

基于循环微调训练的柴油机故障迁移学习诊断*

林杰威¹, 张益铭¹, 朱小龙¹, 王辉^{1,2}, 勾焮¹, 张俊红^{1,3}

(1. 天津大学先进内燃动力全国重点实验室 天津, 300072)

(2. 潍柴动力股份有限公司内燃机与动力系统国家重点实验室 潍坊, 261061)

(3. 天津仁爱学院机械与动力工程学院 天津, 301636)

摘要 针对当前柴油机故障诊断领域深度学习模型参数规模大、训练时间长, 以及工程应用中带标签样本不足的问题, 提出一种基于轻量化网络和循环微调训练的柴油机故障诊断迁移学习方法。首先, 该方法采用轻量化 MobileNet-V2 作为主干网络, 在权重迁移学习的基础上, 提出一种部分权重循环初始化微调的方法, 解决了变工况条件下的小样本诊断问题; 其次, 开展不同程度进气滤清器堵塞和气门间隙异常的柴油机故障台架实验; 最后, 采用所提方法和现有方法, 对变负荷条件下的柴油机进行故障诊断对比分析。结果表明: 所提方法在参数规模、计算量、诊断精度和稳定性上均优于现有方法, 尤其是在小样本条件下的优势更为明显。

关键词 迁移学习; 故障诊断; 时频分析; 小样本; 柴油机; 变工况

中图分类号 TH17; TK42

引言

进气系统是柴油机的咽喉, 进气故障将导致缸内燃烧和尾气排放劣化, 直接影响柴油机的动力性和经济性。柴油机工况多变, 负荷的变化易增大柴油机气路故障特征的混淆性^[1]。此外, 柴油机故障样本有限, 难以实现故障数据全覆盖。因此, 研究变负荷小样本条件下的柴油机气路故障诊断技术, 对提升柴油机可靠性和运行维护效率具有重大意义。

随着深度学习的发展, 卷积神经网络 (convolutional neural network, 简称 CNN) 在故障诊断领域中得到广泛应用。然而, CNN 通常需要充足的带标签样本进行训练, 在实际工程中难以实现^[2]。因此, 相关学者提出了迁移学习来解决实际应用中的小样本问题^[3]。Wen 等^[4]提出了一种迁移 CNN 结构, 利用在 ImageNet 上预训练的 ResNet-50 作为特征提取器进行迁移学习, 并将一维信号通过依次排列的方式转化成图像, 以用于故障诊断。Zhang 等^[5]提出了一种迁移学习方法, 从充足的源域数据中学习特征, 并用另一种工况下的少量数据对模型进行训练, 缩短了训练时间, 且有效提高了分类精度。

尽管如此, 迁移学习仍然存在 2 个主要问题: ① 网络参数规模大、训练时间长; ② 容易过拟合。问题 1 需要更高的硬件性能以满足训练需求, 不利

于在终端嵌入式设备中部署。问题 2 是在较深的网络时, 权重保留了大量的源域信息。为了避免已学习到的信息在迁移学习模型微调时被破坏, 训练时往往选择较低的学习率, 这使得迁移后的网络易陷入局部最优解, 导致分类精度偏低。MobileNet-V2^[6]作为一种新型轻量化网络, 能够平衡模型大小、计算延迟和正确率之间的关系, 在医学^[7]、自动驾驶^[8]和故障诊断^[9]等领域已有广泛应用。

笔者提出一种基于轻量化网络迁移学习的柴油机故障诊断方法。该方法采用轻量级网络 MobileNet-V2 作为主干网络, 提出循环微调训练方法进行迁移模型训练, 并用于抑制现有训练方法的过拟合现象。通过对分类器权重的循环更新, 避免网络陷入局部最优解。最后, 将所提方法应用于柴油机台架实验数据以验证其有效性。

1 MobileNet-V2 模型

1.1 模型结构

MobileNet-V2 结构见图 1, 其继承了 MobileNet 深度可分离卷积, 使用带有线性瓶颈的倒残差结构, 进一步缩小规模并提升特征提取能力, 基于 MobileNet-V2 的特征提取器网络结构如表 1 所示。

* 内燃机可靠性国家重点实验室开放课题资助项目 (skler-202009)

收稿日期: 2022-10-05; 修回日期: 2022-12-08

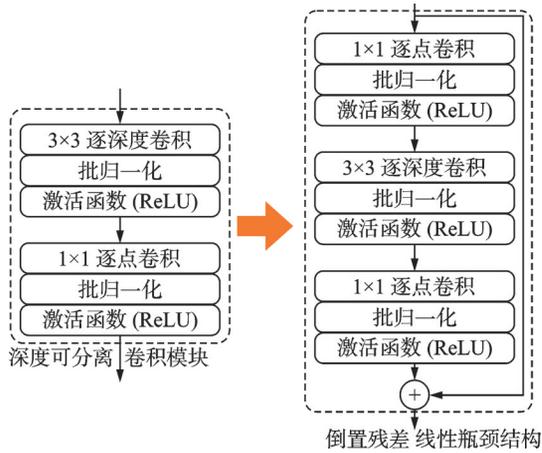


图 1 MobileNet-V2 结构

Fig.1 Schematic of MobileNet-V2

表 1 基于 MobileNet-V2 的特征提取器网络结构

Tab.1 Network structure of feature extractor based on MobileNet-V2

模块	输入尺寸	输出通道数	步长(第1个卷积层)
Conv2D	(224, 224, 3)	32	2
Bottleneck×1	(112, 112, 32)	16	1
Bottleneck×2	(112, 112, 16)	24	2
Bottleneck×3	(56, 56, 24)	32	2
Bottleneck×4	(28, 28, 32)	64	2
Bottleneck×3	(14, 14, 64)	96	1
Bottleneck×3	(14, 14, 96)	160	2
Bottleneck×1	(7, 7, 160)	320	1
Conv2D (1×1)	(7, 7, 320)	1 280	1

1.1.1 深度可分离卷积层

深度可分离卷积是将普通的卷积分解成为 2 步执行,即深度卷积和逐点卷积。前者对每个输入通道分别进行卷积计算,实现轻量化计算。后者将所有输入通道进行整合,构建新的特征。

1.1.2 线性瓶颈

线性瓶颈结构是末层卷积后使用线性激活的结构。瓶颈结构包含小核卷积和大核卷积,可将高维空间映射到低维空间,缩减网络通道数,其本质上是 1×1 卷积。当轻量级网络维度较低时,ReLU 激活函数会过滤无关特征,防止有用的信息被破坏。

1.1.3 倒置残差结构

倒置残差结构可以提升梯度在层与层之间的信息传递能力,提高硬件的使用效率。该结构特点在于,先通过一个逐点卷积对低维特征进行升维,再利用线性瓶颈降维,通过跳跃连接直接将输入加到输出上。作为 MobileNet 网络的核心部分,深度可分离卷积结构可有效减少计算量,缩短网络训练和诊

断时间,更适合布置在边缘设备,实现实时高精度故障分类。

1.2 模型轻量化分析

模型复杂度一般用参数量和理论计算量来衡量。参数量决定模型规模,影响模型推断时占用内存量。理论计算量通常只考虑卷积层和全连接层等参数层中乘法操作的数量。浮点运算次数(floating point of operations per seconds, 简称 FLOPs)是在深度学习领域用于评估模型完成一次前向传播所消耗的计算能力。不同模型参数与复杂度如表 2 所示,可以看出,与其他网络相比,MobileNet-V2 的参数量和计算复杂度较小。

表 2 不同模型参数与复杂度

Tab.2 Parameters and complexities of different models

模型	百万可训练参数	百万总参数	百万 FLOPs
MobileNet-V2	2.22	2.26	613
VGG-16	14.71	14.71	30 713
ResNet50	23.53	23.59	7 750
EfficientNet B0	4.01	4.05	794
DenseNet121	6.95	7.04	5 700
Inception-V3	21.77	21.80	5 690
Xception	20.81	20.86	9 130

2 基于 MobileNet-V2 的迁移学习模型

2.1 模型训练步骤

基于 MobileNet-V2 的迁移学习训练流程如图 2 所示,训练步骤如下。

1) 时频转换:按照一个工作循环的长度对一维数据进行裁切和归一化,作为单样本一维原始数据。对每个一维原始数据进行连续小波变换,提取原始信号的时频域特征。小波时频图像大小为 224×224,小波基函数选取 cmor3-3 函数。转换完成的小波图保存为 RGB 格式,输入 MobileNet 的 3 个通道。

2) 预训练权重:构建基于 MobileNet-V2 的模型特征提取器,并添加分类器。利用源域工况样本进行预训练,得到预训练权重后将其迁移到新的网络。利用目标域的少量样本进行微调,实现目标域样本的故障分类。

3) 训练设置:网络训练过程包含 3 个训练阶段,即预训练阶段、冻结特征提取器微调阶段和解冻微

调阶段。模型训练损失函数为交叉熵。在预训练阶段,使用 Adam 优化器加快网络收敛。在微调阶段,采用 callback 算法,当验证集的损失超过 15 个迭代轮次不再降低时终止训练。在解冻微调阶段,采用 RMSprop 作为优化器,学习率设为 0.000 01。该模型在 Python 3.8 和 Tensorflow 2.9.1 框架下开发,在 2.1 GHz、i7-12700 处理器和 32 GB 内存的硬件设备上运行。每个测试至少重复 10 次,并取其平均值。

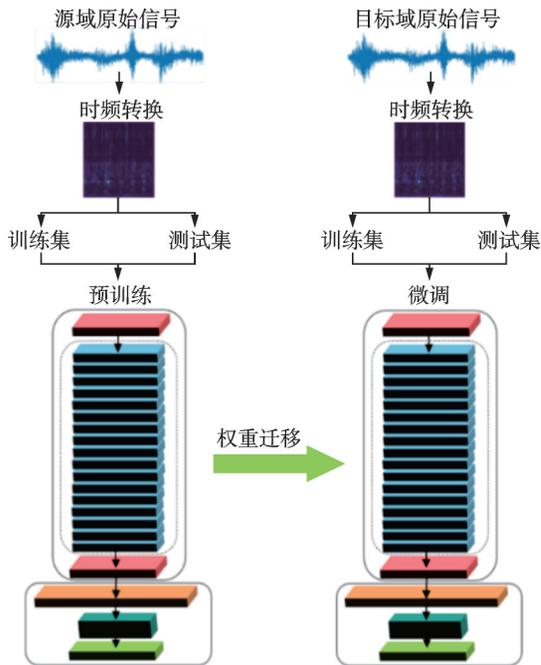


图2 基于 MobileNet-V2 的迁移学习训练流程图

Fig.2 Flow chart of transfer learning training based on MobileNet-V2

2.2 基于循环微调的训练方法

现有迁移学习网络架构多选用 ImageNet 预训

练权重作为初始权重,用于开展迁移学习研究。实际应用中发现,ImageNet 预训练的权重并不适用于强噪声干扰场景下的柴油机实验数据。因此,笔者使用柴油机实验数据预训练网络权重。解冻微调阶段特征提取器有 154 层,图 3 为 3 种解冻方案,分别为解冻后 50 层、解冻后 100 层以及全部解冻等 3 种情况。在完全解冻微调的情况下,模型分类的精度最高,故在该阶段选用完全解冻以进一步微调模型。



图3 3种解冻方案

Fig.3 3 unfreezing strategies

为区分不同层的神经元,对每层的权重均进行权重随机初始化。然而,若初始化权重太小,信号会在通过每层时逐渐衰减,导致梯度消失。此外,网络太深时会导致信号消失,使某些特征未被有效学习。反之,若权重过大,将使得 ReLU 激活函数的值趋于饱和,导致梯度消失。因此,合理的初始化有助于加快收敛速度,防止梯度爆炸,提高网络收敛到更低损失的几率。

图 4 为 3 种训练方法流程图,按照迁移权重后是否初始化模型的分层器权重可分为方法 A 和方法 B,方法 C 是讨论基于初始化分类器权重而提出的新方法。由于目标域和源域样本分布差异较大,网络深度较深,卷积神经网络分类器中的层降维现象

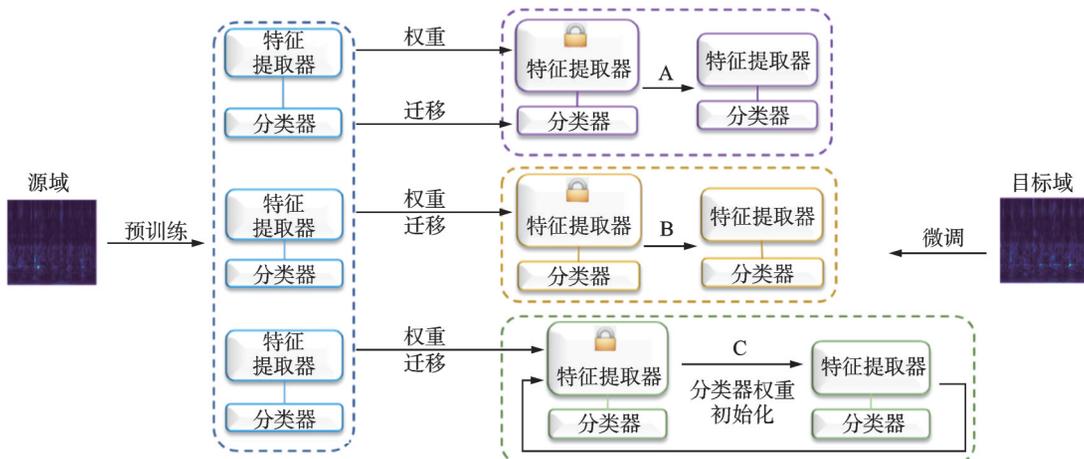


图4 3种训练方法流程图

Fig.4 Flow chart of 3 training methods

较为严重。因此,学习到的是代表性较强的特征,在迁移学习时表现不佳。初始层提取到的信息一致性较差,提取的特征较为普遍,对于单一域的专一性不强,因而具有较好的泛化性。鉴于此,笔者针对初始化分类器展开如下讨论。

方法A:未初始化分类器权重时,模型的分类器将保留预训练得到的权重。将特征提取器权重冻结,并利用目标域的样本数据进行第1步训练微调。当损失曲线收敛时,将网络全部解冻进行第2步微调。

方法B:当初始化分类器权重时,迁移模型只保留特征提取器的预训练权重,对分类器的权重进行初始化。先将特征提取器的权重进行冻结,并利用目标域的样本数据进行第1步微调。当损失曲线收敛时,将网络全部解冻以进行第2步微调。

方法C:在权重迁移完成后,首先冻结主干网络权重,初始化分类器的权重进行第1步微调。当损失曲线收敛时,再将主干网络解冻,使整个网络进行第2步微调,随后循环初始化分类器权重和2步微调过程。

本研究网络模型的特征提取器共154层,并在预训练阶段训练至收敛,共选取10、20、50和100等4个预训练的训练步数(epoch)进行讨论。在第1个微调循环中,在冻结微调阶段,将特征提取器154层完全冻结,先训练100个epoch左右至初步收敛。在解冻微调阶段,将特征提取器所有层全部解冻,完成第1步微调,经过约90个epoch收敛。在第2个微调循环中,先将分类器的权重进行随机初始化,再进行冻结微调,经过约90个epoch至初步收敛。在解冻微调阶段,经过约70个epoch可收敛。以此类推,随着模型正确率的提高和损失的降低,收敛速度不断加快,最后经过约40个epoch即可收敛。

3 柴油机故障实验

图5为柴油机故障实验台,展示了实验台架和传感器布置情况。以某6缸柴油机为研究对象,在1缸缸盖处布置振动加速度传感器,使用西门子SCADAS系统采集数据。设置柴油机的11种状态分别为正常、4种程度的进气滤清器堵塞和6种程度的气门间隙异常。故障注入实物图如图6所示,通过按比例堵塞进气滤清器进气面模拟其堵塞故障,通过调整调节螺栓模拟气门间隙异常。源域和目标域数据分别为1200 r/min转速下50%和75%油门开度下的z向振动信号。

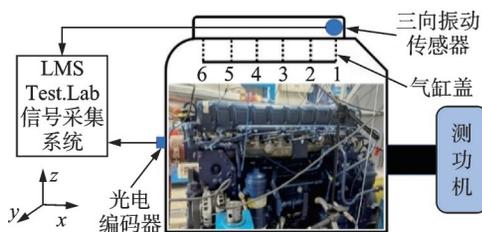


图5 柴油机故障实验台

Fig.5 Diesel engine failure test bench

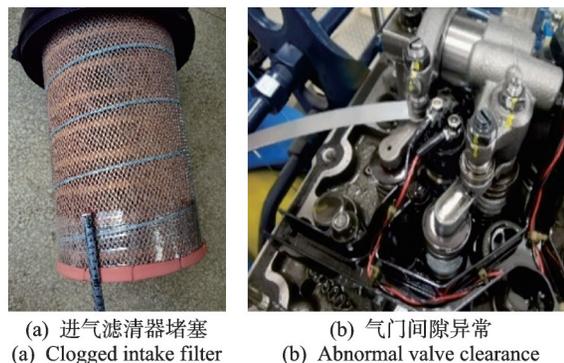


图6 故障注入实物图

Fig.6 Physical diagrams of fault injection

采样率为51200 Hz,采样时间为30 s。1200 r/min转速下柴油机的单缸完整工作周期包括5120个数据点,可充分反映其工作特点。按照20%长度随机截取采集到的一维振动信号作为测试集的原始数据,采用数据增强的方式确保训练集和测试集样本充足。通过采样窗口平移进行采样,窗口长度固定为5120个数据采样点,且以一定的步长进行滑动,将每个窗口所截取的信号作为样本的原始信号。表3为数据集故障类型设置,对于源域和目标域,每种状态下共形成800个训练集样本和200个测试集样本。经过连续小波变换得到的部分工况时域-频域图如图7所示。

表3 数据集故障类型设置

Tab.3 Settings of dataset failure type

故障类型	故障程度	训练/测试样本数	标签
进气滤清器堵塞	20%	800/200	1
	40%	800/200	2
	50%	800/200	3
	60%	800/200	4
1缸气门间隙异常	0.19 mm	800/200	5
	0.25 mm	800/200	6
	0.34 mm	800/200	7
	0.44 mm	800/200	8
	0.52 mm	800/200	9
	0.59 mm	800/200	10
正常	—	800/200	11

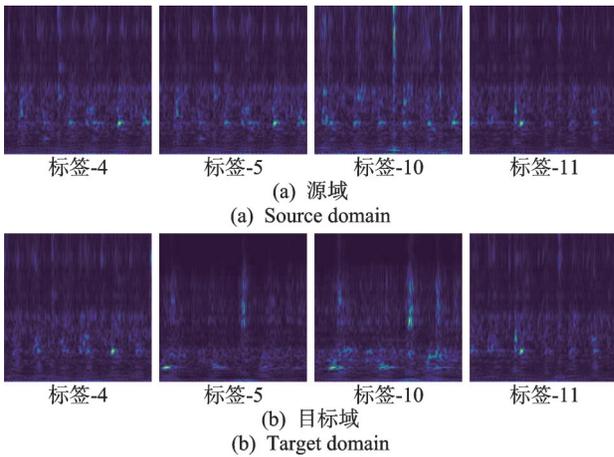


图 7 部分工况时域-频域图

Fig.7 Time frequency domain diagram of part working conditions

4 结果与讨论

4.1 训练参数对模型的影响

迁移学习的目的在于,在具有丰富且带标签样本的源域中训练模型权重,使用目标域少量样本进行模型微调,实现目标域中无标签样本识别。

图 8、9、10 分别为方法 A、B、C 预训练迭代轮次、目标域样本数量和样本批量大小对识别精度的影响。横坐标 16-20 代表批量大小为 16 且对每类故障的 20 个样本进行微调,其余横坐标以此类推。

由图 8、9、10 可以看出,随着目标域微调样本数量从 20 提升到 80,模型诊断精度的提升效果较为显著。其中,方法 B 的偏差更小,其分类精度更加稳定,方法 C 比方法 B 具有更高的精度和更好的稳定性。这说明权重初始化对于网络稳定性提升有一定帮助,且在大样本和大批量下的优势更大。

当批量大小取 16 且目标域样本很少时,模型的准确率相对较高。批量大小影响了网络预训练的拟

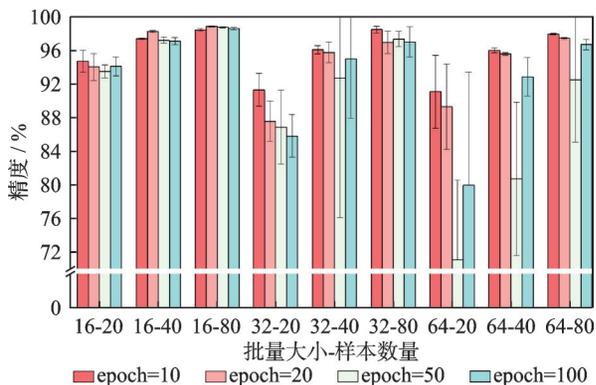


图 8 方法 A 预训练迭代轮次、批量与样本数对精度的影响
Fig.8 Effect of epoch, batch size and sample number on diagnosis accuracy in pre-training A

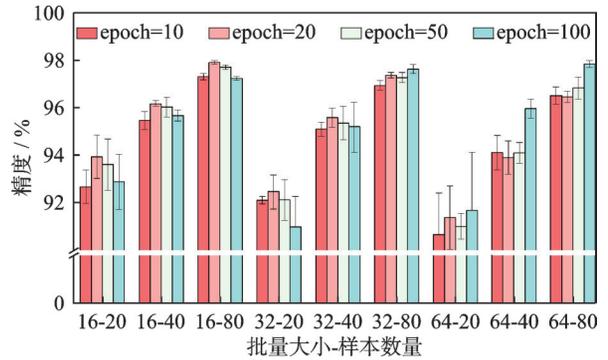


图 9 方法 B 预训练迭代轮次、批量与样本数对精度的影响
Fig.9 Effect of epoch, batch size and sample number on diagnosis accuracy in pre-training B

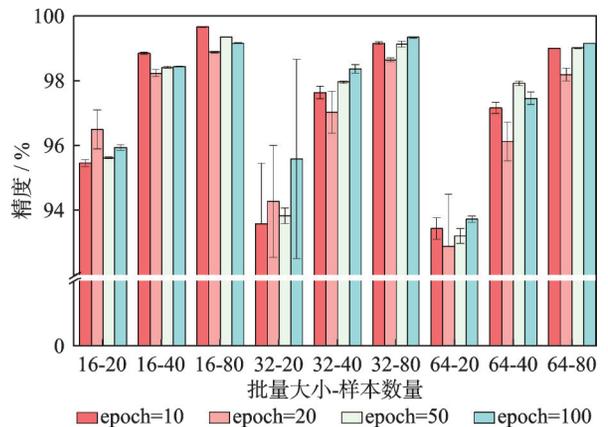


图 10 方法 C 预训练迭代轮次、批量与样本数对精度的影响
Fig.10 Effect of epoch, batch size and sample number on diagnosis accuracy in pre-training C

合和故障特征提取速度。批量较大时,梯度下降次数较少,易陷入局部最优解。大批量下迭代轮次为 100 时的效果较好。批量过小时,样本的差异性过大,梯度下降方向不稳定。小批量下预训练迭代轮次为 20 的效果更好。迭代轮次主要影响网络对故障特征的学习程度,迭代轮次越大,网络易在源域特征上过拟合,不利于权重迁移。迭代轮次过小时,网络尚未完全学习所有特征,可能导致权重迁移失败。

综上,批量大小取 16 时,模型学习速度较快,预训练迭代次数取 20 时,便能学习到充足的特征。而当批量大小取 100 时,模型学习特征速度较慢。为达到最佳的学习效果,确保特征学习的完善度,通常需要进行足够多的预训练迭代轮次。因此,笔者选取批量大小为 16,预训练迭代轮次为 20 以及微调样本量分别为 20、40、80 的设置进行讨论。

4.2 不同方法对比

不迁移条件下,目标域每种故障分别为 20、40、80 个样本,在批量大小为 16 时直接训练,并与其他

3种迁移方法进行对比,表4为3种迁移方法与不迁移方法准确率对比。由图8、9、10和表4可以看出,在不使用迁移学习时,20个样本时诊断精度的平均正确率仅为72.23%,反映出Mobilenet-V2在小样本时的特征提取能力不强。因此,需要迁移学习以满足精度要求。

方法A:在批量大小取16时,其精度高于方法B,但随着批量增大,其稳定性明显不足且正确率波

表4 3种迁移方法与不迁移方法准确率对比
Tab.4 Comparison of accuracy between 3 migration methods and non-migration method %

微调样本量	方法	最大值	最小值	平均值
20	不迁移	79.10	67.55	72.23±3.28
	A	95.41	93.73	94.02±1.60
	B	95.41	92.59	94.36±0.91
	C	97.77	95.27	96.50±0.60
40	不迁移	86.73	79.27	83.29±2.55
	A	98.59	97.59	98.21±0.11
	B	96.91	95.86	96.43±0.13
	C	98.91	97.59	98.23±0.11
80	不迁移	95.59	91.18	93.38±1.27
	A	99.27	98.55	98.83±0.07
	B	98.36	97.64	98.05±0.07
	C	99.18	98.59	98.89±0.03

动较大。批量大小和预训练迭代轮次对提升精度的显著程度降低。这是由于方法A中的权重并非随机生成,而是带有已经学习过的信息,当批量较小时会加快网络训练和拟合的速度。而在批量较大时,未经权重初始化的分类器对于源域的数据具有较强的过拟合倾向。此外,当增大目标域样本时导致较大的梯度更新,会破坏已学习到的特征。

方法B:经过微调后,该方法与不初始化分类器相比性能提升明显,稳定性更强。批量大小和预训练迭代轮次的影响显著,但在批量较小且样本较少的情况下,其正确率低于方法A。这表明在网络微调时,要对网络顶层的分类器进行修改,以满足上游和下游标签空间和损失的不同需求。

方法C:在所有样本量条件下,方法C在分类精度和稳定性上均优于方法A和B,表明其对不同样本量的微调都具有良好的效果。由于是采用循环训练的方式,方法C可以不断提高训练精度。此外,由于不断初始化分类器的权重,使网络在2步微调时不断调整学习到的特征权重,在针对目标域的任务特征上达到更好的效果,也具有更高的稳定性。目标域只有20个样本时,方法C的平均精度达到96.50%,表明该方法在小样本条件下更有优势。

图11为4种条件下的混淆矩阵,通过分析可知,

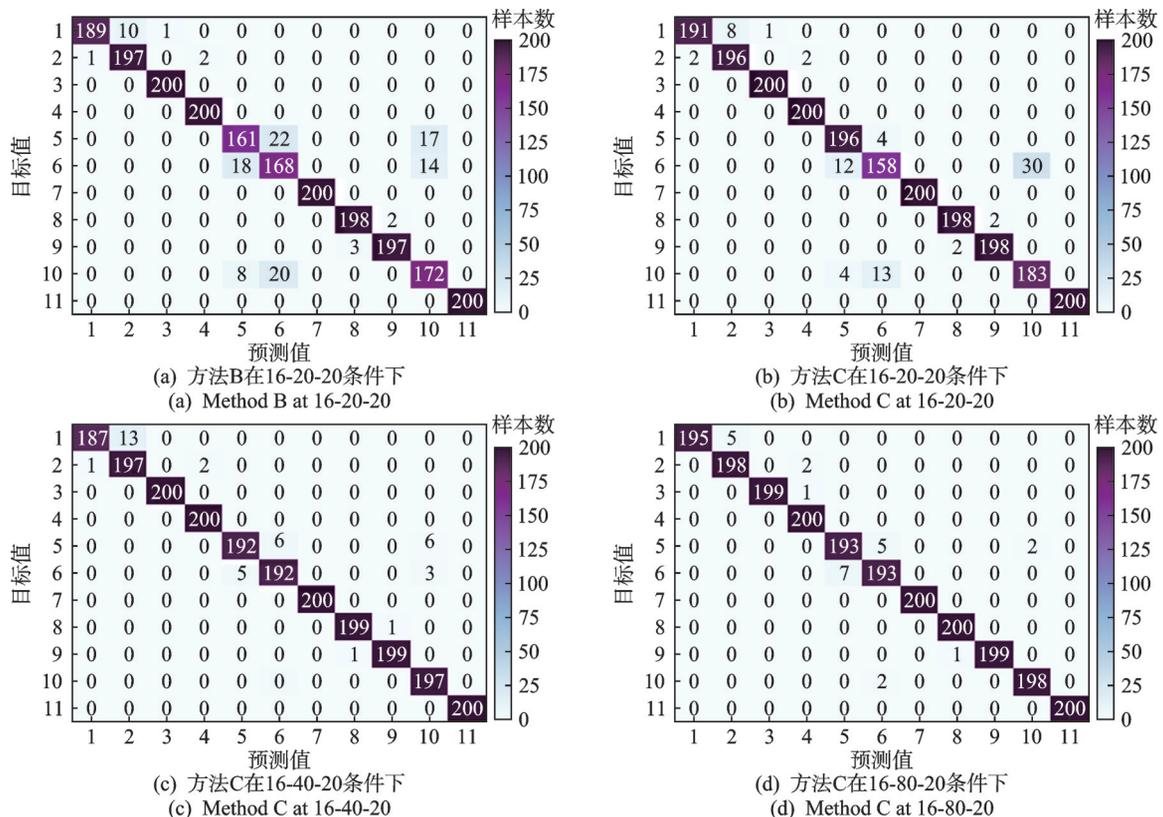


图11 4种条件下的混淆矩阵

Fig.11 Confusion matrices under 4 conditions

笔者提出的网络对正常状态下样本的识别精度可达 100%，在实际应用中能够准确地识别发动机状态。在小样本时，网络在各类别中存在较多的误分情况。随着微调样本量上升，误分率逐渐得到有效控制。例如，进气间隙为 0.19 和 0.59 mm 下存在较少的误分样本。由此可见，方法 C 可以提高总体分类的精度，但对于某些特定故障程度，仍需在一定程度上加大样本量来提高分类的精确度。

4.3 与其他网络方法对比

为进一步说明提出方法的有效性和小样本下的优势，将典型 CNN 网络 Resnet-50^[10]、深度卷积神经网络架构 (visual geometry group, 简称 VGG)-16^[11]、Inception-V3^[12]、Xception^[13] 和 DenseNet^[14] 等网络应用于上述实验数据，并在 16-20-20 的条件下进行分析，表 5 为不同网络的性能对比。分析结果显示，在训练时间和标准差都占优的情况下，使用方法 B 的 MobileNet-V2 (即 B-MobileNet-V2) 的准确率与 ResNet 和 VGG 接近，表明 MobileNet-V2 在网络轻量化方面具备突出的优越性。

表 5 不同网络的性能对比

Tab.5 Comparison of different networks performance

网络	平均收敛时间/s	平均精度/%	标准差/%
B-MobileNet-V2	504.0	94.36	0.91
ResNet-50	567.8	95.37	0.99
VGG-16	702.9	95.29	1.96
EfficientNetB0	602.3	89.85	2.32
Inception-V3	559.0	93.55	0.97
DenseNet121	834.4	93.63	1.01
Xception	580.0	90.05	1.19

冻结主干网络权重并对分类器进行权重初始化，有利于使整个网络模型更适应目标域的特征，而重复训练则有利于对已学习到的特征进行重复利用。为体现笔者所提训练方法(即 C-MobileNet-V2)的优势，图 12 为不同网络的迁移学习性能对比，表 6 为不同模型的迁移学习性能参数，展示了不同网络利用所提训练方法进行迁移学习的平均精度。16-20-20 表示在批量为 16、目标域微调样本数为 20 和预训练迭代轮次为 20，其余参数以此类推。可以看出，随着微调样本数量减小，所有方法的精确度均出现不同程度的下降，标准差也逐渐变大。这说明深度学习方法在小样本下出现了稳定性欠佳的问题，因而需要大量训练样本以达到较高精度。随着样本量减少，所提方法在诊断准确率和稳定性均更有优势。

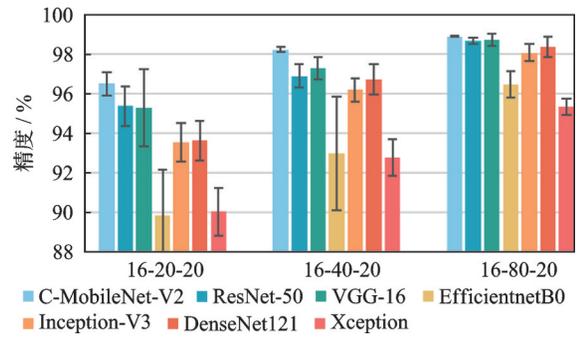


图 12 不同网络的迁移学习性能对比

Fig.12 Performance comparison of transfer learning of different networks

表 6 不同网络的迁移学习性能参数

Tab.6 Parameters of transfer learning of different networks %

网络	16-20-20	16-40-20	16-80-20
C-MobileNet-V12	96.50	98.23	98.89
ResNet-50	95.37	96.90	98.67
VGG-16	95.29	97.29	98.73
EfficientnetB0	89.95	93.00	96.47
Inception-V3	93.55	96.19	98.08
DenseNet121	93.63	96.71	98.36
Xception	90.05	92.78	95.34

5 结论

1) 相比于现有 CNN 模型，在保证故障诊断精度的前提下，采用 MobileNet-V2 网络的模型参数规模更小、训练时间更短。

2) 循环微调训练方法在常规的迁移学习方法之后增加了对分类器权重初始化的环节，并进行循环训练，可提高故障识别准确率和稳定性。

3) 通过优化冻结层数、优化器、批量大小、预训练迭代轮次和目标域样本数，笔者提出的基于循环微调训练的 MobileNet-V2 网络在小样本条件下的诊断精度可达 96.50%。

参 考 文 献

[1] XI W K, LI Z X, TIAN Z, et al. A feature extraction and visualization method for fault detection of marine diesel engines[J]. Measurement, 2018, 116: 429-437.

[2] 雷亚国, 杨彬, 杜兆钧, 等. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 1-8.

LEI Yaguo, YANG Bin, DU Zhaojun, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7):

- 1-8.(in Chinese)
- [3] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [4] WEN L, LI X Y, GAO L. A transfer convolutional neural network for fault diagnosis based on ResNet-50 [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(10): 6111-6124.
- [5] ZHANG R, TAO H Y, WU L F, et al. Transfer learning with neural networks for bearing fault diagnosis in changing working conditions[J]. IEEE Access, 2017, 5: 14347-14357.
- [6] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 4510-4520.
- [7] SAE-LIM W, WETTAYAPRASIT W, AIYARAK P. Convolutional neural networks using MobileNet for skin lesion classification[C] //2019 16th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE). Chonburi, Thailand: IEEE, 2019: 242-247.
- [8] CARRANZA-GARCÍA M, TORRES-MATEO J, LARA-BENÍTEZ P, et al. On the performance of one-stage and two-stage object detectors in autonomous vehicles using camera data[J]. Remote Sensing, 2020, 13(1): 89.
- [9] YU W B, LV P. An end-to-end intelligent fault diagnosis application for rolling bearing based on MobileNet[J]. IEEE Access, 2021, 9: 41925-41933.
- [10] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [11] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [EB/OL]. (2015-04-10) [2022-09-08]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [12] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 2818-2826.
- [13] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 1800-1807.
- [14] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks [C] //2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 2261-2269.



第一作者简介:林杰威,男,1984年9月生,博士、副教授、博士生导师。主要研究方向为动力设备NVH与智能运维。曾发表《Nonlinear characteristics and radial-bending-torsional vibration of a blade with breathing crack》(《Journal of Sound and Vibration》2024, Vol.595)等论文。

E-mail: linjiwei@tju.edu.cn

通信作者简介:王辉,男,1985年11月生,博士生。主要研究方向为动力设备智能运维。

E-mail: wanghui19@tju.edu.cn