

基于贝叶斯优化多尺度DenseNet的离心泵 声信号故障诊断方法

陈 剑^{1,2*} 严明辉^{1,2} 陈 品^{1,2}

1. 合肥工业大学噪声振动工程研究所, 合肥, 230009

2. 安徽省汽车NVH技术研究中心, 合肥, 230009

摘要: 由于一维特征向量不能保留时间特征信息, 而神经网络对图像识别具有良好效果, 因此尝试用离心泵故障声信号构建的图像数据集开展离心泵故障诊断, 提出贝叶斯优化多尺度DenseNet的离心泵声信号故障诊断方法。将一维时间序列声信号经过格拉姆角场转化为二维图像, 保留其时间信息及故障特征; 然后采用多尺度密集块对图像进行特征提取, 增强图像特征复用; 通过dropout层和 L_2 正则化方法防止过拟合, 采用贝叶斯优化算法确定神经网络超参数, 最后利用离心泵声信号进行实验验证, 与其他诊断方法进行对比。结果表明, 贝叶斯优化多尺度DenseNet的诊断模型对测试集具有99.5%的故障识别率。

关键词: 离心泵; 故障诊断; 格拉姆角场; 贝叶斯优化; 多尺度DenseNet

中图分类号: TP183; TP206

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.09.015

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Acoustic Signal Fault Diagnosis Method of Centrifugal Pumps Based on Bayesian Optimization Multiscale DenseNet

CHEN Jian^{1,2*} YAN Minghui^{1,2} CHEN Pin^{1,2}

1. Institute of Noise and Vibration Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, 230009

2. Automotive NVH Engineering & Technology Research Center Anhui Province, Hefei, 230009

Abstract: Since one-dimensional feature vectors might not retain temporal feature information, but neural networks had good effects on image recognition, an image data set constructed by fault sound signals of centrifugal pumps was used to conduct centrifugal pump fault diagnosis. A Bayesian optimized multiscale DenseNet fault diagnosis method was proposed for centrifugal pump sound signals. One-dimensional time series acoustic signals were transformed into two-dimensional image through Gram angle field, and the time information and fault characteristics were preserved. Then multiscale dense blocks were used to extract image features to enhance image feature reuse. The dropout layer and L_2 regularization method were used to prevent overfitting, and Bayesian optimization algorithm was adopted to determine neural network hyperparameters. Finally, experimental verification was performed using centrifugal pump acoustic signals, and comparisons were made with other diagnostic methods. The results show that the Bayesian optimization multiscale DenseNet diagnosis model has a fault recognition rate of 99.5% for the test set.

Key words: centrifugal pump; fault diagnosis; Gram angle field; Bayesian optimization; multiscale DenseNet

0 引言

离心泵在石油化工、能源电力、矿山及国防等领域应用广泛。由于恶劣的工作环境和长时间的运行,离心泵经常发生气蚀、电机与离心泵轴不对中和轴承损坏等故障,带来经济损失以及安全隐患,因此离心泵的故障诊断是急需关注的问题。

机械设备的振动信号因能够反映其运行状态而常被用于故障诊断。离心泵的振动信号受流体

介质影响,常含有噪声,掩盖其故障特征,具有较低信噪比的特点。柯耀等^[1]对振动信号进行平行因子分析,以时间加载因子与频率加载因子作为特征参数,利用改进粒子群算法优化支持向量机实现对离心泵正常和故障状态的分类。范传翰等^[2]基于离心泵进口法兰处的振动信号,提取时频域特征并利用随机森林筛选出重要特征作为粒子群优化支持向量机的输入,实现对转子不对中、转子不平衡故障的诊断。梁兴等^[3]提取离心泵振动信号的多重分形谱特征参数,将其作为特征以BP神经网络实现对离心泵空化故障的诊断。然

而人为特征选择在很大程度上影响诊断方法的诊断性能,而深度学习算法具有自适应提取数据特征的优点。LI 等^[4]构造自适应大小卷积核,将深度学习的自适应数据融合策略和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)相结合,应用于离心泵故障诊断。HASAN 等^[5]采用连续小波变换和自适应深度卷积神经网络,实现对时频图特征的自适应提取,识别离心泵的机械密封缺陷和叶轮缺陷。

采用振动信号实现离心泵故障诊断需要接触测量,在很多实际应用中,受设备或工作环境的限制使振动传感器安装不便甚至不可能。而利用声传感技术进行故障诊断属于非接触测量,传感器安装便捷^[6]。汪欣等^[7]构建了一维卷积神经网络,利用声信号实现空调电机的故障诊断。李少波等^[8]以 CNN 将多通道声信号进行特征融合,实现对多级传动齿轮的故障诊断。

本文提出一种基于时间序列图像化和贝叶斯优化多尺度 DenseNet 的离心泵声信号故障诊断方法。

1 基本理论

1.1 格拉姆角场

格拉姆角场(Gram angle field, GAF)利用格拉姆矩阵计算一组向量的线性相关关系,能够将一维时间序列转换为二维图像并保留时间特征信息^[9]。对时间序列数据 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_n\}$ 按下式进行归一化处理:

$$\tilde{y}_i^{(-1)} = \frac{y_i - \max(Y) + y_i - \min(Y)}{\max(Y) - \min(Y)} \quad (1)$$

$$\tilde{y}_i^{(0)} = \frac{y_i - \min(Y)}{\max(Y) - \min(Y)} \quad (2)$$

将其映射到 $[-1, 1]$ 或 $[0, 1]$, 分别为 $\tilde{y}_i^{(-1)}$ 或 $\tilde{y}_i^{(0)}$, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

归一化后在极坐标系中对缩放后的 $\tilde{Y}(\tilde{y}_i^{(-1)}$ 或 $\tilde{y}_i^{(0)}$ 的集合)进行编码,将其值编码为角余弦 θ , 将时间戳 T 编码为半径 r , 如下所示:

$$\left. \begin{aligned} \theta_i &= \arccos(\tilde{y}_i) & -1 \leq [y_i] \leq 1, \tilde{y}_i \in \tilde{Y} \\ r_i &= \frac{T_i}{N} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: N 为正则化极坐标系统跨度的常数因子。

通过格拉姆和角场(GASF)和格拉姆差角场(GADF)将时间序列图像化:

$$F_{\text{GASF}} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1 + \theta_1) & \dots & \cos(\theta_1 + \theta_n) \\ \cos(\theta_2 + \theta_1) & \dots & \cos(\theta_2 + \theta_n) \\ \vdots & & \vdots \\ \cos(\theta_n + \theta_1) & \dots & \cos(\theta_n + \theta_n) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$F_{\text{GADF}} = \begin{bmatrix} \sin(\theta_1 - \theta_1) & \dots & \sin(\theta_1 - \theta_n) \\ \sin(\theta_2 - \theta_1) & \dots & \sin(\theta_2 - \theta_n) \\ \vdots & & \vdots \\ \sin(\theta_n - \theta_1) & \dots & \sin(\theta_n - \theta_n) \end{bmatrix} \quad (5)$$

将声传感器的部分信号进行 GAF 图像编码,如图 1 所示。图 1a 是时域声信号,图 1b 是转换为极坐标系的映射,图 1c 和图 1d 分别是式(4)和式(5)转换的 GASF 和 GADF 图, GAF 图像所表示信号的时间从左上角到右下角逐渐增加。

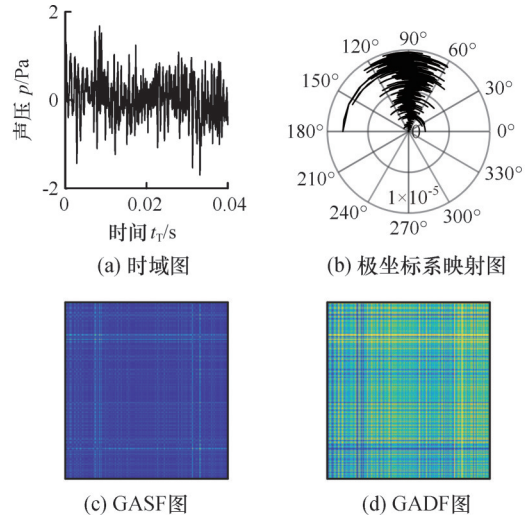


图 1 GAF 映射过程图

Fig.1 GAF mapping process diagram

1.2 DenseNet

DenseNet 是一种具有密集连接的深度神经网络,能够更有效地传播特征,参数更少,效率更高,能够缓解神经网络的梯度消失问题,抑制过拟合^[10-12]。DenseNet 主要由 Dense 块和过渡层构成,网络结构图见图 2,该网络包含 3 个 Dense 块。

1) Dense 块(密集块)。密集连接层由 BN、ReLU 和卷积层构成,多个密集连接层串联构成 Dense 块,前 $n-1$ 个密集连接层的输出沿通道维度并联拼接,作为第 n 密集连接层的输入,形成 Dense 块内的密集连接^[11]。第 n 个密集连接层的输出为

$$z_n = H_n(z_1, z_2, \dots, z_{n-1}) \quad (6)$$

式中: H_n 为 n 层的综合变换函数; $(z_1, z_2, \dots, z_{n-1})$ 为前 $n-1$ 层特征图的并联。

密集连接方式保证特征的重复利用,减小了计算量,各 Dense 块通过过渡层连接。

2) 过渡层。过渡层由 BN、ReLU、卷积层和池化层构成。为了控制通道数,卷积层压缩特征图维数,平均池化层减小特征图的尺寸,通过这两种网络层减小神经网络的计算量。

1.3 贝叶斯优化

贝叶斯优化算法是基于贝叶斯原理在有界域

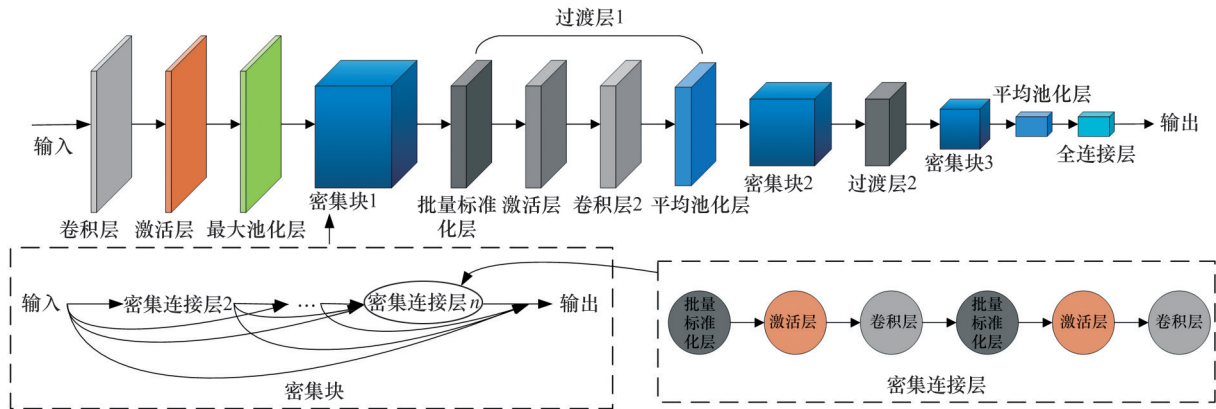


图2 DenseNet 结构图

Fig.2 DenseNet structure diagram

内搜索目标函数全局极值的算法^[13],常用于机器学习的参数优化^[14]。贝叶斯优化算法主要包括两个部分:一是概率代理模型,它是基于目标函数的近似函数,包括先验概率分布和后验概率分布。高斯过程为非参数模型,不易过拟合且应用广泛,将其作为概率代理模型。二是采集函数,根据后验概率分布构建效用函数,确定下一个评估点。

1)高斯过程(GP)。高斯过程是任意有限个具有联合高斯分布的随机变量的集合^[15],由均值函数和协方差函数构成:

$$\left. \begin{aligned} f(x) &\sim GP(m(x), k(x, x')) \\ m(x) &= E(f(x)) \\ k(x, x') &= E((f(x) - m(x))(f(x') - m(x'))) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: $m(x)$ 为均值函数; $f(x)$ 为目标函数; $k(x, x')$ 为协方差函数。

通常将均值函数 $m(x)$ 设为 0, 即

$$\left. \begin{aligned} p(f|X, \theta) &\sim N(0, K_t) \\ K_t &= \begin{bmatrix} k(x_1, x_1) & \cdots & k(x_1, x_t) \\ \vdots & & \vdots \\ k(x_t, x_1) & \cdots & k(x_t, x_t) \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中: X 为采样点集合; f 为目标函数值的集合; θ 为参数; K_t 为 $k(x, x')$ 构成的矩阵。

经过贝叶斯优化算法的第 t 次迭代后得到数据 (x_t, f_t) , 此时有数据集 $D_{1:t} = \{(x_1, f_1), (x_2, f_2), \dots, (x_t, f_t)\}$, 当下一个评估点到来后, 估计目标函数值 f_{t+1} 的后验概率分布为

$$p(f_{t+1}|D_{1:t}, x_{t+1}) \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (9)$$

$$\mu = k_{t+1}^T K_{t+1}^{-1} f_{1:t+1} \quad (10)$$

$$\sigma^2 = k_{t+1}(x_{t+1}, x_{t+1}) - k_{t+1}^T K_{t+1}^{-1} k_{t+1} \quad (11)$$

$$k_{t+1} = (k(x_{t+1}, x_1), \dots, k(x_{t+1}, x_t)) \quad (12)$$

式中: μ 为均值; σ^2 为方差。

2)采集函数。采集函数用来从参数空间确定下一个评估点 x_{t+1} , 同时平衡探索和利用, 均由

值和方差组成, 主要分为:预期改进(expected improvement, EI)、概率改进(probability of improvement, PI)和置信上限(upper confidence bound, UCB)。本文中使用EI作为确定下一次迭代超参数的采集函数:

$$\alpha_{EI}(x) = \begin{cases} (\mu(x) - f(x^*))\Phi + \sigma(x)\Phi & \sigma(x) > 0 \\ 0 & \sigma(x) = 0 \end{cases} \quad (13)$$

式中: $f(x^*)$ 为当前最优函数值。

标准正态分布概率密度函数为

$$\Phi = \frac{\mu(x) - f(x^*)}{\sigma(x)} \quad (14)$$

贝叶斯优化神经网络超参数的输入为待优化参数集 X 、贝叶斯优化器的目标函数 f 、采集函数 α_{EI} 、高斯过程模型 $GP(\cdot)$, 输出为多尺度 DenseNet 模型, 伪代码如下:

```
Initialize(f, X)
For i ∈ 1, ..., n
    p(y|x, D) ← Fit Model(GP, D)
    x_i ← argmax S(x, p(y|x, D))
    y_i ← f(x_i)
    D ← D ∪ (x_i, y_i)
end
```

2 贝叶斯优化多尺度 DenseNet

2.1 多尺度 DenseNet

设计合适的 Dense 块是 DenseNet 模型具有良好诊断效果的关键。图 3 所示的多尺度 Dense 块由两个密集连接层构成, 与传统的 Dense 块相比, 每个密集连接层增加了一个具有 5×5 卷积核的密集连接层, 实现对图像特征的多尺度提取和重用, 抑制过拟合。多尺度 DenseNet 的网络参数见表 1, 初始图像输入大小为 $64 \times 64 \times 3$ 。

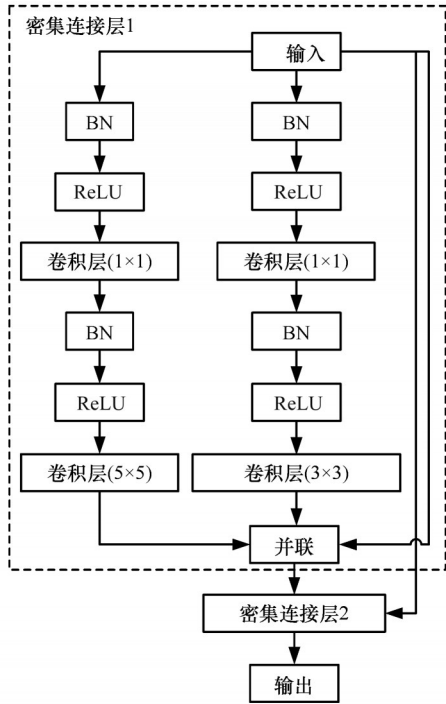


图3 多尺度 Dense 块结构图

Fig.3 Multiscale Dense block structure map

表1 多尺度 DenseNet 网络参数

Tab.1 Multiscale DenseNet network parameters

网络层名称	参数	输出尺寸
卷积层	3×3, 步长1	64×64×64
池化层	3×3, 步长3	32×32×64
Dense 块 1	密集连接层×3	32×32×256
过渡层 1	过渡层×1	16×16×128
Dense 块 2	密集连接层×3	16×16×320
过渡层 2	过渡层×1	8×8×128
Dense 块 3	密集连接层×3	8×8×320
过渡层 3	过渡层×1	8×8×128
Dense 块 4	密集连接层×2	4×4×256
全局池化	平均池化	1×1×256
dropout	50% 丢弃	1×1×256
全连接层		4

2.2 贝叶斯优化多尺度 DenseNet 的超参数

使用贝叶斯优化算法对多尺度 DenseNet 的初始学习率、动量和 L_2 正则化系数等超参数进行优化。贝叶斯优化算法基于训练集训练 DenseNet 神经网络,以验证集的分类误差率作为目标函数选择最佳模型和超参数。贝叶斯优化多尺度 DenseNet 的离心泵声信号故障诊断模型流程如图 4 所示。

3 试验验证

3.1 离心泵数据采集

离心泵信号采集试验台如图 5 所示,模拟工程实际中的故障,对同型号离心泵开展多次试

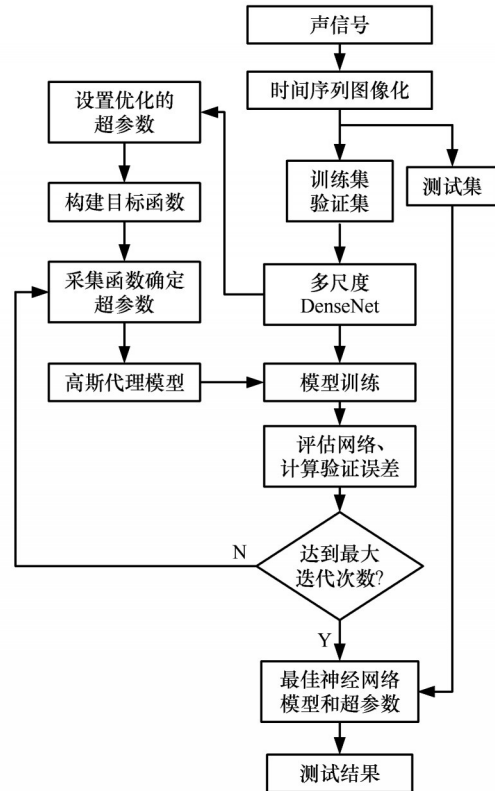


图4 贝叶斯优化多尺度 DenseNet 的故障诊断模型

Fig.4 Fault diagnosis model of multiscale DenseNet based on Bayesian optimization

验。试验使用 LMS SCADAS XS 设备和 LMS Test.lab 软件采集某型离心泵声信号和振动信号,采样频率为 51 200 Hz,转速稳定在 2950 r/min,在同一运行工况下采集离心泵在正常、气蚀、电机与离心泵轴不对中(以下简称“轴不对中”)和离心泵地脚螺栓松动共 4 种状态下的信号,如图 6 所示。从图中可以看出,共 4 种信号的幅值和波形差异不明显,无法对 4 种状态进行有效区分。



图5 离心泵声信号采集试验台

Fig.5 Centrifugal pump acoustic signal acquisition test bench

3.2 数据集构建

根据 2.1 节方法,将 4 种状态下的一维声信号数据样本首先归一化到 $[-1, 1]$,再经过格拉姆角

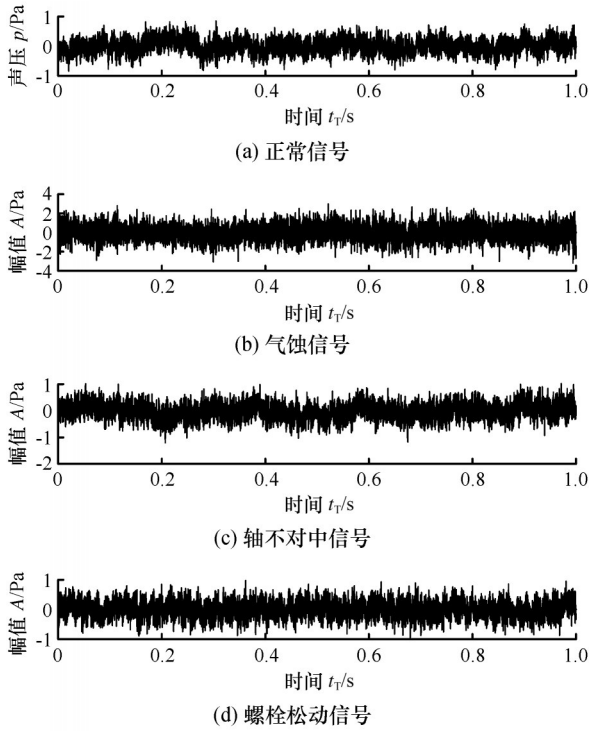


图6 离心泵信号时域

Fig.6 Time domain signal of centrifugal pump

场转换为二维 GASF 图像。将二维图像数据构造为训练集、验证集和测试集,其中训练集训练神经网络,验证集用于训练时的交叉验证,测试集测试训练完成的模型,3种数据集无重复数据样本。4种状态的标签和样本数如表2所示。

表2 离心泵故障标签及其样本量

Tab.2 Centrifugal pump fault labels and samples

故障类型	标签	训练集	验证集	测试集
正常	状态1	350	150	100
气蚀	状态2	350	150	100
轴不对中	状态3	350	150	100
螺栓松动	状态4	350	150	100

3.3 故障诊断方法验证

贝叶斯优化迭代次数为30次,采用SGDM优化器,minbatchsize为128,所优化的神经网络超参取值区间见表3。贝叶斯优化DenseNet超参数过程中估计的最小目标函数值与观测到的最小目标函数值如图7所示,随着优化过程的推进,观测的目标函数值逐渐减小,第25次优化得到最佳的超参数,即初始学习率0.034 051,动量为0.769 72, L_2 正则化系数 1.0389×10^{-10} 。

对于贝叶斯优化得到的多尺度DenseNet模

表3 超参数取值

Tab.3 Hyperparameter value

参数	初始学习率	动量	L_2 正则化系数
取值区间	[0.0001,0.1]	[0.7,0.98]	$[1 \times 10^{-10}, 1 \times 10^{-2}]$

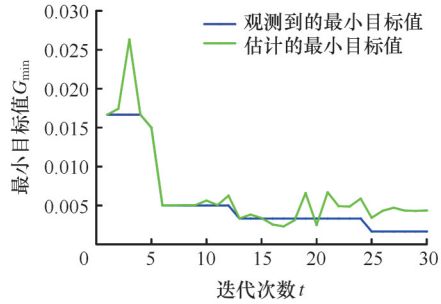


图7 最小目标函数的观测值与估计值

Fig.7 The observed and estimated values of the minimum objective function

型,其训练过程中的测试集准确率和验证集准确率如图8所示。从图中可以看出经过20次迭代后,多尺度DenseNet的训练准确率和验证准确率基本趋于稳定,准确率达到99%。

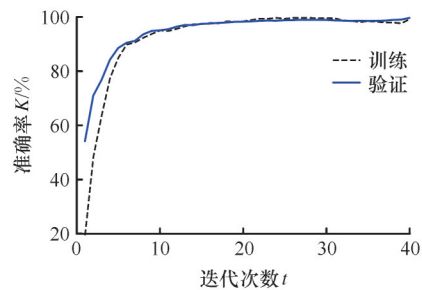


图8 贝叶斯优化多尺度DenseNet训练迭代曲线

Fig.8 Bayesian optimization multiscale DenseNet training iteration curve

为了测试上述多尺度DenseNet模型的准确性,使用测试集对该模型进行测试,测试结果见图9,混淆矩阵的横坐标轴和纵坐标轴分别表示测试集的预测类与真实类,右侧的列汇总表示每种状态的准确率,下侧的行汇总表示每种状态的召回率。从图9中可以得出该诊断模型的故障识别的平均准确率为99%,该结果表明贝叶斯优化多尺度DenseNet模型能够有效识别离心泵

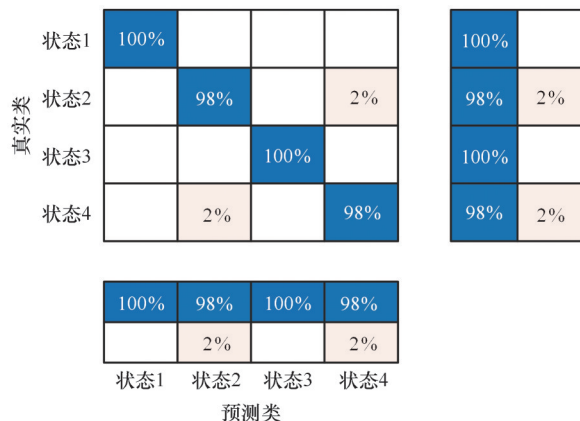


图9 测试集诊断结果

Fig.9 Test set diagnostic results

3.4 方法对比

为了验证贝叶斯优化多尺度 DenseNet 模型的优越性、多尺度卷积核提取图像特征和贝叶斯优化超参数的有效性,将其与 CNN、DenseNet 以及未优化参数的多尺度 DenseNet 进行对比分析。使用训练集训练上述 3 种神经网络诊断模型,以验证集进行五折交叉验证,训练过程的验证集准确率迭代曲线如图 10 所示。使用测试集对模型进行测试,上述 4 种模型的诊断结果见图 11 和表 4。

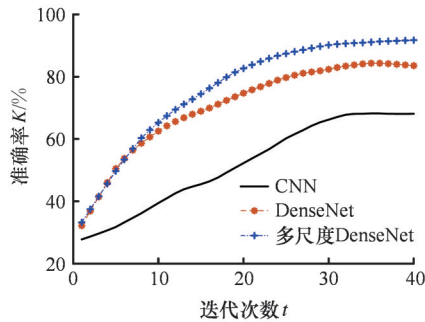


图 10 各模型验证集准确率迭代曲线

Fig.10 Accuracy iteration curve of each model verification

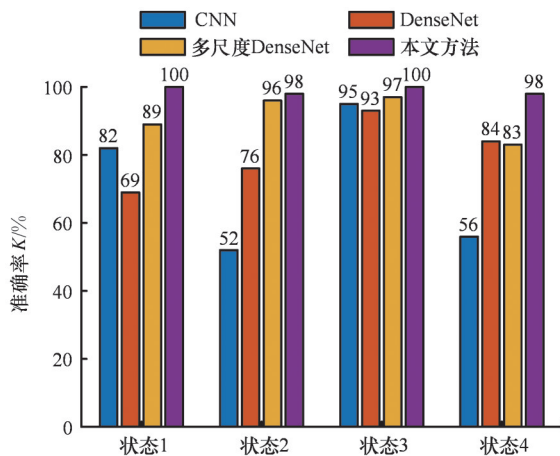


图 11 各模型故障识别率对比

Fig.11 Comparison of fault recognition rate of each model

表 4 各模型验证集和测试集准确率

Tab.4 Accuracies of each model verification set and test set

神经网络	验证集准确率/%	测试集准确率/%
CNN	68.10	68.25
DenseNet	83.54	80.5
多尺度 DenseNet	91.72	91.25
本文方法	99.5	99

CNN 模型经过 33 次迭代训练趋于稳定,对测试集的整体识别率为 68.25%,对状态 1 和状态 3 识别率较高,对其他两种状态识别率低且均在

60% 以下,而 DenseNet 模型对测试集的整体识别率为 80.5%,相比 CNN 提高了 12.25%,表明该模型更适用于离心泵的故障诊断。DenseNet 模型对状态 1 的测试集识别率最低,为 69%(图 11),图 10 中该模型经 35 次迭代训练后其准确率有所降低,其收敛速度低于 CNN。相比于 DenseNet,多尺度 DenseNet 对测试集的整体识别率提高 11.25%,对各种状态的测试集识别率均高于 80%,图 10 表明多尺度 DenseNet 在训练过程中能够快速达到更高的识别率,表明多尺度 DenseNet 块能够有效提取图像特征、提高故障诊断准确率。贝叶斯算法优化多尺度 DenseNet 的超参数后(本文方法),经 20 次训练后趋于收敛,测试集整体识别率提高 7.75%,其收敛速度和测试集准确率均有所提高,同时对各种状态的识别率均达到 98% 及以上,贝叶斯优化算法能够搜寻出合适的超参数,由图 11 和表 4 可知,对于离心泵故障诊断,本文方法效果最好。

4 结论

本文提出基于贝叶斯优化多尺度 DenseNet 的离心泵声信号故障诊断方法,使用多尺度卷积核自适应地提取 GASF 图像特征,提高了图像特征的重复利用,加入 dropout 层和 L_2 正则化防止神经网络的过拟合,使用优化算法确定神经网络的超参数,降低了对专家经验的依赖,根据实验结果得出以下结论:

1) 格拉姆和角场将时域数据进行时间序列图像化,能够保留数据的时间特征信息,有助于 DenseNet 提取故障特征。

2) 对 Dense 块增加多尺度卷积核,能够提高神经网络对图像的特征提取能力,实现对特征的多次重复利用,提高 DenseNet 对离心泵故障的识别率。

3) 贝叶斯优化算法优化神经网络的超参数,能够加快该诊断模型的收敛速度,提高故障诊断的准确率,减少设置超参数对经验的依赖性,得到良好的离心泵故障诊断模型。

参考文献:

[1] 柯耀,王琪,苗育苗,等. 基于 PARAFAC 分析和 SVM 离心泵故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2022, 42(1):106-111.

KE Yao, WANG Qi, MIAO Yuzhuo, et al. Fault Diagnosis Method for Centrifugal Pumps Based on PARAFAC Analysis and SVM[J]. Noise and Vi-

- bration Control, 2022, 42(1):106-111.
- [2] 范传翰, 宋礼威, 刘厚林, 等. 基于 PSO-SVM-RF 的离心泵转子故障诊断研究[J]. 中国农村水利水电, 2023(2):171-176.
FAN Chuanhan, SONG Liwei, LIU Houlin, et al. Research on the Rotor Fault Diagnosis of the Centrifugal Pump Based on PSO-SVM-RF[J]. China Rural Water and Hydropower, 2023(2):171-176.
- [3] 梁兴, 罗远兴, 邓飞, 等. 多传感器数据下基于 MFDFA-BP 的离心泵空化致振故障分析[J]. 振动与冲击, 2022, 41(17):238-243.
LIANG Xing, LUO Yuanxing, DENG Fei, et al. Cavitation Induced Vibration Fault Analysis of Centrifugal Pump Based on MFDFA-BP under Multi-sensor Data [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(17):238-243.
- [4] LI Shi, WANG Huaqing, SONG Liuyang, et al. An Adaptive Data Fusion Strategy for Fault Diagnosis Based on the Convolutional Neural Network[J]. Measurement, 2020, 165:108122.
- [5] HASAN M J, RAI A, AHMAD Z, et al. A Fault Diagnosis Framework for Centrifugal Pumps by Scalogram-based Imaging and Deep Learning [J]. IEEE Access, 2021, 9:58052-58066.
- [6] 周玉蓉, 张巧灵, 于广增, 等. 基于声信号的工业设备故障诊断研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(7):51-63.
ZHOU Yurong, ZHANG Qiaoling, YU Guangzeng, et al. Review of Acoustic Signal-based Industrial Equipment Fault Diagnosis[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(7):51-63.
- [7] 汪欣, 毛东兴, 李晓东. 基于声信号和一维卷积神经网络的电机故障诊断研究[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(2):125-129.
WANG Xin, MAO Dongxing, LI Xiaodong. Motor Fault Diagnosis Using Microphones and One-dimensional Convolutional Neural Network[J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41(2):125-129.
- [8] 李少波, 姚勇, 桂桂, 等. 基于 CNN 与多通道声学信号的齿轮故障诊断[J]. 中国测试, 2019, 45(10):1-5.
LI Shaobo, YAO Yong, GUI Gui, et al. Gear Fault Diagnosis Based on CNN and Multi-channel Acoustic Signals [J]. China Measurement & Test, 2019, 45(10):1-5.
- [9] LI Congyue, HU Yihuai, JIANG Jiawei, et al. Fault Diagnosis of a Marine Power-generation Diesel Engine Based on the Gramian Angular Field and a Convolutional Neural Network[J]. Journal of Zhejiang University: Science A, 2024, 25(6):470-482.
- [10] ZHANG Ke, GUO Yurong, WANG Xinsheng, et al. Multiple Feature Reweight DenseNet for Image Classification[J]. IEEE Access, 2019, 7:9872-9880.
- [11] WANG Shengwei, WANG Hongkui, XIANG Sen, et al. Densely Connected Convolutional Network Block Based Autoencoder for Panorama Map Compression [J]. Signal Processing: Image Communication, 2020, 80:115678.
- [12] 葛战, 李兵, 孙磊, 等. 基于星座图和密集连接网络的 QAM 信号识别[J]. 电子信息对抗技术, 2023, 38(1):43-48.
GE Zhan, LI Bing, SUN Lei, et al. Modulation Classification Based on Constellation Diagrams and DenseNet for QAM Signals[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2023, 38(1):43-48.
- [13] 朱汇龙, 刘晓燕, 刘瑶. 基于贝叶斯新型深度学习超参数优化的研究[J]. 数据通信, 2019(2):35-38.
ZHU Huilong, LIU Xiaoyan, LIU Yao. Research on Hyper-parameter Optimization Based on Bayesian Deep Learning [J]. Data Communication, 2019(2):35-38.
- [14] 贾寒冰, 刘鹏, 张雷, 等. 基于规则与机器学习融合的换道决策建模方法研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(4):212-221.
JIA Hanbing, LIU Peng, ZHANG Lei, et al. Lane-changing Decision Model Development by Combining Rules Abstract and Machine Learning Technique [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(4):212-221.
- [15] PENG Kang, JIANG Lizhong, ZHOU Wangbao, et al. A Seismic Response Prediction Method Based on a Self-optimized Bayesian Bi-LSTM Mixed Network for High-speed Railway Track-bridge System [J]. Journal of Central South University, 2024, 31(3):965-975.

(编辑 王旻玥)

作者简介: 陈 剑^{*}(通信作者), 男, 1962年生, 教授、博士研究生导师。研究方向为噪声振动控制, 机械故障诊断与状态监测。E-mail: hfgd8216@126.com。

本文引用格式:

陈剑, 严明辉, 陈品. 基于贝叶斯优化多尺度 DenseNet 的离心泵声信号故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2025, 36(9):2032-2038.

CHEN Jian, YAN Minghui, CHEN Pin. Acoustic Signal Fault Diagnosis Method of Centrifugal Pumps Based on Bayesian Optimization Multiscale DenseNet [J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(9):2032-2038.