

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209835

基于灰狼优化的埋地管道泄漏双波谱定位方法*

郑晓亮¹, 谢晓贤¹, 王 强²

(1. 安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001; 2. 安徽理工大学安全科学与工程学院 淮南 232001)

摘 要:为实现对埋地输气管道泄漏的高效准确定位,提出基于灰狼优化和双波谱估计的泄漏振动声源三维定位方法。该方法根据地面加速度传感器阵列的P1波、S波混合信号模型构建双波谱函数,利用双波谱峰叠加特性进行双波速度匹配搜索以实现波速估计,再将波速估计结果代入三维空间谱函数中进行泄漏三维定位。将三维空间谱函数作为适应度函数,使用灰狼优化算法代替三维空间谱网格搜索,实现对双波速度匹配和三维定位过程的优化。实验证明,该方法可实现对泄漏振动声波在土介质中的传播速度以及地下泄漏源位置的准确估计;与传统三维空间谱搜索方法相比,定位精度提高25.85%,三维空间谱搜索耗时减少99.95%。

关键词: 管道泄漏;波速估计;三维定位;空间谱估计;灰狼优化

中图分类号: TN111.7 TH86 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Grey wolf optimization based buried pipe leak localization using dual-wave spectrum

Zheng Xiaoliang¹, Xie Xiaoxian¹, Wang Qiang²

(1. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China;

2. School of Safety Science and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: To efficiently and accurately locate the buried gas pipe leaks, a three-dimensional (3D) localization method for the leak-induced vibroacoustic source based on the grey wolf optimization (GWO) and the dual-wave spectrum estimation 3D is presented. A dual-wave spectral function is formulated by using the mixed signal model of P1 and S waves detected by a ground-mounted accelerometer array. The velocity is estimated by using the dual-wave velocity pairing based on the superimposing characteristic of dual-wave peaks. Then, the estimated velocity is substituted into a 3D spectral function to perform 3D localization. Considering the 3D spectral function as a fitness function, the procedures of dual-wave velocity pairing and 3D localization are optimized by using the GWO algorithm to replace the grid search for 3D spectra. Experimental results show that the presented method can accurately estimate the velocity at which the leak-induced vibroacoustic wave propagates along the soil, and thereby locating the underground leak. Compared with the conventional method using 3D spectrum search, the localization accuracy of the presented method is increased by 25.85%, and the search time for 3D spectra is decreased by 99.95%.

Keywords: pipe leak; wave velocity estimation; 3D localization; spatial spectrum estimation; GWO

0 引 言

及时准确获取泄漏点位置,对输气管道系统的安全稳定运行具有重要意义。目前,声波定位方法是实现管道泄漏定位的重要途径之一,也是泄漏检测领域的前沿

研究热点^[1-2]。然而,现有声波法以基于管壁声波检测的大范围粗定位为主^[3-4],基于土介质波的小范围精确定位方法尚待研究。

用于信号源定位的经典空间谱估计算法包括多重信号分类(multiple signal classification, MUSIC)算法^[5]、基于旋转不变技术的信号参数估计(estimation of signal

parameters via rotational invariance techniques, ESPRIT)算法^[6]和极大似然(maximum likelihood, ML)估计算法^[7]等。其中,MUSIC算法无需特殊阵列结构,估计精度较高且计算量适中,已广泛应用于一维和二维波达方向(direction of arrival, DOA)估计^[8-9]。在此基础上,基于特征空间(eigen space, ES)的空间谱估计算法将信号协方差矩阵引入 MUSIC 谱函数,使其能够反应信号能量并实现对相干源的参数估计^[10]。但埋地管道的泄漏位置未知且管道埋深难以准确获取,若使用地表传感器阵列进行泄漏定位,则必须进行三维空间谱搜索才能获取地下空间中泄漏点的位置。多维搜索计算量较大,有必要优化搜索过程。

近年来,元启发式算法(meta-heuristic algorithms, MAs)被广泛应用于数据处理以及多峰、高维、非线性复杂计算等实际问题中^[11-12]。在面对不确定或较大范围解空间时,MAs 利用其随机搜索能力获取最优解,无需遍历解空间,可以大大减少计算量和寻优时间。较其他 MAs,灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)原理简单、调整参数少,且收敛速度快。该算法已应用在多个领域,且提出的各种改进方法可以摆脱 MAs 普遍存在的收敛速度慢和算法早熟问题。文献[13]在 GWO 中加入 Tent 混沌映射、非线性策略和柯西变异算子,实验证明改进的 GWO 算法在独立微电网容量优化配置中具有一定实用性和鲁棒性;文献[14]将收敛因子 α 与余弦规律结合,使 α 遵循非线性递减策略以增强其全局搜索能力和收敛速度,之后将改进 GWO 算法与单纯形算法组合并成功用于地震震源参数反演。文献[15]利用差分进化(differential evolution, DE)算法的交叉变异操作维持灰狼种群的多样性,并使用 GWO 算法对支持向量机模型的罚参数、损失函数、核宽度进行参数寻优。考虑到三维空间谱函数高维、非线性的特点,可将 GWO 应用于管道泄漏定位的空间谱搜索优化中,但目前还未见相关的文献报道。

此外,土介质波的传播速度受环境和介质参数的影响较大。必须准确估计泄漏振动声波沿土壤的传播速度,才能实现精确定位。针对以上问题,本文提出基于改进 GWO 算法的埋地管道泄漏三维定位方法。首先,根据地表阵列的 P1 波、S 波混合信号模型,获得双波三维空间谱函数;之后,利用双波谱峰叠加特性估计出 P1 波和 S 波的传播速度;最后,根据 P1 波速度估计结果确定泄漏源坐标。在整个定位过程中,使用 GWO 算法对三维空间谱搜寻过程进行优化以加快峰值搜索速度。实验结果表明本文方法可以准确估计泄漏源坐标,为埋地管道泄漏定位提供了新思路。

1 理论基础与算法原理

1.1 定位理论基础

管道泄漏声源由气体可压缩性和不稳定流动所造成的湍流脉动诱导产生,以四极子声源和偶极子声源为主^[16-17]。土壤多孔介质阻隔导致泄漏气体衰减为亚音速流^[18],此时由气体与固壁(泄漏孔壁和土壤介质)耦合作用产生的偶极子声源占据主导。偶极子声源与泄漏孔重合,检测声源位置可实现泄漏定位。

在土壤介质中,偶极子声源能量主要以振动声波形式辐射传播。土介质波传播特性的理论分析和实验结果表明,衰减较慢的 P1 波和 S 波是土介质波的主要成分^[19-22]。P1 波和 S 波主要传播载体均为土壤固体框架,可采用加速度传感器耦合至土壤表面进行检测^[22]。

理论上,使用地表加速度传感器阵列检测泄漏振动声波,结合定位算法可实现泄漏定位。接下来,本节将介绍空间谱搜索和灰狼优化原理。

1.2 空间谱搜索

针对 P1 波和 S 波混合特性,进行均匀圆形阵列(uniform circular array, UCA)的信号建模。UCA 是一种典型的平面阵列,具有优异的各向均匀响应特性,可观测近场信源的三维坐标信息。当泄漏振动声波在土壤介质中按照近场模型传播,以地面为 xOy 面建立空间直角坐标系,图 1 为 M 元 UCA 接收信号模型。P1 波和 S 波混合信号矩阵 $X(t)$ 的表达式为:

$$X(t) = [a_{p1}(x, y, z), a_s(x, y, z)] \begin{bmatrix} S_{p1}(t) \\ S_s(t) \end{bmatrix} + N(t) \quad (1)$$

式中: $S_{p1}(t)$ 和 $S_s(t)$ 为参考传感器信号的 P1 波和 S 波分量; $a_{p1}(x, y, z)$ 和 $a_s(x, y, z)$ 为对应的延时向量; $N(t)$ 为噪声矩阵。以传感器 1 为参考传感器,得到双波的延时向量表达式分别为:

$$a_{p1}(x, y, z) = \begin{bmatrix} 1 \\ \exp[-j2\pi f(r_2 - r_1)/c_{p1}] \\ \vdots \\ \exp[-j2\pi f(r_m - r_1)/c_{p1}] \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$a_s(x, y, z) = \begin{bmatrix} 1 \\ \exp[-j2\pi f(r_2 - r_1)/c_s] \\ \vdots \\ \exp[-j2\pi f(r_m - r_1)/c_s] \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: f 为频率; c_{p1} 和 c_s 分别为 P1 波和 S 波速度; r_m ($m=1, 2, \dots, M$) 为地下泄漏源与地表传感器 m 的距离。传感器与泄漏源的位置关系如图 1 所示。

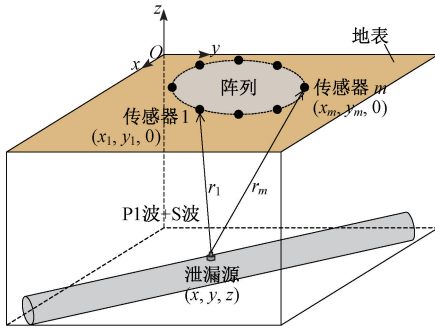


图1 UCA近场信号模型

Fig. 1 Near-field signal mode of UCA

根据信号矩阵 $\mathbf{X}(t)$ 计算阵列信号协方差矩阵 $\mathbf{R}$, 其表达式为:

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{X}(t), \mathbf{X}^H(t)] \quad (4)$$

由于来自同一泄漏源的 P1 波和 S 波属于相干信号, 需对协方差矩阵为进行重构, 具体数学模型为:

$$\mathbf{R}_l = \mathbf{R} + \mathbf{I} \mathbf{R}^* \mathbf{I} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{I}$ 为 $M \times M$ 维矩阵, 形式如式(6)所示:

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

对重构后的协方差矩阵 $\mathbf{R}_l$ 进行特征分解可提高相干源的空间谱估计能力^[10], 特征分解过程为:

$$\mathbf{R}_l = \mathbf{E}_{\text{signal}} \mathbf{\Sigma}_{\text{signal}} \mathbf{E}_{\text{signal}}^H + \mathbf{E}_{\text{noise}} \mathbf{\Sigma}_{\text{noise}} \mathbf{E}_{\text{noise}}^H \quad (7)$$

式中: $\mathbf{E}_{\text{signal}}$ 和 $\mathbf{E}_{\text{noise}}$ 分别为信号子空间和噪声子空间。信号子空间 $\mathbf{E}_{\text{signal}}$ 构成特征空间 (Eigen space, ES), 定义其协方差矩阵 $\mathbf{R}_{\text{signal}}$ 为:

$$\mathbf{R}_{\text{signal}} = \mathbf{E}_{\text{signal}} \mathbf{\Sigma}_{\text{signal}} \mathbf{E}_{\text{signal}}^H \quad (8)$$

得到基于 ES 的 P1 波和 S 波三维空间谱函数分别为^[10]:

$$P_{P1}(x, y, z) = \frac{\mathbf{a}_{P1}^H(x, y, z) \mathbf{R}_{\text{signal}}^+ \mathbf{a}_{P1}(x, y, z)}{\mathbf{a}_{P1}^H(x, y, z) \mathbf{E}_{\text{noise}} \mathbf{E}_{\text{noise}}^H \mathbf{a}_{P1}(x, y, z)} \quad (9)$$

$$P_S(x, y, z) = \frac{\mathbf{a}_S^H(x, y, z) \mathbf{R}_{\text{signal}}^+ \mathbf{a}_S(x, y, z)}{\mathbf{a}_S^H(x, y, z) \mathbf{E}_{\text{noise}} \mathbf{E}_{\text{noise}}^H \mathbf{a}_S(x, y, z)} \quad (10)$$

式中: 上标“+”表示矩阵求伪逆; 上标“H”表示矩阵求共轭再转置。分别将波速 c_{P1} 和 c_S 代入式(9)、(10)进行 P1 波和 S 波三维空间谱搜索, 谱峰对应坐标即为泄漏源坐标估计值。然而实际工况下土介质波速为未知参数, 需进行波速估计才能实现准确的泄漏源定位。

理论上, 只有当代入的波速 c_{P1} 和 c_S 均正确时, 由空间谱函数 P_{P1} 和 P_S 分别得到的坐标估计值才会同时指向泄漏源, 所代入的波速与实际不符时坐标估计结果将产生误差。针对这一特性, 将 P1 波和 S 波的空间谱叠加, 得到双波三维空间谱函数 P_{dual} 表达式为:

$$P_{\text{dual}}(x, y, z) = |P_{P1}(x, y, z)| + |P_S(x, y, z)| \quad (11)$$

由上述分析可知, 波速 c_{P1} 和 c_S 均正确时, 双波谱函数 P_{dual} 可输出 P1 波和 S 波的叠加谱峰 (指向泄漏源); 当 c_{P1} 或 c_S 存在误差, 则能量最大的叠加谱峰再次分散, 谱峰能量也随之减弱。利用双波谱叠加特性, 可实现速度估计。

1.3 灰狼优化

GWO 算法是一种模拟自然界中灰狼的阶级制度及狩猎机制的群智能优化算法, 可实现对空间谱搜索过程的智能优化。其核心行为如下:

1) 社会等级划分: 确定适应度函数并计算个体适应度值, 如图2所示, 将适应度最好的3匹灰狼分别作为 α 、 β 、 δ , 其余灰狼个体作为 ω 。

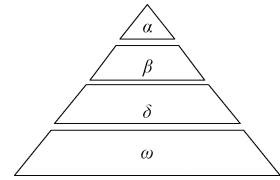


图2 灰狼社会等级划分

Fig. 2 Grey wolf social hierarchy

2) 包围猎物: 在搜索空间中, ω 狼在 α 、 β 、 δ 狼的指引下向猎物 (全局最优解) 逼近, 引导模型如下:

$$\mathbf{J} = |\mathbf{C} \circ \mathbf{L}_p(i) - \mathbf{L}(i)| \quad (12)$$

$$\mathbf{L}(i+1) = \mathbf{L}_p(i) - \mathbf{A} \circ \mathbf{J} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{J}$ 为灰狼个体和猎物之间的距离; i 为迭代次数; “ $\circ$ ”为 hadamard 乘积操作; $\mathbf{L}_p(i)$ 为第 i 次迭代时猎物的位置向量; $\mathbf{L}(i)$ 为第 i 次迭代时灰狼个体位置向量; $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{C}$ 为协同系数, 计算公式如式(14)~(16)所示:

$$\mathbf{A}_n = 2\mathbf{a} \circ \mathbf{R}_1 - \mathbf{a} \quad (14)$$

$$\mathbf{C}_n = 2\mathbf{R}_2 \quad (15)$$

$$\mathbf{a} = 2 \left(1 - \frac{i}{i_{\max}} \right) \quad (16)$$

式中: n 取 α 、 β 、 δ ; $\mathbf{a}$ 为收敛因子, 在迭代过程中线性下降; $\mathbf{R}_1$ 和 $\mathbf{R}_2$ 为 $[0, 1]$ 中的随机数; $i_{\max}$ 为最大迭代次数。

3) 位置更新: 每次迭代结束后, 当前种群中最好的3只狼 (α 、 β 、 δ 狼) 可预测出猎物 (潜在最优解) 的大致位置, 其他搜索代理 (包括 ω 狼) 根据 α 、 β 、 δ 狼的位置信息来更新位置。位置更新模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{J}_\alpha = \mathbf{C}_\alpha \circ \mathbf{L}_\alpha - \mathbf{L} \\ \mathbf{J}_\beta = \mathbf{C}_\beta \circ \mathbf{L}_\beta - \mathbf{L} \\ \mathbf{J}_\delta = \mathbf{C}_\delta \circ \mathbf{L}_\delta - \mathbf{L} \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} \mathbf{L}_1 = \mathbf{L}_\alpha - \mathbf{A}_\alpha \circ \mathbf{J}_\alpha \\ \mathbf{L}_2 = \mathbf{L}_\beta - \mathbf{A}_\beta \circ \mathbf{J}_\beta \\ \mathbf{L}_3 = \mathbf{L}_\delta - \mathbf{A}_\delta \circ \mathbf{J}_\delta \end{cases} \quad (18)$$

$$L(i+1) = \frac{L_1 + L_2 + L_3}{3} \quad (19)$$

式中: $J_\alpha, J_\beta, J_\delta$ 分别表示当前候选灰狼与 α, β, δ 狼之间的距离; $L_\alpha, L_\beta, L_\delta$ 为 α, β, δ 狼的位置; $A_\alpha, A_\beta, A_\delta$ 和 $C_\alpha, C_\beta, C_\delta$ 为 α, β, δ 狼对应的协同系数。

传统 GWO 使用随机函数初始化灰狼位置,造成灰狼的初始位置在搜索空间内分配不均匀,种群多样性不足。考虑到本文选取目标函数为多峰函数,在寻优过程中容易陷入局部最优解,故采用佳点集方法构造种群初始位置使其均匀分配在搜索空间中,随机生成与佳点集对比如图 3 所示。只要保证灰狼个数不变,灰狼种群起始位置不会改变。

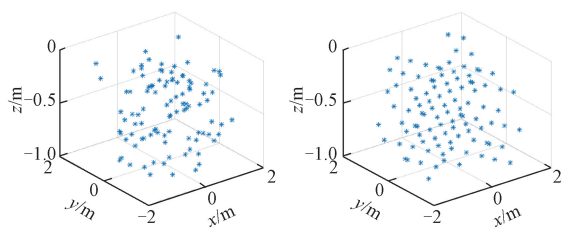


图3 随机生成与佳点集对比

Fig. 3 Comparison between random generation and good point set

2 基于 GWO 的双波谱定位方法

2.1 速度估计及定位方法描述

本文提出的双波谱定位方法主要分为速度估计和定位(泄漏源位置估计)两部分。

首先,根据 1.2 节双波谱叠加特性进行速度估计。由于 S 波能量小于 P1 波(P1 波衰减系数更小),用 S 波的坐标估计值计算 P_{dual} ,当速度匹配正确时, P_{dual} 峰值变化更为明显,故本文使用 S 波的坐标估计值进行速度估计。在不考虑估计误差的理想情况下,当 c_{p1} 和 c_s 正确时,P1 波、S 波谱峰叠加,S 波的坐标估计值(x_s, y_s, z_s)等于实际值且对应叠加谱峰,此时 $P_{\text{dual}}(x_s, y_s, z_s)$ 取得最大值;当 c_{p1} 或 c_s 错误时,P1 波、S 波谱峰分散, (x_s, y_s, z_s) 对应能量较弱的 S 波谱峰, $P_{\text{dual}}(x_s, y_s, z_s)$ 输出值较小。

接下来,使用估计波速 c_{p1}, c_s 进行三维空间谱搜索从而实现定位。区别于波速估计过程,定位过程应避免双波谱峰之间的干扰。由于 P1 波传播速度快于 S 波^[22],由式(3)可知将 c_s 替换为 c_{p1} 后,改变搜索位置时 S 波相位变化幅度有限,无法形成有效的空间谱搜索。因此,将 c_{p1} 估计值代入式(9)所示 P_{p1} 进行三维定位可避免 S 波

的干扰。具体实现过程如下:

1) 波速初始化:根据土介质波理论速度模型确定波速搜索范围,由搜索范围下界生成 c_{p1} 和 c_s 初始值;

2) 泄漏源坐标估计:将 c_s 值代入 P_s 中进行 S 波三维空间谱搜索得到泄漏源坐标估计值 x_s, y_s, z_s ;

3) 计算双波谱函数输出:将 c_{p1} 和 c_s 代入双波三维空间谱函数 P_{dual} 中,使用 S 波的坐标估计值 x_s, y_s, z_s 计算 P_{dual} 输出值;

4) 更新 P1 波、S 波波速:改变 c_{p1} 和 c_s ,重复步骤 1)~3);

5) 确定 P1 波、S 波波速:当波速遍历结束时,可得到 P_{dual} 的最大值,此时最大值对应的波速组合即为 P1 波、S 波速度。

6) 定位估计:将 c_{p1} 估计值代入式(9)所示 P_{p1} 中进行三维定位,得到泄漏源位置坐标估计值 (x_{p1}, y_{p1}, z_{p1})。

上述速度估计和三维定位过程涉及多次三维空间谱搜索,计算量过大,难以工程实现。因此,本文引入 GWO 算法进行空间谱搜索优化。

2.2 基于 GWO 的空间谱搜索优化

采用 GWO 算法优化三维空间谱搜索过程中,优化问题的控制变量选取泄漏点坐标 (x, y, z)。经过 GWO 算法迭代寻优,在满足系统约束的条件下,可获得埋地管道泄漏坐标的估计结果。基于改进 GWO 的空间谱搜索主要步骤如下:

1) 导入阵列信号;

2) 设置 GWO 算法参数:狼群个数 N 、最大迭代次数 i_{max} 、搜索空间维度 dim (即待优化参数个数)和待寻优变量的搜索空间上下限。

3) 使用佳点集方法初始化灰狼种群起始位置坐标;

4) 根据优化对象的不同,分别将式(9)和(10)作为个体的适应度函数计算个体适应度值,选取出解 α (当前状态下的最优参数)、解 β 和解 δ ;

5) 根据式(14)~(16)更新参数 a, A_n, C_n 的值;

6) 根据式(19)更新灰狼个体的位置,并重新计算每只灰狼的适应度值,选取出新的 α, β, δ 狼。

7) 判断是否达到最大迭代次数,若 $i > i_{\text{max}}$,则输出 α 狼寻优结果,否则返回步骤 4) 继续执行。

3 定位实验

3.1 实验平台

埋地管道泄漏定位实验平台如图 4 所示,该实验平台由供气装置、埋地管道以及数据采集设备构成。供气装置包含空压机、储气罐、减压阀以及球阀若干,实验过

程向管道提供 1 MPa 持续稳定压力输出。埋地管道由预留直径 1.5 mm 圆形泄漏孔的 DN100 镀锌钢管构成,管道置于木质箱体底部,回填土含水饱和度为 0.2、孔隙度为 0.5。信号采集设备包含加速度传感器、采集仪和计算机。考虑到声波在土壤中以振动波形式传播,因此本文选用加速度传感器检测泄漏振动声波。INV9828 型加速度传感器灵敏度为 500 mV/g,频响范围为 0.2 Hz ~ 2.5 kHz,输出信号为加速度(单位 m/s^2),8 枚加速度传感器在土表构成 8 元 UCA,其直径 D 即为阵列孔径,阵列拓扑结构如图 5 所示。INV3062C 型采集仪支持 8 通道 216 kHz 采样率同步采集,土介质波频率一般低于 1 kHz,将采样率设置为 10 kHz 以防止波形信息丢失。计算机 CPU 型号为 Ryzen 7 4800U,配备 16 GB RAM。

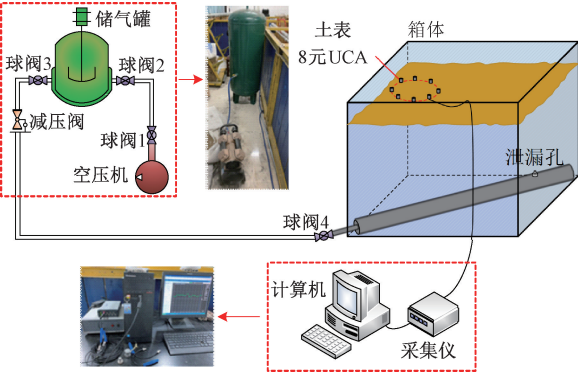


图4 埋地管道泄漏定位实验平台

Fig. 4 Experimental rig for buried pipe leak localization

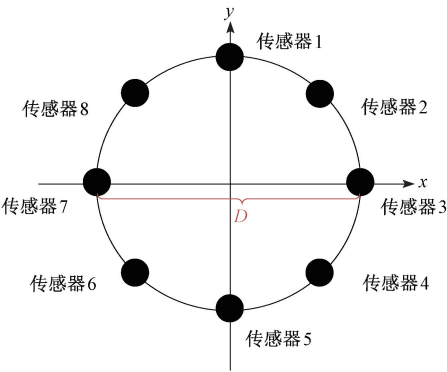


图5 8元UCA拓扑结构

Fig. 5 Topology of eight-sensor UCA

3.2 信号分析

空间谱估计前,进行泄漏振动声波信号特征分析。将两枚加速度传感器置于土表不同位置采集泄漏信号,泄漏孔到传感器 1、2 的距离差为 0.33 m。图 6 为信号波形和频谱,泄漏振动声波信号为连续信号,峰值频响处于 400 Hz 附近。

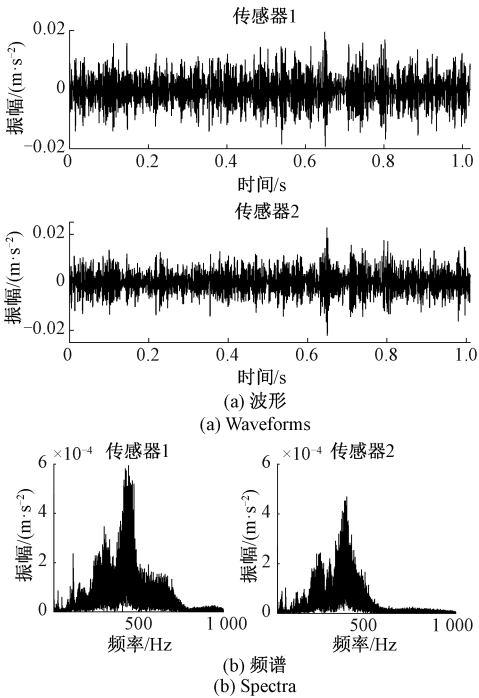


图6 传感器 1、2 信号波形及频谱

Fig. 6 Waveforms and spectra for sensors 1 and 2

对传感器 1、2 信号进行相关系数计算,如图 7 所示,0 延时点右侧两个较为明显的峰值点对应延时值为 0.3、2.5 ms,结合距离差 0.33 m 可计算出速度为 1 100、132 m/s。速度测算值与土壤多孔介质中的 P1 波和 S 波传播速度理论预测结果相符^[22],1 100 m/s 和 132 m/s 分别对应 P1 波和 S 波传播速度。0 延时点左侧也存在多个峰值,延时值为负说明这些信号分量来自与泄漏源相反的方向,反向信号来自图 4 所示箱体壁面反射。箱体反射与实际应用场景并不相符,因此使用 MVDR 波束形成器^[23]进行阵列信号的前置空域滤波处理,对滤波后的阵列信号进行空间谱估计。

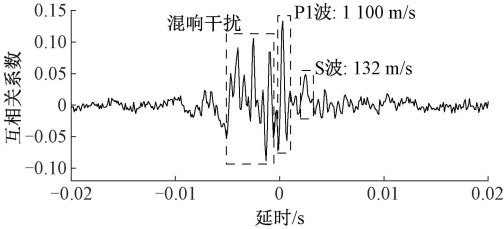


图7 传感器 1、2 信号互相关系数

Fig. 7 Cross-correlation coefficients for sensors 1 and 2

3.3 模型参数设置

本文采用 8 元 UCA 进行近场信源的三维定位,需根据近场信号判断确定阵列孔径:

$$r < 2D^2/\lambda \tag{20}$$

式中: r 为信源与阵列几何中心的距离; D 为阵列孔径; λ 为信号波长, $\lambda = c/f$ 。

将 UCA 几何中心(圆心)作为坐标原点计算泄漏位置,3 处泄漏位置设置如表 1 所示。根据 3.2 节信号频率和波速测试结果,确定 P1 波和 S 波混合信号的最大波长 $\lambda_{\max}$ 为 2.75 m。由表 1 可知泄漏位置与阵列的最大距离 $r_{\max}$ 为 1.624 8 m。将 $\lambda_{\max}$ 和 $r_{\max}$ 代入式(24)计算出满足近场判据的最小阵列孔径 $D_{\min}$ 为 1.5 m。下文以 $D_{\min}$ 为阵列孔径进行速度估计和定位实验。

表 1 泄漏位置
Table 1 Leak positions

位置编号	坐标/m	r/m
1	(0, 0.5, -0.8)	0.943 4
2	(-0.5, 0.5, -0.8)	1.067 7
3	(1.0, 1.0, -0.8)	1.624 8

对图 4 实验箱体范围内 3 m×3 m×1 m 土壤空间的三维空间谱搜索进行 GWO 优化,GWO 模型的运行参数、待搜索参数和搜索区间具体设置如表 2 所示。此外,为了验证 GWO 模型的有效性及优越性,使用飞蛾火焰优化^[24](moth-flame optimization, MFO)模型、粒子群优化^[25](particle swarm optimization, PSO)模型、模拟退火^[26](simulate annealing, SA)模型与本文所用模型进行比较。其中,PSO 的惯性权重 ω 为 0.8,自我学习因子 c_1 与群体学习因子 c_2 均为 0.5,搜索速度 $V \in [-1, 1]$;SA 的初始温度 T_0 为 100,马可夫链长度 L_k 为 300,温度衰减系数 α 为 0.90;公平起见,所有优化算法的种群个体、最大迭代次数(实验表明,所有算法在 100 次内均可收敛)、搜索参数区间、目标函数均与 GWO 模型相同。

表 2 GWO 预设参数及搜索空间

Table 2 Preset parameters and search space of GWO

$N/\text{只}$	$i_{\max}/\text{次}$	dim	待搜索参数及搜索区间		
			x/m	y/m	z/m
30	100	3	$[-1.5, 1.5]$	$[-1.5, 1.5]$	$[-1.0, 0]$

3.4 实验结果与分析

1) 速度估计结果

GWO 单次迭代图如图 8 所示,由迭代曲线可知本文所设计的目标函数有效,GWO 算法能够对待寻优参数进行较好的优化。

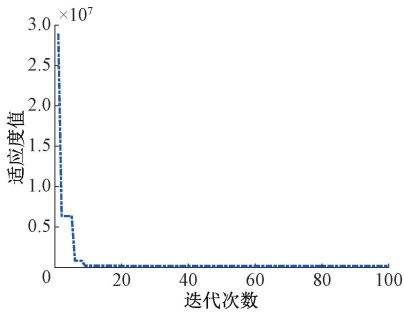
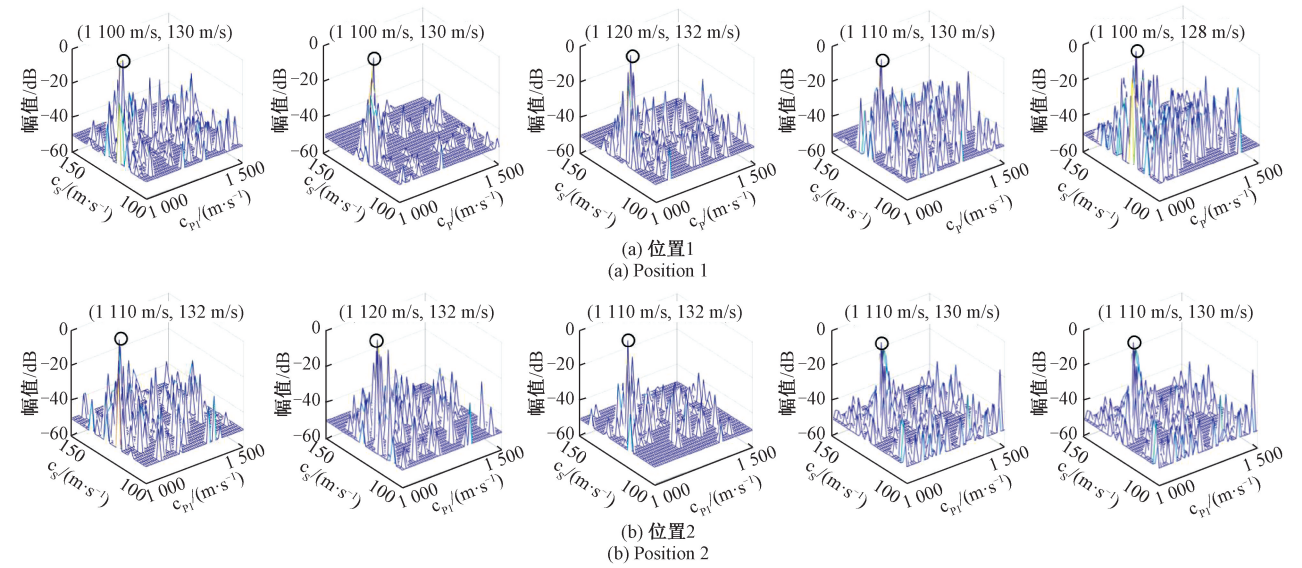


图 8 GWO 迭代图

Fig. 8 Iteration diagram of GWO

3.2 节得出的波速实测值为 1 100、132 m/s,图 9 则显示不同泄漏位置的双波谱输出在 $c_{p1} = 1\ 100\ \text{m/s}$ 和 $c_s = 132\ \text{m/s}$ 附近获得了突出的响应。对表 1 列出的 3 个泄漏位置进行双波速度匹配,每个泄漏位置进行 5 次重复实验,P1 波、S 波的搜索步长分别为 10 和 2 m/s,3 组共 15 个双波谱输出结果如图 10 所示。因此,基于 GWO 优化和双波谱叠加特性的速度估计方法证明可行。



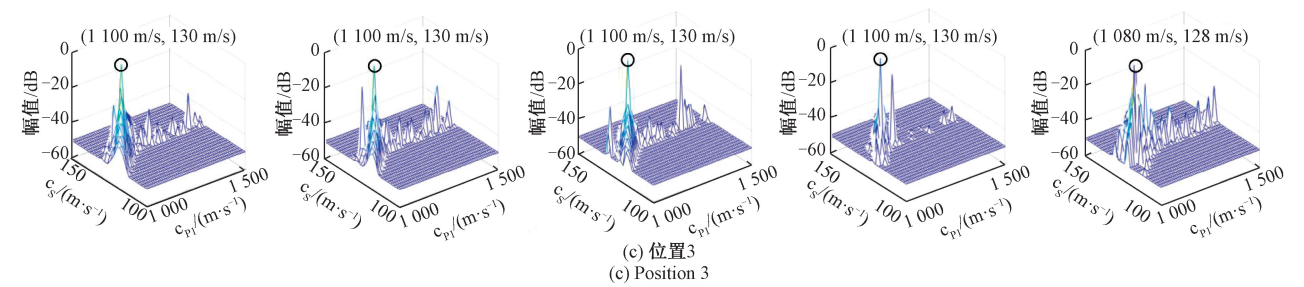


图 9 双波谱速度估计输出

Fig. 9 Outputs of dual-wave spectrum for velocity estimation

以速度估计均值、均方根误差 (RMSE) 和平均耗时为指标,进一步分析速度估计结果的稳定性。表 3 给出了本文所用模型及对比模型对速度估计(3 组×5 次)的结果。由表 3 可知,除 PSO 模型对 S 波预测误差较大外,其余模型均可实现对 P1 波、S 波的准确估计,速度估计结果与实测值误差较小,且重复测试结果稳定。由于本文使用 P1 波波速进行定位,这里对于 S 波的预测误差不做过多讨论。

表 3 各模型速度估计结果

Table 3 Velocity estimation results of each model

组别	模型	c_{p1}			c_s			平均耗时 /s
		实测值	估计均值	RMSE	实测值	估计均值	RMSE	
		$\text{/(m}\cdot\text{s}^{-1}\text{)}$	$\text{/(m}\cdot\text{s}^{-1}\text{)}$	$\text{/\%}$	$\text{/(m}\cdot\text{s}^{-1}\text{)}$	$\text{/(m}\cdot\text{s}^{-1}\text{)}$	$\text{/\%}$	
位置 1	GWO	1 100	1 106	5.000 0	132	130.000 0	1.414 2	46.024 2
	MFO		1 106	5.590 2		130.000 0	1.732 1	47.654 5
	PSO		1 108	6.123 7		130.000 0	3.708 1	56.729 3
	SA		1 104	3.535 5		131.600 0	0.866 0	>100
位置 2	GWO	1 100	1 110	6.614 4	132	131.200 0	1.095 4	47.793 8
	MFO		1 100	3.535 5		130.000 0	1.000 0	50.719 2
	PSO		1 102	4.330 1		115.200 0	10.319 9	55.859 3
	SA		1 102	2.500 0		130.400 0	1.581 1	>100
位置 3	GWO	1 100	1 096	5.000 0	132	129.600 0	0.894 4	46.666 8
	MFO		1 108	7.071 1		137.600 0	4.123 1	48.819 9
	PSO		1 098	5.590 2		122.400 0	6.782 3	55.341 6
	SA		1 098	2.500 0		130.800 0	2.291 3	>100

接下来,通过代入 P1 波波速进行三维定位,验证双波速度匹配结果的有效性。

2) 三维定位结果

对图 4 实验箱体范围内 3 m×3 m×1 m 的土壤空间进行三维空间谱搜索,搜索步长为 0.01 m。图 10 为不同泄漏位置的三维空间谱,分别根据 x 、 y 、 z 坐标的估计值画出 3 个维度的空间谱切片。对比表 1 泄漏位置实际值可知,估计结果误差较小,基于三维空间谱的泄漏定位方法可行。

接下来进行三维空间谱搜索优化,对比直接三维搜索与 GWO 搜索、MFO 搜索、PSO 搜索、SA 搜索的定位结

果。对表 1 列出的 3 个泄漏位置进行泄漏源位置估计,每个泄漏位置进行 5 次重复实验,3 组共 15 个位置估计结果如表 4 所示。以定位误差和平均耗时为评价指标,其中定位误差指定位结果与实际值的空间距离。

如表 4 所给结果可以看出,相同实验条件下,各智能算法模型在空间谱搜索中的预测速度及准确度上都有了明显的提升。相比于直接搜索,GWO 搜索方法定位精度提高了 25.85%,耗时减少了 99.95%;MFO 搜索方法定位精度提高了 14.15%,耗时减少了 99.76%;PSO 搜索方法定位精度提高了 25.54%,耗时减少了 99.86%;SA 搜索方法定位精度提高了 25.85%,耗时减少了 98.91%。

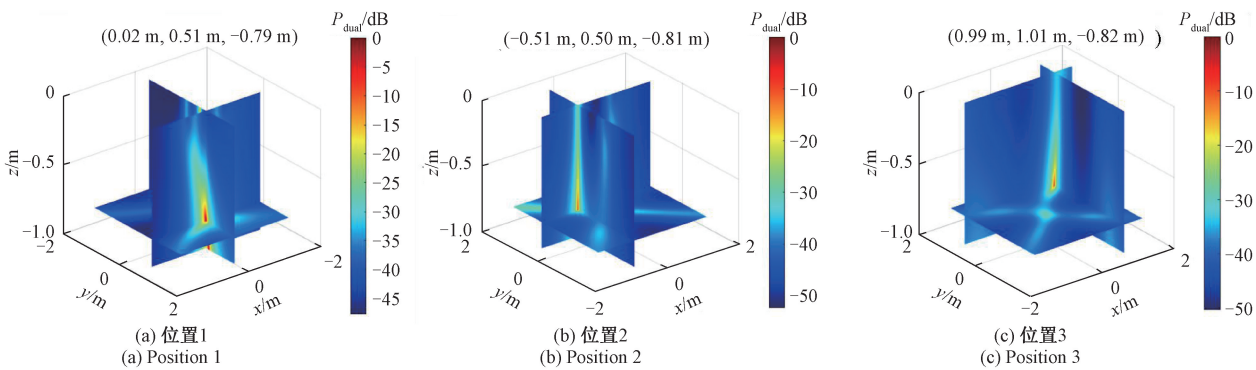


图 10 三维空间谱切片
Fig. 10 Slices of 3D spatial spectra

表 4 各模型定位估计结果
Table 4 Location estimation results of each model

模型	测试组	估计位置/m			平均误差 /(m·s ⁻¹)	平均耗时 /s
		位置 1	位置 2	位置 3		
直接搜索	1	(0.020 0, 0.510 0, -0.790 0)	(-0.510 0, 0.510 0, -0.790 0)	(0.980 0, 1.000 0, -0.790 0)	0.032 5	174.927 8
	2	(0.010 0, 0.510 0, -0.810 0)	(-0.490 0, 0.500 0, -0.820 0)	(1.040 0, 1.010 0, -0.810 0)		
	3	(-0.020 0, 0.500 0, -0.810 0)	(-0.500 0, 0.510 0, -0.800 0)	(0.990 0, 0.980 0, -0.810 0)		
	4	(0, 0.510 0, -0.810 0)	(-0.510 0, 0.510 0, -0.800 0)	(1.060 0, 1.100 0, -0.790 0)		
	5	(0, 0.510 0, -0.790 0)	(-0.490 0, 0.500 0, -0.790 0)	(0.980 0, 1.010 0, -0.810 0)		
GWO	1	(0.020 3, 0.511 7, -0.789 0)	(-0.508 9, 0.513 3, -0.789 7)	(0.977 8, 0.999 7, -0.786 2)	0.024 1	0.095 8
	2	(0.000 3, 0.504 8, -0.790 8)	(-0.491 2, 0.498 6, -0.812 9)	(1.017 5, 0.992 2, -0.789 9)		
	3	(-0.016 5, 0.497 7, -0.802 8)	(-0.502 8, 0.509 6, -0.795 1)	(1.010 1, 1.000 6, -0.823 7)		
	4	(0.000 8, 0.505 3, -0.797 5)	(-0.509 7, 0.504 7, -0.791 2)	(1.050 8, 1.092 9, -0.786 2)		
	5	(-0.001 1, 0.513 4, -0.801 0)	(-0.496 8, 0.510 2, -0.814 4)	(0.970 4, 1.004 1, -0.800 7)		
MFO	1	(0.021 2, 0.512 6, -0.791 3)	(-0.510 7, 0.515 1, -0.795 6)	(1.017 0, 1.035 6, -0.816 1)	0.027 9	0.414 8
	2	(0.010 1, 0.506 1, -0.798 9)	(-0.495 4, 0.501 6, -0.820 8)	(1.009 5, 0.983 4, -0.795 9)		
	3	(-0.016 5, 0.496 8, -0.801 3)	(-0.506 6, 0.514 2, -0.805 5)	(0.968 9, 0.961 1, -0.792 7)		
	4	(0.004 2, 0.505 6, -0.799 2)	(-0.512 5, 0.507 9, -0.797 2)	(1.070 0, 1.111 6, -0.790 0)		
	5	(-0.004 2, 0.513 1, -0.799 9)	(-0.495 2, 0.508 3, -0.810 2)	(0.979 3, 1.012 5, -0.807 6)		
PSO	1	(-0.016 5, 0.496 8, -0.801 3)	(-0.511 2, 0.515 6, -0.796 7)	(0.990 5, 1.010 2, -0.796 6)	0.024 2	0.239 4
	2	(0.010 1, 0.506 1, -0.799 0)	(-0.483 7, 0.489 0, -0.791 8)	(1.025 6, 0.998 4, -0.798 1)		
	3	(-0.016 5, 0.496 8, -0.801 3)	(-0.502 4, 0.510 0, -0.796 3)	(0.999 5, 0.989 7, -0.816 4)		
	4	(0.004 2, 0.505 6, -0.799 2)	(-0.510 2, 0.505 6, -0.791 9)	(1.059 7, 1.101 9, -0.790 5)		
	5	(-0.004 2, 0.513 2, -0.800 6)	(-0.495 1, 0.508 1, -0.809 9)	(0.968 8, 1.002 4, -0.799 8)		
SA	1	(0.021 4, 0.513 0, -0.791 9)	(-0.510 6, 0.514 8, -0.795 5)	(0.993 6, 1.013 4, -0.798 9)	0.024 1	1.908 5
	2	(0.010 1, 0.506 1, -0.798 9)	(-0.490 5, 0.496 6, -0.811 0)	(1.026 2, 0.998 9, -0.798 9)		
	3	(-0.016 7, 0.496 2, -0.801 3)	(-0.501 9, 0.509 4, -0.794 8)	(1.000 3, 0.990 7, -0.816 7)		
	4	(0.004 6, 0.505 8, -0.800 6)	(-0.510 3, 0.505 8, -0.792 7)	(1.060 3, 1.102 2, -0.790 6)		
	5	(-0.004 2, 0.513 1, -0.799 0)	(-0.495 6, 0.508 4, -0.810 7)	(0.967 7, 1.001 6, -0.798 8)		

而相比于其他参比预测模型,本文所使用的 GWO 模型对于 3 个不同泄漏位置的预测结果精度最高,预测时间最短,可以在保证搜索精度的同时满足输气管道泄漏源定位的实时性要求。

4 结 论

考虑到三维空间谱搜索计算量巨大这一问题,本文提出了一种基于 GWO 算法的埋地管道泄漏三维定位方法。实验结果表明,双波谱方法能够估计出泄漏振动声波信号的传播速度和泄漏源三维坐标;且由于在空间谱搜索过程中加入 GWO 进行优化,较传统空间谱搜索方法及工程上常用智能优化算法,该方法的定位精度更高,速度更快。本文方法有利于三维定位技术在工程领域实际应用,未来将对远场信号的定位效果进行探讨。

参考文献

- [1] MERIBOUT M, KHEZZAR L, AZZI A, et al. Leak detection systems in oil and gas fields: Present trends and future prospects [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2020, 75: 101772.
- [2] HU Z, TARIQ S, ZAYED T. A comprehensive review of acoustic based leak localization method in pressurized pipelines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 161(2): 107994.
- [3] 李帅永,程振华,毛维培,等. 基于改进经验小波变换及互谱相位差谱的供水管道泄漏声振动定位方法 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 80-91.
LI SH Y, CHENG ZH H, MAO W P, et al. Leak location based on the improved EWT and cross-power phase difference spectrum of vibro-acoustic signal in water-supply pipelines [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 80-91.
- [4] 郑晓亮,王强,薛生. 输气管道泄漏的线性阵列两步定位方法 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 171-178.
ZHENG X L, WANG Q, XUE SH. A two-step leakage location method for gas pipelines based on linear array [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(6): 171-178.
- [5] SCHMIDT R, SCHMIDT R O. Multiple emitter location and signal parameter estimation [J]. IEEE Transactions on Antennas & Propagation, 1986, 34(3): 276-280.
- [6] ROY R, KAILATH T. ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing, 1989, 37(7): 984-995.
- [7] YANG J, YANG Y X, LU J Y, et al. Iterative methods for DOA estimation of correlated sources in spatially colored noise fields [J]. Signal Processing, 2021, 185: 108100.
- [8] 李蜀丰,徐永绍,刘秉政,等. 基于改进 MUSIC 的声源定位方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(8): 212-219.
LI SH F, XU Y SH, LIU B ZH, et al. Sound source localization method based on improved MUSIC [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(8): 212-219.
- [9] YAN F G, SHUAI L, WANG J, et al. Real-valued root-MUSIC for DOA estimation with reduced-dimension EVD/SVD computation [J]. Signal Processing, 2018, 152: 1-12.
- [10] ZHANG X, LV W, SHI Y, et al. A novel DOA estimation algorithm based on eigen space [C]. Proceedings of IEEE 2007 International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications Vol. I. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2007: 592-595.
- [11] VAUGHAN N. Swapping algorithm and meta-heuristic solutions for combinatorial optimization n-queens problem [C]. 2015 Science and Information Conference (SAI), Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2015: 102-104.
- [12] MOHSEN M, SAID L A, MADIAN A H, et al. Using meta-heuristic optimization to extract bio-impedance parameters from an oscillator circuit [C]. 2019 17th IEEE International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS), 2019: 1-4.
- [13] 赵超,王斌,孙志新,等. 基于改进灰狼算法的独立微电网容量优化配置 [J]. 太阳能学报, 2022, 43(1): 256-262.
ZHAO CH, WANG B, SUN ZH X, et al. Optimal configuration optimization of islanded microgrid using improved grey wolf optimizer algorithm [J]. Acta

- Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(1): 256-262.
- [14] 王乐洋,孙龙翔,许光煜. 利用GPS观测数据反演震源参数的单纯形组合加权距离灰狼新算法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版): 1-20[2022-08-15]. DOI: 10.13203/j.whugis20210114.
- WANG L Y, SUN L X, XU G Y. Combinations of the simplex and weighted distance-based grey wolf algorithms for the seismic source parameter inversion with GPS measurements [J/OL]. Geomatics and Information Science of Wuhan University: 1-20[2022-08-15]. DOI: 10.13203/j.whugis20210114.
- [15] 阮永芬,余东晓,吴龙,等. DE-GWO算法优化SVM反演软土力学参数[J]. 岩土工程学报, 2021, 43(S1): 166-170.
- RUAN Y F, YU D X, WU L, et al. DE-GWO algorithm to optimize SVM inversion mechanical parameters of soft soil [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2021, 43(S1): 166-170.
- [16] LIU C W, LI Y X, MENG L Y, et al. Study on leak-acoustics generation mechanism for natural gas pipelines [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2014, 32: 174-181.
- [17] LIU C W, LI Y X, MENG L Y, et al. Computational fluid dynamic simulation of pressure perturbations generation for gas pipelines leakage [J]. Computers & Fluids, 2015, 119: 213-223.
- [18] EBRAHIMI-MOGHADAM A, FARZANEH-GORD M, DEYMI-DASHTEBAYAZ M. Correlations for estimating natural gas leakage from above-ground and buried urban distribution pipelines[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2016, 34: 185-196.
- [19] BIOT M A. Theory of propagation of elastic waves in a fluid-saturated porous solid. I. Low-frequency range [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1956, 28(2): 168-178.
- [20] BIOT M A. Theory of propagation of elastic waves in a fluid-saturated porous solid. II. Higher frequency range [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1956, 28(2): 179-191.
- [21] SANTOS J E, CORBERO J M, JR J D. Static and dynamic behavior of a porous solid saturated by a two-phase fluid [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1990, 87(4): 1428-1438.
- [22] 丁卫,吴雯雯,王驰,等. 用非饱和三相孔弹模型研究浅层土壤中地震波的传播特性[J]. 物理学报, 2014, 63(22): 204-212.
- DING W, WU W W, WANG CH, et al. Propagation characteristics of seismic waves in shallow soil with the unsaturated three-phase poroelastic mode [J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(22): 204-212.
- [23] 郑胜家,韩东,李晓,等. 匹配场定位强干扰抑制最小方差无畸变响应处理技术[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(7): 1586-1593.
- ZHENG SH J, HAN D, LI X, et al. Processor of minimum variance distortionless response with strong interference suppression for matched field processing [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(7): 1586-1593.
- [24] 黄鹤,吴琨,王会峰,等. 基于改进飞蛾扑火算法的无人机低空突防路径规划[J]. 中国惯性技术学报, 2021, 29(2): 256-263.
- HUANG H, WU K, WANG H F, et al. Path planning of UAV low altitude penetration based on improved moth-flame optimization [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2021, 29(2): 256-263.
- [25] 陶志勇,于子佳,林森. PSO_SVM算法在太阳能电池板裂缝缺陷检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 18-25.
- TAO ZH Y, YU Z J, LIN S. Research on crack defect detection of solar cell based on PSO_SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 18-25.
- [26] 何力,吕红芳,李俊甫,等. 基于模拟退火算法改进的人工鱼群算法(SA-AFSA)的微电网能量优化调度研究[J]. 太阳能学报, 2020, 41(9): 36-43.
- HE L, LYU H F, LI J F, et al. Research on optimal scheduling of microgrid energy based on SA-AFSA [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2020, 41(9): 36-43.

作者简介



郑晓亮,2002年于安徽理工大学获得学士学位,2005年于安徽理工大学获得硕士学位,2018年于安徽理工大学获得博士学位,现为安徽理工大学教授,主要研究方向为自动化、安全监测与监控技术。

E-mail: zhengxl@ aust. edu. cn

Zheng Xiaoliang received his B. Sc. degree from Anhui University of Science and Technology in 2002, received his M. Sc. degree from Anhui University of Science and Technology in 2005, and received his Ph. D. degree from Anhui University of Science and Technology in 2018. He is currently a professor at Anhui University of Science and Technology. His main research interests include automation and safety monitoring & control technology.



谢晓贤 (通信作者), 2020 年于安徽理工大学获得学士学位, 现为安徽理工大学硕士研究生, 主要研究方向为机器学习、安全监测与监控技术。

E-mail: xiexiaoxian. aust@ outlook. com

Xie Xiaoxian (Corresponding author) received her B. Sc.

degree from Anhui University of Science and Technology in 2020. She is currently a master student at Anhui University of Science and Technology. Her main research interests include machine learning and safety monitoring & control technology.



王强, 2018 年于安徽理工大学获得学士学位, 现为安徽理工大学博士研究生, 主要研究方向为安全检测与监控、阵列信号处理和管道泄漏定位。

E-mail: q. wang@ aust. edu. cn

Wang Qiang received his B. Sc. degree from Anhui University of Science and Technology in 2018. He is currently a Ph. D. candidate at Anhui University of Science and Technology. His main research interests include safety detection and monitoring, array signal processing, and pipe leak localization.