基于改进迁移-卷积神经网络的电机匝间短路故障诊断*

常九健　黄睿　丁宇浩

（合肥工业大学，合肥 230009）

【摘要】针对数据缺乏导致新能源汽车在变工况下电机匝间短路故障诊断精度差、效率低的问题，提出了一种基于注意力机制优化多尺度卷积神经网络（Attention-MCNN）结合迁移学习的故障诊断方法。首先，搭建永磁同步电机匝间短路试验平台，采集三相电流原始数据，制作带标签数据集；其次，通过消融试验确定Attention-MCNN的结构和参数，对网络进行训练，得到预训练后的网络模型；最后，引入迁移学习，冻结经预训练的模型，输入其他工况下带标签数据对网络进行微调，得到具有识别目标域数据特征能力的网络模型，实现新能源汽车电机匝间短路故障诊断。试验结果表明，所提出的方法故障诊断平均精度达到95.67%，检测时间约为5 s，与传统方法相比，具有更低的数据依赖性。

主题词：匝间短路　注意力机制-多尺度卷积神经网络　迁移学习　故障诊断

中图分类号：U461.7　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20240116

Diagnosis of Motor Inter-Turn Short Circuit Fault Based on Improved Transfer-Convolutional Neural Network

Chang Jiujian, Huang Rui, Ding Yuhao

（Hefei University of Technology, Hefei 230009）

【Abstract】To address the issue of poor accuracy and low efficiency in diagnosing inter turn short circuit faults of motors in new energy vehicles under variable operating conditions due to lack of data, this paper proposes a fault diagnosis method based on Attention Mechanism Optimized Multi-Scale Convolutional Neural Networks (Attention-MCNN) combined with transfer learning. Firstly, an inter- turn short circuit experimental platform for permanent magnet synchronous motors is established to collect raw three-phase current data, and construct a labeled dataset. Secondly, the Attention-MCNN network structure and parameters are determined through ablation experiments, and the network is trained to obtain a pre-trained network model. Finally, transfer learning is introduced to freeze the pre-trained model and fine tune the network by inputting labeled data under other operating conditions. A network model with the ability to recognize the characteristics of target domain data is obtained to achieve the diagnosis of inter turn short circuit faults in new energy vehicle motors. The experimental results show that the proposed method has an average fault diagnosis accuracy of 95.67%, with a detection time of about 5 s, demonstrating lower data dependency compared with traditional methods.

Key words: Inter-turn short circuit, Attention Mechanism Optimized Multi-Scale Convolutional Neural Networks (Attention-MCNN), Transfer learning, Fault diagnosis

【引用格式】常九健, 黄睿, 丁宇浩. 基于改进迁移-卷积神经网络的电机匝间短路故障诊断[J]. 汽车技术, 2026(6): 53-62.

CHANG J J, HUANG R, DING Y H. Diagnosis of Motor Inter-Turn Short Circuit Fault Based on Improved Transfer-Convolutional Neural Network[J]. Automobile Technology, 2026(6): 53-62.

1　前言

近年来，永磁同步电机凭借其高功率密度、高效率的特点广泛应用于新能源汽车。然而，由于电机长期运行在高温高压的环境中，绝缘层易腐蚀老化，导致定子绕组发生匝间短路故障，严重影响新能源汽车的运行可靠性。未及时检测出的匝间短路故障会影响电机稳定运行，严重时威胁乘员的人身安全。因此，研究快速有效的新能源汽车电机匝间短路故障诊断方法对电驱动系统健康管理具有重要意义。

目前，新能源汽车电机匝间短路故障诊断方法研究主要分为基于模型的、基于信号处理的和基于深度学习

*基金项目：安徽省协作机器人一体化关节核心零部件研发及产业化研发计划（202304A，05020076）。

的诊断方法[1-4]。基于模型的诊断方法对电机各工况匝间短路故障特征识别精度较高,但受限于精确的电机模型参数。基于信号处理的诊断方法采用傅里叶变换、小波变换等对故障特征进行时域和频域分析,具有快速诊断的优势[5-6],然而,由于新能源汽车电机运行工况复杂,不同工况下需要设置不同的诊断阈值,导致阈值选择偏差较大,影响诊断的精度。

深度学习的兴起开拓了新能源汽车电机匝间短路故障诊断的新领域[7]。文献[8]、文献[9]将变分模态分解算法与深度学习网络相结合,提高了故障检测的精度。文献[10]~文献[13]对原始数据进行标幺化处理,结合卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)实现了电机匝间短路故障诊断。这类方法仅在特定工况下具有较高的准确率,同时依赖大量有效样本。文献[14]、文献[15]将迁移学习与CNN结合,解决了在变工况下有效数据不足导致网络训练不佳的问题,但对故障特征的提取不充分。文献[16]将小波变换与迁移CNN相结合,提高了故障诊断精度,但检测效率有待提高。

综上,现有方法大多采用信号处理手段结合CNN来提高诊断精度,虽然特征提取更加充分,但诊断效率受到影响。迁移学习结合CNN的诊断方法解决了样本稀缺的问题,但诊断精度有待提高。同时,新能源汽车实际运行工况多变,无法实时获取各工况下大量带标签的有效数据。针对上述问题,本文提出一种基于注意力机制优化多尺度卷积神经网络(Attention mechanism optimized Multi-scal Convolutional Neural Network,Attention-MCNN)结合迁移学习的故障诊断方法,通过改进Attention-MCNN模型深度提取原始信号的故障特征,并引入迁移学习提升模型对电机其他工况下匝间短路特征识别的泛化能力。

2 深度学习故障诊断模型原理

2.1 一维卷积神经网络

一维卷积神经网络(1D Convolutional Neural Network,1D-CNN)是深度学习中典型的前馈网络,擅长识别时序数据特征。受电机控制策略影响,三相电流数据存在耦合,导致时域状态下故障特征不易区分。然而,卷积层可以深度提取三相电流特征,用于故障诊断。其计算原理为:

$$\boldsymbol{y}_k^l = \sum_m \boldsymbol{X}_m^{l-1} * \boldsymbol{W}_k^l + \boldsymbol{b}_k^l \tag{1}$$

式中:$\boldsymbol{y}_k^l$为k时刻第l层卷积层的输出,$\boldsymbol{X}_m^{l-1}$为m时刻第l层卷积层的输入,$\boldsymbol{W}_k^l$、$\boldsymbol{b}_k^l$分别为k时刻第l层卷积层的权重、偏置,*表示卷积操作。

1D-CNN的结构包括卷积层、池化层、全连接层。池化层进行数据降维,防止网络过拟合,全连接层用于对提取到的特征进行非线性整合,作为网络的输出。

2.2 注意力机制

注意力(Attention)机制以模型训练梯度下降为目标,对输入特征进行加权,以突出更重要的特征,提供更准确的梯度信息,加速网络模型梯度下降。注意力机制分为全局注意力和通道注意力,分别用于提高模型对重要区域特征的关注度和通道提取特征的能力。注意力机制计算过程分为3个步骤[17-18]:首先对输入特征进行聚合,生成特征向量,然后更新权重和偏置,计算特征的重要程度,最后将注意力权重与原始特征匹配,输出新的特征序列。注意力机制的计算公式为:

$$\boldsymbol{a}_{ki} = \frac{\exp(f_{\text{score}}(\hat{\boldsymbol{e}}_{ki}, \boldsymbol{e}_{ki}))}{\sum_{i=1}^{N}\exp(f_{\text{score}}(\hat{\boldsymbol{e}}_{ki}, \boldsymbol{e}_{ki}))} \tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{a}_{ki}$为k时刻第i个神经元的注意力机制的权重系数,$\boldsymbol{e}_{ki}$、$\hat{\boldsymbol{e}}_{ki}$分别为$k$时刻注意力机制层第$i$个神经元的输入向量和隐藏层向量,$f_{\text{score}}$为注意力得分计算函数,$N$为输入元素的总数量。

利用函数f_{score}计算特征向量的得分:

$$f_{\text{score}}(\hat{\boldsymbol{e}}_{ki}, \boldsymbol{e}_{ki}) = \boldsymbol{W}^{\mathrm{T}} ReLU(\boldsymbol{W}(\hat{\boldsymbol{e}}_{ki} + \boldsymbol{e}_{ki}) + \boldsymbol{b}) \tag{3}$$

式中:$\boldsymbol{W}$、$\boldsymbol{b}$分别为权重、偏置,$ReLU$为修正线性单元。

求取各时刻权重系数$\boldsymbol{a}_{ki}$与$\hat{\boldsymbol{e}}_{ki}$的乘积和便可得到完整时间步长的注意力机制的输出$\boldsymbol{e}_{\text{ko}}$。此外,全局注意力将$\boldsymbol{e}_{\text{ko}}$与$\hat{\boldsymbol{e}}_{ki}$进行拼接,并通过激活函数输出注意力隐藏状态$\boldsymbol{h}_{\text{t}}$,以便下次注意力机制运算使用,其计算公式为:

$$\boldsymbol{e}_{\text{ko}} = \sum_{i=1}^{N} \boldsymbol{a}_{ki}\hat{\boldsymbol{e}}_{ki} \tag{4}$$

$$\boldsymbol{h}_{\text{t}} = \tanh(\boldsymbol{W}[\boldsymbol{e}_{\text{ko}}; \boldsymbol{h}_{\text{t}}]) \tag{5}$$

2.3 改进Attention-MCNN

2.3.1 改进Attention-MCNN结构

传统1D-CNN提取的特征为局部特征,无法感知数据全局特征,因此特征提取不够充分,并且随着网络深度的增加,神经元数量增多,网络训练容易出现梯度消失的现象。本文设计多尺度特征提取模块,在同一空间提取数据多维特征,在减少网络层数的同时充分提取数据特征,多尺度特征提取层由3个通道组成,分别配置大、中、小不同尺寸的卷积核,提取信号全局特征和具有更多细节的局部特征。

传统注意力机制需要训练大量超参数,占用图形处理单元(Graphics Processing Uint,GPU)的计算资源,影

响模型训练的稳定性,尤其是在变工况下数据特征差异较大,模型泛化能力差,影响故障诊断效果。本文在注意力机制中加入跳跃连接的残差结构,优化模型性能,避免模型过拟合,提高泛化能力。同时,设计全局注意力和通道注意力特征提取与融合策略,有效避免特征冗余,然后优化因神经元数量增多引起网络训练效率降低的问题。改进 Attention-MCNN 的结构如图 1 所示,参数如表 1 所示。

2.3.2　特征融合策略设计

MCNN 通常采用直接拼接的方式进行多通道特征融合,导致特征冗余,出现模型训练不稳定现象。本文提出基于权重占比的方式进行特征融合,在特征融合时使用注意力机制层中的权重系数,并通过自适应大小的一维卷积核对该系数进行调整,每个通道分配不同的权重,根据通道权重进行特征融合,减少融合后的特征参数,在一定程度上防止模型过拟合。其计算公式为:

$$k_s = \left| \frac{\log_2(C) + b}{\gamma} \right| \tag{6}$$

$$\boldsymbol{w}_a = \boldsymbol{W}_a \tanh(conv(k_s, x^l)) \tag{7}$$

式中:k_s 为卷积核大小,C 为输入信号样本长度,b=1,γ=2,x^l 为第 l 层输入特征,$\boldsymbol{W}_a$ 为注意力机制权重,$\boldsymbol{w}_a$ 为更新后的通道权重。

2.4　迁移学习

根据迁移学习的原理,首先采用源于数据训练的模型,达到收敛条件后,冻结训练参数,然后使用目标域数据微调模型,实现变工况故障诊断。新能源汽车电机实际运行时工况多变,难以实时采集变工况下的海量电流数据,导致诊断精度较低。针对此问题,迁移学习可以有效解除通过调整网络结构和参数等方式提高准确率的限制,采用较低的学习率,充分利用模型学习到的底层特征,同时输入少量目标域样本微调网络,使模型学习更专业的特征,在较短时间内实现高诊断精度,迁移学习在处理跨工况问题时具有更高的效率。

3　故障数据集构建

3.1　电机匝间短路试验平台

受试验条件限制,本文采用试验样机模拟新能源汽车电机的真实运行工况[19-20],电机参数如表 2 所示。

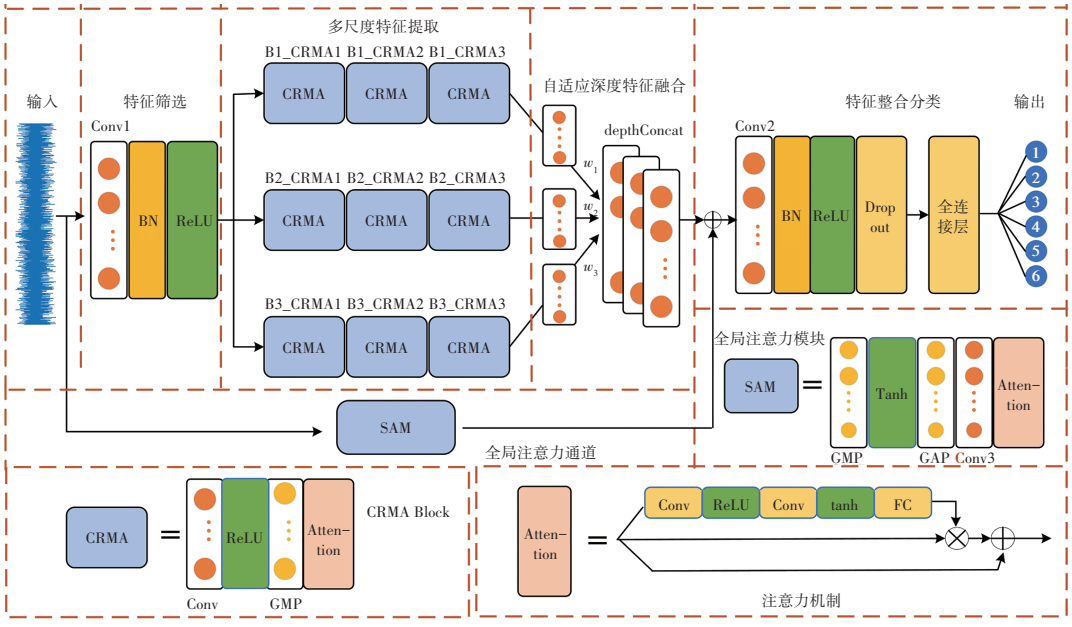


图 1　Attention-MCNN 结构

表 1　Attention-MCNN 模型结构

名称	核尺寸	核数量	步长	名称	核尺寸	核数量	步长
Conv1	3×3	16	1	B1_Atten1/2/3		32/64/128	
B1_Conv1/2/3	32×1/8×1/3×1	32/64/128	1	B2_Atten1/2/3		32/64/128	
B1_Pool1/2/3	16×1/4×1/2×1		2	B3_Atten1/2/3		32/64/128	
B2_Conv1/2/3	64×1/8×1/3×1	32/64/128	1	Conv2/3	3×3/7×7	128	1/2
B2_Pool1/2/3	32×1/4×1/2×1		2	SAM Attention		128	
B3_Conv1/2/3	128×1/8×1/3×1	32/64/128	1	GMP/GAP	16×1/3×3		2
B2_Pool1/2/3	64×1/4×1/2×1		2				

表2　电机参数

参数	数值	参数	数值
额定转速/r·min^{-1}	3 000	d轴电感/mH	0.43
额定转矩/N·m	1.5	q轴电感/mH	0.665
额定功率/W	470	永磁体磁链/Wb	0.01
额定电压/V	24	转动惯量/kg·m^2	0.077
额定电压/V	0.11	匝数/匝	56

将试验电机拆卸,通过破坏V相定子绕组绝缘层并焊锡造成匝间短路。采用搭载TMS32F28035芯片的自研控制器,设置电流环更新频率为10 kHz、控制器局域网(Controller Area Network,CAN)通信波特率为250 kbit/s,通过CAN将模数转换器(Analogue to Digital Converter,ADC)采样电流传输至dSPACE中获取原始数据,采样频率为1 kHz。负载电机控制器搭载STM32F047芯片,提供1 N·m恒定转矩。试验平台和定子绕组图2所示。



(a)2匝绕组短路　(b)4匝绕组短路　(c)6匝绕组短路　(d)8匝绕组短路　(e)10匝绕组短路

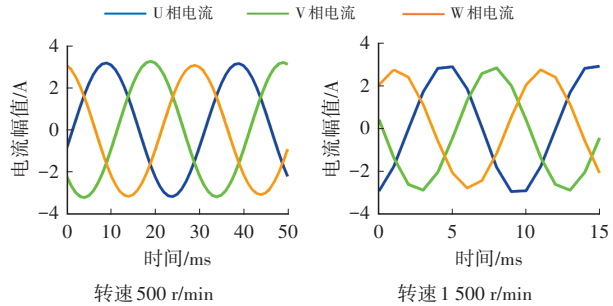
图2　匝间短路定子绕组

3.2　故障数据集

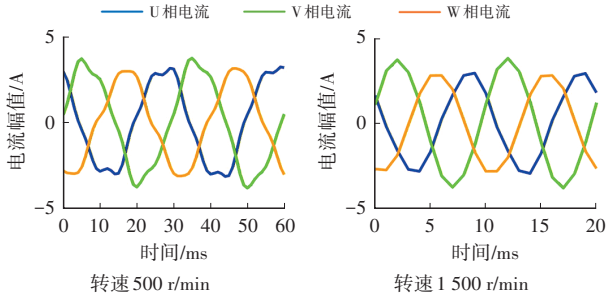
本文分别采集电机转速为500 r/min、1 000 r/min和1 500 r/min的三相电流制作带标签数据集,并将其记为B、A、C。其中,A为源域数据集,用于训练网络模型,B、C为目标域数据集,用于微调网络模型参数。A、B、C数据集训练样本分别为1 698个、90个、60个,测试集样本数量为702个、24个、30个,样本长度均为512。每个数据集包含电机的6种状态数据,根据6种状态划分匝间短路故障标签,如表3所示,图3分别展示了电机转速为500 r/min、1 500 r/min时具有代表性的三相电流波形。

表3　电机状态

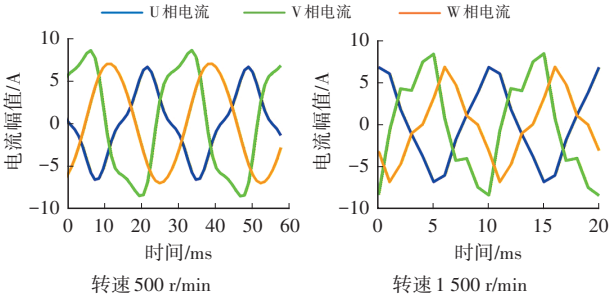
标签	状态	短路匝数/匝
0	正常	0
1	初期匝间短路	2
2	轻微匝间短路	4
3	中等匝间短路	6
4	严重匝间短路	8
5	不可逆匝间短路	10



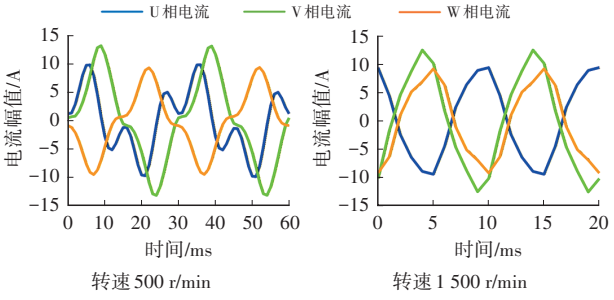
(a)正常电流波形



(b)短路2匝电流波形



(c)短路6匝电流波形



(d)短路10匝电流波形

图3　实际电流波形

由图3可知,随着短路匝数的增加,三相电流波形发生畸变,其中V相电流幅值增大最明显。同时,三相不对

称导致相位发生偏移,夹角不再是120°。转速增大时,三相电流幅值基本不变,但电流波形畸变率增加,相位偏移更为明显。然而,仅依靠时域阈值难以满足精度需求,因此需要采用深度学习方法对特征进行深度提取。

4 试验分析

4.1 网络训练

本文基于深度学习框架Keras在Python3.8中搭建诊断模型,在内置NVIDIA GeForce RTX 3060 GPU的计算机上运行。设置网络模型最小训练批次为64、初始化学习率为0.01,采用余弦退火策略,每迭代50次学习率衰减10%,共训练260个轮次(Epoch)。

本文首先采用源域数据A训练网络,然后冻结训练好的网络模型,最后,输入目标域数据B、C微调网络模型参数,进行故障诊断。

4.2 消融试验

本文采用分类正确率与达到最大迭代次数所需时间作为评价指标。为了验证多尺度特征提取模块与注意力机制所在位置对分类精度和效率的影响,设置系列消融试验进行验证,结果如表4、表5所示。

表4 注意力机制消融试验结果

注意力机制所在位置	学习率	准确率/%	时间/s
头部网络	0.01	68.67	32
头部网络	0.001	72.33	34
颈部网络	0.01	99.86	26
颈部网络	0.001	89.73	28
网络输出	0.01	83.11	37
网络输出	0.001	80.33	34

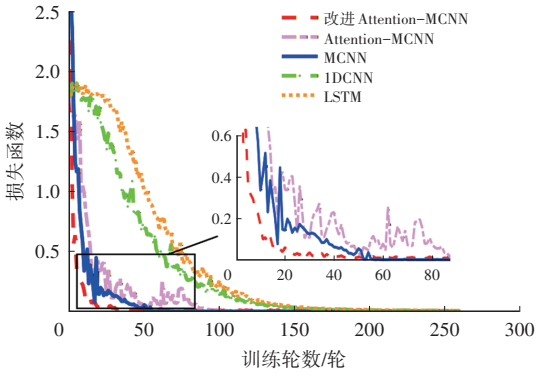
表5 网络结构消融试验结果

多尺度模块	注意力机制	准确率/%	时间/s
		85.11	56
√		95.08	30
	√	89.33	34
√	√	99.86	26

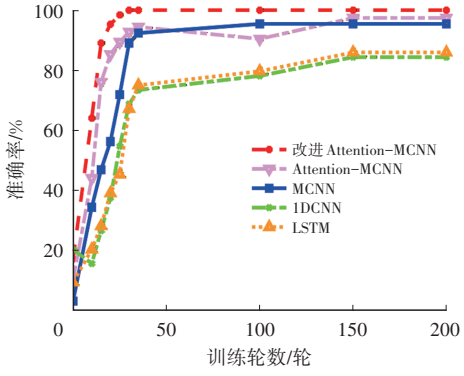
由表4可知,调整注意力机制所在位置对网络性能影响显著,将注意力机制融入多尺度特征提取的颈部网络中效果最佳。由表5可知,在相同训练条件下,分别在1D-CNN中添加多尺度特征提取模块和注意力机制模块,网络分类准确率和效率均得到了提升,同时添加注意力机制与多尺度模块后,网络分类准确率提升至99.86%,训练时间由56 s缩短至26 s。这主要是由于采用多尺度特征提取网络可以减少1D-CNN的层数,避免网络过拟合。此外,本文设计的注意力机制特征融合策略使特征提取更加充分,避免了特征冗余,网络梯度下降更快。

4.3 Attention-MCNN训练结果

不同网络训练后的损失函数和准确率如图4所示。



(a)损失函数对比



(b)准确率对比

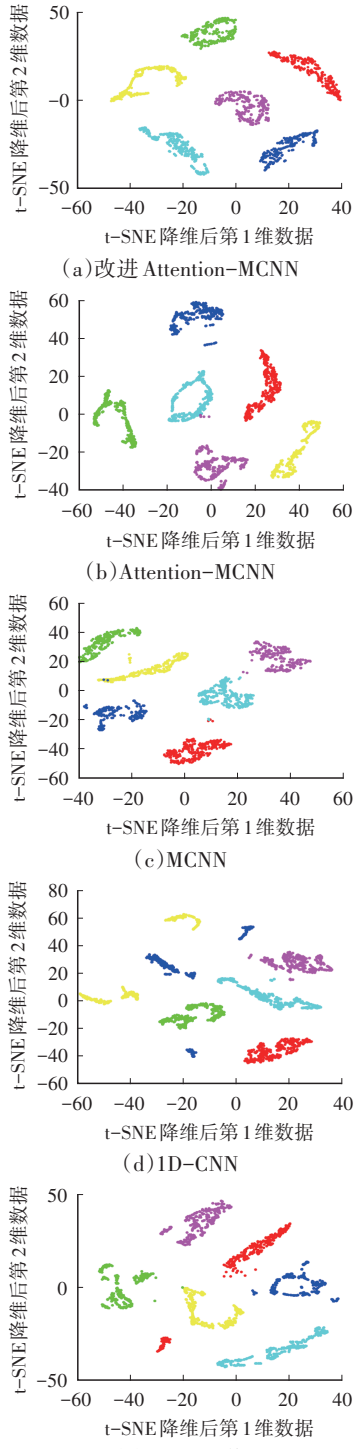
图4 不同网络训练结果对比

由图4可知,本文搭建的改进Attention-MCNN有效提高了诊断的精度和效率,主要体现在:

a. 与1D-CNN、长短时记忆(Long Short-Term Memory,LSTM)网络和多尺度卷积神经网络(Multi-column Convolutional Neural Network,MCNN)相比,诊断精度由84.38%、85.94%和95.08%提高至99.86%,本文模型损失函数约训练40轮后达到收敛,收敛速度具有明显优势,表明本文方法可显著提高诊断精度和训练效率。

b. MCNN在第10~30轮时由于神经元数量较多和特征冗余导致损失函数波动较大,网络训练不稳定。Attention-MCNN在约第50轮达到收敛,但随着迭代轮数增加,模型出现过拟合现象,损失函数出现波动,鲁棒性较差。在加入本文设计的改进注意力机制模块和特征融合策略后,在损失函数收敛速度提高的同时,梯度下降更为平滑,表明本文方法优化了网络性能,模型具有更强的特征提取能力和更稳定的性能。

本文将各网络提取特征的分布情况进行可视化表达,不同种类分布越分散、相同种类分布越密集,表明网络分类效果越好。不同网络聚类效果如图5所示,其中6种颜色分别代表相应的特征类别。



(a)改进 Attention-MCNN

(b)Attention-MCNN

(c)MCNN

(d)1D-CNN

(e)LSTM 网络

图5　不同网络分类结果可视化

由图5可知,改进 Attention-MCNN 分类最为清晰,不同类别距离最大、相同类别距离最小,表明本文加入多尺度特征提取层,同时对注意力模块改进并设计特征融合策略显著提高了网络特征提取能力。

4.4　迁移学习诊断分析

4.4.1　迁移学习任务及模型调整

迁移学习网络参数训练的具体过程为:分别进行仅冻结头部网络、仅冻结颈部网络、冻结至颈部网络和全部冻结的消融试验。将学习率降低至0.000 1,不同迁移策略下网络训练结果如表6所示。

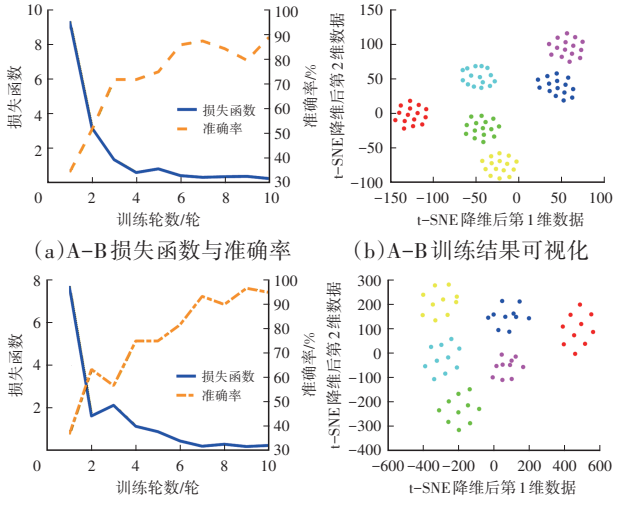
表6　不同迁移策略消融试验结果

迁移策略	准确率/%	时间/s
仅冻结头部网络	86.33	14
仅冻结颈部网络	85.67	8
冻结至颈部网络	98.14	5
全部冻结	95.08	3

由表6可知,随着网络冻结的深入,网络训练效率明显提高。然而,网络全部冻结后,准确率却有所降低。采用冻结至颈部网络的迁移策略精度最高,同时诊断效率也能满足实时性要求。因此,本文采用冻结至颈部网络的迁移策略,模型仅对网络输出层参数进行训练。

4.4.2　迁移学习诊断结果

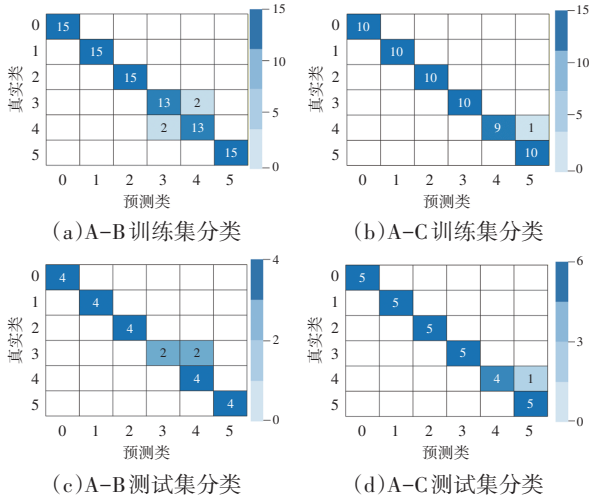
设置最小训练批次为64,共训练10个轮次,由源域A向目标域B、C进行迁移学习训练的损失函数与准确率如图6所示,训练集与测试集的分类结果如图7所示。



(a)A-B损失函数与准确率　(b)A-B训练结果可视化

(c)A-C损失函数与准确率　(d)A-C训练结果可视化

图6　迁移学习训练结果



(a)A-B训练集分类　(b)A-C训练集分类

(c)A-B测试集分类　(d)A-C测试集分类

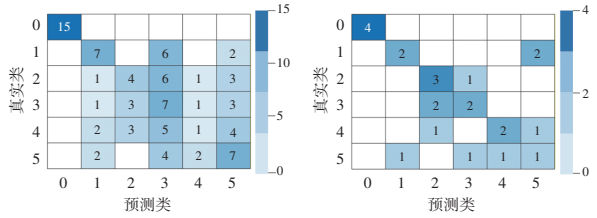
图7　迁移学习诊断结果

由图6可知,A域分别向B域、C域进行迁移学习时,约8个轮次便达到收敛,网络可以准确地将6类特征分类。由图7可知,A-B进行迁移学习时,训练集和测试集的准确率分别为95.56%、91.67%。A-C迁移学习时,虽然采用的训练样本更少,但训练集和测试集的准确率高达98.33%、96.67%。

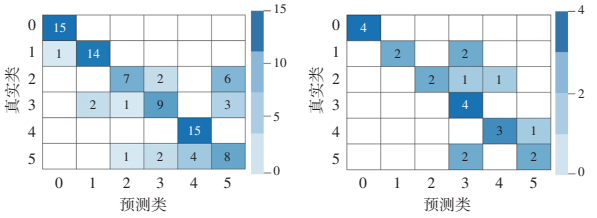
4.4.3 对比分析

本文分别将数据集B、C输入不同网络中进行训练,验证模型性能和迁移学习效果,各网络分类结果分别如图8、图9所示,不同方法对比结果如表7所示。

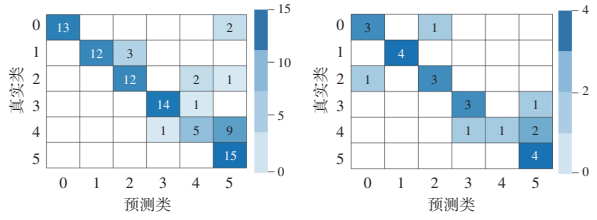
将数据集B、C分别输入1D-CNN、MCNN、Attention-MCNN和改进Attention-MCNN中,不经迁移学习直接训练,输入迁移CNN和迁移Attention-MCNN中用训练集对网络进行微调。设置网络最大训练轮数为50轮,为避免试验结果的偶然性,重复进行10次试验,取平均值作为最终精度,结果见表7。



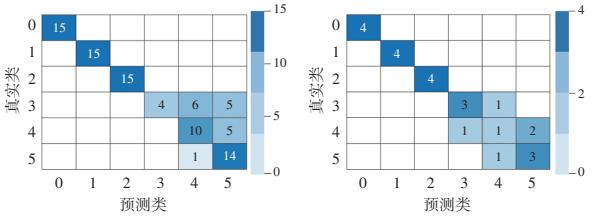
(a)1D-CNN分类结果



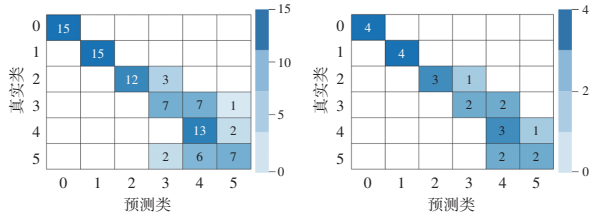
(b)MCNN分类结果



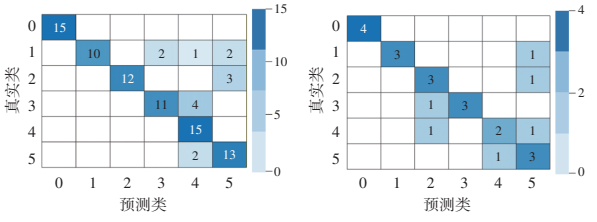
(c)Attention-MCNN分类结果



(d)改进Attention-MCNN分类结果

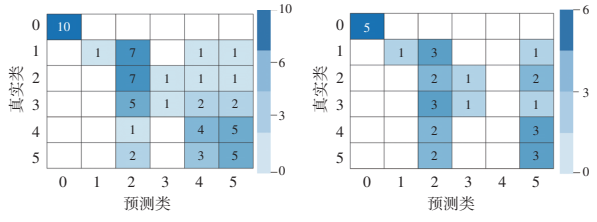


(e)迁移CNN分类结果

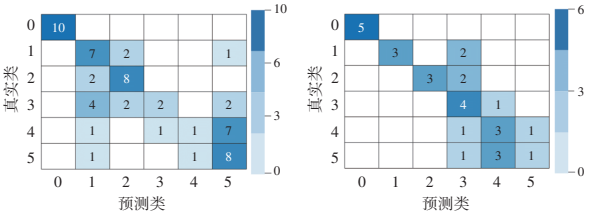


(f)迁移Attention-MCNN分类结果

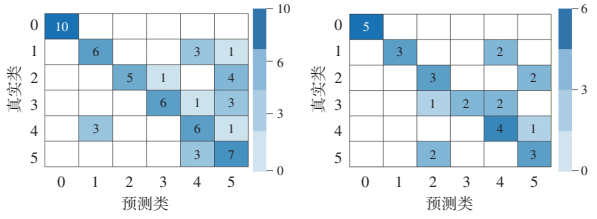
图8 数据集B分类结果



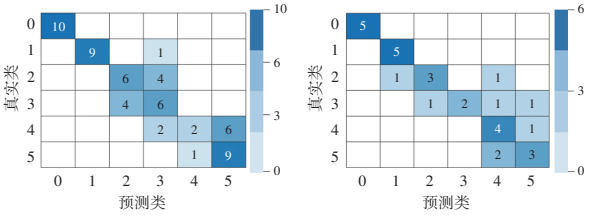
(a)传统CNN分类结果



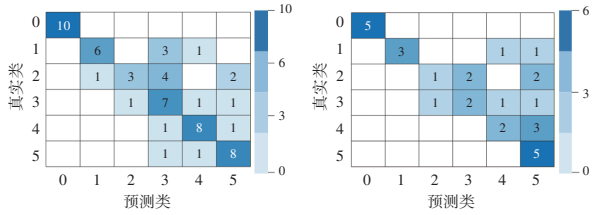
(b)MCNN分类结果



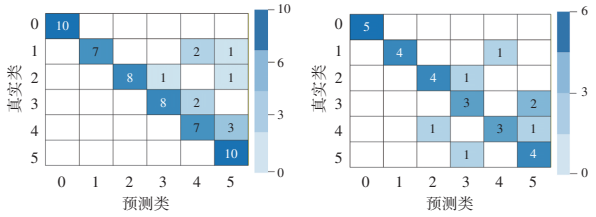
(c)Attention-MCNN分类结果



(d)改进Attention-MCNN分类结果



(e)迁移CNN分类结果



(f)迁移Attention-MCNN分类结果

图9　数据集C分类结果

表7　不同方法故障诊断准确率与效率对比

方法	准确率/%				时间/s
	训练集B	测试集B	训练集C	测试集C	
1D-CNN	45.56	58.33	46.67	40.00	4
MCNN	75.56	70.83	60.00	63.33	8
Attention-MCNN	78.80	75.00	66.67	66.67	6
改进Attention-MCNN	81.11	79.17	70.67	73.33	6
迁移CNN	76.67	75.00	71.67	60.00	3
迁移Attention-MCNN	84.44	75.00	83.33	76.67	5
本文方法	95.56	91.67	98.33	96.67	5

分析试验结果可以得到以下结论:

a. 在有效样本量不足时,数据集B、C不进行迁移学习,直接输入不同网络进行训练,对比4种方法,本文提出方法故障诊断精度最高,同时可保证故障检测的实时性,表明本文将注意力机制与多尺度模块有效结合,对提高故障诊断精度具有积极效果。

b. 将数据集B、C输入改进Attention-MCNN分别进行迁移学习和直接训练时,在电机工况变化条件下,引入迁移学习可利用极少的样本和较短的训练时间实现较高的诊断精度。

c. 引入迁移学习后,由于1D-CNN的特征提取能力有限,故障诊断精度仍不理想,迁移Attention-MCNN提高了故障诊断精度,但在测试集上分类效果不佳,表明模型泛化能力有待提升。本文方法在有效样本不足的情况下,能显著提高目标域工况的故障诊断精度,同时保证检测的实时性,表明迁移学习对网络性能有较强的依赖性,本文改进的Attention-MCNN具有更强的特征提取能力和泛化能力。

为了进一步验证本文方法的效果,设计4种迁移工况,并输入现有故障诊断方法中进行训练,结果如表8所示。

由表8可知,采用变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)对数据集进行降噪,然后输入MCNN和迁移CNN中进行故障诊断,可以提高故障诊断精度,但由于训练样本稀少,模型泛化能力仍有待提高。采用迁移学习后,故障诊断的整体准确性得到了提高。然而,不同模型的特征提取能力不同,故障诊断精度存在明显差别,本文方法在故障诊断中具有最高的准确率,尤其是在C-B迁移任务中,准确率高达97.67%。试验结果表明,本文提出的方法可以显著提高模型的特征提取能力和泛化能力,与其他方法相比具有优越性。

表8　不同迁移工况下故障诊断准确率对比　%

方法	准确率			
	B-C	B-A	C-B	C-A
VMD-MCNN	60.84	68.33	70.67	65.45
迁移LSTM	63.47	66.67	70.83	78.32
VMD-迁移CNN	87.33	86.41	81.45	89.72
迁移残差CNN	80.71	73.32	71.38	68.97
迁移Attention-CNN	88.33	89.27	84.37	83.61
本文方法	95.52	93.33	97.67	95.17

5　结束语

本文提出了一种基于改进Attention-MCNN结合迁移学习的电机定子匝间短路故障诊断方法,解决了在电机变工况条件下有效样本稀少导致的故障诊断精度低、时效性差等问题。主要结论如下:

a. 针对传统1D-CNN故障特征提取不充分,需要对原始信号进行预处理,同时不断增加网络深度,导致故障诊断耗时长的问题,本文方法通过构建多尺度特征提取层对原始信号进行特征提取,提高分类的精度,同时降低了网络的深度。该方法无需对原始信号进行预处理,显著提升了故障诊断的效率。

b. 针对注意力机制占用计算资源较大,模型训练后期易出现过拟合现象的问题,本文方法设计跳跃连接的残差结构与注意力机制结合,提高了训练效率,避免了过拟合现象,通过设计通道注意力和全局注意力优化MCNN特征提取过程,显著提高了网络特征提取能力,加快了模型收敛速度。同时,设计特征融合策略剔除冗

余特征,解决了神经元数量增多造成的网络性能不稳定、易出现梯度消失等问题。

c. 本文方法将迁移学习与改进的Attention-MCNN相结合,应用于新能源汽车电机匝间短路故障诊断领域,并通过消融试验设计迁移策略,有效解决了电机变工况条件下有效样本数据稀少导致故障诊断精度低的问题,诊断精度高达95.67%。

本文受试验条件限制,采用试验样机模拟新能源汽车驾驶工况,负载转矩尚不能准确还原实际运行工况,仅用于验证所提出的方法,算法时效性以诊断流程时间为准,与实际应用要求存在差距,仍存在优化空间。

参 考 文 献

[1] 付彦伟, 余建生, 易建波. 永磁同步电机匝间短路故障匝数诊断方法[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(9): 42-48.
FU Y W, YU J S, YI J B. A Diagnostic Method for the Number of Turns of Inter Turn Short Circuit Faults in Permanent Magnet Synchronous Motors[J]. Motor and Control Applications, 2023, 50(9): 42-48.

[2] 高忠文, 于立国. 基于生成对抗网络改进的更快速区域卷积神经网络交通标志检测[J]. 汽车技术, 2020(7): 14-18.
GAO Z W, YU L G. Faster Regional Convolutional Neural Network Traffic Sign Detection Based on Generative Adversarial Network Improvement[J]. Automobile Technology, 2020(7): 14-18.

[3] QI Y, BOSTANCI E, GURUSAMY V, et al. A Comprehensive Analysis of Short-Circuit Current Behavior in PMSM Interturn Short-Circuit Faults[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 33(12): 10784-10793.

[4] 李垣江, 张周磊, 李梦含, 等. 采用深度学习的永磁同步电机匝间短路故障诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(9): 173-180.
LI H J, ZHANG Z L, LI M H, et al. A Diagnostic Method for Inter Turn Short Circuit Faults in Permanent Magnet Synchronous Motors Using Deep Learning[J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(9): 173-180.

[5] HANG J, ZHANG J B, XIA M J, et al. Interturn Fault Diagnosis for Model-Predictive-Controlled-PMSM Based on Cost Function and Wavelet Transform[J]. IEEE Transactions on PowerElectronics, 2020, 35(6): 6405-6418.

[6] 陈雪俊, 贝绍轶, 李波, 等. 基于组合降噪的卷积神经网络轴承故障诊断方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(2): 96-104.
CHEN X J, BEI S Y, LI B, et al. A Convolutional Neural Network Bearing Fault Diagnosis Method Based on Combination Noise Reduction[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2021, 35(2): 96-104.

[7] 马明晗, 侯岳佳, 李永刚, 等. 基于MSK-CNN和多源机电信息融合的同步发电机故障诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(1): 1-11.
MA M H, HOU Y J, LI Y G, et al. Fault Diagnosis Method for Synchronous Generators Based on MSK-CNN and Multi-Source Electromechanical Information Fusion[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(1): 1-11.

[8] 陈向民, 韩梦茹, 舒文伊, 等. 基于VMD与多尺度一维卷积神经网络的故障诊断方法[J]. 现代电子技术, 2023, 46(9): 103-109.
CHEN X M, HAN M R, SHU W Y, et al. Fault Diagnosis Method Based on VMD and Multi-Scale One-Dimensional Convolutional Neural Network[J]. Modern Electronic Technology, 2023, 46(9): 103-109.

[9] ZHAO S W, CHEN Y, REHMAN A U, et al. Detection of Interturn Short-Circuit Faults in DFIGs Based on External Leakage Flux Sensing and the VMD-RCMDE Analytical Method[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71(3): 1-12.

[10] SONG Q, WANG M S. On Bayesian Optimization-Based Residual CNN for Estimation of Inter-Turn Short Circuit Fault in PMSM[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(2): 2456-2468.

[11] 于海, 邓钧君, 王震坡, 等. 基于卷积神经网络的逆变器故障诊断方法[J]. 汽车工程, 2022, 44(1): 142-151.
YU H, DENG J J, WANG Z P, et al. Fault Diagnosis Method for Inverters Based on Convolutional Neural Networks[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(1): 142-151.

[12] SKOWRON M, ORLOWSKA-KOWALSKA T, KOWALSKI C T. Detection of Permanent Magnet Damage of PMSM Drive Based on Direct Analysis of the Stator Phase Currents Using Convolutional Neural Network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(12): 13665-13675.

[13] HUSARI F, SESHADRINATH J. Early Stator Fault Detection and Condition Identification in Induction Motor Using Novel Deep Network[J]. IEEE Transactions on Artificial Intelligence, 2022, 3(5): 809-818.

[14] 谢锋云, 董建坤, 符羽, 等. 迁移学习和CNN的电机故障诊断方法[J]. 机械科学与技术, 2024, 43(3): 513-519.
XIE F Y, DONG J K, FU Y, et al. Motor Fault Diagnosis Method Based on Transfer Learning and CNN[J]. Mechanical Science and Technology, 2024, 43(3): 513-519.

[15] FANG Y F, WANG M Y, WEI L X. Deep Transfer Learning in Inter-Turn Short Circuit Fault Diagnosis of PMSM[C]// 2021 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Takamatsu, Japan: IEEE, 2021: 489-494.

[16] 李俊卿, 刘静. 结合卷积神经网络和迁移学习的电机轴承故障诊断方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2023, 50(1): 76-83+91.
LI J Q, LIU J. Motor Bearing Fault Diagnosis Method Combining Convolutional Neural Networks and Transfer Learning[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2023, 50(1): 76-83+91.

[17] XI D J, QIN Y, LUO J, et al. Multipath Fusion Mask R-CNN with Double Attention and Its Application Into Gear Pitting Detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70(3): 1-11.

[18] 周凯, 王晓东, 王刚, 等. 基于注意力机制的永磁同步风电机组早期匝间短路故障诊断方法[J]. 电器与能效管理技术, 2023(6): 1-8.
ZHOU K, WANG X D, WANG G, et al. Early Turn to Turn Short Circuit Fault Diagnosis Method for Permanent Magnet Synchronous Wind Turbines Based on Attention Mechanism[J]. Electrical Appliances and Energy Efficiency Management Technology, 2023(6): 1-8.

[19] ZHAO J, GUAN X Q, LI C H, er al. Comprehensive Evaluation of Inter-Turn Short Circuit Faults in PMSM Used for Electric Vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(1): 611-621.

[20] CEN J, CHEN Z H, WU Y B, et al. Intelligent Machine Fault Diagnosis Based on Deep Transfer Convolutional Neural Network and Extreme Learning Machine[C]// Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2023, 237(9): 2201-2212.

（责任编辑　斛　畔）
修改稿收到日期为2025年11月26日。

《汽车工艺与材料》投稿须知

《汽车工艺与材料》于1986年创刊,是由中国第一汽车集团有限公司主办的国内外公开发行的汽车材料与制造技术类月刊,目前已入选《中文核心期刊要目总览》(第二版)、RCCSE中国准核心学术期刊(B+)、中国核心期刊(遴选)数据库、中国学术期刊综合评价数据库、欧洲学术出版中心数据库(EuroPub)、哥白尼精选期刊数据库(ICI Journals Master List)、EBSCO International数据库、J-Gate数据库。

《汽车工艺与材料》以“为中国报道汽车制造,为汽车引领工艺材料”为办刊宗旨,致力于报道以汽车轻量化技术和智能制造技术为核心的先进制造技术与材料应用技术,重点关注电动汽车蓄电池、电机、电控关键材料技术,燃料电池材料技术,高强度钢、铝镁合金、非金属材料及其成形技术,连接技术,智能装备与绿色制造等,以期通过高质量学术内容的出版和传播助推行业创新技术的交流与发展。

《汽车工艺与材料》杂志关注领先的整车及零部件企业和材料、装备等供应商,及时报道汽车行业最新的产品设计、制造、材料、加工技术、生产装备、检测技术等方面的成功案例。

主要栏目:

AT&M视界、生产现场、材料应用、生产装备、检测技术、数字化园地、行业动态等。

投稿要求:

(1)来稿须具有独创性并与实践相结合,文章字数最好控制在5 000~8 000字。

(2)来稿不能在国内、外公开杂志上发表过,请勿一稿多投。

(3)来稿的试验方法、试验数据、试验结论必须准确、可靠。

(4)来稿须包括以下项目:题名、作者姓名、作者单位、摘要(200字左右)、参考文献等。来稿采用word文档的格式。

(5)来稿文章格式应符合一般科技论文格式,或参考近期本刊所刊登文章格式。

(6)文章必须附有公开发表的、体现本领域最新研究成果的参考文献,且在文中应标注文献引用处。

(7)本刊使用网站投稿,投稿网址:http://qcgyycl.cbpt.cnki.net,咨询电话:0431-82026054。

竭诚欢迎汽车行业及相关各界的专家学者积极向本刊投稿。