第四章 基于深度迁移学习的转子绕线合格性检测方法研究

### 4.1引言

前面一章针对一种基于特征的转子绕线合格性检测方法进行研究，包括基于模板匹配、图像滤波、图像阈值化、以及轮廓检测方法，它们均能够从原始图像信息提取到有助于缺陷检测任务的有用特征，显著的提升了绕线合格性检测的自动化、智能化，并且减少人工参与对绕线合格性检测最终结果的影响，提高了检测效率，有效的控制了成产成本，是数字图像处理技术在转子绕线合格性检测领域中的成功应用。虽然基于特征的转子绕线合格性检测方法可以保证检测负样本的召回率，但是检测准确率还有待提高。随着深度学习方法成功的应用于许多图像识别领域中，可以考虑使用深度神经网络来实现转子绕线的合格性检测，但在实际应用场景中，从零开始训练深度神经网络依旧存在不同程度的困难。顾名思义，深度神经网络的深度表现为含有多层网络，并且每一层网络的宽度表现为含有数量可观的神经元，导致整个网络结构中含有大量的网络参数，通常情况下，在网络训练之前需要对所有网络参数进行随机初始化赋值，此外，深度神经网络还含有一些非训练得到的、可以控制训练过程的、需要人工设定的网络超参数，这些超参数的大小设定需要一定的经验积累。为了得到较高的分类准确率，需要根据不同的网络超参数组合从零开始训练(Learning from scratch)使模型达到收敛状态，在训练网络模型之前需要收集大量的带标签数据用来完成监督学习过程，这个过程需要大量的时间；如果为了减少神经网络训练所需的时间而减少隐含层数量，那么网络的深度会降低，将导致神经网络的特征学习能力下降，进而影响神经网络模型的准确率。之前基于深度学习方法的转子绕线合格性检测的研究，其网络模型结构一般在3-7层的模型结构之间，而具有更深层的网络模型结构很少被应用。因此，针对以上提出的这些问题，本章提出一种基于深度迁移学习转子绕线合格性检测策略，可以显著减少神经网络模型的训练时间，并且最终得到的神经网络模型具有更高的检测准确率，实现基于深度迁移学习的绕线合格性检测模型设计。

本章将迁移学习( Transfer Learning，TL)思想应用于深度神经网络的学习过程，提出了一种基于预训练( Pre-trained)深度神经网络的迁移学习方法，并成功的应用于转子绕线合格性检测中，因为更深层的网络模型能够提取到更抽象且有更利于分类精度的特征信息。利用预训练神经网络可以显著提高模型训练的收敛速度和检测准确率，能够快速实现高准确度的绕线合格性检测。

### 4.2深度迁移学习的基本原理

### 4.2.1从迁移学习到深度迁移学习

首先，迁移学习和深度学习都属于机器学习的范畴。通常情况下，训练机器学习模型的过程中需要大量的带标签样本数据，并且训练得到的机器学习模型在测试数据上的准确率与训练数据和测试数据是否属于相同的数据分布有很大关系，从而导致机器学习方法在某些场景中的应用效果达不到所要求的水平。在转子绕线的合格性检测任务中，转子所处的生产环境各不相同，从而导致采集到的样本数据在分布特征上有很大差异，另一方面，由于生产时间的差异，导致同一转子在同一生产环境下的分布特性也有所不同。通常来说，转子的挂线机器都运行在正常的状态下，因此可以采集到足够多的正常形态的绕线样本，而对于不同形态的绕线缺陷样本均属于较为稀少的样本，能够采集到的样本数量很有限。此外，采集到的绕线样本均为无标签数据，对大量样本进行人工标注也会付出难以接受的时间成本和人工成本，这将降低转子绕线检测的时效性。为了能够利用尽可能少的带标签样本对转子绕线形态进行有效检测，产生出迁移学习的思想，即通过已经学得的先验知识信息对另一无关联的应用领域进行预测求解，迁移学习能力表明了在不同领域之间进行知识迁移的能力。简而言之，迁移学习属于一种机器学习方法，如果给定一个源域和一个目标域，迁移学习的作用就是将从源域中学习到的知识应用到目标域中去。

通常迁移学习方法主要分为以下四种：

1)基于半监督的迁移学习方法：基于半监督的学习方式是指模型训练的训练过程是基于无标签数据进行的，并且在学习过程没有人工干预的情况下，能够最大化模型的泛化能力。

2)基于特征选择的迁移学习方法： 基于特征选择的学习方法通过在源域与目标域中寻找共性特征表达，与样本类别相关程度高的特征表达将在模型中被赋予较高的权值，并利用这些共性的特征表达进行知识的迁移。

3)基于特征映射的迁移学习方法： 基于特征映射的学习方法通过降维的方式将所有数据从高维特征空间映射到低维特征空间，从而使得在低维特征空间中源域与目标域的数据拥有相同的分布，最终实现知识的迁移。

4)基于权重的迁移学习方法： 基于权重的学习方法通过计算带标签的训练样本和不带标签的测试样本之间的相似度对源域中样本的采样权重进行重新分配。对于相似度大的，对训练模型有利的训练样本被赋予较大的权重，否则赋予较小的权重。

深度迁移学习是指利用迁移学习的思想来实现深度学习模型训练过程的方法。深度学习注重模型的深度和自动特征提取，逐层地进行特征学习，具有较高的特征提取和选择能力，但其庞大的模型参数需要大量的有标签数据进行充分学习，为了得到最优模型需要尝试多种模型超参数组合，这也是一项非常耗时的工作，因此，希望通过迁移学习思想来帮助深度学习模型进行快速训练，即根据数据集或学习任务的相关性，将已经训练好的模型参数或模型学习到的知识，通过一定的方式传递给新的模型从而帮助优化新模型的训练学习。深度迁移学习是一种有效解决深度网络训练困难的方法在本章中，使用深度迁移学习是通过用预训练网络模型参数初始化目标模型参数值来帮助实现目标模型快速训练和准确分类的。

本节中将利用在大型自然图像数据集上进行了预训练的深度卷积神经网络来帮助转子绕线检测网络模型加速训练和提升缺陷识别准确率。根据深度卷积网络的学习过程可以看出，CNN模型可以从图像输入中学习到分层特征，并且，基于CNN的预训练模型参数中所包含的知识信息是可以迁移到新的任务中的。低层卷积层可以学习到图像中边缘或轮廓特征，这些特征对于大部分的图像分类任务都是适用的，而高层卷积层学习的是更为抽象的特征表达，这些特征表达跟具体的应用领域高度相关，通用性不强。因此，面对新任务时，对于低层的卷积特征图是可以进行迁移的，仅需要从新的数据集中学习高层特征即可，这种更新参数的方式被称为微调式。在这里，参数微调式模型的成功与否与源域和目标域间的差异性息息相关。对于源域和目标域具有相似的分布时，迁移学习模型可以保留卷积特征图，仅微调全连接层；而对于源域与目标域差异性较大的情况时，部分高层卷积模块需要进行参数微调才能够更好地拟合目标数据。与从零开始训练相比，基于预训练网络模型的深度迁移学习方法能够大大减少需要迭代更新的参数数量，从而加速模型收敛。

基于预训练的深度卷积网络模型在许多不同的任务中取得了成功应用，其中大部分情况下使用的预训练模型都是通过大量的自然图像数据训练得到的。例如，在生物医学成像任务中，尽管其与自然图像存在着较大的差异性，但是很多研究表明将预训练模型应用于医疗成像任务具有有效性，有助于快速准确的医疗图像识别。受到医疗图像领域以及其他应用领域中基于预训练模型探究的启发，本节将研究从自然图像领域向转子绕线图像识别领域进行知识迁移的性能表现。

### 4.2.2 Inception-V3网络模型

预训练网络是指一个现存的、网络参数均已保存好的网络模型结构，其之前己在大型数据集(通常是大规模图像分类仼务)上进行了充分的训练，已获得最优的模型参数以及模型超参数组合。

如果这个原始数据集足够大且足够通用，那么预训练网络学到的特征的空间层次结构可以有效地作为视觉领域一个通用模型，这些学到的特征也可以用于不同的计算机视觉问题，即使这些新问题设计的类别和原始任务完全不同。预训练网络模型具有以下的特点：

1)预训练网络模型学习到的特征具有可移植性；

2)预训练网络模型通常是含有多个隐含层的大型深度网络结构，其与早期的浅层网络学习相比具有更好的特征学习能力

3)利用预训练网络模型可以有效解决基于小数据样本的模式分类问题。

常见的预训练网络模型大多存在与计算机视觉领域，通过大型图像数据集进行充分训练，得到可以实现精确识别的网络模型，常用的预训练模型有： Xception， ResNet50，Inception-V3等模型，在本节中着重介绍Inception-V3模型。

Inception-V3模型是一个深度卷积网络模型，隐含层由卷积模块和一个全连接模块组成，在大型自然图像数据集 ImageNet上完成训练学习，具有预训练权值，具有强大的图像特征学习能力。其具体参数结构如下表4.1所示。

表4.1 Inception-V3模型结构的详细参数

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 类型 | Kernel尺寸/不常（或注释） | 输入尺寸 |
| 卷积层 | 3×3/2 | 299×299×3 |
| 卷积层 | 3×3/1 | 149×149×32 |
| 卷积层 | 3×3/1 | 147×147×32 |
| 池化层 | 3×3/2 | 147×147×64 |
| 卷积层 | 3×3/1 | 73×73×64 |
| 卷积层 | 3×3/2 | 71×71×80 |
| 卷积层 | 3×3/1 | 35×35×192 |
| 3×Inception模块组 | 如图4.2 | 35×35×288 |
| 5×Inception模块组 | 如图4.3 | 17×17×768 |
| 2×Inception模块组 | 如图4.4 | 8×8×1280 |
| 池化层 | 8×8 | 8×8×2048 |
| 线性层 | logits | 1×1×2048 |
| Softmax | 分类输出 | 1×1×1000 |

由于Inception网络是全卷积的，每个权重对应每个激活的一次乘法。因此，任何计算成本的降低会导致参数数量减少。这意味着，通过适当的分解，我们可以得到更多的解耦参数，从而加快训练。

如果我们放大5×5卷积的计算图，我们看到每个输出看起来像一个小的完全连接的网络，在其输入上滑过5×5的块。由于我们正在构建视觉网络，所以通过两层的卷积结构再次利用平移不变性来代替全连接的组件似乎是很自然的：第一层是3×3卷积，第二层是在第一层的3×3输出网格之上的一个全连接层。通过在输入激活网格上滑动这个小网络，用两层3×3卷积来替换5×5卷积（比较图4.1和4.2）。



图4.1 原始的Inception模块



图4.2 用两个3x3卷积代替图4.1中的5x5卷积

在理论上，我们可以进一步论证，可以通过1×n卷积和后面接一个n×1卷积替换任何n×n卷积，并且随着n增长，计算成本节省显著增加（见图4.3）。采用这种分解对于中等网格尺寸（在m×m特征图上，其中m范围在12到20之间），其给出了非常好的结果。



图4.3 n×n卷积分解为1xn和nx1后的Inception模块

具有扩展滤波器组输出的Inception模块被用于最粗糙的（8x8）网格，以提升高维表示。仅在最粗的网格上使用了此解决方案，因为这是产生高维度的地方，稀疏表示是最重要的，因为与空间聚合相比，局部处理（利用1x1卷积）的比率增加。



图4.4 具有扩展滤波器组输出的Inception模块

### 4.2.3 特征挖掘

利用预训练网络进行特征挖掘是一种有效的深度迁移学习方法，主要包含两种策略：

1)预训练深度网络用作特征提取器：在数据量充足的源域数据上进行深度神经网络的训练学习，得到最优化模型，将最优化模型看作一个特征提取器，应用到新的目标域数据中，此时，网络将计算出目标域数据的一种特征表达。同时，对于预训练深度神经网络中的任意一层隐含层都是输入信号的一种特征表达，可以根据具体任务使用任一种特征表达。如前所述，对于深度神经网络中的低层隐含层特征，其表达的是较为一般的概括性特征信息，而处于网络高层的特征表示则是通过组合低层特征而得到的较为抽象的、有利于分类的特征信息在这一种深度迁移学习方法中，在数据充裕的源域上进行模型训练，在应用于目标域时不需要进行模型训练，而是直接使用预训练模型的部分结构，产生相应的特征信息，即将预训练模型视作特征提取器，可以提取到不同层次的特征信息；

2)预训练深度网络配合参数微调：将已经训练完全的源域模型参数或源域模型学到的知识，通过一定的方式传递给目标域模型从而帮助新模型优化。当深度神经网络模型在源域上训练完全后，再根据目标域数据集进行参数微调。不同于有用特征提取的冻结型模型基，微调是指将其顶部的几层“解冻”，并将这解冻的几层和新增的部分联合训练。微调，顾名思义，是指它只是略微调整了所复用模型中更加抽象的表示，目的是为了让这些表达与目前的问题更加相关。在这一种应用场景中，微调网络参数时，可以选择微调全部的网络参数，也可以选择固定低层网络参数不参与更新，只对高层网络进行参数更新。对于低层网络特征而言，其具有一般性和概括性，对于不同领域的数据都适用，而高层网络特征更加抽象，更能反映一类数据特有的信息，考虑到不同领域的差异性，对高层抽象特征部分进行参数微调，使得新模型可以更好的适应新任务。

在实际应用预训练网络模型进行特征挖掘时，根据源域数据与目标域数据的特点，可以简要概括为以下四种应用场景：

1)源域与目标域差别小且目标域数据少时：数据具有较高的相似性，不需要重新训练模型，直接使用深度迁移学习模型作为特征提取器。

2)源域与目标域差别小且目标域数据多时：数据具有相似性，可以直接作为特征提取器，由于目标域数据充足，也可进行微调高层提高模型适用性。

3)源域与目标域差别大且目标域数据少时：训练数据较少，为了避免产生过学习现象，一般不采取参数微调策略，仍然使用深度迁移学习模型作为特征提取器，通常只提取低层概括性特征信息，针对不同分类任务再设计适当的非线性分类器。

4)源域与目标域差别大且目标域数据多时：为了更好的拟合目标域数据，可以将源域模型参数迁移到目标域中，初始化目标域新模型，再通过目标域数据进行整体网络的训练学习和参数微调。

### 4.3基于预训练模型的深度迁移学习绕线检测方法

针对于深度网络模型训练难度问题以及在转子绕线检测领域缺乏对大型深层网络尤其是超过10层隐含层的深层网络模型性能探究的现状，本节提出了一种基于预训练深层卷积网络的迁移学习方法( Transfer learning-based DCNN， TL-DCNN)应用于转子绕线检测中，利用测试平台进行实验验证，能够快速实现高准确度的缺陷分类。

为了提高转子绕线检测的效率，引入迁移学习思想。目前，深层卷积网络在计算机视觉应用中取得了广泛的应用，基于深层卷积网络的多种预训练网络结构(Pre-trained model)在图像识别分类中获得了较高的准确率，预训练网络结构通过大量的自然图像进行训练学习，具有较强的图像特征学习能力，网络参数已达到最优化。因此，预训练网络结构在自然图像数据集中的特征学习能力可以迁移到绕线检测任务中，同时利用上一章的研究基础，利用预训练深层卷积网络来学习转子绕线图像特征。

考虑到自然图像与转子绕线图像的特征差异，为了准确实现转子绕线检测，采取适当的参数微调策略。根据之前所述，深层卷积网络的低层特征为较为概括的特征，这对于自然图像或是转子绕线图像而言均适用，因此网络的低层参数可以保持不变；而高层特征则是更为抽象具体，自然图像的高层特征与转子绕线图像的高层特征将具有较大差异，因此网络的高层参数需要根据转子绕线图像数据集进行训练和微调，

以适应转子绕线检测的任务。由此，利用迁移学习思想，使用预训练深层卷积网络，在训练过程中锁定低层网络参数，仅更新微调较高层网络参数，不仅利用预训练网络的特征学习能力提高了缺陷识别的准确性，而且大大减少了参数更新数量加快网络收敛速度，缩短了网络训练时间，提高绕线检测效率。

### 4.3.1系统设计

根据迁移学习思想，本节提出的绕线检测模型利用深层卷积神经网络对转子绕线图像进行特征学习，自动选取有利于分类任务的缺陷特征信息，最终实现准确的缺陷分类识别。

与传统的随机初始化网络参数方法不同，基于深度迁移学习的方法是利用在图像领域已完全训练的深度网络模型，将其网络结构与参数迁移到绕线检测模型中。考虑到自然图像与转子绕线图像的实际差异，再通过适当的参数微调策略来实现最终的缺陷状态准确识别。利用预训练模型给予新的绕线检测模型合理初始化，可以提高模型的收敛速度，同时保证了深层结构，可以提取更为抽象且利于分类的特征信息从而提高缺陷识别准确率。

该方法的整体思想如图4.2所示，主要包含以下四个方面：

1)图像采集：采集获得不同状态下的转子绕线图像，作为深层神经网络结构的输入图像数据集；

2)数据预处理：本文使用已在自然图像数据集上进行完全训练的预训练模型作为迁移学习对象，使用预训练模型网络参数初始化绕线检测模型。预训练模型的输入图像为三通道的RGB图像，为了更好地利用预训练模型特征学习能力，需要对采集到的转子绕线图像进行预处理，通过对RGB三通道进行阈值处理，生成三通道数据格式。之后，将数据化分成训练集与测试集，仅使用训练集对新模型进行训练学习，完成网络参数微调，训练完成后，利用测试集数据对最终模型进行测试，验证模型的有效性；

3)模型搭建与参数微调：本节提出的模型选择深层卷积网络Inception-V3作为预训练模型，Inception-V3是一个深层层的网络结构，隐含层由多个个卷积模块和全连接模块组成，在大型自然图像数据集 ImageNet上完成训练学习，具有强大的图像特征学习能力。利用Inception-V3网络参数初始化本文绕线检测模型，改变输岀层，使其神经元数与缺陷状态种类相对应，并随机初始化。模型搭建完成后，设计参数更新策略，根据前文转子绕线图像与自然图像的相关性讨论，保留低层概括特征学习部分，对负责抽象特征学习的网络高层进行参数更新，本节采用的参数微调策略为：锁定低层卷积模块不参与更新，只对高层卷积模块以及全连接模块进行参数更新，如图4.3所示。确定参数更新方法之后，使用训练数据集对深层网络模型进行训练，在训练过程中采用10-折交叉验证来防止网络过学习，在经过一定的迭代之后，模型参数收敛，模型已训练完成。

4)绕线检测模型应用：用测试数据集对最终模型进行验证，参数优化完全的模型可以应用到绕线检测的任务中。



图4.5基于预训练网络的深度迁移学习绕线检测模型

本节提出的转子绕线检测模型是基于预训练网络模型并配合参数微调的方式进行深度网络模型的训练的方法，其基于微调预训练网络算法的具体流程如图4.3所示：

1)设置绕线检测模型的输出层，根据绕线检测仼务的不同设置输出层的神经元单元数，对应于不同实验环境的种类数，并随机初始化输出层权值；

2)采用预训练模型—Inception-V3的网络模型参数初始化本节提出的绕线检测模型；

3)设置网络参数的更新策略，即锁定低层卷积模块的权值不参与更新，而高层的卷积模块以及全连接层参与参数微调更新过程；

4)利用有标签的训练数据对网络进行训练，按照第3)步中设置的参数更新方式，通过计算模型输入标签值与真实标签值之间的交叉熵作为模型误差，通过误差反向传播的方式进行参数更新，其中选用Adam算法进行最优化，在训练模型的过程中保持记录模型误差变化曲线以及分类准确率随选代次数的变化；

5)重复步骤4)直至最终分类正确率不再有明显提升时，提前终止训练，保存模型结构与已更新的参数，即可得到最终训练完全的绕线检测模型。

表4.2绕线检测模型的深度迁移策略

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 类型 | Kernel尺寸/不常（或注释） | 输入尺寸 | 参数调整策略 |
| 卷积层 | 3×3/2 | 299×299×3 | 冻结 |
| 卷积层 | 3×3/1 | 149×149×32 | 冻结 |
| 卷积层 | 3×3/1 | 147×147×32 | 冻结 |
| 池化层 | 3×3/2 | 147×147×64 | 冻结 |
| 卷积层 | 3×3/1 | 73×73×64 | 冻结 |
| 卷积层 | 3×3/2 | 71×71×80 | 冻结 |
| 卷积层 | 3×3/1 | 35×35×192 | 冻结 |
| 3×Inception模块组 | 如图5 | 35×35×288 | 冻结 |
| 5×Inception模块组 | 如图6 | 17×17×768 | 冻结 |
| 2×Inception模块组 | 如图7 | 8×8×1280 | 冻结 |
| 池化层 | 8×8 | 8×8×2048 | 冻结 |
| 线性层 | logits | 1×1×2048 | 微调训练 |
| Softmax | 分类输出 | 1×1×1000 | — |

### 4.3.2实验验证

为了验证本节所提出的的基于预训练网络的深度迁移学习检测方法的有效性，在实验平台下进行了实验验证。为了验证其优越性，将实验结果与现有的一些基于深度模型的检测方法进行对比对照。此外，为了探究其与从零开始训练模型的性能差异，在每个实验环境下都增加了一个随机初始化的CNN检测模型(Lear-from- scratch CNN，LfsCNN)作为对比。在实验中，记录了训练数据集与测试数据集的模型训练误差曲线与检测识别准确率随迭代次数的变化曲线，以及各种实验环境下测试数据集识别情况，接下来按照不同的实验数据进行结果展示与分析。

该实验平台与第三章的实验环境设置相同，验证本节所提出的转子绕线检测方法在各种转子绕线数据集上的有效性。对于转子类型的设置，共有四种。对于每一种类型的转子分别在三种不同的光照条件下进行实验。

在本小节验证实验中，采用本实验平台采集并进行预处理之后的的图像数据作为微调预训练网络检测模型的输入，输入图像来自四种不同的转子类型，且拥有三种不同的光照条件（弱光，正常光，强光）。为了验证本章所提出的基于微调预训练网络的迁移学习绕线检测模型在不同测试数据下的检测性能，充分证明迁移学习模型的有效性，将不同实验条件下采集的数据集作为独立的子集，分别针对这些数据子集进行模型的训练与验证：

S1. 训练数据和测试数据均来自于光照较弱的实验环境；

S2. 训练数据和测试数据均来自于光照正常的实验环境；

S3. 训练数据和测试数据均来自于光照较强的实验环境；

S4. 训练数据和测试数据均分别来自于光照较弱、正常和较强的实验环境，且每种实验环境下的样本数量是相同的；

S5. 训练数据分别来自于光照较弱和正常的实验环境，而测试数据则来自于光照较强的实验环境；

S6. 训练数据和测试数据分别来自两种不同的转子类型，并且训练数据光照条件包括较弱和正常，测试数据光照条件较强。

由此可以得到，在本小结的数据验证实验中，该绕线检测问题可以看作为一个12分类的模式识别问题。对于数据子集S1-S3，每个数据子集中，每种实验环境包含1000个训练样本，那么12种不同实验环境对应于12000个训练样本，构成一个数据子集。测试数据的样本数量与训练数据相同，即每种实验环境含有1000个测试样本，12类实验环境总共含有12000个测试样本。对于数据子集S4而言，每一类实验环境含有300个训练样本，12种不同的实验环境下总含有3600个样本，同样地，测试样本也总共含有3600个样本。对于数据子集S5，训练样本每类实验环境包含500个样本，8类不同的实验环境，训练样本数为4000个，而在测试数据中采用每类实验环境900个测试样本，测试数据集包含4类实验环境总共3600个样本。对于数据子集S6，训练样本包含3000个样本，而在测试数据也是3000个样本。

对应于12类不同的实验环境，预训练模型Inception-V3的输出预测层将被改造成含有12个神经元的全连接层，对应于12类不同实验环境的标签，并采用权值随机初始化的方式。检测模型的其他层用已训练好的Inception-V3模型参数进行初始化。对于参数微调阶段，冻结低层卷积模块的模型参数不参与微调更新，仅对高层全连接网络部分进行基于训练样本的参数微调。完成模型微调后，用测试数据集对该检测模型进行性能评估。

为了充分说明本节提出的基于预训练网络的深度迁移学习检测模型对于转子绕线合格性检测的优越性，将实验结果与多种其他方法进行结果对比，如下表4.3所示。主要的对比实验方法有：

M1.基于深度卷积神经网络的检测模型

M2.基于HOG特征的基于向量机的监测模型

M3.基于融合多特征的检测模型

M4.从零开始训练的深度卷积网络检测模型

M5.基于深度迁移学习的检测模型

通过表4.3可以看出，本节提出的基于预训练网络的深度迁移学习绕线检测模型在实验平台上是有效的，可以实现不同实验环境下的准确检测识别，相较与传统基于特征的转子绕线合格性检测模型和基于传统机器学习（如SVM等）的方法，其表现出最优的缺陷识别准确率。

表4.3 实验结果对比

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 检测方法 | 不同的测试子集 | | | | |
| S1 | S2 | S3 | S4 | S5 |
| M1 |  |  |  |  |  |
| M2 |  |  |  |  |  |
| M3 |  |  |  |  |  |
| M4 |  |  |  |  |  |
| M5 |  |  |  |  |  |

与其他的检测方法相比，本节提出的基于深度迁移学习的方法取得了最高的检测准确率。并且，迁移学习方法可以从输入图像中自动地学习有利于分类任务的特征表达，不需要人工参与。对于分别来自不同实验环境下的训练集和测试集，迁移学习方法仍然可以表现良好，这充分证明了迁移学习方法较好的泛化能力。在实验过程中，记录了不同数据集的误差曲线，分类准确率随着训练轮次的变化曲线，如下图所示。

图4.6 数据集S1下的性能表现

为了进一步比较迁移学习方法与从零开始训练模型的检测效果的差异性，对两种方法进行10-折交叉验证，得到分类准确率如下图所示。

图 4.10 对比实验

测试结果如图5所示。结果表明，基于预训练模型的的迁移学习方法在所有测试集上的表现都明显优于从零开始训练的方法方法，在不同的光照条件下，在不同类型转子的实验环境下都取得了很好的性能，该方法对不同类型的转子在不同照明条件下的适应性说明了其泛化能力的显著提高。性能提升表明，基于预训练模型的迁移学习方法能够在不同的数据集之间转移预先学习到的的先验知识，很好的应用于转子绕线的合格性检测。

### 4.4小结

在基于深度学习的绕线检测研究中，将一个具有多个隐含层的深度网络训练到较高的精度不但需要足够多的训练数据而且将耗费大量的时间，针对此问题，本章提出种基于预训练卷积神经网络的深度迁移学习方法，能够实现高准确度的转子绕线检测。根据迁移学习思想，利用在自然图像识别领域具有较高识别精度的预训练深层卷积神经网络对转子绕线图像进行低层特征学习，再通过参数微调策略对神经网络的高层进行优化从而实现对转子绕线缺陷的准确识别。深层的网络结构可以提取更为抽象且利于分类的特征信息，预训练神经网络的使用可以提高模型的收敛速度。实验结果表明，与已有的深度学习方法相比，该方法具有更快的模型训练速度以及更高的缺陷识别准确度。本章建立了一个通用的转子绕线检测系统，并通过不同的数据集进行实验验证，得到了目前最优的绕线检测识别准确率，在大部分数据集上都可以达到99%的识别率，说明了该方法的有效性的普遍性

本章的结论具体如下：

1)利用迁移学习思想，将在自然图像识别领域具有高精度的预训练网络结构应用于 绕线检测领域，给予绕线检测模型合理初始化，并加深了现有的基于深度学习的绕线检测模型深度，可以学习更为抽象的、利于缺陷识别的有效特征；

2)根据源域与目标域数据的差异性，配合恰当的参数微调策略最优化绕线检测模型，锁定深层网络低层通用型特征学习模块参数，更新高层较为抽象的特征学习模块网络参数以便模型更好地拟合图像信号；

3)基于预训练深层卷积网络的迁移学习绕线检测方法，拥有合理的模型初始化，配合恰当的参数微调策略，不仅提高了 缺陷识别准确率，而且加快深层网络模型收敛速度，缩短了网络训练时间，从而大大提高绕线检测的效率；

4)与传统基于特征的绕线检测模型相比，该方法减少了人工参与程度，提高了系统的智能性，与基于机器学习的绕线检测方法相比，其克服了需要大量有标签数据进行监督式学习的要求，解决了网络难收敛训练时间长等常见问题，具有更快的模型收敛速度以及更高的缺陷分类准确度。