

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107853

基于 SACNN-MGRU 混合模型的滚动轴承故障诊断*

杨端浩^{1,2} 付文龙^{1,2,3} 史慧彬^{1,2}

(1. 三峡大学 电气与新能源学院 宜昌 443002; 2. 三峡大学 梯级水电站运行与控制湖北省重点实验室 宜昌 443002;
3. 三峡大学 水电机械设备设计与维护湖北省重点实验室 宜昌 443002)

摘要: 为充分挖掘滚动轴承故障类别与振动信号间的潜在联系进而提升故障诊断精度,提出了一种基于尺度自适应卷积神经网络(SACNN)和改进门控循环单元(MGRU)混合模型的故障诊断方法。首先,提出了一种尺度自适应因子用以获取合适的 CNN 窗口尺寸从而更有效地提取振动信号中蕴含的局部故障信息,并在 CNN 中引入比例指数线性单元(SELU)以提升其训练过程的鲁棒性;随后,在 GRU 中嵌入 SELU 进一步提升网络稳定性,并改进 GRU 网络结构增强其时序特征的挖掘能力,进而更充分地提取局部故障信息中的时序特征;最后通过 Softmax 函数识别故障类别。经实验对比和分析表明,该方法具备较好的收敛性和稳定性,能够有效挖掘振动信号中蕴含的故障信息,准确识别不同转速下滚动轴承的故障类别且识别精度均高于 99.5%,具有一定的应用价值。

关键词: 滚动轴承;故障诊断;卷积神经网络;门控循环单元;混合模型

中图分类号: TH165+.3; TH133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Fault diagnosis of rolling bearing based on SACNN-MGRU hybrid model

Yang Duanhao^{1,2} Fu Wenlong^{1,2,3} Shi Huibin^{1,2}

(1. College of Electrical Engineering & New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;
2. Hubei Provincial Key Laboratory for Operation and Control of Cascaded Hydropower Station, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 3. Hubei Key Laboratory of Hydroelectric Machinery Design & Maintenance, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: In order to fully explore the potential connection between the rolling bearing fault types and the vibration signal to improve the diagnosis accuracy, a fault diagnosis method based on the hybrid model of scale adaptive convolutional neural network (SACNN) and modified gated recurrent unit (MGRU) is proposed. To begin with, a scale adaptive factor is proposed to obtain appropriate CNN window size for extracting local fault information from the raw signal more effectively, and scaled exponential liner unit (SELU) is introduced into CNN to improve the robustness of its training process. Subsequently, SELU is embedded into GRU to further enhance the network stability and the network structure of GRU is ameliorated to enhance the temporal feature extraction ability, thereby extracting temporal feature from the local fault information more fully. Finally, the softmax function is applied for recognizing fault types. The experimental comparison and analysis reveal that the proposed method achieves better convergence and stability, can effectively mine the fault information contained in the vibration signal for accurately recognizing the rolling bearing fault types at different speeds with the recognition accuracies higher than 99.5%, which has certain application value.

Keywords: rolling bearing; fault diagnosis; convolutional neural network; gated recurrent unit; hybrid model

0 引言

在“智能制造”战略的推进中,机械设备的发展趋向于集成化和智能化,这对机械设备的安全性和可靠性提出了

更高的要求。旋转机械是机械设备的重要组成部分,被广泛运用在交通运输、制造业和航空航天等领域。作为旋转机械的关键部件,滚动轴承的健康运行关乎机械设备的运行安全。而滚动轴承经常处于高强度的工作状态且工作环

收稿日期:2021-09-13

* 基金项目:国家自然科学基金(51741907)、湖北省水电机械设计与维修重点实验室开放基金(2020KJX03)项目资助

境复杂,极易出现损坏,如果没有及时检测出其故障,可能会造成设备损坏,甚至导致事故的发生。因此,开展针对滚动轴承的故障诊断研究具有十分重要的意义。

滚动轴承的故障诊断大多是通过挖掘和分析故障类别与振动信号之间的潜在联系来实现的。但由于振动信号的非线性特质以及非相关信息的干扰,导致其蕴藏的故障特征难以被有效辨识。为此,研究者在传统故障诊断研究中引入经验模态分解^[1]、变分模态分解^[2]和希尔伯特黄变换^[3]等方法来减少不相关信息的干扰,并利用特征提取技术^[4-6]提取故障特征,最后由相应的分类器^[7-8]识别故障类别。传统故障诊断方法虽然取得了一定的成绩,但仍存在自适应性较差,对人工特征提取依赖性较强和对特征质量要求较高等缺点。

随着深度学习在目标检测^[9]、计算机视觉^[10]等多个领域中快速兴起,其相关网络也被引入故障诊断中构建深度故障诊断模型。深度学习具备出色的信息挖掘能力,能够自适应地分析和挖掘振动信号与故障类别之间的潜在联系。这不仅克服了传统故障诊断方法对人工特征提取依赖性强的缺陷,同时也避免了人工处理带来的信息损失。目前,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[11]和循环神经网络(recurrent neural network, RNN)^[12]是故障诊断中运用较为广泛的深度学习模型。CNN具备较强的表征学习能力,能够有效提取复杂工况下的振动信号中蕴含的故障特征,在故障诊断领域中取得了不错的成果。周陈林等^[13]提出了CNN设计基本准则,并利用该准则设计CNN模型用于滚动轴承多状态特征提取。全钰等^[14]结合格拉姆角差域和CNN用以识别滚动轴承的故障类别。宫文峰等^[15]在滚动轴承的故障诊断研究中引入改进的CNN模型以精准判别故障类别。CNN虽然具备较强的特征提取能力,但却难以提取振动信号中的时序特征,这可能会导致一些关键信息的缺失。而RNN能够同时处理当前信息和历史信息,具有较强的时序数据处理能力。因此,研究者提出了RNN与CNN的混合模型以弥补CNN难以提取时序特征的缺点,实现网络优势的互补。但传统RNN易陷入长期依赖进而影响其网络性能,因此,研究者们常采用长短期记忆神经网络(long short-term memory neural network, LSTM)和门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)来代替传统RNN与CNN结合,并运用于故障诊断。陈保家等^[16]将CNN和LSTM的混合模型运用于滚动轴承故障诊断并实现了较好的故障诊断性能。Chen等^[17]提出了基于多尺度CNN和LSTM的混合模型实现了噪声环境下滚动轴承故障的精确识别。张龙等^[18]结合CNN和GRU的优势用以充分挖掘齿轮箱故障信息,提升故障诊断精度。相对于LSTM,GRU在保持时序特征学习能力的同时优化了内部结构,减少网络参数,并且提升了网络在有限数据下的收敛性。因此,本文将基于CNN与GRU为基础进行滚动轴承的故障诊断研究。CNN与GRU的混合模型能

够更全面地挖掘振动信号中蕴含的故障特征,但其固定的窗口尺寸可能导致部分关键特征被忽略,并且存在稳定性较差的问题。

针对传统CNN-GRU模型难以自适应获取窗口尺寸和稳定性较差等问题,本文提出一种基于尺度自适应卷积神经网络(scale adaptive convolutional neural network, SACNN)和改进门控循环单元(modified gated recurrent unit, MGRU)混合模型的滚动轴承故障诊断方法。该方法提出一种尺度自适应因子并将其引入卷积层和池化层以自适应获取合适的窗口尺寸进而有效提取振动信号中蕴含的局部故障信息,同时在卷积层与池化层之间引入比例指数线性单元(scaled exponential linear unit, SELU)增强其鲁棒性;随后,在GRU中引入SELU提升网络训练过程的稳定性,并对GRU的网络结构进行改进,在候选记忆中加入当前输入信息,加强网络对当前输入信息中时序特征的挖掘,进而增强其对局部故障信息中时序特征的挖掘;最后通过Softmax函数判别故障类别。相对于其他方法,该方法具备较好的收敛性和稳定性,可以更有效地挖掘振动信号中蕴含的故障信息,从而提升滚动轴承的故障诊断精度并节省训练时间提升故障诊断的效率和可靠性。

1 深度学习理论

1.1 卷积神经网络

CNN是受视觉系统结构启发而衍化出的特殊前馈神经网络^[19],具有较强的表征学习能力。CNN可以通过非线性函数直接从原始数据中提取局部特征信息,避免人工处理带来的信息损失。CNN主要由卷积层、池化层和全连接层组成。

1) 卷积层

作为CNN的主要结构,卷积层的权值共享特性能减少网络参数节省训练时间,进而高效地提取输入信号中的局部特征信息。卷积层的计算公式如下:

$$\mathbf{x}_j^l = f\left(\sum_{i \in \mathbf{M}_j} \mathbf{x}_i^{l-1} * \mathbf{w}_{ij}^l + \mathbf{b}_j^l\right) \quad (1)$$

式中: \mathbf{x}_j^l 表示第 l 层的第 j 个输出, \mathbf{w}_{ij}^l 和 \mathbf{b}_j^l 分别表示权重系数和偏差量, \mathbf{M}_j 表示输入的特征映射子集,*表示卷积运算, f 为激活函数。CNN中的激活单元常采用线性整流函数(RELU)以加速收敛,其公式如下:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

2) 池化层

池化层又被称为下采样层,具有特征选择和数据降维的功能,可以对上层网络的输出进行信息筛选。池化层的计算公式如下:

$$\mathbf{x}_j^{l+1} = f(\mathbf{w}_j^{l+1} \text{down}(\mathbf{x}_j^l) + \mathbf{b}_j^{l+1}) \quad (3)$$

式中: \mathbf{x}_j^{l+1} 表示池化层的输出, \mathbf{w}_j^{l+1} 为权重系数, $\text{down}(\cdot)$ 表示池化函数。

3) 全连接层

全连接层一般位于CNN网络的末端,用于非线性整

合上层网络的输出特征,并结合 Softmax 函数进行故障诊断。全连接层和 Softmax 的公式如下:

$$x^t = f(w^t x^{t-1} + b^t) \quad (4)$$

$$S(x^t) = \frac{e^{x^t}}{\sum_{n=1}^N e^{x^n}} \quad (5)$$

式中: $S(x^t)$ 为 Softmax 函数的概率输出, N 表示类别数。

1.2 门控循环单元

作为 LSTM 的变体,GRU 在保证时序特征学习能力的同时省去了细胞状态结构,并将原本的 3 个门结构简化为重置门和更新门,降低了网络的复杂度。GRU 的网络结构如图 1 所示。重置门决定了有多少历史信息被融入到当前信息中;而更新门则决定了有多少历史信息被传递到当前状态中。

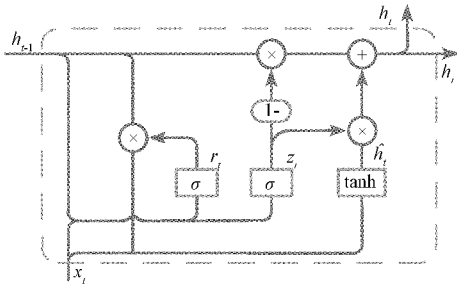


图 1 GRU 网络结构

GRU 的计算公式如下:

$$r_t = \sigma(W_r[h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (6)$$

$$z_t = \sigma(W_z[h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (7)$$

$$\hat{h}_t = \tanh(W_h[r_t \otimes h_{t-1}, x_t] + b_h) \quad (8)$$

$$h_t = (1 - z_t) \otimes h_{t-1} + z_t \otimes \hat{h}_t \quad (9)$$

式中:下标 t 和 $t-1$ 分别表示网络的当前时刻和前一时刻, σ 为 Sigmoid 函数, \tanh 表示双曲正切函数, $[W_r, W_z, W_h]$ 和 $[b_r, b_z, b_h]$ 则分别表示权重系数和偏差量, r_t 和 z_t 分别表示重置门和更新门, \hat{h}_t 表示候选记忆, \otimes 表示矩阵元素对应相乘, h_t 为隐藏层当前时刻的输出。

2 基于 SACNN-MGRU 混合模型的故障诊断

2.1 尺度自适应卷积神经网络

CNN 主要由卷积层和池化层来提取和筛选特征,而卷积层和池化层的窗口尺寸大小会影响其特征提取的质量。尺寸过大时,卷积层可能会忽略一些重要特征,池化层也可能筛去部分关键信息,从而降低特征质量;尺寸过小时,卷积窗口则可能因无法囊括一个完整的信号周期而难以提取有效特征,而这也将限制池化层的特征选择性能。合适的窗口尺寸能够提升 CNN 的特征提取质量,但这往往需要大量的调试。为此,本文提出了尺度自适应因子,用以反映卷积层和池化层的窗口尺寸与输入信号长度之间的比例关

系,并将其引入 CNN 提出 SACNN 模型。SACNN 可以通过尺度自适应因子和输入信号的长度获取合适的窗口尺寸,从而提升其特征提取的质量,同时也节省了大量调试时间。SACNN 模型中窗口尺寸的计算公式如下:

$$s = Q(\alpha * L), 0 < \alpha < 1 \quad (10)$$

其中, α 为尺度自适应因子, L 为网络层输入信号的长度, Q 为取整函数, s 表示输出的窗口尺寸。同时,本文在卷积层和池化层之间引入 SELU 函数,提升训练过程的自归一化性能以增强网络的鲁棒性。SELU 的计算公式如下:

$$\text{SELU}(x) = \lambda \begin{cases} x, & x > 0 \\ \alpha e^x - \alpha, & x \leq 0 \end{cases} \quad (11)$$

其中,由 Gunter 等^[20]证明得到 $\lambda \approx 1.0507, \alpha \approx 1.67326$ 。

2.2 改进门控循环单元

GRU 在时序数据的处理中展现出了较强的特征提取能力,但其训练过程稳定性较差。为此,本文对 GRU 的网络结构进行改进并提出了 MGRU 模型,其结构如图 2 所示。

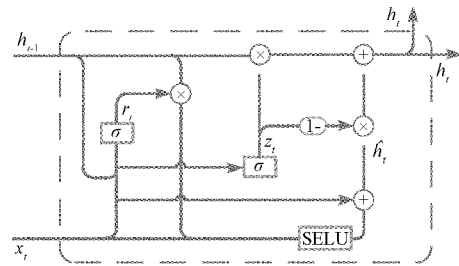


图 2 MGRU 网络结构

如图 2 所示,MRGU 在网络中引入了 SELU 来促进输入数据在训练过程中向零均值和单位方差靠拢,从而增强网络的稳定性。同时,MGRU 将当前输入信息与候选记忆结合,加强网络对当前输入信息中时序特征的挖掘,进而提升其时序特征提取能力。MGRU 的计算过程如下:

$$r_t = \sigma(W_r[h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (12)$$

$$z_t = \sigma(W_z[r_t \otimes h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (13)$$

$$\hat{h}_t = \text{SELU}(W_h[r_t \otimes h_{t-1}, x_t] + b_h) + x_t \quad (14)$$

$$h_t = z_t \otimes h_{t-1} + (1 - z_t) \otimes \hat{h}_t \quad (15)$$

式中: σ 和 SELU 表示激活函数, $[W_r, W_z, W_h]$ 和 $[b_r, b_z, b_h]$ 则分别表示权重系数和偏差量, \hat{h}_t 表示候选记忆, \otimes 表示矩阵元素对应相乘, h_t 为隐藏层当前时刻的输出。

2.3 构建 SACNN-MGRU 混合模型

为充分挖掘振动信号中蕴含的故障信息,本文结合了 SACNN 和 MGRU 在数据处理上的优势,提出了 SACNN-MGRU 混合模型,其结构如图 3 所示。

基于该模型的故障诊断流程如图 4 所示,具体步骤如下。

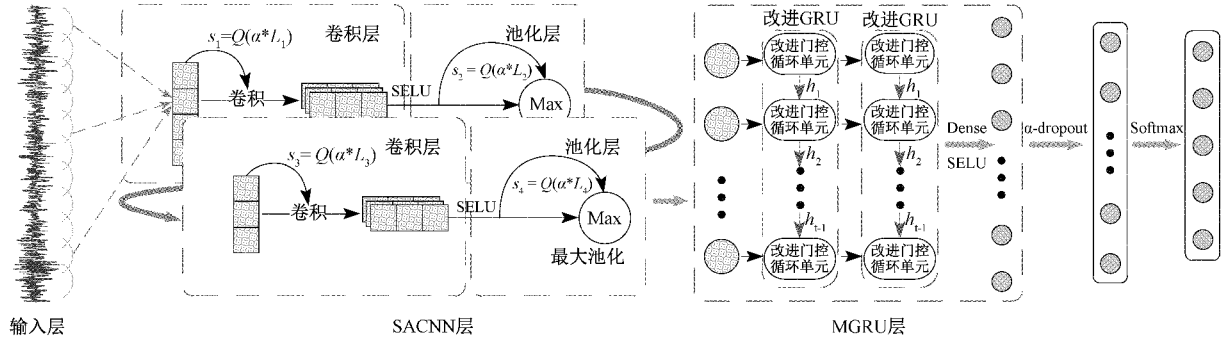


图3 SACNN-MGRU模型结构

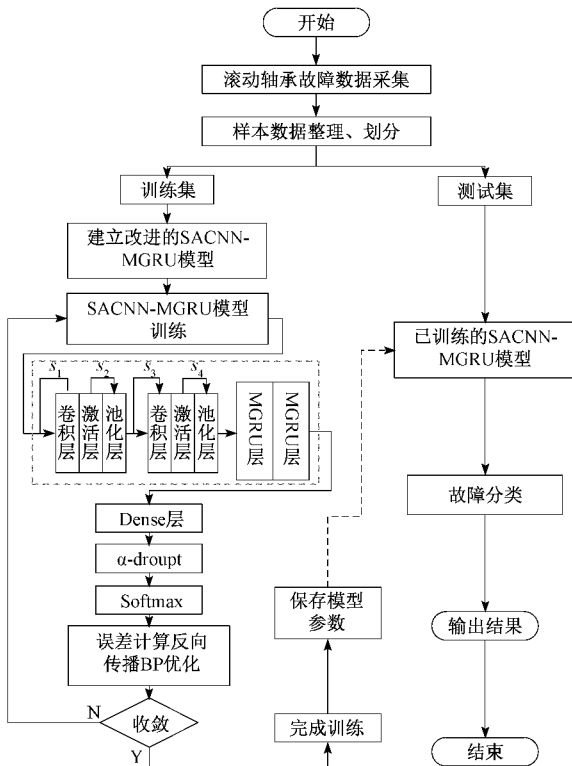


图4 SACNN-MGRU混合模型的故障诊断流程

- 1) 故障数据集采集;
- 2) 整理故障数据并划分训练集和测试集;
- 3) 构建 SACNN-MGRU 模型;
- 4) SACNN层从训练集自适应获取合适的窗口尺寸并提取其中蕴含的局部故障信息;
- 5) 将局部故障信息输入 MGRU 层进一步挖掘时序特征;
- 6) 将提取的特征向量输入至 Softmax 函数识别故障类别;
- 7) 反复执行前向传播和反向传播计算以优化模型参数,直至模型训练收敛至稳定状态;
- 8) 保存模型参数并输出训练后的模型;
- 9) 将训练集输入训练后的模型进行故障诊断;
- 10) 输出结果。

3 实验与分析

3.1 数据来源及描述

本文实验数据采集自 Spectra Quest 公司设计的机械故障综合模拟实验台,该实验台主要包含驱动电机、实验轴承、电机转速控制器、传感器和转速显示器等部件,如图5所示。

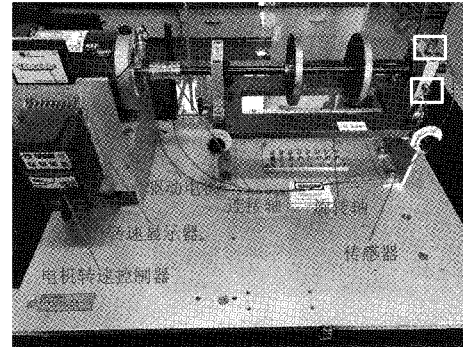


图5 机械故障综合模拟实验台

实验轴承的直径均为 3/4 英寸,型号均为 ER12KCL,包含正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障和综合故障(包含上述3种故障类别)5种工况,分别记为 L1、L2、L3、L4、L5。故障轴承如图6所示,其中,滚动体位于轴承内部,因此滚动体故障位置不可见。

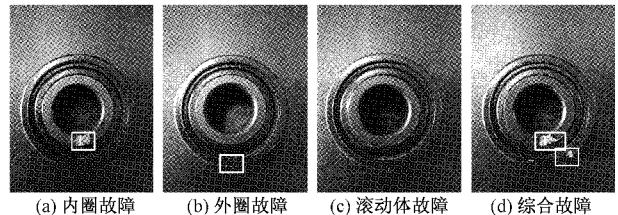


图6 不同工况的故障轴承

本文以 16 kHz 采样频率和 10 s 采样时间在 1 000、1 400、1 800 和 2 200 r/min 4种转速下采集上述5种工况的实验数据,滚动轴承5种工况在 1 000 r/min 下部分振动信号的时域波形图如图7所示。整理采集到的实验数据,

并将不同转速下的每种工况的数据集划分为 156 个样本, 每个样本包含 1 024 个连续数据点; 然后分别从每种工况的样本中随机选取 104 个样本, 总共 520 个样本作为训练集, 剩余样本则作为测试集。实验数据的具体信息如表 1 所示。

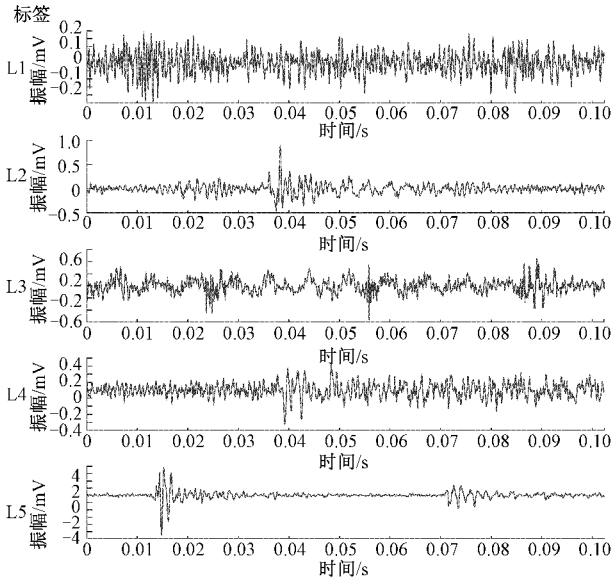


图 7 滚动轴承 5 种工况下的时域波形图

表 1 实验数据具体描述

| 故障类别 | 正常 | 内圈故障 | 外圈故障 | 滚动体故障 | 综合故障 | 标签 | |
|-------------|-----|------|------|-------|------|-----|-----|
| | | | | | | L1 | L2 |
| 1 000 r/min | 训练集 | 520 | 104 | 104 | 104 | 104 | 104 |
| | 测试集 | 260 | 52 | 52 | 52 | 52 | 52 |
| 1 400 r/min | 训练集 | 520 | 104 | 104 | 104 | 104 | 104 |
| | 测试集 | 260 | 52 | 52 | 52 | 52 | 52 |
| 1 800 r/min | 训练集 | 520 | 104 | 104 | 104 | 104 | 104 |
| | 测试集 | 260 | 52 | 52 | 52 | 52 | 52 |
| 2 200 r/min | 训练集 | 520 | 104 | 104 | 104 | 104 | 104 |
| | 测试集 | 260 | 52 | 52 | 52 | 52 | 52 |

3.2 模型参数设置

由于尺度自适应因子、学习率和 MGRU 单元数对所提方法的故障诊断性能有较大影响, 因此本文将通过实验来确定尺度自适应因子、学习率和 MGRU 单元数的值。此外, 将每组实验重复执行 10 次并取其均值进行对比分析以消除随机性。

1) 尺度自适应因子

所提方法中, 尺度自适应因子决定了卷积层和池化层的窗口尺寸的大小, 对故障信息的提取质量有较大影响。本节分析了所提方法在不同尺度自适应因子下的故障诊断性能, 其实验结果如表 2 和图 8 所示。

表 2 所提方法在不同尺度自适应因子下的实验结果

| 尺度自适应因子 | 精度 |
|---------|-------|
| 0.1 | 0.997 |
| 0.2 | 0.979 |
| 0.3 | 0.967 |
| 0.4 | 0.955 |
| 0.5 | 0.939 |
| 0.6 | 0.942 |
| 0.7 | 0.947 |
| 0.8 | 0.912 |
| 0.9 | 0.865 |

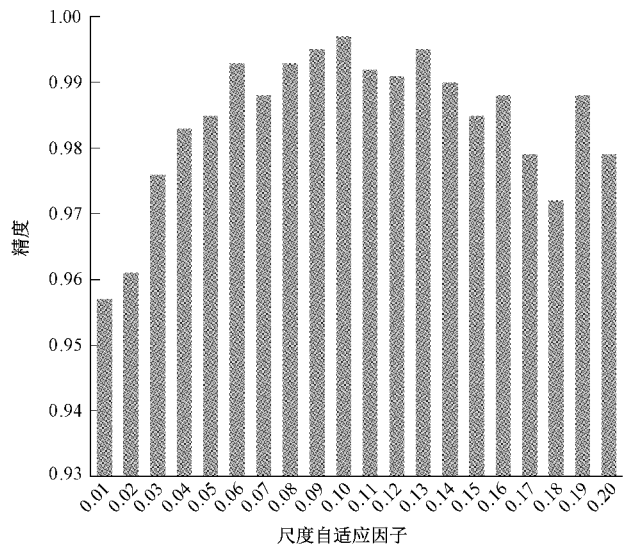


图 8 所提方法在不同尺度自适应因子下的实验结果

如表 2 所示, 将尺度自适应因子以 0.1 的间隔在 (0, 1) 之间取值时, 所提方法的故障诊断精度随尺度自适应因子取值的增加呈下降趋势, 此时尺度自适应因子的最优值为 0.1。为进一步探索尺度自适应因子的更优值, 本文以 0.01 为间隔在 (0, 0.2) 范围内取值, 其实验结果如图 8 所示。由图 8 可知, 尺度自适应因子为 0.1 时, 所提方法的故障诊断精度最高, 且随着尺度自适应因子的取值远离 0.1 其诊断精度在整体上呈下降趋势。因此, 本文将尺度自适应因子设置为 0.1。

2) 学习率

学习率是影响所提方法故障诊断性能的重要因素, 本节分析了不同学习率对所提方法故障诊断精度的影响, 实验结果如表 3 所示。

表 3 所提方法在不同学习率下的实验结果

| 学习率 | 1.00×10^{-1} | 1.00×10^{-2} | 1.00×10^{-3} | 1.00×10^{-4} |
|-----|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| 精度 | 0.994 | 0.997 | 0.992 | 0.995 |

如表3所示,学习率为 1.00×10^{-2} 时,所提方法的故障诊断精度最高,因此本文将学习率设置为 1.00×10^{-2} 。

3)MGRU 单元数

本节针对不同MGRU单元数对所提方法故障诊断性能的影响进行了对比试验,其结果如表4所示。

表4 所提方法在不同MGRU单元数下的实验结果

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 单元数 | 16 | 32 | 64 | 128 |
| 精度 | 0.991 | 0.994 | 0.997 | 0.994 |

从表4中可知,单元数为64时所提方法的故障诊断精度最高,因此本文将MGRU的单元数设置为64。

根据上述实验结果,本文将尺度自适应因子、学习率和MGRU单元数分别设置为0.1、 1.00×10^{-2} 和64。其余的模型参数设置如表5所示,其中卷积层和池化层的窗口尺寸均通过式(10)计算得到。

表5 SCACNN-MGRU模型参数设置

| 网络层 | 卷积核数量 | 窗口尺寸 | 步长 | 单元数 |
|---------|-------|------|----|-----|
| 卷积层1 | 16 | 185 | 5 | |
| 最大池化层1 | 16 | 84 | 2 | |
| 卷积层2 | | 16 | 5 | |
| 最大池化层2 | | 8 | 2 | |
| MGRU层1 | | | | 64 |
| MGRU层2 | | | | 64 |
| Softmax | | | | 5 |

3.3 结果与分析

为验证所提方法的故障诊断性能,本文采用LSTM、GRU、Bi-GRU、CNN、CNN-LSTM和CNN-GRU与所提方法进行对比。对比方法的相关参数均设置相同,且每组实验均进行10次取平均值作为实验结果,以消除实验的随机性。不同方法在1000 r/min数据集上的训练对比如图9所示。

如图9所示,所提方法的收敛速度最快,在迭代次数达到50次后便收敛至相对稳定的状态,而其他方法仍存在较大的波动。其中,GRU和CNN-GRU分别在250次

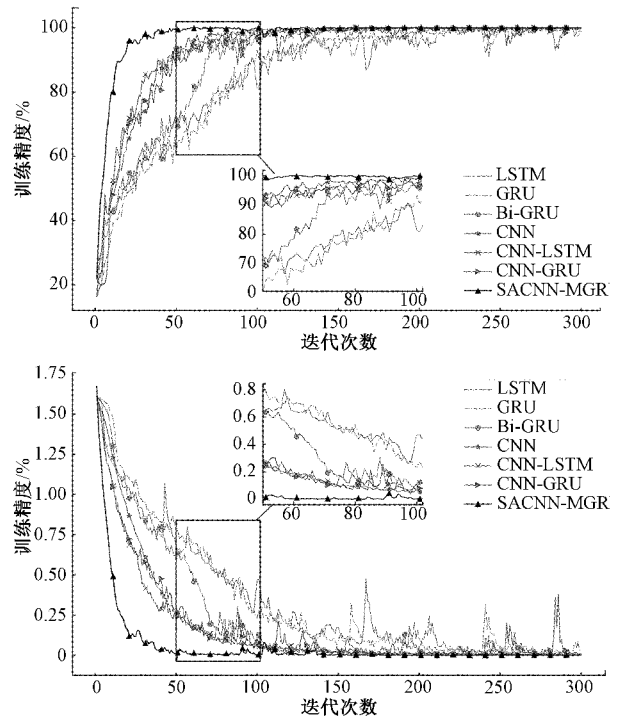
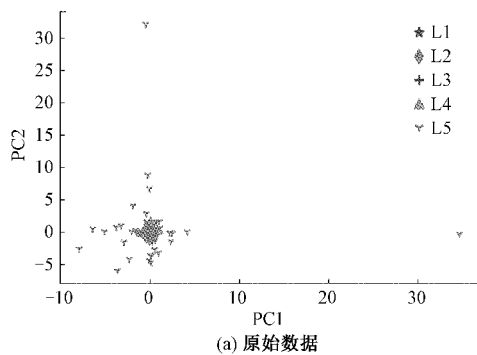


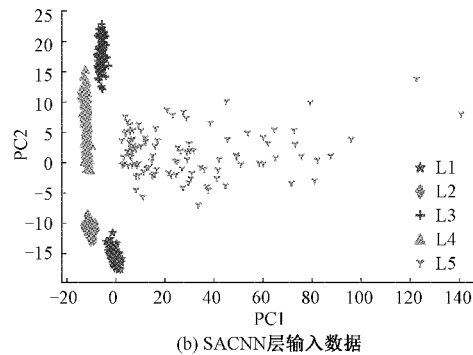
图9 不同方法的训练精度和训练损失值曲线

和150次迭代后才收敛至相对稳定的状态。换言之,相对于其他方法,所提方法的收敛速度更快且训练过程也更稳定,可以有效的缩短训练时间实现更好的训练效果。为了进一步验证所提方法的特征提取能力,本文采用主成分分析(PCA)法将1000 r/min下的原始数据集、SACNN层和所提方法的输出数据以及CNN的输出数据映射至二维(分别命名为PC1和PC2)空间进行可视化分析,可视化结果如图10所示。

如图10所示,经PCA可视化处理后,原始数据的特征分布呈堆叠状态,难以辨识;SACNN层输出数据的不同特征之间分布呈现明显的分离状态,但部分特征之间的分布处于离散状态;所提方法输出数据的同类特征相互聚拢且分布呈现易辨识的状态;而CNN输出数据的特征分布仍存在重叠,部分特征难以辨识。根据上述分析可知,所提方法能够从原始数据中有效地提取故障特征使其更易辨



(a) 原始数据



(b) SACNN层输入数据

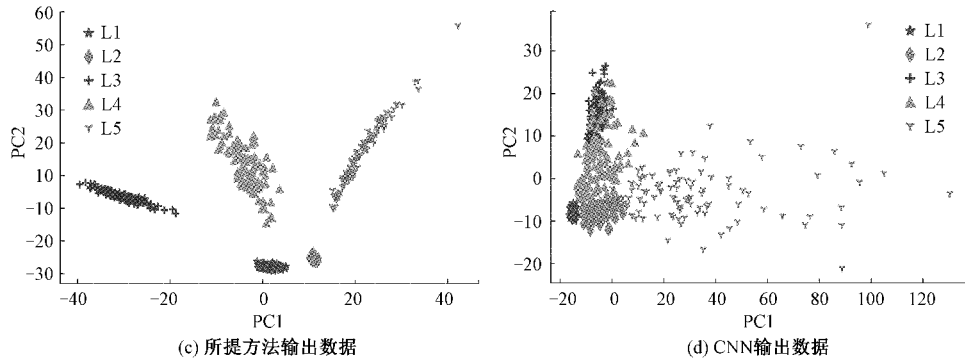


图 10 数据特征的分布可视化

别;同时,对比图 10(b)和(d)可知,相对于 CNN,SACNN 具备更强故障特征提取能力,能更有效地提取振动信号中蕴含的局部故障信息。不同方法在不同转速数据集上的详细实验结

果如表 6 所示,实验结果对比的盒图如图 11 所示。其中,图 11 中 F1~F7 分别表示对比方法 LSTM、GRU、Bi-GRU、CNN、CNN-LSTM、CNN-GRU 和 SACNN-MGRU。

表 6 不同方法的故障诊断结果

| 方法 | 转速/(r·min ⁻¹) | | | |
|------------|----------------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| | 1 000 | 1 400 | 1 800 | 2 200 |
| LSTM | 0.879[-0.044,0.041] | 0.902[-0.117,0.056] | 0.925[-0.040,0.037] | 0.972[-0.011,0.016] |
| GRU | 0.910[-0.060,0.036] | 0.943[-0.043,0.038] | 0.933[-0.033,0.032] | 0.971[-0.029,0.025] |
| Bi-GRU | 0.902[-0.071,0.044] | 0.945[-0.022,0.044] | 0.924[-0.085,0.038] | 0.969[-0.023,0.019] |
| CNN | 0.963[-0.013,0.018] | 0.909[-0.035,0.038] | 0.913[-0.063,0.061] | 0.914[-0.014,0.013] |
| CNN-LSTM | 0.955[-0.025,0.018] | 0.922[-0.034,0.039] | 0.957[-0.053,0.021] | 0.939[-0.039,0.026] |
| CNN-GRU | 0.956[-0.052,0.029] | 0.945[-0.011,0.016] | 0.962[-0.031,0.023] | 0.949[-0.026,0.017] |
| SACNN-MGRU | 0.997[-0.004,0.003] | 0.996[-0.007,0.004] | 0.998[-0.006,0.002] | 0.998[-0.005,0.002] |

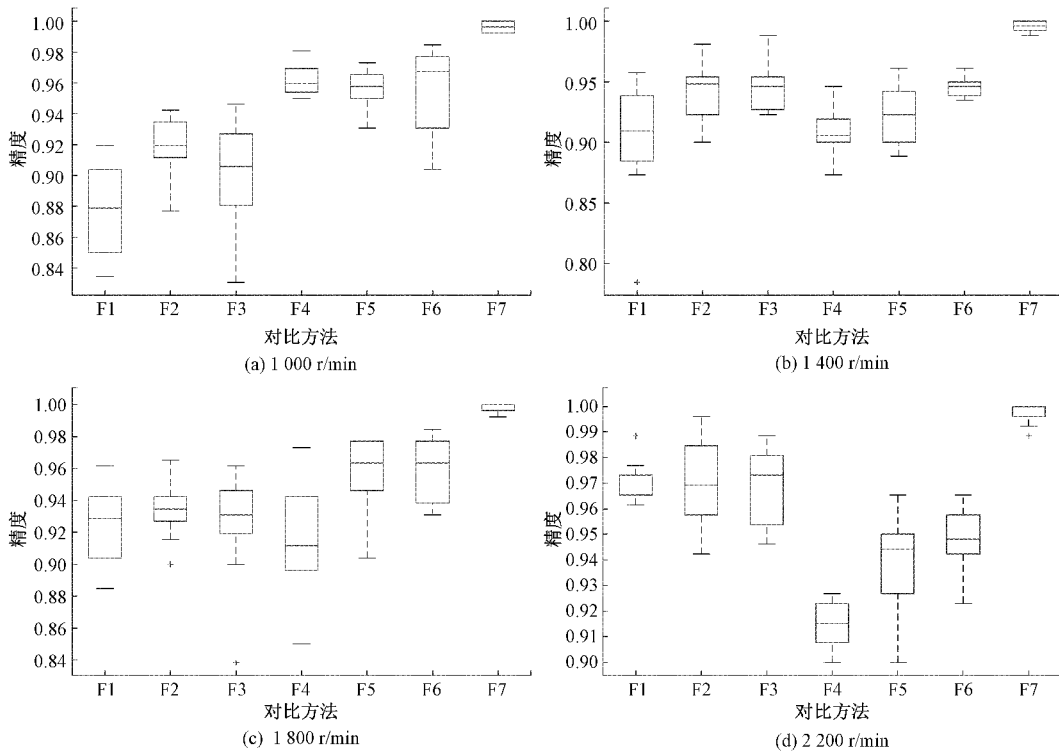


图 11 不同方法故障诊断精度的盒图

如表6和图11所示,相对于其他方法,所提方法在不同转速数据集下均取得了最高的故障诊断精度,这表明所提方法能够更有效地识别滚动轴承的故障类别,具备较好的故障诊断性能。同时,所提方法故障诊断精度的波动范围更小,具备更好的稳定性,诊断结果更具可靠性。具体而言,与CNN和GRU相比,所提方法更具适应性,在不同转速数据集下均取得了较高的诊断精度,同时其诊断结果的偏差范围也更小,稳定性较好;与CNN-GRU相比,所提方法的能更有效地挖掘振动信号中蕴藏的故障信息进而提升故障诊断精度。

4 结 论

为提升网络特征提取能力和稳定性,进而更充分地挖掘轴承故障类别与振动信号之间的潜在联系提升故障诊断精度,本文提出了一种基于SACNN-MGRU混合模型的滚动轴承故障诊断方法。该方法在CNN中嵌入尺度自适应因子和SELU以有效挖掘振动信号中蕴含的局部故障信息,并改进GRU的网络结构进而更充分地提取局部故障信息中的时序特征,最后由Softmax函数进行故障识别。采用不同转速下的滚动轴承数据验证所提方法的可行性,经实验对比和分析得出如下结论。

1) 所提方法能更有效地提取振动信号中蕴含的故障特征,故障诊断精度更高且偏差范围更小,诊断结果更具稳定性;

2) 与其他方法相比,所提方法在诊断过程中实现了更好的收敛性和稳定性,在一定程度上节省了训练时间并且提升了其诊断结果的可靠性;

3) 所提方法能准确识别不同转速下滚动轴承的故障类别,可以更好地适应不同情况下滚动轴承的故障诊断,具备一定的应用价值。

本文所提方法在滚动轴承的故障诊断研究中取得一些阶段性成果,但仍存在一些需要改进的问题:

1) 提升模型的诊断效率。在未来的研究中可以采用权值共享技术简化网络结构,降低网络的复杂度,减少参数数量,进一步提升模型的诊断效率。

2) 提升模型的泛化性。在之后的研究中可以采用信息融合技术探索故障信息之间的迁移性,进而提升模型在故障诊断中的泛化性。

参考文献

- [1] 张立智,徐卫晓,井陆阳,等.基于EMD-SVD和CNN的旋转机械故障诊断[J].振动、测试与诊断,2020,40(6):1063-1070,1228.
- [2] 刘泽锐,邢济收,王红军,等.基于VMD与快速谱峭度的滚动轴承故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2021,35(2):73-79.
- [3] 胡寅,梅月兰.基于HHT的滚动轴承故障分析实验设计[J].电子测量技术,2021,44(3):60-64.
- [4] 李华,刘韬,伍星,等.EEMD和优化的频带熵应用于

轴承故障特征提取[J].振动工程学报,2020,33(2):414-423.

- [5] 陈鹏,赵小强,朱奇先.基于多尺度排列熵和改进多分类相关向量机的滚动轴承故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(2):20-28.
- [6] 付文龙,谭佳文,王凯.基于VMD散布熵与改进灰狼优化SVDD的轴承半监督故障诊断研究[J].振动与冲击,2019,38(22):190-197.
- [7] 朱哈娜,刘慧明.基于改进VMD与GS-SVM的轴承故障诊断[J].电子测量技术,2020,43(21):71-76.
- [8] 葛兴来,张鑫.采用奇异能量谱与改进ELM的轴承故障诊断方法[J].电机与控制学报,2021,25(5):80-87.
- [9] 伍锡如,邱涛涛,王耀南.改进Mask R-CNN的交通场景多目标快速检测与分割[J].仪器仪表学报,2021,42(7):242-249.
- [10] 张顺,龚怡宏,王进军.深度卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域的应用[J].计算机学报,2019,42(3):453-482.
- [11] 李雪颖,刘慧明.基于GA-CNN的滚动轴承故障诊断[J].电子测量技术,2021,44(4):126-131.
- [12] 周奇才,沈鹤鸿,赵炯,等.基于改进堆叠式循环神经网络的轴承故障诊断[J].同济大学学报(自然科学版),2019,47(10):1500-1507.
- [13] 周陈林,董绍江,李玲,等.滚动轴承多状态特征信息的改进型卷积神经网络故障诊断方法[J].振动工程学报,2020,33(4):854-860.
- [14] 全钰,庞新宇,魏子涵.基于GADF-CNN的滚动轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2021,40(5):247-253,260.
- [15] 宫文峰,陈辉,张泽辉,等.基于改进卷积神经网络的滚动轴承智能故障诊断研究[J].振动工程学报,2020,33(2):400-413.
- [16] 陈保家,陈学力,沈保明,等.CNN-LSTM深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用[J].西安交通大学学报,2021,55(6):28-36.
- [17] CHEN X H, ZHANG B K, GAO D. Bearing fault diagnosis base on multi-scale CNN and LSTM model[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 32(4): 971-987.
- [18] 张龙,徐天鹏,王朝兵,等.基于卷积门控循环网络的齿轮箱故障诊断[J/OL].吉林大学学报(工学版),2021:1-10[2021-10-20]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb20200930>.
- [19] YANN L C, YOSHUA B, GEOFFREY H. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [20] GUNTER K, THOMAS U, ANDREAS M, et al. Self-normalizing neural networks [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 972-981.

作者简介

杨端浩,工学硕士,主要研究方向为信号处理、故障诊断等。
E-mail: ydh842502@163.com

付文龙,工学博士,副教授,主要研究方向为机器学习、信号处理、故障诊断等。
E-mail: ctgu_fuwenlong@126.com

史慧彬,工学硕士,主要研究方向为信号处理、故障诊断等。
E-mail: shihuibin@ctgu.edu.cn