doi:10.13756/j.gtxyj.2026.260033.
光传感与检测技术
张磊,李越文,施羿.数据受限下的分布式光纤事件识别方法研究进展[J].光通信研究,2026(5):229-239.
Zhang L, Li Y, Shi Y. Research Progress on Distributed Fiber Optic Event Recognition Methods Under Data Constraints[J]. Study on Optical Communications, 2026(5):229-239.

数据受限下的分布式光纤事件识别方法研究进展

张 磊[1],李越文[2],施 羿[3]
(1.国家能源集团宁夏电力公司,银川 750001; 2.国能宁夏六盘山能源发展有限公司,宁夏 固原 756000;
3.汕头大学工学院,广东 汕头 515063)

摘要:分布式光纤振动(DAS)/声波传感技术凭借独特的全域分布式动态感知优势,已在众多工业场景落地。深度学习显著提升了光纤传感事件识别的精度,但实际工程中监测事件样本稀缺、类别分布失衡,极易造成网络泛化性能劣化。文章系统梳理数据受限场景下分布式光纤事件识别相关研究,聚焦数据扩增、迁移学习两大主流技术路线,剖析各类方案核心机理、优势与现存技术瓶颈,并对未来发展方向予以展望,为该领域后续研究提供系统性参考。
关键词:分布式光纤振动/声波传感;数据受限;事件识别
中图分类号:TP212 **文献标志码**:A

Research Progress on Distributed Fiber Optic Event Recognition Methods Under Data Constraints

ZHANG Lei[1], LI Yuewen[2], SHI Yi[3]
(1. CHN Energy Ningxia Power Co., Ltd., Yinchuan 750001, China; 2. CHN Energy Ningxia Liupanshan Energy Development Co., Ltd., Guyuan 756000, China; 3. Shantou University, College of Engineering, Shantou 515063, China)

Abstract: Due to the dynamic monitoring capability, Distributed Acoustic Sensing (DAS) has been widely deployed in various industrial scenarios. Deep learning greatly boosts the event detection accuracy of fiber sensing systems. Nevertheless, practical engineering suffers from limited labeled samples and imbalanced class distribution, which severely degrades the generalization of deep neural networks. This paper systematically reviews state-of-the-art distributed fiber event recognition algorithms under data scarcity. Two mainstream technical frameworks, i.e., data augmentation and transfer learning, are elaborated in detail. We analyze the core mechanisms, merits and technical bottlenecks of each method, and prospect future research trends, offering comprehensive references for follow-up investigations.
Key words: DAS; data constraints; event recognition

0 引 言

分布式光纤振动/声波传感系统凭借其动态响应能力强、分布式感知、抗电磁干扰和易于部署等优势,广泛应用于周界安防[1-3]、地震波监测[4]、油气管道安全预警[5-8]、铁道安全监测[9]、地下隧道和海底电缆监测[10]和工程结构健康监测[11-13]等领域。其直接感知外界振动或声音信号,需进行事件识别才能获得外界扰动事件的类别及属性。深度学习技术的引入极大增强了分布式光纤振动/声波传感系统的事件识别能力,多种网络结构被提出并应用于光纤传感事件识别,如双向门控循环单元卷积神经网络(Bidirectional Gated Recurrent Unit Convolutional Neural Network, CNN-BiGRU)[14],长短期记忆卷积神经网络(Long Short-Term Memory Convolutional Neural Network,CNN-LSTM)[15],所见即所得网络(You Only Look Once Network,YOLO)[16],亚历克斯网络(AlexNet)[17],一维卷积神经网络(1 Dimensional Convolutional Neural Network, 1D-CNN)[18]等,均取得了较好的事件识别测试效果。但神经网络往往需要大量数据训练才能获得优秀的事件识别能力,尤其在网络层数增加后,所需的训练数据量也对应增加,若训练数据本身较少,则深度神经网络可能陷入过拟合问题,导致泛化性能下降。虽然正则化机制、随机失活机制以及残差机制能在一定程度上抑制网络的过拟合问题,但网络的训练仍然对训练数据的基础规模提出了要求。分布式光纤振动/声波传感技术作为特种传感技术,常应

收稿日期:2026-01-29; 修回日期:2026-04-01; 纸质出版日期:2026-10-10
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61801283);国能宁夏六盘山能源发展有限公司资助项目(E770200006)
作者简介:张磊(1982-),男,宁夏银川人。高级工程师,硕士,主要研究领域为电力技术及光纤传感技术。
通信作者:施羿,副教授。E-mail:shy_xflx@163.com
© Editorial Office of *Study on Optical Communications*. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

用于一些特殊的场合，如在结构健康监测中捕捉结构破损声发射信号、在地质监测中监听山体滑坡信号、在海缆健康监测中监听锚害信号等。这些被监测事件通常发生率低，其真实信号甚至难以获得，因此需要进一步研究和开发在数据量不足（通常为单类样本数量小于100时）或数据缺失条件下的事件识别方法。本文结合深度学习技术的发展，综述了在数据受限条件（包括数据不足、数据不平衡和数据缺失）下现有的分布式光纤事件识别技术。

1　基于数据扩增技术的识别方法

当数据数量不足时，较少的数据难以在特征空间中实现对数据分布的有效描述，将导致基于深度学习的事件识别技术难以学习到目标数据分布，从而导致识别效果不理想。更有甚者，经过多轮训练，较深的识别网络往往体现出过拟合状态，导致识别效果进一步降低。通过数据扩增方法增加数据样本的绝对数量，能在很大程度上缓解数据不足问题，但扩增数据的质量、可靠性和多样性将直接影响识别网络的最终训练效果，这也成为数据扩增技术的研究重点。另外，各类事件数据不平衡也属于数据不足的情况之一，通过对少数类的样本数据进行扩增，增加少数类的训练样本数量，可缓解或解决数据分布不平衡的问题。需要指出的是，数据扩增方法并不能无限增加最终的网络识别率，当数据增量达到一定程度后，最终识别率将不再随着数据量的增加而增加，即达到饱和。

1.1　基于传统图像/时域波形的数据扩增技术

通常光纤传感数据为一维时域波形数据或二维时空图谱数据。一维时域波形数据经过时频分析，如短时傅里叶变换、梅尔谱分析、格拉姆角场变换、递归图变换、马尔可夫转移场变换、相对位置矩阵变换等，也能产生二维数据，因此，可以直接采用传统图像或波形的数据扩增方法以增加数据的绝对数量，如应用于一维数据扩增的拉伸法[19]、平移法[20]、随机噪声法[21]、数据混叠法[22]，自动增强[23]、随机增强[24]、混合增强[25]等，以及应用于二维数据扩增的翻转法、旋转法、缩放法、透视变换法、仿射法、裁切法[26]、颜色扰动法等。

传统数据扩增方法能提升样本的绝对数量且不会改变事件语义，有助于平滑神经网络损失函数的参数空间中的崎岖度，适用范围广泛。在分布式光纤传感中使用传统数据扩增方法的文献对比如表1所示。文献[19]使用光强与相位堆叠卷积神经网络，将探测光强和光相位同时作为输入，并进一步使用时间拉伸和旋转转移进行数据扩增，在10类振动事件上实现了88.2%的分类准确率；文献[20]使用光纤传感数据制作二维梅尔谱图样本，利用时间拉伸、旋转平移进行数据扩增，对3类独立事件及4类混叠事件进行识别，实现了92%的平均分类准确率；文献[26]则结合多种方法进行了多方位数据扩增，其根据分布式光纤传感信号特性设计了信噪比控制增强方法（SNR-control Data Augmentation，SDA）、平移控制增强方法（Translation-control Data Augmentation，TDA）和混合增强方法（Mixup Data Augmentation，MDA），在低信噪比、输入偏移和事件混叠的复杂条件下，将入侵事件识别准确率提升至85%，较传统分类方法事件识别准确率提高了20%，显著降低了误报率。其中，SDA方法是专门针对光纤分布式传感信号设计的增强方法，其目的在于精确控制信号的信噪比（Signal to noise ratio，SNR），通过生成具有特定SNR的合成样本，减少训练与测试数据的分布不匹配，提升模型在低SNR条件下的鲁棒性，其主要步骤在于定位信号帧中信息最丰富的有效振动部分和添加特定强度的噪声；TDA方法是多种传统时序数据扩增方法的组合，包括时间缩放和时间平移，主要用于提升识别模型对时间动态特征的鲁棒性；MDA方法是将两个

表1　使用传统数据扩增方法的文献对比

Table 1　Literature comparison of conventional data augmentation methods

文献	年份	数据类型	初始数量	扩增后数量	扩增方法	准确率	提高	其他
[19]	2021	一维时域，9类	总共501	总共4 008	拉伸法和平移法	88.2%	5.2%	转为梅尔谱图
[20]	2022	一维时域，3类单事件及4类混叠事件	每类50，总共350	每类400，总共2 800	拉伸法和平移法	92.0%	—	转为梅尔谱图
[26]	2024	一维时域，7类	总共4 151	—	SDA、TDA和MDA	85.0%	20%	应用于低SNR场景
[27]	2025	一维时域，5类	总共3 713	—	随机裁剪与调整大小、颜色失真、高斯模糊	92.2%	—	转为傅里叶时频谱

样本进行线性组合以获得混合新样本，其样本标签也以同样的权重进行线性组合，以获得混合样本的新标签，该操作本质上已改变了样本数据的特征分布，旨在提升模型的线性响应能力。文献[27]在对比学习方法引入传统数据扩增方法，使5类事件识别准确率提升至92.2%。

上述传统数据扩增方法主要使用加噪、变形和堆叠等操作解决深度学习网络在学习中对数据形状变化的适应性，重在解决网络的训练过拟合问题，并不显著增加样本或数据特征的多样性，可以被广泛应用在数据不足或数据分布失衡的场景中，也可与后续的其他数据扩增方法连用，完成初级数据扩增任务。

1.2　基于GAN数据生成的数据扩增技术

生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)是一种基于博弈论框架的深度学习模型，其核心思想是通过生成器和判别器的对抗性训练实现数据生成能力。GAN基本结构如图1所示，包含生成器和判别器。其中，生成器接收随机噪声向量(通常服从高斯分布或均匀分布)作为输入，通过多层神经网络生成伪数据，其训练目标是使生成的伪数据尽可能接近真实数据分布；判别器以真实数据和生成的伪数据为输入，输出为输入数据为真实数据或伪数据的概率，其训练目标是准确区分两者。生成器和判别器通过对抗性博弈动态优化：生成器试图欺骗判别器，而判别器则不断提升判断能力。在实际操作中，通过同步最小化生成器损失和最大化判别器损失来实现上述目标，目标函数可表示为：

$$\min_G \max_D V(D,G)=E_{x\sim p_{\text{data}}(x)}[\log D(x)]+E_{z\sim p_z(z)}[\log(1-D((G(z)))], \tag{1}$$

式中，G为生成器，D为判别器，E代表求期望，x为输入图片，z为输入随机噪声。最终，生成器和判别器在博弈中达到纳什均衡。此时，生成器生成的样本与真实数据在统计分布上无显著差异。之后，单独使用训练好的生成器，可通过输入随机噪声实现仿真数据生成，即实现数据扩增。传统数据扩增方法生成的数据，其特征分布与原数据基本一致，或仅对原数据特征分布进行线性变换，因此其不显著提高训练数据的多样性。而GAN通过训练，可以学习噪声分布与样本像素分布之间的映射关联性，从而模拟振动数据生成的基本模式。通过改变输入噪声的具体取值，可以生成多样的仿真样本，这种仿真样本和原数据具有表面和统计学上的相似性，但数据的细节特征可以产生显著改变，因此可以用GAN生成高拟真度的光纤传感扩增数据，该方法适用于仅有少量真实数据，且识别网络输入为图片的场合。

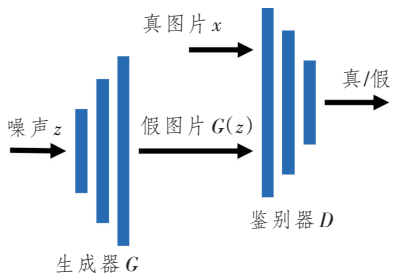


图1　GAN基本结构

Figure 1　Basic structure of GAN

GAN数据生成方法应用于分布式光纤传感数据扩增的挑战在于：①所生成仿真数据的高拟真度和高多样性之间存在系统性矛盾。GAN的训练目标是尽可能生成和原数据一模一样的伪数据，因此其生成伪数据的特征分布将趋向于原数据的特征分布。然而，当生成的伪数据和原数据过于相似时，其本身的数据多样性会同步降低；相反地，通过改变输入噪声的统计分布，能增加生成伪数据的多样性，但会导致生成伪数据本身的真实性有所降低，即降低了生成伪数据和原数据之间的一致性。②GAN的训练悖论。GAN网络需要大量数据进行训练才能较好地拟合光纤传感的数据分布特点，但在需要进行数据扩增的场合，数据量本就不足，因此如何获得一个完成训练后的GAN本身也成为一个挑战。现有的研究需在上述挑战中寻找平衡点，即设计或采用合适的GAN训练方法并平衡生成伪数据的真实性和多样性之间矛盾。

在分布式光纤传感数据扩增任务中使用GAN数据扩增方法的文献对比如表2所示。文献[28]最早将GAN技术用于高质量的分布式光纤传感数据生成，其使用光频域反射仪作为基础传感结构，以光强能量谱和差分相位谱作为识别网络的输入数据，尝试分类背景、过车事件和人行走事件，同时使用了大量光纤传感仿真数据和少量实测数据作为GAN的训练基础。实验结果表明，仅使用仿真信号并不能提高GAN的训练效果，后续也无法通过生成伪数据提高事件分类网络的识别效果，而使用少量实测数据微调后的GAN可以修正仿真信号，使其更贴近真实信号的外观和风格，最终提高事件分类网络的识别效果。更进一步，当实测数据本身

较少以及探测信号 SNR 较低时，这种数据扩增方法可以将最终事件识别准确率提高近 38%。文献[29]以相位敏感型光时域反射仪为传感检测结构，以振动时域数据及其梅尔谱图为数据样本，利用数据扩增技术解决了样本极端稀缺条件下的识别问题。该论文针对一个 5 类事件的分类任务，其中 2 类事件样本极其稀少，仅为 2 个样本，而其他类事件样本数据充足。为实现该极端稀缺条件下的数据扩增，团队提出了一种双重数据扩增框架，其结构如图 2 所示。首先利用时序叠加法（Time Series Transfer，TST），将背景数据和少数类样本数据进行时序叠加扩增，以提升后续事件识别网络对多样背景下振动信号的容忍能力，同时确保振动信号的真实性；之后，通过循环对抗生成网络（CycleGAN）进行伪样本生成，提升数据的多样性。在 CycleGAN 的训练过程中，使用来自两个不同类的样本数据组成数据对进行网络训练，且数据对无需与特定事件类型进行绑定，因此利用少数类样本和充足类样本进行配对，可以获得大量数据对进行网络训练，从而实现 CycleGAN 网络的充分训练。之后，再以充足类样本为输入，利用 CycleGAN 网络进行风格和内容迁移，从而生成大量少数类的伪样本数据，并实现数据真实性和多样性矛盾的平衡。一方面，由于 CycleGAN 的输入是真实数据，因此所生成的伪样本数据的真实性有较好的保证，同时 CycleGAN 网络训练充分，也能确保生成样本同时具有输入数据特征以及少数类数据特征，极大地增加了伪样本数据的多样性。最终，该方法在仅有 2 个少数类样本的情况下，实现了少数类识别率从 34.83% 至 79.28% 的巨大提升。在文献[30]中，研究人员进一步研究了分别以相似类或非相似类作为生成源，生成的同一少数类伪样本数据的区别。其结果表明，不同生成源对生成伪样本的真实性有显著影响，可最终导致事件识别网络在少数类上产生约 6% 的识别率波动。

表 2　使用基于 GAN 数据扩增方法的文献对比

Table 2　Literature comparison of GAN-based data augmentation methods

文献	年份	类型量	初始数量	扩增后数量	扩增方法	准确率	提高
[27]	2019	3 类	59k	220k	GAN	80.2%	38.2%
[29]	2022	5 类	少数类 2 个/类	少数类 1 830 个/类	TST & CycleGAN	少数类 79.28%	少数类提升 44.45%
[30]	2024		少数类 10 个/类	少数类 500 个/类	CycleGAN	少数类 79%	少数类提升 6%
[31]	2023	6 类	50 个/类	3 000 个/类	TST & StyleGAN	81.61%	15%
[32]	2024	6 类	50 个/类	5 000 个/类	TST & StyleGAN & 裁切法	91%	14.6%
[33]	2024	4 类	–	–	CGAN	98.22%	2.12%
[34]	2025	5 类	共 1 354 个	–	MDA-CGAN	98.97%	4.15%
[35]	2025	5 类	少数类 10 个/类	少数类 2 000 个/类	梅尔谱重构 & VAEGAN	少数类 94%	少数类提升 6%

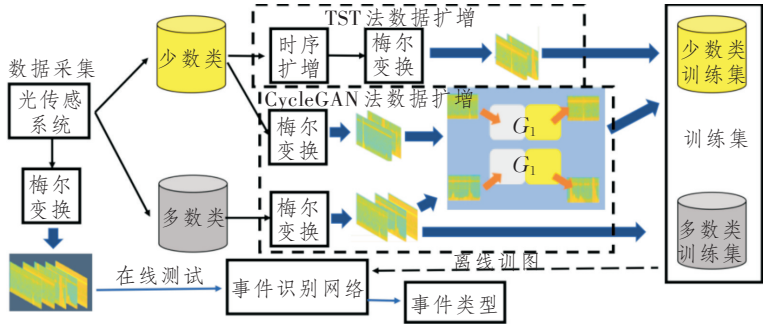


图 2　TST 和 CycleGAN 联合数据扩增法框图[29]

Figure 2　Block diagram of TST and CycleGAN joint data augmentation method[29]

文献[31]和[32]继承了文献[29]的数据扩增思路，进一步引入风格 GAN 网络（StyleGAN）对样本风格进行迁移。同时，为保证 StyleGAN 的正常训练，其先通过 TST 法对初始真实样本数据进行初步扩增，再利用扩增后的数据完成 StyleGAN 训练，最后利用训练好的 StyleGAN 生成伪样本，同时利用裁切法对事件识别网络的训练集进行进一步数据扩增，在由 6 类事件组成的数据集上，将数据样本从每类 50 个扩增为每类 4 000 个，并在事件识别网络上得到了 91% 的分类准确率。文献[33]使用条件 GAN（Conditional GAN，CGAN）直接对时域振动信号进行了数据扩增，在 4 类事件任务中获得了

2.12% 的识别准确率提升。文献[34]则进一步引入多尺度密度注意力加强模块(Multi-scale Dense Attention-Enhanced，MDA)，形成 MDA-CGN，将5类事件的识别准确率提升了 4.15%。文献[35]则提出一种结合梅尔谱重构(Mel Spectrogram Reconstruction，MSR)和变分自编码 GAN(Variational Autoencoder GAN，VAEGAN)的数据扩增方法。与之前研究不同的是，MSR 将多个样本的梅尔谱切片重构，负责提供新的波形信息，同时保证数据的真实性，而 VAEGAN 主要负责改变数据风格，如背景的样式，提供数据多样性。该方案对少数类样本初始数量的要求更高，在 10 个少数类样本的情况下，将少数类的识别率从 88% 提升至 94%。同时，该文献还给出了初始样本数量对最终事件识别率的影响，如表 3 所示。

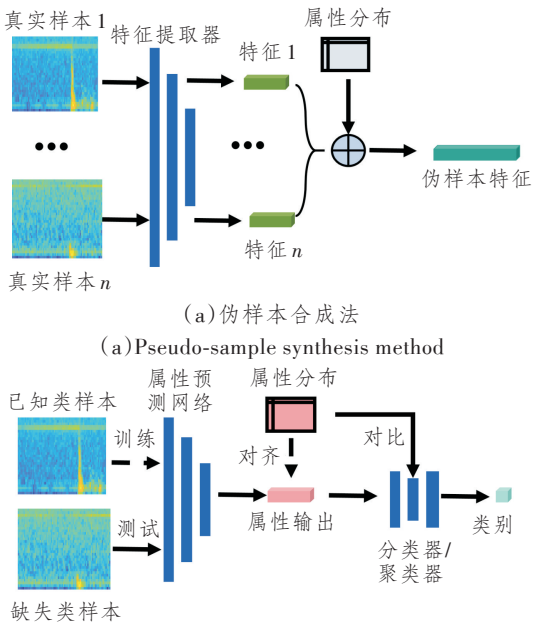
表 3　初始数据量与网络识别率的关系[35]

Table 3　The relationship between the initial dataset size and classification accuracy[35]

初始数据量		5	10	30	100
扩增前识别率	总体	92.95%	97.20%	99.58%	99.78%
	少数类	63.03%	88.00%	98.80%	99.10%
扩增后识别率	总体	95.72%	98.29%	99.73%	99.93%
	少数类	81.03%	94.00%	99.00%	99.30%

1.3　基于合成伪样本的数据扩增技术

使用 GAN 生成伪数据，需要有真实数据训练 GAN，或通过配对法获得数据对训练 GAN，或通过基本数据扩增后训练 GAN。当某些事件类型的数据完全缺失时，如一些难以直接获得的事件类型或多种振动重叠的事件类型，基于 GAN 生成的数据扩增方法无法被直接使用。零样本条件下的识别方法流程如图 3 所示，针对数据完全缺失的情况，主要有两种解决路径：①使用零样本学习技术进行伪样本合成，其流程如图 3(a)所示；②利用真实数据构建特征空间，再通过聚类等无监督方式识别缺失类，其流程如图 3(b)所示。为在零样本条件下对数据类型进行描述，往往需要先验知识，例如构建已知类和缺失类的属性矩阵，通过已知类来定义和提取属性，再通过缺失类的属性分布实现对缺失类的定义。该方法的难点在于如何通过已知类数据样本实现属性的定义和提取，以及如何通过缺失类的属性分布构造缺失类的伪样本或直接通过预测缺失类的属性分布进行事件判别。该方法适用于特定类型的真实数据无法获取，但有较多其他类型的事件数据可以完成属性分布定义的场合。



(a)伪样本合成法

(a)Pseudo-sample synthesis method

(b)构建特定特征空间法

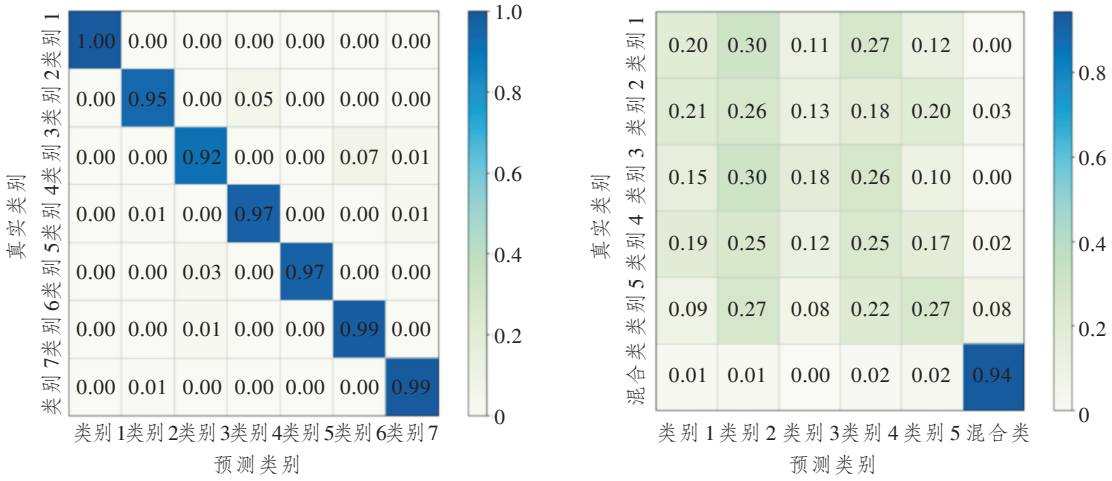
(b)Specific feature space construction method

图 3　零样本条件下的识别方法流程

Figure 3　Recognition method flow under zero-shot conditions

文献[36]提出了一种可用于分布式光纤传感缺失类识别的方法框架。首先，需要人为定义各事件的属性，构建属性空间。该空间中的属性应具有明确物理或数学含义，能够与待识别事件的文字描述形成对照表征。文献[36]中通过振动事件本身的物理过程对事件属性进行了定义，如是否为软材料振动、振动持续时间长短、振动强度强弱、是否伴随余震等。例如，铲子敲击地面事件为硬材料接触、振动时间较短但振动强度较大，且伴随余震。为实现对特定属性的特征提取，文献[36]专门设计了一种结合混合类(Mixed Class，MC)和强化引导混乱训练(Reinforce Learning based Guided Training Method，RLGTM)的网络训练方法。该方法中，特征提取网络仅识别目标混合类，而尽可能模糊其他类，以提取纯净的属性特征，同时依靠强化学习确保特征提取网络的训练收敛性，其训练结果的混淆矩阵和传统训练方法所获得混淆矩阵对比如图 4 所示。在图 4(a)中，传统训练的特征提取网络对所有类均进行了识别，而在图 4(b)中，特殊设计的特征提取网络仅识别了混合类，因此其具有提取混合类仅有的突出属性的功能。之后，利用多个训练好的特征提取网络，以已知类样本为输入，获得不同样本的不同属性特征，再根据缺失类的属性定义，利用不同样本的不同属性特征重构缺失类的伪特征样本，最后利用重构

的伪特征样本进行分类器的有监督训练，其可利用生成的伪特征样本在完全无缺失类训练样本的情况下，实现识别器的有效训练。最终，其在 8 类事件（7 个已知类+1 个缺失类）识别任务中，将缺失类的识别率从 13% 提升至 42%，其中，缺失类为仅在测试集中出现，而未在初始训练集中出现的事件类别。更进一步地，文献[37]将该方法应用于重叠事件的合成与识别，通过单类事件样本获得属性特征，再根据重叠事件的定义进行多属性合成，从而获得重叠事件的伪特征样本。最终，其将重叠事件缺失类识别率从 21% 提升至 66%。当应用于两个重叠事件缺失类时，其仍能提供 52% 的平均重叠事件缺失类识别率。文献[38]也提出了一种基于属性损失的分布式光纤传感零样本识别框架，其通过少量真实样本数据构造属性空间。不同于文献[36]中使用振动物理过程定义事件属性，文献[38]使用振动波形的数学统计均值来定义事件属性值，例如使用时域波形的最大值、最小值、能量、峰值系数、方差、信息熵、偏度等来定义事件属性值。之后，使用深度残差网络（ResNet）进行事件属性学习和提取，以事件属性值为锚点，通过 ResNet 输出的样本属性与不同事件属性锚点之间的距离进行事件类别判定。由于统计属性在所有类别（已知类和缺失类）上是共享的，因此可以仅通过已知类样本训练属性提取器 ResNet，再应用于缺失类的测试。最终，其在 6 类事件识别任务中，实现了对缺失类约 60% 的识别率。



（a）正常有监督训练法
（a）Conventional supervised training

（b）MC-RLGMT 法
（b）MC-RLGMT Method

图 4　不同网络训练法分类混淆矩阵对比

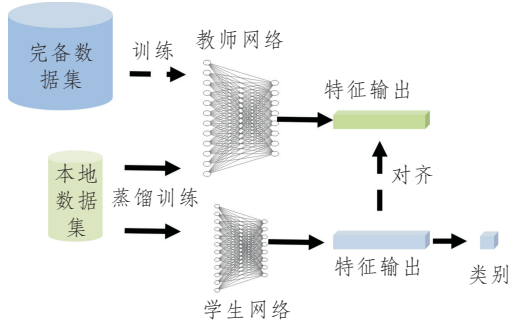
Figure 4　Comparison of classification confusion matrices for different network training methods

基于数据扩增方法的分布式光纤识别技术主要应用于有监督学习任务。遇到数据分布不平衡场景时，也可通过改变网络的训练方式来谋求更好的识别效果，如采用无监督学习或半监督学习。文献[39]采用无监督聚类算法定位正常数据分布，再根据样本距离定义异常事件；文献[40]则采用半监督与无监督结合的训练方法，利用大量未标注数据和少量标注数据实现识别网络训练。通常无监督和半监督学习的识别率上限比有监督学习更低，具体应用中应根据标签数据量、识别任务难度和预期识别精度进行合适的网络训练方式选择。

2　基于迁移学习的识别方法

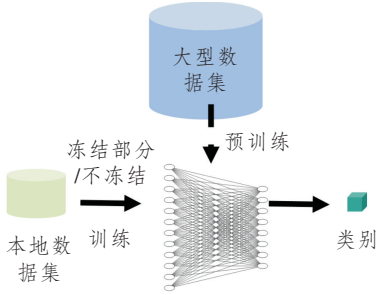
迁移学习是一种机器学习范式，核心是将模型在源任务中学习的知识，迁移到数据稀缺的目标任务中，其通过共享特征表示、参数或模型结构，减少目标任务的训练成本，提升泛化能力，同时要求源域与目标域、源任务与目标任务之间，存在可复用的共性统计规律与特征表示，而非完全无关。近年来研究人员将迁移学习引入分布式光纤传感技术中，以期望解决数据稀缺下的模型训练问题。预训练网络通常在图像数据集上训练，为保证原任务与目标任务之间的关联性，分布式光纤传感数据通常也被转化为时空图或时频图，以匹配图像特征提取任务。常用的迁移方法包括预训练微调法和知识蒸馏法，其基本过程如图 5 所示。预训练微调法直接利用少量目标域数据对预训练完成的网络进行重训练，而知识蒸馏法则是以源域训练的网络为教师网络，再

利用目标域数据将学生网络和教师网络的输出对齐，以此来实现知识的迁移。常见的对齐方式有特征对齐、Kullback-Leibler(K-L)散度评估、知识一致性评估等。基于迁移学习的识别方案具有操作简单、数据需求少的优势，随着越来越多预训练网络的开源，该方案得到广泛应用与研究，但分布式光纤传感数据本身与检测环境之间具有更为复杂的互相交互影响，导致传感数据特征分布本身随着传感环境的变化而改变，也对迁移学习的应用提出了挑战。该类方法适用于已有一个较为完善的特征提取网络，且在另一个光纤传感环境中需部署新的事件识别网络的场合。



(a)预训练网络微调法

(a)Pre-trained network fine-tuning method



(b)知识蒸馏法

(b)Knowledge distillation method

图 5　迁移学习法流程

Figure 5　Transfer learning method flow

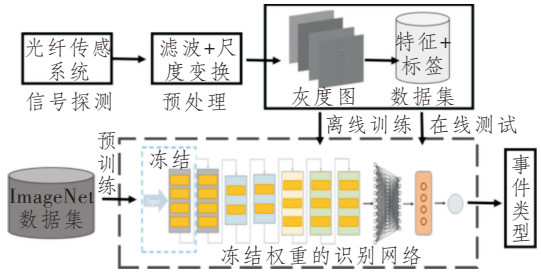
2.1　预训练网络微调法

应用迁移学习方法构建光纤传感事件识别网络的文献对比如表 4 所示。文献[41]率先将预训练网络微调法应用于光纤传感领域，如图 6 所示，该研究使用在图像网络数据集(ImageNet)上预训练的 AlexNet 作为基础网络，通过冻结层的方式实现网络微调，最终在仅用 938 个数据样本的情况下，在 8 类事件识别任务中获得 94.66% 的识别准确率，其整体流程如图 6(a)所示。同时，该文献还研究了下游训练集大小的影响，如图 6(b)所示。之后，文献[42]进一步将 AlexNet 作为特征提取器，不对该网络重新训练，而是仅将网络处理后的样本特征作为原始数据重新训练一个简单的支持向量机(Support Vector Machine，SVM)分类器。结果表明，由于无需重新训练网络，运算量大幅降低，甚至可以使用移动电脑的中央处理器进行分类器训练，且识别准确率仍能保持在 93% 以上。文献[43]使用在声音数据集(AudioSet)上预训练的基于视觉几何组法的音频特征提取网络(Visual Geometry Group based Audio Feature Extraction Network，VGGish)作为特征提取器，以 SVM 作为分类器，在仅使用 480 个训练数据样本的情况下，获得了 82.5% 的识别准确率。文献[44]进一步使用 VGGish 预训练网络，融合多个空域通道下的时间和空间特征，在 6 类事件 960 个初始样本的情况下，得到 95.0% 的分类准确率。文献[45]使用实验室场景数据集训练了挤压激励密集卷积网络(Squeeze-and-Excitation Dense Convolutional Network，SE-Densenet)，并应用于烟台某基地的实地挂网监测，监测无人机及人工入侵事件，经过迁移微调，实现了 6 类入侵事件 98.89% 的高识别率。文献[46]则采用了领域适应法构建识别网络，不同于前述方法，其源域和目标域均为光纤传感数据集，只是数据集的大小和采集环境有所区别，源域为 3 000 个样本，目标域为 600 个样本。其通过构建一个结合联合概率分布和多核概率分布的混合损失函数，提升了识别模型在 3 个不同采集环境下数据的平均识别率和识别稳定性，综合平均识别率达到约 85%，识别率和场景稳定性相比于传统机器学习均有较大提升。之后，研究人员在文献[47]中进一步研究了深度对抗迁移方法，但其最终识别率不如领域自适应法，仅为 80% 左右。文献[48]深入研究了各类迁移方法和迁移源问题，其以 ImageNet 为基础源数据集，并自行构建了 2 个分布式光纤传感小数据集。对比实验显示，预训练网络结合知识蒸馏法能够实现优于预训练网络微调法的网络构建效果，提升了约 1.67% 识别准确率。更进一步地，知识蒸馏法在多场景迁移任务中，也表现出约 2% 左右的识别率优势。由于许多图像识别网络的开源以及自制传感数据集的存在，网络微调方法适用于大部分使用光纤传感场景，并能节约大量数据收集工作量。

表 4　基于迁移学习的光纤传感识别文献对比

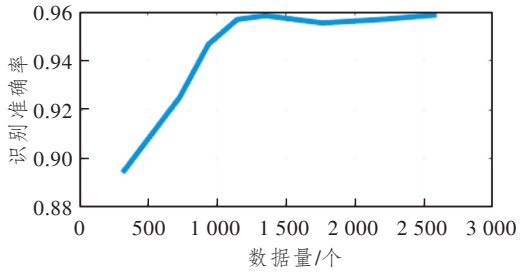
Table 4　Literature comparison of fiber optic sensing recognition based on transfer learning

文献	年份	数据类型	预训练数据集	所使用网络	准确率	迁移方法
[41]	2019	8 类,938 样本	ImageNet 数据集	AlexNet	94.66%	冻结部分权重,微调
[42]	2022	8 类,2 596 样本	ImageNet 数据集	AlexNet	93.67%	仅训练 SVM 分类器
[43]	2024	6 类,480 样本	AudioSet 数据集	VGGish	82.50%	微调权重
[44]	2024	6 类,960 样本	AudioSet 数据集	VGGish	95.00%	微调权重+多空间通道
[45]	2025	6 类,420 样本	自制数据集	SE-Densenet	98.89%	冻结部分权重,微调
[46]	2019	3 类,600 样本	3 000 个样本源域	自制 6 层网络	~85.00%	领域适应
[48]	2024	4 类,200 样本; 5 类,500 样本	ImageNet 及自制数据集	34 层残差神经网络	98.67%	预训练+知识蒸馏
[49]	2024	4 类,9 439 样本	无	Transformer 网络→ 广播残差网络	96.80%	跨模型知识蒸馏
[50]	2025	6 类,12 335 样本	无	8 层残差网络	97.70%	自蒸馏



(a)流程

(a)The flow



(b)训练集数量影响

(b)Influence of training set size

图 6　网络冻结微调法[41]

Figure 6　Network freezing and fine-tuning method[41]

2.2　知识蒸馏法

基于预训练的网络微调法能够以较小的训练量完成事件识别网络的构建,但其预训练集合和微调集合的任务并不相同,因此所提取事件特征的有效性难以被验证和解释,同时训练完成的网络大小和预训练网络大小一致。相比而言,基于知识蒸馏的事件识别网络构建方法则是在同一个任务条件下进行知识蒸馏,其提取特征的有效性和可解释性更强,同时知识蒸馏法可以获得更小的识别模型,更适用于计算设备性能较低的场合,如各类移动端设备。文献[49]研究了跨模型知识蒸馏在光纤传感技术中的应用,其学生模型同时学习教师模型的输出特征和样本本身的标签,并以特定权重组合成最终的损失函数,最终在 4 类分类任务上实现了比一般知识蒸馏方法高 3.1% 的准确率,并同时将模型参数量由 27.5 M 降低为 0.347 M。为了进一步消除教师模型和学生模型之间的潜在不匹配问题,文献[50]研究了自蒸馏方法在光纤传感事件识别中的应用,其采用 K-L 散度、输出特征距离以及标签交叉熵的加权组合作为模型损失函数,并且在识别网络中设计了 4 个自蒸馏模块,每个自蒸馏模块在不同尺度上进行特征蒸馏,进而提高模型整体的识别能力。其结果表明,相比于普通蒸馏,自蒸馏方式可以进一步提高约 1.9% 识别率,在六类事件识别任务中达到 97.7% 识别率。

表 5　各类方法总结对比

Table 5　Summary and comparison of different methods

方法	目标规模	识别率提升	典型适用场景
传统数据扩增	>每类数十个	0~20.00%	数据不足、数据分布不平衡的场景;作为其他扩增方案的前置
基于 GAN 的数据扩增	>每类 2 个	0~44.45%	样本类别分布极度不平衡的场景
伪样本合成数据扩增	缺失类(0 个)	缺失类:0~45.00%	特定目标事件数据无法获取的场景
预训练微调	>每类 50 个	0~6.00%	已有预训练网络,需在新环境快速部署的场景
知识蒸馏	>每类 50 个	0~5.00%	在边缘端部署轻量化、高性能识别网络的场景

3 结束语

本文综述了分布式光纤传感领域近年来基于数据扩增和迁移学习以解决数据受限条件下事件识别问题的相关研究，并分析了各类方法的应用效果、特点和难点。其中，传统数据扩增方法计算简单，实时性好；基于GAN的数据扩增方法要求提前训练网络，计算量较大，对硬件要求也较高，实时性较差；基于微调的迁移学习，计算较小，即使在便携式设备上也能进行微调训练，可以快速满足应用需求；基于蒸馏的迁移学习，则要求较大的计算量，通常需提前在专用设备上进行网络训练。在未来的研究中，需将各类方法进行综合运用，并构建端到端的多方法融合框架，也可进一步引入新技术解决先用方案中的痛点，如利用大语言模型的知识图谱能力优化属性定义逻辑，替代传统人工属性标注，提升缺失类事件的伪样本合成精度；在低信噪比应用场景中，也可发展自适应噪声感知的数据扩增技术，结合传感器实时采集的环境噪声特征，动态调整噪声添加策略，使扩增数据更贴近真实监测场景。本文的研究将有助于研究者们进一步探索和推进分布式光纤传感技术在各类实际场景中的推广应用。

参考文献：

[1] Chen J, Shi Y, Wei C, et al. Φ-OTDR Event Recognition System based on Reconstructed Signal Feature Space[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(13): 25346–25356.

[2] 王龙生，谢欣，姚猛，等. 分布式光纤声波传感及其进展研究[J]. 光通信研究，2025(5)：240100.
Wang L S, Xie X, Yao M, et al. Distributed Optical Fiber Acoustic Wave Sensing and Its Progress[J]. Study on Optical Communications, 2025(5): 240100.

[3] 柏彬，俞越中，赵会龙，等. 光纤分布式传感系统在变电站维护中的应用[J]. 光通信研究，2023(1)：53–57.
Bai B, Yu Y Z, Zhao H L, et al. Application of Optical Fiber Distributed Sensing System in Substation Maintenance[J]. Study on Optical Communications, 2023(1): 53–57.

[4] Fernández-Ruiz M R, Soto M A, Williams E F, et al. Distributed Acoustic Sensing for Seismic Activity Monitoring[J]. APL Photonics, 2020, 5(3): 030901.

[5] Yang Y, Zhang H, Li Y. Long-Distance Pipeline Safety Early Warning: a Distributed Optical Fiber Sensing Semi-Supervised Learning Method[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(17): 19453–19461.

[6] Wu H, Liu X, Xiao Y, et al. A Dynamic Time Sequence Recognition and Knowledge Mining Method based on the Hidden Markov Models (HMMS) for Pipeline Safety Monitoring with Φ-OTDR[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(19): 4991–5000.

[7] 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)：220088.
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): 220088.

[8] 吴明埝，沈一春，陈青青，等. 基于多分类高斯SVM的光纤信号的模式识别方法[J]. 激光技术，2025，49(1)：128–134.
Wu M N, Shen Y C, Chen Q Q, et al. Pattern Recognition Method of Distributed Optical Fiber Sensing Signal based on Multi-Classification Gaussian SVM[J]. Laser Technology, 2025, 49(1): 128–134.

[9] Li Z, Zhang J, Wang M, et al. Fiber Distributed Acoustic Sensing Using Convolutional Long Short-Term Memory Network: a Field Test on High-Speed Railway Intrusion Detection[J]. Optics Express, 2020, 28(3): 2925.

[10] Lv 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.

[11] Filograno M L, Riziotis C, Kandyla M. A Low-Cost Phase-OTDR System for Structural Health Monitoring: Design and Instrumentation[J]. Instruments, 2019, 3(3): 46.

[12] Xu J T, Luo L, Saw J, et al. Structural Health Monitoring of Offshore Wind Turbines Using Distributed Acoustic Sensing (DAS)[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2025, 15(2): 445–463.

[13] 张博智，刘柯，刘琨，等. 基于分布式光纤振动检测系统的动态方差阈值算法研究[J]. 光电工程，2023，50(2)：220205.
Zhang B Z, Liu K, Liu K, et al. Research on Dynamic Variance Threshold Algorithm based on Distributed Fiber Vibration Sensor System[J]. Opto-Electronic Engineering, 2023, 50(2): 220205.

[14] Li C, Chen X, Shi Y. An Event Recognition Method for a Φ-OTDR System based on CNN-BiGRU Network Model with Attention[J]. Photonics, 2025, 12(4): 313.

[15] Li K, Zhen Y, Li P, et al. Optical Fiber Vibration Signal Recognition based on the EMD Algorithm and CNN-LSTM[J]. Sensors, 2025, 25(7): 2016.

[16] Wang Y Y, Zhao S W, Wang C, et al. Intelligent Detection and Recognition of Multi-Vibration Events based on Distributed Acoustic Sensor and Improved YOLOv8 Model[J]. Optical Fiber Technology, 2024, 84: 103706.

[17] Shi Y, Chen J, Dai S, et al. Φ-OTDR Event Recognition System based on Valuable Data Selection[J]. Journal of Lightwave Technology, 2024, 42(2): 961–969.

[18] Li Y, Zeng X, Shi Y. A Spatial and Temporal Signal Fusion based Intelligent Event Recognition Method for Buried Fiber Distributed Sensing System[J]. Optics & Laser Technology, 2023, 166: 109658.

[19] Wu H, Zhou B, Zhu K, et al. Pattern Recognition in Distributed Fiber-Optic Acoustic Sensor Using an Intensity and Phase Stacked Convolutional Neural Network with Data Augmentation[J]. Optics Express, 2021, 29(3): 3269.

[20] Zhou Y, Liu S, Wang L, et al. Accurate Recognition of Mixed Events Using Two-Dimensional Time-Frequency Domain Feature and Data Augmentation for Phase-OTDR Sensing System[C]//2022 Asia Communications and Photonics Conference (ACP). Shenzhen, China. IEEE:2022: 10088659.

[21] Bengio Y, Bastien F, Bergeron A, et al. Deep Learners Benefit more from out-of-distribution Examples[C]// International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Fort Lauderdale, USA: JMLR: 2011: 164 - 172.

[22] Zhang H, Cisse M, Dauphin Y, et al. Mixup: Beyond Empirical Risk Minimization[C]// International Conference on Learning Representations. Vancouver, Canada: ICLR, 2018:1–13.

[23] Cubuk E D, Zoph B, Shlens J, et al. Randaugment: Practical Automated Data Augmentation with a Reduced Search Space[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Seattle, WA, USA:IEEE, 2020: 3008–3017.

[24] Cubuk E D, Zoph B, Mané D, et al. AutoAugment: Learning Augmentation Strategies from Data[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 8953317.

[25] Hendrycks D, Mu N, Cubuk E, et al. Augmix: A Simple Data Processing Method to Improve Robustness and Uncertainty [C]// International Conference on Learning Representations. Addis Ababa, Ethiopia: ICLR, 2020: 1 - 15.

[26] Zhang S, He T, Li H, et al. Modified Data Augmentation Integration Method for Robust Intrusion Events Recognition with Fiber Optic DAS System[J]. Journal of Lightwave Technology, 2024, 42(1): 453–462.

[27] Zhang T, Peng X, Liu Y, et al. A Contrastive Representation Learning Method for Event Classification in Φ-OTDR Systems[J]. Sensors, 2025, 25(15): 4744.

[28] Shiloh L, Eyal A, Giryes R. Efficient Processing of Distributed Acoustic Sensing Data Using a Deep Learning Approach[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(18): 4755–4762.

[29] Shi Y, Dai S, Liu X, et al. Event Recognition Method based on Dual-Augmentation for a Φ-OTDR System with a few Training Samples [J]. Optics Express, 2022, 30(17): 31232.

[30] Shi Y, Kang X, Lin Z, et al. CycleGAN-Based Data Augmentation for Enhancing Classification Accuracy in Φ-OTDR Systems[C]//2024 22nd International Conference on Optical Communications and Networks (ICOCN). Harbin, China:IEEE, 2024: 10648440.

[31] Ni W, Hu L, Yu K. A Φ-OTDR Event Identification based on Data Augmentation with TSG[C]//Proceedings of SPIE Conference on Asia-Pacific Optical Sensors Conference (APOS 2023). Tianjin, China: SPIE, 2023: 12.

[32] Hu L, Ni W, Li Y, et al. Enhancing Φ-OTDR Classification Performance through Event Augmentation[J]. Optics Communications, 2024, 569: 130818.

[33] 张印, 胡挺, 李猷兴, 等. 基于条件对抗生成网络数据增强的相敏光时域反射仪模式识别[J]. 光学学报, 2024, 44(1): 0106026.
Zhang Y, Hu T, Li Y X, et al. Pattern Recognition of Phase-Sensitive Optical Time-Domain Reflectometer Based on Conditional Generative Adversarial Network Data Augmentation[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(1): 0106026.

[34] Shen W, Huang Y, Zhang Y, et al. High-Quality Data Augmentation Method based on Multi-Scale Dense Attention-Enhanced CGAN for Φ -OTDR Event Recognition [J]. Optics Communications, 2025, 596: 132429.

[35] Shi Y, Kang X, Wei Z, et al. A Data Augmentation Approach Combining Time Series Reconstruction and VAEGAN for Improved Event Recognition in Φ-OTDR[J]. Optical Fiber Technology, 2025, 90: 104135.

[36] Shi Y, Liu H, Zhang W, et al. Event Recognition Method based on Feature Synthesizing for a Zero-Shot Intelligent Distributed Optical Fiber Sensor[J]. Optics

Express, 2024, 32(5): 8321.

[37] Shi Y, Pan L, Liu H. Multisource Event Classification in ϕ-OTDR through Sample Feature Synthesis [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(20): 32196–32202.

[38] Hu X, Dong H, Kong Y, et al. Effective Zero-Shot Learning Method for Event Classification in Φ-OTDR Sensing Systems[J]. Optics Express, 2024, 32(20): 35495.

[39] Xie Y, Wang M, Zhong Y, et al. Label-Free Anomaly Detection Using Distributed Optical Fiber Acoustic Sensing[J]. Sensors, 2023, 23(8): 4094.

[40] Kozmin A, Kalashev O, Chernenko A, et al. Semi-Supervised Learned Autoencoder for Classification of Events in Distributed Fibre Acoustic Sensors[J]. Sensors, 2025, 25(12): 3730.

[41] Shi Y, Li Y, Zhang Y, et al. An Easy Access Method for Event Recognition of Φ-OTDR Sensing System based on Transfer Learning[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(13): 4548–4555.

[42] Li Y, Zeng X, Shi Y. Quickly Build a High-Precision Classifier for Φ-OTDR Sensing System based on Transfer Learning and Support Vector Machine [J]. Optical Fiber Technology, 2022, 70: 102868.

[43] Gan J, Xiao Y. Signal Recognition based on Transfer Learning for Φ-OTDR Fiber Optic Distributed Disturbance Sensor[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2822(1): 012086.

[44] Gan J, Xiao Y, Zhang A. Fused Feature Extract Method for Φ-OTDR Event Recognition based on VGGish Transfer Learning[J]. Applied Optics, 2024, 63(20): 5411–5420.

[45] 申永旭. 基于分布式光纤周界安防入侵信号迁移场景的识别研究[D]. 济南：齐鲁工业大学, 2025.
Shen Y X. Research on the Identification of Intrusion Signal Migration Scenarios based on Distributed Fiber Optic Perimeter Security[D]. Jinan: Qilu University of Technology, 2025.

[46] 温江涛, 王涛, 孙洁娣, 等. 基于深度迁移学习的复杂环境下油气管道周界入侵事件识别[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 12–19.
Wen J T, Wang T, Sun J D, et al. Perimeter Intrusion Event Identification of Oil and Gas Pipelines under Complex Conditions based on Deep Transfer Learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 12–19.

[47] 王涛. 基于迁移学习的复杂环境下油气管道周界入侵事件识别[D]. 秦皇岛：燕山大学, 2020.
Wang T. Recognition of Intrusion Events in the Periphery of Oil and Gas Pipelines under Complex Environment based on Transfer Learning[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2020.

[48] 王璟伦. 跨场景少标签DAS信号识别方法[D]. 成都：电子科技大学, 2024.
Wang J L. Cross-scene DAS Signal Recognition with insufficient Labeled Samples[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2024.

[49] 陈帅, 厉小润, 李东明, 等. 基于跨模型知识蒸馏的φ-OTDR模式识别[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(13): 205–211.
Chen S, Li X R, Li D M, et al. Pattern Recognition Of φ-OTDR based on Cross-Model Knowledge Distillation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(13): 205–211.

[50] Hu J, Cheng X, Liu H, et al. An Event Recognition Method with Self-Distillation for Φ-OTDR Sensing System [J]. Optics Communications, 2025, 577: 131393.