

基于灰狼算法优化支持向量机的电力光纤状态监测方法

陈锦山¹,王新澜¹,陈端云²,吴诗雨^{1*},王林芳³,余斯航¹,赵丽娟⁴

(1.国网福建省电力有限公司 电力科学研究院,福州 350007;2.国网福建省电力有限公司,福州 350003;

3.国网福建省电力有限公司 厦门供电公司,福建 厦门 361004;4.华北电力大学 电子与通信工程系,河北 保定 071003)

摘要:为了提升基于光时域反射仪(OTDR)光纤异常事件识别的准确率,提出一种基于灰狼算法优化支持向量机(GWO-SVM)的电力光纤状态监测方法。该方法首先利用小波变换实现OTDR测得背向瑞利散射信号的降噪和定位,再以事件发生处的归一化背向瑞利散射信号为特征量,利用GWO-SVM对事件类型进行识别。其中,GWO能优化SVM的核心参数,从而提高模型识别的准确率。实验结果表明,SVM和粒子群算法优化支持向量机(PSO-SVM)方法平均分类准确率分别为97.4%和98.72%,而本文提出的GWO-SVM高达99.36%,较前两者分别提升了1.96%和0.97%。

关键词:状态监测;光时域反射仪;支持向量机;灰狼算法

中图分类号:TN914 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-5561(2025)06-0080-05

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2025.06.015

Power optical fiber condition monitoring method based on grey wolf optimizer-support vector machine

CHEN Jinshan¹, WANG Xinlan¹, CHEN Duanyun²,

WU Shiyu^{1*}, WANG Linfang³, YU Sihang¹, ZHAO Lijuan⁴

(1. Electric Power Research Institute, State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd., Fuzhou 350007, China;

2. State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd., Fuzhou 350003, China;

3. Xiamen Power Supply Company, State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd., Xiamen Fujian 361004, China;

4. Department of Electronic and Communication Engineering, North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China)

Abstract: To improve the accuracy of optical fiber anomaly event identification based on optical time domain reflectometer (OTDR), a power optical fiber condition monitoring method based on grey wolf optimizer-support vector machine (GWO-SVM) is proposed. This method first uses wavelet transform to denoise and locate the backscattered Rayleigh signal measured by OTDR. Then, using the normalized backscattered Rayleigh signal at the event location as the feature vector, GWO-SVM is employed to identify the event type. The GWO is used to optimize the core parameters of the SVM, thereby improving the model's discrimination accuracy. Experimental results show that the average identification accuracies of the SVM and particle swarm optimization-SVM (PSO-SVM) methods are 97.4% and 98.72% respectively, while the proposed GWO-SVM method achieves an accuracy of 99.36%, representing improvements of 1.96% and 0.97% over the former two methods, respectively.

Key words: condition monitoring, optical time domain reflectometer, support vector machine, grey wolf optimizer

收稿日期:2024-12-04。

基金项目:国网福建省电力有限公司科技项目(521304240015)资助。

作者简介:陈锦山(1986—),男,硕士,高级工程师、高级技师。主要研究方向包括电力通信、控制与保护及网络安全。已授权国家发明专利44项,发表科技论文20余篇,参与编写专著3部,获地市级及以上科技创新奖励20余项,其中包括电力建设科技进步奖等。

***通信作者:**吴诗雨(1998—),女,硕士,助理工程师,研究方向为电力系统自动化及通信。



0 引言

电力光纤通信是保障电力系统各环节有序调度的重要手段,其维护与管理至关重要。然而,传统的光纤维护方式存在维修历时长、自动化水平低、维护模式被动等问题,不利于异常事件的快速排除。光时域反射仪(OTDR)能够采集光纤中的瑞利散射光信号,通过分析该信号反映的光纤状态,可检测是否存在弯折、连接器等事件,从而实现对电力光纤异常情况的及时发现与处理^[1]。

光纤状态监测本质上是分析OTDR所测背向瑞利散射信号的过程,主要包括事件定位与事件识别2个步骤。目前,事件定位常采用最小二乘法^[2]、短时傅里叶变换^[3]、小波变换^[4]等方法,相关技术已较为成熟。在事件类型识别方面,孔衡等人^[5]提出利用互相关方法判断事件类型,但该方法中参考迹线的选取直接影响识别精度,在实际应用中存在一定局限性。随着人工智能技术的发展,其在分类与识别任务中表现优异,部分研究团队尝试将其应用于OTDR事件类型识别。陈诚等人^[6]提出采用径向基函数网络进行识别,但该研究仅将其用于判断断裂位置是否为误判,并未进一步探索其它异常事件的识别。此外,由于支持向量机(SVM)在分类任务中表现突出,有研究团队将其引入OTDR事件类型识别^[7]。相较于前述方法,SVM具有更高的准确性,但其性能很大程度上依赖于惩罚参数与核函数类型的设置,通常需通过大量实验调参,不仅耗时,也难以充分发挥SVM的性能潜力。为解决该问题,有研究提出采用粒子群算法优化支持向量机^[8](PSO-SVM)用于 Φ -OTDR事件识别,利用PSO对SVM的惩罚参数与核函数进行寻优。然而,PSO迭代速度较慢,全局优化能力有限,易陷入局部最优。相比之下,灰狼优化算法(GWO)具有更强的全局搜索能力,在性能上优于PSO^[9]。此外,文献[8]仅验证了PSO-SVM在 Φ -OTDR事件识别中的优势,其在OTDR事件识别中的可靠性仍需进一步验证。

针对上述问题,本文提出一种基于GWO-SVM的电力光纤状态监测方法(下文简称GWO-SVM方法),利用GWO实现对SVM中惩罚参数与核函数的最优配置。

1 GWO-SVM方法原理

1.1 小波变换

小波变换因其操作简便且效果优异,被广泛用于信号降噪处理^[10]。针对OTDR测得的背向瑞利散射信号,小波变换能有效抑制噪声,降低其对事件识别与定位的干扰。本文选用“Symlet”小波函数(设定分解层数为5层,消失矩为8)对瑞利散射信号进行小波变换。为验证小波变换的性能,本文对实测瑞利散射信号进行了降噪处理。实验采用聚联G-Link公司TR800型OTDR系统,对2段以法兰连接的单模光纤(长度分别为979.26 m与1 924.34 m)中的背向瑞利散射信号进行采集,系统原理如图1所示。利用小波变换对OTDR系统采集的原始信号进行降噪处理,结果如图2

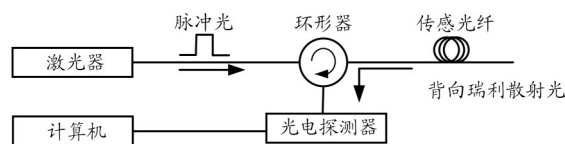


图1 OTDR系统原理图

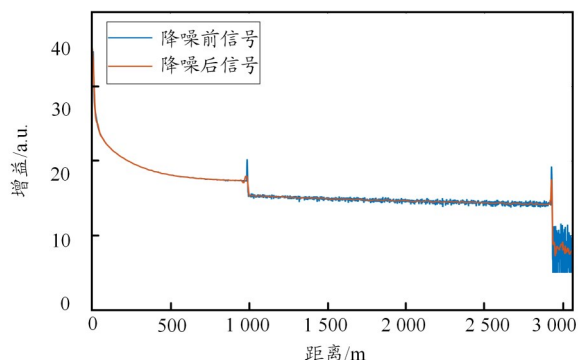


图2 小波变换降噪前后的OTDR测得的背向瑞利散射信号

所示。可以看出,小波变换有效去除了大量噪声,使降噪后的瑞利散射信号更为平滑,便于后续数据处理与事件定位。

标准差可用于反映数据波动程度,因此可借助其寻找信号中的突变点。本文将瑞利散射信号中连续11个数据定义为一个数组,使用图2中的6 000个数据共构建5 990个数组,并计算降噪后信号中各数组的标准差,结果如图3所示。可以看出,事件发生位置的数据波动明显大于其它区段。通过统计分析,将判断阈值设定为0.3 a.u.,若某处标准差超过该阈值,则在其邻近100个标准差中寻找最大值,以确定事件发生位置,完成定位。与图2相比,可以看出小波变换使信号曲线更为平滑,显著降低了误判可能性。考虑到噪声信号幅值通常较低,本文设定当连续300个背向瑞利散射信号的强度平均值低于10 a.u.时,判定该段为噪声。采用上述方法,能够高效、准确地识别瑞利散射信号中的突变点,从而实现异常事件的可靠定位。

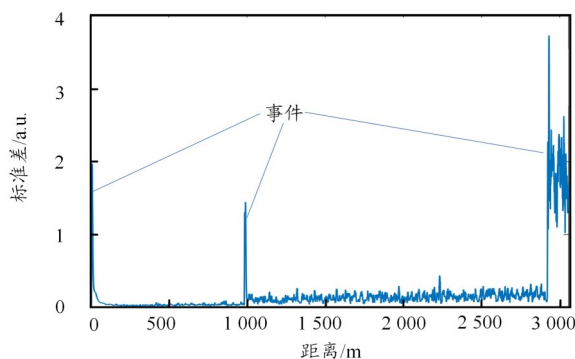


图3 降噪后的瑞利散射信号标准差

1.2 GWO-SVM

SVM方法突破了传统经验风险最小化原则,转而追求结构风险最小化,因而具备较强的泛化能力,在小样本训练场景中表现出色,现已被广泛应用于模式识别与分类任务中^[11]。在SVM训练过程中,惩罚参数与核函数参数的选取直接影响其识别性能^[8]。盲目选择参数将导致SVM无法达到最佳性能,因此如何实现参数优化成为提升SVM性能的关键问题。

GWO是一种由MIRJALILI S等人提出的元启发式方法^[12]。该算法模拟自然界中灰狼的等级制度与捕猎行为,是一种新型群体智能算法。得益于其简单性与高效性,GWO已被广泛应用于函数优化、机器学习、特征选择等多种优化问题中。GWO根据社会等级将灰狼个体划分为4类: α 、 β 、 δ 和 ω ,分别代表最优解、次优解、第三优解以及其它候选解。包围猎物(寻找最优解)的数学模型可表述如下:

$$\vec{D} = |\vec{C} \times \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (1)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \times \vec{D} \quad (2)$$

其中, $\vec{D}$ 为灰狼与猎物之间的距离向量, $\vec{X}_p(t)$ 为猎物当前位置向量, $\vec{X}(t)$ 为当前搜索狼个体的位置向量, $\vec{X}(t+1)$ 为下一代搜索狼更新后的位置向量, t 为迭代次数; $\vec{A}$ 和 $\vec{C}$ 为狩猎系数向量,其表达式如下:

$$\vec{A} = 2\vec{a} \times \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (3)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (4)$$

其中,系数向量 $\vec{a}$ 在迭代过程中从2线性递减到0; $\vec{r}_1$ 和 $\vec{r}_2$ 为[0, 1]区间内的随机系数向量。

灰狼可以搜索猎物的位置并猎杀它们,通常由 α 、 β 和 δ 狼来引导,在每次迭代中更新所有狼群的位置。

综上所述,GWO具备高效的全局搜索能力。因此,本文采用GWO对SVM的惩罚参数与核函数参数进行优化,以寻求其全局最优解。本文所提出的GWO-SVM方法流程图如图4所示。

流程始于初始化灰狼种群。随后,在循环中,系统会使用每个灰狼个体所代表的参数(惩罚因子和核函数参数)来训练SVM,并计算其适应度。通过比较适应度,不断更新灰狼种群的位置,以寻找更优的SVM参数。当满足终止条件(如达到最大迭代次数或解已收敛)后,循环结束。系统输出由灰狼算法找到的最优惩罚因子和核函数参数,利用这些参数训练出最终的SVM模型。最后,将测试集输入该优化后的模型,完成事件分类任务。

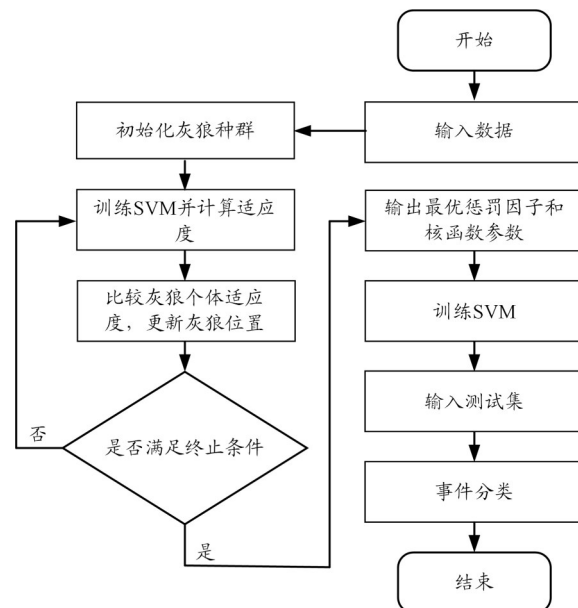


图4 GWO-SVM方法流程图

2 数据采集及预处理

本文采用OTDR系统进行数据采集。实验中分别使用波长为1 310 nm与1 550 nm的激光器发射脉冲光,脉冲宽度设置为10 ns,测量时间为1 min。为提升信噪比,将测量时间内获取的全部数据进行叠加平均处理,最终得到高质量的背向瑞利散射信号。实验所用传感光纤均为单模光纤。为获取多种工况下的瑞利散射信号,本文设置了如图5所示的不同传感光纤布线场景。在这种布线场景中,除改变接线方式外,

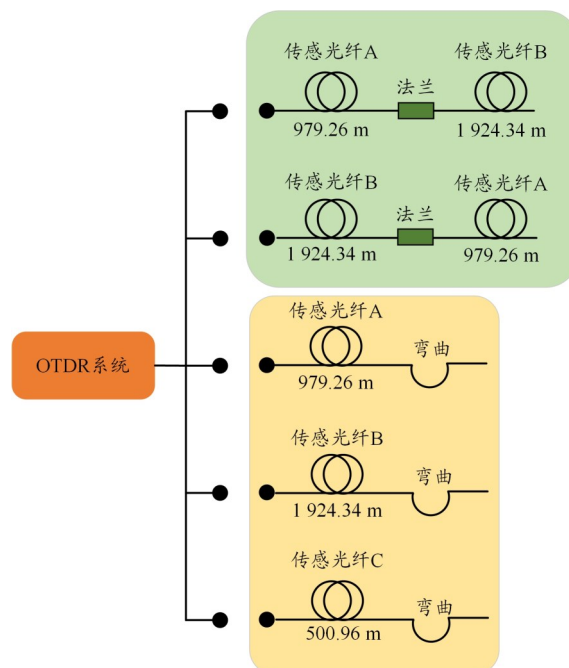


图5 传感光纤的布线场景

还通过多次更换法兰器件、调节法兰器件松紧程度以及改变光纤弯曲程度等方式,进一步增强数据的多样性。

在获取包含事件的瑞利散射信号后,采用第1.1节所述的小波变换方法进行事件定位。所识别的事件类型包括:光纤起点、法兰连接、光纤弯折与光纤终点。

完成事件定位后,需在事件发生位置处提取特征量。本文直接以该位置的瑞利散射信号作为特征,利用其携带的信息推断事件类型。考虑到小波降噪可能引起信号轻微畸变并损失部分细节,GWO-SVM的输入采用降噪前的瑞利散射数据,具体为以突变点为中心截取的101个背向瑞利散射数据点。为加快模型收敛速度,对事件处的瑞利散射信号按式(5)进行归一化处理。

$$I = (I_i - I_{\min}) / (I_{\max} - I_{\min}) \quad (5)$$

其中, I_i 为截取出数据中第*i*个采样点的幅值, I 为归一化后的值, $I_{\min}$ 和 $I_{\max}$ 分别为截取数据中的最小和最大幅值。

通过对瑞利散射信号进行截取与归一化处理,最终得到312组有效样本。采用随机抽样方法将样本划分为训练集与测试集,划分比例为50%:50%。

3 实验结果和分析

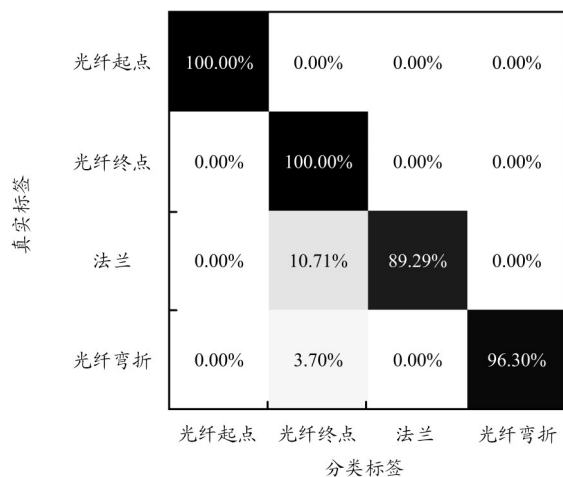
为验证所提方法的优越性,本文采用第2节所构建的训练集与测试集,分别对SVM、PSO-SVM及GWO-SVM模型进行训练与测试。参考文献[13-14],将PSO与GWO优化过程中惩罚参数的上下界分别设定为0.01和20,核函数参数的上下界设定为0.001和20。PSO的粒子群规模与GWO的狼群规模均设为30,最大迭代次数统一设置为50。作为对比,标准SVM的惩罚参数设定为1,核函数参数则由Matlab自动寻优确定。

采用SVM默认参数及经PSO与GWO优化后的参数,分别构建3种分类器,其事件平均分类准确率如表1所示。可以看出,本文提出的GWO-SVM方法平均分类准确率最高,达到99.36%,表明GWO-SVM能够更有效地实现OTDR信号中的事件识别。3种分类

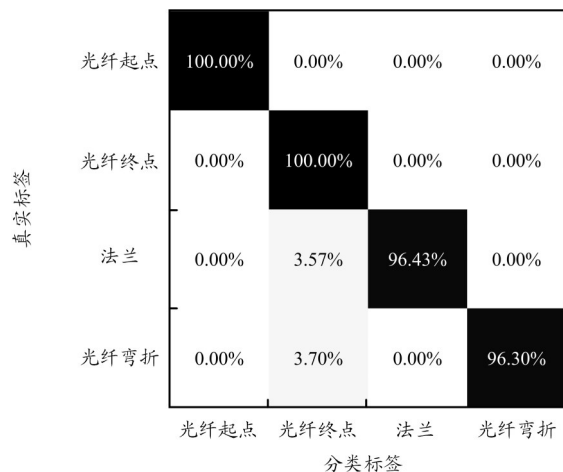
表1 3种分类器的事件平均分类准确率

分类器	平均分类准确率/%
SVM	97.4
PSO-SVM	98.72
GWO-SVM	99.36

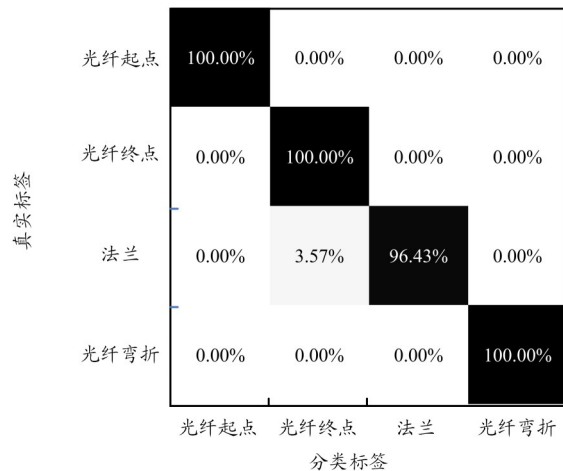
器的归一化混淆矩阵如图6所示。分析可知,GWO-SVM对各类事件的平均识别准确率均不低于SVM与PSO-SVM,尤其在光纤弯折事件的识别上优势显著,进一步体现了GWO-SVM方法的优越性。



(a) SVM



(b) PSO-SVM



(c) GWO-SVM

图6 3种分类器的归一化混淆矩阵

4 结束语

本文提出了一种基于GWO-SVM方法。实验结果表明,SVM方法与PSO-SVM方法的识别准确率分别为97.4%与98.72%,而本文所提出的GWO-SVM方法识别准确率最高,达到99.36%,较前两者分别提升1.96%与0.97%,且在光纤弯折事件的识别中表现尤为突出。本方法在电力光纤状态监测中具备较高的实际应用价值。

参考文献:

- [1] DUCKEY L, HOSUNG Y, PILHAN K, et al. SNR enhancement of OTDR using biorthogonal codes and generalized inverses[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2005, 17(1): 163-165.
- [2] 仇谷烽,高稚允. 基于小波变换和最小二乘法的光纤衰减特性分析[J]. 光学技术, 2000, 26(5): 464-466.
- [3] 满晓晶,董毅,何浩,等. 基于短时傅里叶变换的光时域反射计(OTDR)事件分析[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(9): 2121-2125.
- [4] 周宏晟. 小波变换在光缆监测系统中的应用[D]. 北京: 北京交通大学, 2008.
- [5] 孔衡. 光时域反射的事件分析算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
- [6] 陈诚,肖逸,李爱东,等. 基于RBF神经网络的OTDR小波分析算法[J]. 光通信技术, 2017, 41(2): 21-24.
- [7] 陈晓娟,李鑫蕾,王胜达,等. 一种OTDR曲线数据分析方法[J]. 光通信技术, 2018, 42(10): 5-7.
- [8] 朱宗玖,王宁. 基于PSO-SVM的 Φ -OTDR系统模式识别研究[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(12): 5023-5029.
- [9] YING S S, SUN Y C, FU C T, et al. Grey wolf optimization based support vector machine model for tool wear recognition in fir-tree slot broaching of aircraft turbine discs[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2022, 36(12): 6261-6273.
- [10] HONÓRIO B C Z, DRUMMOND R D, VIDAL A C, et al. Well log denoising and geological enhancement based on discrete wavelet transform and hybrid thresholding[J]. Energy Exploration & Exploitation, 2012, 30(3): 417-433.
- [11] WANG M J, CHEN Y F, ZHANG X A, et al. Roller bearing fault diagnosis based on integrated fault feature and SVM[J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2022, 10(3): 853-862.
- [12] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [13] BIAN X, ZHANG Q, ZHANG L, et al. A grey wolf optimizer-based support vector machine for the solubility of aromatic compounds in supercritical carbon dioxide[J]. Chemical Engineering Research & Design, 2017, 123: 284-294.
- [14] LIU Z Y, KOU J, YAN Z X, et al. Enhancing XRF sensor-based sorting of porphyritic copper ore using particle swarm optimization-support vector machine (PSO-SVM) algorithm[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2024, 34(4): 545-556.