

基于改进果蝇优化算法正交匹配追踪的 超声信号降噪方法

董 明^{1,2,3,4}, 李 敬^{1,4}, 索永录³, 唐恩贤², 马宏伟^{1,4}, 陈 渊⁴, 张广明⁵, 万 翔^{1,4}

(1. 西安科技大学机械学院, 陕西西安 710054; 2. 陕西陕煤黄陵矿业集团有限责任公司技术中心, 陕西延安 727307; 3. 西安科技大学能源学院, 陕西西安 710054; 4. 陕西省矿山机电装备智能监测重点实验室, 陕西西安 710054; 5. 英国利物浦约翰摩尔斯大学通用工程研究所, 英国利物浦 L3 3AF)

摘 要: 降噪是超声信号处理的重要环节, 正交匹配追踪是一种常用的降噪方法, 传统正交匹配追踪算法计算量大、分解精度不高, 无法提取强噪声背景下的超声信号. 本文提出了一种结合果蝇优化算法和正交匹配追踪的超声信号降噪算法, 将正交匹配追踪中的“贪婪”搜索转换为 Gabor 函数的参数优化问题, 利用果蝇优化算法估计 Gabor 函数的最优值, 采用自适应步长以提高果蝇优化算法的全局遍历性, 同时引入高维广义 CAT 映射以跳出局部最优, 最后由寻找到的最佳原子重构超声信号. 为验证算法的有效性, 对仿真的多频超声回波信号和实验采集的锻件试块超声回波信号进行了降噪处理, 结果表明, 本文提出的方法能有效提取强噪声背景下的超声信号.

关键词: 正交匹配追踪; 果蝇优化算法; 自适应步长; 高维广义 CAT 映射; 数字信号处理

中图分类号: TB553; TN911.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2022)02-0493-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20210515

An Improved Fruit Fly Optimization Algorithm Based Orthogonal Matching Pursuit for Ultrasonic Noise Reduction

DONG Ming^{1,2,3,4}, LI Jing^{1,4}, SUO Yong-lu³, TANG En-xian², MA Hong-wei^{1,4}, CHEN Yuan⁴,
ZHANG Guang-ming⁵, WAN Xiang^{1,4}

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710054, China;

2. Technology Center, Shaanxi Huangling Coal Mine Co., Ltd., Yan'an, Shaanxi 727307, China;

3. School of Energy Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710054, China;

4. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Monitoring, Xi'an, Shaanxi 710054, China;

5. General Engineering Research Institute, Liverpool John Moores University, Liverpool L3 3AF, United Kingdom)

Abstract: Noise reduction is the key technology of ultrasonic testing whose performance affects the evaluation of ultrasonic testing results directly. Orthogonal matching pursuits(OMP) is one of the most popular methods for the purpose of noise reduction; however, OMP suffers from a number of disadvantages of high complexity and time-consuming of the atom searching, and it is unable to extract the ultrasonic signal under background of powerful noise. An improved fruit fly optimization algorithm based orthogonal matching pursuit(IFOA-OMP) for ultrasonic noise reduction method is proposed, the parameters of Gabor function are estimated by IFOA, and the global ergodicity is improved by the adaptive step function, at the same time, the high-dimensional extensive CAT map is introduced to jump out of the local optimum. Finally, the ultrasonic signal is reconstructed from the best matching atoms. In order to validate the effectiveness of the proposed method, the simulated multi frequency ultrasonic signal and the real ultrasonic signal of forging block are used. The processing results show the proposed method can accurately extract the ultrasonic signal under background of powerful noise.

Key words: orthogonal matching pursuit(OMP); fruit fly optimization algorithm(FOA); adaptive step; high-dimensional extensive CAT map; digital signal process

收稿日期: 2021-04-21; 修回日期: 2021-10-26; 责任编辑: 孙瑶

基金项目: 国家自然科学基金(No.51705418, No.52175518); 中国博士后科学基金(No.2019M653696); 陕西省自然科学基金基础研究计划陕煤联合基金(No.2021JLM-07); 陕西省自然科学基金基础研究计划(No.2019JQ-801, No.2019JM-024, No.2019JM-212)

1 引言

超声检测具有操作方便、穿透能力强、灵敏度高优点,被广泛应用于材料内部缺陷检测和材料特性表征.探头接收到的回波微弱且波形复杂,易受到噪声的干扰,严重时回波完全淹没在噪声中,影响评价的准确性^[1].超声波在材料晶界上发生折射、反射和波形转换,引起杂乱回波,晶界散射与波长和晶粒尺寸有关,这类噪声被称为结构噪声;超声波还受环境中电磁干扰以及测量系统产生的电子噪声的影响^[2,3],这类噪声通常是一种不相干的高斯白噪声.超声信号降噪技术是准确提取缺陷信息的关键,降噪效果直接影响检测结果的表征.降噪通常是将信号在特定的基函数上进行分解,例如小波变换和傅里叶变换等,基函数的特征决定了信号的特征^[4,5].超声信号具有非平稳性和非线性特点,在单一的、有限的基函数上进行分解,得到的分量依赖基函数,信号自身的特征被忽略,容易引起重构信号失真.稀疏分解(sparse decomposition)将信号在过完备原子库中分解,提高了降噪效果.近几年提出的稀疏分解算法有基追踪、稀疏贝叶斯学习、Focuss、匹配追踪(Matching Pursuits, MP)等^[6-9],其中MP是一种“贪婪”的算法,在整个原子字典中遍历式搜索最佳匹配原子,其计算效率较差,如果残差与最佳原子非正交,则结果不是最优的.为此提出了正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP),对每次匹配到的最佳原子进行正交化处理,使得残差与选择过的原子都是正交的,与MP算法相比,OMP算法每次选择的都是最佳原子,但是OMP算法引入了正交化,每一次迭代的计算量较大,计算时间较长^[10].朱会杰等人^[11]用子空间追踪法选择最佳原子,并提出一种自适应迭代停止标准,结果表明该方法在信噪比和均方误差方面都优于常规去噪算法.魏东等人^[12]提出了一种K-SVD(K-Singular Value Decomposition)和OMP相结合的超声信号降噪算法,利用K-SVD算法训练反映信号特征的过完备字典,提高了重构精度,但是训练字典增加了计算量.采用群搜索算法可以将离散的有限的字典原子变为在连续空间中无限的原子,在连续空间进行分解,提高了回波重构精度.

果蝇优化算法(Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA)是一种基于果蝇觅食行为的仿生算法,相较于人工鱼群算法^[13]、人工蜂群算法^[14]、粒子群算法^[15]等群搜索算法,FOA算法收敛速度快、全局搜索能力强、易于学习,但是其性能依赖搜索半径,不易收敛到最优值,全局搜索能力和局部搜索能力存在矛盾^[16].石建平等人^[17]提出2种策略随机选择的优化算法,避免了算法过早收敛.凤丽州等人^[18]引入细菌趋化理论,根据果蝇分布特点使用双重驱动更新果蝇位置,避免无效搜索.

王友卫等人^[19]将果蝇种群划分为搜索果蝇和跟随果蝇,并使用分区采样的策略,提高了收敛的稳定性.Wu等人^[20]提出了搜索方向的自适应选择机制,果蝇以较大的概率飞向最佳搜索方向,以小概率朝远离最佳搜索方向飞行.Zhang等人^[21]提出了一种新的多尺度协同变异FOA算法,克服了局部最优的局限性.Fu等人^[22]提出了一种结合随机模拟的多目标离散FOA,从解的表示、启发式解码规则、嗅觉搜索、视觉搜索和遗传搜索等方面进行改进以增强搜索能力.田旭等人^[23]针对多维优化问题,每一次搜索仅扰动其中一维,加快搜索速度.

本文针对正交匹配追踪算法分解速度慢、重构精度低等问题,提出了基于改进果蝇优化算法和正交匹配追踪(Improved Fruit Fly Optimization Algorithm based Orthogonal Matching Pursuit, IFOA-OMP)的超声回波降噪方法,利用一种自适应步长计算方法优化全局遍历性,采用高维广义CAT映射使算法能够跳出局部最优值,对仿真和实验超声信号进行处理,验证了本文方法的降噪效果.

2 正交匹配追踪算法

2.1 Gabor字典

Gabor函数与超声信号的特征最为接近,处理超声信号效果较好,Gabor字典是由Gabor函数经过离散化产生.Gabor函数为

$$g_r(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) \cos(vt+v) \quad (1)$$

其中, $g(t) = e^{-\pi t^2}$ 是高斯窗函数; s 代表尺度影响参数,确定函数的能量分布情况; u 为平移参数,确定回波在横坐标上的位置; v 为频率参数,确定函数的中心频率; w 为相位参数,确定函数的初始相位.

分别将Gabor函数中的 s , u , v 和 w 这4个参数离散化,构建过完备Gabor字典库 $\{g_j\}_{j \in \Gamma}$,即

$$s = \alpha^j, u = p\alpha^j \Delta u, v = k\alpha^j \Delta v, w = i\Delta w$$

其中, $\alpha = 2$, $\Delta u = 1/2$, $\Delta v = \pi$, $\Delta w = \pi/6$, $0 < j \leq \log 2^N$, $0 < p < N \cdot 2^{-j+1}$, $0 \leq k < 2^{j+1}$, $0 \leq i \leq 12$; N 为信号的采样点数.

按照上述准则对4个参数进行离散,生成多个Gabor原子,构成过完备原子库.

2.2 正交匹配追踪

正交匹配追踪(OMP)在匹配追踪(MP)的基础上,引入了正交化的步骤,通过迭代计算从Gabor字典中找出与原始信号匹配度最高的原子,并对每一次匹配到的最佳原子进行正交化处理,避免重复选择同一原子.OMP的具体流程如下.

(1) 输入初始信号 f ,初始化残差 $R_0 = f$,将残差与过完备原子库 $\{g_j\}_{j \in \Gamma}$ 中的原子 g_j 求内积,保留第一次

迭代找到的内积最大的原子 g_{y_1} , 即

$$\left| \langle f, g_{y_1} \rangle \right| = \sup_{\gamma \in \Gamma} \left| \langle f, g_{\gamma} \rangle \right| \quad (2)$$

令 $g_{u_1} = g_{y_1}$, 并对 g_{u_1} 进行归一化处理, $g_{b_1} = \frac{g_{u_1}}{\|g_{u_1}\|}$,

第 1 次迭代的残差 $R_1 = R_0 - \langle R_0, g_{b_1} \rangle g_{b_1}$.

(2) 进行迭代计算, 第 k 次 ($k \geq 2$) 迭代得到的最佳原子 g_{y_k} 为

$$\left| \langle R_{k-1}, g_{y_k} \rangle \right| = \sup_{\gamma \in \Gamma} \left| \langle R_{k-1}, g_{\gamma} \rangle \right| \quad (3)$$

(3) 对最佳原子 g_{y_k} 进行施密特正交化处理, 即

$$g_{u_k} = g_{y_k} - \sum_{i=1}^{k-1} \langle g_{y_k}, g_{b_i} \rangle g_{b_i} \quad (4)$$

对 g_{u_k} 进行归一化处理, $g_{b_k} = \frac{g_{u_k}}{\|g_{u_k}\|}$.

(4) 将残差 R_{k-1} 分解为在最佳原子上的投影 $\langle R_{k-1}, g_{b_k} \rangle g_{b_k}$, 更新残差 R_k , 即

$$R_k = R_{k-1} - \langle R_{k-1}, g_{b_k} \rangle g_{b_k} \quad (5)$$

(5) 判断是否满足迭代停止条件, 若不满足, 则重复步骤(2)~(5), 若满足条件, 则保存最佳原子, 并重构回波.

OMP 算法的收敛速度较快, 但是由于引入了正交化, 提高了算法的复杂度, 增加了运行时间.

3 改进的果蝇优化算法

3.1 果蝇优化算法

果蝇优化算法(FOA)源于果蝇的觅食行为, 是一种全局优化方法. 果蝇依靠敏锐的嗅觉发现远处的食物, 当靠近食物时, 依靠视觉找到食物和同伴聚集的位置. FOA 算法的基本流程如下.

(1) 确定果蝇种群的迭代次数 Maxgen、种群大小 Sizepop 和搜索范围 LR, 设果蝇种群的起始位置 (X_0, Y_0) 为

$$Y_0 = LR \cdot \text{rand}(\cdot) \quad (6)$$

$$Y_0 = LR \cdot \text{rand}(\cdot) \quad (7)$$

其中, $\text{rand}(\cdot)$ 是产生 $[0, 1]$ 随机数的函数.

(2) 果蝇开始寻找食物, 给定随机的搜寻方向和距离, 得到新的目标位置, 即

$$X_i = X_0 + \text{randvalue}_1 \quad (8)$$

$$Y_i = Y_0 + \text{randvalue}_2 \quad (9)$$

其中, randvalue_1 和 randvalue_2 是果蝇搜索下一目标的随机步长.

(3) 计算每个果蝇个体到原点的距离 Dist_i 和味道浓度判别值 S_i 为

$$\text{Dist}_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \quad (10)$$

$$S_i = \frac{1}{\text{Dist}_i} \quad (11)$$

(4) 将味道浓度判别值 S_i 代入浓度判别函数 $\text{Function}(\cdot)$, 得到每个果蝇所在位置的浓度, 即

$$\text{smell}_i = \text{Function}(S_i) \quad (12)$$

(5) 保存果蝇群体里味道浓度最高的个体此时所在的位置和味道浓度的大小, 即

$$[\text{bestindex} \quad \text{bestsmell}] = \max(\text{smell}_i) \quad (13)$$

(6) 保存最优味道浓度 $\text{smellbest} = \text{bestsmell}$, 群体中的其他果蝇朝着味道浓度最高的位置飞去, 更新下一次搜索的位置, 即

$$X_0 = X_{\text{bestindex}} \quad (14)$$

$$Y_0 = Y_{\text{bestindex}} \quad (15)$$

(7) 重复步骤(2)~(5), 若搜寻到的味道 bestsmell 浓度大于之前迭代所得到的味道浓度 smellbest , 并且迭代次数小于最大迭代次数, 则执行步骤(6), 反之, 则结束算法.

上述 FOA 算法是针对单参数的优化问题, 多参数时需要多个果蝇种群, 每个果蝇种群搜索一个参数, 多种群同时搜索解决多参数优化问题. 对于超声信号的降噪, 需要优化 Gabor 函数中的 s, u, v, w 这 4 个参数, 因此需要 4 个果蝇种群. 在 FOA 算法中, 提高最佳原子的匹配度需要提高算法的局部搜索能力, 提高全局遍历性又要求算法能及时跳出局部最优, 这两者是互相矛盾的, 为了搜寻到最优的原子, 本文从以下两方面对 FOA 算法进行了改进.

3.2 自适应步长

果蝇搜索过程中, 每迭代一次, 果蝇就会按照随机的方向和步长飞向下一个目标, 即

$$\text{randvalue}_1 = 2 \cdot \text{step}_1 \cdot \text{rand}(\cdot) - \text{step}_1 \quad (16)$$

$$\text{randvalue}_2 = 2 \cdot \text{step}_2 \cdot \text{rand}(\cdot) - \text{step}_2 \quad (17)$$

其中, $\text{step}_1 = \text{step}_2$, 并且 step_1 和 step_2 的值是预先给定且不变的. 第 i 个果蝇的位置为 $P_i = (X_i, Y_i)$, 此时该果蝇距离群体的距离 $D_i = \sqrt{(X_i - X_0)^2 + (Y_i - Y_0)^2}$. 通过改变 $X_0, Y_0, \text{randvalue}_1$ 和 randvalue_2 的值可以调节果蝇和种群之间的距离, 存在以下 2 种极端情况:

(1) 若 $X_0/\text{randvalue}_1 = 0$ 和 $Y_0/\text{randvalue}_2 = 0$, 此时第 i 个果蝇距离群体无穷远, 代表果蝇可以在无穷远处搜索;

(2) 若 $|X_0/\text{randvalue}_1| \rightarrow \infty$ 和 $|Y_0/\text{randvalue}_2| \rightarrow \infty$, 此时第 i 个果蝇距离群体无穷近, 代表果蝇可以在无穷近处搜索.

因此果蝇的搜索半径范围是 $(0, \infty)$. 搜索步长的选择直接影响函数参数估计的准确性, 在 FOA 算法迭代寻优的过程中, 前期需要较大的步长使得果蝇能够迅

速收敛到最优值附近,后期需要较小的步长来准确搜索到最优值,适当调整搜索步长,可以保证果蝇在全球和局部都具有良好的搜索能力.在FOA算法的应用中通常采用随机步长,可能在迭代前期步长太小,导致收敛速度慢,在后期步长太长导致不能收敛到最优值,不利于参数优化.为了解决这一问题,本文提出了自适应步长,即

$$L = W \cdot T \cdot \left(\frac{\text{Maxgen}}{g^\gamma} \right)^{-\frac{g-1}{\text{Maxgen}}} \cdot \text{sign}(0.5 - \text{rand}(\cdot)) \quad (18)$$

其中, W 为初始步长; T 为步长收敛系数,且 $T = 1/\lambda^\delta$ (λ 为正交匹配追踪算法的迭代次数, δ 为步长收敛因子, δ 取 $0.1 \sim 0.25$); γ 为非均匀变异因子, γ 取 0.6 ; $\text{sign}(\cdot)$ 是符号函数.

取初始步长 $W = 20$, 收敛系数 $\delta = 0.2$, 改进后的搜索步长如图 1 所示,可见,步长随着种群迭代而不断减小,满足果蝇遍历搜索的要求.

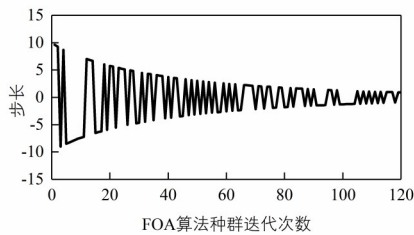


图1 自适应步长的演化过程

为了对比自适应步长和随机步长的搜索性能,分别对加入信噪比为 -1 dB 高斯白噪声的超声信号进行处理,OMP 每一次搜索都会找到一个最佳原子,FOA 可以优化 OMP 的搜索原子过程,以均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 表示处理的效果. RMSE 反映了重构信号和原始信号之间的平均误差,输出信噪比越大, RMSE 越小则说明降噪的效果越好.如图 2 所示,采用随机步长经过 3 次搜索,重构信号的 RMSE 达到最小,而用自适应步长需要经过 4 次搜索才能达到最小 RMSE,收敛速度略慢,但相比于随机步长,重构信号的 RMSE 更小,有效改善了 FOA 算法搜索的精度. 2 种方法都存在过匹配的问题,当找到最优值以后,继续迭代反而会造成重构信号失真,可以通过设置迭代停止条件解决此问题.

3.3 高维广义 CAT 映射

FOA 算法与大多数群搜索算法一样,都存在陷入局部最优的问题.为了提高算法跳出局部最优的能力,引入跳脱参数 c ,设置跳脱参数阈值为 f ,若最佳味道浓度更新,则将 c 置为 0.跳脱参数记录已选择的最佳味道浓度未被替换的次数,当 $c > f$ 时,表示算法陷入了局

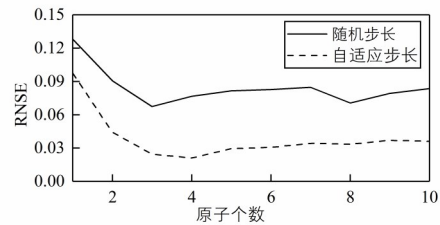


图2 不同原子搜索步长性能对比

部最优.为了跳出局部最优,计算最后一次迭代得到的果蝇群体味道浓度的均方差,对小于均方差的果蝇进行混沌映射,再次进入寻优的过程.混沌映射产生的序列存在着不可预测、不可重复的特点,但是混沌映射有着遍历性,能够改善搜索算法的性能,提高搜索的精度. Logistic 映射广泛应用于各种优化算法中,但是该映射存在着遍历性不足的缺点. Hariyanto 等人^[24]提出了 CAT 映射,该映射产生的序列是均匀分布的,相比于 Logistic 映射有着更好的遍历性.

2 种映射以相同的初值 $x_0 = 0.3$ 迭代 4 000 次,得到 2 种映射序列的遍历分布图和分布直方图,如图 3 和图 4 所示. Logistic 映射集中分布在解空间的两端, CAT 映射在解空间内的分布更均匀, Logistic 映射取值在 $[0, 0.1]$ 范围内的概率是 0.204,取值在 $[0.9, 1]$ 范围内的概率是 0.213 5,而 CAT 映射取值范围在 $[0, 0.1]$ 范围内的概率是 0.093,取值在 $[0.9, 1]$ 范围内的概率是 0.105 5.

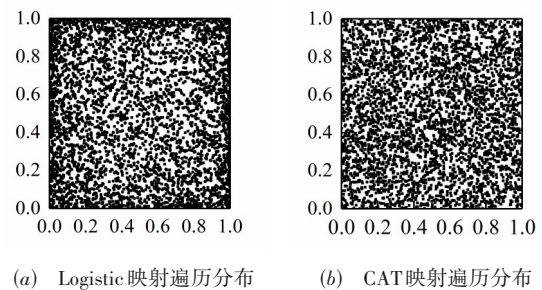


图3 2种映射序列的遍历分布图

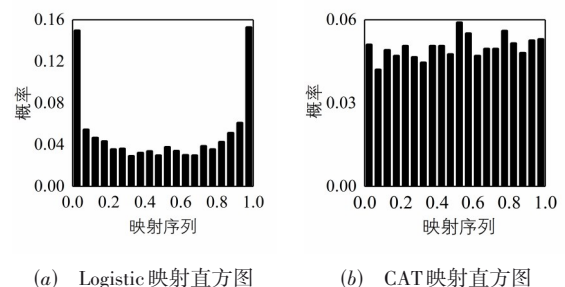


图4 2种映射序列的分布直方图

传统的 CAT 映射是二维的,不适用于有 4 个参数的 Gabor 函数,高维广义 CAT 映射相比二维 CAT 映射的 Lyapunov 指数更大,遍历性更好^[25],能进行多参数寻优. Gabor 函数的 4 个参数中,对超声回波波形影响较大的参数是尺度参数 s 和频率参数 v ^[26],因此,只需对 s 和 v 进行映射即可,其动力学方程为

$$\begin{bmatrix} s_{n+1} \\ u_{n+1} \\ v_{n+1} \\ w_{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 45 & 240 & 132 & 452 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 48 & 256 & 141 & 482 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_n \\ u_n \\ v_n \\ w_n \end{bmatrix} \quad (19)$$

3.4 时间复杂度分析

在 IFOA 算法中,已知果蝇种群大小为 Sizepop ,种群迭代次数为 Maxgen ,搜索空间的维度为 m ,设产生每一维果蝇所需的时间为 t_1 ,则果蝇位置初始化的时间复杂度为

$$T_1 = O(\text{Sizepop} \cdot (mt_1)) = O(m) \quad (20)$$

设计算自适应步长的时间为 t_2 ,计算果蝇味道浓度所需时间为 $f(m)$,比较与更新最佳味道浓度的时间为 t_3 ,对果蝇进行高维广义 CAT 映射需要的时间为 t_4 ,更新果蝇起始位置需要的时间为 t_5 ,则 IFOA-OMP 算法在迭代过程的时间复杂度为

$$\begin{aligned} T_2 &= O\left(\text{Maxgen} \cdot \left(\text{Sizepop} \cdot (t_2 + f(m) + t_3 + m(t_4 + t_5))\right)\right) \\ &= O\left(\text{Maxgen} \cdot (m + f(m))\right) \end{aligned} \quad (21)$$

于是 IFOA 算法的时间复杂度为

$$\begin{aligned} T_3 &= O(m) + O\left(\text{Maxgen} \cdot \left(\text{Sizepop} \cdot (t_2 + f(m) + t_3 + m(t_4 + t_5))\right)\right) \\ &= O\left(\text{Maxgen} \cdot (m + f(m))\right) \end{aligned} \quad (22)$$

FOA 算法无需计算自适应步长和映射,因此其时间复杂度为

$$\begin{aligned} T_4 &= O(m) + O\left(\text{Maxgen} \cdot \left(\text{Sizepop} \cdot (f(m) + t_3 + mt_5)\right)\right) \\ &= O\left(\text{Maxgen} \cdot (m + f(m))\right) \end{aligned} \quad (23)$$

由式(22)和式(23)可知,IFOA 算法和 FOA 算法的时间复杂度相等,本文算法提高了 FOA 算法的搜索精度,并没有增加时间复杂度.

通过以上改进,得到改进的果蝇优化算法流程图如图 5 所示.

4 实验验证和结果分析

4.1 仿真超声信号

为验证本文方法对超声回波信号的处理能力,首

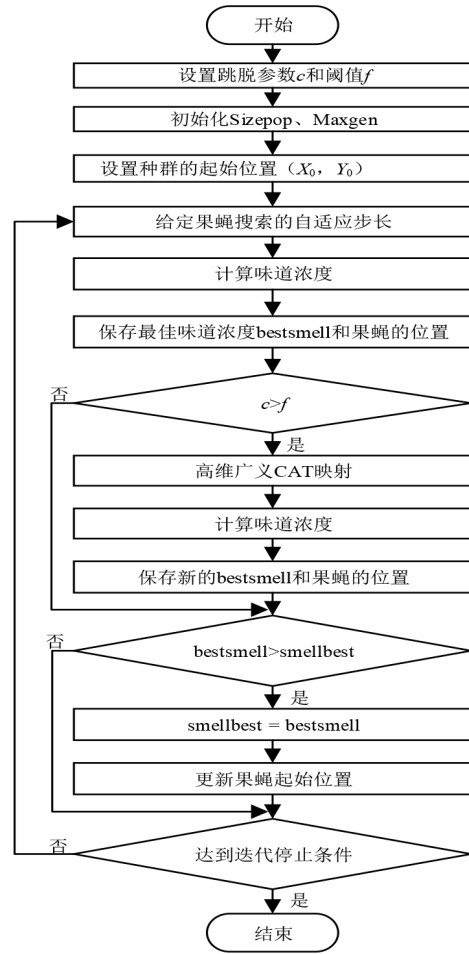


图 5 改进的果蝇优化算法流程图

先对仿真的超声信号进行处理. 超声信号可用高斯调制的正弦波表示^[27],表达式为

$$X(t) = \beta e^{-\alpha(t-\tau)^2} \cos[2\pi f_c(t-\tau) + \phi] \quad (24)$$

其中, β 是幅度系数, α 是带宽因子, f_c 是中心频率, τ 是回波到达时间, ϕ 是相位.

材料的非均匀性会导致超声波产生散射衰减,使接收信号的中心频率低于探头的中心频率,因此本文模拟 2 个不同频率的超声回波. 第 1 个回波的 $f_{c1} = 5.8 \text{ MHz}$, $\beta_1 = 0.8$, $\tau_1 = 0.5 \mu\text{s}$, 第 2 个回波的 $f_{c2} = 6 \text{ MHz}$, $\beta_2 = 1$, $\tau_2 = 1.2 \mu\text{s}$, 且 $\alpha_1 = \alpha_2 = 50 (\text{MHz})^2$, $\phi_1 = \phi_2 = 8.89$. 仿真信号如图 6(a) 所示,其频谱如图 6(b) 所示. 在超声信号中加入 -5 dB 的高斯白噪声,时域波形和频谱如图 6(c) 和图 6(d) 所示,可见,超声信号完全淹没在噪声中.

采用 IFOA-OMP 算法、果蝇优化正交匹配追踪 (FOA-OMP) 算法和 OMP 算法对加噪仿真超声信号进行处理,设置 Maxgen 为 120, Sizepop 为 130, 搜索步长初始值为 20. 降噪结果如图 7 所示,经过 IFOA-OMP 算法处理后,重构信号的波形没有失真,但是 2 个信号的频

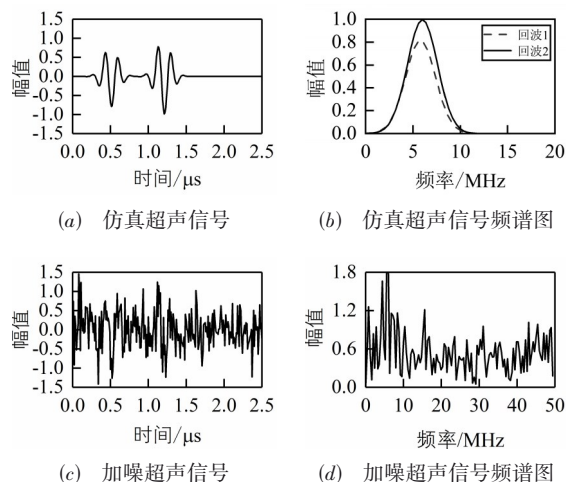


图6 仿真超声信号时域波形和频谱图

谱幅值都有所下降,中心频率偏移,这是由于原子与信号的残差匹配存在误差.但相比于FOA-OMP算法和OMP算法,IFOA-OMP算法降噪效果较好,FOA-OMP算法和OMP算法仅能重构信号的部分波形.

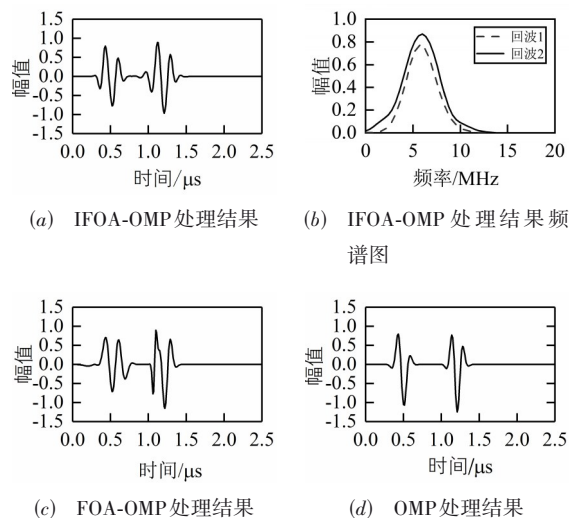
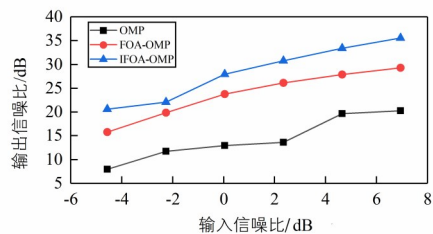
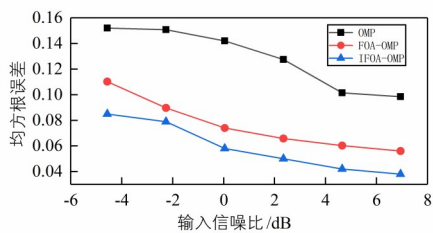


图7 不同降噪方法结果对比

为了更有效地验证本文方法降噪的效果,对不同信噪比的仿真超声信号进行处理,重构后回波信号的信噪比和均方根误差如图8所示,可见IFOA-OMP算法和FOA-OMP算法在连续空间内搜索最优值,相较于OMP算法,其降噪效果更好,证实了在连续空间搜索的精度是高于离散空间的,用参数寻优的方法代替OMP算法中匹配追踪的过程是可行的.随着噪声的加大,3种方法的输出信噪比均有所下降,均方根误差逐渐增大,但IFOA-OMP算法在较低的信噪比情况下仍能输出较大信噪比的信号,均方根误差也更低.



(a) 输出信噪比的比较



(b) 均方根误差的比较

图8 不同信噪比超声信号降噪效果对比

4.2 实际缺陷超声信号

用SIUI CTS-4020数字超声探伤仪采集锻件试块的超声回波信号,试块厚度40 mm,内有直径5 mm的平底孔来模拟裂纹缺陷,平底孔距试块表面30 mm.探头型号为5N10Z,中心频率5 MHz,直径10 mm,超声波在试块中的声速为5 920 m/s,超声仪采样频率为100 MHz.实验信号如图9(a)所示.第一个回波是平底孔回波,回波幅值低;第二个回波是底面回波,底面反射面积大,回波幅值高.经本文算法处理后的结果如图10所示,从图10(a)可见重构信号波形更平滑.对比图9(b)和图10(b),实验信号中包含有杂乱的高频噪声,主要是仪器产生的电子噪声,重构信号中的高频成份被抑制,低频部分与原始信号基本吻合.

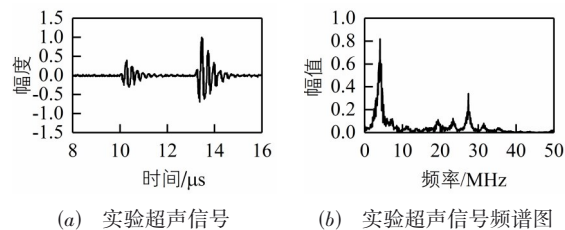


图9 实验超声信号

图9(a)的实验回波噪声较小,为获得低信噪比数据,减小超声仪的发射功率,增大接收增益,采集到超声回波信号如图11所示. IFOA-OMP处理结果如图12所示,可见该方法能有效去除信号中的噪声成份,提取出超声信号.

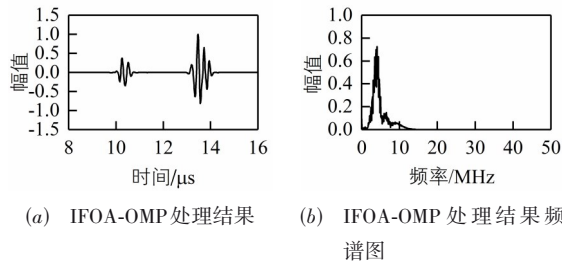


图 10 IFOA-OMP 处理结果

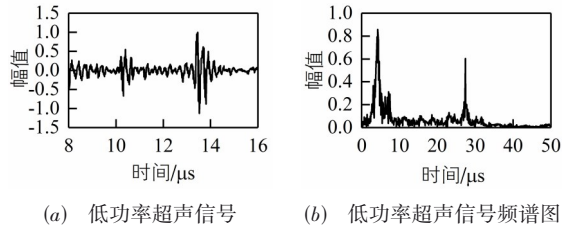


图 11 低功率超声信号

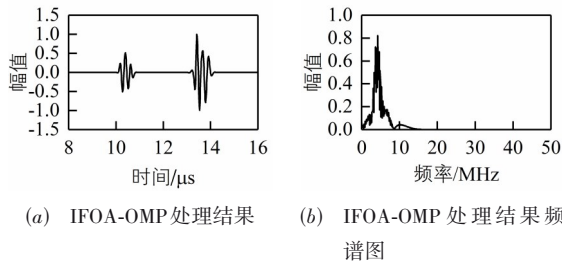


图 12 IFOA-OMP 处理低功率超声信号结果

为模拟实际工业现场的强噪声环境,对图 11(a)的超声信号添加 -5 dB 的高斯白噪声,时域波形如图 13(a)所示,频谱如图 13(b)所示,图 13(c)和图 13(d)分别是 IFOA-OMP 方法处理后的时域和频谱图。

不同算法去噪效果如表 1 所示. OMP 算法处理分离回波信号的均方根误差较大,输出信噪比较低,分解精度不高. FOA-OMP 算法的搜索步长是随机的,搜索精度不如 IFOA-OMP 算法. IFOA-OMP 算法的均方根误差最小,输出信号的信噪比最大,去噪的效果最好,并且重构的超声信号中缺陷回波和底面回波与实验超声信号基本一致,信号频谱特征得到了保留,而 OMP 算法和 FOA-OMP 算法处理后的信号已经失真。

5 结论

本文采用参数寻优的思想,提出了基于改进果蝇优化算法正交匹配追踪(IFOA-OMP)的超声信号降噪方法,在连续空间中寻找最佳原子,显著提高了算法的降噪能力和计算效率。

IFOA-OMP 将正交匹配追踪中的“贪婪”搜索转换为 Gabor 函数的参数优化问题,利用改进的果蝇优化算

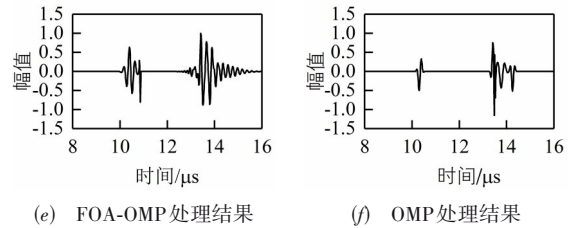
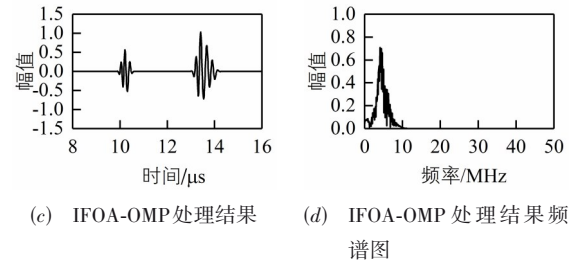


图 13 加噪实验超声信号处理结果对比

表 1 不同算法去噪效果

方法	均方根误差	输出信噪比
OMP	0.145 7	4.217 9
FOA-OMP	0.142 3	5.378 3
IFOA-OMP	0.138 4	5.612 1

法估计 Gabor 函数的最优值. 本文提出了自适应步长的思想,前期采用较大步长快速收敛到最优值附近,后期采用较小的步长以准确逼近最优值,并可根据当前果蝇种群迭代次数调整步长的大小,保证算法在全局范围内的搜索精度. 同时为使算法能够跳出局部最优,本文引入高维广义 CAT 映射的方法改变 Gabor 函数的尺度参数 s 和频率参数 v ,以更新果蝇个体的位置,重新搜索到最优值。

对仿真和实验超声信号的处理结果表明,IFOA-OMP 能够抑制强噪声的干扰. 对添加 -5 dB 的高斯白噪声实验信号的处理结果表明,采用 IFOA-OMP 重构信号的信噪比为 5.612 1 dB,均方根误差为 0.138 4,降噪效果明显优于 FOA-OMP 和 OMP 算法。

参考文献

[1] 王喆,杨辰龙,周晓军,等. 基于超声背散射信号递归定量分析的 CFRP 局部孔隙缺陷识别方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(21): 229-235.

- WANG Z, YANG C L, ZHOU X J, et al. Identification method for CFRP local pore defects based on recursive quantitative analysis of ultrasonic backscattering signal[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(21): 229-235. (in Chinese)
- [2] 王大为, 王召巴. 一种强噪声背景下微弱超声信号提取方法研究[J]. *物理学报*, 2018, 67(21): 65-77.
- WANG D W, WANG Z B. Weak ultrasonic signal detection in strong noise[J]. *Acta Physica Sinica*, 2018, 67(21): 65-77. (in Chinese)
- [3] ZHANG G M, ZHANG C Z, HARVEY D M. Sparse signal representation and its applications in ultrasonic nde[J]. *Ultrasonics*, 2012, 52(3): 351-363.
- [4] SI D, GAO B, GUO W, et al. Variational mode decomposition linked wavelet method for emat denoise with large lift-off effect[J]. *NDT and E International*, 2019, 107(5): 102149.
- [5] HUGUES G D C, LUIS R C, JOSE A. Optical real-time Fourier transformation with kilohertz resolutions[J]. *Optica*, 2016, 3(1): 1-8.
- [6] LIU R X, SHU M L, CHEN C F. Ecg signal denoising and reconstruction based on basis pursuit[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(4): 1591.
- [7] 董道广, 芮国胜, 田文彪, 等. 基于稀疏贝叶斯学习的时域流信号鲁棒动态压缩感知算法[J]. *电子学报*, 2020, 48(5): 990-996.
- DONG D G, RUI G S, TIAN W B, et al. A robust dynamic compressive sensing algorithm for streaming signals in time domain based on sparse Bayesian learning[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(5): 990-996. (in Chinese)
- [8] 陈建, 田野, 孙晓颖. 基于稀疏谱匹配的高分辨 DOA 估计方法[J]. *北京理工大学学报*, 2016, 36(10): 1043-1047.
- CHEN J, TIAN Y, SUN X Y. High resolution direction-of-arrival estimation based on sparse spectral fitting[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2016, 36(10): 1043-1047. (in Chinese)
- [9] 陈斌, 牛铜, 张连海, 等. 不相关匹配追踪的分段区分性特征变换方法[J]. *电子学报*, 2016, 44(12): 2924-2931.
- CHEN B, NIU T, ZHANG L H, et al. A discriminative segmental feature transform method based on uncorrelated matching pursuit[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(12): 2924-2931. (in Chinese)
- [10] 彭玉楼, 何怡刚, 林斌. 基于奇异值分解的压缩感知噪声信号重构算法[J]. *仪器仪表学报*, 2012, 33(12): 2655-2660.
- PENG Y L, HE Y G, LIN B. Noise signal recovery algorithm based on singular value decomposition in compressed sensing[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(12): 2655-2660. (in Chinese)
- [11] 朱会杰, 王新晴, 芮挺, 等. 改进的匹配追踪在方波信号滤波中的应用[J]. *解放军理工大学学报(自然科学版)*, 2015, 16(4): 305-309.
- ZHU H J, WANG X Q, RUI T, et al. Implication of improved matching pursuit in de-noising for square wave[J]. *Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2015, 16(4): 305-309. (in Chinese)
- [12] 魏东, 周健鹏. K-SVD 和 OMP 算法在超声信号去噪中的应用[J]. *应用声学*, 2016, 35(2): 95-101.
- WEI D, ZHOU J P. Application of K-SVD and OMP algorithm on ultrasonic signal denoising[J]. *Journal of Applied Acoustics*, 2016, 35(2): 95-101. (in Chinese)
- [13] 孔德阳, 彭华, 马金全. 基于人工鱼群算法的自适应随机共振方法研究[J]. *电子学报*, 2017, 45(8): 1864-1872.
- KONG D Y, PENG H, MA J Q. A daptive stochastic resonance method based on artificial-fish swarm optimization [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(8): 1864-1872. (in Chinese)
- [14] 张新明, 王霞, 康强, 等. GWO 与 ABC 的混合优化算法及其聚类优化[J]. *电子学报*, 2018, 46(10): 2430-2442.
- ZHANG X M, WANG X, KANG Q, et al. Hybrid grey wolf optimizer with artificial bee colony and its application to clustering optimization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(10): 2430-2442. (in Chinese)
- [15] WANG D S, TAN D P, LIU L. Particle swarm optimization algorithm: An overview[J]. *Soft Computing*, 2018, 22(2): 387-408.
- [16] PAN W T. A new fruit fly optimization algorithm: Taking the financial distress model as an example[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2012, 26(5): 69-74.
- [17] 石建平, 刘国平, 李培生, 等. 双策略协同进化果蝇优化算法及其应用[J/OL]. *计算机集成制造系统*, (2020-11-26)[2021-04-20]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20201125.1815.004.html>.
- SHI J P, LIU G P, LI P S, et al. Double strategies co-evolutionary fruit fly optimization algorithm and its application[J/OL]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, (2020-11-26) [2021-04-20]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20201125.1815.004.html>. (in Chinese)
- [18] 凤丽洲, 王友卫, 韩琳琳, 等. 双重驱动的果蝇优化算法及其在 PID 控制器中的应用[J]. *控制与决策*, 2021, 36(9): 2225-2233.

FENG L Z, WANG Y W, HAN L L, et al. Double drive fruit fly optimization algorithm and its application in pid controller[J]. Control and Decision, 2021, 36(9): 2225-2233. (in Chinese)

- [19] 王友卫, 凤丽洲. 基于双子群和分区采样的果蝇优化新算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(11): 2292-2298.

WANG Y W, FENG L Z. Novel double subgroups and partition sampling based fruit fly optimization algorithm [J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2017, 51(11): 2292-2298. (in Chinese)

- [20] WU L, LIU Q, TIAN X, et al. A new improved fruit fly optimization algorithm IAFOA and its application to solve engineering optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 144: 153-173.

- [21] ZHANG Y W, CUI G M, WU J T, et al. A novel multi-scale cooperative mutation fruit fly optimization algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 114: 24-35.

- [22] FU Y P, ZHOU M C, GUO X W, et al. Stochastic multi-objective integrated disassembly-reprocessing-reassembly scheduling via fruit fly optimization algorithm[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 278: 123364.

- [23] 田旭, 李杰. 一种改进的果蝇优化算法及其在气动优化设计中的应用[J]. 航空学报, 2017, 38(4): 60-70.

TIAN X, LI J. An improved fruit fly optimization algorithm and its application in aerodynamic optimization design[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(4): 60-70. (in Chinese)

- [24] HARIYANTO E, RAHIM R. Arnold's cat map algorithm in digital image encryption[J]. International Journal of Science and Research(IJSR), 2016, 5(10): 1363-1365.

- [25] 鲍芳, 李军, 李旭. 基于高维广义猫映射的图像加密算法[J]. 西安理工大学学报, 2012, 28(2): 193-197.

BAO F, LI J, LI X. Image encryption algorithm based on high dimensional chaotic cat maps[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2012, 28(2): 193-197. (in Chinese)

- [26] Qi A L, ZHANG G M, DONG M, et al. An artificial bee colony optimization based matching pursuit approach for ultrasonic echo estimation[J]. Ultrasonics, 2018, 88: 1-8.

- [27] 任晓寰, 冯海泓, 杨震亚. 超声回波参数估计的初值选取方法[J]. 声学学报, 2020, 45(5): 728-738.

REN X H, FENG H H, YANG Z Y. Selection of initial values for ultrasonic echo parameter estimation[J]. Acta

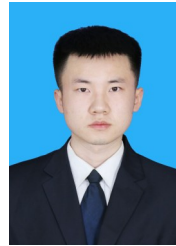
Electronica Sinica, 2020, 45(5): 728-738. (in Chinese)

作者简介



董 明 男, 1984年出生, 湖北恩施人. 现为西安科技大学副教授, 硕士生导师. 主要研究方向为超声无损检测与评价、机械测试理论与技术等.

E-mail: jesunatg@hotmail.com



李 敬 男, 1997年出生, 陕西西安人. 现为西安科技大学硕士研究生. 主要研究方向为超声信号处理.

E-mail: 328024342@qq.com