

【航空科学与工程研究】

## 基于卷积神经网络的无人机结构故障诊断

马玉猛<sup>1,2,3</sup>, 谢振伟<sup>1,2,3</sup>, 陈蒙蒙<sup>4</sup>, 常国栋<sup>4</sup>

- (1. 滨州学院 航空工程学院;
2. 滨州学院 山东省航空材料与器件工程技术研究中心;
3. 滨州学院 无人驾驶航空器测控系统滨州市技术创新中心;
4. 山东蓝标检测科技有限公司, 山东 滨州 256603)

**摘要:**针对无人机结构故障难以发现的问题,提出了基于振动信号与卷积神经网络的无人机结构故障诊断方法。分别在无人机正常状态下和故障状态下进行振动信号采集,搭建了含有三层卷积层和三层池化层的卷积神经网络,对采集的无人机振动数据信号进行故障分类,利用实验室无人机测试平台进行验证,该方法准确率能够达到 97.5%,高于传统的机器学习方法,可以用于无人机结构故障诊断。

**关键词:**无人机;数据采集;卷积神经网络;故障诊断

**中图分类号:** V 279      **文献标识码:** A      **DOI:** 10.13486/j.cnki.1673-2618.2023.02.004

近年来,无人机被广泛应用于植保、测绘、巡检等领域,由于工作环境恶劣以及受旋转部件的影响,无人机不可避免地会出现各种故障,无人机的故障大体可以分为三类:结构故障、传感器故障、执行机构故障<sup>[1]</sup>。关于结构故障的诊断,经常采用目视检查、基于模型的诊断方法,这都是局部检测方法,只能检测特定部件的故障,而且有些故障是无法被检测到的。随着计算能力的不断提升以及大数据的出现,基于数据的诊断方法作为一种全局检测方法被广泛采用。该方法通过采集相关数据来提取相关故障特征进行分类,从而达到故障检测的目的。

Iannce 等<sup>[2]</sup>通过采集无人机的声音信号结合人工神经网络从而达到故障诊断的目的。Lu 等<sup>[3]</sup>采用电机的温度数据结合 LSTM 网络来判断电机故障信息。Ferrero 等<sup>[4]</sup>采用电机电压数据结合人工神经网络来判断电机故障。基于温度或电压数据的故障诊断只能判断特定部件的故障,不能对机体结构损伤进行检测。振动广泛存在于旋转机械中,无人机因为螺旋桨的存在,不可避免地会有振动信号的产生,研究表明,任何结构的改变都会带来振动信号的改变。无人机振动数据能够反映无人机的结构状况,因此被广泛用来判断无人机故障。因为具有强大的特征提取能力,深度学习在故障诊断领域被广泛使用<sup>[5]</sup>。Zhang 等<sup>[6]</sup>采用 LSTM 网络对无人机振动数据进行分类来判断无人机的故障,但是精度不高。传统的基于振动信号的故障检测方法,因为振动信号存在噪声,所以精度不高。卷积神经网络在模式识别领域取得了显著的成果,尤其在故障诊断领域<sup>[7]</sup>。本文基于振动数据,采用了一维卷积神经网络对数据进行故障特征提取从而达到故障诊断的目的。

收稿日期:2022-06-17

基金项目:滨州学院实验技术研究项目(BZXYSYXM201803);滨州学院校企共建课程项目(无人机创新指导课程)

第一作者简介:马玉猛(1990—),男,山东滨州人,讲师,硕士,主要从事无人机和机器学习研究。

E-mail:1154671416@qq.com

## 1 卷积神经网络

Fukushima 等提出了神经认知机的概念, 可以看作是卷积神经网络的原型<sup>[8]</sup>。纽约大学的 Yann Lecun 等提出了一种通过反向传播算法增强的卷积神经网络, 并将其应用于手写邮政编码识别<sup>[9]</sup>。此后, 卷积神经网络被广泛应用于模式识别、图像处理、故障诊断等领域。卷积神经网络一般由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层构成。

### 1.1 输入层

卷积网络模型是一种监督式学习模型, 需要在样本标签的监督下进行学习, 因此输入由样本和样本标签组成。卷积神经网络的输入层可以处理多维数据。通常, 一维卷积神经网络的输入层接收一维或二维阵列, 其中一维阵列通常是时间或频谱采样, 二维阵列可以包含多个通道; 二维卷积神经网络的输入层接收二维或三维阵列; 三维卷积神经网络的输入层接收四维阵列。

### 1.2 卷积层

卷积层的功能是提取原始信号的特征, 一个卷积神经网络可以采用多个卷积核, 因为一个卷积核可以提取一个特定的特征。卷积核有两个参数: 大小和步幅。

输入矩阵的尺寸为  $(n_1, n_1)$ , 卷积核的大小为  $(n_2, n_2)$ , 步长为  $S$ , 经过卷积后, 输入矩阵的大小变为

$$\left( \frac{n_1 - n_2}{S + 1}, \frac{n_1 - n_2}{S + 1} \right).$$

通常, 在卷积层之后会采取激活函数。激活函数用于添加非线性因素, 因为线性模型的表达式不够。激活函数是将原本线性不可分的多维特征映射到另一空间, 从而使得神经网络能够拟合输入的样本数据与标签之间的非线性关系。激活函数的选择会影响网络训练时间, 在大型数据集上的性能具有重要影响。深度学习中常用的激活函数有 sigmoid 函数、双曲正切函数 tanh 和线性校正单元 ReLU<sup>[10]</sup>。三个激活函数的公式如下:

$$\alpha_j^i = \text{sigmoid}(z_j^i) = \frac{1}{1 + e^{-z_j^i}}, \alpha_j^i = \text{tanh}(z_j^i) = \frac{e^{z_j^i} - e^{-z_j^i}}{e^{z_j^i} + e^{-z_j^i}}, \alpha_j^i = \text{ReLU}(z_j^i) = \max\{0, z_j^i\}.$$

式中,  $z_j^i$  是经过第  $j$  个卷积核后的第  $i$  个输出值,  $\alpha_j^i$  是经过激活函数以后得到的值。

### 1.3 池化层

卷积层之后是池化层, 池化层通过池化操作减少矩阵的长度和宽度从而达到减少参数的目的。池化操作是计算图像某个区域中特定特征的平均值或最大值。池化操作是对信息进一步抽象的过程, 类似于卷积层提取特征的过程, 通过滑动窗口在特征图上滑动, 将滑动窗口对应的局部区域的统计值作为该区域的采样值, 然后将这些局部区域提取的值连接起来以形成一个新的特征图。

### 1.4 全连接层

在多个卷积层和池化层之后, 通常连接少量全连接层, 全连接层是一个传统的多层感知器, 它将前一层的每个神经元连接到下一层的各个神经元。它是一个完全连接的结构, 全连接层的每个神经元都与前面的输出相连接。为了提高 CNN 模型的性能, 通常使用 ReLU 函数作为全连接层神经元的激活函数。

### 1.5 输出层

输出层通过分类器以类别或概率的形式输出模型的识别结果。最常用的是非线性 Softmax 函数, 它是逻辑函数的推广, 通常用于多分类问题。Softmax 函数将提取的特征转换为概率分布, 并估计某个样本属于对应类别的概率。

$$a_j = \frac{e^{Z_j}}{\sum_{k=1}^N e^{Z_k}},$$

式中:  $a_j$  表示结果为类型  $j$  的概率, 取值在  $0 \sim 1$ ;  $Z_j, Z_k$  分别表示上一层的输出;  $N$  表示输出类型的个数。

### 1.6 丢失层

在深度学习中,当参数过多而训练样本又比较少时,模型容易产生过拟合现象。过拟合是很多深度学习乃至机器学习算法的通病,具体表现为在训练集上预测准确率高,而在测试集上准确率大幅下降。Dropout 算法可以比较有效地缓解过拟合现象的发生,起到一定正则化的效果<sup>[11]</sup>。Dropout 是指深度学习训练过程中,对于神经网络训练单元,暂时将按照一定的概率将其从网络中移除,随机让一定数量的卷积停止工作,这样可以提高网络的泛化能力。

## 2 实验设计及数据采集

### 2.1 数据的采集

本文采用振动数据进行故障诊断,但是振动数据在很多情况下是很难获取的,为了解决这个问题,本文设计了一款基于微机械加速度计的数据采集装置。数据采集装置主要由 3 部分组成,分别为数据采集传感器模块、单片机模块和数据存储模块。数据采集传感器主要用来采集振动数据,传感器必须能够实时准确地采集这些数据,而且还要抗干扰能力强,能够适应复杂的工作环境。本文选择了 InvenSense 公司生产的全球首个集成型的 6 轴加速度运动和角速度运动运行组件 MPU6050,它集成了 3 轴陀螺仪和 3 轴加速度计,可数字输出三轴加速度和角速度,具有三个 16 位 ADC,用于将信号转换为数字输出,加速度计测量范围从±2g 到±16g,具有 IIC 通信接口,速率可达 400 kB/s,能够满足数据采集的需求,具有灵敏度高、抗干扰能力强等优点。

单片机是数据采集装置的中心处理单元,负责连接前端传感器和后期数据的存储以及传感器之间的通信,必须选择高性能的单片机以满足人们的设计需要,要有较高的运算能力,实时性高,适应严酷的环境。由于装置要装配在无人机上面,这就要求系统能适应多变的环境,同时还要求系统低功耗,因为要长时间单独工作。

基于以上考虑,选择了 Stm32f103zet6 型单片机。数据存储模块主要是将采集的振动数据进行存储,要求存储介质必须具有充足的存储容量,能够长时间存储采集的振动数据;此外,数据进行存储后,地面人员必须能方便地对其进行拷贝,以便后期做数据分析,最好选择可插拔式的通用存储设备,基于以上考虑本研究中采用 32 G 大容量数据存储卡。

实验设计分别设置了 4 种状态:(1)无人机机臂松动(case1);(2)电机底座松动(case2);(3)螺旋桨损伤(case3);(4)正常状态(normal)。每种状态下分别采集 10 000 个数据作为故障诊断的训练集与测试集。

### 2.2 卷积网络的设计

本文采用的卷积神经网络结构如图 1 所示。卷积网络的网络层数是一个尤为关键的问题,直接影响判断精度,然而到目前为止,网络层数的选择没有一个固定的方法,这也是深度学习中的“黑匣子”。

网络层数过多会导致过拟合、训练时间变长;网络层数过少将导致不能有效提取故障特征而影响判断精度。对于网络层数的选择,只能靠实验进行验证选择,该研究中的网络结构也是通过实验验证而确定的。网络包含 3 个卷积层和 3 个池化层,3 个卷积层分别采用 64、128、128 个卷积核,3 个池化层均采用最大池化,CNN 中使用 ReLU 激活函数,输出层采用 softmax 函数作为分类器。此外,在全连接层之前有一个丢失层,并删除了 50%的神经元,以提高计算速度并避免过度拟合。

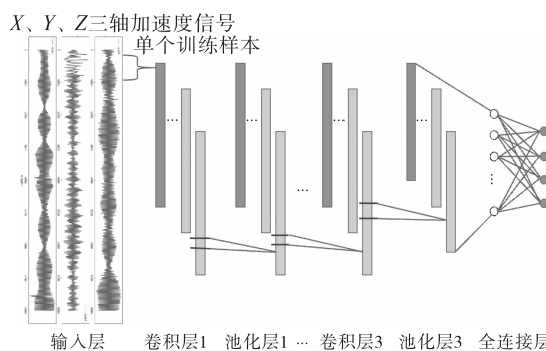


图 1 卷积神经网络结构

### 3 模型验证及结果分析

#### 3.1 输入数据的处理

每种状态下采集 10 000 个振动数据, 共计 40 000 条振动数据, 其中 80% 为训练集、20% 为测试集, 因此训练数据为 32 000 条, 测试数据为 8000 条。每 50 条数据为一个训练样本, 这些信号被重塑为  $50 \times 3$  作为 CNN 的输入, 因此, 这些信号被分成 640 个训练和 160 个测试样本。

训练次数与训练精度如图 2 所示。通过图 2 可以发现, 训练次数为 80 时, 准确率达到最高, 为 97.5%。研究还采用了支持向量机、决策树和随机森林 3 种模型进行对比, 为了更好地表示诊断结果, 采用混淆矩阵来表示, 如图 3 所示。混淆矩阵记录每个状态的分类结果, 包括正确预测和错误预测样本的数量。横轴表示每种状态的实际标签, 纵轴表示每一种状态的预测标签, 因此对角线预测每一类的正确数字。

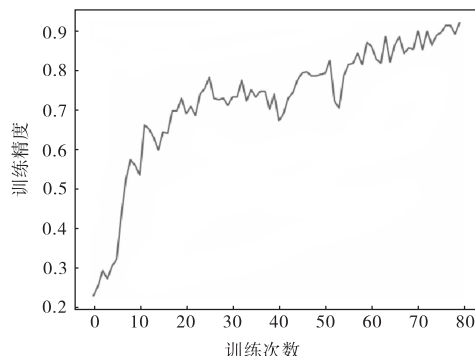


图 2 训练精度与训练次数

从图中可以看出, 卷积神经网络模型, case1 有两个样本预测错误, case2 有两个样本预测错误, 总体预测精度为 97.5%, 其余 3 种模型的总体准确率分别为 96.25%、95%、94.38%。结果表明, 卷积神经网络在故障预测中优于其他模型。

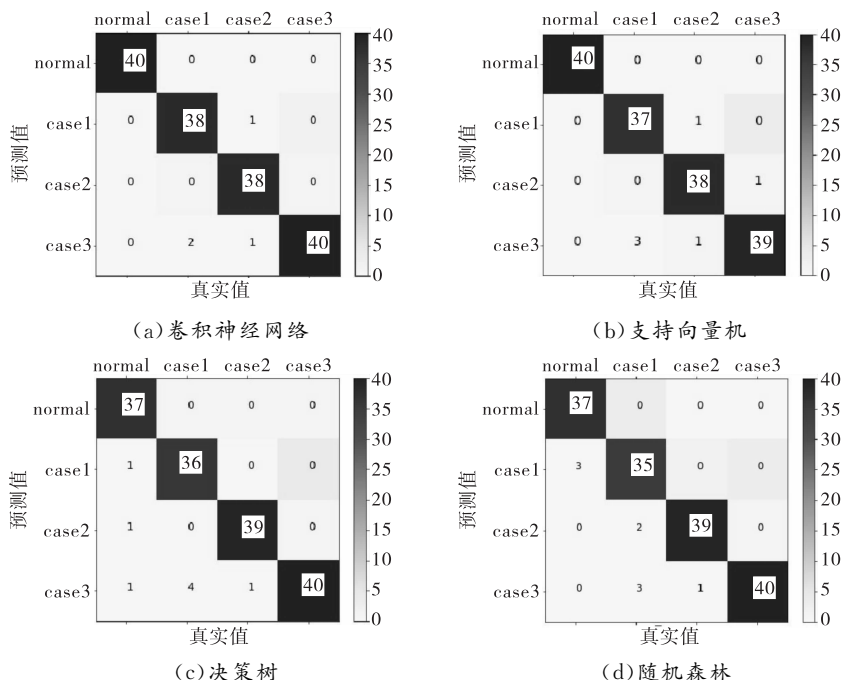


图 3 不同算法的训练精度

### 4 结论

本文提出了一种基于深度学习的无人机故障诊断方法, 模型采用一维卷积神经网络, 利用无人机振动数据进行训练和测试, 利用 Python 平台进行了验证, 其精确度较高, 传统机器学习方法支持向量机、决策树以及随机森林也用来作为对比进行验证。结果表明, 论文提出的方法要明显高于传统的机器学习方法, 能够很好地反映无人机的故障状态, 为无人机的故障诊断提供了保障, 同时该方法也可应用于其他旋转机械的故障诊断。

## 参 考 文 献:

- [1] 刘富豪. 数据驱动的无人机故障诊断方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- [2] IANNACE G, CIABURRO G, TREMATERRA A. Fault diagnosis for UAV blades using artificial neural network[J]. *Robotics*, 2019, 8(3): 59 - 76.
- [3] LU H, LI Y, MU S, et al. Motor anomaly detection for unmanned aerial vehicles using reinforcement learning[J]. *IEEE Internet of things journal*, 2017, 5(4): 2315 - 2322.
- [4] FERREIRO S, JIMÉNEZ B A, MADARIAGAA J, et al. Health monitoring for electro-mechanical nose landing gear door actuator of a UAV, based on simulation modelling and data-driven techniques[J]. *Chemical engineering*, 2013, 33: 655 - 660.
- [5] 聂福印. 基于深度学习表征的轴承故障诊断研究[D]. 成都: 西南科技大学, 2022.
- [6] ZHANG X, ZHAO Z, WANG Z, et al. Fault detection and identification method for quadcopter based on airframe vibration signals[J]. *Sensors*, 2021, 21(2): 581 - 597.
- [7] 毕鹏远, 邱超, 宋强. 基于卷积网络的滚动轴承故障诊断研究[J]. *煤矿机械*, 2021, 42(8): 186 - 189.
- [8] FUKUSHIMA K, MIYAKE S. Neocognitron: a self-organizing neural network model for a mechanism of visual pattern recognition[J]. *Competition and cooperation in neural nets*, 1982, 22: 267 - 285.
- [9] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceeding of the IEEE*, 1998, 86: 2278 - 2324.
- [10] ZHANG Y, MIYAMORI Y, MIKAMI S, et al. Vibration-based structural state identification by a 1-dimensional convolutional neural network[J]. *Computer-aided civil and infrastructure engineering*, 2019, 34(9): 822 - 839.
- [11] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, et al. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors[J]. *arXiv preprint arXiv*, 2012, 1207: 75 - 80.

## Structural Fault Diagnosis of UAV Based on Convolutional Neural Network

MA Yu-meng<sup>1,2,3</sup>, XIE Zhen-wei<sup>1,2,3</sup>, CHEN Meng-meng<sup>4</sup>, CHANG Guo-dong<sup>4</sup>

(1. *School of Aeronautical Engineering, Binzhou University;*

2. *Shandong Engineering Research Center of Aeronautical Materials and Devices, Binzhou University;*

3. *Keylaboratory of Aeronautical Optoelectronic Materials and Devices, Binzhou University;*

4. *Shandong Blue Standard Testing Technology Co., Ltd., Binzhou 256603, China)*

**Abstract:** Due to the difficulty in detecting structural faults of UAV, a structural fault diagnosis method for UAV is proposed based on vibration signal and deep learning. The vibration signals are collected under the normal and fault conditions of the UAV respectively. A convolutional neural network with three convolution layers and three layers of pooling is proposed. The collected UAV vibration data signals are used for fault classification. The laboratory UAV test platform is used to verify with the accuracy rate can reach 97.5%, which is higher than the traditional machine learning method, and can be used to diagnose the structural fault of the UAV.

**Keywords:** UAV; data collection; convolutional neural network; fault diagnosis

(责任编辑: 唐立平)