

# 基于CNN-集成学习的多风电机组故障诊断

叶祎旎, 李艳婷

(上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200241)

**摘要:** 海上风电场地处偏远环境, 长期受到盐碱腐蚀。为解决风电机组运行过程中产生的多种故障检测识别问题, 在传统卷积神经网络LeNet-5的基础上构建模型。该模型采用ReLU函数作为激活函数, 增加了卷积层、池化层和全连接层。针对风电机组的监督控制和数据采集 (supervisory control and data acquisition, SCADA) 系统及状态监控 (condition monitoring, CM) 系统所提供的数据集, 进行多元类别故障诊断。并对多台风电机组进行聚类分析, 应用集成学习方法, 构建多风电机组故障诊断模型。实验表明, 所提方法取得了97%~99%的诊断精度。通过将实验结果与其他算法进行对比, 验证了该方法的有效性。

**关键词:** 故障诊断; LeNet-5网络; 监督控制和数据采集; 多元类别; 集成学习

**中图分类号:** TP312; TK83

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1007-7375(2022)01-0136-09

## Fault Diagnosis of Multi Wind Turbine Based on CNN-Ensemble Learning

YE Yini, LI Yanting

(School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200241, China)

**Abstract:** Offshore wind farms are located in remote environment and have been constantly corroded by saline alkali. In order to solve the problems of multiple-fault detection and identification in the operation process of wind turbines, a model is established based on the traditional convolution neural network LeNet-5. The model adopts the ReLU function as the activation function, and a convolutional layer, a pooling layer and a full connection layer are incepted. Aiming at the datasets of the wind turbine supervisory control and data acquisition (SCADA) system and the condition monitoring (CM) system, a multi-category fault diagnosis is carried out. A cluster analysis is implemented on several wind turbines, followed by ensemble learning to build a multi-machine wind turbine fault diagnosis model. The experimental results indicate that the diagnostic accuracy of the proposed method is 97%~99%. By comparing the experimental results and other algorithms, the effectiveness of the proposed method is verified.

**Key words:** fault diagnosis; LeNet-5 network; supervisory control and data acquisition (SCADA); multi-category; ensemble learning

风能作为一种可再生的清洁能源, 已展现出优异的特性, 在世界能源市场上的份额越来越大。我国风电场计划容量显著增加, 风电并网容量和装机量也在逐年增长<sup>[1]</sup>。但风电机组往往处于偏远恶劣环境, 承受着高度变化的随机负载, 导致风电机组性能衰退、部件损坏、故障频发。由此导致停机时间增加、风能损失, 甚至造成安全事故。因此, 对风电机组进行实时状态监控和故障诊断, 尽快检测和识别风电机的潜在异常情况, 具有重要意义。

大多数故障诊断的方法可以分为基于模型的方

法, 基于信号的方法和数据驱动的方法。基于模型的方法包括线性的Takagi-Sugeno (TS)模型<sup>[2]</sup>、逻辑斯谛模型<sup>[3]</sup>和非线性的威布尔分布模型<sup>[4]</sup>、奇偶空间法<sup>[5]</sup>等。基于信号的方法包括经典的快速傅立叶变换 (fast Fourier transform, FFT)<sup>[6]</sup>、短时傅立叶变换 (short-term Fourier transform, STFT)<sup>[7]</sup>, 以及包络分析<sup>[8]</sup>、希尔伯特变换<sup>[9]</sup>等。风电机组内置的监督控制和数据采集 (supervisory control and data acquisition, SCADA) 系统记录着大量历史数据, 通常采用数据驱动的方法加以分析。高斯过程分类器 (Gaussian processes cla-

收稿日期: 2020-07-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71672109, 71531010)

作者简介: 叶祎旎(1995—), 女, 重庆市人, 硕士研究生, 主要研究方向为数据驱动的故障诊断。

ssifier, GPC)<sup>[10]</sup>、支持向量机 (support vector machine, SVM)<sup>[11]</sup>都曾被用于故障分类。基于神经网络<sup>[12]</sup>的方法近年来也得到深入研究, 包括多层感知器 (multilayer perceptron, MLP)、长短时记忆 (long short-term memory, LSTM)<sup>[13]</sup>、卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)<sup>[14]</sup>等。

由于风电机组是一个复杂的非线性动态系统, 而本文研究对象未提供有效的故障机理信息, 无法建立准确的数学模型。本文所获得的SCADA数据集具有低频采样、样本小的特点, 不适合应用基于信号的方法。浅层神经网络达不到理想的故障诊断效果, 故本文采用卷积神经网络, 在传统LeNet-5网络结构

基础上进行改进, 进行多风电机组故障诊断研究。

### 1 数据集介绍

本文所研究的数据, 来自位于上海市浦东新区东海大桥西侧的一个风电场, 研究对象一共包含24台风电机组。该数据包括风电机组的状态监测(condition monitoring, CM)系统和SCADA系统采集到的数据集, 采集时间从2019年1月2日9时30分0秒至2020年1月1日0时0分0秒。

CM数据集包括故障状态码值、状态码描述、故障的激活时间和复位时间。状态码示例如表1所示。

表 1 风电机组状态码示例

Table 1 Examples of wind turbine status code

| 状态码值   | 状态码描述       | 激活时间                    | 复位时间                    |
|--------|-------------|-------------------------|-------------------------|
| 30101  | 线电压欠压       | 2019-06-30 06:34:11:455 | 2019-06-30 06:44:59:979 |
| 220011 | 紧急停机超时      | 2019-12-19 05:00:55:300 | 2019-12-19 05:02:41:260 |
| 30903  | 变流器故障(硬件DI) | 2019-05-08 16:02:01:277 | 2019-05-08 16:09:56:190 |
| 140011 | 风轮锁定1未解锁    | 2019-03-28 09:23:38:059 | 2019-03-28 11:18:06:448 |
| 70031  | 电机冷却水温度超限   | 2019-03-31 19:09:01:689 | 2019-03-31 19:21:04:109 |

每台风电机组发生的故障数量和故障类型不完全相同, 故障类型主要包括过热故障、主电力供应故障、馈电故障、硬件故障、运行状态异常5大类故障。CM数据集更新时间滞后, 无法及时处理故障。

SCADA系统每隔10 min采样一次, 每台风电机组一共采集到49 549条数据样本和80个数据变量。数据的采样频率较低, 且数据量较少。图1为故障发生时的其中3 000个平均风速、机舱振动传感器、电网频率和塔筒温度按时间序列编号的折线图。

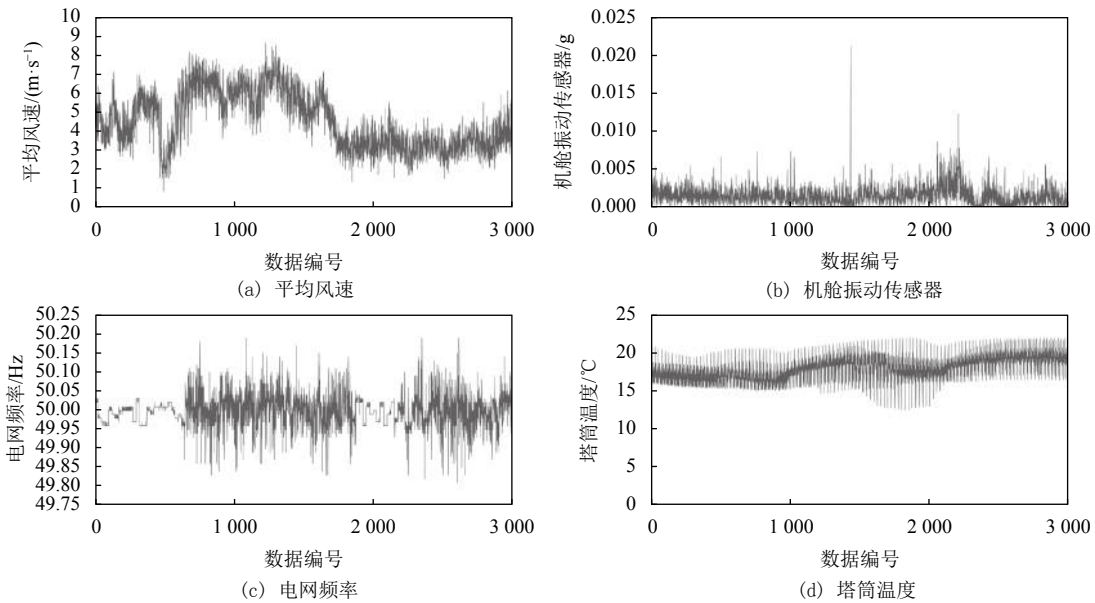


图 1 不同特征的时间序列图

Figure 1 Time series plot of different characters

## 2 风电机组故障诊断方法

### 2.1 基于改进LeNet-5的风电机组故障诊断过程

基于改进的LeNet-5网络的风电机组故障诊断过程如图2所示。

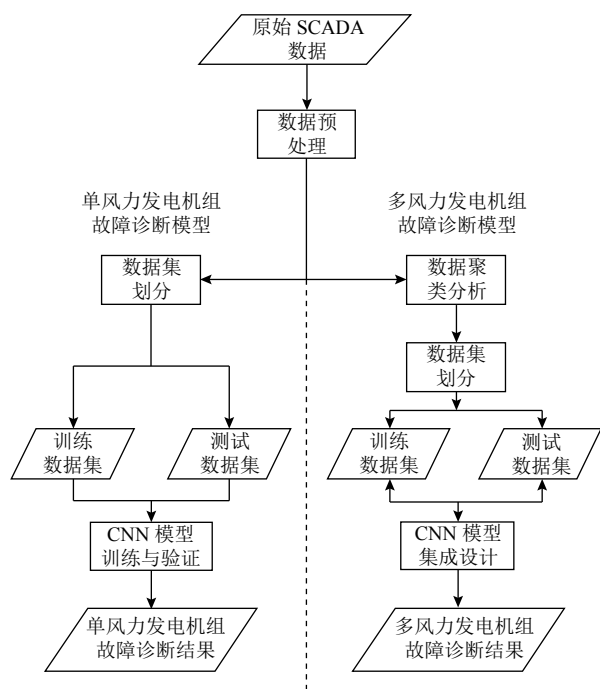


图 2 风电机组故障诊断流程

Figure 2 Fault diagnosis process of wind turbines

首先,对原始SCADA数据集进行预处理。构建单个风力发电机组故障诊断模型时,将所得训练集输入改进的CNN进行训练,模型训练完毕后使用测试集进行测试,检验其有效性。构建多风力发电机组故障诊断模型时,对预处理后的数据集进行聚类分析,利用集成学习方法组合单个CNN模型,并将训练集输入模型进行训练,利用测试集检验模型的有效性。

### 2.2 数据预处理

不同特征的数值数量级差别较大,故对数据进行Min-Max归一化处理,将数据映射到[0, 1]区间。

数据集具有高达80维的变量,为避免过拟合,采用主成分分析(principal components analysis, PCA)<sup>[45]</sup>筛选出30维主要特征。

初步筛选后,将进入故障状态后10 min到该状态改变前10 min数据提取出来,标记状态码值,作为该故障类型的数据。将进入正常状态后30 min到正常状态改变前2 h的数据提取出来,以排除故障状

态前后的过渡数据,确保选定的是无故障数据,并加上标签“0”。

经过数据筛选,标记状态码,发现数据样本存在严重的不平衡问题。以37号风电机组为例,数据集共获得49 206条无故障数据,而状态码为“800002”的数据2仅有6条。数据不平衡会影响模型性能,使得模型对少数样本的特征学习不够充分,导致诊断效果变差,不能很好地反映不同类型故障的分类效果。因此,将每类故障数据利用合成少数类过采样(synthetic minority oversampling technique, SMOTE)<sup>[16]</sup>方法进行过采样,获得1 000条训练数据和300条测试数据。

### 2.3 单个风电机组的LeNet-U设计

传统的LeNet-5神经网络是一种基于梯度学习的CNN结构,最初应用于手写体数字字符识别<sup>[17]</sup>。其特征提取过程主要采用卷积层的卷积核在数据矩阵上依次移动,进行权值求和,所得值加上偏置后,经过激活函数输入下一层。为了减少神经网络的参数,通常在两个连续的卷积层之间添加池化层,缩小数据规模,增强鲁棒性。针对本文所研究的风电机组SCADA数据集,在传统的LeNet-5基础上进行调整与改进,设计一种新的网络LeNet-U。

1) 添加一个卷积层、一个池化层和一个全连接层。从理论上讲,神经网络越深,特征表达能力越强,但优化问题就越困难。改进的LeNet-U网络可以提取更多的故障特征信息并进行整合,获得更好的训练效果。

2) 选择ReLU函数作为激活函数,如式(1)所示。

$$f(x) = \frac{1}{1 - e^{-x}}. \quad (1)$$

当输入太小或太大时,Sigmoid函数的输出趋于0并接近平滑,不利于权值的更新。Krizhevsky等<sup>[18]</sup>讨论了卷积神经网络中不同的激活函数,通过实验发现,ReLU函数不仅可以解决梯度消失问题,而且收敛速度较快。

3) 对卷积核的形状和数量进行调整。传统LeNet-5网络的每个卷积层的卷积核数量较少,有必要仔细调整卷积核的大小和数量以提高故障分类能力。LeNet-U的3个卷积层的卷积核分别为16、32、64个,形状均为1×3。

4) 在卷积之后,采用“padding”操作填充数据。由于卷积之后数据的长度会变短,因此,在数据两

端填充“0”,使卷积前后的数据形状一致,从而在进行下一步池化操作时,尽可能不丢失数据信息。

5) 最初的LeNet-5设置固定学习率,但随着网络层次的加深,同一学习率难以达到最优化的效果。太大的学习率可能导致结果振荡,错过最优解,而

太小的学习率容易导致模型陷入局部最优解。因此,本文设置衰减学习率,随着网络层次的加深自适应地减小学习率,有利于模型的训练。经过初步实验,将初始学习率设为0.001。

改进后的LeNet-U结构如**图3**所示。

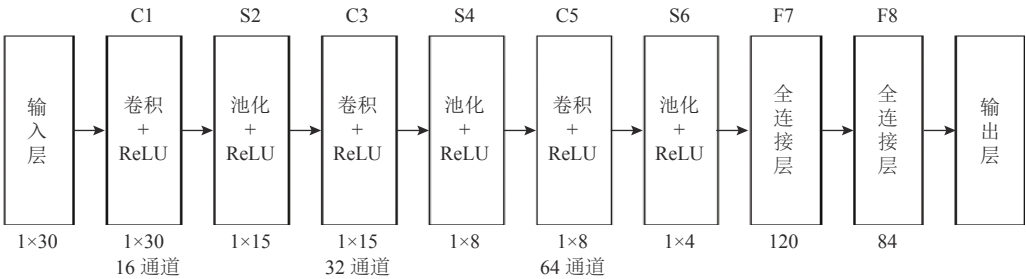


图 3 LeNet-U卷积神经网络结构

Figure 3 The structure of convolutional neuro network LeNet-U

对于本文所研究的风电机组数据集,输入层为经过预处理后的SCADA数据,输出层为模型对数据进行诊断所得的故障类型标签。在训练过程中,模型会将输出结果与真值进行对比,自适应地调整隐藏层的权值和偏置,以达到诊断效果的优化目的。

2.4 多风电机组故障诊断模型

由于单个风电机组的某些故障类型数据极少,不利于CNN对数据的学习,影响诊断效果。鉴于不同风电机组的故障类型有重合,同时利用不同风电机组的数据,可使模型对于重合类型故障的数据特征学习更为充分。但不能盲目将不同风电机组之间的数据混合使用,因此,考虑对各台风电机组数据进行聚类分析,并采用集成学习方法,构建多风电机组故障诊断模型。

集成学习的结构如**图4**所示,通过训练输入数据生成多个基学习器,采用特定策略组合各个学习器的预测结果,提高模型的性能<sup>[19]</sup>。

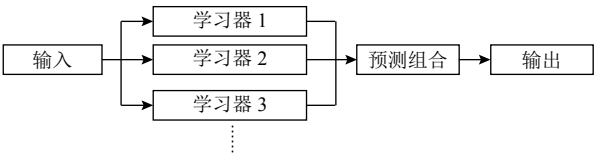


图 4 集成学习结构

Figure 4 The structure of ensemble learning

本文将LeNet-U模型作为集成学习的基学习器,采用AdaBoost<sup>[20]</sup>和Bagging<sup>[21]</sup>两种方法进行集成设计。

AdaBoost最初为训练数据分配相同的权重,得

到初始的LeNet-U模型。在进行下一轮训练时,初始模型中被错误分类的数据权重增加,从而得到新的LeNet-U模型。依次迭代后,最终的故障诊断模型是训练所得的多个LeNet-U模型的加权组合,精度越高的模型权重越大。

Bagging引入自助抽样法来构建故障诊断模型。在训练数据集中均匀、有放回地选取数据样本,分别用于训练不同的LeNet-U模型。当测试数据呈现给每个模型时,使用投票法来组合预测结果,即选出现次数最多的结果作为故障诊断的类别。

3 实验研究及结果分析

3.1 单台风电机组故障诊断

为评估所提出的LeNet-U模型的有效性,利用单台风电机组的数据集对模型进行训练和测试。为更好地观察模型的训练效果,在训练阶段,每200次迭代进行一次模型测试。以37号风电机组数据集为例, **图5**和**图6**显示在故障诊断模型的训练和测试阶段基于LeNet-U网络获得的精度曲线和损失函数曲线。

如**图5**所示,经过约7 500次迭代,故障分类精度趋于稳定,可达95.32%。如**图6**所示,损失函数值在前1 000次迭代中迅速减小,然后缓慢减小并接近于0。从**图5**和**图6**可以看出,模型训练结果通常接近模型测试结果,且没有欠拟合或过拟合,证明了所提出的故障诊断模型的有效性。

分别使用24台风电机组数据集训练与测试模型,

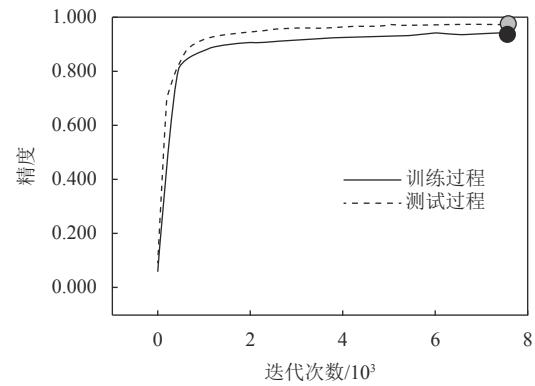


图 5 LeNet-U模型训练精度曲线

Figure 5 Accuracy curve during the training process of LeNet-U

采用平均精度(AC)和平均召回率(MAR)作为评价指标, 所得实验结果如表2所示。

由表2可知, 采用LeNet-U模型, 在24台风电机组中的17台达到了最优精度, 13台达到了95%以上, 且召回率也达到了较高水平。另外7台的精度接近最大值, 但在召回率上有极好的表现。由于LeNet-U的稀疏连接网络参数较少, 相较于SVM、MLP和GPC, 不易产生过拟合, 更容易达到收敛;

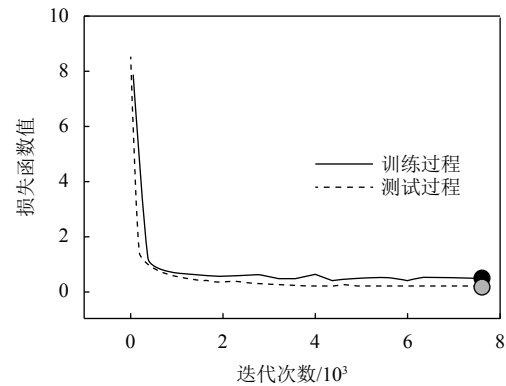


图 6 LeNet-U模型训练损失函数曲线

Figure 6 Loss curve during the training process of LeNet-U

其多通道网络可以更有针对性地进行特征提取, 在不同故障状态都能达到较高的准确率。

以37号风电机组为例, 其接受者操作特性(receiver operating characteristic, ROC)曲线如图7所示。曲线越接近左上角, 模型的性能越好。由图7可知, LeNet-U的诊断效果优于其他3种模型。

综上所述, LeNet-U模型对于本文风电机组数据集表现出了优异的性能, 不仅在所有类型数据上

表 2 单风电机组故障诊断结果

Table 2 Fault diagnosis results of single wind turbines

| 性能指标 | 模型      | 风电机组编号 |        |       |        |       |       |        |       |        |        |       |       | % |
|------|---------|--------|--------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|--------|--------|-------|-------|---|
|      |         | 37     | 38     | 39    | 40     | 41    | 42    | 43     | 44    | 45     | 46     | 47    | 48    |   |
| AC   | LeNet-U | 95.32  | 97.83  | 93.59 | 100.00 | 98.16 | 98.16 | 99.33  | 90.97 | 94.15  | 99.50  | 91.20 | 98.16 |   |
|      | SVM     | 93.49  | 93.16  | 87.49 | 98.25  | 97.66 | 96.49 | 97.50  | 97.00 | 93.32  | 95.66  | 92.48 | 92.28 |   |
|      | MLP     | 92.64  | 90.80  | 93.59 | 99.25  | 98.33 | 86.12 | 97.16  | 91.47 | 89.30  | 96.32  | 89.77 | 97.66 |   |
|      | GPC     | 94.32  | 91.32  | 56.36 | 97.74  | 98.16 | 93.82 | 99.67  | 97.33 | 92.82  | 93.66  | 91.28 | 96.99 |   |
| MAR  | LeNet-U | 99.46  | 99.74  | 96.01 | 100.00 | 99.49 | 99.46 | 100.00 | 99.45 | 99.74  | 100.00 | 96.72 | 99.75 |   |
|      | SVM     | 94.83  | 94.67  | 92.00 | 99.75  | 98.66 | 92.67 | 98.33  | 98.33 | 94.50  | 100.00 | 92.21 | 99.50 |   |
|      | MLP     | 95.51  | 91.14  | 94.21 | 97.54  | 99.24 | 99.68 | 99.25  | 97.43 | 97.47  | 92.65  | 90.50 | 96.56 |   |
|      | GPC     | 99.72  | 88.24  | 95.24 | 95.65  | 98.98 | 98.81 | 99.74  | 98.73 | 95.83  | 97.06  | 93.75 | 99.75 |   |
| 性能指标 | 模型      | 风电机组编号 |        |       |        |       |       |        |       |        |        |       |       | % |
|      |         | 49     | 50     | 51    | 52     | 53    | 54    | 55     | 56    | 57     | 58     | 59    | 60    |   |
| AC   | LeNet-U | 91.85  | 99.83  | 98.50 | 86.68  | 88.56 | 95.99 | 98.33  | 93.65 | 89.95  | 96.29  | 99.37 | 95.48 |   |
|      | SVM     | 72.97  | 98.50  | 97.75 | 90.98  | 86.70 | 93.24 | 98.16  | 87.15 | 91.23  | 91.09  | 95.62 | 90.73 |   |
|      | MLP     | 67.79  | 99.00  | 97.62 | 83.92  | 86.55 | 95.24 | 97.99  | 93.98 | 85.68  | 94.09  | 96.12 | 91.71 |   |
|      | GPC     | 75.34  | 99.17  | 97.12 | 87.69  | 85.92 | 94.87 | 94.99  | 93.01 | 93.98  | 94.24  | 95.50 | 94.97 |   |
| MAR  | LeNet-U | 95.57  | 99.75  | 99.49 | 98.58  | 94.67 | 99.82 | 99.74  | 98.96 | 100.00 | 99.22  | 99.48 | 98.91 |   |
|      | SVM     | 72.00  | 100.00 | 97.37 | 95.24  | 85.50 | 97.12 | 98.67  | 94.83 | 95.75  | 97.90  | 98.87 | 98.25 |   |
|      | MLP     | 87.38  | 98.75  | 98.83 | 94.10  | 91.18 | 99.29 | 99.74  | 97.87 | 100.00 | 96.17  | 90.99 | 94.60 |   |
|      | GPC     | 75.88  | 99.50  | 98.81 | 95.16  | 92.44 | 99.46 | 100.00 | 98.38 | 97.37  | 98.22  | 97.70 | 97.34 |   |

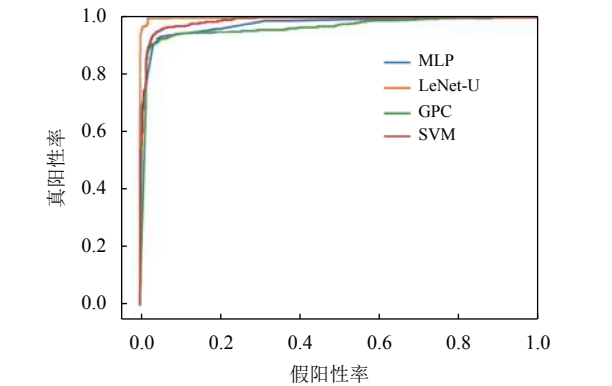


图 7 37号风电机组ROC曲线

Figure 7 ROC curve of wind turbine 37

平均精度较高, 且能够有效地对故障数据进行准确分类, 对于故障诊断和维护具有重要意义。

3.2 多风电机组故障诊断

从表2的结果可以看出, 部分风电机组的诊断效果仍存在提升空间。由于某些故障类型数据极少, 单独研究时模型对于数据特征的学习不够充分。因此, 本文选取诊断精度小于97%的风电机组, 进行进一步研究。

采用均值移动算法进行聚类分析后, 可得3个聚类, 如表3所示。

表 3 风电机组聚类结果

Table 3 Clustering results of wind turbines

| 聚类 | 风电机组编号                 |
|----|------------------------|
| 1  | 52, 53, 57             |
| 2  | 39, 44, 45, 47, 49, 56 |
| 3  | 37, 54, 58, 60         |

将表3中所得同一聚类的风电机组数据整合到一起, 合并相同故障类型数据, 整合得到聚类数据集。

分别采用AdaBoost和Bagging的方法集成LeNet-U模型, 初始学习率设为0.001, Bagging的采样率设为0.75。利用各个聚类数据集对模型进行训练, 可得故障诊断结果如表4所示。

由表4结合表2可知, 聚类1、聚类2和聚类3的多风电机组故障诊断精度相对于每一台风电机组单独诊断的精度, 提升幅度分别为8.8%~12.07%、3.14%~6.32%和2.45%~3.05%。精度达到90%以上时, 这样的提升效果是非常显著的。

3个聚类的混淆矩阵如图8所示。对角线上的方块颜色越深, 对应类别的诊断准确度越高, 其余方

表 4 多风电机组故障诊断结果

Table 4 Fault diagnosis results of multi wind turbines

| 聚类 | 模型           | 基分类器个数 | AC/%  | MAR/% |
|----|--------------|--------|-------|-------|
| 1  | CNN-AdaBoost | 7      | 97.43 | 98.77 |
|    | CNN-Bagging  | 8      | 98.75 | 99.14 |
| 2  | CNN-AdaBoost | 6      | 97.29 | 98.17 |
|    | CNN-Bagging  | 8      | 96.98 | 98.13 |
| 3  | CNN-AdaBoost | 6      | 99.34 | 99.81 |
|    | CNN-Bagging  | 7      | 96.26 | 97.74 |

块颜色越浅越好。

由图8可知, CNN-集成学习模型不仅能够达到较高的总体诊断精度, 对每个故障类型的诊断准确率也十分出色, 证实了该多风电机组故障诊断模型的优越性。

综上所述, 本文所提出的CNN-集成学习模型具有很强的提取特征的能力, 利用集成学习使模型对分类难度大的数据进行更加充分的学习。结合多个强分类器的模型不仅具有较高的分类精度, 而且具有稳定的分类性能, 应用于小样本数据集的多分类故障诊断问题是有效的, 达到了良好的故障诊断效果。

4 结论

本文针对风电机组的故障诊断问题, 对采样率较低、样本量较少的多分类SCADA数据集, 进行了筛选、标记、平衡处理和数据划分, 将卷积神经网络LeNet-5进行改进, 增加卷积层、池化层和全连接层, 改变卷积核形状和数量, 改进激活函数, 增加padding操作, 设置衰减学习率, 从而构建LeNet-U网络, 达到优于其他方法的诊断效果。且将风电机组数据进行聚类分析, 利用集成学习中AdaBoost和Bagging的方法集成单个LeNet-U模型, 构建多风电机组故障诊断模型, 达到了优于任一单风电机组故障诊断的效果, 验证了模型的优异性能。

在未来的研究工作中, 可以尝试将LSTM神经元与本文构建的卷积神经网络结合, 使模型可以充分利用数据集的时序性。另外, 还可以考虑在集成学习的模型训练过程中, 根据不同类别的分类精度自适应地调整权重, 分类精度更低的类别权重降低, 进一步提高模型对难以区分的类别的诊断能力。

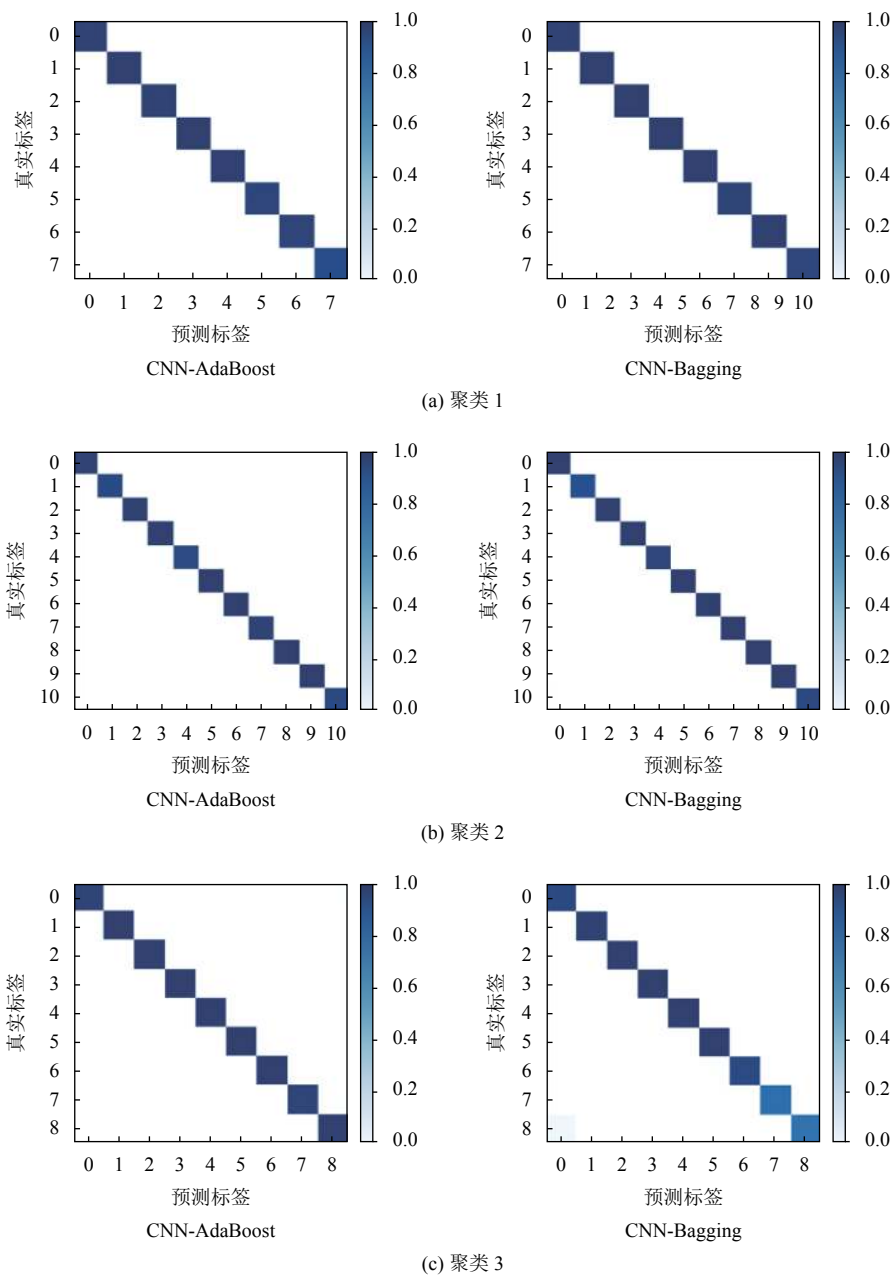


图 8 诊断结果混淆矩阵

Figure 8 Confusion matrices of diagnosis results

参考文献:

[1] 中国风电产业发展现状及前景展望(下)[J]. 电器工业, 2019 (9): 32-46.

[2] SIMANI S, CASTALDI P, TILLI A. Data-driven approach for wind turbine actuator and sensor fault detection and isolation[J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 2011, 44(1): 8301-8306.

[3] LYDIA M, SURESH KUMAR S, IMMANUEL SELVAKUMAR A, et al. Wind farm power prediction based on wind speed and power curve models[M]. BHUVANESWARI M, SAXENA J. Intelligent and efficient electrical systems. New York: Springer, 2018: 15-24.

[4] XIANG Y, VEERAMACHANENI K, YAN Y, et al. Unsupervised learning and fusion for failure detection in wind turbines[C]// 2009 12th International Conference on Information Fusion. Seattle, WA: IEEE, 2009: 1497-1503.

[5] PISU P, AYALEW B. Robust fault diagnosis for a horizontal axis wind turbine[J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 2011, 44(1): 7055-7060.

[6] 王旭, 孟克其劳, 张占强, 等. 基于Matlab的风力发电机组电能质量测量[J]. 太阳能学报, 2019, 40(5): 1387-1393.

WANG Xu, MENGKE Qilao, ZHANG Zhanqiang, et al. Power quality measurement of wind turbines based on matlab[J]. *Acta Energaie Solaris Sinica*, 2019, 40(5): 1387-1393.

[7] WANG H, LISERRE M, BLAABJERG F. Toward reliable power electronics: challenges, design tools, and opportunities[J]. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 2013, 7: 17-26.

[8] JONES R M. Enveloping for bearing analysis[J]. *Journal of*

Sound and Vibration, 1996, 30: 10-15.

- [9] LU D, QIAO W, GONG X, et al. Current-based fault detection for wind turbine systems via Hilbert-Huang transform[C]// Proceedings of the 2013 IEEE Power & Energy Society General Meeting. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2013: 1-5.
- [10] LI Y, LIU S, SHU L. Wind turbine fault diagnosis based on Gaussian process classifiers applied to operational data[J]. *Renewable Energy*, 2019, 134: 357-366.
- [11] TANG B, SONG T, LI F, et al. Fault diagnosis for a wind turbine transmission system based on manifold learning and Shannon wavelet support vector machine[J]. *Renewable Energy*, 2014, 62: 1-9.
- [12] 刘晶, 季海鹏. 基于神经网络的关联规则在故障诊断中的应用[J]. *工业工程*, 2011, 14(2): 118-121.  
LIU Jing, JI Haipeng. Neural network based association rules for fault diagnosis[J]. *Industrial Engineering Journal*, 2011, 14(2): 118-121.
- [13] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [14] BACH-ANDERSEN M, RØMER-ODGAARD B, WINTHER O. Deep learning for automated drivetrain fault detection[J].

*Wind Energy*, 2018, 21: 29-41.

- [15] HARRINGTON P. Machine learning in action[M]. New York: Manning Publications, 2012: 269-272.
- [16] CHAWLA N V, BOWYER K W, HALL L O, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2011, 16(1): 321-357.
- [17] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [18] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [19] WANG G, SUN J, MA J, et al. Sentiment classification: the contribution of ensemble learning[J]. *Decision Support System*, 2014, 57: 77-93.
- [20] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A Decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 1997, 55(1): 119-139.
- [21] BREIMAN L. Bagging predictors[J]. *Machine Learning*, 1996, 24: 123-140.

(责任编辑: 张广珍)

(上接第44页)

- [10] 杨磊, 张琴, 张智勇. 碳交易机制下供应链渠道选择与减排策略[J]. *管理科学学报*, 2017, 20(11): 75-87.  
YANG Lei, ZHANG Qin, ZHANG Zhiyong. Channel selection and carbon emissions reduction policies in supply chains with the cap-and-trade scheme[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2017, 20(11): 75-87.
- [11] 梁玲, 孙威风, 杨光, 等. 基于低碳偏好的多对一型供应链减排博弈[J]. *统计与决策*, 2019, 35(3): 54-58.
- [12] MADANI S R, RASTI-BARZOKI M. Sustainable supply chain management with pricing, greening and governmental tariffs determining strategies: A game-theoretic approach[J]. *Computers &*

*Industrial Engineering*, 2017, 105: 287-298.

- [13] CARTER C R, KALE R, GRIMM C M. Environmental purchasing and firm performance an empirical investigation[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2000, 36(3): 219-228.
- [14] 骆瑞玲, 范体军, 夏海洋. 碳排放交易政策下供应链碳减排技术投资的博弈分析[J]. *中国管理科学*, 2014, 22(11): 44-53.  
LUO Ruiling, FAN Tijun, XIA Haiyang. The game analysis of carbon reduction technology investment on supply chain under carbon cap-and-trade rules[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2014, 22(11): 44-53.

(责任编辑: 郑德华)

(上接第63页)

- [13] PUGLIESE L D P, GUERRIERO F. Last-mile deliveries by using drones and classical vehicles[C]//International Conference on Optimization and Decision Science. Switzerland: Springer, Cham, 2017: 557-565.
- [14] HAM A M. Integrated scheduling of m-truck, m-drone, and m-depot constrained by time-window, drop-pickup, and m-visit using constraint programming[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 91: 1-14.
- [15] 魏京婷. 京东无人机送出试运营第一单 智慧物流实现乡村落地 [DB/OL]. (2016-06-08). [http://finance.ce.cn/rolling/201606/08/t20160608\\_12654261.shtml](http://finance.ce.cn/rolling/201606/08/t20160608_12654261.shtml).
- [16] BOUZID M C, HADDADENE H A, SALHI S. An integration of Lagrangian split and VNS: the case of the capacitated vehicle routing problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2017,

78: 513-525.

- [17] DHAHRI A, MJIRDA A, ZIDI K, et al. A VNS-based heuristic for solving the vehicle routing problem with time windows and vehicle preventive maintenance constraints[J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 80: 1212-1222.
- [18] DE FREITAS J C, PENNA P H V. A variable neighborhood search for flying sidekick traveling salesman problem[J]. *International Transactions in Operational Research*, 2020, 27(1): 267-290.
- [19] DE FREITAS J C, PENNA P H V. A randomized variable neighborhood descent heuristic to solve the flying sidekick traveling salesman problem[J]. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 2018, 66: 95-102.

(责任编辑: 刘敏仪)