

引用格式: 邵元, 杨超, 郭辉. 基于鸡群算法的近场声源三维定位 MUSIC 算法[J]. 声学技术, 2020, 39(5): 638-643. [SHAO Yuan, YANG Chao, GUO Hui. Chicken swarm optimization based MUSIC algorithm for three-dimensional localization of near-field sound source[J]. Technical Acoustics, 39(5): 638-643.] DOI: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2020.05.019

基于鸡群算法的近场声源三维定位 MUSIC 算法

邵元, 杨超, 郭辉

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201600)

摘要: 针对三维多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法估计声源位置时计算速度慢, 计算量大等缺点, 提出了一种基于鸡群优化(Chicken Swarm Optimization, CSO)算法的近场声源三维定位算法。首先建立近场声源信号接收的数学模型, 并选取三维 MUSIC 算法中的空间谱函数为文章算法中的适应度函数。通过不断迭代和局部搜索, 以适应度值为指标对鸡群个体进行排序, 最终得到最优鸡群个体的位置, 即近场待测声源的坐标。仿真和实验结果表明: 文中算法具有定位精度高、计算效率高、实时性好等优点, 文中算法的平均用时仿真时为三维 MUSIC 算法平均用时的 1.9%, 实验时为三维 MUSIC 算法用时的 3.2%。

关键词: 多重信号分类; 近场; 声源定位; 鸡群算法

中图分类号: O429

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2020)-05-0638-06

Chicken swarm optimization based MUSIC algorithm for three-dimensional localization of near-field sound source

SHAO Yuan, YANG Chao, GUO Hui

(Mechanical and Automotive Engineering College, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: The three-dimensional multiple signal classification (MUSIC) algorithm has the disadvantages of slow calculation speed and large calculation amount in estimating the position of sound source. In this paper, a three-dimensional algorithm for the localization of near-field sound source is proposed based on the chicken swarm optimization (CSO) algorithm. Firstly, the receiving model of near-field signal is established, and the spatial spectrum function in the MUSIC algorithm is selected as the fitness function. Through continuous iteration and local search, the chicken individual is sorted continuously with the fitness value as the index, and finally the position of the optimal chicken individual, which is the coordinates of the near-field sound source to be measured, is obtained. The results of simulation and experiment show that the proposed algorithm has high localization accuracy, high calculation efficiency and good real-time performance compared with the three-dimensional MUSIC algorithm; the average time for three-dimensional localization of sound source is only 1.9 % of that of the three-dimensional MUSIC algorithm in simulation and 3.2% in experiment.

Key words: multiple signal classification (MUSIC); near-field; sound source localization; chicken swarm optimization (CSO)

0 引言

多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法是空间谱估计中的一种超分辨率估计算法, 常用于远场信号的波达方向估计^[1-2]。当声源位于近场时, 距离将是一个不可忽略的参数^[3], 并且传统 MUSIC 算法失效。基于近场信号模型的 MUSIC 算法^[4-5]可以估计近场声源的三维位置, 但网格搜索带来的巨大计算量是限制算法应用的主要因素^[6], 运

算时间过长使其难以在工程中得到应用。

为了提升算法的实时性、减少算法的计算量, 研究人员使用近几年兴起的群智能优化算法代替传统的网格搜索模式^[7]。目前, 粒子群优化^[8]、遗传^[9]等算法已经应用于远场波达方向估计。该类算法虽然减小了计算量, 但依然存在收敛速度慢等缺点。鸡群算法是一种通过模仿鸡群觅食行为而提出来的群智能优化算法^[10]。相较于其他群智能优化算法, 鸡群优化(Chicken Swarm Optimization, CSO)在函数求极值问题上具有更优秀的性能^[11-12]。本文融合快速寻优的鸡群算法和近场三维 MUSIC 算法, 提出了一种快速近场声源位置估计算法。近场声源定位的仿真表明: 本算法具有定位精度高、计算速度快、实时性强等特点。

收稿日期: 2019-06-10; 修回日期: 2019-07-11

基金项目: 新能源汽车振动噪声测试与控制专业技术服务平台

(18DZ2295900)、国家自然科学基金资助项目(51675324)

作者简介: 邵元(1995—), 男, 吉林白山人, 硕士, 研究方向为汽车 NVH。

通讯作者: 杨超, E-mail: nfuyangchao@sina.com

1 近场信号模型和鸡群算法

1.1 近场信号模型

根据声源与传声器阵列的距离，信号传播模型可分为近场模型和远场模型。判断近场的公式为

$$L \leq \frac{2D^2}{\lambda} \quad (1)$$

其中： L 为麦克风阵列中心与声源位置的直线距离； D 为阵列孔径； λ 为信号波长。声源位于近场时采用球面波模型要比传统远场平面波模型更加精确。这是因为近场环境下，阵元接收到的信号不仅有相位的差异，幅度差异也十分显著。

假设 K 个近场窄带信号辐射到由 M 个麦克风组成的阵列上，第 i 个麦克风接收到的信号表达式为

$$f_i(t) = \sum_{j=1}^K s_j(t - \tau_{ij}) + n_i(t) \quad (2)$$

其中： $i=1, 2, \dots, M$ ， $j=1, 2, \dots, K$ ， $n_i(t)$ 表示第 i 个麦克风在 t 时刻接收到的高斯白噪声。整个麦克风阵列的接收信号表达式为

$$\mathbf{F}(t) = [\mathbf{a}(r_1, \theta_1, \phi_1) \cdots \mathbf{a}(r_K, \theta_K, \phi_K)] \mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{N} \quad (3)$$

其中：

$$\mathbf{a}(r_j, \theta_j, \phi_j) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{r_{2j}}{r_{1j}} e^{-j\omega_c \tau_{2j}} & \cdots & \frac{r_{Mj}}{r_{1j}} e^{-j\omega_c \tau_{Mj}} \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

式中： r_{ij} 代表第 i 个声源与第 j 个阵元的距离； ω_c 为声源的中心角频率； τ_{ij} 为第 i 个麦克风接收到第 j 个信号的时间延迟因子，其表达式为

$$\tau_{ij} = (\mathbf{s}_j - \mathbf{p}_i - \mathbf{s}_j) / c \quad (5)$$

麦克风阵列近场接收信号示意图如图 1 所示。声源的位置矢量分别为 $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_K$ ，阵列中麦克风的位置矢量分别为 $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_M$ ， c 为声波波速。

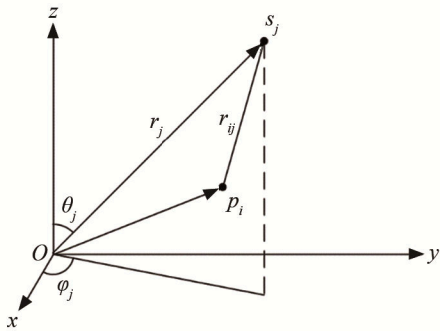


图 1 麦克风阵列近场接收信号示意图

Fig.1 Schematic diagram of receiving signal in the near-field of microphone array

1.2 鸡群算法

Meng^[10]参考鸡群觅食行为解决优化问题。鸡群

算法具有以下前提：

(1) 鸡群由多个子群构成，每个子群包含一个公鸡、一些母鸡和小鸡；

(2) 鸡群中适应度值最高的为公鸡，其次为母鸡，再次为小鸡。每个子群必包含一个公鸡，母鸡搜寻食物随机跟随公鸡，小鸡搜寻食物随机跟随母鸡，公鸡作为首领带领子群搜寻食物；

(3) 迭代后，根据适应度值重新排序并重新定义公鸡、母鸡和小鸡。

满足上述理想化规则后，公鸡的位置更新公式为

$$\mathbf{x}_{i,j}^{t+1} = \mathbf{x}_{i,j}^t [1 + \text{rand}(0, \sigma^2)] \quad (6)$$

式中： $\mathbf{x}_{i,j}^t$ 为第 i 只公鸡在第 j 维、 t 时刻所处的位置； $\text{rand}(0, \sigma^2)$ 为高斯分布函数，其中：

$$\sigma^2 = \begin{cases} 1, & f_i \leq f_k \\ \exp\left(\frac{f_k - f_i}{|f_i| + \varepsilon}\right), & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中： ε 为大于 0 的极小值； f_i 为第 i 只公鸡的适应度值； f_k 为从种群中随机选取的第 k 只公鸡的适应度值； $k \in [1, N]$ ， $k \neq i$ 。

母鸡的位置更新公式为

$$S_1 = \exp\left[\frac{f_i - f_{r_1}}{\text{abs}(f_i) + \varepsilon}\right] \quad (8)$$

$$S_2 = \exp(f_{r_2} - f_i) \quad (9)$$

$$\mathbf{x}_{i,j}^{t+1} = \mathbf{x}_{i,j}^t + S_1 \text{rand}(\mathbf{x}_{r_1,j}^t - \mathbf{x}_{i,j}^t) + S_2 \text{rand}(\mathbf{x}_{r_2,j}^t - \mathbf{x}_{i,j}^t) \quad (10)$$

式中： $\mathbf{x}_{i,j}^t$ 为第 i 只母鸡在第 j 维、 t 时刻所处的位置； r_1 为第 1 只母鸡所在群体的公鸡的索引值； r_2 为从种群中随机选取的公鸡的索引值， $r_1 \neq r_2$ 。 $\text{rand}()$ 为随机函数，返回的随机数服从[0,1]内均匀分布。

小鸡的位置更新公式为

$$\mathbf{x}_{i,j}^{t+1} = \mathbf{x}_{i,j}^t + F(\mathbf{x}_{m,j}^t - \mathbf{x}_{i,j}^t) \quad (11)$$

式中： $\mathbf{x}_{i,j}^t$ 为第 i 只小鸡在第 j 维、 t 时刻所处的位置； $\mathbf{x}_{m,j}^t$ 为小鸡所跟随的母鸡在第 j 维、 t 时刻所处的位置； $F \in [0, 2]$ ，是随机系数。

2 基于鸡群算法的近场三维 MUSIC

设 $\mathbf{F}(t)$ 的相关矩阵为 $\mathbf{R}$ ，则：

$$\mathbf{R}(t) = E[\mathbf{F}\mathbf{F}^H] = \mathbf{A}\mathbf{R}_{ss}(t)\mathbf{A}^H + \sigma^2\mathbf{I} \quad (12)$$

$\mathbf{R}_{ss}(t) = E[\mathbf{S}(t)\mathbf{S}^H(t)]$ ， σ 是高斯白噪声的功率。对式(12)进行特征分解并排序得到：

$$\mathbf{R}(t) = \mathbf{U} \text{diag}[\lambda_1 \cdots \lambda_K \lambda_{K+1} \cdots \lambda_M] \mathbf{U}^H \quad (13)$$

其中： $[\lambda_1 \cdots \lambda_D \lambda_{D+1} \cdots \lambda_M]$ 是 $\mathbf{R}(t)$ 的特征值， $\mathbf{U}$ 是对应的特征向量组成的矩阵。并根据特征值大小将 $\mathbf{U}$ 分解为两个空间：信号子空间和噪声子空间，

根据子空间理论:

$$\mathbf{A}^H \mathbf{U}_N = 0 \quad (14)$$

定义空间谱函数为

$$P_{\text{MUSIC}}(\theta, \varphi, r) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta, \varphi, r) \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{a}(\theta, \varphi, r)} \quad (15)$$

传统 MUSIC 算法将对空间谱函数进行网格搜索, 进而输出使空间谱函数为极大值时的 θ 、 φ 、 r , 即空间源信号的俯仰角、方位角和距离。网格搜索虽然可以有效精确地得出结果, 但搜索运算速度慢, 计算量大。为了解决该问题, 本文采用鸡群优化算法替代传统网格搜索。基于鸡群算法的近场声定位三维 MUSIC 算法的步骤如下:

(1) 初始化参数。将空间谱函数定义为计算适应度的目标函数, 具体参数设置如表 1 所示。

(2) 初始化种群并计算 n 个个体的适应度。

(3) 如满足迭代次数与种群更新间隔代数 G 的比值为 1, 则按照适应度值对鸡群个体排序, 确定鸡群的等级制度。与此同时将鸡群分为多个子群, 并随机分配母鸡和小鸡。

(4) 更新公鸡、母鸡和小鸡的位置。

(5) 以适应度值为指标再次计算各个鸡群个体的适应度值, 并且更新个体最优和全局最优。

(6) 如果达到最大迭代次数, 转步骤(7); 反之返回步骤(3)继续循环迭代。

(7) 输出全局最优值即声源的位置坐标。

表 1 算法初始参数

Table 1 Initial parameters of the proposed algorithm

最大迭代次数 i_{termax}	迭代次数初值	种群更新间隔代数 G	种群规模 n	鸡群维度 d_{im}
100	1	5	30	3
公鸡所占比例 p_t	母鸡所占比例 p_b	边界	网格搜索步长	快拍数
0.15	0.7	$0 \sim 90^\circ, 0 \sim 360^\circ, 0 \sim 90 \text{ cm}$	$1^\circ, 1 \text{ cm}$	500

3 仿真与结果

3.1 仿真设计

本文算法的目的是在提升近场声源定位精度的同时, 降低算法的运算时间。首先对本文算法和三维 MUSIC 算法的定位结果进行了对比分析。其次对本文算法和三维 MUSIC 算法进行了均方根误差分析, 分别得到了俯仰角、方位角和距离的均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)曲线。最后对本文算法和三维 MUSIC 算法的计算量和运算时间进行了对比分析。

麦克风阵列拓扑图如图 2 所示。仿真采用了 36

个麦克风组成的同心圆面阵列。在 Gaussian 白噪声背景下, 选择两个频率分别为 1 800、2 000 Hz 的非相干正弦信号作为信号源, 快拍数为 500, 参数设置见表 1。

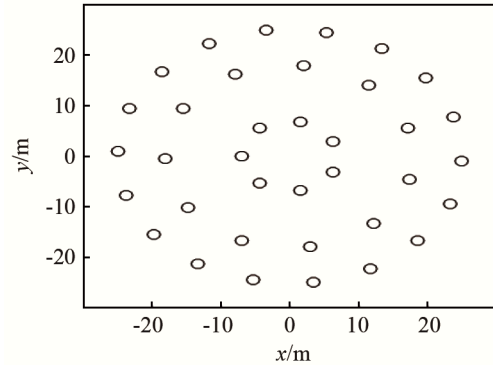


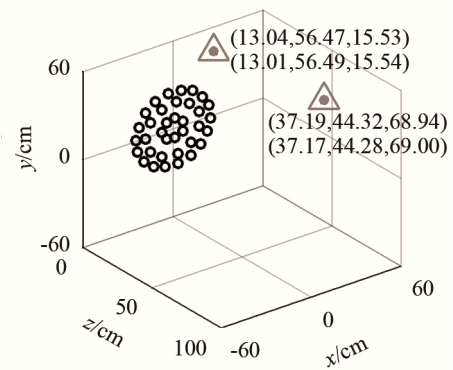
图 2 麦克风阵列拓扑图

Fig.2 Layout of microphone array

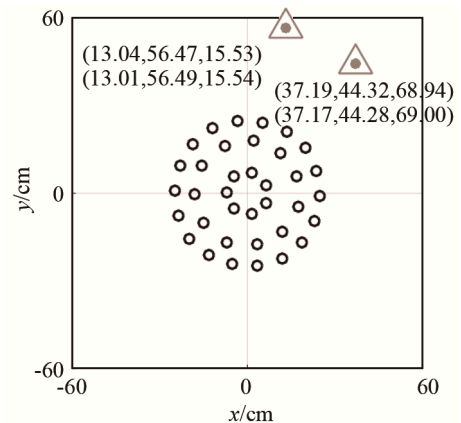
3.2 仿真分析

3.2.1 定位性能分析

图 3 和表 2 比较了信噪比为 15 dB 时, 真实声源位置和本文算法定位结果。图 3 中, 空心圆为麦克风阵列, 实心圆表示声源实际位置, 三角形表示



(a) 空间位置图



(b) xOy 面投影图

图 3 直角坐标系中的真实声源位置和算法定位结果

Fig.3 Actual sound source position and the localization results of the algorithm in Cartesian coordinate system

表 2 声源实际位置和算法定位结果对比
Table 2 Comparison of actual sound source position and the localization results of the algorithm

声源编号	真实位置/cm	算法结果/cm
1	(13.04, 56.47, 15.53)	(13.01, 56.49, 15.54)
2	(37.19, 44.32, 68.94)	(37.17, 44.28, 69.00)

本文算法估计结果。 x 、 y 和 z 方向的误差为 0.025、0.025 和 0.035 cm，可以看出真实声源位置和本文算法定位结果在空间中几乎重叠，这说明本文算法可以对近场声源进行准确的三维位置估计。

3.2.2 均方根误差分析

本文算法计算过程中采用极坐标系，声源位置的俯仰角、方位角和距离随着 SNR 变化的均方根误差曲线如图 4 所示。其中三维 MUSIC 算法的搜索步长为 1° 和 1 cm。随着 SNR 的增加，RMSE 越来越小这是因为 MUSIC 算法中噪声子空间和信号子空间的分离更加彻底。本文算法的定位精度要高于三维 MUSIC 算法，这是因为本文算法采取有限次不停迭代寻优的方式，随着迭代次数的增加，寻优结果更加精确。而三维 MUSIC 算法理论上可达到很高的精度，但精度受限于搜索步长，搜索步长对于计算量和计算时间的影响是巨大的，三维 MUSIC 算法的搜索步长为 1° 和 1 cm，计算时间约为 35 s，当搜索步长为 0.1° 和 0.1 cm 的时候，计算时间为 4 h 左右。从图 4 可以看出，在可接受的运算量和运算时间内，本文算法比传统近场三维 MUSIC 算法近场声源位置估计的精度高。

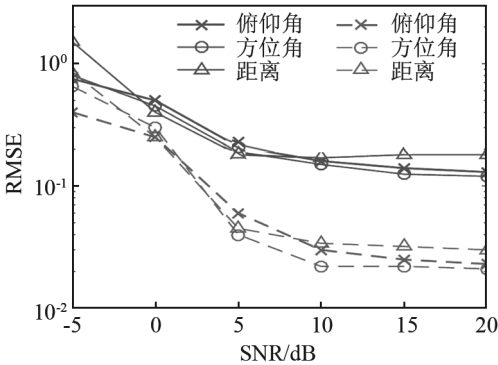


图 4 不同信噪比下的定位均方根误差曲线(蓝色：三维 MUSIC 算法；红色：本文算法)

Fig.4 RMS error curves of localization under different SNR (blue for 3D MUSIC algorithm, red for the algorithm proposed in this paper)

3.2.3 计算时间分析

表 3 对比了本文算法和三维 MUSIC 算法的运算时间和时间复杂度。其中运算时间是 SNR 为 15 dB 条件下、50 次仿真结果的平均值。

仿真时本文算法所花费的计算时间仅为三维

MUSIC 算法的 1.9%，这说明本文使用鸡群算法替代网格搜索的方式可以在保证定位精度的前提下，极大地降低运算量，提升运算速度。

传统网格搜索的时间复杂度表示为 $O\left(\frac{(\theta_{\max}-\theta_{\min})(\varphi_{\max}-\varphi_{\min})(r_{\max}-r_{\min})}{\Delta\theta\Delta\varphi\Delta r}\right)$ ，由搜索步长 $(\Delta\theta, \Delta\varphi, \Delta r)$ 和搜索范围决定。而本文算法的时间复杂度为 $O(i_{\text{termmax}} \times n)$ ，仅由最大迭代次数和种群规模决定。仿真条件下，三维 MUSIC 算法的时间复杂度为 $O(3.24 \times 10^6)$ ；而本文算法的运算量 $O(i_{\text{termmax}} \times n) = O(4.25 \times 10^3)$ ，仅为三维 MUSIC 算法运算量的 0.13%，所以使用鸡群算法可以大幅降低运算时间。

表 3 两种方法的运算时间和复杂度对比
Table 3 Comparison of operation time of the two methods

算法	运算时间/s	时间复杂度
本文算法	0.67	$O(4.25 \times 10^3)$
3 维 MUSIC 算法	35.65	$O(3.24 \times 10^6)$

4 实验验证

4.1 实验设计

实验系统由测量、分析处理和结果显示部分组成。测量部分由均匀同心圆麦克风阵列和多通道信号采集系统组成；分析处理部分由本文算法组成；笔记本电脑完成结果显示部分。实验地点是半消声室，麦克风阵列离地面间距为 50 cm。参数设定见表 1 与表 4。实验设备及声源的空间位置分别如图 5、6 所示。

表 4 实验系统参数
Table 4 Parameters of the experimental system

麦克风数目 M	麦克风灵敏度/ (mV·Pa ⁻¹)	声源 1 频率/ Hz	声源 2 频率/ Hz
36	64	2 000	2 300
半消声室尺寸/ (m×m×m)	本底噪声/dB	截止频率/Hz	测量频率范围/ Hz
9.8×8.6×3.5	18	125	1~22 387

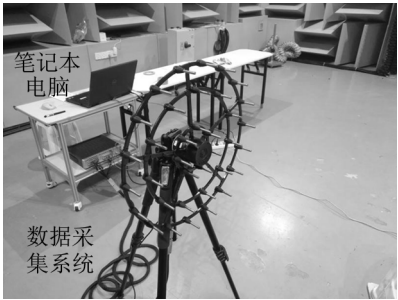


图 5 实验设备

Fig.5 Experiment apparatus



图 6 声源的空间位置
Fig.6 Spatial locations of sound sources

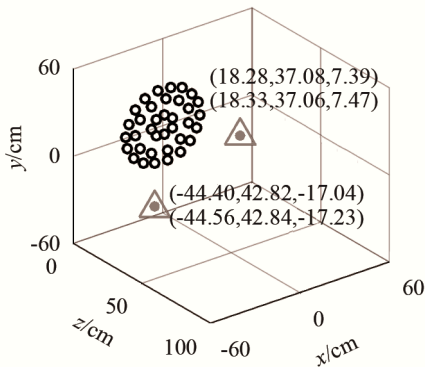
4.2 实验分析

4.2.1 定位性能分析

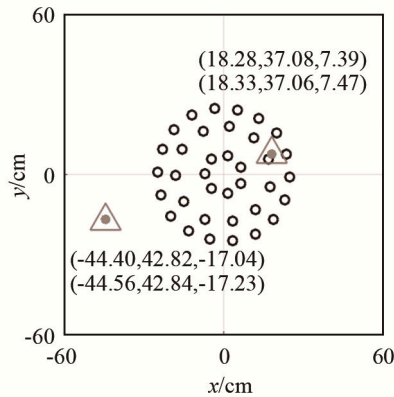
表 5 和图 7 比较了空间中实验声源位置和算法定位结果。图 7 中实心圆表示实际位置，三角形表示本文算法估计结果。由此可见，本文算法在实际应用中可以对近场声源进行准确的三维位置估计。

表 5 声源的实际位置及其定位结果
Table 5 Actual locations of two sound sources and their localization results

实验声源编号	真实位置/cm	算法结果/cm
1	(18.28, 37.08, 7.39)	(18.33, 37.06, 7.47)
2	(-44.40, 42.82, -17.04)	(-44.56, 42.84, -17.23)



(a) 空间位置图



(b) xOy 面投影图

图 7 声源实际位置及其定位结果的对比图
Fig.7 Contrast map between actual locations of two sound sources and their localization results

4.2.2 均方根误差分析

图 8 为三维 MUSIC 算法和本文算法随着 SNR 变化的均方根误差曲线，其中三维 MUSIC 算法的搜索步长为 1° 和 1 cm。从图 8 可以看出，在实际应用中两个算法的精度均有所下降，但本文算法保持着高精度的同时依然比传统三维 MUSIC 算法的定位精度高。

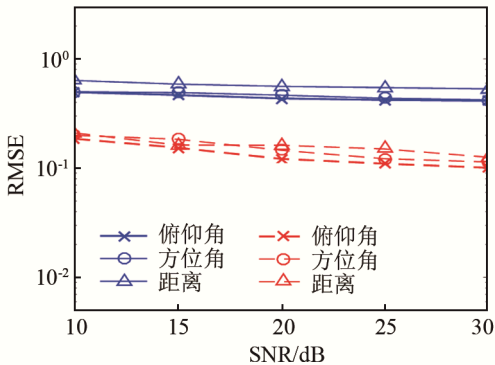


图 8 不同算法定位均方根误差曲线(蓝色：三维 MUSIC 算法；红色：本文算法)
Fig.8 Root mean square error curves of localization by different algorithms (blue for 3D MUSIC algorithm, red for the algorithm proposed in this paper)

4.2.3 计算时间分析

实验对比了本文算法和三维 MUSIC 算法的运算时间，结果如表 6 所示。其中运算时间为 20 次实验结果的平均值。在实验条件下本文算法所花费的计算时间仅为三维 MUSIC 算法的 3.2%，这说明在实验中本文算法在保证定位精度的前提下具有极好的实时性能。

表 6 运算时间对比
Table 6 Comparison of operation time

算法	运算时间/s
本文算法	0.88
三维 MUSIC 算法	27.01

5 结 论

针对近场三维定位 MUSIC 算法存在计算量大、实时性差的缺点，本文提出了一种基于鸡群算法的三维 MUSIC 近场声源定位算法。本文算法使用鸡群算法替代网格搜索来进行寻优，提升了定位精度且大大降低了计算量和运算时间。仿真和实验结果表明：对于稳态声源，本文算法的定位精度更高，抗噪能力强，且计算速度更快。本文算法的提出有利于声源三维定位技术的推广于应用，未来将对瞬态声源的定位效果进行探究。

参 考 文 献

- [1] 战金龙, 胡国平. 一种新的二维 MUSIC 算法的研究[J]. 通信学报, 2004, 25(4): 69-74.
ZHAN Jinlong, HU Guoping. Research on a new two-dimensional MUSIC algorithm[J]. Journal on Communications, 2004, 25(4): 69-74.
- [2] 李玲, 杜鹏. 基于 MUSIC 功率谱估计的直升机空中信号分析[J]. 声学技术, 2017, 36(5): 499-502.
LI Ling, DU Peng. Helicopter aerial signal analysis based on MUSIC power spectrum estimation[J]. Acoustic Technology, 2017, 36(5): 499-502.
- [3] 居太亮. 基于麦克风阵列的声源定位算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2006.
JU Tailiang. Research on sound source localization algorithm based on microphone array[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2006.
- [4] 唐晟琨, 卢绪祥, 苏一民. 近场多声发射信号源定位分析[J]. 计算机仿真, 2014, 31(5): 272-275.
TANG Shengkun, LU Xuxiang, SU Yimin. Near-field multi-acoustic emission signal source location analysis[J]. Computer Simulation, 2014, 31(5): 272-275.
- [5] JU T L, XU Y L, Peng Q C. Speech source localization in near field[C]//Communications, Circuits and Systems, 2004. ICCAS 2004. 2004 International Conference on. IEEE, 2004.
- [6] 曾宪燎, 李炜. 嵌套均匀线阵的近场声源三维定位算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(2): 307-311.
ZENG Xianliao, LI Wei. Near field speech source 3d localization algorithm of nested uniform linear array[J]. Computer Engineering, 2016, 42(2): 307-311.
- [7] 王霖郁, 康新. 基于种群优化的遗传算法的 MUSIC 谱峰搜索技术[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(12): 3543-3545, 3583.
WANG Linyu, KANG Xin. MUSIC spectrum peak search technology based on population optimization genetic algorithm[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(12): 3543-3545, 3583.
- [8] 杨兴, 周围. 智能天线中基于粒子群算法的二维 DOA 估计[J]. 广东通信技术, 2010, 30(5): 37-40, 71.
YANG Xing, ZHOU Wei. Two-dimensional DOA estimation based on particle swarm algorithm in smart antennas[J]. Guangdong Communication Technology, 2010, 30(5): 37-40, 71.
- [9] 冯舒. 基于蝙蝠优化算法的阵列信号 DOA 估计方法研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2016.
FENG Shu. Research on DOA estimation method of array signal based on bat optimization algorithm[D]. Jilin: Jilin University, 2016.
- [10] MENG X B, LIU Y, GAO X Z, et al. A new bio-inspired algorithm: chicken swarm optimization[C]//5th International Conference on Swarm Intelligence. Berlin Springer International Publishing, 2014: 74-85.
- [11] 王兴成, 胡汉梅, 刘林. 基于鸡群优化算法的配电网络重构[J]. 电工电气, 2016(3): 20-24.
WANG Xingcheng, HU Hanmei, LIU Lin. Distribution network reconstruction based on chicken flock optimization algorithm[J]. Electrical Engineering & Electronics, 2016(3): 20-24.
- [12] 张建春, 康凤举, 梁洪涛, 等. 基于鸡群优化的粒子滤波算法研究[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(2): 295-300, 308.
ZHANG Jianchun, KANG Fengju, LIANG Hongtao, et al. Research on particle filter algorithm based on chicken flock optimization[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(2): 295-300, 308.