

激光与光电子学进展

基于 ISSA 和 GA-BiLSTM 神经网络的光纤周界入侵事件识别

马愈昭^{1*}, 张婷婷¹, 朱庆啸¹, 李猛²¹中国民航大学电子信息与自动化学院, 天津 300300;²中国民航大学空中交通管理学院, 天津 300300

摘要 为解决复杂多变环境下光纤入侵事件因噪声干扰识别困难、误报率高的问题,提出了基于改进的奇异谱分析和遗传算法优化的双向长短期记忆神经网络的入侵事件识别方法。首先,为了减少噪声对识别效果的影响采用改进的奇异谱分析法去噪,对入侵信号及其分量进行迭代奇异谱分析去噪,并利用信号贡献率的大小来确定信号重构的秩阶次,调节信号分量去噪的程度,实现光纤信号的去噪。然后,利用遗传算法优化神经网络结构参数,构建双向长短期记忆神经网络提取光纤信号空间特征,最后基于以上方法对攀爬、跑动、敲击、静态、大风、雨天 6 种实测信号进行入侵事件识别实验,实验结果表明,在双 Mach-Zehnder 光纤周界传感系统识别入侵事件过程中,改进的奇异谱分析相比普通的奇异谱分析,去噪信噪比有明显提高,平均信噪比提高了 12.79 dB,平均均方根误差略有减少。遗传算法优化的双向长短期记忆神经网络较未优化神经网络平均识别率提高了 5.7%,识别准确率最高可达 98.1%。

关键词 光纤传感; 奇异谱分析; 遗传算法; 长短期记忆神经网络

中图分类号 TP212

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP230695

Optical Fiber Perimeter Intrusion Event Recognition Based on ISSA and Genetic Algorithm Optimized BiLSTM Neural Network

Ma Yuzhao^{1*}, Zhang Tingting¹, Zhu Qingxiao¹, Li Meng²¹College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;²College of Air Traffic Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

Abstract This study aims to improve the recognition of perimeter intrusion events of the optical fiber sensing system under complex outdoor conditions. An intrusion event recognition method based on improved singular spectrum analysis and genetic algorithm optimized bidirectional long-short-term memory neural network (GA-BiLSTM) is proposed. First, the improved singular spectrum analysis was used to iteratively denoise the optical fiber sensing signal and its components. The signal contribution rate was used to determine the order of signal reconstruction, which controls the denoising process of the signal components, thereby completing the denoising of the optical fiber sensing signal. To recognize intrusion events, the genetic algorithm was used to optimize the parameters of the neural network. Subsequently, a bi-directional long-short-term memory neural network was constructed to extract the spatial characteristics of optical fiber signals. An intrusion event recognition experiment was carried out using the measured optical fiber sensing signals of six events, i. e., climbing, running, knocking, static, windy, and rainy days. The experimental results show that the improved singular spectrum analysis, when applied to the dual Mach-Zehnder fiber perimeter sensing system, exhibits superior denoising performance compared to ordinary singular spectrum analysis. The average signal-to-noise ratio of the consequent signal improved by 12.79 dB. However, the mean root mean square error was slightly reduced. Moreover, the GA-BiLSTM method increased the average recognition rate of intrusion events by 5.7%, with the recognition accuracy rate reaching up to 98.1%.

Key words fiber optic sensing; singular spectrum analysis; genetic algorithm; long-short-term memory neural network

收稿日期: 2023-02-22; 修回日期: 2023-03-30; 录用日期: 2023-04-03; 网络首发日期: 2023-04-13

基金项目: 国家自然科学基金(U1833111)

通信作者: *yzma@cauc.edu.cn

1 引言

随着民用航空与光纤传感技术的不断发展,机场周界安防受到越来越多的关注。光纤周界安防系统以其抗电磁干扰、传输距离远、高灵敏度、全天候运行不受天气影响的优势成为周界安防领域研究的热点,在周界安防领域具有重要的应用前景^[1-6]。如何在复杂环境下有效降低噪声干扰、提高机场周界入侵事件识别率成为周界安防领域研究的重点和难点问题。

在光纤信号去噪方面,目前主要有经验模态分解(EMD)去噪^[7]、小波去噪^[8]、局部均值分解去噪^[9-10]、奇异谱分析(SSA)去噪^[11]等方法。刘向锋等^[12]提出了EMD的方法,但是仍然存在模态混叠的缺陷。石志炜等^[13]提出了改进的小波去噪方法处理滚动轴承故障信号,但是去噪过程依赖于小波基和分解参数的选择。徐厦等^[14]利用奇异谱分析法对空气质量数据去噪,但其中窗长和主要成分的选取必须依靠经验。尤其当信号分量频域分布存在重叠时,一次SSA不能很好地将对信号中噪声成分滤除。

在入侵事件模式识别方面,目前主流的识别方法都是基于神经网络提取信号的空间特征^[15-19]。神经网络主要有反向传播神经网络、卷积神经网络、概率神经网络、循环神经网络(RNN)、递归神经网络等。反向传播神经网络存在收敛速度慢、容易陷入局部最小值的问题。卷积神经网络最擅长处理图片相关问题,识

别光纤入侵事件效果不好。概率神经网络虽然收敛速度快,但是计算复杂度高时间长,并且对噪声不敏感,不适用于易受噪声影响的信号。RNN递归神经网络很适合处理基于时间序列的数据,但是存在梯度消失的问题。长短期记忆(LSTM)神经网络是RNN的一个变种模型,它既有RNN的优点又能在一定程度上解决梯度消失的问题,但是依旧需要依靠经验确定网络结构参数。由于遗传算法(GA)易于与其他算法相结合并且支持全局优化,所以本文拟采用遗传算法优化的LSTM神经网络进行入侵信号的识别,使用遗传优化算法对神经网络参数进行优化,提高入侵事件的识别效率。

本文提出了一种基于改进的奇异谱分析(ISSA)和遗传算法优化双向长短期记忆(GA-BiLSTM)神经网络的光纤周界入侵事件识别方法。首先采集到的光纤振动信号经ISSA进行去噪处理,然后通过遗传算法优化双向长短时记忆(BiLSTM)神经网络结构,构建BiLSTM神经网络进行入侵事件识别。最后,采用实测光纤信号对上述方法进行实验,验证识别效果,并与RNN识别方法进行对比分析,实现入侵事件的有效识别。

2 ISSA 光纤周界入侵信号去噪方法

本文采用的是双 Mach-Zehnder 型光纤传感器组成的光纤周界防入侵系统,具体结构如图 1 所示。

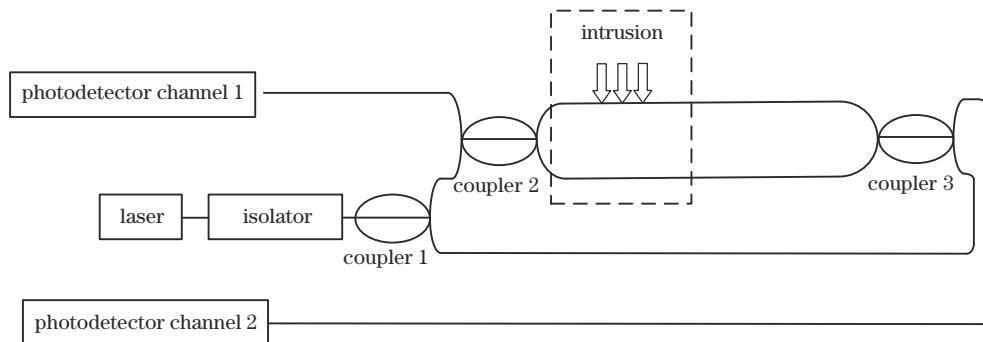


图 1 基于双 Mach-Zehnder 的光纤周界系统

Fig. 1 Fiber perimeter system based on dual Mach-Zehnder

周界系统中激光器是关键器件,由单模光纤传输特性可知,探测光传输 10 km 光损耗至少 2 dBm,倘若实现 10 km 以上的相干距离,激光器的线宽需要小于 30 kHz 且输出功率为 2 dBm 以上,因此本文所用激光器参数如表 1 所示。

表 1 激光器参数

Table 1 Laser parameters

Wavelength /nm	Power /mW	Line width /kHz
1550	20	10

窄线宽激光器发出连续光经光隔离器到达耦合器 1,光隔离器只允许光单向通过,避免了回波反射的光

对激光器产生不良影响。连续光在 1×2 耦合器 1 处分为两束,两束光分别作为 Mach-Zehnder 的入射光,在 2×2 耦合器 3 和 2×2 耦合器 2 处发生相干干涉。外部入侵事件改变光在传感臂中的相位(虚线方框部分),在传感臂和参考臂之间引入相位差,相位差最终反映了光电探测器 1 通道和 2 通道检测到的干涉光强。其中光电探测器探测到两个通道的光纤入侵信号光强均可以表示为

$$I(t) = I_0 \{1 + J \cos [\Delta\varphi(t) + \varphi_0]\}, \quad (1)$$

式中: I_0 为激光器输入光信号的强度; J 为 Mach-Zehnder 干涉可见度; $\Delta\varphi(t)$ 为外部入侵事件引起的相

位差; φ_0 为光纤信号初始的信号相位。入侵事件光纤信号是一个非线性时间序列, SSA 是一种非线性时间序列数据分析方法。它通过构造信号轨迹矩阵, 对其进行奇异值分解(SVD)、重构来对不同的信号成分进行分析处理, 实现信号的去噪。

对于采集到的一维时序离散信号, 首先进行信号轨迹矩阵的构造, 信号轨迹矩阵的构造方法是利用滑动平均窗口每次移动单位步长, 根据序列顺序依次排列构成 Hankle 矩阵形式。

$$A = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(n) \\ x(2) & x(3) & \cdots & x(n+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(N-n+1) & x(N-n+2) & \cdots & x(N) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中: N 为信号长度, n 为滑动窗口宽度, 满足 $1 < n < N$, 令 $m = N - n + 1$, 有 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 对 A 做 SVD, 存在正交矩阵 $U \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 和正交矩阵 $V \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 使得 $A = U\Sigma V^T$, 其中 Σ 是 SVD 后的对角矩阵形式。

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3 & 0 & \vdots \\ \vdots & \vdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & \sigma_q \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: Σ 满足 $\Sigma \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 可用 $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_q)$ 来表示; 对角线上元素代表矩阵 A 的特征值 σ_k , 奇异谱满足 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \sigma_3 \geq \dots \geq \sigma_k \gg \sigma_{k+1} \dots \geq \sigma_q$ 。

奇异谱中前 k 个较大的奇异值包含了信号的绝大部分有用信息, 后面 $q - k$ 个较小的奇异值对应着信号的噪声成分。根据信号分量的贡献率来确定信号重构的秩阶次, 将低于贡献率的信号分量奇异值置零, 剩下前 k 个较大的奇异值对应的信号分量采用对角平均化的方法进行重构实现信号的去噪。

入侵事件光纤信号中噪声主要包括激光器的频率漂移带来的本底噪声、耦合器处光纤插入损耗引入的噪声、探测器引入的随机热噪声、散粒噪声、闪烁噪声(又称 $1/f$ 噪声或粉红噪声)等。这些噪声大部分在频域上与光纤信号有明显差异, 可以利用 SSA 方法进行去噪处理。

普通的 SSA 方法去噪十分依赖信号重构秩阶次的选取, 当信号频域分布相近或者信号贡献率变化不明显时, 选取信号重构秩阶次十分困难, 一次 SSA 过程通常难以达到良好的去噪效果。因此, ISSA 方法在普通的 SSA 基础上对信号做傅里叶变换(FFT), 分析各信号分量主频个数是否与原信号一致, 若不一致则对重构后的信号分量循环执行 SSA。由于信号分量基数大, 信号分量循环 SSA 过程中计算量指数增长, 为了减小计算量同时平衡去噪效果, 在多次实验中确定最大循环次数为 3 次。若 3 次循环 SSA 过程仍不能

使信号分量主频个数与原信号保持一致, 则认为该信号分量中存在难以分解的噪声分量, 通过降低贡献率确定该信号分量重构的秩阶次以去除该信号大部分噪声。ISSA 方法具体工作原理如图 2 所示。

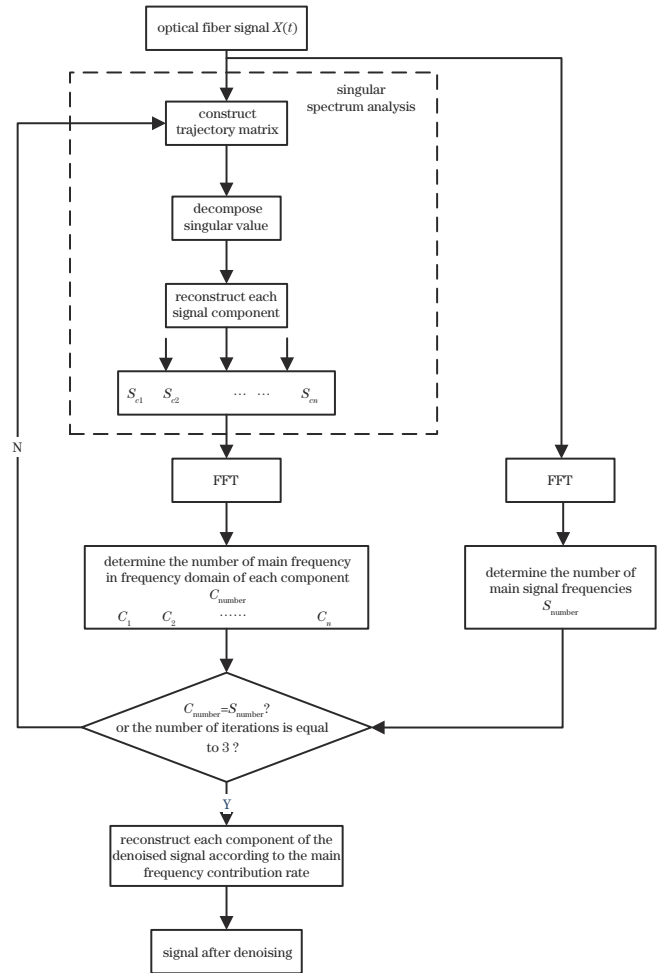


图 2 ISSA 方法原理图

Fig. 2 Schematic diagram of ISSA method

如图 2 所示, ISSA 去噪过程分为以下步骤:

1) 对 $x(t)$ 进行 SSA 处理, 根据光纤振动信号 $x(t)$ 的长度选择合适的窗长 n 构造光纤信号轨迹矩阵, 得到 n 个轨迹矩阵特征值和相对应的特征向量, 然后采用对角平均化原则重构信号各个分量 $S_{c1} \dots S_{cn}$ 。

2) 对光纤振动信号各分量进行 FFT 处理, 得到各光纤信号分量的幅频特性曲线。根据各分量幅频特性曲线波峰个数得到各分量主频个数。

3) 若各光纤信号分量的主频个数与原光纤信号一致, 则该信号分量就为最终信号分量; 若各光纤信号分量的主频个数与原光纤信号不一致, 则表明该信号分量仍含有多余分量, 对该信号分量执行步骤 1、2, 直至信号子分量的主频个数与信号分量主频个数一致。

4) 其间若循环分解进行 3 次还不能使信号子分量的主频个数与信号分量主频个数一致, 则认为该信号分量含噪声较多, 对最后一的信号分量小一些的贡

献率($g>80\%$)来确定光纤信号分量重构的秩阶次。

5)其他主频个数与原信号一致的信号分量分解过程中以贡献率($g>98\%$)来确定光纤信号重构的秩阶次,最后都采用对角平均化原则重构信号分量,各分量相加即为去噪后光纤信号。

3 GA-BiLSTM神经网络入侵事件识别方法

3.1 BiLSTM神经网络

光纤周界系统采集到的信号是具有非线性和非平稳特性的一维时间序列信号,在没有入侵事件发生时,光纤中光传播受干扰比较微小,所以在相邻时间上信号变化相差不大,在时间上有相关性。当入侵行为发生时,根据入侵行为导致传感光纤振动的剧烈程度会引起光纤信号发生突变,信号与之前系统平稳运行时存在较大差别。在入侵事件分类识别方面,一般的神经网络都只关注当前时刻的处理,而RNN有一个指向自身的反馈,可以传递当前时刻处理的信息给下一时刻使用,所以RNN非常适合用于处理与时间序列高度相关的问题。但是当处理的信号序列长度增加时,RNN学习长距离信息的能力变差。LSTM作为RNN的变种模型,既拥有RNN的优良特性,还可以在在一定程度上解决梯度消失问题。入侵事件的识别不仅要依靠入侵当时的信号,还需要入侵事件发生前后的光纤信号辅助判断。因此,为了处理对时间序列敏感的光纤周界系统入侵信号识别的问题,本文采用了BiLSTM神经网络^[20]。

图3中神经网络包含输入层、LSTM层、两个全连接层、一个输出层。其中,输入层输入6种不同的类型光纤信号,LSTM层内部带有激活函数,全连接层激活函数为tanh,输出层采用softmax分类器,损失函数为交叉熵函数。

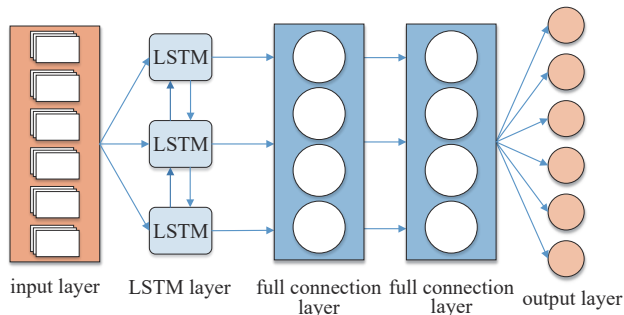


图3 BiLSTM神经网络结构图

Fig. 3 BiLSTM neural network structure diagram

3.2 遗传算法优化的BiLSTM神经网络

遗传算法^[21]是模仿自然界生物进化机制发展起来的一种高效、并行、全局搜索的优化算法,能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识,并自适应地控制搜索过程以求得最佳解。

本文设计的GA采用神经网络识别的准确率作为

适应度函数,由于需要优化的神经网络结构数为3个,所以采用单点交叉、单点变异的方式。选择函数采用锦标赛选择法,其选择策略是每次从种群中取出一定数量个体,然后选择其中最好的一个进入子代种群,重复该操作直到新的种群规模达到原来的种群规模。当达到最大迭代次数后,输出神经网络最优网络参数,用最优网络参数再训练BiLSTM神经网络,使入侵事件识别率得到明显提高。GA-BiLSTM神经网络结构的流程如图4所示。

可以看出,GA-BiLSTM神经网络分为3个部分,分别是数据预处理、GA-BiLSTM和入侵事件识别。数据预处理部分包括信号去噪过程和数据集的划分,划分的数据集作为后续神经网络的输入;GA-BiLSTM部分主要包括遗传算法优化神经网络建模,种群在一次进化过程中得到最适合入侵事件识别的最佳网络结构参数;入侵事件识别部分就是利用得到的最佳网络结构参数构建BiLSTM神经网络完成入侵事件识别。

4 入侵事件识别与性能分析

实验采用挂网式和埋地式光纤传感器来进行现场实验。在攀爬、跑动、敲击、静态、大风、雨天6种条件下进行光纤信号的采集工作,攀爬、跑动、敲击为实验人员在光纤传感器周围模拟相应入侵行为,静态、大风、雨天则为设备正常运行中常见的运行环境。图5为采集到的信号,其中,横轴表示采样点,纵轴表示光纤信号幅值。

4.1 去噪效果

光纤信号的去噪部分采用ISSA方法,由于6种信号的去噪方法相同,故以部分敲击信号为例分析信号去噪的效果。这部分敲击信号采样频率为5 MHz,对该信号进行SSA分析,根据信号长度3500选择合适的窗长为50,得到图6。

如图6所示,信号轨迹矩阵的奇异值前5个较大,占据信号的90%以上。SVD中较大奇异值代表的信号分量代表信号的主要成分,较小奇异值代表的信号分量可以视为噪声。对该信号及其信号分量进行FFT分析,得到频谱图如图7所示。

由图7(a)可知,信号时域信号总体上主要在两个位置有较大的波动,代表这两个位置存在敲击干扰。由图7(b)可知,信号在频域上主要存在一个峰值,还存在一个较大的突变干扰,由于光纤信号是平稳信号,FFT后峰值附近一定会伴有衰减信号,所以这个突变可视为噪声信号。因此,此敲击信号主频个数为1。

敲击信号经过SSA后分解为50个信号分量,各信号分量波峰个数如图8所示。由图8可知,有26个信号分量存在1个波峰,23个信号分量存在2个波峰,1个信号分量存在3个波峰。因此,26个存在1个波峰的信号分量主频个数与原信号一致,即为最终信号分量。其他信号分量则进行下一次的SSA和FFT直至信号

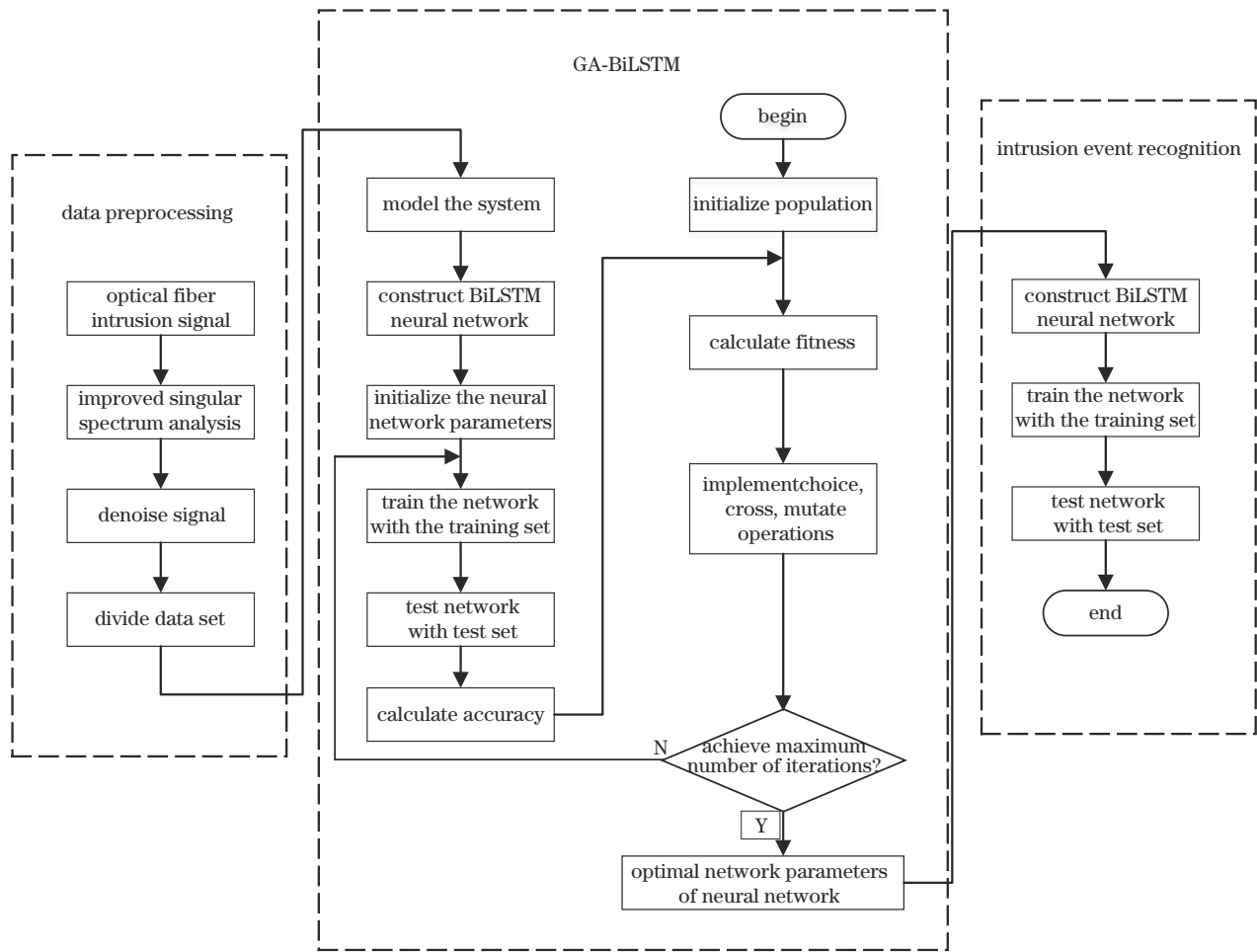


图 4 GA-BiLSTM 神经网络识别入侵事件原理图

Fig. 4 Principle diagram of GA-BiLSTM neural network recognize intrusion events

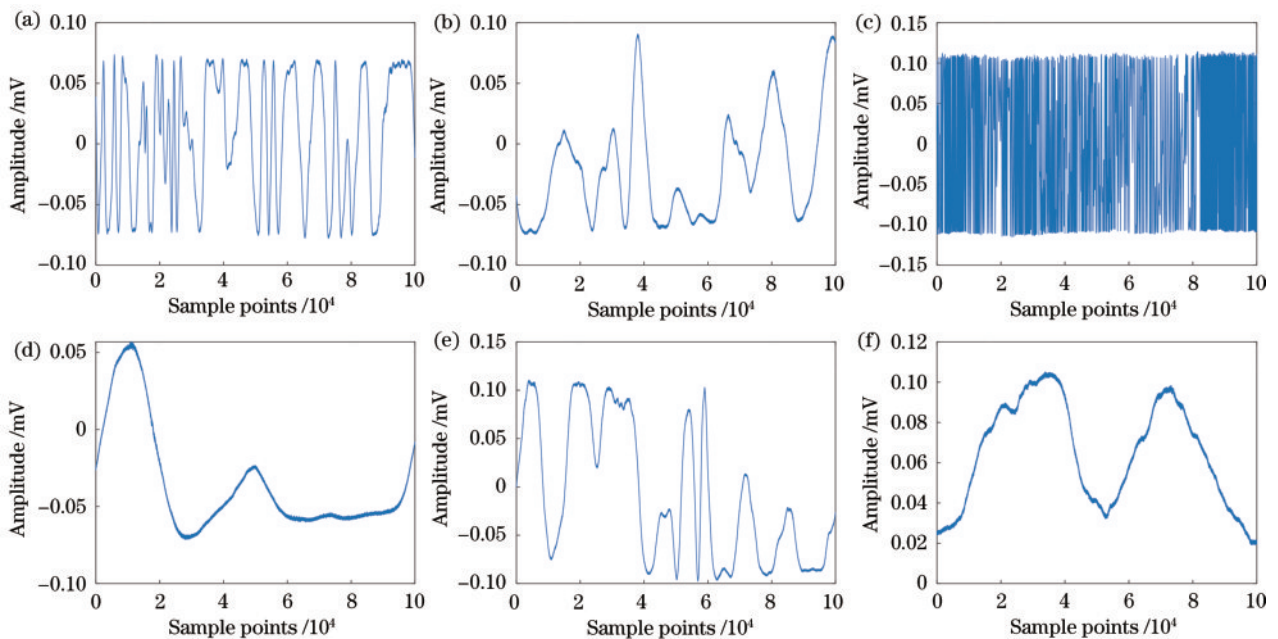


图 5 光纤周界入侵信号。(a) 攀爬; (b) 跑动; (c) 敲击; (d) 静态; (e) 大风; (f) 雨天

Fig. 5 Fiber perimeter intrusion signal. (a) Climb; (b) run; (c) knock; (d) static; (e) wind; (f) rain

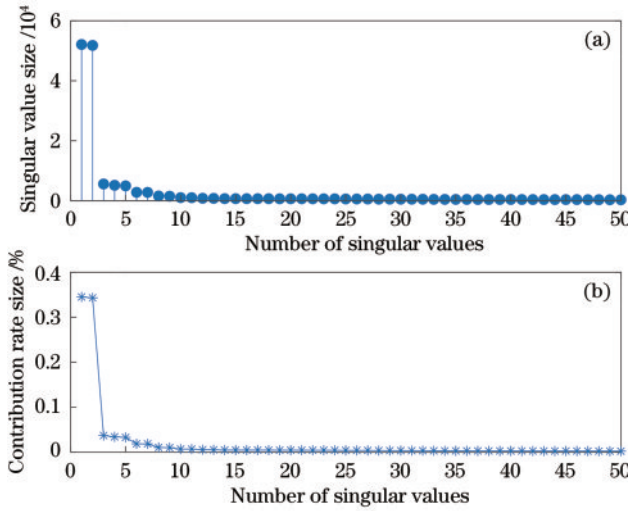


图 6 敲击信号奇异谱分析。(a)奇异值分布;(b)贡献率分布
Fig. 6 Knock signal singular spectrum analysis. (a) Distribution of singular value; (b) distribution of contribution rate

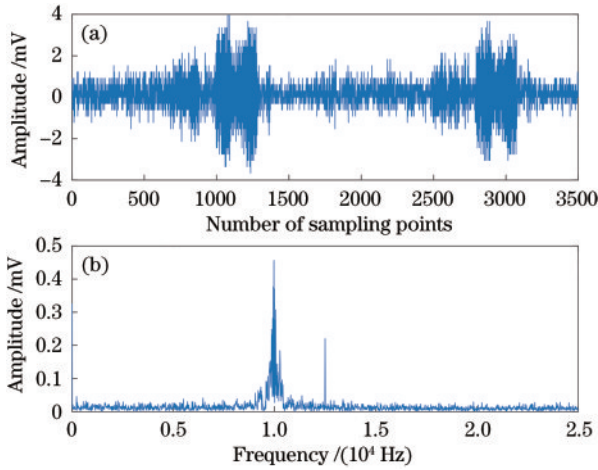


图 7 敲击信号时频分析。(a)时域;(b)频域
Fig. 7 Time-frequency analysis of knock signal. (a) Time domain; (b) frequency domain

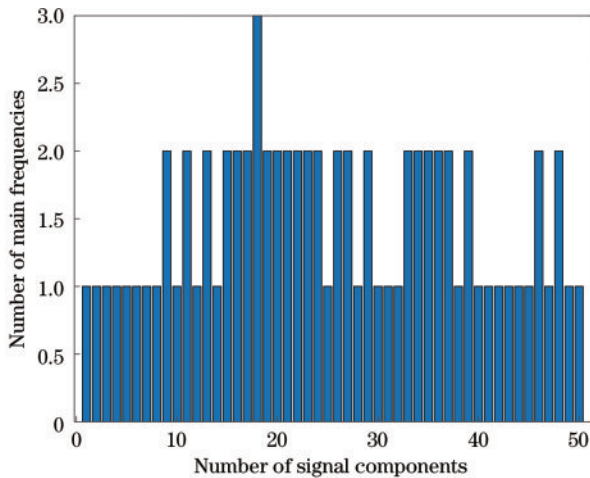


图 8 信号分量主频个数
Fig. 8 Number of main signal frequencies

分量主频个数与原敲击信号主频个数一致。如此进行 3 次循环后,若信号分量主频个数与原敲击信号主频个数仍不一致,则认为此信号分量中相邻频域噪声信号难以有效分解,代表此信号含有噪声较多,为减小计算量避免信号去噪过程陷入死循环,使用低贡献率 ($g > 80\%$) 来确定三次分解后信号分量重构的秩阶次。重构后的信号分量即为最终信号分量。

第 18 个信号分量含有 3 个波峰,下面以第 18 个信号分量为例说明,第 18 个信号分量三次循环 SSA 的时频域分析如图 9~11 所示。由图 9~11 对比可知,信号分量的波峰由最开始的 3 个降为 1 个,对比时域信号可以发现这个循环过程中滤除了信号中大部分噪声,使得信号分量的主频个数从 3 个降为了 1 个。这时信号分量的主频个数就与原敲击信号的主频个数一致,均为 1 个主频,此时认为该信号分量噪声的去除满足要求,这个分量就是最终的信号分量。

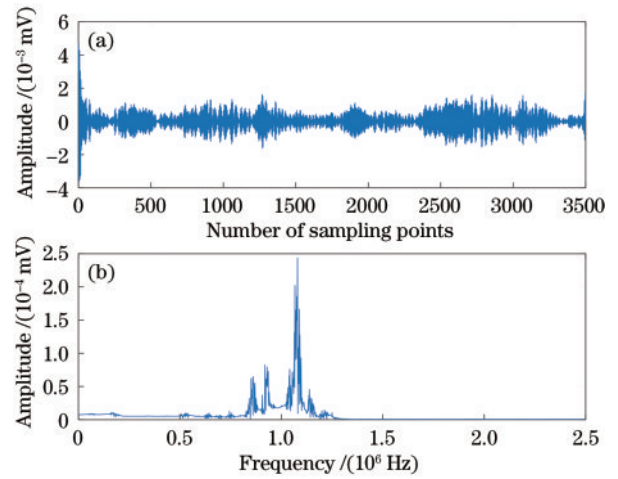


图 9 一次 SSA 后敲击信号分量时频分析。(a)时域;(b)频域
Fig. 9 Time-frequency analysis of knock signal components after one SSA. (a) Time domain; (b) frequency domain

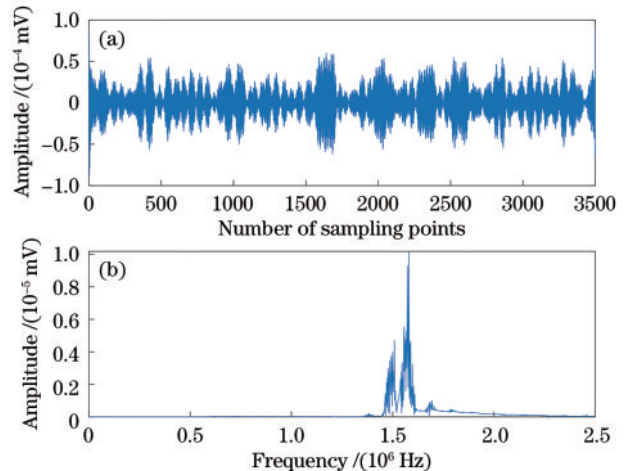


图 10 两次 SSA 后敲击信号分量时频分析。(a)时域;(b)频域
Fig. 10 Time-frequency analysis of knock signal components after twice SSAs. (a) Time domain; (b) frequency domain

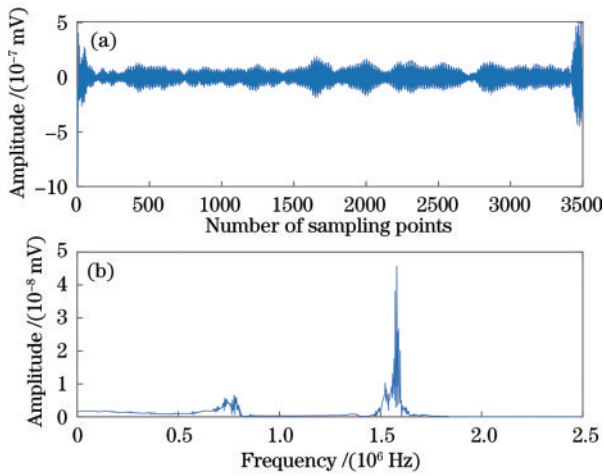


图 11 三次 SSA 后敲击信号分量时频分析。(a) 时域; (b) 频域
Fig. 11 Time-frequency analysis of knock signal components after three SSAs. (a) Time domain; (b) frequency domain

分别用上述 ISSA 方法和普通的 SSA 方法对采集到的 6 种不同类型实测信号进行去噪处理, 得到信号的平均信噪比和平均均方误差如表 2 所示。

从表 2 中数据可知, 本文方法比普通的 SSA 方法信噪比有明显提升, 平均信噪比提高了 12.79 dB, 平均均方误差略低。静态信号和雨天信号去噪效果较好, 大风信号和攀爬信号次之。更好的去噪效果可以

表 2 SSA 与 ISSA 去噪效果对比

Table 2 Comparison of denoising performance of SSA and ISSA

Denoising method	Signal type	Average signal-to-noise ratio /dB	Mean square error
SSA	Climb	38.6304	0.00160
	Run	36.2612	0.00190
	Knock	30.1120	0.00210
	Static	42.0467	0.00052
	Wind	40.4972	0.00140
	Rain	47.3670	0.00054
ISSA	Climb	50.8602	0.00120
	Run	47.1619	0.00160
	Knock	38.8160	0.00230
	Static	58.8285	0.00027
	Wind	53.9244	0.00081
	Rain	62.0710	0.00018

统计 GA-BiLSTM 神经网络和 GA-RNN 在不同进化次数下进行 50 次入侵事件的识别时间, 平均识别时间如表 3 所示。由表 3 可知, 识别时间随着进化次数的增加而增加, 在进化 120 次时, 识别时间已经基本满足实际使用要求。由图 12 和表 3 可知, 在同等的种群规模和进化次数下, GA-BiLSTM 神经网络的识别精度和算法效率高于 GA-RNN。

根据上述实验, 在平衡入侵事件精度和识别时间的情况下, GA-BiLSTM 算法的种群规模设置为 30,

为之后神经网络识别入侵事件打下良好的基础。

4.2 识别性能分析

本文识别的实验数据采用实测信号, 实验室光纤周界系统采集不同条件下的数据后首先剔除异常数据, 然后划分数据集, 实验原始数据集分为 6 个组每个组包含了 2000 个数据样本, 每个样本包含一个样本点为 1000 的样本文件, 一共 12000 个数据样本。最后利用 ISSA 法对所有数据样本进行去噪处理, 得到去噪后入侵事件数据集。

为了减少依靠经验选取遗传优化算法进化次数的弊端, 以神经网络识别精度为评价指标, 随机从去噪后入侵事件数据集选取 6 种不同类型信号各 100 组, 其中 420 组作为训练集, 180 组作为测试集进行实验。在种群规模为 30 时, 进化次数依次设为 24、72、120、240, 分别利用 GA-BiLSTM 神经网络和 GA-RNN 进行 50 次入侵事件识别。入侵事件的识别精度如图 12 所示。由图 12(c) 可知, 当进化次数为 120 次时, GA-BiLSTM 神经网络已经达到了最高识别精度, 识别精度提高了 0.92%, 而 GA-RNN 在 200 次进化时才达到最高识别精度。对比结果可以看出, 遗传优化算法弥补了传统神经网络在参数选取上依赖经验的缺点, 在一次次进化过程中寻找适合识别当前入侵事件的最佳网络结构参数, 提高识别精度。

子代规模为种群的 80%, 进化次数为 120, 变异概率为 0.1。选取 70% 的样本 (8400) 作为训练集, 30% (3600) 样本作为测试集进行实验。在经过 120 次进化后, 最佳节点数为 98、140、332, 分别对应 BiLSTM 和全连接层 1、全连接层 2 的节点数, 采用最佳节点数构建 GA-BiLSTM 神经网络。其中一次进化过程中适应度下降曲线如图 13 所示, 可以看到遗传算法在迭代中慢慢靠近最优值。

选用同一数据集, 利用 RNN、GA-RNN、BiLSTM

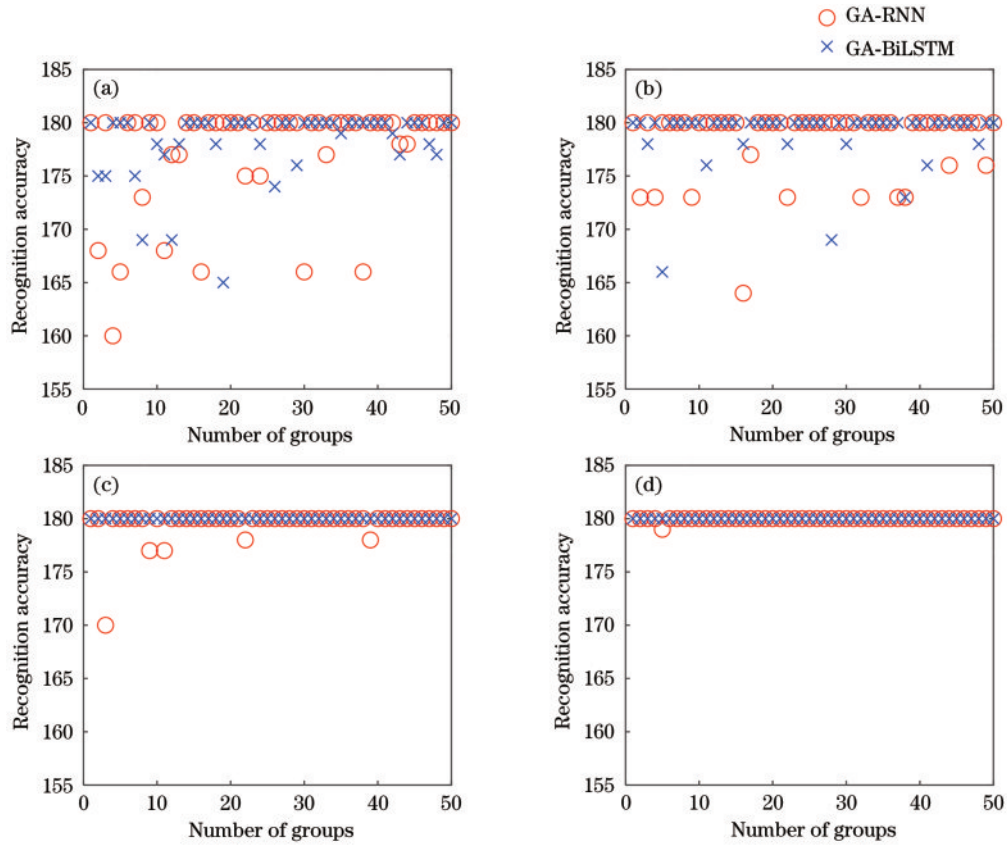


图 12 优化算法在不同进化次数下的识别精度。(a) 24 次; (b) 72 次; (c) 120 次; (d) 240 次

Fig. 12 Recognition accuracy of optimization algorithms under different evolutions. (a) 24 times; (b) 72 times; (c) 120 times; (d) 240 times

表 3 神经网络在不同进化次数下的识别时间

Table 3 Neural networks recognition time for different evolutions

unit: s

Recognition method	Evolved 24 times	Evolved 72 times	Evolved 120 times	Evolved 240 times
GA-RNN	1.62	5.66	8.37	15.83
GA-BiLSTM	1.38	4.14	5.68	10.44

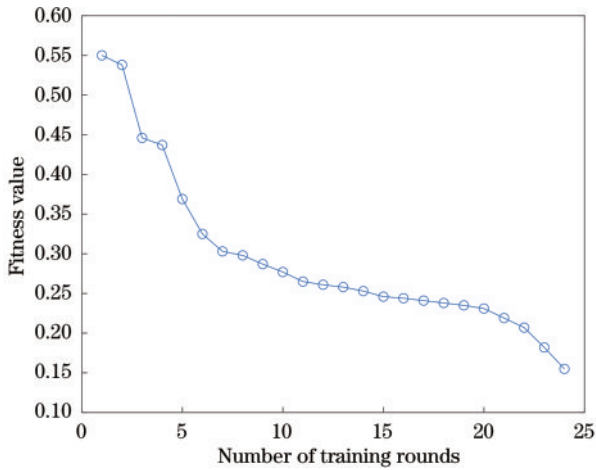


图 13 适应度变化曲线

Fig. 13 Fitness change curve

神经网络、GA-BiLSTM 神经网络对入侵事件光纤信号进行识别, 识别结果如图 14~17 和表 4 所示。由入侵事件识别混淆矩阵图来看不同类型信号识别率可

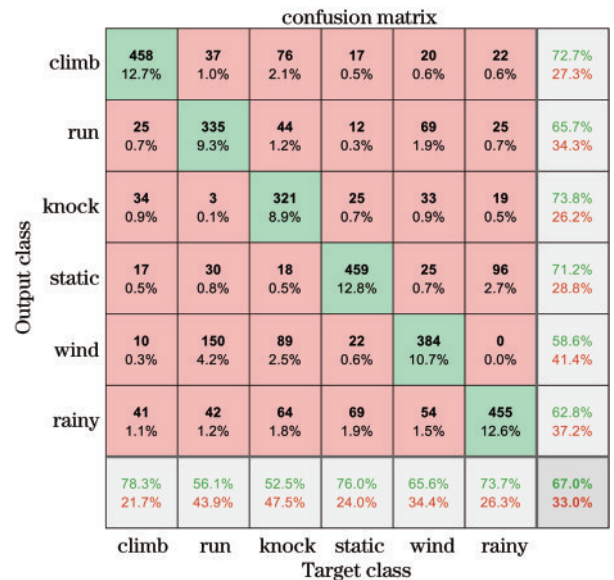


图 14 RNN 识别效果图

Fig. 14 RNN recognition effect diagram

Output class	climb	493 13.7%	42 1.2%	26 0.7%	3 0.1%	6 0.2%	10 0.3%	85.0% 15.0%
	run	45 1.2%	499 13.9%	26 0.7%	41 1.1%	16 0.4%	15 0.4%	77.7% 22.3%
	knock	9 0.2%	4 0.1%	491 13.6%	1 0.0%	5 0.1%	10 0.3%	94.4% 5.6%
	static	17 0.5%	3 0.1%	26 0.7%	541 15.0%	50 1.4%	18 0.5%	82.6% 17.4%
	wind	2 0.1%	12 0.3%	28 0.8%	0 0.0%	478 13.3%	12 0.3%	89.8% 10.2%
	rainy	19 0.5%	37 1.0%	15 0.4%	18 0.5%	30 0.8%	552 15.3%	82.3% 17.7%
		84.3% 15.7%	83.6% 16.4%	80.2% 19.8%	89.6% 10.4%	81.7% 18.3%	89.5% 10.5%	84.8% 15.2%
		climb	run	knock	static	wind	rainy	
	Target class							

图 15 GA-RNN 识别效果图

Fig. 15 GA-RNN recognition effect diagram

Output class	climb	523 14.5%	10 0.3%	10 0.3%	17 0.5%	10 0.3%	4 0.1%	91.1% 8.9%
	run	8 0.2%	563 15.6%	16 0.4%	5 0.1%	8 0.2%	3 0.1%	93.4% 6.6%
	knock	16 0.4%	13 0.4%	561 15.6%	9 0.2%	11 0.3%	3 0.1%	91.5% 8.5%
	static	14 0.4%	7 0.2%	9 0.2%	556 15.4%	5 0.1%	13 0.4%	92.1% 7.9%
	wind	15 0.4%	2 0.1%	14 0.4%	8 0.2%	549 15.2%	7 0.2%	92.3% 7.7%
	rainy	9 0.2%	2 0.1%	2 0.1%	9 0.2%	2 0.1%	587 16.3%	96.1% 3.9%
		89.4% 10.6%	94.3% 5.7%	91.7% 8.3%	92.1% 7.9%	93.8% 6.2%	95.1% 4.9%	92.8% 7.3%
		climb	run	knock	static	wind	rainy	
	Target class							

图 16 BiLSTM 神经网络识别效果图

Fig. 16 BiLSTM neural network recognition effect diagram

知,总体上敲击、跑动和静态信号识别率比较高,雨天、大风和攀爬信号识别率较低。这说明信号识别率在在一定程度上跟入侵事件造成传感光纤振动的强度呈正相关的趋势,越是使传感光纤振动强烈的信号越容易被识别出来,弱振动则有可能因为噪声的干扰而误报。混淆矩阵中输出类型对应的一行代表一个事件类型,最后的两个百分数分别为识别准确率和误报率,例如图 17,攀爬事件中最终识别结果 567 个攀爬事件识别正确,识别准确率 98.85%,误报率 1.2%。综合来看,四种类型神经网络误报率从 33.0% 下降到 15.2%、7.3%、1.9%,识别准确率最高达到 98.1%,说明 GA-BiLSTM 神经网络降低误报率效果明显。

由表 4 可知,GA-BiLSTM 神经网络识别率明显

Output class	climb	567 15.8%	2 0.1%	0 0.0%	2 0.1%	3 0.1%	0 0.0%	98.8% 1.2%
	run	11 0.3%	590 16.4%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.1%	10 0.3%	96.1% 3.9%
	knock	2 0.1%	2 0.1%	611 17.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	99.2% 0.8%
	static	2 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	599 16.6%	4 0.1%	19 0.5%	96.0% 4.0%
	wind	2 0.1%	2 0.1%	1 0.0%	0 0.0%	575 16.0%	0 0.0%	99.1% 0.9%
	rainy	1 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	2 0.1%	0 0.0%	588 16.3%	99.3% 0.7%
		96.9% 3.1%	98.8% 1.2%	99.8% 0.2%	99.2% 0.8%	98.3% 1.7%	95.3% 4.7%	98.1% 1.9%
		climb	run	knock	static	wind	rainy	
	Target class							

图 17 GA-BiLSTM 神经网络识别效果图

Fig. 17 GA-BiLSTM neural network recognition effect diagram

比其他 3 种识别方法高,其中敲击信号识别率高达 99.8%,其余信号识别率也均在 95% 以上,识别效果很好。GA-BiLSTM 神经网络相较于 RNN,识别率提高了 46.4%;相较于 GA-RNN,识别率提高了 15.7%。相较于 BiLSTM 神经网络,识别率提高了 5.7%;与 RNN 对比识别率提高较大,说明光纤周界系统采集的信号非常适合 BiLSTM 神经网络。经过优化后的神经网络识别率都有了明显提高,说明遗传算法对神经网络结构优化明显。

表 4 不同神经网络的识别效果比较

Table 4 Comparison of recognition effect of different neural networks

Signal type	RNN	GA-RNN	BiLSTM	GA-BiLSTM
Climb	78.3	84.3	89.4	96.9
Run	56.1	83.6	94.3	98.8
Knock	52.5	80.2	91.7	99.8
Static	76.0	89.6	92.1	99.2
Wind	65.6	81.7	93.8	98.3
Rainy	73.7	89.5	95.1	95.3
Average recognition rate / %	67.0	84.8	92.8	98.1

5 结 论

针对光纤周界系统在复杂环境下识别入侵事件噪声干扰严重、误报率高的问题,本文提出了基于 ISSA 和 GA-BiLSTM 神经网络的入侵事件识别方法,对不同条件下的 6 种入侵事件信号进行识别。研究表明,ISSA 方法去噪的平均信噪比达到 51.94 dB,GA-BiLSTM 的平均识别率达到 98.1%,可以准确识别入

侵信号。与该领域的 RNN 对比实验结果表明,GA-BiLSTM 神经网络更能够提高入侵事件识别率,但是在多点同时入侵识别上还存在不足,分析更多同时入侵的信号特点,提高多点同时入侵识别率是以后改进的方向。

参 考 文 献

- [1] 苑立波, 童维军, 江山, 等. 我国光纤传感技术发展路线图[J]. 光学学报, 2022, 42(1): 0100001.
Yuan L B, Tong W J, Jiang S, et al. Road map of fiber optic sensor technology in China[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(1): 0100001.
- [2] 刘德明, 孙琪真. 分布式光纤传感技术及其应用[J]. 激光与光电子学进展, 2009, 46(11): 29-33.
Liu D M, Sun Q Z. Distributed optical fiber sensing technology and its applications[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2009, 46(11): 29-33.
- [3] 赵艳夺, 王目光, 张静, 等. 高空间分辨率大带宽分布式光纤振动传感系统[J]. 光学学报, 2022, 42(19): 1906004.
Zhao Y D, Wang M G, Zhang J, et al. Distributed optical fiber vibration sensing system with high spatial resolution and wide bandwidth[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(19): 1906004.
- [4] Guo Z S, Zhao Z Y. Application of distributed optical fiber sensing technique in pile foundation monitoring[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2018, 189(5): 052074.
- [5] Yuan Q, Chai J, Zhang D, et al. Monitoring and characterization of mining-induced overburden deformation in physical modeling with distributed optical fiber sensing technology[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(4): 881-888.
- [6] Liu W K, Zhang L B, Zhou W S. Ground settlement monitoring method based on distributed optical fiber sensing technology[J]. Proceedings of SPIE, 2022, 12169: 1216991.
- [7] Ren G F, Liu Z L. An improved EMD adaptive denoising and feature extraction algorithm[C]//2019 IEEE International Conference on Signal Processing, Communication, and Computing (ICSPCC), September 20-22, 2019, Dalian, China. New York: IEEE Press, 2019.
- [8] 高建丰, 周韶彤, 何笑冬. 提升小波改进阈值算法在输气管道泄漏信号降噪处理中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(7): 223-226.
Gao J F, Zhou S T, He X D. Application of lifting wavelet improved threshold algorithm in noise reduction processing of gas pipeline leakage signal[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(7): 223-226.
- [9] 刘迪, 杨志强, 王德娟, 等. 磁悬浮陀螺转子信号的局部均值分解降噪研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1): 20-27.
Liu D, Yang Z Q, Wang D J, et al. Research on noise reduction of rotor signal of maglev gyroscope based on local mean decomposition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(1): 20-27.
- [10] 张倩, 王涛, 赵婕茹, 等. 基于局部均值分解的布里渊光时域分析传感系统降噪算法[J]. 光学学报, 2021, 41(13): 1306009.
Zhang Q, Wang T, Zhao J R, et al. Denoising algorithm for Brillouin optical time-domain analysis sensing systems based on local mean decomposition[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(13): 1306009.
- [11] 戴前伟, 丁浩, 张华, 等. 基于变分模态分解和奇异谱分析的 GPR 信号去噪[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(3): 701-712.
Dai Q W, Ding H, Zhang H, et al. Noise reduction method of GPR signal based on VMD-SSA[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(3): 701-712.
- [12] 刘向锋, 黄庚华, 张志杰, 等. 高分七号激光测高中全波形回波数据的 EMD 降噪[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(11): 20200261.
Liu X F, Huang G H, Zhang Z J, et al. Noise reduction based on empirical mode decomposition for full waveforms data of GaoFen-7 laser altimetry[J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(11): 20200261.
- [13] 石志炜, 张丽萍. 基于改进小波包阈值降噪的滚动轴承故障分析[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(5): 58-63.
Shi Z W, Zhang L P. Fault analysis of rolling bearing based on improved wavelet packet threshold denoising [J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(5): 58-63.
- [14] 徐厦, 李水艳. 基于奇异谱分析和改进萤火虫算法优化 BP 神经网络的时间序列预测[J]. 河南科学, 2021, 39(9): 1377-1382.
Xu X, Li S Y. Time series prediction by optimized BP neural network based on singular spectrum analysis and improved firefly algorithm[J]. Henan Science, 2021, 39(9): 1377-1382.
- [15] 尚秋峰, 巩彪. 光纤周界系统振动信号识别算法研究进展[J]. 光通信技术, 2021, 45(5): 16-20.
Shang Q F, Gong B. Research progress on vibration signal recognition algorithm for optical fiber perimeter system[J]. Optical Communication Technology, 2021, 45(5): 16-20.
- [16] 贾徐庆, 张琳, 李杰. 用于安全告警的光纤周界入侵振动信号智能识别[J]. 激光杂志, 2021, 42(6): 108-111.
Jia X Q, Zhang L, Li J. Intelligent identification of optical fiber perimeter intrusion vibration signal for safety alarm[J]. Laser Journal, 2021, 42(6): 108-111.
- [17] 熊兴隆, 冯磊, 刘佳, 等. 基于改进变分模态分解的 Φ -OTDR 信号去噪方法[J]. 半导体光电, 2020, 41(3): 400-405.
Xiong X L, Feng L, Liu J, et al. De-noising method of Φ -OTDR signal based on improved variational mode decomposition[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2020, 41(3): 400-405.
- [18] 马愈昭, 王瑞松, 熊兴隆. 基于 BLCD 分解与 ACO-DBN 网络的光纤振动信号识别[J]. 光子学报, 2021, 50(2): 0206003.
Ma Y Z, Wang R S, Xiong X L. Fiber-optic vibration signal recognition based on BLCD decomposition and

- ACO-DBN network[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(2): 0206003.
- [19] 梅建华, 云利军, 朱小鹏. 基于长短期记忆网络的红外人体步态识别方法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(8): 0811005.
Mei J H, Yun L J, Zhu X P. Infrared human gait recognition method based on long and short term memory network[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(8): 0811005.
- [20] Zhang P H, Li Z H, Zou L, et al. Optimization of grinding process parameters based on BILSTM network and chaos sparrow search algorithm[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*, 2022, 236(4): 1693-1701.
- [21] 杨思瑞, 白海清, 鲍骏, 等. 基于回归分析和遗传算法优化的BP神经网络熔覆层形貌预测[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(21): 2114002.
Yang S R, Bai H Q, Bao J, et al. Prediction of cladding layer morphology by BP neural network based on regression analysis and genetic algorithm optimization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(21): 2114002.