得到 2 路观测信号, 其中采样频率 $f = 16 \text{ kHz}$, 选取的混合矩阵 A 为

$$A = \begin{bmatrix} 0.2588 & 0.7071 & 0.9659 & 0.9659 \\ -0.9659 & -0.7071 & -0.2588 & 0.2588 \end{bmatrix}$$

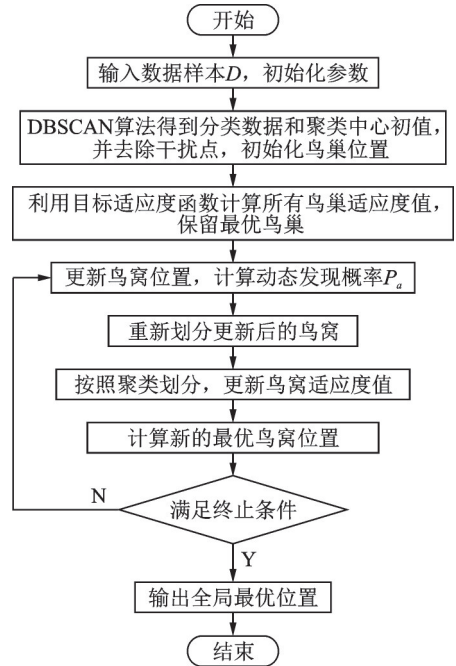


图3 本文算法流程图

Fig.3 Flow chart of the proposed algorithm

4路源信号如图4所示。

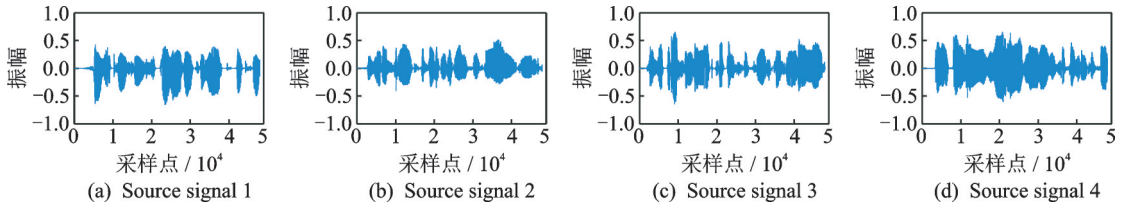


图4 4路源信号

Fig.4 Four-channel source signals

2路观测信号如图5所示。在信号预处理阶段,为了使信号尽可能的稀疏化,选用窗口长度 $K=512$ 的 Hanning 窗,将时域信号进行 STFT 变换得到时频域散点图,如图6所示。对数据进行单源点 (Single source point, SSP) 检测使其更加稀疏,取 $\Delta\theta=0.8^\circ$,然后再通过归一化处理得到如图7所示的具有致密特性的数据。

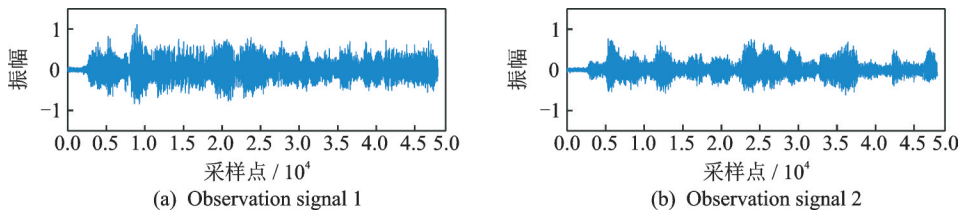


图5 2路观测信号

Fig.5 Two-channel observation signals

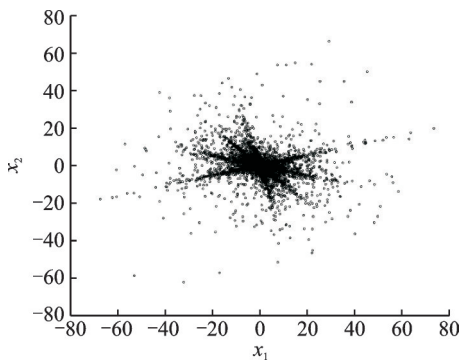


图6 4路语音信号 STFT 变换后散点图

Fig.6 Scatter diagram of four-channel speech signals after STFT transformation

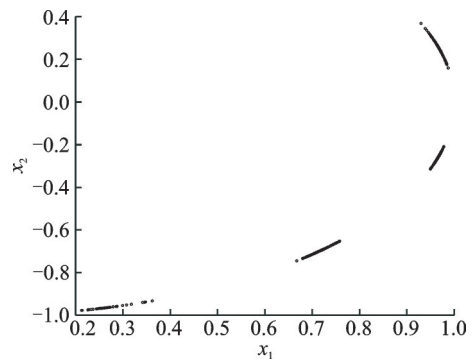


图7 单源点检测并归一化后散点图

Fig.7 Scatter diagram after single source point detection and normalization

3.2.1 混合矩阵估计算法精度对比

实验参数:最大迭代次数 $M_{iter}=100$, 适应度函数阈值 $e=10^{-4}$, 为了尽可能符合实际应用,在仿真时加入加性高斯白噪声 (Additive white Gaussian noise, AWGN), 信噪比为 $SNR=20\text{ dB}$ 。鸟巢数量为 $N=100$, $E_{ps}=0.4$, $M_{ps}=10$, 发现概率的最大值和最小值分别为 $P_{a_{max}}=0.75$ 和 $P_{a_{min}}=0.1$ 。几种聚类算法分别估计结果如下:

(1) HC算法估计的混合矩阵

$$\tilde{A}_{\text{HC}} = \begin{bmatrix} 0.2851 & 0.7186 & 0.9673 & 0.9673 \\ -0.9585 & -0.6955 & -0.2510 & 0.2538 \end{bmatrix}$$

(2) PSO-Kmeans算法估计的混合矩阵

$$\tilde{A}_{\text{PSO-Kmeans}} = \begin{bmatrix} 0.2764 & 0.7113 & 0.9660 & 0.9662 \\ -0.9610 & -0.7028 & -0.2585 & 0.2577 \end{bmatrix}$$

(3) DBSCAN算法估计的混合矩阵

$$\tilde{A}_{\text{DBSCAN}} = \begin{bmatrix} 0.2672 & 0.7024 & 0.9678 & 0.9658 \\ -0.9636 & -0.7118 & -0.2518 & 0.2594 \end{bmatrix}$$

(4) SAGAFCM算法估计的混合矩阵

$$\tilde{A}_{\text{SAGAFCM}} = \begin{bmatrix} 0.2583 & 0.7127 & 0.9669 & 0.9675 \\ -0.9661 & -0.7105 & -0.2553 & 0.2528 \end{bmatrix}$$

(5) 本文算法估计的混合矩阵

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} 0.2666 & 0.7061 & 0.9673 & 0.9649 \\ -0.9638 & -0.7081 & -0.2535 & 0.2627 \end{bmatrix}$$

将原始混合矩阵 A 与各种聚类算法估计出来的混合矩阵中各列向量代入 $\text{ang}(a_i, \tilde{a}_i)$ 和 NMSE 的定义式中, 计算结果如表 1 所示。由表 1 数据可以看出, 在归一化均方误差方面, 本文算法相比 HC、PSO-Kmeans, DBSCAN 和较先进的 SAGAFCM, NMSE 值最小, 这说明该算法估计出的 \tilde{A} 效果最好, 误差值最小; 在偏离角度方面, 本文算法相较于其他 4 种聚类算法, 估计出的 \tilde{A} 与 A 各个列向量之间的平均偏离角度值最小, 其中 HC 算法的平均偏离角度达到了 0.815 5, 而本文算法计算出来的平均角度偏差只有 0.168 3, 证明了算法的有效性和准确性。

表 1 5 种方法的偏离角度和 NMSE
Table 1 Deviation angle and NMSE of five methods

算法对比	角度偏差				平均偏离角度	NMSE
	第 1 列	第 2 列	第 3 列	第 4 列		
HC	1.565 5	0.935 9	0.464 0	0.296 7	0.815 5	-35.584 1
PSO-Kmeans	1.046 0	0.344 0	0.018 5	0.066 4	0.368 7	-40.329 4
DBSCAN	0.500 1	0.381 4	0.418 1	0.034 5	0.333 5	-43.612 4
SAGAFCM	0.030 2	0.453 3	0.209 5	0.358 2	0.262 8	-45.401 8
本文算法	0.006 9	0.062 5	0.427 7	0.176 1	0.168 3	-47.800 6

由上面 5 种算法得到的 NMSE 和平均偏离角度数据可知: 传统的 HC 算法的混合矩阵估计精度最低; PSO-Kmeans 算法的估计精度虽然有所提升, 但是效果不是很明显; 利用遗传模拟退火算法优化 FCM 算法能够明显改善估计精度; 但是这 3 种算法必须预先确定源信号的个数。而 DBSCAN 算法则可以克服这一缺点但精度较低, 所以本文提出了基于 CASSO 优化的 DBSCAN 聚类算法, 且估计出的精确度更高, 算法性能更优。

3.2.2 不同 SNR 条件下的算法精度对比

在不同信噪比的条件下, 将本文算法与 HC、PSO-Kmeans、DBSCAN 和 SAGAFCM 进行比较。因为实际环境中, 噪声是无法避免的, 所以验证在有噪声条件下的混合矩阵的估计更加符合实际情况, 对算法来说也是一种挑战。本次实验方案为在 5~25 dB 的加性高斯白噪声条件下, 进行 100 次的蒙特卡

洛独立实验来求归一化均方误差值。由图8的数据对比可知,本文算法与其他4种混合矩阵估计算法相比,在不同信噪比的情况下得到的归一化均方误差值都是最低的,并且在低SNR的情况下具有较好的效果,进一步证明了算法的有效性。由图8可以看出,随着SNR的不断增大,NMSE值不断减小,即混合矩阵估计算法的精度也不断提升。这是因为:在低SNR的情况下,由于噪声大幅度地增加,混合矩阵的各项指标都在下降,所以此时的估计精度也下降了很多,没有办法达到一个好的估计精度;在高SNR的情况下,由于大部分的时频点扰动相对较小,使得聚类算法估计的聚类中心更加准确,因此,在高SNR条件下可以很好地估计混合矩阵的估计精度。

4 结束语

混合矩阵估计是UBSS技术中必不可少的部分,也是源信号能否成功分离的前提。由于DBSCAN算法估计聚类中心过程容易陷入局部最优解,使得混合矩阵估计效果降低。针对此问题,在DBSCAN的基础上提出一种布谷鸟自适应搜索群优化算法。该算法将PSO算法中的群体学习思想与CS算法中Levy飞行策略相结合进行寻优并进行参数调整,使得CASSO算法在后期迭代过程中大幅度提升了局部精细搜索能力。为了进一步调整CASSO算法的动态适应性,对发现概率进行自适应调节,加快了算法向最优解收敛的速度,有效地改善了DBSCAN算法在估计聚类中心时易陷入局部最优的问题。由两组仿真实验数据对比表明,所提算法可以有效地改善混合矩阵估计精度和鲁棒性低的问题。后续将对智能语音分离技术进行更深层次的研究。

参考文献:

- [1] DONG Tianbao, YANG Jingshu. A robust underdetermined mixing matrix estimation algorithm[J]. *Journal of Astronautics*, 2013, 34(3): 426-433.
- [2] CHEN Yewang, TANG Shengyu, BOUGUILA N, et al. A fast clustering algorithm based on pruning unnecessary distance computations in DBSCAN for high-dimensional data[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 83: 375-387.
- [3] JIANG Hua, LI Jing, YI Shenghe, et al. A new hybrid method based on partitioning-based DBSCAN and ant clustering[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(8): 9373-9381.
- [4] YANG Xinshe, DEB S. Cuckoo search via lévy flights[C]//*Proceedings of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 210-214.
- [5] 兰少峰,刘升.布谷鸟搜索算法研究综述[J].*计算机工程与设计*, 2015, 36(4): 1063-1067.
LAN Shao Feng, LIU Sheng. A review of cuckoo search algorithms[J]. *Computer Engineering and Design*, 2015, 36(4): 1063-1067.
- [6] 杨辉华,王克,李灵巧,等.基于自适应布谷鸟搜索算法的K-means聚类算法及其应用[J].*计算机应用*, 2016, 36(8): 2066-2070.
YANG Huihua, WANG Ke, LI Lingqiao, et al. An adaptive cuckoo search algorithm based on K-means clustering algorithm and its application[J]. *Journal of Computer Applications*, 2016, 36(8): 2066-2070.
- [7] SURESH S, LAL S, REDDY C S, et al. A novel adaptive cuckoo search algorithm for contrast enhancement of satellite images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2017, 10(8): 3665-3676.

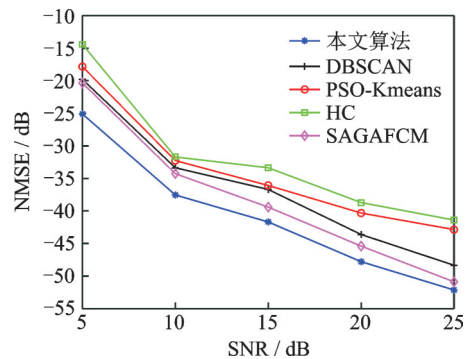


图8 5种算法不同信噪比下的NMSE对比图
Fig.8 NMSE comparison of five algorithms with different SNRs

- [8] 钱伟懿, 候慧超, 姜守勇. 一种新的自适应布谷鸟搜索算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(7): 279-282.
QIAN Weiyi, HOU Huichao, JIANG Shouyong. A new adaptive cuckoo search algorithm[J]. Computer Science, 2014, 41(7): 279-282.
- [9] LI C, ZHU L, LUO Z. Underdetermined blind source separation of adjacent satellite interference based on sparseness[J]. China Communications, 2017, 14(4): 140-149.
- [10] 周君琪. 欠定盲源分离混合矩阵估计及源信号恢复算法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
ZHOU Junqi. Hybrid matrix estimation and source signal recovery algorithm for underdetermined blind Source Separation[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.
- [11] SUN J, LI Y, WEN J, et al. Novel mixing matrix estimation approach in underdetermined blind source separation[J]. Neurocomputing, 2016, 173: 623-632.
- [12] 何选森, 何帆. 基于单源点检测的欠定混合矩阵的聚类分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6): 157-164.
HE Xuansen, HE Fan. Clustering analysis of underdetermined mixed matrix based on single source detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2019, 33(6): 157-164.
- [13] LI Mingyang, BI Xinhua, WANG Limin, et al. A method of two-stage clustering learning based on improved DBSCAN and density peak algorithm[J]. Computer Communications, 2021(167): 75-84.
- [14] AREF Y, CEMAL K, ASEF Y, et al. Automatic fuzzy-DBSCAN algorithm for morphological and overlapping datasets[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(6): 1245-1253.
- [15] VINAY KUMAR S B, RAO P V. Interactive self improvement based adaptive particle swarm optimization[J]. New Review of Information Networking, 2017, 22(1): 13-33.

作者简介:



王霖郁(1977-), 女, 副教授, 博士, 硕士生导师, 研究方向: 5G移动通信、宽带卫星通信、智能天线、自适应信号处理, E-mail: wanglinyu@hrbeu.edu.cn。



夏敏(1996-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 盲源分离, E-mail: XiaMin19961011@hrbeu.edu.cn。



项建弘(1977-), 通信作者, 男, 副教授, 博士, 硕士生导师, 研究方向: 5G无线通信、人工智能与深度学习、卫星通信、智能天线、自适应信号处理, E-mail: xiangjianhong@hrbeu.edu.cn。

(编辑: 陈珺)