

全波形反演下分布式光纤声波传感信号 低信噪比自适应任务调度

谭乐婷, 邓 慧

(西南石油大学 计算机与软件学院, 四川 南充 637001)

摘要: 针对分布式光纤声波传感信号在实际应用中受环境噪声干扰、光纤传输限制及多任务处理需求影响, 导致低信噪比问题, 提出了基于全波形反演的自适应任务调度方法, 旨在提高信号信噪比, 优化多任务调度, 从而提升传感系统的整体性能。利用基于改进伴随状态源方程的全波形反演方法, 对分布式光纤声波传感信号直接实施全波形反演。采用构建的神经网络, 学习变量关系, 根据变量关系给出当前迁移阶段选择主体任务各自子任务的解剩余数量, 更新迁移任务被择选的概率, 自适应地动态选择迁移任务, 实现多任务调度。在基准测试函数上进行多任务调度效果检验, 适应度与离散度评估结果的发展态势均相对积极, 适应度超过 8, 离散度低于 0.3。可见, 该方法能够有效处理传感信号的低信噪比问题, 提高分布式光纤声波传感系统的多任务调度质量, 对于低信噪比信号的系统多任务调度具有强助力作用。

关键词: 分布式光纤声波传感系统; 低信噪比信号; 全波形反演; 变量关系学习; 迁移任务动态选择; 多任务调度

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1671-5497(2025)04-1412-07

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240335

Adaptive task scheduling for distributed fiber optic acoustic sensing signals with low signal-to-noise ratio under full waveform inversion

TAN Le-ting, DENG Hui

(School of Computer Science and Software Engineering, Southwest Petroleum University, Nanchong 637001, China)

Abstract: Distributed fiber optic acoustic sensing signals are affected by environmental noise interference, fiber optic transmission limitations, and multitasking processing requirements in practical applications. To solve this problem, an adaptive task scheduling method based on full waveform inversion is proposed, aiming to improve the signal-to-noise ratio, optimize multi task scheduling processing, and thus enhance the overall performance of the sensing system. Using a full waveform inversion method based on an improved adjoint state source equation, direct full waveform inversion is performed on distributed fiber optic acoustic sensing signals. Using a constructed neural network to learn variable relationships. Based on the variable relationship, provide the remaining number of solutions for each subtask of the selected main task in the current migration stage, update the probability of selecting the migration task, adaptively and

收稿日期: 2024-03-26.

基金项目: 2023 年西南石油大学(南充)市校科技战略合作专项项目(23XNSYSX0062).

作者简介: 谭乐婷(1980-), 女, 副教授, 硕士. 研究方向: 计算机系统结构, 嵌入式系统. E-mail: tltjsj@163.com

dynamically select the migration task, and achieve multi task scheduling. The performance of multi task scheduling was tested on the benchmark test function, and the development trend of fitness and dispersion evaluation results was relatively positive, with fitness exceeding 8 and dispersion below 0.3. It can be seen that this method can effectively handle the problem of low signal-to-noise ratio of sensing signals, improve the quality of multi task scheduling in distributed fiber optic acoustic sensing systems, and have a strong assisting effect on multi task scheduling in systems with low signal-to-noise ratio signals.

Key words: distributed fiber optic acoustic sensing system; low signal-to-noise ratio signal; full waveform inversion; variable relationship learning; dynamic selection of migration tasks; multi task scheduling

0 引言

分布式光纤声波传感技术以其独特的优势在 地震监测、石油勘探、结构健康监测等领域展现出 广阔的应用前景^[1,2]。然而,在实际应用中,分布 式光纤声波传感信号常面临低信噪比和多任务处 理的挑战。由于环境噪声的干扰、光纤传输损耗 与色散的影响以及多任务处理的复杂性,传感信 号的信噪比显著降低,导致声波信号难以准确提 取和识别,降低了多任务处理的效率与准确性,进 而制约了传感系统的性能和应用。因此,研究并 优化分布式光纤声波传感信号的低信噪比多任务 调度能力,对于提升传感系统的性能和稳定性,以 及满足各种复杂环境下的应用需求具有重要意义^[3]。

关于自适应任务调度,在国内外已取得了许 多研究成果,如唐枫等^[4]以任务间相似度和性能 提升度为依据动态按需分配任务资源,但容易因 相似度评估标准的模糊性而忽视任务间的差异, 导致资源分配不合理。史光伟等^[5]以灰狼算法为 自适应任务调度主要方法,但更新个体时所使用的 扰动因子一旦强度设置不当,就会造成算法在 最优解附近反复振荡,无法稳定收敛。韩红桂 等^[6]融合Q学习、基于柯西分布的突变搜索策略 及基于正向迁移准则的知识迁移进行自适应任务 调度,但柯西分布的长尾特性和突变性质均会增加 搜索过程的波动幅度,不利于实际项目中的资源 管理和任务执行。Han等^[7]根据污水处理厂的多 任务特性与工艺数据,设计出基于自适应知识 转移的自适应任务调度策略,若未充分利用积累 的大量工艺数据,则会导致资源分配决策缺乏科 学依据,无法实现精准分配。Ma等^[8]利用改进的 多因素进化算法,通过任务间有效的知识转移,完 成进化自适应任务调度,但多因素进化算法的进

化算子在某些情况下可能无法有效地跳出局部最 优区域,导致算法无法找到全局最优解,资源分配 方案不是理想方案,无法满足任务的实际需求。

因此,结合全波形反演策略,本文提出一种适 用于低信噪比信号的分布式光纤声波传感系统自 适应任务调度方法。改进伴随状态源方程,使全 波形反演能够直接用于分布式光纤声波传感信 号,有助于高效提高信号分辨率和信噪比,为后续 的变量关系学习提供可靠数据;基于反馈机制的 迁移任务动态选择方法有助于选取出各演化阶段 中更合适的迁移任务,加强任务调度质量。

1 低信噪比分布式光纤声波传感信号全波形反演

针对分布式光纤声波传感信号在实际应用中 面临的低信噪比问题,研究低信噪比分布式光纤 声波传感信号的全波形反演方法具有重要意义。 分布式光纤声波传感技术记录的是由声波或振动 引起的光纤轴向应变率类的物理变形信号,而全 波形反演常用于处理呈波动现象且波形信息完整 的地震波信号^[9,10]。因此,本文根据全波形反演 的理论知识,优化伴随状态源方程,设计出能够直 接用于分布式光纤声波传感信号的全波形反演方 法,提高信号信噪比。

由于分布式光纤声波传感技术只能采集到轴 向的光纤应变^[11],故全波形反演时只针对轴向分 量的残差反传。基于改进全波形反演方法的分布 式光纤声波传感信号全波形反演流程大致概括 如下:

(1)根据地震波信号特点,联立应变与速度的 关系式,转换光纤应变为分布式光纤声波传感信 号。假设地震波信号的水平位移是 u_x ,则该方向 上的应变 ϵ_x 与速度 v_x 关系描述如下:

$$\frac{\partial \epsilon_x}{\partial t} = \frac{\partial \left(\frac{\partial u_x}{\partial x} \right)}{\partial t} = \frac{\partial \left(\frac{\partial u_x}{\partial t} \right)}{\partial x} = \frac{\partial v_x}{\partial x} \quad (1)$$

合理选取传感技术的测量标距长度,该长度内的应变均值即传感信号。若给定标距长度是 g ,则光纤应变到传感信号的转换公式如下所示:

$$\epsilon_x^g = \frac{\omega A \sin(\omega t + \omega \varphi) \sin\left(\frac{u_x}{v_x}\right)}{g} \quad (2)$$

式中: ω 为角频率; A 为信号波振幅; t 为当前时间; φ 为信号初始相位; ω 为信号波数。

(2)通过正演建立传感信号进行全波形反演的目标函数,依据轴向分量的残差,利用优化的伴随状态源方程,计算目标函数梯度。假设传感技术的观测信号是 s_{das} ,结合归一化自相关矩阵 $H^{[12]}$ 和平均矩阵 $G^{[13]}$,推导出全波形反演的目标函数 $f(v_x, v_y, u_x, u_y)$,如下所示:

$$f(v_x, v_y, u_x, u_y) = \left[\epsilon_x^g \frac{\partial(v_x, v_y, u_x, u_y)}{\partial t}, GHW(v_x, v_y, u_x, u_y) - s_{\text{das}} \right] \quad (3)$$

式中: $\frac{\partial(v_x, v_y, u_x, u_y)}{\partial t}$ 为目标函数梯度; $GHW(v_x, v_y, u_x, u_y) - s_{\text{das}}$ 为轴向分量残差, (v_x, v_y, u_x, u_y) 为 x, y 两方向上信号的速度与位移组合, $W(v_x, v_y, u_x, u_y)$ 为基于有限差分法^[14]的正演信号。

令轴向分量残差为 $GHW(v_x, v_y, u_x, u_y) - s_{\text{das}} = \Delta s_{\text{das}}$,改进伴随状态法^[15],得到下列伴随状态优化方程,计算残差梯度:

$$G^T H^T \Delta s_{\text{das}} = \rho \times \frac{\partial v_x}{\partial x} - \lambda \times \frac{\partial u_x}{\partial x} - \mu \times \frac{\partial \epsilon_x}{\partial x} \quad (4)$$

式中: ρ, λ, μ 分别为自由界面处的正应力密度和 2 个拉梅常数。

(3)利用抛物线拟合法,根据式(2)表示的传感信号和式(3)定义的全波形反演目标函数,计算最佳步长。将其与残差梯度结合,以第(2)步为起点循环此过程,待达到最大循环轮数时,反演结束,得到较高信噪比的分布式光纤声波传感信号。

通过这一全波形反演流程,可以有效提高分布式光纤声波传感信号的信噪比,克服低信噪比带来的挑战。

2 传感信号与物理量关系学习

在分布式光纤声波传感技术中,传感信号与物理量之间的精确关系对于信号的有效处理和准确解释至关重要。然而,由于实际环境中噪声、光纤损耗等多种干扰因素的存在,传感信号与物理量之间的关系变得复杂且难以直接获取。因此,研究传感信号与物理量关系学习具有重要意义。

为了更精准地提取和识别声波信号,提升分布式光纤声波传感系统的性能,并使其在复杂环境下能够稳定运行,本文采用了一种基于图神经网络的创新方法,用于学习传感信号与对应物理量之间的深层关系。这种方法不仅有助于自适应任务调度,提高处理效率和准确性,而且当与低信噪比分布式光纤声波传感信号全波形反演方法结合时,系统的抗干扰能力也得到了进一步增强。

面向抗干扰能力增强后的分布式光纤声波传感信号,基于图神经网络^[16],构建出用于学习信号与对应物理量关系的神经网络,其架构如图 1 所示。针对传感信号 A 和对应物理量 B 两个变量,该 3 层结构的网络个数及其输入层、隐藏层神经元个数与求解目标任务的可执行空间维度相同。

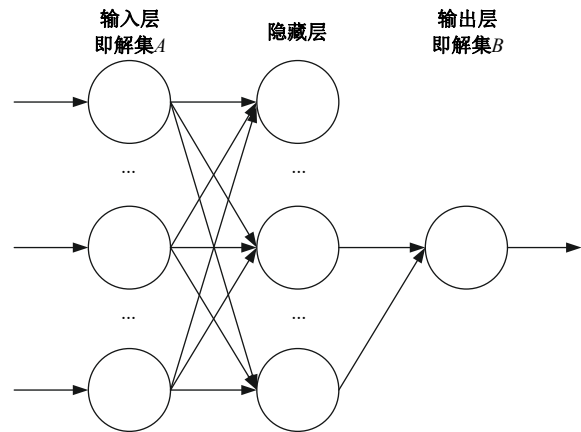


图 1 用于学习变量关系的神经网络架构

Fig. 1 Neural network architecture for learning variable relationships

将传感信号 A 和对应物理量 B 作为总网络的输入,最终输出为两变量关系的学习结果。按照以下步骤,利用图 1 中的神经网络进行学习:

(1)以两变量特征为对象,组建两个数量相等的特征集。

(2)利用下列公式求解出变量的目标函数 $f_N(a)$:

$$f_N(\mathbf{a}) = \mathbf{G}^T \mathbf{H}^T \Delta s_{\text{das}} \sum_{k=1}^n p_k f_k(\mathbf{a}), A, B \in N \quad (5)$$

式中: \mathbf{a} 为变量的特征; $f_k(\mathbf{a})$ 为 n 个特征中第 k 个特征的目标函数; p_k 为该特征的权重。

(3) 按变量的目标函数值, 升序排列对应特征集的特征, 令两集合的特征一一对应。将子网络的输入、输出分别设定为两变量排序后的特征集, 取得信号 A 与物理量 B 的映射关系。若两变量存在维度差异, 则通过码元组合补零^[17] 低维度任务。

(4) 所得映射关系即信号 A 与物理量 B 的关系, 至此完成两变量关系学习。

综上所述, 研究传感信号与物理量关系学习具有重要意义, 它不仅能够提升分布式光纤声波传感系统的性能, 还能够增强系统的抗干扰能力, 为实际应用提供更为可靠和高效的解决方案。

3 传感信号低信噪比自适应任务调度

在分布式光纤声波传感技术的实际应用中, 传感信号低信噪比问题给多任务调度处理带来了极大的挑战。由于传感信号与物理量之间存在复杂的关系, 多任务调度变得尤为关键。传统的多任务调度方法在面对这种复杂关系时, 通常表现出处理效率低和准确性不足的问题。因此, 本文提出了一种基于变量关系自适应动态选择迁移任务的方法, 以优化低信噪比下的传感信号多任务调度。

该方法的核心在于利用构建的神经网络学习传感信号与物理量之间的关系。通过神经网络的训练, 能够准确评估任务的复杂度和处理难度, 进而智能地调整任务处理的顺序和优先级。这种方法不仅能够更深入地理解任务特性, 还能根据系统当前状态动态调度任务分配, 从而实现更高效、准确的多任务处理。

为了实现低信噪比下的自适应任务调度, 引入显式知识迁移的策略。根据信号 A 与物理量 B 的关系, 进行显式知识迁移^[18,19], 完成自适应任务调度。迁移任务动态选择流程如图 2 所示。

所设计的迁移任务动态选择方法的核心是根据不同任务显式迁移而来的解质量指导任务的选择。这一方法不仅考虑了任务之间的差异性, 还

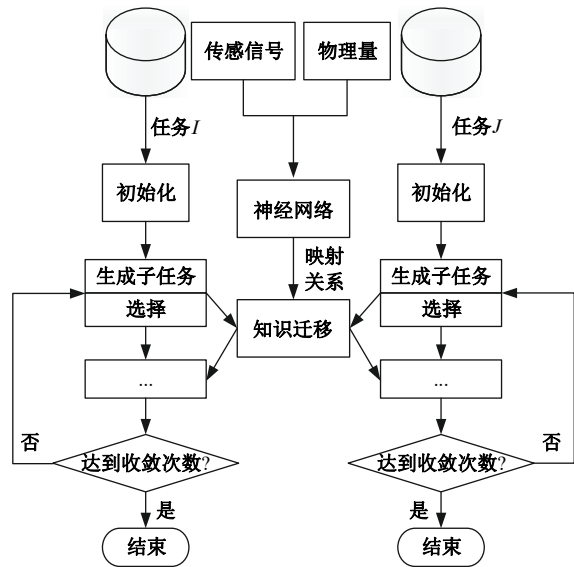


图 2 传感信号低信噪比自适应任务调度流程图

Fig. 2 Flow chart of adaptive task scheduling for sensing signal with low signal-to-noise-ratio

充分利用了任务间的互补性, 从而实现了更高效的自适应任务调度。实现步骤大致描述如下:

(1) 以任务 I 为例, 基于变量映射关系 ϕ_{AB} 和 $i \times i$ 个子任务 q^* , 建立任务 I 的矩阵 Q_1 , 表达式如下所示:

$$Q_1 = \begin{bmatrix} \phi_{AB} q_{11} & \dots & \phi_{AB} q_{1i} \\ \dots & \dots & \dots \\ \phi_{AB} q_{i1} & \dots & \phi_{AB} q_{ii} \end{bmatrix} \quad (6)$$

由此得到子任务 q_{ii} 被选择出进行显式知识迁移的概率值 P_{ii} 计算公式, 确定每个子任务在迁移过程中的优先级, 具体计算公式如下所示:

$$P_{ii} = \frac{q_{ii}}{f_N(\mathbf{a}) \sum_{i=1}^I q_{ii}} \quad (7)$$

(2) 根据信号与对应物理量的映射关系, 让任务 I, J 的子任务进行显式知识迁移, 取得经过此次迁移后各自子任务内所含解的剩余数量, 即反馈信息。若任务 I 的子任务 q_{ii} 解剩余 m 个, 则 q_{ii} 被选择的概率更新为 $P_{ii} = P_{ii} + m$ 。同理可得此次迁移后任务 J 的子任务被选择的概率。

(3) 基于反馈信息, 更新任务 I 和任务 J 的子任务被选择的概率。通过反复迁移和更新, 能够在不同的演化阶段中动态地选择出最适合当前任务的迁移任务。这种动态选择的方式不仅考虑了任务当前的状态, 还兼顾了任务的长期效益, 从而实现了多任务调度的整体提升。

(4)当满足结束条件时,即完成了两个任务的调度过程。这一过程不仅提升了单个任务的处理效率,还通过任务间的协同作用实现了整体性能的提升。

综上所述可知,通过引入自适应任务调度方法,能够更有效地处理分布式光纤声波传感信号中的低信噪比问题,提高了多任务处理的效率和准确性。

4 实验验证

4.1 实验准备工作

本文选取高集成度、高可靠性单路/双路可选式分布式光纤声波传感一体化设备,搭建分布式光纤声波传感系统。该设备主要技术参数如表 1 所示。

表 1 分布式光纤声波传感一体化设备技术参数

Table 1 Technical parameters of distributed fiber optic acoustic sensing integrated equipment

组件	指标	设定结果	
声波传感器	传感距离	20 km	
	线宽	3 kHz	
	中心波长	1 600 nm	
	超低噪声掺铒光纤放大器	脉冲宽度	150 ns
		重复频率	20 kHz
	脉冲峰值激光功率	30 dB·m	
声光调制器	输入阻抗	50 Ω	
	移频	80 MHz	
平衡光电探测器	波长	1 550 nm	
	增益	30 kV/A	
	耦合方式	交流	
	输出信号带宽	100 MHz	
	探测路数	双路	
尾纤	调制模式	外调制	
	光纤种类	900 μm 套管	
	长度	(1 000 \pm 10) mm	
	连接头种类	FC/APC	

在由 Linux 运行的分布式光纤声波传感系统中,输入经 Python 编码的自适应任务调度方法程序,不断调试方法参数。基于最优参数进行传感系统的实验测试,实验现场如图 3 所示。

调试所得的参数最优值分别为:自由界面处的正应力密度取值 43 MPa,两个拉梅常数分别取值 80、100 GPa,神经网络个数及其输入层、隐藏层神经元个数均取值 24 个。

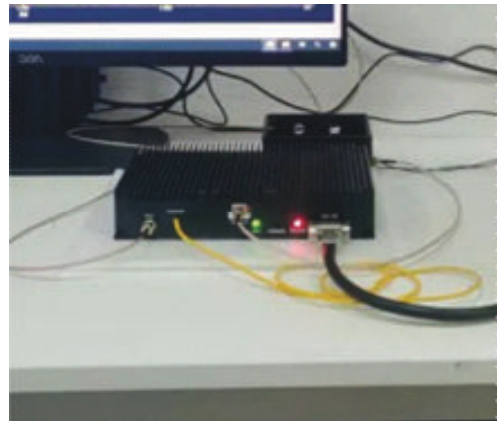


图 3 分布式光纤声波传感系统自适应任务调度测试现场
Fig. 3 Adaptive task scheduling test site of distributed fiber optic acoustic sensing system

4.2 分布式光纤声波传感系统自适应任务调度结果与分析

4.2.1 传感信号全波形反演效果

实施全波形反演前后,分布式光纤声波传感信号信噪比的变化如图 4 所示。两组波形显示,经过全波形反演不仅能够提高信号的信噪比,而且可令其始终位于高水平内,并使波动更加平稳。可见,全波形反演操作的介入有助于加强信号的抗干扰能力。

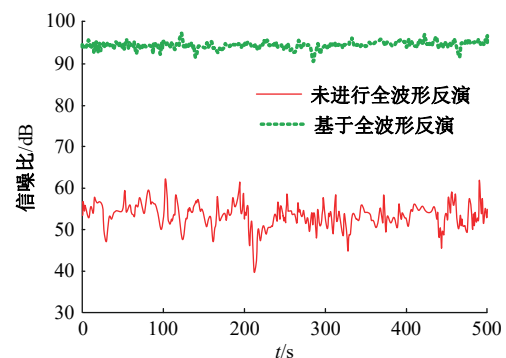


图 4 分布式光纤声波传感信号抗干扰能力示意图
Fig. 4 Schematic diagram of anti-interference ability of distributed fiber optic acoustic sensing signals

4.2.2 自适应任务调度

面向用于检验自适应任务调度效果的基准测试函数,以基于 log 尺度的适应度均值与离散度作为评估自适应任务调度质量的指标。适应度均值通过取对数并求平均反映整体性能,适应度越高效果越好。离散度则衡量任务间调度结果的差异,离散度越小,说明各个任务的调度结果越接近,调度算法的稳定性越好。两者结合使用,能全面评价调度效果,确保结论准确。

分别对本文方法和未进行全波形反演操作的方法进行 100 次实验,并取其均值,以防止因数据的偶然性,削弱实验的可靠度。对两种调度策略的实验结果进行 95% 置信水平的秩和检验,以通过显著性测试,取得统计上可靠的实验结论。两种对比方法下 24 个任务的调度指标数值如图 5 所示。

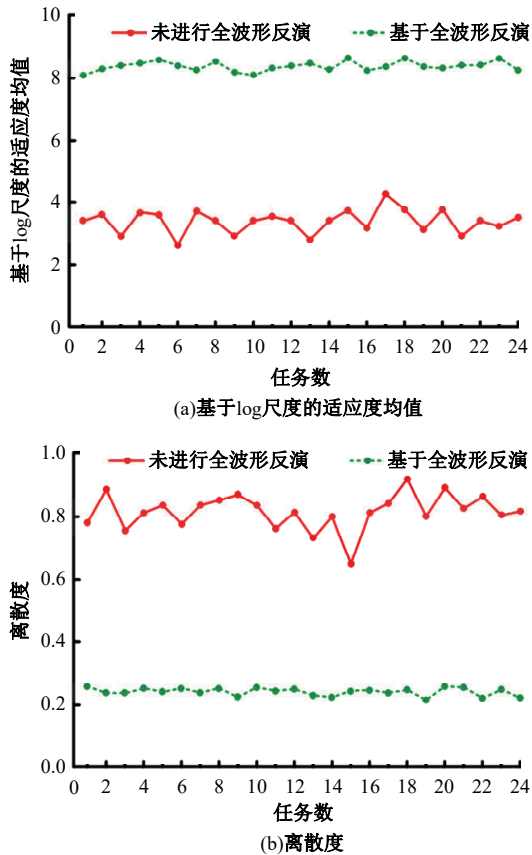


图 5 自适应任务调度下测试函数的适应度均值与离散度示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the fitness mean and dispersion of test function under adaptive task scheduling

由此可见,带有全波形反演操作的自适应任务调度方法通过全波形反演低信噪比的分布式光纤声波传感信号,提高了信号的信噪比和分辨率,为其与物理量关系的学习提供了更可靠的依据,结合反馈信息,为各演化阶段选出更适合的迁移任务,加强任务调度质量。因此,本文方法在基准测试函数上表现出了优越的有效性,基于 log 尺度的适应度均值与离散度均显示出积极的发展态势,远优于对比方法的指标值。较高的适应度均值说明该方法显著提升了分布式光纤声波传感系统的自适应任务调度质量;较低的离散度说明不

同任务之间的性能离散程度较小,泛化性能更强。从数据的变化波动来看,本文方法对各任务测试函数的调度能力较为平稳,可见通用性较好。综上所述,传感信号的全波形反演能够为系统的自适应任务调度提供较强助力。

5 结束语

由于分布式光纤声波传感系统的传感信号通常具有较低的信噪比,这极大地限制了系统实现多任务调度的能力。针对这一问题,面向低信噪比信号环境,基于全波形反演提出了一种自适应任务调度方法。通过结合基于改进伴随状态源方程的全波形反演方法与构建的神经网络学习变量关系,成功实现了对分布式光纤声波传感信号的有效处理和多任务调度。特别是在迁移任务动态选择过程中,根据变量关系动态调整任务优先级,显著提升了处理效率和准确性。实验结果显示,适应度得到了显著提升且离散度明显降低,这充分验证了该方法在低信噪比环境下的有效性。

参考文献:

[1] 高莉宁,丁思晴,余江江,等. 压电技术在智能道路中应用研究现状[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(27): 11486-11495.
Gao Li-ning, Ding Si-qing, She Jiang-jiang, et al. Research status of piezoelectric technology application in intelligent road[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23 (27): 11486-11495.

[2] Farghal N S, Saunders J K, Parker G A. The potential of using fiber optic distributed acoustic sensing (DAS) in earthquake early warning applications[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2022, 112(3): 1416-1435.

[3] 李佳阳,周哲海,李子豪,等. 基于 Φ -OTDR的分布式光纤声波传感系统相位解调方法研究[J]. 激光杂志, 2022, 43(9): 14-19.
Li Jia-yang, Zhou Zhe-hai, Li Zi-hao, et al. Research on phase demodulation method of distributed fiber optic acoustic wave sensing system based on Φ -OTDR[J]. Laser Journal, 2022, 43(9): 14-19.

[4] 唐枫,冯翔,虞慧群. 基于自适应知识迁移与资源分配的多任务协同优化算法[J]. 计算机科学, 2022, 49(7): 254-262.
Tang Feng, Feng Xiang, Yu Hui-qun. Multi-task cooperative optimization algorithm based on adaptive knowledge transfer and resource allocation[J]. Com-

- puter Science, 2022, 49(7): 254-262.
- [5] 史光伟, 王启任. 基于改进灰狼算法的多任务优化算法[J]. 天津工业大学学报, 2023, 42(5): 81-86.
Shi Guang-wei, Wang Qi-ren. Improved grey wolf algorithm based multitask optimization algorithm[J]. Journal of Tianjin Polytechnic University, 2023, 42(5): 81-86.
- [6] 韩红桂, 徐子昂, 王晶晶. 基于 Q 学习的多任务多目标粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(11): 3039-3047.
Han Hong-gui, Xu Zi-ang, Wang Jing-jing. A Q-learning-based multi-task multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2023, 38(11): 3039-3047.
- [7] Han H G, Bai X, Hou Y, et al. Adaptive multi-task optimization strategy for wastewater treatment process[J]. Journal of Process Control, 2022, 119:44-54.
- [8] Ma X, Xu M, Yu Y, et al. Enhancing evolutionary multi-tasking optimization by leveraging inter-task knowledge transfers and improved evolutionary operators[J]. Knowledge-based Systems, 2023, 259(Sup. C): No. 110027.
- [9] 孙倩, 王磊, 徐庆征, 等. 一种基于超粒子引导的自适应知识迁移多任务差分进化算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(1): 26-38.
Sun Qian, Wang Lei, Xu Qing-zheng, et al. A super-particle guided multifactorial differential evolution algorithm with adaptive knowledge transfer[J]. Control and Decision, 2024, 39(1): 26-38.
- [10] 胡博涛, 黄超, 董良国, 等. 基于常分数阶拉普拉斯算子的黏声方程重建速度与衰减参数的全波形反演方法[J]. 地球物理学报, 2023, 66(5): 2123-2137.
Hu Bo-tao, Huang Chao, Dong Liang-guo, et al. A constant fractional Laplacian operator based viscoacoustic full waveform inversion for velocity and attenuation estimation[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2023, 66(5): 2123-2137.
- [11] 马喆, 张明江, 江俊峰, 等. 基于线性调频脉冲的光纤分布式声波传感技术[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(11): 24-43.
Ma Zhe, Zhang Ming-jiang, Jiang Jun-feng, et al. Fiber-optic distributed acoustic sensing technology based on linear frequency modulation pulses[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(11): 24-43.
- [12] Yuan Y, Xu J, Liu L. Correlation-based maximal invariant statistic for spectrum sensing[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(5): 1402-1406.
- [13] Matsuda T, Strawderman W E. Estimation under matrix quadratic loss and matrix superharmonicity[J]. Biometrika, 2022, 109(2): 503-519.
- [14] 彭更新, 刘威, 郭念民, 等. 基于时空域交错网格有限差分法的应力速度声波方程数值模拟[J]. 石油物探, 2022, 61(1): 156-165, 173.
Peng Geng-xin, Liu Wei, Guo Nian-min, et al. A time-space domain dispersion-relationship-based staggered-grid finite-difference scheme for modeling the stress-velocity acoustic wave equation[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2022, 61(1): 156-165, 173.
- [15] 丁超, 马坚伟. 基于逆散射成像条件的转换波弹性波动方程自动偏移速度分析[J]. 石油物探, 2023, 62(4): 645-654, 668.
Ding Chao, Ma Jian-wei. Converted phase elastic wave equation intelligent migration velocity analysis based on inverse-scattering imaging[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2023, 62(4): 645-654, 668.
- [16] 周显春, 喻佳. 基于图神经网络的人工自然语言语义挖掘仿真[J]. 计算机仿真, 2024, 41(1): 344-348.
Zhou Xian-chun, Yu Jia. Artificial natural language semantic mining simulation based on graph neural network[J]. Computer Simulation, 2024, 41(1): 344-348.
- [17] 郭昊, 李岩, 侯冰冰, 等. 基于正交频分复用-多进制正交幅度调制的 DC-DC 变换器能量信息一体化技术[J]. 电工技术学报, 2023, 38(16): 4353-4365.
Guo Hao, Li Yan, Hou Bing-bing, et al. Power information integration technology of DC-DC converters based on orthogonal frequency division multiplexing-multiple quadrature amplitude modulation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(16): 4353-4365.
- [18] 潘乐, 李弼程, 万旺, 等. 基于关系强度理论与反馈机制的信息传播动态网络表示[J]. 计算机工程, 2023, 49(2): 246-253.
Pan Le, Li Bi-cheng, Wan Wang, et al. Dynamic network representation of information diffusion based on relationship strength theory and feedback mechanism[J]. Computer Engineering, 2023, 49(2): 246-253.
- [19] 马慧, 冯翔, 虞慧群. 基于两层知识迁移的多代理多任务优化方法[J]. 计算机科学, 2023, 50(10): 203-213.
Ma Hui, Feng Xiang, Yu Hui-qun. Multi-surrogate multi-task optimization approach based on two-layer knowledge transfer[J]. Computer Science, 2023, 50(10): 203-213.