

小样本条件下导弹时序遥测数据 故障诊断方法

林 达, 袁 焯, 吴 伟, 梁 旗, 唐 健
(上海机电工程研究所, 上海 201109)

摘要: 导弹批产总装遥测数据量大、参数多、波形差异大、故障样本少, 人工判读费时费力, 难以通过代码描述特征自动分析; 因此对复杂时序遥测数据的快速分析和故障诊断进行了研究, 通过将记录的遥测时序数据进行对齐与校准后, 采用将数据转化为波形图片输入到深度学习模型中开展故障诊断模型训练的方法, 并使用生成对抗网络技术增广小样本故障数据, 建立 VGG16 迁移学习模型; 根据历史导弹故障数据等开展了某导弹测试参数智能故障诊断仿真试验, 模型损失函数降至 0.04, 验证集的准确率达 99%; 试验结果验证了所提出故障诊断模型的正确性与有效性; 将模型在实际型号导弹的批产总装工作中应用, 能够大幅提高产品生产效率, 提高批产质量, 降低出厂后维修、批次性返修等风险。

关键词: 时序遥测数据; 生成对抗网络; VGG16 模型; 迁移学习; 故障诊断

Fault Diagnosis Method for Missile Timing Telemetry Data under Small Sample Conditions

LIN Da, YUAN Ye, WU Wei, LIANG Qi, TANG Jian

(Shanghai Electro-Mechanical Engineering Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: The batch production and final assembly of missiles have a large amount of data, multiple parameters, significant waveform differences, few fault samples, time-consuming and laborious manual interpretation, and it is also difficult to automatically analyze features through code description. Therefore, research on the rapid analysis and fault diagnosis of complex time-series telemetry data has been conducted. By aligning and calibrating the recorded telemetry time-series data, a method for converting the data into waveform images and inputting them into a deep learning model is used to train a fault diagnosis model, and the generative adversarial network technology is used to expand small sample fault data and establish a VGG16 transfer learning model. Based on the historical fault data of missiles, the intelligent fault diagnosis simulation experiments are conducted for a certain missile test parameter. The loss function of the model is reduced to 0.04, and the accuracy of the validation set reaches up to 99%. Experimental results verify the correctness and effectiveness of the proposed fault diagnosis model. Through the batch production and final assembly, the missile model can significantly improve the efficiency and quality of batch products and reduce risks such as post production maintenance and batch repairs.

Keywords: timing telemetry data; generative adversarial networks; VGG16 model; transfer learning; fault diagnosis

0 引言

当前“能打仗、打胜仗”的防务装备实战化运用理念越来越深入, 对导弹防务装备面临的复杂战场环境适应性 and 作战使用性能健壮性等方面的要求也是尤其严格

的^[1]。导弹系统的测试贯穿了导弹研制、批量生产、贮存到战前准备几乎全生命周期。其中, 导弹研制生产后的出厂最后一道把关, 就是导弹的总装测试。若是未能在总装时将隐患检测出来, 带有隐患的产品就将交付给客户。一旦产品的隐患在运输、贮存及使用时爆发, 一

收稿日期:2024-08-31; 修回日期:2024-10-24。

作者简介:林 达(1995-),男,博士,工程师。

通讯作者:唐 健(1989-),男,博士,高级工程师。

引用格式:林 达,袁 焯,吴 伟,等.小样本条件下导弹时序遥测数据故障诊断方法[J].计算机测量与控制,2025,33(10):158-164.

方面在后期维修保障时费时费力, 耗费更多的资源; 另一方面, 在交付产品之后发生质量问题, 也会对生产单位的产品质量形象产生不良影响; 更为甚者, 若在实战演练或作战中导弹出现故障, 可能贻误战机导致严重后果。因此, 导弹批产总装过程中的质量管理非常重要, 在导弹测试过程中, 通过各种手段精确识别导弹故障, 及早发现潜在的隐患具有非常重要的现实意义。

导弹系统的测试贯穿了导弹研制、批量生产、贮存到战前准备, 几乎可以说是全生命周期。这意味着测试系统可以获取导弹各阶段的测试数据。其中, 导弹研制生产后的出厂最后一道把关, 就是导弹的总装测试。随着防务装备朝着智能化的方向发展, 导弹系统整体各工序, 在测试工序环节有了获取参数数据的途径, 导弹能够在测试过程中采集到大量的状态信号, 并以时序遥测数据的形式反馈。时序遥测数据在研制、生产和保障产品的过程中起着举足轻重的作用, 是导弹各类对接测试试验的数字表征, 是科学研究和分析决策的重要数据依据, 是一种具有重要意义的数据资源^[2]。型号总装综测过程中产生的时序遥测数据可用于反映产品本身的健康状态, 或是对设备进行故障诊断, 能够有效地对导弹系统的总装生产线进行质量控制, 降低导弹批量返厂的概率, 提高导弹的有效生产效率。

有许多学者对导弹相关产品的故障诊断开展了研究。文献 [3] 中针对导弹大气数据系统 (ADS) 的复杂性及其传感器工作环境的恶劣性导致传统故障诊断方法的有效性大大降低的问题, 提出了一种基于无迹卡尔曼滤波器和 Inception V3 的融合模型和神经网络的方法, 以提高故障诊断性能, 在导弹仿真平台上对所提出的算法进行了验证, 证明其具有更高的精度, 同时保持了其轻量化特性。文献 [4] 针对导弹故障诊断中信息缺失和信息不完整的问题, 提出了一种基于流图的导弹故障诊断知识获取方法。首先, 提取故障特征信息, 利用特征关系对故障诊断知识进行分类, 得到一组相同特征关系下的故障诊断实例。然后, 建立不完全故障诊断的流程图, 标记每个节点之间的置信度和覆盖度, 构建导弹故障诊断的知识获取框架。导弹的恶劣飞行条件使舵面和升力面容易发生故障, 数据驱动的故障检测和定位方法严重依赖于故障数据, 适用性较差。为了解决这个问题, 文献 [5] 提出一种基于统计分布的直方图异常值得分在线故障检测方法。该方法通过对正态数据的概率分布进行傅里叶变换来生成故障检测模型, 并结合自适应阈值来实现实时故障检测。此外, 将导弹飞行状态与故障传播机制之间的相互关系抽象为层次有向图模型, 通过利用双边自适应阈值, 捕获每个子节点的第一个故障特征, 并根据兼容路径原理确定每个层节点的故障传播有效性, 从而建立一个故障推理和定位模型。半

物理仿真实验结果表明, 该算法与故障数据相关性较低, 且具有较高的实时性。在具有随机参数偏差的多组模拟测试中, 故障检测准确率超过 98%, 故障定位算法的准确率不低于 97.91%。

目前, 利用导弹批产总装中产生的遥测数据开展导弹智能故障诊断的应用较少, 利用遥测数据进行产品的故障诊断主要应用于卫星等航天器的健康监测中。航天器通常由许多复杂的组件组成, 每个组件通常配备一定数量的传感器, 这些传感器将产生多种遥测数据。由于在极端环境中工作, 航天器往往会因设备或子系统的故障而发生故障甚至损坏。为了降低这些故障的风险, 航天器运行的一项关键任务是异常检测, 即发现遥测数据中的异常。文献 [6] 通过将时间序列数据转换为分布并引入分布感知度量, 设计了一种方法来量化特定数据集上故障检测算法的可检测性。基于亚线性时间滤波方法, 设计了一种有效的可检测性评估算法, 提出将 RecAD 用于航天器的故障检测算法中。

由此可见, 导弹批产总装中产生的遥测数据开展导弹智能故障诊断是可行的。但是, 与卫星的遥测数据一样, 导弹时序遥测数据存在数据量大、参数众多、波形差异大、故障样本少的特点。以某批产型号为例, 总装测试完备的测试项目为数十项, 单项测试项目记录遥测参数为数百个, 因此型号全流程导弹测试中需要识别的完备遥测参数达数千个。此外, 时序遥测数据采样率较高, 单项测试项目的单遥测参数数据即可达到数万点至数十万点。面对海量的时序遥测数据, 总体、测试、各分系统设计师难以通过文本或者相对固定的逻辑进行代码描述从而智能分析数据, 仅能查看人为认定的关键参数来判断故障, 几乎完全依赖人工判读和分析, 费时费力而且容易误判、漏判, 而大量珍贵时序遥测数据只能用于故障发生后的归零溯源, 数据的效用性大大降低。

为了更充分地应对复杂外部环境威胁和挑战, 通过数字化转型改造提升军队信息化、智能化、无人化水平和作战能力, 是当前军事领域的重要趋势和发展方向^[7-8]。目前, 神经网络的运用以及基于深度学习的人工智能图片分类技术已较为成熟^[9-10]。文献 [11] 通过 VGG16 及 VGG19 算法进行印尼成年口腔健康记录投影测量放射线照片的性别分类, 模型对女性的性别识别准确率为 93%, 对男性的准确率为 73%, 平均准确率为 89%, 证明了这两种模型在准确预测印度尼西亚成年人性别方面的卓越效果。文献 [12] 引入了一种基于动态模型辅助的预训练整定方法开展液体火箭发动机故障诊断, 利用迁移学习方法对 CNN 网络进行预训练, 随后使用实际数据对全连接层和分类层进行调优。实际数据验证表明其方法在故障识别率方面优于其他经典分类方法。针对手语识别的难题, 文献 [13] 提出一种具有随

机森林模型的轻量级注意力 VGG16 模型。该模型集成了注意力模块,并辅以随机森林分类器,其所提出的模型在 3 个数据集上表现出了出色的准确性,在美国手语、美国数字手语和新加坡国立大学手势数据集上分别取得了 99.98%、99.90% 和 100% 的显著结果。文献 [14] 提出将 VGG16 与主成分分析相结合的模型来提高自动岩石类型识别的计算效率。为了训练和测试该模型组装了一个包括 6 种岩石类型的 3 000 张图像数据集,通过包括准确性、损失值和 F_1 分数在内的评估指标,证明了其模型用于分类预测的可行性。因此,通过将记录的遥测时序数据转化为波形图片,输入到深度学习的大数据模型中开展故障诊断模型训练,确实是实现导弹复杂遥测数据故障诊断的一条可行“捷径”。

值得注意的是,深度学习分类模型训练时,往往要求各分类输入图片数据较为均衡,然而由于防务装备生产要求严格,通常测试时大部分产品处于正常状态,传感器难以采集到失效状态信号,从而使正常状态信号远远多于故障状态信号,这造成了故障诊断中数据不平衡的现象,进而导致故障诊断模型性能明显下降,产生误诊和漏诊^[15]。许多学者在面对不平衡的小样本条件下的故障诊断,提出了许多种数据增强的方法。文献 [16] 利用速度变化引起的振动数据分布差异实现数据增强,并通过比较样本之间的相似度来提取关键特征,采用对比训练方式进行训练优化,将对比损失和交叉熵损失加权组合作为综合损失函数,提出了基于对比深度卷积网络的故障诊断方法,使模型在学习特征表示的同时能有效进行分类任务。文献 [17] 中提出了一种结合迁移学习策略与 CNN-BIGRU-attention 网络 (TCBA) 的故障诊断方法解决水电机组实际运行中故障数据少、不同机组间故障信号不符合同分布假设而导致模型训练困难、现有诊断模型泛化能力差的问题,显著提高模型的收敛速度并有效降低训练所需样本量。华北电力大学控制与计算机工程学院提出一种基于改进循环生成对抗网络和 Swin Transformer 的样本不均衡轴承故障诊断方法,可以在训练样本数量较少时生成质量较高的合成样本^[18]。文献 [19] 中提出的基于深度神经网络的小样本学习分类算法在针对最少的训练数据在不同的噪声环境中进行测试时,其模型的性能超过了具有合理噪声水平的基线模型。针对液体火箭发动机滚动轴承的故障诊断实验成本高,故障数据稀缺,故障发生时间不确定而缺乏标签的问题,文献 [20] 提出了一种基于快速自关注卷积生成对抗网络的无监督故障诊断方法。该网络由生成器、鉴别器和分类器 3 个卷积子网络组成。生成器—鉴别器对可以将噪声分布映射到实际数据分布,然后生成原始机械信号来增强分类器的训练数据集。对生成器和鉴别器的每一层参数进行谱归一化提高了模型的稳

定性和收敛速度。在 3 个轴承故障诊断案例上的实验结果评估了该方法在小样本下的故障诊断有效性,平均准确率分别为 99.73%、98.74% 和 95.47%。

结合上述国内外的研究,本文开展导弹复杂时序遥测数据的快速分析和故障诊断研究并提出一种小样本条件下导弹时序遥测数据故障诊断方法。首先,针对遥测数据存在时序非对齐,数据量不一致,测试状态不统一的问题,本文提出通过集成通讯程控、遥测协议标识、软件切分拼接的手段精细化管理总装过程中的时序遥测数据,实现时序遥测数据的对齐与校准;其次,针对导弹时序遥测数据量大的问题,本文建立了基于迁移学习的 VGG16 卷积神经网络模型,将导弹复杂时序遥测数据的故障诊断问题转为图像处理分类问题;针对故障数据样本少导致深度学习模型准确率低的难题,本文利用生成神经网络增加故障数据样本,增强故障可提取的特征,优化了模型;最后,根据历史导弹故障数据等开展某导弹测试参数智能故障诊断仿真试验,试验结果验证了本文所提出的故障诊断模型的正确性与有效性。

1 VGG16 迁移学习及 GAN 算法

1.1 VGG16 迁移学习模型

卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network) 是基于感受野的概念被提出的^[21],它主要用于图像目标识别的 CNN 仿照生物的视知觉机制构建,其结构类似于生物大脑的神经网络,是机器学习的代表算法之一,由一系列功能不相同的层级所构成^[22]。

卷积核 (Convolutional Kernel) 的作用是将卷积核与输入矩阵按照一定的规则相乘、求和^[23],这样做可以促使提取得到的特征更真实,效果也更好。

2014 年牛津大学提出的 VGG16 模型是卷积神经网络的一种,在图像分类和目标检测任务中表现优异^[24-25]。VGG16 卷积神经网络结构如图 1 所示,通过卷积层和池化层的反复叠加,形成了 13 层卷积层和 3 层全连接层。卷积层和池化层实质上是通过线性整流函数 (ReLU, rectified linear unit) 激活函数使得原本的单一线性变化变得多样化,通过多层卷积池化层的相互堆叠,增大网络的感受野。这两层是对输入图像的一种提取过程,学习能力因此增强。样本可以通过全连接层和输出层进行分类处理,通过归一化 (Softmax) 激活函数可以得到当前样本属于不同种类的概率分布。

迁移学习 (Transfer Learning) 是根据 2010 年 Pan 和 Yan 发表的权威综述文章来定义的^[26]:其基于数据、任务和模型等相似性,将一个领域所学知识迁移到相似的另一个领域的方法。基于原有的不断积累的知识,通过探寻不同问题之间的共性,迁移学习能够将模型在一些原有的分类问题中学习到的通用先验知识迁移到具有

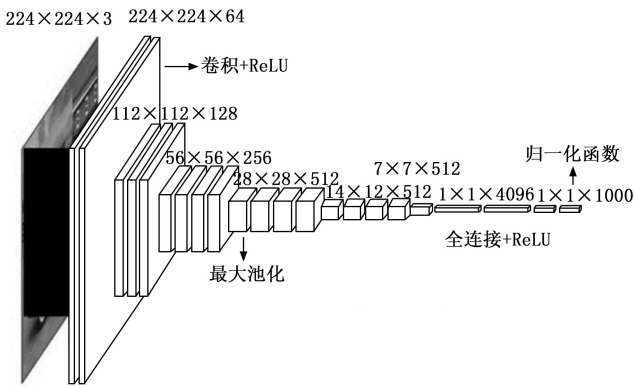


图 1 VGG16 卷积神经网络结构

部分共性特点的新型分类任务上，从而使深度学习模型具备举一反三的学习能力，与这种新型的学习模型相比，传统的机器学习和深度学习更依赖于事先标注好的本领域数据。

图 2 为一个迁移模型的过程，模型在新领域问题中的训练过程大大简化，仅需通过迁移模型中的源域，即自然图像，训练权重，在使用目标域进行微调即可。

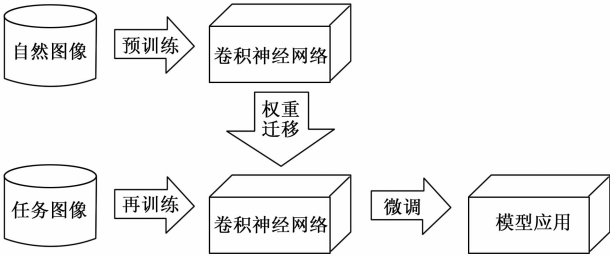


图 2 卷积神经网络模型迁移

1.2 生成对抗网络的小样本增强

分类不平衡的问题经常出现在数据集中，这对于分类算法来说，经常会造成一些负面的影响。扩大非均衡样本，恢复数据集在数据层面的均衡性，是比较常见也是比较有效的办法，能够解决这个问题。对于低维数据，有效的数据增广已经有了各种各样的经典计算方法。一般情况下，对于高维度的图像数据，可以用图像转换的方式来增加样本量。这种方法可以在一定程度上缓解分类器受到分类失衡问题的消极影响，但作用十分有限。

生成对抗网络（GAN，generative adversarial networks）作为一个强大的生成模型，可以学习数据的真实分布，生成的高质量人工样本符合原始样本分布^[27-28]。GAN 是由生成器和判别器组成的深度学习算法，基于对抗思想由生成器产生新的样本，判别器判断样本是否来自生成器。通过不断的训练迭代优化后，判别器最终无法判断样本是真实数据还是来自生成器的数据。生成对抗网络架构如图 3 所示。

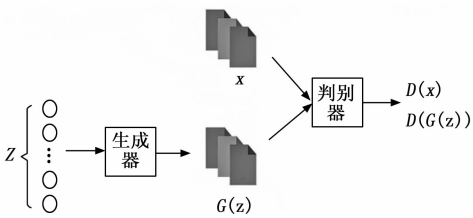


图 3 生成对抗网络架构

本文基于迁移学习的 VGG16 卷积神经网络模型，将导弹复杂时序遥测数据的故障诊断问题转为图像处理分类问题；针对故障数据样本少导致深度学习模型准确率低的难题，利用生成神经网络增加故障数据样本，增强故障可提取的特征来优化模型。

2 时序数据对齐与校准

2.1 遥测数据采集特性

目前，测试过程中遥测时序数据采存几乎都通过人工启停和录入，导致遥测数据存在时序非对齐，数据量不一致，测试状态不统一的问题。大量非测试状态数据残留，不仅占用大量存储空间，而且难以直接作为大数据模型训练的输入。因此，为了开展基于深度学习神经网络的时序数据智能故障诊断，需要先进行时序遥测数据对齐与校准。

2.2 遥测数据对齐与校准方法

导弹的时序遥测数据对齐校准可以通过集成通讯程控、遥测协议标识、软件切分拼接的手段，实现精细化管理总装过程中的时序遥测数据。

结合导弹测试原理，开展总装综合测试项目分类，将测试项目分为测试时长不可控类，测试时长完全可控类以及测试时长关键可控类。根据不同类别的测试项目，开展不同方式的遥测数据时序对齐与切片校准。

针对测试时长不可控的测试项目，即某些与时间强相关的测试项目，无需进行遥测数据时序校准；针对测试时长完全可控项目，可通过测试遥测集成同步通讯程控方法，将遥测状态与测试项目状态绑定，通过程控方式启停遥测采集设备，实现遥测采集启停与测试项目启停同步；针对测试时长关键可控项目，即某些关键弹上测试工况时间可控，但参数装订加载、数据下传、等待摇摆台响应等碎片化无效测试工况时间不可控的测试项目，通过时序遥测数据切片校准方法实现时序遥测数据对齐。首先优化遥测协议，再开发时序遥测数据处理软件，从源头实现导弹总装综测过程中遥测数据的时序对齐与切片校准，将非测试状态数据剔除。

为解决遥测设备系统与测试设备系统之间数据采集存在不确定时间差的问题，需要设计测试遥测集成系统的设备架构，并在测试系统软件中集成遥测控制软件的远程控制软件。通过串口实现测试设备 PXI 电脑与遥

测接收处理模块的通讯链接,在测试系统软件中集成遥测控制软件的远程控制软件,实现测试项目开始时自动启动遥测设备采集,测试项目结束时自动停止遥测设备采集,并自动保存为相应测试项目名称的二进制文件。通过对多发产品同步测试,在同一个测试时长完全可控的测试项目中,基于测试遥测集成同步通讯程控方法采集到的时序遥测数据文件大小一致,且遥测时间差由 10 s 缩短至最长不超过 0.5 s。

针对测试时长关键可控的测试项目,通过精细化遥测标识以及基于遥测标识的时序遥测数据切片拼接,实现基于遥测标识码的时序遥测数据切片与校准,获取时序对齐且最为有效的数据。首先精细化分析测试项目中可管控时间的有效测试工况部分,优化遥测协议,通过设计遥测协议中的标识码,将有效测试工况的时序遥测数据与参数装订加载、数据下传、等待摇摆台响应等碎片化无效测试工况的时序遥测数据区分开,进一步保证同类测试项目时间一致性;开发时序遥测数据处理软件,通过时序遥测数据中测试项目识别码对时序遥测数据进行切片及凭借,从源头实现导弹总装综测过程中遥测数据的时序对齐与切片校准,将非测试状态数据剔除。

3 故障诊断仿真试验验证

3.1 试验数据集说明

本文基于 1 000 个产品的时序遥测数据开展基于深度学习模型的智能故障诊断分析试验。本试验选取某导弹测试参数,属于测试时长关键可控的测试项目。通过时序遥测数据对齐与校准方法处理后的遥测数据文件大小一致,数据时间差最大不超过 50 ms。1 000 个产品数据中,982 个为无故障的数据,18 个为故障数据。故障类型分为无效数据、波形不完整以及数据位移 3 种,每种故障 6 个。其中 500 个数据作为模型训练集,其余 500 个作为验证集。

3.2 信号转图像数据预处理

使用深度学习神经网络模型,需要输入数据为图像,而原始时序遥测信号是未解析的二进制文件。因此,对原始数据进行预处理就显得很重要。时序遥测数据在源设备上采集为二进制文件,无法直接作为图片格式输入。

通过编写 Labview 程序将时序遥测数据进行数据处理,将二进制文件解包为 txt 文件,再批量将 excel 文件转换为波形图片,如图 4 所示。

3.3 试验和结果

仿真试验需要运行在 Windows10 及以下的系统环境中,所使用的深度学习框架为 PyTorch,Python 版本需为 3.9 及以上。本文中,将交叉熵损失函数的值作为模型预测图形分类与真实样本分类一致性的评价指标,

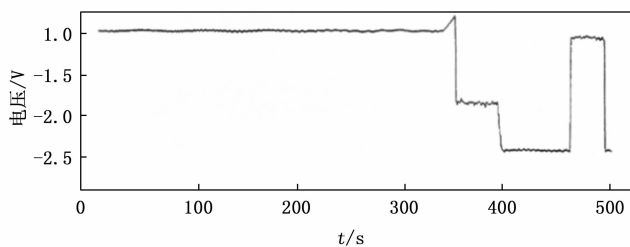


图 4 原始时序遥测信号预处理后图像

并通过准确率来确定模型故障诊断准确性。试验以 1 000 个产品的时序遥测数据,以某测试参数为例,其中 982 个正常数据,18 个故障数据,故障类型分为无效数据、波形不完整以及数据位移 3 种,如图 5~7 所示,每种故障 6 个,故障样本率 1.8%。

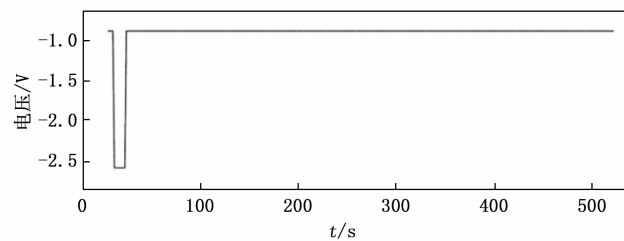


图 5 无效数据图片

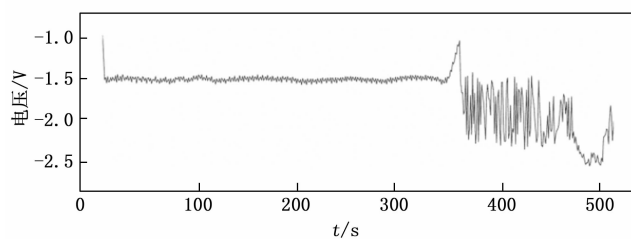


图 6 数据不完整图片

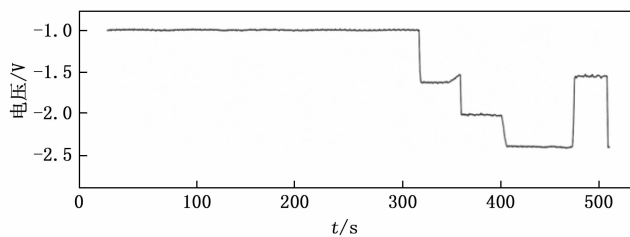


图 7 数据位移图片

其中 500 个作为训练集样本,即 491 个正常数据,9 个故障数据,每种故障 3 个。

通过生成对抗网络扩增每种故障,即需要进行 3 次 GAN 的训练,每次训练的样本量为 6 个故障图案,基于 6 个故障图案生成 450 个相似的图像样本。首先训练判别器,利用 6 个样本及之后生成器生成的样本训练判别器;通过反向传播调整生成器参数,确保判别器和生成器同时进步。使用 Adam 自适应学习率优化算法进行

GAN 训练的优化。

导入预训练模型后, 即可读取提前分类好的图片, 开始训练故障诊断模型, 根据模型训练迭代时计算的损失函数及训练模型验证集准确率情况, 可以判断出模型的有效性。损失函数越小, 准确率越高, 则表示所训练模型更优。

对比图 8 (a) 和 (b) 可以看出, 在同样的训练 20 epoch 下, 进行故障样本增广前训练的模型损失函数最小为 0.5, 而进行故障样本增广后训练的模型损失函数最小为 0.2; 对比图 9 (a) 和 (b) 可以看出, 进行故障样本增广前训练的模型验证集准确率仅为 45%, 而进行故障样本增广后训练的模型验证集准确率可达 90%。这说明故障样本的增广有效地增强了样本特征, 优化了模型。

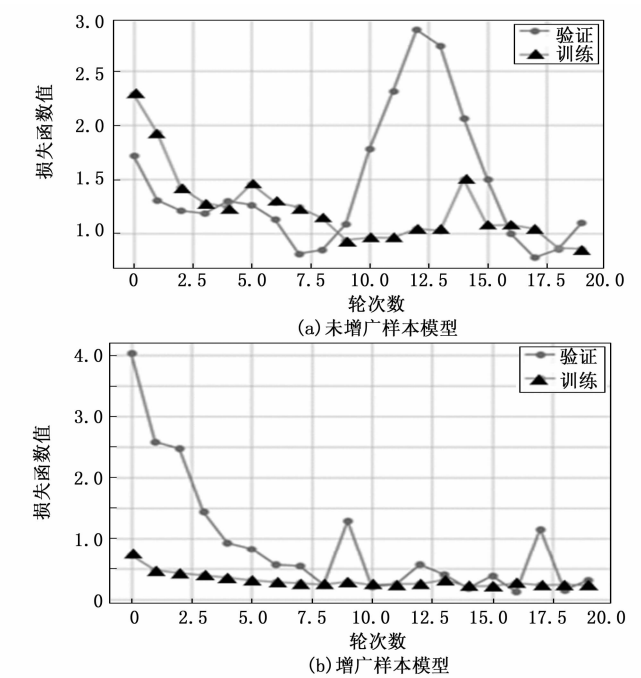


图 8 训练 20 轮次后模型损失函数

此外, 对比图 8~10 可以看出, 对于同样增广故障样本后的模型, 随着 epoch 的增加, 模型的损失函数会继续减小, 且准确率也会提升, 对于 100 epoch 后的训练模型, 损失函数降至 0.04; 此外, 验证集的准确率也提升至 99%。通过该仿真试验, 验证了本文设计的基于 VGG16 模型并增广故障小样本的智能诊断的有效性。

4 结束语

本文研究了导弹复杂时序遥测数据的快速分析和故障诊断问题, 提出了基于 VGG16 卷积神经网络与 GAN 生成对抗网络结合的故障诊断方法。本文采用图像分类方法, 建立了基于迁移学习的 VGG16 卷积神经网络模型用于导弹复杂时序遥测数据的故障诊断; 为优化模型, 针对故障数据样本较小的问题, 本文采用 GAN 生

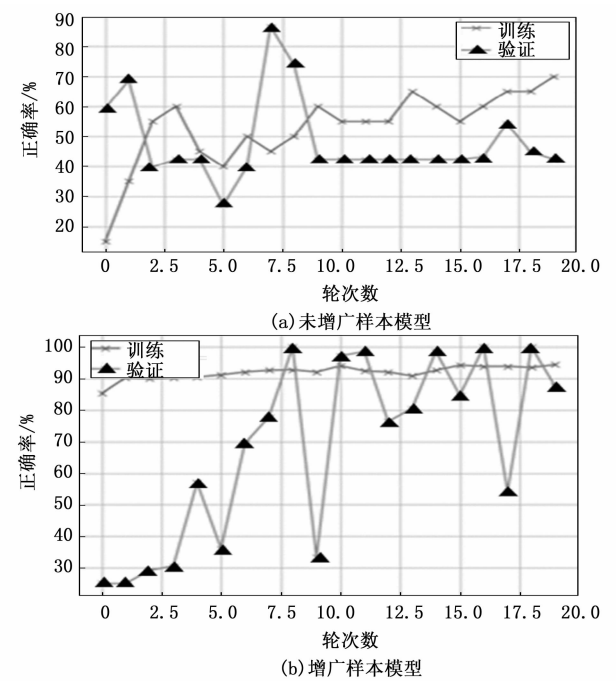


图 9 训练 20 轮次后模型正确率

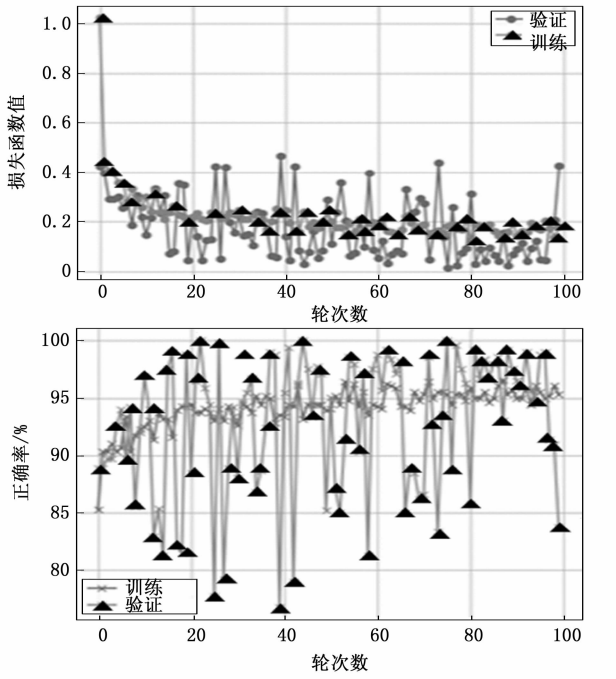


图 10 100 epoch 后训练模型损失函数及模型正确率

成对抗网络生成故障数据样本, 增广样本后的训练模型提升了故障诊断准确率。

仿真试验结果验证了所提出模型的有效性, 训练后模型可用于导弹总装综测时各项参数时序遥测数据的快速智能判读, 减少了人为设置故障判断逻辑的时间成本, 将原本数天的数据判读过程缩短至数小时; 基于模型的自动诊断避免人工判读的困难, 有效降低了故障诊断与数据分析的复杂度。将该模型训练完成后应用到导

弹的批产总装工作中,能够大幅提高产品生产效率,降低出厂后维修和批次性返修等风险。

模型成熟后,可进一步推广至存在因果关系、时序逻辑的多参数时序遥测数据单模型判读,实现模型智能诊断参数间时序逻辑正确的功能。

参考文献:

- [1] 廖欣,朱建华,卞付国,等.利用“三再”方法提升导弹武器装备可靠性的研究与实践[J].空天防御,2023,6(1):11-16.
- [2] 吴伟,梁旗,林达,等.导弹机内测试技术的国内外发展现状[J].计算机测量与控制,2023,31(10):1-5.
- [3] WANG Z, CHENG Y, JIANG B, et al. A fault diagnosis method for a missile air data system based on unscented Kalman filter and inception V3 methods [J]. Applied Sciences, 2024, 14 (14): 6309.
- [4] LIU Z, XIAO M, ZHU H, et al. Acquisition of missile fault diagnosis knowledge based on incomplete information of flow graph [C] //2021 IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci., 2021, 632: 032055.
- [5] HU H, CHENG Y, JIANG B. Missile fault detection and localization based on HBOS and hierarchical signed directed graph [J]. Aerospace, 2024, 11 (8): 679.
- [6] LI W, NING B. Autonomous recommendation of fault detection algorithms for spacecraft [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2024, 11 (1): 273-275.
- [7] 张雪.美军数字化转型发展分析与启示[J].空天防御,2023,6(4):12-16.
- [8] 范晋祥,刘益吉,李宁,等.精确打击体系智能化的发展[J].空天防御,2023,6(4):1-11.
- [9] 马驰,张国群,孙俊格.基于深度强化学习的综合电子系统重构方法[J].空天防御,2024,7(1):63-70.
- [10] 王者蓝,赵宏杰,赵凡,等.基于卷积神经网络与滤波融合算法的某惯导系统剩余寿命预测模型建立[J].空天防御,2023,6(1):70-77.
- [11] HANDAYANI V W, YUDIANTO A, SYLVIA M A R. Classification of Indonesian adult forensic gender using cephalometric radiography with VGG16 and VGG19: a preliminary research [J]. ACTA Odontologica Scandinavica, 2024, 83: 308-316.
- [12] WANG C, ZHANG Y, ZHAO Z, et al. Dynamic model-assisted transferable network for liquid rocket engine fault diagnosis using limited fault samples [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 243: 109837.
- [13] EWE E L R, LEE C P, LIM K M, et al. LAVRF: sign language recognition via Lightweight attentive VGG16 with random forest [J]. PLoS ONE, 2024, 19 (4): e0298699.
- [14] ZHANG Y, YE Y L, GUO D J. PCA-VGG16 model for classification of rock types [J]. Earth Sci. Inform., 2024, 17: 1553-1567.
- [15] SI W W, CEN J, WU Y B, et al. Review of research on bearing fault diagnosis with small samples [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59 (6): 45-56.
- [16] 乔万,刘秀丽,吴国新,等.时变小样本条件下基于对比学习的故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2024,38(8):113-123.
- [17] 徐宁,耿在明,陈致远,等.基于深度迁移学习网络的水电机组故障诊断方法[J].水利水电技术(中英文),2025,56(6):162-173.
- [18] 马良玉,黄日灏,段晓冲,等.基于改进生成对抗网络和 Swin Transformer 的样本不均衡轴承故障诊断[J].南京信息工程大学学报,2025,17(4):528-537.
- [19] 曹炎炎,郇战,陈震,等.基于小样本学习的滚动轴承故障检测[J].数据采集与处理,2024,39(4):1033-1042.
- [20] WAN W, HE S, CHEN J, et al. QSCGAN: an unsupervised quick self-attention convolutional GAN for LRE bearing fault diagnosis under limited label-lacked data [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-16.
- [21] HUBEL D H, WIESEL T N. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex [J]. The Journal of Physiology, 1962, 160 (1): 106-154.
- [22] 李晓阳,谢恒义,韩贞辉.卷积神经网络在图像识别技术中的应用研究[J].能源与环保,2020,42(6):73-76.
- [23] 李航,厉丹,朱晨.基于卷积神经网络的图像识别系统[J].电脑知识与技术,2020,16(10):196-197.
- [24] COLLOBERT R, KAVUKCUOGLU K, FARABET C. Torch7, a Matlab-like environment for machine learning. in biglearn [J]. NIPS Workshop, 2011, 1: 1-6.
- [25] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. Arxiv Preprint Arxiv: 1409.1556, 2014.
- [26] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2009, 22 (10): 1345-1359.
- [27] LIU S, JIANG H, WU Z, et al. Rolling bearing fault diagnosis using variational autoencoding generative adversarial networks with deep regret analysis [J]. Measurement, 2021, 168: 108371.
- [28] SHE B, TIAN F Q, LIANG W G. Fault diagnosis method based on deep convolutional variational autoencoder network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39 (10): 27-35.