

异常性检测算法在引信干扰信号识别中的应用

白帆^{1a}, 张慧^{1b}, 李鹏斐^{2,3}, 曹昭睿^{1a}

(1.沈阳理工大学 a.装备工程学院 b.机械工程学院, 辽宁 沈阳 110159;
2.北京理工大学 机电学院, 北京 100081; 3.机电动态控制重点实验室, 西安 710065)

摘要: **目的** 解决传统分类引信抗干扰算法因干扰信号难获取、特征信号样本少、正负样本数不平衡而导致计算精度低的问题, 克服引信抗干扰算法对样本的依赖性, 并提高引信信号识别准确率。**方法** 通过 WVD 时频变换的方法, 将拆分后的真实含扰引信信号切片进行重组, 使其由一维时序信号向二维图片信息进行扩展, 基于数据倍增策略, 提升算法泛化性, 并降低其对真实数据样本的依赖。融合 GANomaly 与 EfficientNet 网络, 在扩充的引信数据集上进行线下干扰信号特征学习, 并对含扰引信图像数据进行线上异常性判断与干扰信号识别。**结果** GE-FS 网络能够在真实引信小样本信号的基础上进行有效数据扩充, 基于扩充数据训练后, 引信含扰识别准确率达到 98.4%。**结论** GE-FS 网络能有效针对引信异常信号进行精确检测与识别, 可以增强引信系统的抗干扰能力与作战自适应性。

关键词: 引信抗干扰; 时频分析; 深度学习; 异常性检测; GANomaly; EfficientNet

中图分类号: TJ430

文献标识码: A

文章编号: 1672-9242(2022)11-0041-07

DOI: 10.7643/ issn.1672-9242.2022.11.006

Application of Anomaly Detection Algorithm in Fuze Interference Signal Recognition

BAI Fan^{1a}, ZHANG Hui^{1b}, LI Peng-fei^{2,3}, CAO Zhao-rui^{1a}

(1. a. School of Equipment Engineering, b. School of Mechanical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China; 2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China; 3. Key Laboratory of Mechatronic Dynamic Control, Xi'an 710065, China)

ABSTRACT: The paper intends to solve the problem of low calculation accuracy caused by the difficult acquisition of jamming signals, the small number of characteristic signal samples and the imbalance of positive and negative samples in traditional classification fuze anti-jamming algorithm, overcome the dependence on fuze anti-jamming algorithm on samples and improve the accuracy of fuze signal recognition. Through the method of WVD time-frequency transformation, the split real jamming Fuze Signal slices are reorganized to expand from a one-dimensional time-series signal to two-dimensional picture information. The data multiplication strategy is used to improve the generalization of the algorithm and reduce its dependence on real data samples.

收稿日期: 2022-08-25; 修订日期: 2022-10-25

Received: 2022-08-25; Revised: 2022-10-25

基金项目: 机电动态控制重点实验室开放课题基金资助 (6142601220603)

Fund: Science and Technology on Electromechanical Dynamic Control Laboratory (6142601220603)

作者简介: 白帆 (1982—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为目标识别与视觉导航。

Biography: BAI Fan (1982-), Male, Doctor, Associate professor, Research focus: target recognition and visual navigation.

通讯作者: 李鹏斐 (1980—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能探测与控制。

Corresponding author: LI Peng-fei (1980-), Male, Doctor, Associate professor, Research focus: intelligent measurement and control.

引文格式: 白帆, 张慧, 李鹏斐, 等. 异常性检测算法在引信干扰信号识别中的应用[J]. 装备环境工程, 2022, 19(11): 041-047.

BAI Fan, ZHANG Hui, LI Peng-fei, et al. Application of Anomaly Detection Algorithm in Fuze Interference Signal Recognition[J]. Equipment Environmental Engineering, 2022, 19(11): 041-047.

Through the combination of GANomaly and EfficientNet, the offline jamming signal feature learning is carried out on the expanded fuze data set, and the online abnormality judgment and jamming signal recognition are carried out on the image data of the disturbed fuze. The experiment proves that the GE-FS network can effectively augment the data on the basis of the real fuze small sample signal. After training based on the augmented data, the accuracy of fuze disturbance identification reaches 98.4%. The GE-FS algorithm can accurately detect and identify the abnormal signals of the fuze, and enhance the anti-jamming ability and operational adaptability of the fuze system.

KEY WORDS: fuze anti-jamming; time frequency analysis; deep learning; anomaly detection; GANomaly; EfficientNet

随着通信技术的发展,引信干扰技术^[1-2]日趋成熟,且随着现代作战环境的不断变化,该技术呈现出智能化、复杂化的发展趋势,干扰信号的类型、手段、策略也更为多样^[3-4]。为了保证对引信信号的准确接收,引信抗干扰算法必须在极短的时间内,高效完成干扰信号检测、识别、过滤等任务,才能满足现阶段引信系统在复杂含扰环境下的有效工作需求。否则,引信系统极易在多种类、多策略干扰信号的影响下出现早炸、错失、误炸等问题,进而导致武器系统失效。

引信干扰信号的识别是一个复杂的非线性过程,往常以机器学习作为核心检测方法^[5-6]。近年来,随着人工智能的发展,研究人员开始将卷积神经网络引入信号识别领域中^[7-8]。郭治锐等^[9]提出了基于改进的 AlexNet 的雷达干扰识别方法,该方法利用 AlexNet 卷积神经网络自动提取雷达信号图像中的特征细节,以实现雷达干扰信号的分类识别。唐陈等^[10]采用残差卷积神经网络,提取了各干扰的联合特征,完成了干扰信号的分类。刘国满等^[11]设计了一种双卷积神经网络级联结构,基于单周期时频图像完成了干扰预分类,再利用多周期合成时频图像完成细分类,最终实现了 8 种典型干扰样式的识别。魏迪等^[12]考虑到传统卷积很难提取信号的时序特征,因此提出一种长短时记忆网络(LSTM)和特征融合的识别方法,对通信干扰进行了分类。毕明雪等^[13]利用 CVAE 算法生成了信号的时频谱图,并配合卷积神经网络对信号特征进行了提取,最后经由 LSTM 网络对信号进行了识别。

然而,因真实引信干扰信号样本生成成本高,且难以获取^[14-15],导致在实际引信抗干扰训练任务中很难对充足的干扰数据进行收集和标注。同时,引信干扰信号样本远小于正常信号样本,这种数据分布状态

不利于监督学习。在网络训练的过程中,数量匮乏且分布不均的样本极易导致网络特征提取失衡,进而影响最终的计算精度。因此,为了有效增强引信抗干扰算法的计算能力,不但需要从网络原理的角度去提升算法的计算精度与速度,还需要降低网络对真实样本的依赖。

针对上述问题,本文引入异常性检测^[16-17]算法,设计基于 GANomaly-EfficientNet 的引信干扰信号识别算法(GE-FS),在小样本训练基础上,对干扰信号进行分类识别,提升引信抗干扰网络特征学习的泛化性、高效性与适配性。通过实验证明,GE-FS 算法能够有效增强引信异常性检测效果,可以综合提升引信的抗干扰能力。

1 引信数据前处理

1.1 含扰引信数据增强

由于真实含扰引信信号数据集难以获取,且制作成本较大,为确保网络模型在训练过程中能够获得足够强的泛化性,本方案采用原理如图 1 所示的引信干扰信号数据增强方法对实验数据进行预处理,以扩增引信样本数量。如图 1 所示,GE-FS 首先将读取到的全局数据以 $1 \times 1\,024$ 的尺度按顺序进行分割,随后对每个分割出的数据按照 8×128 的尺度进行再分割,生成 8 组尺度为 128 的数据后,将其随机打乱,合成一组尺度为 $1 \times 1\,024$ 的倍增数据,该数据将作为后续网络训练的输入数据源。通过这一方法,可以在不采集新的含噪引信真实样本的前提下,充分利用已有的小样本进行数据扩增,保证了模型的泛化能力。

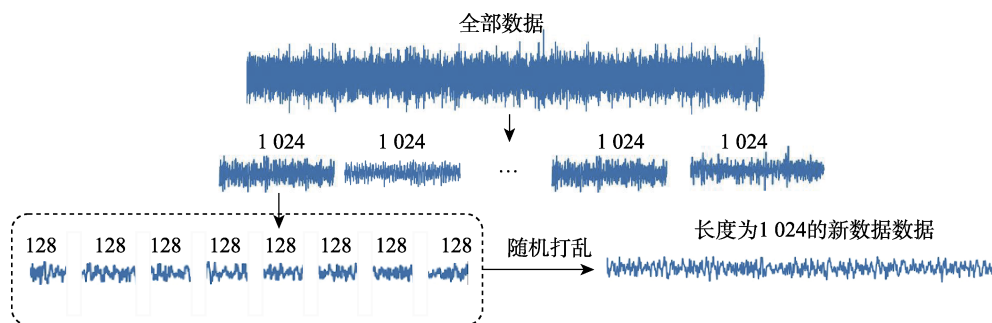


图 1 引信样本数据增强方法原理
Fig.1 Principle of fuze sample data enhancement method

1.2 数据处理

初始采集的引信信号一般为一维时序信号, 该类型信号维度较低, 特征较少。为了得到引信信号的更多特征, 本文将构造时间和频率联合函数, 基于信号在不同时间、不同频率的能量密度或者强度, 从时域和频域角度分析一维引信信号, 即 Wigner-Ville Distribution 时频分析方法^[18]。利用时频分布^[19-20]来分析一维引信信号, 能得到其各个时刻的瞬时频率及其幅值, 具体计算过程如下。

Wigner-Ville 分布可以看成信号的瞬时自相关函数的傅里叶变换, 其表达式如 (1) 所示。

$$W_s(t, f) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} s\left(t + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j f \tau} d\tau \quad (1)$$

式中: f 为信号的频率; $*$ 表示取共轭; τ 表示时间延迟。对式 (1) 两端同时进行 WVD 变换, 其表达式如 (2) 所示。

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} W_s(t, f) dt = \frac{1}{2\pi} \iint s\left(t + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j f \tau} d\tau \quad (2)$$

整理后如式 (3) 所示。

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} W_s(t, f) df = |s(t)|^2 \quad (3)$$

WVD 在某一频率段内对 f 进行积分, 结果为该信号在 t 时刻的瞬时能量。同样, 信号 $s(t)$ 的傅里叶变换 $S(\Omega)$ 的 WVD 可表示为式 (4), 结果为信号在 Ω 时刻的瞬时能量。

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} W_s(t, \Omega) dt = |S(\Omega)|^2 \quad (4)$$

2 GE-FS 信号识别算法

2.1 GE-FS 信号识别算法总体设计

基于 GANomaly-EfficientNet 的引信干扰信号识别网络 (GE-FS) 结构如图 2 所示。GE-FS 主要由异常信号检测与干扰信号分类 2 部分构成。待检测信号经 WVD 变换后, 得到时频谱图 X 时, GE-FS 首先将图片 X 输入信号异常检测部分, 判断图片 X 是否为异常图片。若图片 X 为正常图片, 则直接输出此时信号的类型为正常信号 (Normal); 若图片 X 为异常图片, 则认为此时的输入为干扰信号, 此时开启干扰信号分类部分, 通过 EfficientNet 实现干扰信号的分类。

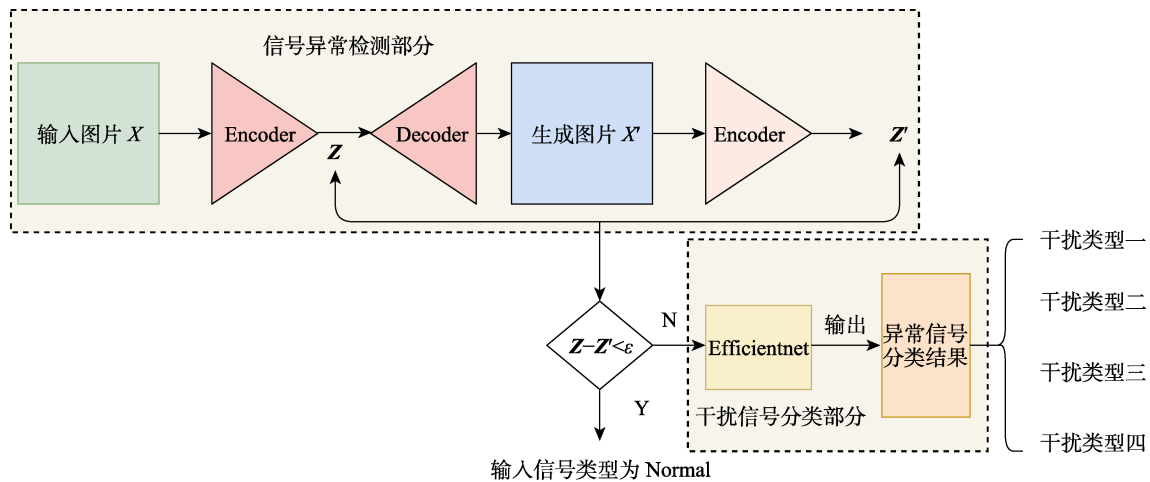


图 2 GE-FS 网络结构

Fig.2 GE-FS Network structure

2.2 基于 GANomaly 的信号识别算法

GANomaly 的网络结构^[21-22]如图 3 所示, 主要由以下 3 个部分组成: 第 1 部分为生成器部分, 该部分通过编码器学习输入数据 X 的特征, 输出中间向量 Z , 然后通过解码器重建输入的图片 X' , X 与 X' 间通过损失函数 1 控制收敛; 第 2 部分为编码器部分, 该部分编码器的结构与生成器编码器部分的网络结构相同, 但网络参数不同, 因此生成器编码器的输出 Z 与 Z' 的维度及大小相同, Z 与 Z' 间通过损失函数 2 控制收敛; 第 3 部分为判别器部分, 其目标为判断输入判别器 X 及 X' 的真假, 此时采用损失函数 3 控制收敛。

在完成网络训练之后, 使用 GANomaly 异常检测算法进行模型测试时, 其具体流程如图 4 所示。输入图片 X 首先通过生成器生成图片 X' 后, 再将 X' 输入至编码器中, 比较 Z 与 Z' 的差异。如果 Z 与 Z' 的差异较大, 则认为此时的输入为异常输入; 若 Z 与 Z' 的差异较小, 则认为此时数据为正常数据, 即为该类别信号。

2.3 EfficientNet 网络结构

为了提高信号识别的准确率, 本文将使用同时增加了网络宽度、深度以及分辨率的 EfficientNet^[23]作为干扰信号分类网络, 其结构^[24-25]如图 5 所示。网络

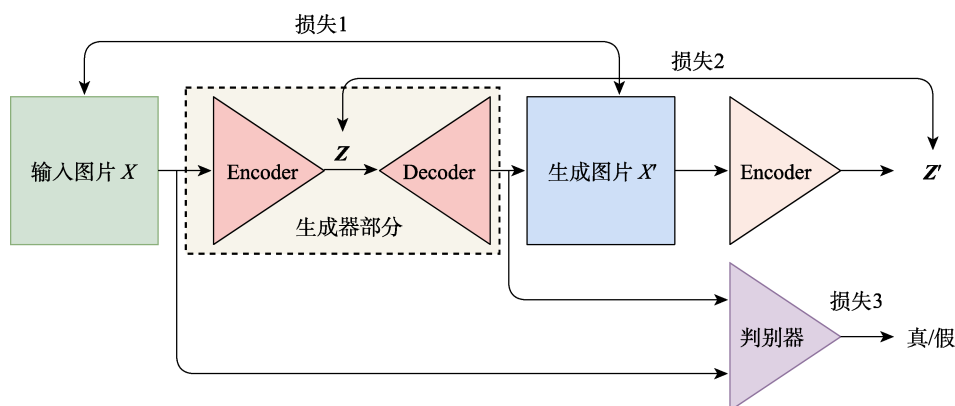


图 3 GANomaly 网络结构
Fig.3 GANomaly Network structure

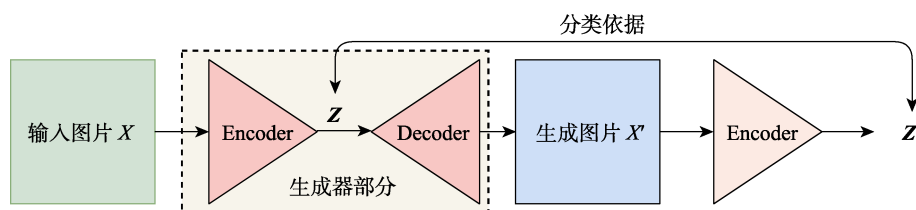


图 4 GANomaly 检测流程
Fig.4 GANomaly detection process

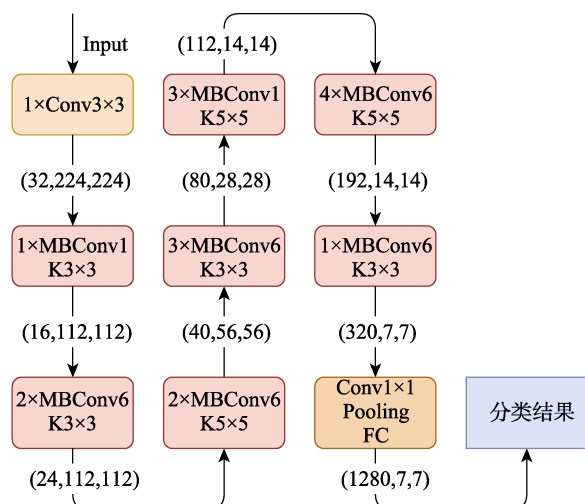
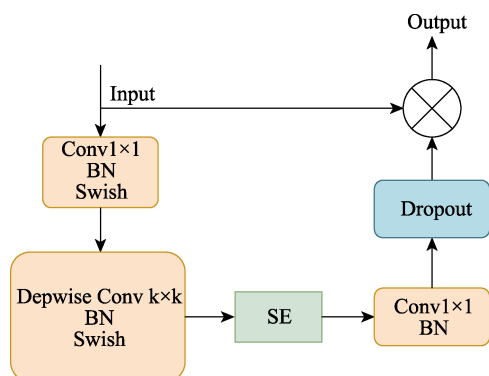


图 5 EfficientNet 网络结构
Fig.5 EfficientNet Network structure

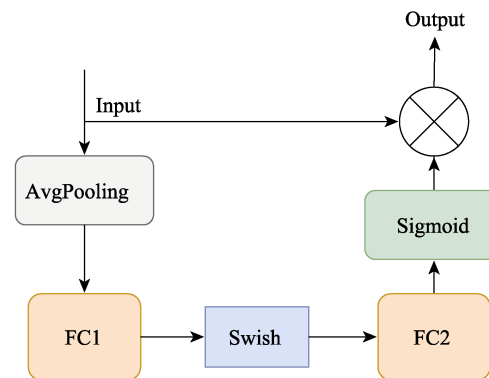
中每个阶段最前面的数值表示该阶段的重复次数，而每 2 个阶段中间的数据为当前数据尺度。例如，第 3 阶段的“2×MBConv6, K3×3”表示由 2 个大小为 3×3 卷积核构成的 MobileNet Conv (MBConv) 层，次层的输入数据尺度为 16×112×112，输出数据尺度为 24×112×112。

EfficientNet 的输入图片尺度为 3×224×224，依次经过如图 5 所示的 9 个阶段，其中第 2—8 个阶段 (Stage) 采用重复堆叠的 MBConv 层，其具体结构如图 6a 所示。输入 MBConv 层的特征图经 1×1 的卷积核进行下采样计算，并采取批量归一化操作，随后利用 Swish 激活函数升维。然后输入 DW 卷积层中，同样采取批量归一化操作与 Swish 激活函数计算，之

后输入结构如图 6b 所示的 SE 层中。该层首先对于输入特征图的每个维度进行平均池化，然后分别通过 2 个全连接层 FC1 和 FC2，其中 FC1 用 Swish 激活函数，FC2 采用 Sigmoid 激活函数。另外，FC2 的结点



a MobileNet Conv 层网络结构



b SE 层网络结构

图 6 EfficientNet 网络层结构

Fig.6 Network layer structures of EfficientNet: a) Mobilenet Conv layer network structure; b) SE layer network structure

个数必须与输入特征图的维度保持一致, 而 FC1 结点数等于输入特征图维度的 1/4。经过 SE 模块后, 网络通过一个 1×1 的卷积核实现降维, 并通过 Dropout 操作剔除冗余计算。最后, 网络将上述操作的输出与输入 MBConv 层的特征图相加, 以获得最终输出。

2.4 损失函数

GE-FS 网络共有 4 个损失函数, 在训练异常性检测网络时, 共需要 3 个损失函数。首先是上下文损失, 通过衡量输入数据 X 与生成器生成的数据 X' 的误差损失来学习输入数据中的上下文信息, 其表达式如式 (5) 所示。

$$L_{\text{con}} = E_{x \sim p_x} \|x - G(x)\|_1 \quad (5)$$

其次是编码器损失, 上下文损失起到保存数据的上下文信息, 以及让生成的数据更加真实的作用, 而编码器损失的作用是为了使 Z 与 Z' 之间的距离最小, 其表达式如式 (6) 所示。

$$L_{\text{enc}} = E_{x \sim p_x} \|G_E(x) - E[G(x)]\|_2 \quad (6)$$

异常检测部分的最后一个损失为对抗损失, 该损失采用使用特征对齐损失函数, 其表达式如式 (7) 所示。

$$L_{\text{adv}} = E_{x \sim p_x} \left\| f(x) - E_{x \sim p_x} f[G(x)] \right\|_2 \quad (7)$$

对抗损失通过计算输入图像与生成图像特征表达之间的欧氏距离, 得到判别器的中间层向量, 可以优化图像特征之间的差异。

最终, GE-FS 网络的异常检测算法损失函数如式 (8) 所示。

$$L_g = \omega_{\text{adv}} L_{\text{adv}} + \omega_{\text{con}} L_{\text{con}} + \omega_{\text{enc}} L_{\text{enc}} \quad (8)$$

干扰信号分类部分的任务本质上为图像分类任务, 因此损失函数为多分类交叉熵损失函数, 可表示为式 (9)。

$$L_e = H(p, q) = - \sum_{i=1}^n p(y_i) \lg[q(y_i')] \quad (9)$$

式中: $p(y_i)$ 表示实际分类为 y_i 的概率; $q(y_i)$ 表示预测为 y_i 的概率。

综上所述, GE-FS 算法的损失函数可表示为式 (10)。

$$L = \omega_g L_g + \omega_e L_e \quad (10)$$

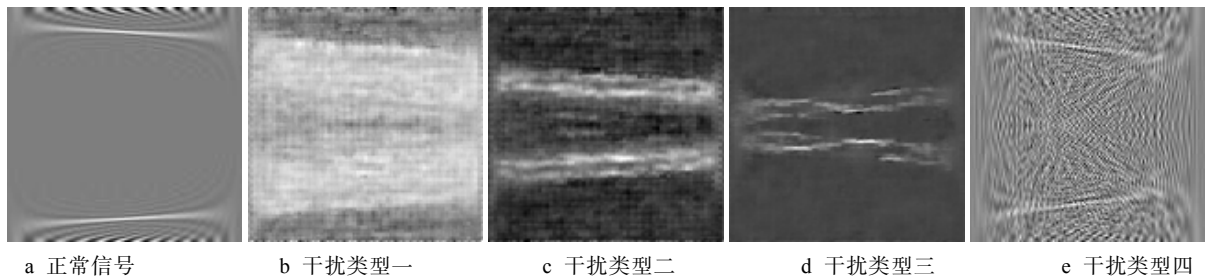


图 8 5 种类型信号经 WVD 变换后的时频谱图

Fig.8 Time spectrum diagrams of five types of signals after WVD transformation: a) normal signal; b) interference type 1; c) interference type 2; d) interference type 3; e) interference type 4

3 实验分析

3.1 数据处理

文中采用的引信样本为仿真数据, 其中共 4 类干扰信号以及 1 组正常信号。第一类干扰的实验数据如图 7 所示, 总长度为 32 034。

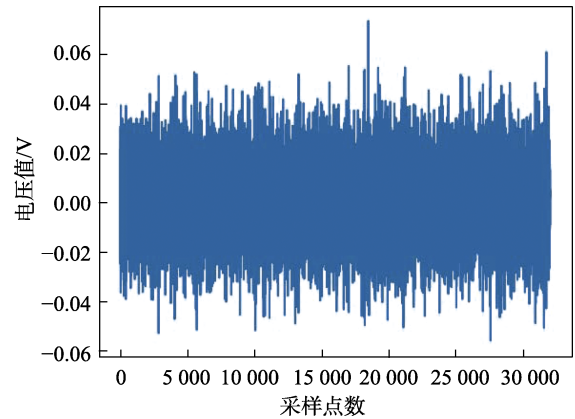


图 7 一维时序干扰信号

Fig.7 One-dimensional temporal interference signal

本次实验首先将读取到的信号数据以 $1 \times 1\,024$ 的形式按照顺序进行分割, 随后将其作为网络训练的测试集。由于数据量较少, 按照图 1 所示的数据增强算法处理后, 各类数据的数量见表 1。

表 1 数据增强结果
Tab.1 Data enhancement results

信号类别	训练集信号节点数	数据增强前训练集样本数	数据增强后训练集样本数
干扰类型一	32 034	31	500
干扰类型二	39 276	38	500
干扰类型三	32 376	31	500
干扰类型四	38 520	37	500
正常信号	31 968	31	500

完成数据增强后, 采用 WVD 算法对信号进行时频分析, 将生成的时频谱图保存, 并作为测试 GE-FS 算法的数据集。图 8 为分别对 5 种类型进行 WVD 变换得到的时频谱图。

3.2 结果分析

为了验证 GE-FS 算法的可行性, 本文以联想 R7 作为验证计算机平台, 其 CPU 配置为 AMD Ryzen7 4800H(主频为 2.90 GHz), GPU 为 GeForce GTX 1650 Ti(运行内存 16 GB), 计算环境为 Windows 10, 算法编写语言为 Python3.7, 并配合 pytorch1.7 作为辅助高级 API。实验结果见表 2。

表 2 实验结果
Tab.2 The experimental results

是否进行 数据增强 操作	训练集 样本数 量	测试集 样本数 量	测试网络	信号识别 准确率/%
否	128	32	EfficientNet	80.0
否	128	32	GE-FS	89.7
是	2 000	495	EfficientNet	96.9
是	2 000	495	GE-FS	98.4

通过表 2 可知, 在均未使用数据增强算法的小样本条件下, 基于 EfficientNet 的信号识别分类算法的识别准确率为 80%, 而 GE-FS 算法的识别准确率为 89.7%。在使用数据增强算法后, EfficientNet 的信号识别分类算法的识别准确率提升为 96.9%, 而 GE-FS 分类算法的识别准确率提升为 98.4%。该结果既证明了数据增强算法的有效性, 也证明了 GE-FS 干扰信号分类算法的性能优于传统基于卷积神经网络的识别分类算法, 验证了异常性检测算法在引信干扰信号识别中应用的可行性、实用性与高效性。

4 结论

本文通过 GE-FS 算法对扩充引信信号异常性检测测试, 得出了以下结论:

1) 基于 WVD 时频转换的数据扩展方法能够对小样本真实含扰引信数据进行有效倍增, 扩增的数据样本能够为干扰识别网络提供良好的训练基础, 能够降低传统引信抗干扰算法对真实数据的依赖。

2) GE-FS 在扩增的仿真引信数据上具有良好的干扰检测能力, 相比单架构引信抗干扰网络的信号识别, 准确率具有较强提升。

综上所述, 该算法在引信抗干扰任务中具有较强的应用价值, 能够增强引信系统面向复杂作战环境时的抗扰能力与自适应性。

参考文献:

- [1] 周一宇. 电子对抗原理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.
- ZHOU Yi-yu. Principles of Electronic Warfare[M]. Bei-

- jing: Publishing House of Electronics Industry, 2009.
- [2] 王国玉, 汪连栋, 王国良, 等. 雷达电子战系统数学仿真与评估[M]. 北京: 国防工业出版社, 2004.
- WANG Guo-yu, WANG Lian-dong, WANG Guo-liang, et al. Mathematical Simulation and Evaluation of Radar Electronic Warfare System[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2004.
- [3] 董二娃, 郝新红, 闫晓鹏, 等. 扫频式干扰对超宽带无线电引信干扰机理研究[J/OL]. 兵工学报, 2022: 1-10. <http://www.co-journal.com/CN/abstract/abstract7260.shtml>.
- DONG Er-wa, HAO Xin-hong, YAN Xiao-peng, et al. Research on the Interference Mechanism of Swept Frequency Interference to UWB Radio Fuze [J/OL]. Acta Armamentarii, 2022: 1-10. <http://www.co-journal.com/CN/abstract/abstract7260.shtml>.
- [4] 周文, 郝新红, 董二娃, 等. 基于滑动多周期 FFT 的调频引信抗扫频干扰方法[J/OL]. 兵工学报, 2022: 1-10. <http://www.co-journal.com/CN/10.12382/bgxb.2022.0119>.
- ZHOU Wen, HAO Xin-hong, DONG Er-wa, et al. Anti-sweep Interference method of FM Fuze Based on Sliding Multi-period FFT[J/OL]. Acta Armamentarii, 2022: 1-10. <http://www.co-journal.com/CN/10.12382/bgxb.2022.0119>.
- [5] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- ZHOU Zhi-hua. Machine Learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [6] 徐洪学, 孙万有, 杜英魁, 等. 机器学习经典算法及其应用研究综述[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(33): 17-19.
- XU Hong-xue, SUN Wan-you, DU Ying-kui, et al. Survey on the Classic Machine Learning Algorithms and Their Applications[J]. Computer Knowledge and Technology, 2020, 16(33): 17-19.
- [7] 严春满, 王铖. 卷积神经网络模型发展及应用[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(1): 27-46.
- YAN Chun-man, WANG Cheng. Development and Application of Convolutional Neural Network Model[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021, 15(1): 27-46.
- [8] 李炳臻, 刘克, 顾佼佼, 等. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机时代, 2021(4): 8-12.
- LI Bing-zhen, LIU Ke, GU Jiao-jiao, et al. Review of the Researches on Convolutional Neural Networks[J]. Computer Era, 2021(4): 8-12.
- [9] 郭治锐, 鲁军, 刘磊, 等. 基于 AlexNet 的雷达干扰识别方法研究[J]. 电光与控制, 2021, 28(9): 49-53.
- GUO Zhi-rui, LU Jun, LIU Lei, et al. Research on Radar Interference Recognition Method Based on AlexNet[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(9): 49-53.
- [10] 唐陈, 王峰. 基于卷积神经网络的雷达干扰识别技术研究[J]. 中国电子科学研究院学报, 2022, 17(1): 63-70.
- TANG Chen, WANG Feng. Research on Radar Jamming Recognition Technology Based on Convolution Neural Network[J]. Journal of China Academy of Electronics and

- Information Technology, 2022, 17(1): 63-70.
- [11] 刘国满, 聂旭娜. 一种基于卷积神经网络的雷达干扰识别算法[J]. 北京理工大学学报, 2021, 41(9): 990-998.
LIU Guo-man, NIE Xu-na. A Radar Jamming Recognition Algorithm Based on Convolutional Neural Network[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2021, 41(9): 990-998.
- [12] 魏迪, 曾海彬, 洪锋, 等. 基于 LSTM 网络和特征融合的通信干扰识别[J]. 电讯技术, 2022, 62(4): 450-456.
WEI Di, ZENG Hai-bin, HONG Feng, et al. Communication Jamming Signals Recognition Based on LSTM Network and Feature Fusion[J]. Telecommunication Engineering, 2022, 62(4): 450-456.
- [13] 毕明雪, 王旭, 白帆, 等. 基于深度学习和时频分析的引信干扰信号识别研究[J]. 机械工程与自动化, 2021(6): 24-27.
BI Ming-xue, WANG Xu, BAI Fan, et al. Research of Fuze Jamming Signal Recognition Based on Deep Learning and Time-Frequency Analysis[J]. Mechanical Engineering & Automation, 2021(6): 24-27.
- [14] 毕小军. 探讨无线电干扰信号发现与识别[J]. 数字通信世界, 2021(8): 95-96.
BI Xiao-jun. Discussion on the Discovery and Identification of Radio Interference Signals[J]. Digital Communication World, 2021(8): 95-96.
- [15] 周红平, 王子伟, 郭忠义. 雷达有源干扰识别算法综述[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(1): 1-20.
ZHOU Hong-ping, WANG Zi-wei, GUO Zhong-yi. Overview on Recognition Algorithms of Radar Active Jamming[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2022, 37(1): 1-20.
- [16] 王鑫, 张涛, 金映谷. 异常检测算法综述[J]. 现代计算机, 2020(30): 21-26.
WANG Xin, ZHANG Tao, JIN Ying-gu. Overview of Anomaly Detection Algorithms[J]. Modern Computer, 2020(30): 21-26.
- [17] 卓琳, 赵厚宇, 詹思延. 异常检测方法及其应用综述[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S1): 9-15.
ZHUO Lin, ZHAO Hou-yu, ZHAN Si-yan. Overview of Anomaly Detection Methods and Applications[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(S1): 9-15.
- [18] LIANG Hua-dong, HAN Jiang-hong. Sorting Radar Signal Based on Wavelet Characteristics of Wigner-Ville Distribution[J]. Journal of Electronics (China), 2013, 30(5): 454-462.
- [19] 袁海璐. 基于时频分析的雷达辐射源信号识别技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
YUAN Hai-lu. Radar Emitter Signal Recognition Based on Time-Frequency Analysis[D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
- [20] 白航. 基于时频分析的雷达辐射源信号识别技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2012.
BAI Hang. Radar Emitter Signal Recognition Based on Time Frequency Analysis[D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University, 2012.
- [21] MADZIA-MADZOU D K, KUIJF H J. Progressive GANomaly: Anomaly Detection with Progressively Growing GANs[C]//Medical Imaging 2022: Image Processing. San Diego: SPIE, 2022.
- [22] 王齐, 陈功, 胡文昕, 等. 使用 GANomaly 网络的面瘫识别应用研究[J]. 软件工程, 2022, 25(3): 29-33.
WANG Qi, CHEN Gong, HU Wen-xin, et al. Application Research of Facial Paralysis Recognition Based on GANomaly Network[J]. Software Engineering, 2022, 25(3): 29-33.
- [23] TAN MINGXING, LE Q V. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks [EB/OL]. 2019: arXiv: 1905.11946. <https://arxiv.org/abs/1905.11946>
- [24] 王振亚, 赵继红, 王艳鹏, 等. 基于改进 EfficientNet 网络的药片检测分类的研究[J]. 现代计算机, 2021, 27(28): 27-32.
WANG Zhen-ya, ZHAO Ji-hong, WANG Yan-peng, et al. Tablet Detection and Classification Based on Improved EfficientNet Network[J]. Modern Computer, 2021, 27(28): 27-32.
- [25] 甘雨, 郭庆文, 王春桃, 等. 基于改进 EfficientNet 模型的作物害虫识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(1): 203-211.
GAN Yu, GUO Qing-wen, WANG Chun-tao, et al. Recognizing Crop Pests Using an Improved EfficientNet Model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(1): 203-211.

责任编辑: 刘世忠