

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1904766

基于 TL-LSTM 的轴承故障声发射信号识别研究^{*}

于洋,何明,刘博,陈长征

(沈阳工业大学 沈阳 110870)

摘要:针对多工况下滚动轴承故障声发射信号智能识别问题,提出了一种长短时记忆网络(LSTM)与迁移学习(TL)相结合的故障识别新方法。该方法仅以单一工况下原始声发射信号参数作为训练样本,构建 LSTM 模型充分挖掘出声发射信号与故障之间的深层次映射关系,以识别与训练工况具有相近分布特征的其他工况下故障;引入并结合 TL 来应对相异分布特征的其它工况下故障识别问题,从而可完成多种类型工况下故障特征的自适应提取与智能识别。实验结果表明,对于转速、采集位置或滚动轴承型号工况改变时内圈、外圈及保持架故障的识别均具有较高的准确率,可端对端的实现多种类型工况下故障的实时在线智能监测任务,摆脱了对先验故障数据的过分依赖,验证了该方法的可行性与优越性。

关键词:声发射技术;滚动轴承;故障诊断;长短时记忆网络;迁移学习

中图分类号: TH165⁺.3 TP18 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Research on acoustic emission signal recognition of bearing fault based on TL-LSTM

Yu Yang, He Ming, Liu Bo, Chen Changzheng

(Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: Aiming at the issue of fault acoustic emission (AE) signal intelligent recognition of rolling bearing under multiple working conditions, a new fault recognition method combining long short-term memory (LSTM) networks and transfer learning (TL) is proposed. This method only takes the original AE signal parameters under single working condition as the training samples and constructs LSTM model to fully excavate the deep mapping relationship between AE signals and faults, so as to identify the faults under other working conditions that have similar distribution characteristics with the training working condition. TL is introduced and combined with the LSTM model to deal with the fault identification problem under other working conditions that have different distribution characteristics. Thus, the adaptive extraction and intelligent recognition of the fault features under various types of working conditions can be completed. The experiment results show that the recognition of inner ring, outer ring and cage faults have high accuracy under the working condition changes of the rotation speed, acquisition position and type of the rolling bearing. The real-time on-line intelligent monitoring task of the faults can be completed end-to-end under various types of working conditions. The proposed method gets rid of the over-reliance on prior fault data, and the feasibility and superiority of the proposed method are verified.

Keywords: acoustic emission technology; rolling bearing; fault diagnosis; long short-term memory network; transfer learning

0 引言

滚动轴承的健康状态监测和故障识别一直都是大型机械设备故障诊断中重要的研究领域^[1-2]。声发射检测技术是一种实时在线无损监测技术,应用在滚动轴承的

健康状态监测中可以有效地检测出滚动轴承的微弱故障,并可评价出故障发展的危险程度^[3]。目前常用的故障声发射信号分析方法主要有参数分析和波形分析两种方法。参数分析法需要依赖检测人员的经验从而得到声发射参数与故障的关系^[4]。波形分析方法如文献[5]提出了基于经验模态分解的轴承故障分析方法;文献[6-8]

收稿日期:2019-02-25 Received Date:2019-02-25

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51675350)项目资助

提出了基于小波变换的分析方法;文献[9]提出基于包络谱的分析方法等皆需通过时频分析后才能得出详细的故障信息。但对于大型智能一体化机械设备,声发射信号的传播界面增多时受到的噪声影响也会加剧,需要根据实际工况环境对采集的声发射信号进行降噪处理后再提取故障特征频率,并且寻找故障特征频率时易受主观因素影响^[6,9],尤其在实时在线监测任务中,产生的声发射信号波形数据量巨大,传统故障分析方法已无法应对。因此,研究基于机器学习的智能模式识别方法可解决上述情况下滚动轴承故障诊断问题。

文献[10]提出了一种基于谐波小波包提取特征后再结合反向传播(back propagation, BP)神经网络进行故障诊断的方法;文献[11-12]在故障诊断中也分别引入了改进径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络、支持向量机(support vector machine, SVM)方法;文献[13]采用了基于深度信念网络(deep belief network, DBN)的故障特征提取与诊断的方法;文献[14]通过包络谱方法从声发射信号中提取轴承故障特征频率峰值信息,并且利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)方法对轴承故障进行分类。上述研究没有真正利用声发射信号参数本质特征和深度神经网络的优势,通过人工处理与提取样本特征后,虽然可以准确的去除冗余的特征和干扰,但也会丢掉许多未知性有用的信号特征信息,并且网络模型十分依赖先验故障数据,只能使用在特定工况下,无法应用在其它工况下的识别与诊断,给解决实际问题带来了较大困扰。

针对上述问题,提出了一种基于长短时记忆网络(long short-term memory networks, LSTM)与迁移学习(transfer learning, TL)相结合的故障识别新方法,该方法仅依靠单一工况下4种故障的声发射信号作为输入进行模型的搭建和调优,充分挖掘出了滚动轴承处于不同故障下的数据本质特征与深层次映射关系;可完成对多种工况下故障特征的自适应提取与智能识别,具有优异的故障识别性能,避免了依赖复杂的数据处理技术与信号分析技术提取和选择故障特征,实现了端对端的滚动轴承健康状态的监测与识别,大大的缩短了故障识别时间,使实时在线监测成为可能。该方法排除了主观因素干扰,可完成多种类型工况下各种故障类型的识别与诊断,具备较高的智能化与工程实用价值。

1 TL-LSTM 模型研究

1.1 LSTM 单元结构

循环神经网络(recurrent neural network, RNN)是一种具有长时间记忆能力的神经网络模型,可以利用时序序列中长时间数据信息^[15]。而 LSTM 是基于 RNN 改进

的一种深度学习算法,弥补了普通 RNN 在跨长时间步长时容易产生梯度消失与爆炸问题并且长期记忆能力不足等问题,从而能够真正有效的利用长距离的时序信息,非常适用于文本序列数据的任务^[16]。LSTM 结构如图1所示,LSTM 单元可以看作主要由输入门、遗忘门、输出门组成。

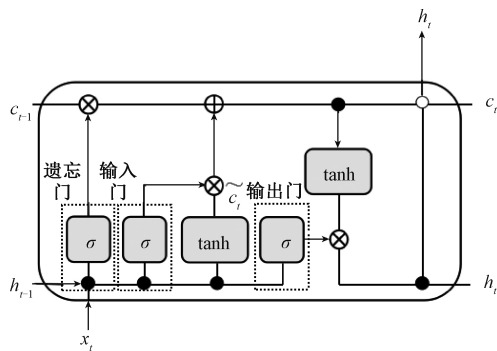


图1 LSTM 单元结构

Fig.1 The cell structure of the LSTM

1) 输入门用于控制多少输入信息保存下来。

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (1)$$

式中: x_t 表示 t 时刻的输入; h_{t-1} 表示 $t-1$ 时刻的 LSTM 单元输出; σ 表示 sigmoid 激活函数。

2) 遗忘门则决定前一时刻单元状态有多少保留到当前单元状态中。

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f) \quad (2)$$

3) 当前时刻的候选单元状态值 $\tilde{c}_t$ 可表示为:

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (3)$$

式中: $\tanh$ 为激活函数。

则 t 时刻的 LSTM 单元状态 c_t 是由通过遗忘门控制的前一时刻 LSTM 单元状态 c_{t-1} 与通过输入门控制的候选单元状态值相加和得到:

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t \quad (4)$$

式中: $\cdot$ 表示点积。

4) 输出门用来控制 LSTM 单元状态的最终输出。

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (5)$$

5) 最终 LSTM 单元输出 h_t 由输出门控制 LSTM 单元状态信息输出。

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (6)$$

近些年,很多专家学者对 LSTM 单元进行了优化和改进。但 Greff 等^[17]通过实验表明,这些变体在很多任务上和所使用的 LSTM 单元表现出的性能趋同。因此使用该 LSTM 单元结构做进一步的研究与实验。

1.2 LSTM 模型结构与训练优化方法

LSTM 模型结构采用双层 LSTM 单元、一个全连接层和一个 Softmax 分类器组成,模型结构如图2所示。

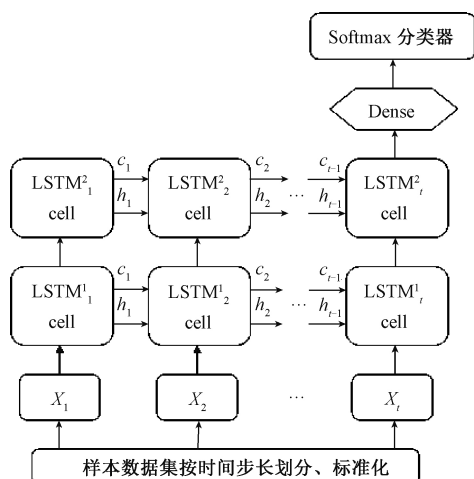


图2 LSTM模型结构

Fig.2 The structure diagram of the LSTM model

在训练过程中优化方法一直都是深度学习中非常重要的部分,也是学习过程的核心算法。通过对 LSTM 结构及学习训练过程的理论与实验分析,引入了 AMSGrad 算法^[18]来加快网络收敛速度,基于 AMSGrad 算法的 LSTM 网络模型训练步骤如下

- 1) 按时间步长划分训练样本集与测试样本集
- 2) 设置 LSTM 模型初始化超参数,网络权重参数按基于标准高斯分布乘以 $\sqrt{\frac{2.0}{num}}$ 大小的方差,其中 num 表示输入样本数量

3) for $n=1$ to 迭代次数 do

批量样本输入 LSTM 模型中,进行前向传播。

进行反向传播,首先计算梯度: $g_t \leftarrow \frac{1}{num} \nabla_{\theta} \sum_i L$

指数加权平均计算: $m_t \leftarrow \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2$$

求取最大平方梯度值: $\hat{v}_t \leftarrow \max(\hat{v}_{t-1}, \hat{v}_t)$

$$\hat{v}_t \leftarrow \text{diag}(\hat{v}_t)$$

进行权重参数更新(不带偏差校正情况):

$$\theta_{t+1} \leftarrow \theta_t - \frac{m_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon} \eta$$

end for

1.3 TL-LSTM 模型方法

在滚动轴承故障的监测任务中,当调整某些工况条件时,会改变声发射信号特征,致使样本数据集的分布特征发生巨大变化。并且由于传统机器学习的训练集与测试集必须满足独立同分布要求^[19],因此无法直接应用已经构建完成的 LSTM 模型进行故障的识别与诊断。

迁移学习是应用已经存在的知识对不同但相关领域问

题进行求解的一种新的机器学习方法,摆脱了传统机器学习的束缚,可解决不同分布特征数据集间识别问题,图3所示为传统机器学习与迁移学习对比原理。迁移学习的源域可设为 $D_s = \{(x_1^{(s)}, y_1^{(s)}), \dots, (x_n^{(s)}, y_n^{(s)})\}$,源域中学习任务可设为 T_s ,目标域可设为 $D_t = \{(x_1^{(t)}, y_1^{(t)}), \dots, (x_m^{(t)}, y_m^{(t)})\}$,目标域中学习任务可设为 T_t ,迁移学习的目标就是当 $D_s \neq D_t$ 或 $T_s \neq T_t$ 时,通过 D_s 中 T_s 提高 D_t 中 T_t 的性能。

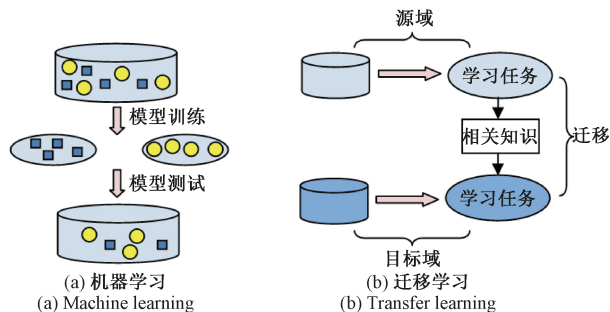


图3 传统机器学习与迁移学习原理对比

Fig.3 Principle comparison diagram of traditional machine learning and transfer learning

根据本学习任务特点引入了基于特征的迁移学习方法,该方法允许源域与目标域的数据分布特征可以不同,只注重源域与目标域数据集之间的特征关系,从特征层面上寻找两者间的公共特征。目标域可以将源域对故障特征的提取能力迁移过来完成任务空间的转移,供目标域模型直接应用,再使用少量目标域数据样本调优分类层就能得到较好的故障分类效果,即可避免重新构建整个模型并且不要求操作员具有神经网络参数设置与调优经验,又能节省大量的时间与计算成本。

TL-LSTM 模型方法首先获取源域中训练完成的 LSTM 网络模型特征提取层,即将双层 LSTM 的结构和参数迁移到目标域中;然后在目标域中基于特征提取层基础上搭建一个分类层;最后,先冻结迁移过来的特征提取层,再利用少量目标域的数据对搭建好的模型进行训练和调优,图4所示为 TL-LSTM 模型结构。

2 实验研究

2.1 实验工况设定

实验中为探究多种类型工况对故障识别的影响情况,设置了不同滚动轴承型号、不同转速、不同采集位置 3 种工况,分别是 NU205EM 与 6205DU 两种型号的滚动轴承;600、750、900、1 050、1 200 r/min 五种转速;两种不同采集位置。通过分位数-分位数图(quantile-quantile plot, Q-Q)分析当 3 种工况分别改变时的数据集间分布相似程度,如图5所示。Q-Q 图原理是通过比较两组数据的累计分布函数来判断两组数据是否是服从同一分布。

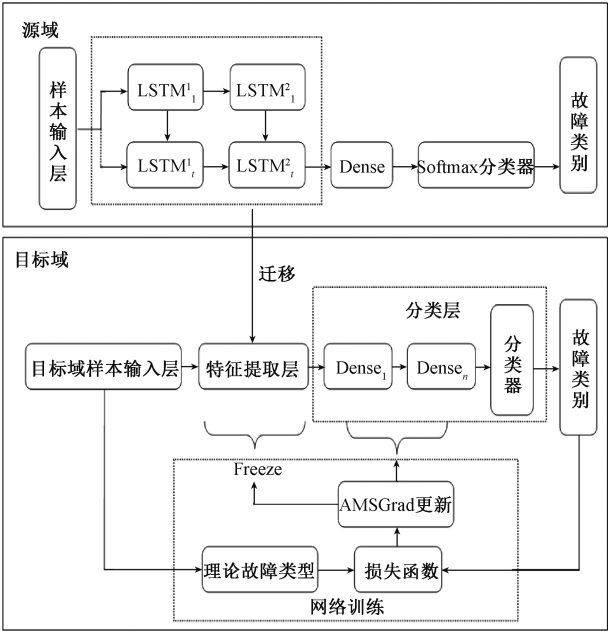
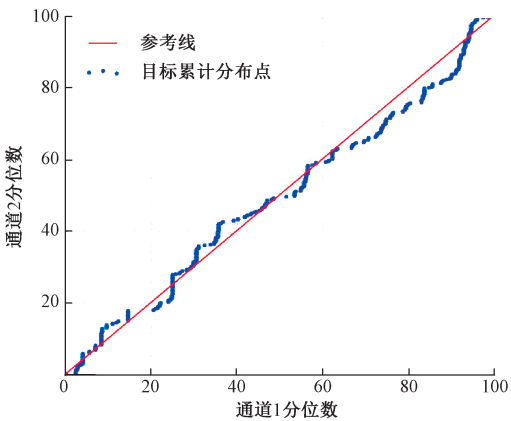


图4 TL-LSTM 模型结构

Fig.4 The structure diagram of the TL-LSTM model



(c) The working condition change of acquisition position

图5 不同工况的 Q-Q 图

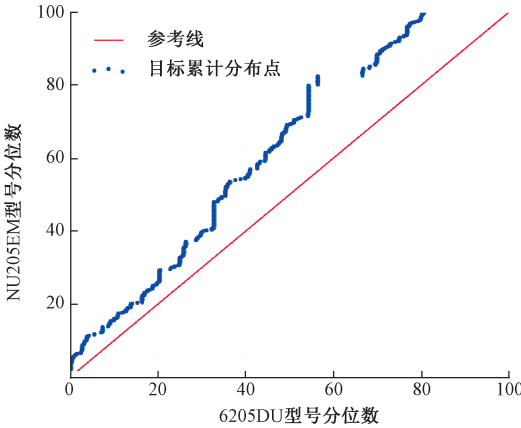
Fig.5 The Q-Q plots for different working conditions

可发现图 5(a)滚动轴承型号工况改变时,散点趋近落在一条直线上但不在 $y=x$ 线上,则说明改变工况前后的数据集分布不同,属于相异分布特征工况对故障识别的影响研究。因为 NU205EM 与 6205DU 型号滚动轴承有着本质区别,前者滚动体为圆柱体、后者为球体,会导致滚动体与故障接触面上产生的应力波特征不同,使声发射信号特征发生较大变化。

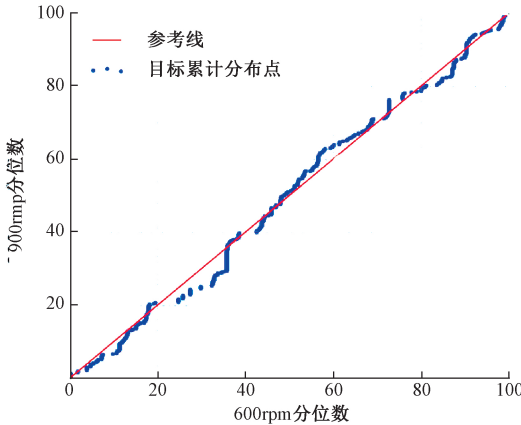
而从图 5(b)与(c)可发现,散点趋近与落在 $y=x$ 线上,则表明在改变转速与采集位置工况前后的数据集分布特征相近,属于相近分布特征工况对故障识别的影响研究。

2.2 实验环境与参数

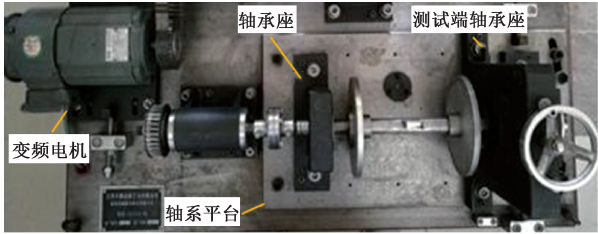
滚动轴承故障实验模拟平台及示意图如图 6(a)、(b)所示。实验中滚动轴承设置了正常、保持架故障、内圈故障、外圈故障 4 种运行状态。图 6(b)给出了两个通道对应传感器放置的位置,其中传感器 1 放置在测试端轴承座顶端,传感器 2 放置在距故障声发射源传播途径更为复杂的轴系平台上。



(a) The working condition change of rolling bearing type

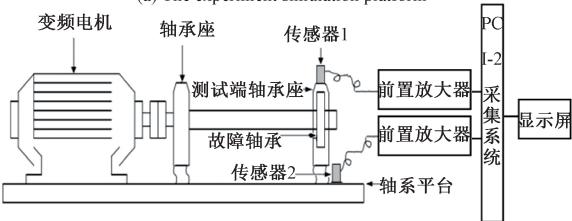


(b) The working condition change of rotation speed



(a) 实验模拟平台

(a) The experiment simulation platform



(b) 实验系统示意图

(b) Schematic diagram of the experiment system

图6 模拟平台及系统示意图

Fig.6 The simulation platform and system schematic diagram

实验中的采集频率设置为 3 MHz, 每种运行状态数据样本采集 2 500 组, 每组声发射信号数据样本中有 8 种基本特征参数, 包括上升时间、计数、能量、持续时间、幅值、绝对能量、均方根(RMS)、信号强度。

2.3 多种类型工况下滚动轴承故障识别探究

1) 不同转速与采集位置工况下的故障识别

(1) LSTM 模型训练

采用 NU205EM 型号滚动轴承以 900 r/min 转动时通道 1 工况下采集的 4 种运行状态声发射信号数据集作为模型训练样本, 并分别改变滚动轴承型号、转速及采集位置工况组成与训练样本不同工况的数据集, 来探究 LSTM 模型对多种类型工况下故障的识别能力。

其中 LSTM 模型网络的关键性超参数时间步长 L 、LSTM 单元的隐层节点数 S 及学习率 η 采用多层网格搜索方法进行寻优设置。网格搜索算法是一种原理简单、操作简易并且计算消耗时间可以控制的超参数设置方法。首先, 进行非关键参数的设定, 全连接层的节点数为 30、样本批次为 20。然后, 三个超参数的取值范围分别设定为 $L \in \{10, 20, \dots, 100\}$, 搜索步长设定为 10; $S \in \{10, 20, \dots, 200\}$, 搜索步长设定为 10; $\eta \in \{0.001, 0.005, 0.01, 0.05, 0.1\}$ 。最后, 目标函数设置为故障声发射信号特征的最高识别准确率。经过多层网格搜索后 LSTM 模型的 L 设置为 50, $S = 100$, $\eta = 0.001$, 图 7 所示为该 LSTM 模型训练效果, 从图 7 可以看出, 对测试集的识别准确率可达到 98.8%。

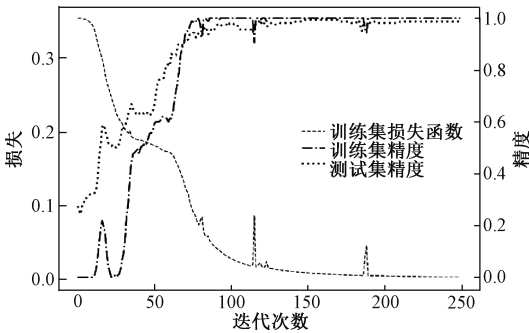


图 7 LSTM 模型训练情况

Fig.7 The LSTM model training

(2) LSTM 模型对多类型工况下的识别性能探究

图 8(a)、(b) 所示为 LSTM 模型对其他工况下 4 种运行状态的识别情况。可以看出 LSTM 模型对 6205DU 型号滚动轴承工况时的故障识别准确率均在 35.6% 以下。因此, LSTM 模型无法完成滚动轴承型号工况改变时的识别任务, 即相异分布特征工况下的滚动轴承故障识别任务。

从图 8(a)、(b) 中给出的 LSTM 模型对 NU205EM 型号滚动轴承在改变转速、采集位置工况时的故障识别准

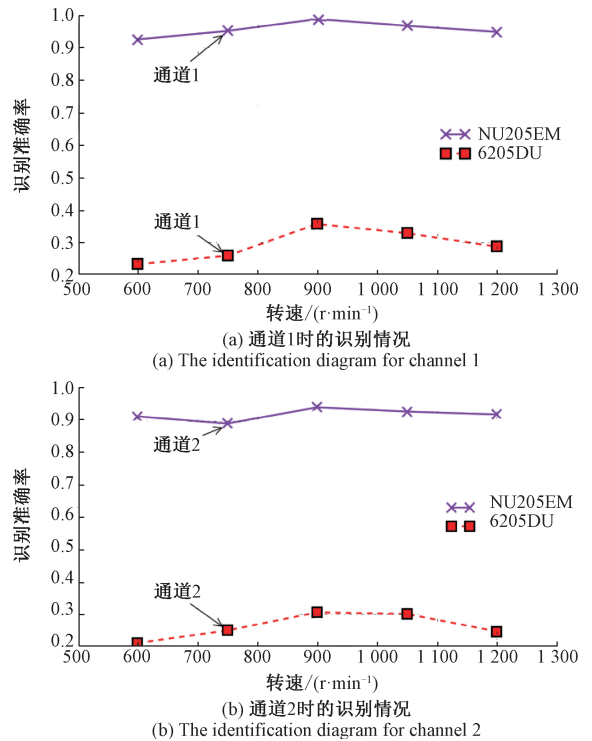


图 8 LSTM 模型对变工况的识别

Fig.8 Variable working condition identification for the LSTM model

确率, 可发现 LSTM 模型具有较高的故障识别能力。而由于当转速变化时, 噪声信号会随着转速的变化而增大或减少; 当传感器位置发生变化时, 声发射信号也会随着距离或传播界面的增加发生衰减并且受噪声影响也会加剧; 这些因素都会使声发射信号基本特征参数发生变化, 致使识别准确率平均约下降了 5.8%。但仍证明了 LSTM 模型在相近分布特征工况下可进行高准确率的故障特征提取与识别, 展现出了优异的故障特征提取与深层次抽象表征性能。

2) LSTM 模型与常用智能识别方法对比分析

为验证 LSTM 模型方法的性能, 做了 5 组对比实验, 分别是基于 BP 的识别方法, 基于深度神经网络 (deep neural network, DNN) 的识别方法, 基于 DBN 的识别方法, 基于 RNN 的识别方法, 基于门控循环单元 (gated recurrent neural networks, GRU) 的识别方法。

BP、DNN、DBN、RNN、GRU 5 种方法使用的输入样本与基于 LSTM 网络模型的输入样本相同, 均采用 NU205EM 型号滚动轴承以 900 r/min 时通道 1 工况下采集的 4 种运行状态数据集。各个智能识别方法参数根据网格搜索方法最优化设置, 以验证 LSTM 模型在本学习任务中的优势。

5 种方法及 LSTM 模型在 NU205EM 型号滚动轴承数据集上的对比实验结果如表 1 所示。从表 1 可以看

出,虽然 DNN 和 BP 训练上花费时间较少,但是在训练集和测试集的识别准确率相比于其他模型很低,所以这两种方法应用时一般需要人工提取特征作为模型,来提高最后的识别准确度。而 DBN 相比于 DNN 和 BP 在识别准确率上有一定提高,但是其需要训练时间也增高很多,而且 DBN 的超参数较难调节,往往会花费大量的时间进行模型调优,并且随着一些优秀的权重初始化方法出现,采用权重预训练思想的 DBN 模型逐步被摒弃。RNN、LSTM 及其变体 GRU 虽然训练和测试时间相比于 DNN、BP、DBN 大幅增加,但在训练集和测试集上的识别准确率远远高于三者。并且实验结果也表明,LSTM 相比于 RNN、GRU 更适用于本学习任务,展现出更为优异的特征提取性能。图 9 所示为各模型随迭代次数增加,在训练集上的识别准确率折线图。从图 9 可以看出,红色的 LSTM 识别准确率曲线明显优于其他模型方法。虽然其他模型在一些任务上可能会优于 LSTM 模型方法,但通过对比实验表明 LSTM 模型更适用于滚动轴承故障的声发射信号分类任务,能更为有效地提取出每种故障抽象特征。

表 1 各种模型方法实验对比结果

Table 1 Comparison of the experiment results for various model methods

模型方法	迭代次数	训练时间/s	测试时间/s	训练集识别准确率/%	测试集识别准确率/%
DNN	200	60.8	0.025	79.0	76.4
BP	200	88.2	0.029	82.7	80.1
DBN	200	285.4	0.031	89.2	83.8
RNN	200	365.9	0.038	94.3	94.3
GRU	200	449.3	0.047	98.0	96.5
LSTM	200	530.6	0.060	100.0	98.8

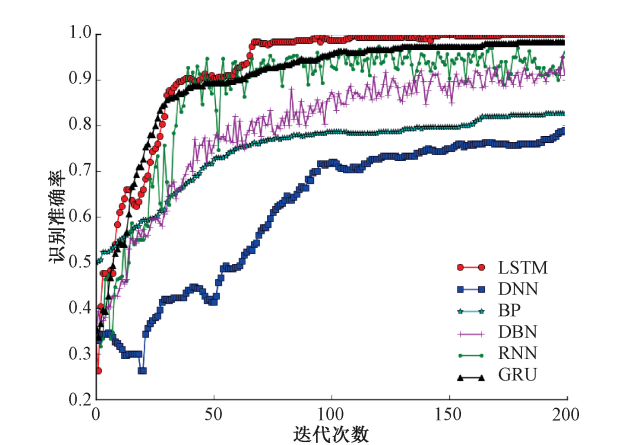


图 9 测试集识别准确率

Fig.9 The recognition accuracy of the test sets

3) 不同滚动轴承型号工况下的滚动轴承故障识别

对于相近分布特征工况如转速、采集位置变化时,源域模型能够较好地识别出故障类别,但对相异分布特征工况如其他(6205DU)型号滚动轴承工况下的识别准确率极低,因此引入了迁移学习方法与 LSTM 模型相结合,以解决相异分布特征工况下的故障识别问题。其中源域模型是指以 NU205EM 型号滚动轴承以 900 r/min 时通道 1 工况下采集的 4 种运行状态数据集建立的 LSTM 模型;而目标域模型在保证识别准确率的前提下为使模型调整时间大幅度缩短,设定仅采用少量 6205DU 型号滚动轴承数据集进行建立与优化,以验证 TL-LSTM 模型方法具有较高的性能与优势,目标域数据集设置情况如表 2 所示。

表 2 目标域数据集设置

Table 2 The target domain data set setting

目标域(6205DU 型号滚动轴承)					
工况		故障类型(样本个数)			
通道	转速/r·min ⁻¹	正常	外圈	内圈	保持架
1、2	600~1 200	100	100	100	100

若以表 2 中目标域处于 900 r/min、通道 1 工况时的少量数据集直接重新训练 LSTM 模型,可发现模型训练完成后对测试集的识别准确率仅为 38.0%。是因为当数据集较少时无法支撑训练具有一定深度的模型并无法提取出有效的深层次抽象特征,更是难以完成当其处于不同工况下的健康状态识别与诊断,因此,也表明引入迁移学习方法的必要性及其性能优越性。

(1) TL-LSTM 模型特征提取层性能探究

NU205EM 与 6205DU 型号滚动轴承具有一定的差异性,但利用 LSTM 模型识别两种型号滚动轴承故障的声发射信号时皆可提取类似的抽象特征。因此,利用 LSTM 的特征提取能力再引入迁移学习方法可提高故障特征的识别性能。

利用 t-SNE 方法进行降维可视化,以分析 TL-LSTM 模型特征提取层性能,图 10 所示为目标域数据集的原始特征可视化图。从图 10 可观察到,目标域样本数据集的 4 种运行状态声发射信号特征相互交叉混叠现象严重,很难通过简单分类进行区分。图 11 所示为目标域数据集经过源域模型特征提取层提取后的可视化图。在图 11 可发现,每种类别的声发射信号被聚集一起,能够有效地将不同类别的声发射信号进行划分。表明 TL-LSTM 模型的特征提取层可泛化地从不同型号滚动轴承的声发射信号中提取有效特征,因此 TL-LSTM 模型只需重新建立分类层即可完成不同型号滚动轴承的故障分类识别。

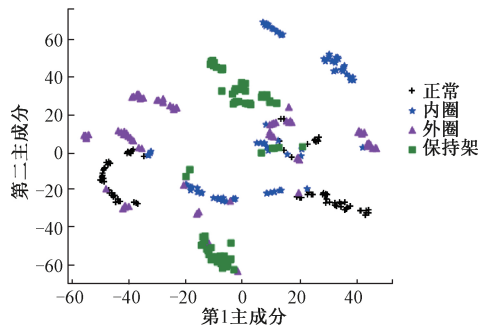


图 10 目标域数据集的原始特征可视化图

Fig.10 The visualization diagram of the original features for target domain data sets

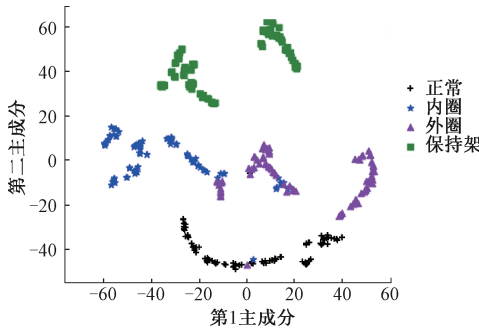


图 11 目标域数据集提取特征后的特征可视化图

Fig.11 The visualization diagram of the features for the target domain data sets after feature extraction

(2) TL-LSTM 模型训练与故障识别情况

图 12 所示为 TL-LSTM 模型训练和微调分类层的训练情况,对目标域测试数据集的识别准确率为 96.8%,训练时间仅为 14.8 s,相比于表 1 中训练一次 LSTM 模型的 530.6 s,大大减少了计算成本并避免了大量时间的浪费。

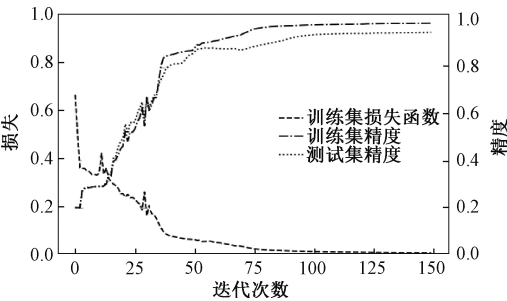


图 12 TL-LSTM 模型的识别准确率

Fig.12 The recognition accuracy of the TL-LSTM model

模型对目标域变工况下的故障识别情况如图 13 所示,识别准确率均在 90.6% 以上,证明迁移方法充分结合

了 LSTM 网络本身具有的优异特征提取性能,同时也验证了引入迁移学习的优异性及其必要性,并且 TL-LSTM 模型方法也成功打破了传统机器学习的束缚,可较好的适用于训练与测试样本相异分布特征工况下的滚动轴承故障识别问题。

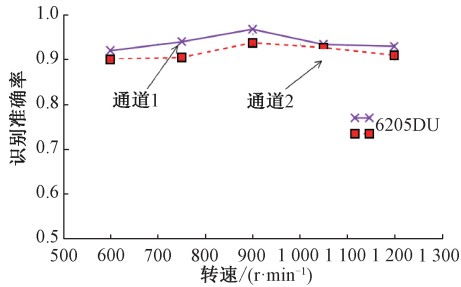


图 13 TL-LSTM 模型的对变工况识别

Fig.13 Variable working condition identification of the TL-LSTM model

3 结 论

采用深度学习方法,结合长短时记忆网络与迁移学习方法建立 TL-LSTM 模型,研究了当转速、采集位置或滚动轴承型号工况改变时的滚动轴承故障诊断与识别问题。

TL-LSTM 模型方法直接以原始声发射信号参数作为输入,应用 LSTM 作为特征提取层,可有效地提取每种故障下声发射信号的本质特征与深层次映射关系,并利用 AMSGrad 算法加快网络收敛速度;引入了迁移学习为 TL-LSTM 模型方法提供了具备足够区分多类型工况下每种故障的能力。TL-LSTM 方法打破了传统机器学习方法的束缚,摆脱了对先验数据的依赖,充分挖掘出了声发射信号与故障之间的深层次映射关系,对滚动轴承处于不同型号、不同转速、不同采集位置工况下故障的识别准确率均可达到 90.6% 以上,模型重新训练调整时间仅为 14.8 s,大大减少了计算成本并避免了大量时间的浪费,展现出了优异的智能化、普适性和识别准确性。

LSTM 与 TL 相结合的方法实现了端对端的对多类型工况下滚动轴承故障声发射信号的智能识别与诊断,增强了基于声发射技术的滚动轴承故障诊断的智能化、自适应性和工程实用价值。

参考文献

[1] KATSIFARAKIS N, RIGA M, VOUKANTISIS D, et al.

- Computational intelligence methods for rolling bearing fault detection [J]. Journal of Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2016, 38(6): 1565-1574.
- [2] 欧璐,于德介. 基于监督拉普拉斯分值和主元分析的动轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2014, 50(5): 88-94.
- OU L, YU D J. Rolling bearing fault diagnosis based on supervised laplaian score and principal component analysis[J]. Journal of Mechanical engineering, 2014, 50(5): 88-94.
- [3] 何鹏举,刘刚易,折廷廷. 单通道 AE 信号盲分离的飞机构件监测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8): 34-42.
- HE P J, LIU G Y, SHE T T. Research on monitoring of aircraft structural components based on blind separation of single channel AE signal [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8): 34-42.
- [4] 于洋,李东彪,杨平. 基于参数分析的滚动轴承故障声发射特征提取[J]. 无损检测, 2018, 40(1): 6-10.
- YU Y, LI D B, YANG P. Feature extraction of acoustic emission of rolling bearing fault based on parameter analysis[J]. Nondestructive Testing, 2018, 40(1): 6-10.
- [5] CAESARENDRA W, PARK J H, KOSASIH, et al. Condition monitoring of low speed slewing bearings based on ensemble empirical mode decomposition method[J]. Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, 2013, 23(2): 131-143.
- [6] 张鹏林,孔鹏,孙翀,等. 基于小波包近似熵的轴承故障诊断[J]. 机械传动, 2015, 39(7): 122-125.
- ZHANG P L, KONG P, SUN CH, et al. Fault Diagnosis of the bearing based on the wavelet transform and approximate entropy [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2015, 39(7): 122-125.
- [7] 崔建国,李明,陈希成,等. 基于声发射技术飞机关键部件健康监测方法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(10): 2126-2129.
- CUI J G, LI M, CHEN X CH, et al. Health monitoring of Airplane key components based on acoustic emission[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(10): 2126-2129.
- [8] HEMMATI F, ORFALI W, GADALA M S. Roller bearing acoustic signature extraction by wavelet packet transform, applications in fault detection and size estimation [J]. Applied Acoustics, 2016(104): 101-118.
- [9] 郭福平,沈书乾,段志宏. 基于包络谱分析的滚动轴承声发射诊断研究[J]. 中国测试, 2015, 41(8): 94-98.
- GUO F P, SHEN SH Q, DUAN ZH H. Study of acoustic emission diagnosis of rolling bearing fault based on envelope spectrum analysis [J]. China Measurement & Test, 2015, 41(8): 94-98.
- [10] 赵元喜,胥永刚,高立新,等. 基于谐波小波包和 BP 神经网络的滚动轴承声发射故障模式识别技术[J]. 振动与冲击, 2010, 29(10): 162-165.
- ZHAO Y X, XU Y G, GAO L X, et al. Fault pattern recognition technique for roller bearing acoustic-mission based on harmonic wavelet packet and BP neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(10): 162-165.
- [11] 张远绪,程换新,宋生建. 基于改进的 RBF 神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 工业仪表与自动化装置, 2018(6): 31-34.
- ZHANG Y X, CHENG H X, SONG SH J. Fault diagnosis of rolling bearing based on improved RBF neural network[J]. Industrial Instrumentation & Automation, 2018(6): 31-34.
- [12] ISLAM M M M, KIM J, KHAN S A, et al. Reliable bearing fault diagnosis using Bayesian inference-based multi-class support vector machines [J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 141(2): 89-95.
- [13] 赵光权,葛强强,刘小勇,等. 基于 DBN 的故障特征提取及诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 1946-1953.
- ZHAO G Q, GE Q Q, LIU X Y, et al. Fault feature extraction and diagnosis method based on deep belief network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9): 1946-1953.
- [14] APPANA D K, PROSVIRIN A, KIM J M. Reliable fault diagnosis of bearings with varying rotational speeds using envelope spectrum and convolution neural networks [J]. Soft Computing, 2018, 22(20): 6719-6729.
- [15] ZHANG B, ZHANG SH H, LI W H. Bearing performance

degradation assessment using long short-term memory recurrent network [J]. Computers in Industry, 2019 (106): 14-29.

- [16] 魏昱洲,许西宁.基于 LSTM 长短期记忆网络的超短期风速预测[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(2): 64-71.

WEI Y ZH, XU X N. Ultra-short-term wind speed prediction model using LSTM networks [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2): 64-71.

- [17] GREFF K, SRIVASTAVA R K, KOUTNIK J, et al. LSTM: A search space odyssey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 28(10): 2222-2232.

- [18] SASHANK J R, SATYEN K, SANJIV K. On the Convergence of Adam and Beyond [C]. ICLR 2018 Conference, 2018: 1-23.

- [19] 庄福振,罗平,何清,等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报,2015,26(1): 26-39.

ZHUANG F ZH, LUO P, HE Q, et al. Survey on transfer learning research [J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 26-39.

作者简介



E-mail: yuy@ sut.edu.cn

Yu Yang received her B. Sc. and M. Sc. degrees both from Shenyang University of Technology in 1989 and 1992, respectively, and Ph. D. degree from Northeastern University in 2001. Now, she is a professor and Ph. D. supervisor in Shenyang University of Technology. Her main research interests include mechanical equipment health monitoring and fault diagnosis technology.



何明, 2016 年于沈阳工业大学获得学士学位, 现为沈阳工业大学硕士研究生, 主要研究方向为机械设备故障诊断与人工智能。

E-mail: 476350460@ qq.com

He Ming received his B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2016. He is now a M. Sc. candidate in Shenyang University of Technology. His main research interests include mechanical equipment fault diagnosis and artificial intelligence.