

doi:10.13756/j.gtxyj.2026.240141.

光通信系统与网络技术

李希贤,李昌元,王攀. OTDR系统中基于改进FOX算法的小波去噪方法[J]. 光通信研究, 2026(1):240141.

Li X X, Li C Y, Wang P. Wavelet Denoising Method based on Improved FOX Algorithm in OTDR System[J]. Study on Optical Communications, 2026(1): 240141.

OTDR 系统中基于改进 FOX 算法的小波去噪方法

李希贤¹, 李昌元², 王攀²

(1. 武汉邮电科学研究院 研究生部, 武汉 430074; 2. 烽火通信科技股份有限公司 网络产出线, 武汉 430205)

摘要:【目的】在传统光时域反射仪(OTDR)的研制中,信号去噪的处理依赖于累加平均的方法,虽有效但随着需求的提升对时间资源的消耗呈指数增长。针对新型 OTDR 设备对信号去噪效果和时间效率的更高要求,文章提出了一种基于改进红狐(FOX)优化算法的小波去噪方法。【方法】文章所提方法将改进的 FOX 优化算法与小波阈值去噪相结合,使小波阈值去噪能够摆脱大量参数带来的不确定性,面对不同特征的信号方便地进行参数设置进而实现部署。文章设计了改进的自适应 FOX 优化算法,在原算法的随机搜索阶段加入自适应因子,使算法在具备更优随机搜索能力的同时保证了收敛性能。改进算法经过测试函数集和显著性检验,验证了其相比于原算法具备更好的寻优性能。进一步地,将改进算法与小波阈值去噪结合的方法运用到 OTDR 仿真及实测信号实验中。【结果】仿真实验结果表明,相比于传统遗传算法和原始 FOX 算法,文章所提改进 FOX 算法在信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)两项评价指标上分别提升了 16.10%、4.25% 和降低了 16.30%、4.97%,去噪后的信号相较于原始信号,SNR 提高了 3.187 dB, RMSE 降低了 0.272 6。实测数据实验中,去噪后的信号相较于原始信号,SNR 提升了 2.376 dB,未陷入 2.368 dB 的局部最优解,平均耗时 19.56 s,结果均优于两种对比算法,并分别得到了参数设置方案。【结论】文章所提基于改进 FOX 优化算法的小波去噪方法,优化了参数设置过程,显著提升了去噪效果,为 OTDR 设备及其他应用场景的信号处理提供了一种新的解决方案。

关键词:红狐优化算法;小波阈值去噪;光时域反射仪;信噪比

中图分类号:TN913.33 **文献标志码:**A

Wavelet Denoising Method based on Improved FOX Algorithm in OTDR System

LI Xixian¹, LI Changyuan², WANG Pan²

(1. Graduate Department, Wuhan Research Institute of Posts and Telecommunications, Wuhan 430074, China;

2. Network Output Line, FiberHome Telecommunication Technology Co., Ltd., Wuhan 430205, China)

Abstract: 【Objective】In traditional Optical Time Domain Reflectometer (OTDR), the processing of signal denoising relies on the cumulative average method. The method is effective but the consumption of time resources increases exponentially with the increase of demand. Aiming at the higher requirement of signal denoising effect and time efficiency of new OTDR equipment, this paper proposes a wavelet denoising method based on improved FOX optimization algorithm. 【Methods】The method proposed in this paper combines the improved FOX optimization algorithm with wavelet threshold denoising. Therefore, the wavelet threshold denoising can remove the uncertainty caused by a large number of parameters. Moreover, its parameters can be flexibly configured for signals with distinct characteristics, thereby facilitating practical deployment. In this paper, an improved adaptive FOX optimization algorithm is designed, and an adaptive factor is added to the random search stage of the original algorithm, resulting in better random search ability and ensuring convergence performance. The improved algorithm is tested by the test function set and the significance test, which verifies that the improved algorithm has better optimization performance than the original algorithm. Furthermore, the improved algorithm combined with wavelet threshold denoising method is applied to simulations and actual measurement experiments of OTDR signals. 【Results】The simulation results show that compared with the traditional genetic algorithm and the original FOX algorithm, the proposed FOX algorithm increased the Signal to Noise Ratio (SNR) and Root Mean Square Error (RMSE) by 16.10% and 4.25%, and decreased by 16.30% and 4.97%, respectively. Compared with the original signal, the SNR of the denoised signal has increased by 3.187 dB and the RMSE has decreased by 0.272 6. In the actual data experiment, compared with the original signal, the SNR improved by 2.376 dB and don't fall into the local optimal solution of 2.368 dB, and the average processing time is 19.56 s. The results are better than the two comparison algorithms, and the parameter setting schemes are obtained. 【Conclusion】The wavelet denoising method based on the improved FOX optimization algorithm proposed in this paper optimizes the parameter setting process, significantly improves the denoising performance, and provides a new solution for the signal processing of OTDR equipment and other application scenarios.

Key words: FOX optimization algorithm; wavelet threshold denoising; OTDR; SNR

收稿日期:2024-07-08; 修回日期:2024-08-05; 纸质出版日期:2026-02-10

作者简介:李希贤(2000—),男,湖北襄阳人。硕士,主要研究方向为光纤传感及其应用。

通信作者:李昌元,高级工程师。E-mail:licy@fiberhome.com

© Editorial Office of Study on Optical Communications. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

0 引言

随着通信领域的迅猛发展,光纤通信凭借其高容量、抗电磁干扰性及良好的保密性等优势,已被广泛应用。光时域反射仪(Optical Time Domain Reflectometer, OTDR)作为维护光纤状态的重要工具,可以通过分析回收的背向散射光信号来检测光纤状态,如长度、故障点位置及损耗等^[1]。特别是在超长光缆监测中,相干型 OTDR(Coherence OTDR, COTDR)与相位敏感型 OTDR(Φ -OTDR)因其长距离测量与高灵敏度的优势,已成为海缆监测的主要设备^[2-6]。为了提升 OTDR 设备性能,必须有效抑制噪声,以精准测量信号。常规的累加平均法虽简单,但在高信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)要求下耗时巨大,难以满足新型 OTDR 的需求。因此,探索高效的信号抑制技术成为该领域的研究焦点。

小波去噪是一种超越传统滤波技术局限的有效信号处理方法。特别是小波阈值去噪法,由于其原理简洁、噪声滤除能力强大以及运算需求低,已受到广泛关注。例如,邵向鑫等人^[7]提出了半软阈值函数,使得 SNR 较软/硬阈值函数平均分别提高了 0.103 4 和 2.432 7 dB;吴叶丽等人^[8]开发了一种可调阈值函数,经过处理的信号 SNR 提升了 16.21%;Naveed 等人^[9]通过改进偶树复小波变换对阈值函数,进一步提升了去噪性能。然而,现有研究主要集中于优化小波去噪的技术本身,其实际应用受到参数设定的显著限制。本文结合智能优化算法与小波去噪,提出了一种自动参数选取方法,对红狐(FOX)优化算法进行了改进,引入自适应因子以提高其寻优效率,并通过 OTDR 信号的仿真与实测数据验证了方法的有效性。实验结果证明,相比传统算法,本文所提算法的 SNR 和均方根误差(Root

Mean Square Error, RMSE)性能均显示出显著改善,有效地验证了其实用性和优越性。

1 FOX 优化算法的原理及改进

1.1 FOX 优化算法的原理

Mohammed 等人^[10]在 2023 年提出了 FOX 优化算法,该算法由红狐在雪地中捕猎的行为启发而来,涵盖了探索和开发两个阶段。红狐捕猎行为示意图如图 1 所示,红狐通过超声波检测定位隐匿在雪下的猎物,并利用声音的传播时间来判断与猎物的距离,进而捕捉猎物。在算法实施中,首先初始化红狐种群,每个个体的位置信息存储于矩阵 X 中。优化过程中,通过迭代更新位置寻求最优解,探索与开发两种策略各占 50%。

开发阶段,算法依据红狐捕猎的特性进行了设计。首先设置了取值范围为 0~1 的随机数 p 和 T_S_{it} , p 为决定红狐捕猎成功的概率; T_S_{it} 为探测声波从发出到接收的时间; it 为迭代次数。其依据当前种群中的最佳位置 $Best_Pos_{it}$ 计算声速 SP_S_{it} ,可表示为

$$SP_S_{it} = \frac{Best_Pos_{it}}{T_S_{it}}。 \quad (1)$$

再通过 T_S_{it} 与 SP_S_{it} 计算与猎物间的距离 $Dist_P_{it}$,可表示为

$$Dist_P_{it} = SP_S_{it} \times T_S_{it} / 2。 \quad (2)$$

通过声波信息得到 $Dist_P_{it}$,红狐将通过跳跃的方式接近猎物,此时需要达到适合的跳跃高度 $jump_h_{it}$,可表示为

$$jump_h_{it} = 0.5 \times g \times t_{avg}^2, \quad (3)$$

式中: g 为重力加速度;声音传播的平均时间 t_{avg} 为 t_{trans} 的一半。 t_{trans} 可表示为

$$t_{trans} = \frac{\sum T_S_{it}(i,:)}{dim}, \quad (4)$$

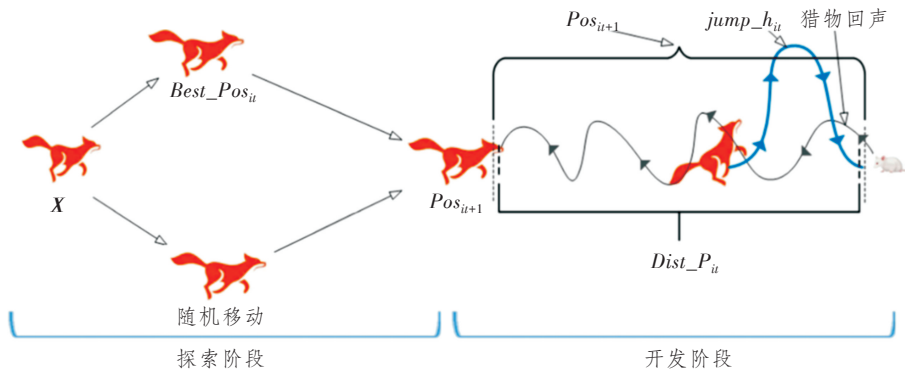


图 1 红狐捕猎行为示意图^[10]

Figure 1 Map of red fox hunting behavior^[10]

式中, dim 为位置信息的维度, 对应矩阵 X 的列数。

FOX 优化算法通过跳跃的方式更新位置 Pos_{it+1} , 当 $p > 0.18$ 时向东北方向跳跃, 乘上此时捕猎成功的概率 c_1 ; 反之向西南方向跳跃, 乘上概率 c_2 , 表达式为

$$Pos_{it+1} = \begin{cases} Dist_P_{it} \times jump_h_{it} \times c_1, & p > 0.18 \\ Dist_P_{it} \times jump_h_{it} \times c_2, & p \leq 0.18 \end{cases}, \quad (5)$$

式中, c_1 和 c_2 分别为 0.82 和 0.18。

在探索阶段, FOX 算法以当前最佳位置 Pos_{best} 为中心进行随机移动, 为了确保该阶段的随机寻优能够趋向更优解, 算法先确定了两个参数; t_{trans} 中的最小值 T_{min} 以及控制寻优过程的参数 a :

$$T_{min} = \min(t_{trans}), \quad (6)$$

$$a = 2 \times (it - \frac{1}{Max_{it}}), \quad (7)$$

式中, Max_{it} 为最大迭代次数。之后开始随机移动, $rand$ 为区间为 $(1, dim)$ 的随机数:

$$Pos_{it+1} = Pos_{best} + rand(1, dim) \times T_{min} \times a. \quad (8)$$

1.2 FOX 优化算法的改进

在智能优化算法领域, 如何避免寻优过程过早陷入局部最优解, 尽可能找到全局最优解, 是长久的议题。尽管 FOX 优化算法已被验证具有竞争力, 但从式(8)分析可见, 其在探索阶段依赖的随机搜索策略相对简单, 尤其是与开发阶段相比, 后者更加深入地融入了 FOX 优化算法狩猎行为的特征。为了增强算法随机搜索的能力, 进一步提升算法的寻优性能, 本文引入了自适应因子 β , 提出了自适应 FOX 优化算法:

$$\beta = F_{max} - \left[(F_{max} - F_{min}) \times \frac{it}{Max_{it}} \right], \quad (9)$$

式中, F_{max} 和 F_{min} 分别为最大和最小动态因子, $F_{max} > 1$, $F_{min} < 1$ 。 β 随算法的迭代次数递减。由于 F_{max} 和 F_{min} 的设置, β 在迭代前期 > 1 , 在迭代后期 < 1 。将 β 加入随机搜索中, 则可得式(8)改进为

$$Pos_{it+1} = Pos_{best} + rand(1, dim) \times T_{min} \times a \times \beta. \quad (10)$$

在算法设计中, FOX 优化算法在迭代初期以更广的随机范围进行寻优, 这增强了搜索的随机性, 并有助于避免过早陷入局部最优解。随着迭代进展到后期, 搜索范围相应缩小, 这一策略在增强随机性的同时保证了算法的良好收敛性。

为评估改进算法的性能, 本文采用与 FOX 优化算法原作者相同的方法, 利用 5 个经典测试函数 ($F_1 \sim F_5$) 和 10 个 CEC2019 测试函数 ($CEC_{01} \sim$

CEC_{10}) 进行验证, 5 个经典测试函数的具体参数如表 1 所示, CEC2019 的 10 个测试函数同样拥有不同的维度和搜索范围, 最小值均为 1。测试设置包括最大迭代次数 100 次, 种群个体数 30 个, 改进算法中的最大和最小动态因子 F_{max} 和 F_{min} 分别设置为 1.5 和 0.5。每个测试函数进行 40 次重复测试, 结果取平均值, 以确保评估的准确性和可靠性。

表 1 5 个经典基准函数

Table 1 Five classical benchmark functions

函数	维度	搜索范围	最小值
F_1	30	$[-100, 100]$	0
F_2	30	$[-30, 30]$	0
F_3	30	$[-500, 500]$	-2 094. 914 5
F_4	30	$[-5. 12, 5. 12]$	0
F_5	30	$[-600, 600]$	0

在 Matlab 软件中对两种算法进行测试函数测试对比, 寻优对比结果如表 2 和表 3 所示。在 5 个经典测试函数和 10 个 CEC2019 测试函数中, 改进后的自适应算法在其中 10 个函数的测试中得到了更优的结果, 在表中用黑体加粗表示, 在 4 个函数测试中得到了相当的结果, 在 1 个函数测试中得到了较差的结果。由此可以得到初步的结论, 改进后的自适应 FOX 优化算法相比于原算法拥有更好的寻优性能。

表 2 经典基准函数结果对比

Table 2 Comparison of results of classical benchmark functions

	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5
原 FOX 算法	0	28. 891 4	-3 963. 2	0	0
改进的算法	0	28. 847 8	-4 028. 1	0	0

表 3 CEC2019 基准测试函数结果对比

Table 3 Comparison of results of CEC2019 benchmark test functions

	CEC_{01}	CEC_{02}	CEC_{03}	CEC_{04}	CEC_{05}
原 FOX 算法	2. 37E+4	18. 343 6	13. 702 5 2	117. 6	6. 403 7
改进的算法	1. 94E+4	18. 343 2	13. 702 5 1	315. 3	5. 921 9
	CEC_{06}	CEC_{07}	CEC_{08}	CEC_{09}	CEC_{10}
原 FOX 算法	4. 750 1	369. 666 8	5. 756 3	3. 641 7	20. 989 9
改进的算法	4. 195 2	333. 574 2	5. 665 8	3. 521 1	20. 986 5

为了进一步验证算法性能的提升是否显著, 本文对寻优结果改变的测试结果进行了显著性检验, 结果如表 4 所示。利用 Matlab 软件中的 ranksum 函数对测试结果进行 WILCOXON 显著性检验, 结果中 $p \leq 0.05$ 时认为结果显著, 显著度 $h=1$; 反之不显著, $h=0$ 。经检验, 10 个表现更优的结果中 6 个是显著的, 且有 2 个非显著的结果在临界值附近。此

外,唯一较差的结果为非显著的。由此进一步证明了改进后的自适应 FOX 优化算法相较于原算法具备更好的寻优性能。

表4 寻优结果 WILCOXON 检验

Table 4 WILCOXON RANK-SUM test for optimization results

	F_2	F_3	CEC_{01}	CEC_{02}	CEC_{04}	CEC_{05}
p	0.042 1	0.718 2	0.039 5	9.9E-06	0.009 9	0.061 5
h	1	0	1	1	1	0
	CEC_{06}	CEC_{07}	CEC_{08}	CEC_{09}	CEC_{10}	
p	0.048 4	0.549 3	0.217 0	0.002 3	0.327 8	
h	1	0	0	1	0	

2 基于改进 FOX 优化算法的小波去噪方法

小波阈值去噪技术利用小波变换的多分辨率分析能力,通过选择适当的小波基函数和分解层数,将信号分解为低频和低频小波系数。通常,低频系数包含有效信号,而高频系数包含噪声。去噪过程中,首先估计噪声强度以确定阈值,然后应用阈值函数处理高频系数以抑制噪声,最后,重构小波系数以获得去噪后的信号。小波去噪不限于一维信号,也适用于二维图像,且小波去噪在 Matlab 软件中针对两者的实现也略有不同。

对于 OTDR 一维信号,使用 wavedec 函数进行多级小波分解,获得各级的近似和细节系数。apcoef 和 detcoef 函数用于提取各级系数,系数级数与小波分解的层数相同。阈值的选择由 wthrmngr 函数控制,wdencmp 函数用于信号重构,输出去噪结果。实施过程中需手动设置的参数包括小波基函数和阈值等,这些参数大多为离散选项,只有 alpha 参数为连续变量,如表 5 所示。

表5 小波去噪参数设置范围

Table 5 Parameter setting range of wavelet denoising

参数	范围
wavelet/个	93
method/个	7
sorh/个	2
scale/个	3个
alpha	[1,10]

为利用改进的自适应 FOX 优化算法,方便针对 OTDR 信号进行小波去噪适合的参数,需要对参数进行编码。5 个参数即对应 FOX 位置信息的 5 个维度,在迭代前通过随机的方式对每个个体的位置信息赋以取值范围内的值,对每一轮迭代的结果解码并应用到小波去噪中来计算适应度,流程

如图 2 所示。

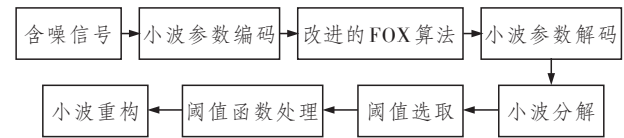


图2 结合改进 FOX 算法的小波阈值去噪流程图

Figure 2 Wavelet threshold denoising flow chart combined with improved FOX algorithm

针对一维 OTDR 信号,本文以 SNR 作为优化目标,即适应度 R_{SNR} ,表示为

$$R_{\text{SNR}} = 10 \times \lg \left(\frac{\sum_{k=1}^n x^2(k)}{\sum_{k=1}^n (y(k) - x(k))^2} \right), \quad (11)$$

式中: $x(k)$ 为原始信号; $y(k)$ 为加噪或去噪后的信号; n 为信号的长度^[11]。此外,还可以将 RMSE 作为另一项评价指标,即信号间的相似度 R_{RMSE} ,表示为

$$R_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y(k) - x(k))^2}. \quad (12)$$

将加噪和去噪信号分别代入作差,即可得到 R_{SNR} 与 R_{RMSE} 提升的量化结果。

3 仿真及实验

3.1 仿真信号去噪实验

OTDR 设备依靠光纤通信系统中光信号的衰减曲线进行故障识别,衰减量的大小通常用衰减系数 α 表示,单位为 dB/km,可表示为^[12]

$$\alpha = \frac{10}{L} \lg \frac{P_i}{P_o}, \quad (13)$$

式中: L 为光纤长度; P_i 为光纤输入端光功率; P_o 为光纤输出端光功率。由式(13)推得 P_o 为

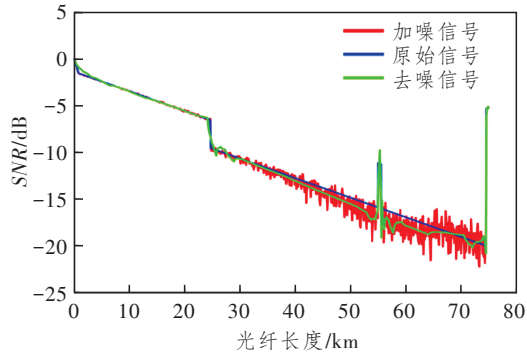
$$P_o = \sum_{n=1}^5 P_n \times 10^{-\frac{\alpha_n L_n}{10}}, \quad (14)$$

式中: P_n 为相应区域初始光功率; L_n 为各区域持续的光纤长度; α_n 为各区域衰减系数。式(14)所示采样光功率曲线由首端盲区、正常衰减区、反射区、非反射区和末端反射区构成,在典型单模光纤中,首端探测盲区衰减系数 $\alpha_1=2$,正常衰减的瑞利散射系数 $\alpha_2=0.000 1$;反射区由菲涅尔反射引起,系数 $\alpha_3=0.000 3$,末端反射系数 $\alpha_5=0.003$,表现在信号图像上均为瞬时的强度剧增;非反射损耗系数 $\alpha_4=0.5$,在图像上对应 3 dB 的显著强度衰减。

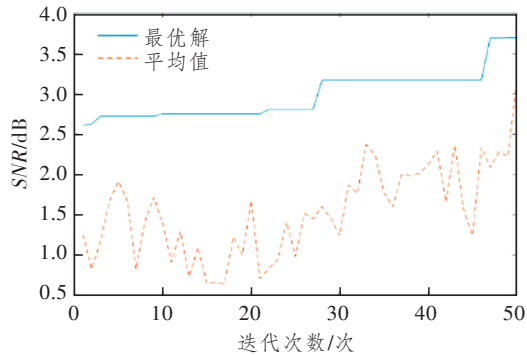
将采样光功率与初始光功率的比值取对数,表示的相对光功率曲线即 OTDR 信号。本研究通过 Matlab 软件进行信号建模,设定光纤长度为 75 km,

并模拟位于 24 和 55 km 处的非反射和反射故障,同时应用 awgn 函数添加噪声。采用改进 FOX 算法进行小波去噪处理,算法的最大迭代次数设为 50,种群规模设为 15。

图 3(a)为原始信号与加噪和去噪信号的对比图,如图所示,去噪过程成功消除了白噪声,且有效保留了关键的反射和非反射事件,验证了本文所提方法的有效性。通过 5 次重复实验,去噪后 SNR 平均提升了 3.187 dB, RMSE 平均降低了 0.272 6。实验表明,仿真信号最适宜使用 sym2 小波基函数,并以 heursure 方式选择硬阈值,尺度设置为 one 不缩放。图 3(b)展示了改进的 FOX 算法随迭代次数提升最优解的优化过程,平均值亦显示出相同的提升趋势。这种曲线波动性揭示了算法寻优过程的随机性,并证实了其有效性及良好的收敛性能。



(a) 原始信号与加噪和去噪信号对比
(a) Comparison of original signal with noisy signal and denoised signal

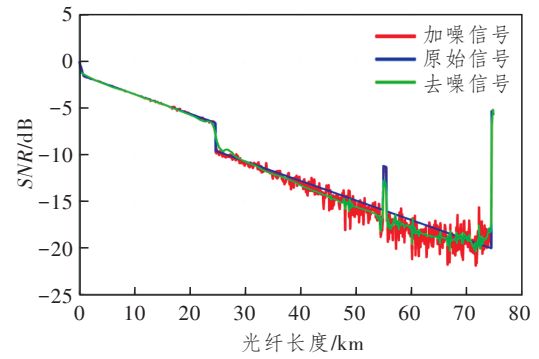


(b) 改进的 FOX 算法寻优收敛曲线
(b) Convergence curve of improved FOX algorithm optimization process

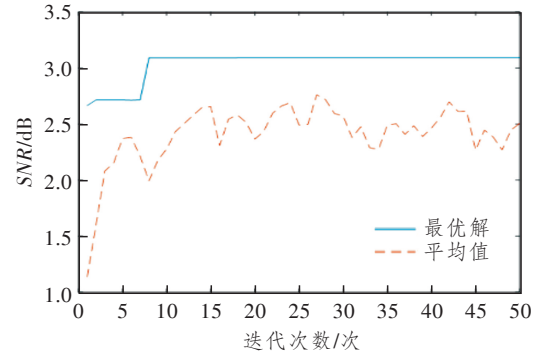
图 3 利用改进 FOX 算法的仿真实验结果

Figure 3 Simulation results of improved FOX algorithm

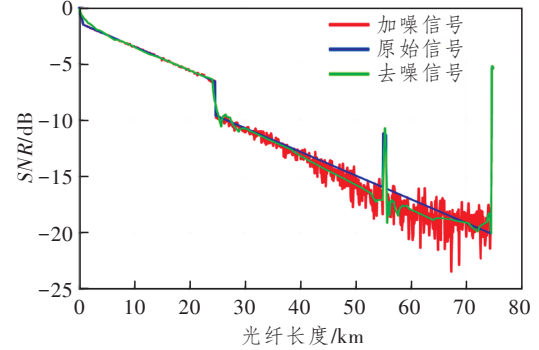
在相同的实验条件下,本文将 20 世纪 70 年代提出的遗传算法和原始的 FOX 算法与小波去噪方法相结合,实验结果如图 4 所示。利用遗传和原始 FOX 算法的信号对比图分别如图 4(a)和图 4(c)所示,两种算法均达到了较好的去噪效果。



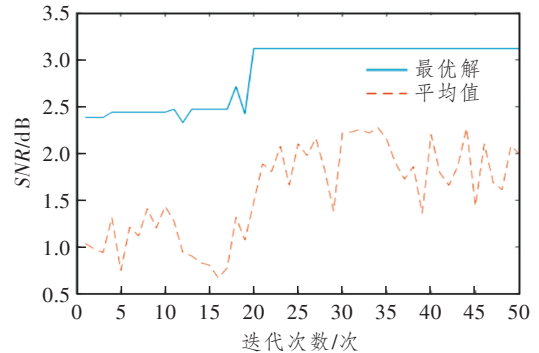
(a) 利用遗传算法的信号对比
(a) Signal comparison using genetic algorithm



(b) 遗传算法寻优收敛曲线
(b) Convergence curve of genetic algorithm optimization process



(c) 利用原始 FOX 算法的信号对比
(c) Signal comparison using original FOX algorithm



(d) 原始 FOX 算法寻优收敛曲线
(d) Convergence curve of original FOX algorithm optimization process

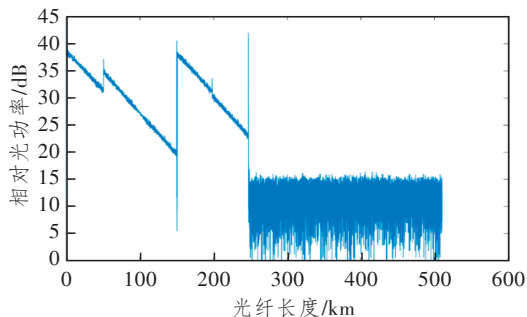
图 4 利用其他算法的仿真实验结果

Figure 4 Simulation results of other algorithms

通过5次重复实验,遗传和FOX算法去噪后的SNR分别平均提升了2.744和3.057 dB, RMSE分别平均降低了0.234 3和0.259 7。与这两种算法相比,本文所提算法SNR分别提升了16.10%和4.25%,RMSE分别降低了16.30%和4.97%,显著提高了信号去噪的效果。遗传算法寻优收敛曲线如图4(b)所示,该算法在迭代10次后迅速收敛,最优解不再更新,表明此算法更易陷入局部最优解。原始FOX算法寻优收敛曲线图4(d)所示,原始FOX算法虽持续迭代时间较长,但在迭代20次后趋于稳定,也显示了局部最优的倾向。结果验证了本文所提改进算法的寻优性能显著优于原算法。

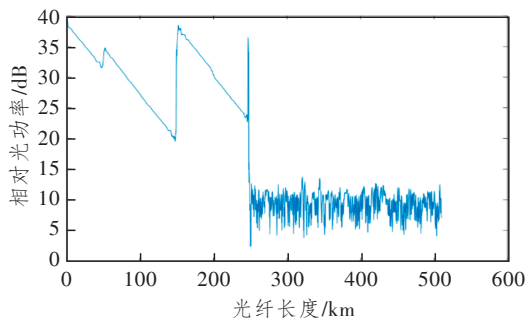
3.2 实测信号去噪实验

在实验中,使用OTDR设备对250 km光纤进行了信号采集,观察到50 km处有反射事件,200 km处有1.5 dB衰减的非反射事件。实测信号的衰减曲线如图5(a)所示。利用本文所提方法对信号进行去噪,发现3种算法均获得了相似的最优结果。最佳的小波基函数为db40,采用sqtwolog方式选择软阈值,尺度设为one。实测信号去噪后曲线如图5(b)所示,成功消除了噪声毛刺并保留了关键事件,其中反射事件的变化近3 dB,而非反射事件变化1.5 dB较不明显,这在新型OTDR设备研究中表明需要更精准的事件识别功能。



(a) 测试光纤衰减曲线

(a) Decay curve of the test fiber



(b) 实测信号去噪后曲线

(b) Denoised curve of the measured signal

图5 实测数据实验结果

Figure 5 Experimental results of measured data

在5次重复实验中,改进的FOX算法均实现了SNR 2.376 dB的提升。相较之下,原始FOX算法在一次实验中SNR提升了2.368 dB,而遗传算法SNR在两次实验中也获得了相同的提升,此时选择的小波基函数为db44。可推断,该结果是由于寻优过程中易陷入的局部最优解。由于缺少无噪声的原始信号,无法进行RMSE分析。

在相同的实验环境下,本文所提改进的FOX算法进行信号处理的平均时间为19.56 s,原始的FOX算法平均耗时19.85 s,二者具备相当的竞争力且显著优于平均耗时55.28 s的传统遗传算法,证明了本文所提算法在时效上的竞争力,结果汇总如表6所示。

表6 实验结果对比

Table 6 Comparison of experimental results

算法	仿真实验		实测数据实验	
	SNR/dB	RMSE	局部最优解/次	耗时/s
遗传算法	2.744	-0.234 3	2	55.28
FOX算法	3.057	-0.259 7	1	19.85
改进的FOX算法	3.187	-0.272 6	0	19.56

4 结束语

本文首先阐述了FOX优化算法的原理,并对其进行了自适应改进以增强性能。随后详细介绍了算法与小波去噪技术的结合,解决了参数设置的不确定性,有效实现小波去噪的部署,取得了显著的去噪效果。经过测试函数集和显著性检验,改进的算法在15个测试函数中取得了10个更优结果,4个相当结果和1个较差结果,其中大多数更优结果具备显著性。在OTDR仿真及实测信号实验中,改进算法相比于传统遗传算法和原始FOX算法,SNR分别提升了16.10%、4.25%,而RMSE分别降低了16.30%、4.97%,实测数据实验中,使用本文所提方法去噪后的信号相比于原信号,SNR提升了2.376 dB,平均耗时19.56 s,均优于对比的遗传和原始FOX算法。与两项算法相比,本文所提算法展现出了优异的去噪效果和时效性,并成功实施了小波去噪。在未来研究中将继续探索具有更强寻优能力的智能优化算法,并深入优化小波去噪技术,以进一步提升性能。

参考文献:

[1] 岳明章. COTDR信号去噪及曲线分析算法研究[D].

- 成都: 西南交通大学, 2010.
- Yue M Z. Research on Signal Denoising and Curve Analysis Algorithm of COTDR [D]. Chengdu, China: Southwest Jiaotong University, 2010.
- [2] 丁宝艳, 赵强, 陈东营, 等. 光纤布拉格光栅压力传感技术与应用进展[J]. 光通信研究, 2024(3): 230018.
- Ding B Y, Zhao Q, Chen D Y, et al. Progress in Fiber Bragg Grating Pressure Sensing Technology and Applications [J]. Study on Optical Communications, 2024(3): 230018.
- [3] 隗小斐, 吴学智. COTDR技术在海光缆监测中的应用[J]. 信息通信, 2017, 30(8): 4–6.
- Ku X F, Wu X Z. Application of COTDR Technology in Submarine Cable Monitoring [J]. Information & Communications, 2017, 30(8): 4–6.
- [4] 张驰, 邹宁睦, 宋金玉, 等. Φ -OTDR系统的数字信号处理及应用[J]. 光电工程, 2023, 50(2): 3–21.
- Zhang C, Zou N M, Song J Y, et al. Digital Signal Processing and Application of Φ -OTDR System [J]. Opto-Electronic Engineering, 2023, 50(2): 3–21.
- [5] Lü A, Li J. On-line Monitoring System of 35 kV 3-Core Submarine Power Cable based on Φ -OTDR[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2018, 273: 134–139.
- [6] 王磊, 李永倩, 张立欣, 等. Φ -OTDR系统中的相位解调方法研究进展[J]. 激光技术, 2019, 43(1): 69–74.
- Wang L, Li Y Q, Zhang L X, et al. Research Progress on Phase Demodulation Methods in Φ -OTDR Systems [J]. Laser Technology, 2019, 43(1): 69–74.
- [7] 邵向鑫, 王有朋, 张笑鸣, 等. 用于光纤传感的可调半软阈值小波去噪算法[J]. 激光与红外, 2020, 50(9): 1120–1125.
- Shao X X, Wang Y P, Zhang X M, et al. An Adjustable Semi-Soft Threshold Wavelet Denoising Algorithm for Optical Fiber Sensing [J]. Laser & Infrared, 2020, 50(9): 1120–1125.
- [8] 吴叶丽, 行鸿彦, 李瑾, 等. 改进阈值函数的小波去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 9–16.
- Wu Y L, Xing H Y, Li J, et al. Wavelet Denoising Algorithm with Improved Threshold Function [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 9–16.
- [9] Naveed K, Shaukat B, ur Rehman N. Signal Denoising based on Dual Tree Complex Wavelet Transform and Goodness of Fit Test [C]//2017 22nd International Conference on Digital Signal Processing (DSP). London, UK: IEEE, 2017: 8096067.
- [10] Mohammed H, Rashid T. FOX: a FOX-Inspired Optimization Algorithm [J]. Applied Intelligence, 2023, 53(1): 1030–1050.
- [11] 罗惠中. 光时域反射仪去噪算法研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2022.
- Luo H Z. Optical Time Domain Reflectometer Denoising Algorithms [D]. Guangzhou, China: Guangdong University of Technology, 2022.
- [12] 孙学康, 张金菊. 光纤通信技术[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2008.
- Sun X K, Zhang J J. Optical Fiber Communication Technology [M]. Beijing, China: Posts and Telecommunications Press, 2008.