



南京工业大学
NANJING TECH
UNIVERSITY



南京工业大学
土木工程学院 COLLEGE OF CIVIL ENGINEERING
NANJING TECH UNIVERSITY

土木工程学院2022年度科学报告会

一种基于视觉的深度卷积神经网络 桥梁板式橡胶支座病害检测方法

孙广俊 教授

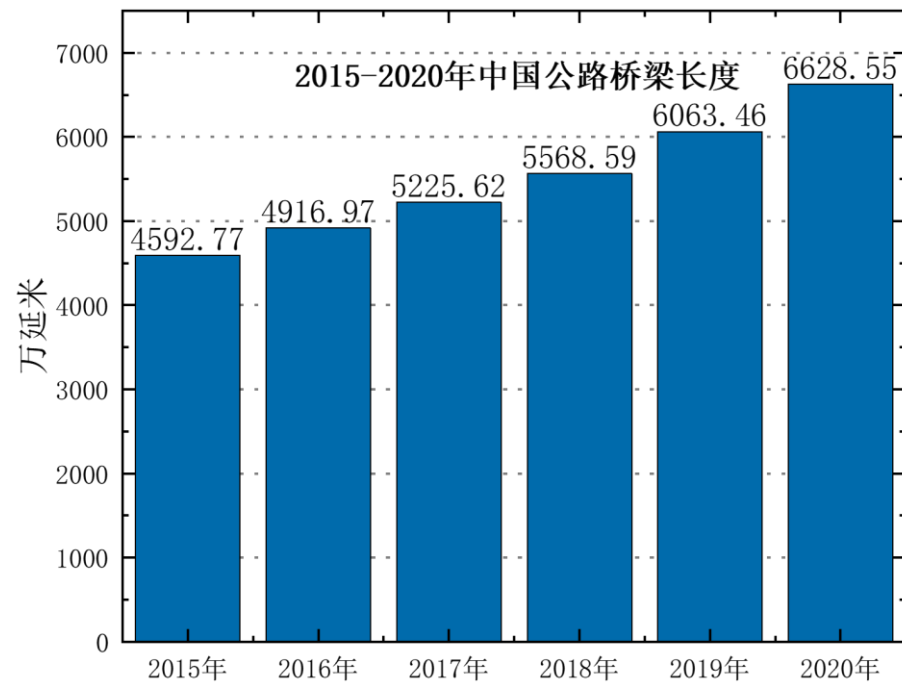
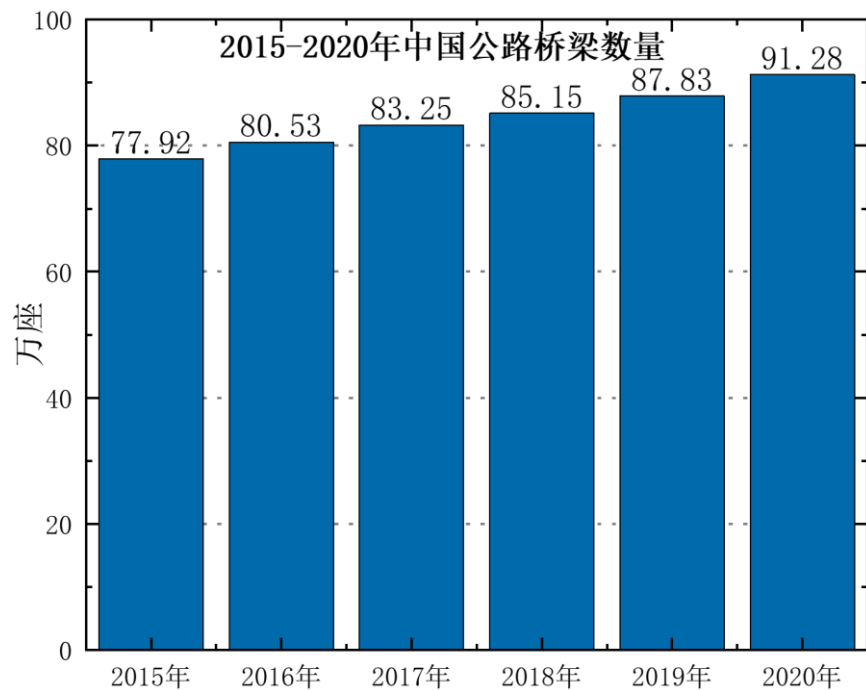
南京工业大学 土木工程学院

2022年12月28日

主要内容

- 桥梁病害检测现状
- 板式橡胶支座病害
- 深度卷积神经网络
- 图像数据集的建立
- 深度学习图像分类

桥梁病害检测现状



- 我国桥梁不论在数量上还是在长度上都稳步增长，给管养护工作带来极大的挑战。
- 我国在役中的大量桥梁已进入了病害集中爆发时段。

桥梁病害检测现状



桥梁检测车



皮划艇检测



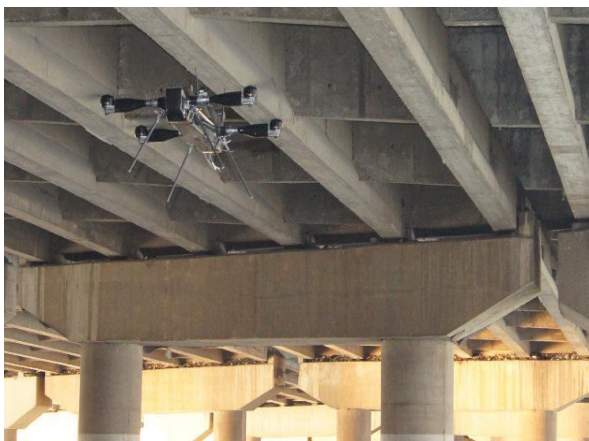
爬梯检测



望远镜检测



拉索机器人检测



无人机检测

人工检测

- 效率低
- 成本高
- 安全性差

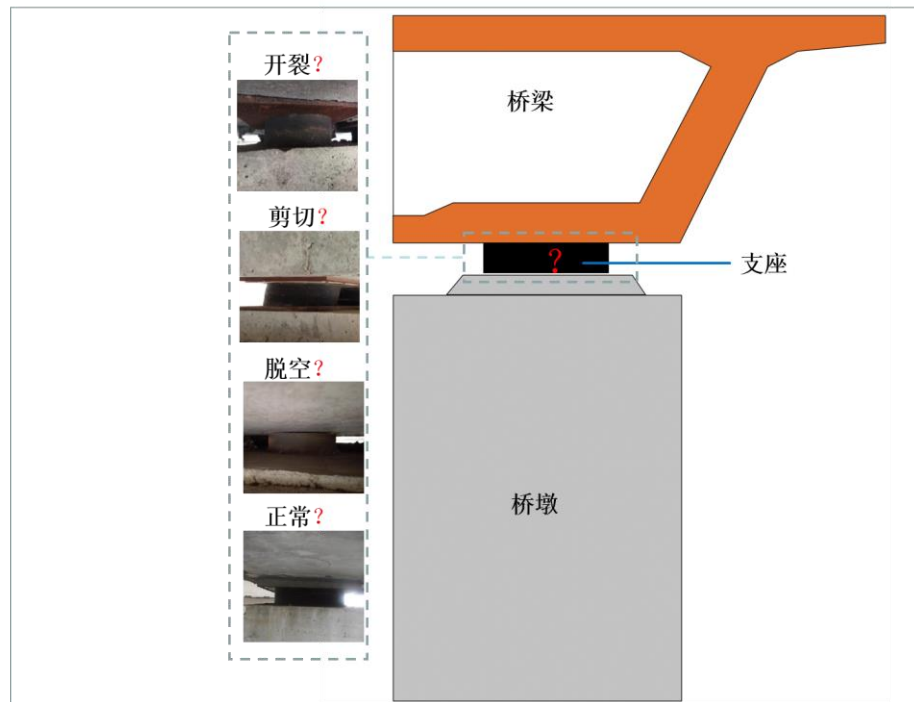
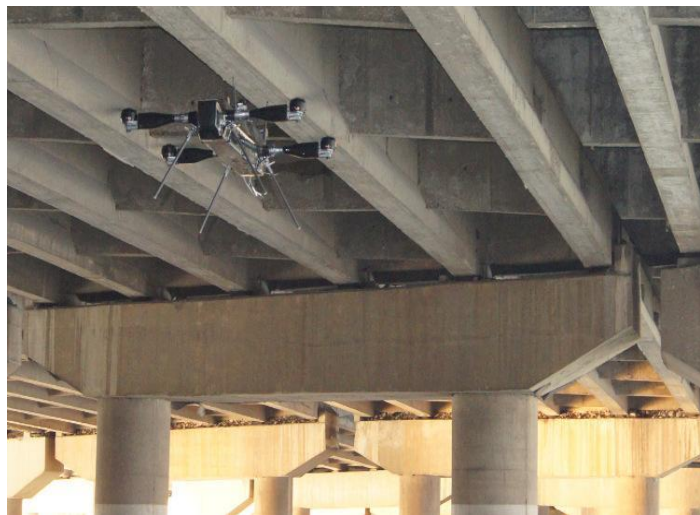


智能化检测

- 效率高
- 成本低
- 安全性好

桥梁病害检测现状

现有研究主要针对裂缝病害的识别，对其它病害研究较少。本研究主要针对支座开裂、脱空、剪切变形、正常工作进行分类，提出一种基于计算机视觉的桥梁板式橡胶支座检测方法，有助于推进桥梁病害的自动化检测，提高检测效率，降低检测成本。



开裂



脱空



剪切

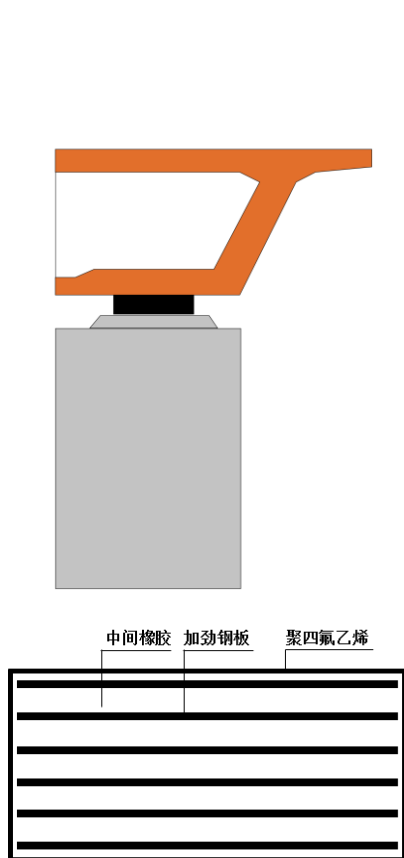


正常

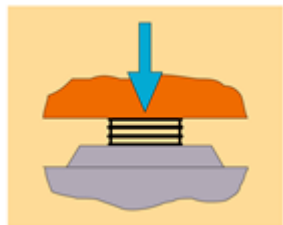
利用无人机非接触式检测技术，拍摄支座图像，然后利用深度卷积神经网络进行识别

板式橡胶支座病害

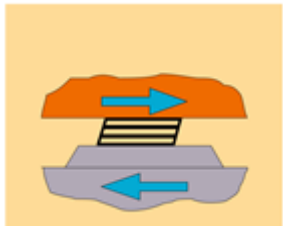
板式橡胶支座因其经济、安装便捷等优势，在公路桥梁中大量使用，连接上部与下部结构，传递荷载。



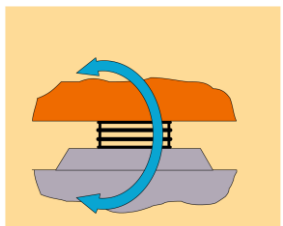
压缩



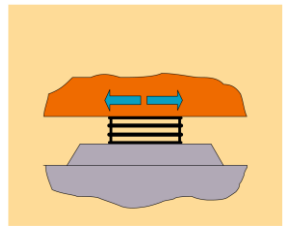
剪切



转动



滑动



开裂



剪切



脱空

深度卷积神经网络

卷积神经网络（CNN）：最少有一层卷积操作的神经网络。卷积神经网络主要有三层结构：卷积层、池化层和全连接层，通过堆叠来形成一个完整的卷积神经网络。

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 2 | 3 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 |
| 0 | 3 | 1 | 0 | 2 | 0 |
| 0 | 2 | 3 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

原图 (4×4)

×

| | | |
|---|---|---|
| 1 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 2 |

卷积核 (3×3)

=

| | | | |
|---|---|---|---|
| 0 | 2 | 4 | 0 |
| 2 | 1 | 6 | 3 |
| 6 | 0 | 2 | 1 |
| 0 | 3 | 1 | 0 |

结果图 (4×4)

| | | | |
|---|---|---|---|
| 4 | 8 | 7 | 8 |
| 5 | 7 | 7 | 6 |
| 1 | 2 | 7 | 8 |
| 3 | 5 | 5 | 5 |

=

| | |
|---|---|
| 8 | 9 |
| 5 | 8 |

max pooling

| | |
|------|------|
| 6 | 7.5 |
| 2.75 | 6.25 |

average pooling

- 卷积是一种线性滤波方法，其可以图像降噪、锐化、边缘提取等。
- 池化层是缩减模型大小，从而减少计算量，提高所取特征的鲁棒性。
- 全连接层是把前面所提取到的特征综合起来，起到分类的作用。

图像数据集的建立:收集与扩增

共收集原始图像4155张，其中支座开裂1053张，支座剪切变形1004张，支座脱空1038张，正常支座1060张，按照8: 1: 1的比例划分训练集、验证集、测试集。



开裂



剪切变形

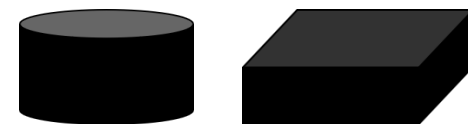


脱空



正常

| 类别 | 原始训练集 (张) | 验证集 (张) | 测试集 (张) |
|----|-----------|---------|---------|
| 开裂 | 841 | 106 | 106 |
| 剪切 | 802 | 101 | 101 |
| 脱空 | 830 | 104 | 104 |
| 正常 | 848 | 106 | 106 |
| 合计 | 3321 | 417 | 417 |



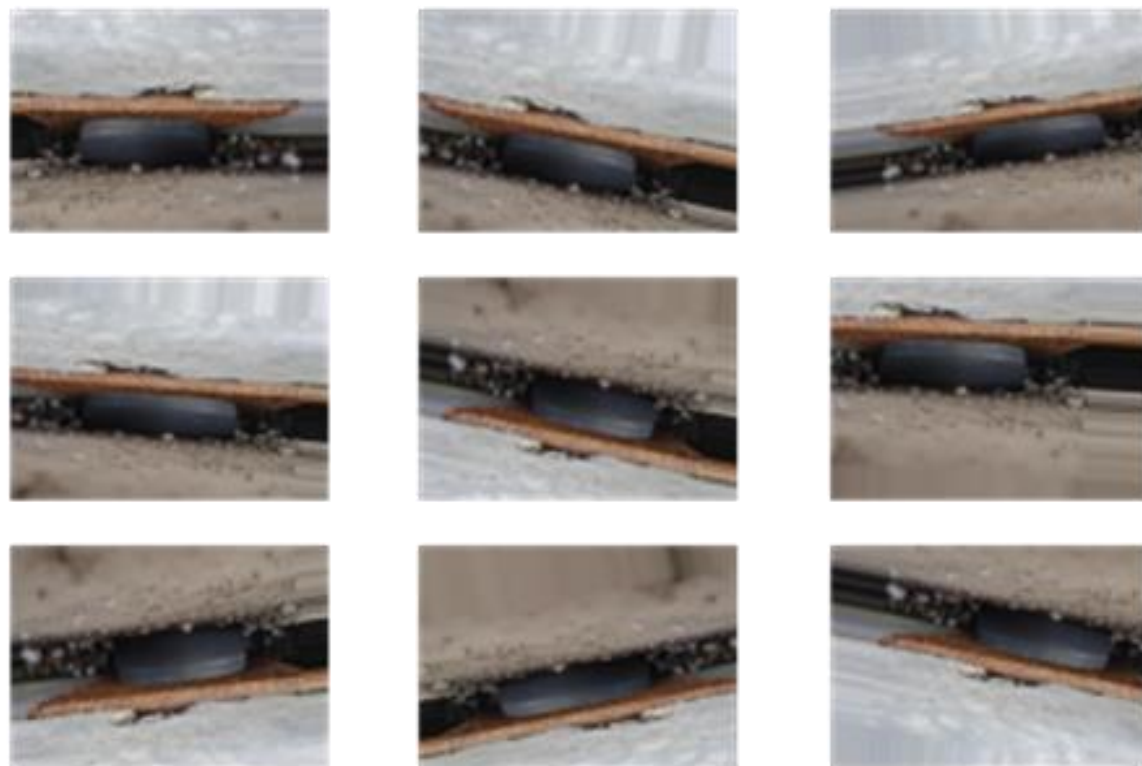
需要在支座前后左右视角拍摄，将支座主要特征拍摄到图像中，图像采集来自不同桥梁，不同设备，角度多样，代表性广泛。

图像数据集的建立:收集与扩增

为得到更多病害训练样本，对现有图像进行数据增强处理，以提高模型泛化能力。对于桥梁支座病害图像而言，经过水平、垂直翻转及旋转等图像处理不会改变病害的特征，从而实现图像的扩增。



在线图像扩增



图像数据集的建立: 收集与扩增



原始图像



水平翻转



垂直翻转



水平、垂直翻转



逆时针旋转20°



顺时针旋转20°

基于opencv图像处理



原始图像



PCA 处理后的示意图

基于主成分分析 (PCA) 的数据增强

深度学习图像分类

构建了三种深度卷积神经网络病害识别的方法：

【方法1】从头开始训练卷积神经网络

【方法2】迁移学习，训练全连接层+微调所有层

【方法3】迁移学习+数据增强

准确率

$$Accuracy = \frac{Number\ of\ TP + Number\ of\ TN}{Number\ of\ P + Number\ of\ N}$$

精确率

$$Precision = \frac{Number\ of\ TP}{Number\ of\ TP + Number\ of\ FP}$$

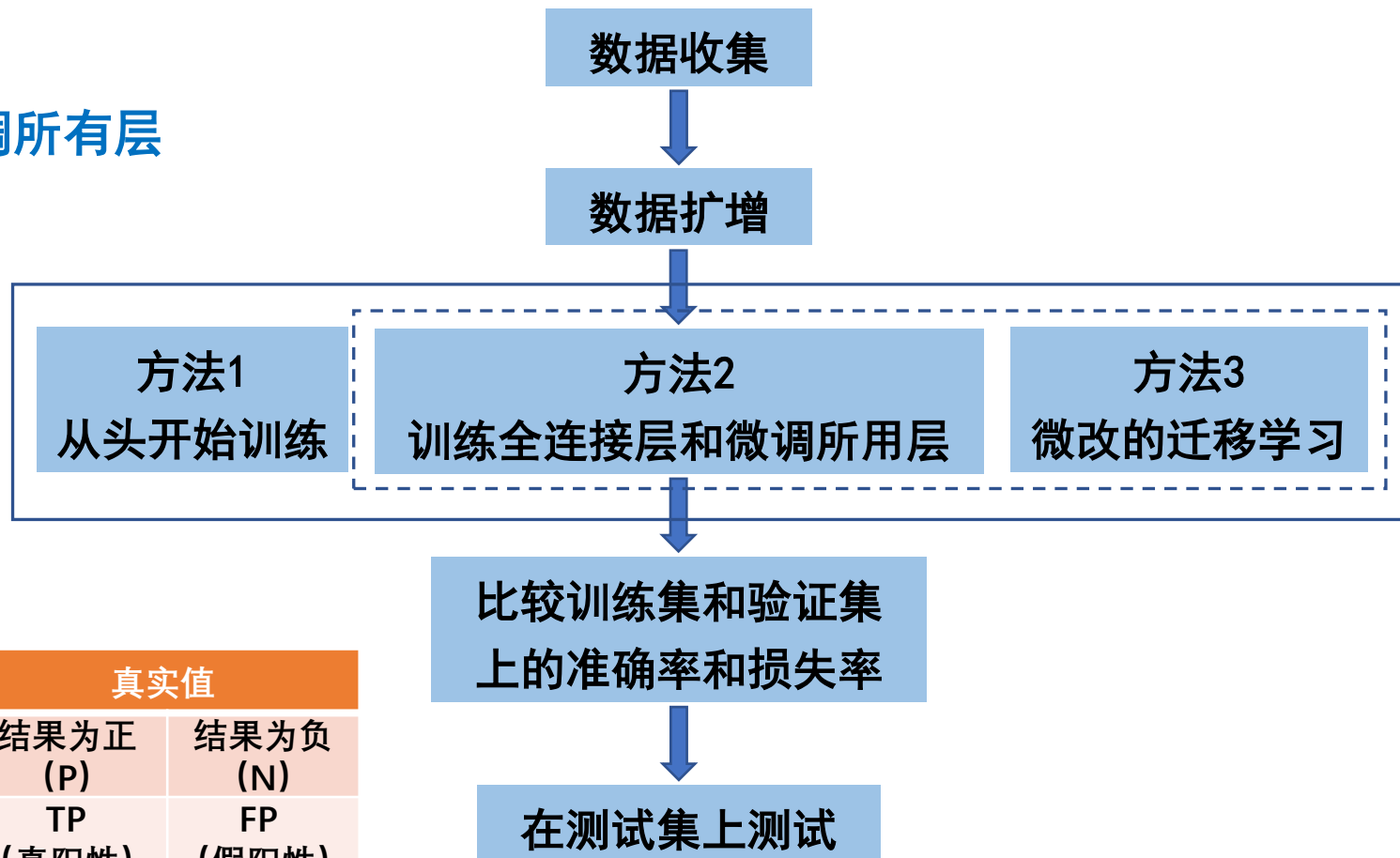
召回率

$$Recall = \frac{Number\ of\ TP}{Number\ of\ TP + Number\ of\ FN}$$

F1-score

$$F1 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

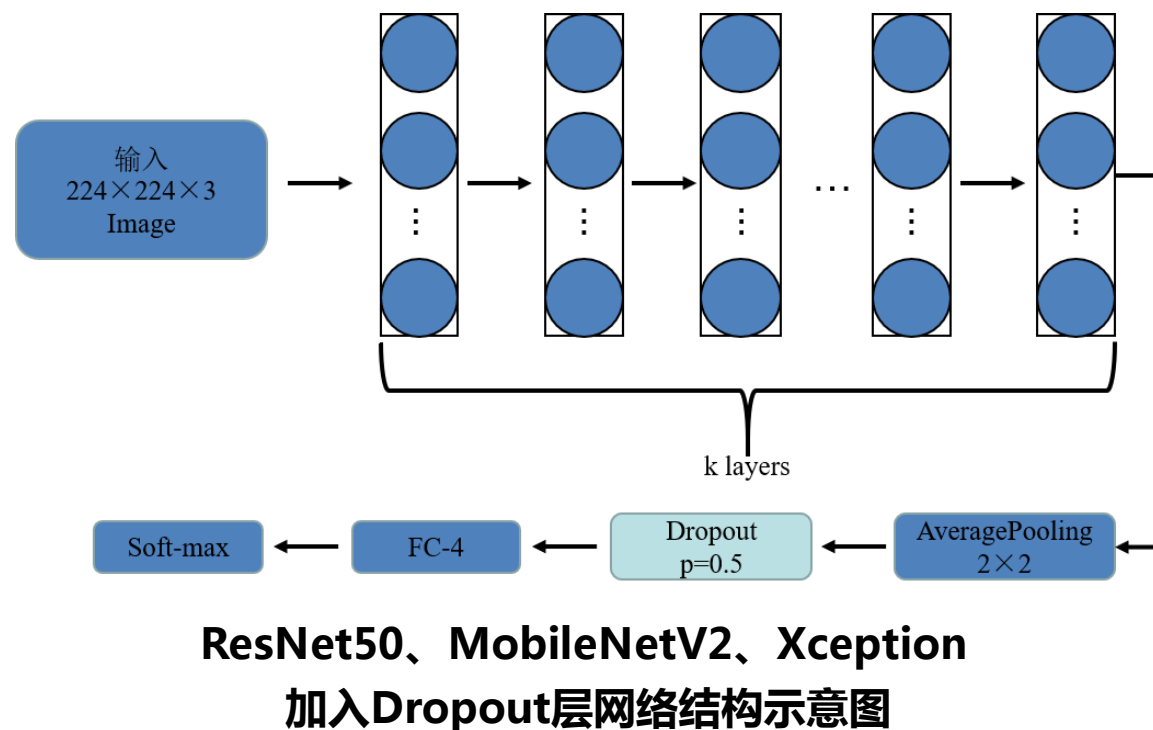
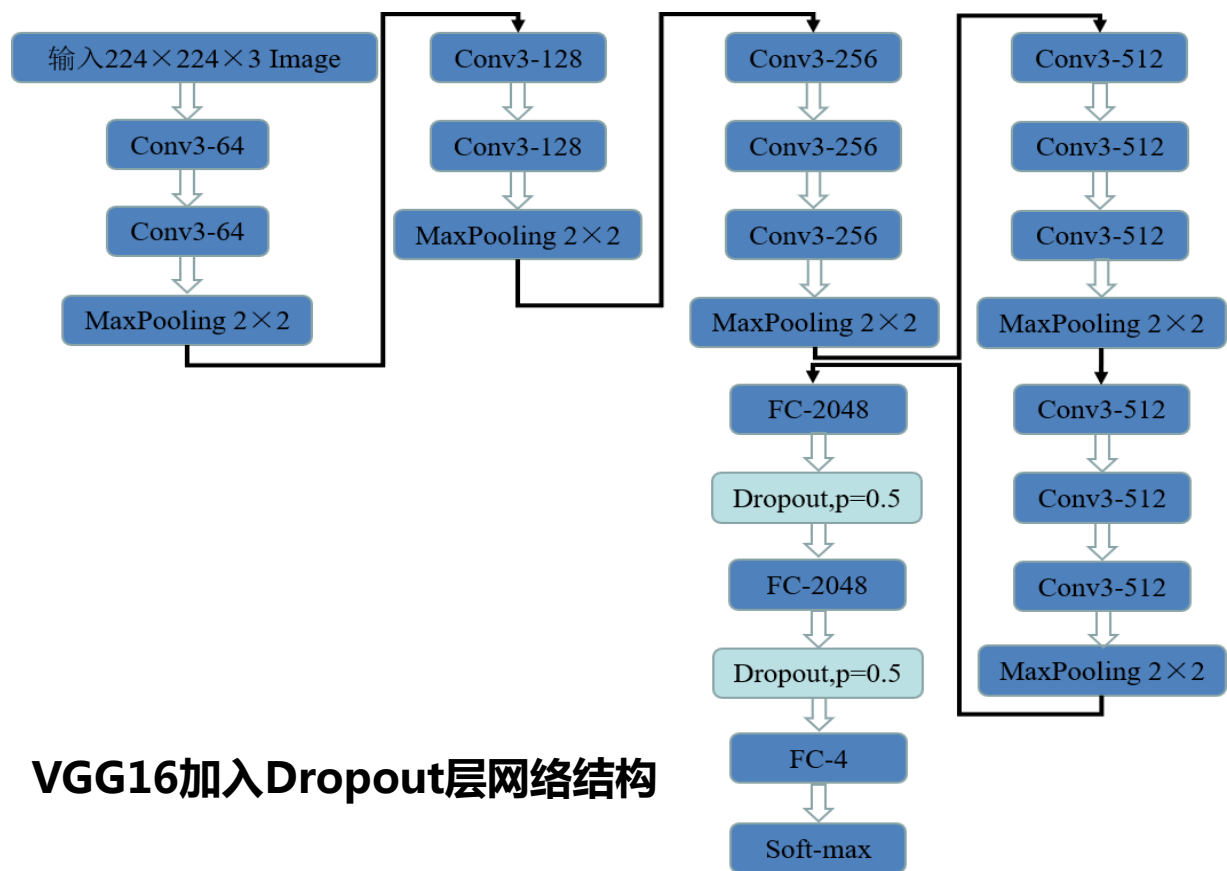
| 混淆矩阵 | | 真实值 | |
|------|----------|-------------|-------------|
| | | 结果为正 (P) | 结果为负 (N) |
| 预测值 | 预测为正 (P) | TP (真阳性) | FP (假阳性) |
| | 预测为负 (N) | FN (假阴性) | TN (真阴性) |



深度学习图像分类：方法1

从头开始训练卷积神经网络：用本研究的数据集去训练一个没有在其它数据集上训练过的模型，并在每一个原始网络中的全连接层中加入Dropout层，用于防止过拟合。

选取VGG16、ResNet50、MobileNetV2、Xception模型



深度学习图像分类：方法1

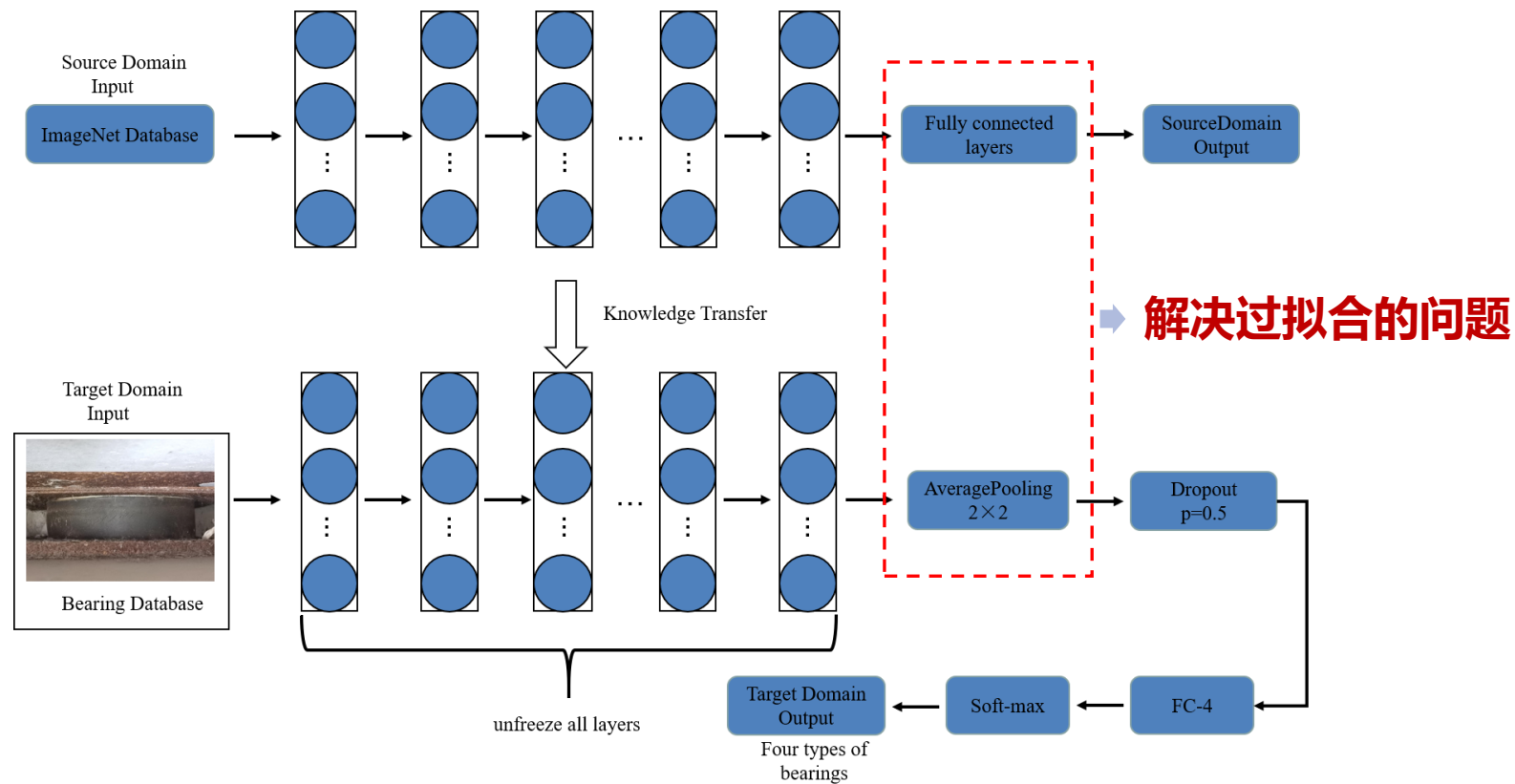
深度卷积神经网络训练时需要大量数据样本，才能让模型充分的训练与学习，从而提升模型的泛化能力。

| 模型VGG16在测试集各类别的评价指标数值 | | | | | 模型Xception在测试集各类别的评价指标数值 | | | | |
|-----------------------|-----------|--------|----------|---------|--------------------------|-----------|--------|----------|---------|
| | Precision | Recall | F1-score | Support | | Precision | Recall | F1-score | Support |
| 开裂 | 0.67 | 0.56 | 0.61 | 106 | 开裂 | 0.68 | 0.34 | 0.45 | 106 |
| 剪切 | 0.51 | 0.54 | 0.53 | 101 | 剪切 | 0.57 | 0.38 | 0.45 | 101 |
| 脱空 | 0.70 | 0.76 | 0.73 | 104 | 脱空 | 0.38 | 0.93 | 0.54 | 104 |
| 正常 | 0.44 | 0.45 | 0.45 | 106 | 正常 | 0.68 | 0.26 | 0.38 | 106 |
| Accuracy | | | 0.58 | 417 | Accuracy | | | 0.48 | 417 |

- 在训练集上四个模型的表现都很好，准确率都能达到百分之九十以上，但在验证集上表现不够理想，与训练集准确率相差较远。
- 相对来说**VGG16**效果最好，其在各个评价指标上表现都优于其它模型，整体准确率（Accuracy）为0.58，召回率（Recall）为0.58，脱空的召回率（Recall）为0.76（最高）；Xception模型在脱空上的召回率（Recall）为0.93（最高），对于该种类的识别率最好，但在其它种类的表现较差。
- 从头开始训练的几个模型，其在测试集上的识别能力都比较差，远达不到实际工程应用。

深度学习图像分类：方法2

迁移学习（训练全连接层+微调所有层）：将某一领域学习参数信息迁移到另一个领域。四个模型均用平均池化层+Dropout层+Dense层作为全连接层，冻结全连接层其它全部层，并对全连接层进行训练30次，对4种模型进行微调，主要操作是对每个模型的所有层解冻并进行低学习率训练，覆盖训练全连接层训练权值，共进行21次迭代。



迁移学习微调模型训练框架

深度学习图像分类：方法2

| 模型VGG16在测试集各类别的评价指标数值 | | | | | 模型MobileNetV2在测试集各类别的评价指标数值 | | | | |
|-----------------------|-----------|--------|----------|---------|-----------------------------|-----------|--------|----------|---------|
| | Precision | Recall | F1-score | Support | | Precision | Recall | F1-score | Support |
| 开裂 | 0.72 | 0.74 | 0.73 | 106 | 开裂 | 0.78 | 0.59 | 0.67 | 106 |
| 剪切 | 0.80 | 0.63 | 0.71 | 101 | 剪切 | 0.60 | 0.70 | 0.65 | 101 |
| 脱空 | 0.60 | 0.88 | 0.71 | 104 | 脱空 | 0.70 | 0.88 | 0.78 | 104 |
| 正常 | 0.71 | 0.51 | 0.59 | 106 | 正常 | 0.62 | 0.52 | 0.57 | 106 |
| Accuracy | | | 0.69 | 417 | Accuracy | | | 0.67 | 417 |

- 训练全连接层30次后，各模型的分类器已趋于收敛，效果提升不再明显。
- 相对来说**VGG16**效果最好，最终的整体准确率（Accuracy）为0.69，相对于从头开始训练准确率提高11%，在剪切变形上精确度（Precision）达到0.80（最高），在脱空上召回率（Recall）达到0.88（最高），MobileNetV2在脱空上召回率（Recall）为0.88（最高）。
- 使用迁移学习后，模型的泛化能力提升，但过拟合问题仍存在。

深度学习图像分类—方法3

迁移学习+数据增强：首先进行Keras ImageDataGenerator实时图像处理，命名为DA1。再进行基于opencv图像处理方法+PCA方法，命名为DA2。在迁移学习VGG16模型下进行，不改变其它参数，最终结果显示DA2方法进一步提升了模型的泛化能力。

| DA2数据扩增后支座数据集 | | | | |
|---------------|------------|-------------|----------|----------|
| 类别 | 原始训练集数量（张） | 扩增后训练集数量（张） | 验证集数量（张） | 测试集数量（张） |
| 开裂 | 841 | 5046+841 | 106 | 106 |
| 剪切变形 | 802 | 4812+802 | 101 | 101 |
| 脱空 | 830 | 4980+830 | 104 | 104 |
| 正常 | 848 | 5088+848 | 106 | 106 |
| 合计 | 3321 | 23247 | 417 | 417 |

深度学习图像分类：方法3

| 模型VGG16+DA1在测试集各类别的评价指标数值 | | | | | 模型VGG16+DA2在测试集各类别的评价指标数值 | | | | |
|---------------------------|-----------|--------|----------|---------|---------------------------|-----------|--------|----------|---------|
| | Precision | Recall | F1-score | Support | | Precision | Recall | F1-score | Support |
| 开裂 | 0.70 | 0.81 | 0.75 | 106 | 开裂 | 0.91 | 0.69 | 0.78 | 106 |
| 剪切 | 0.67 | 0.44 | 0.53 | 101 | 剪切 | 0.79 | 0.77 | 0.78 | 101 |
| 脱空 | 0.80 | 0.79 | 0.80 | 104 | 脱空 | 0.77 | 0.86 | 0.81 | 104 |
| 正常 | 0.57 | 0.69 | 0.63 | 106 | 正常 | 0.63 | 0.73 | 0.68 | 106 |
| Accuracy | | | 0.69 | 417 | Accuracy | | | 0.76 | 417 |

- DA1方法效果不佳，DA2方法大幅度提升了网络的泛化能力及整体识别准确率。
- 在测试集上的整体识别准确率（Accuracy）较方法2提高7%，较方法1提高18%，达到了76%。
- 在脱空上召回率（Recall）达到0.86，较方法2基本持平，在开裂上精确度（Precision）达到0.91。
- 在后续研究中，还需进一步提升整体的识别能力。

深度学习图像分类：二分类

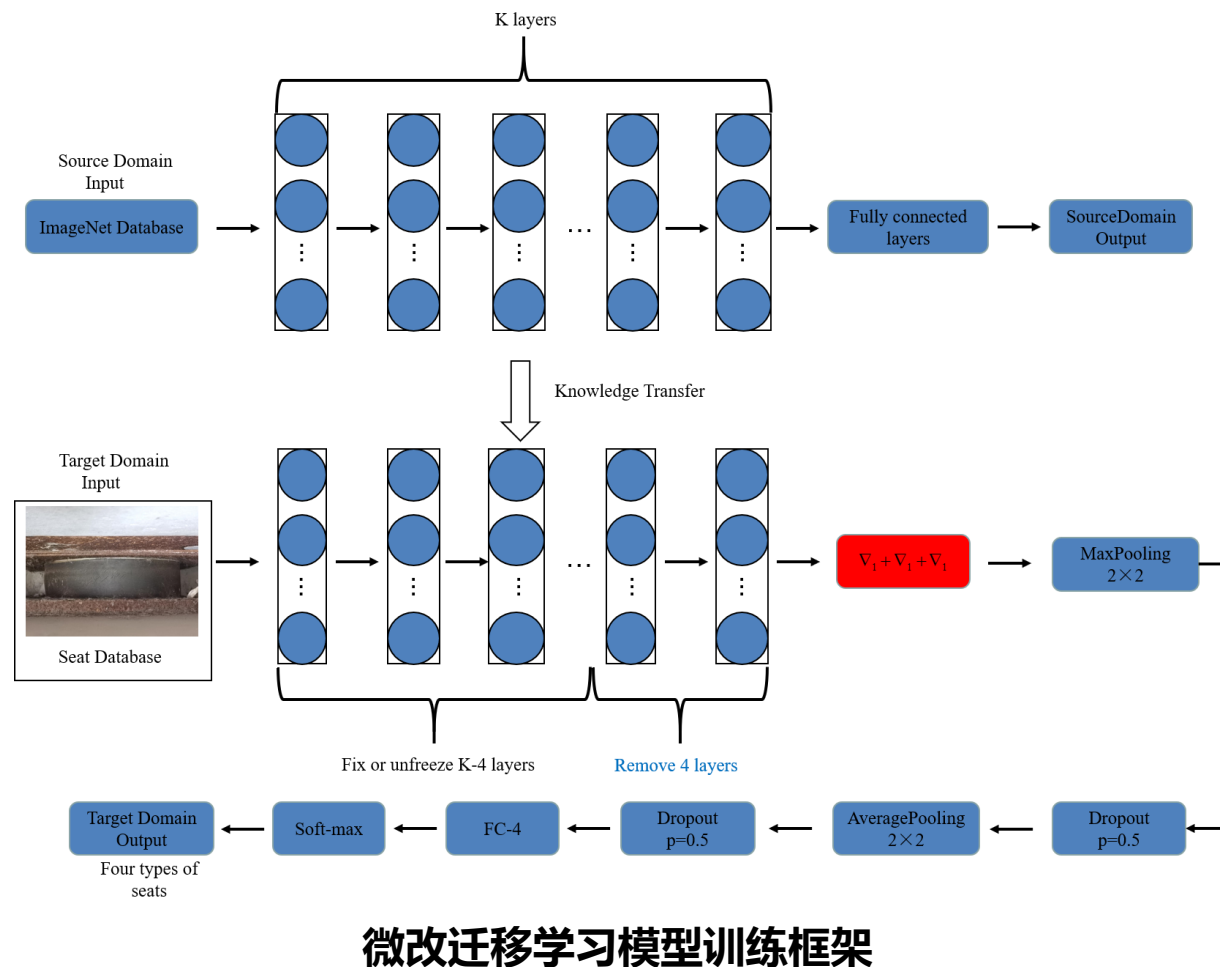
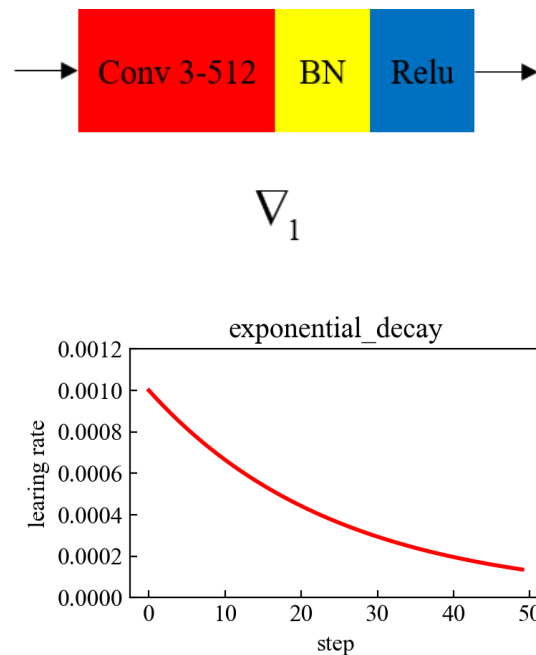
二分类病害识别：四分类模型的整体识别能力可以为实际工程提供一定的参考，尤其是在脱空类别上，具有可靠的识别能力。考虑到实际工程中更高的整体识别准确率的需要以及四分类的高计算成本，现考虑两分类病害识别，即有病害的为**一类**，正常的为**一类**。

微改的VGG16迁移学习方法

在预训练模型的基础上，解冻最后四层，包括三层卷积层和一个最大池化层，并用 Sequential 把原模型最后四层去掉，重新依次加入三个模块： ∇_1 、最大池化层和 Dropout 层，用以提升模型泛化能力及学习能力。

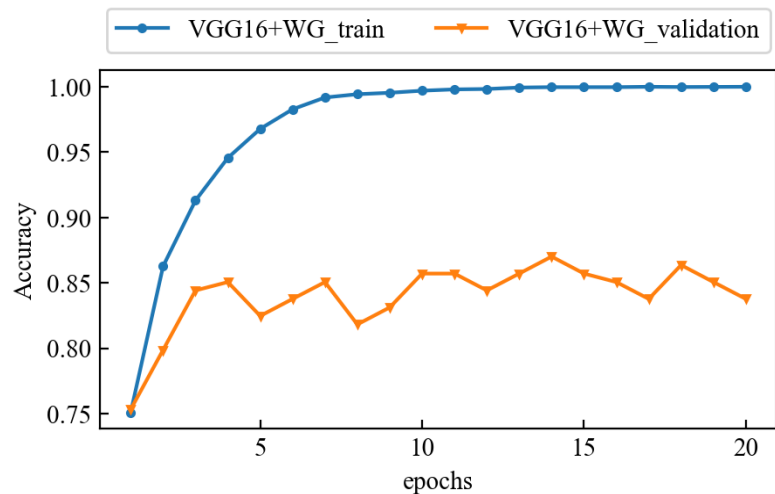
学习率使用指数衰减函数

学习率过大，可能会错过最优值；学习率过小，可能会停留在局部极小值上。

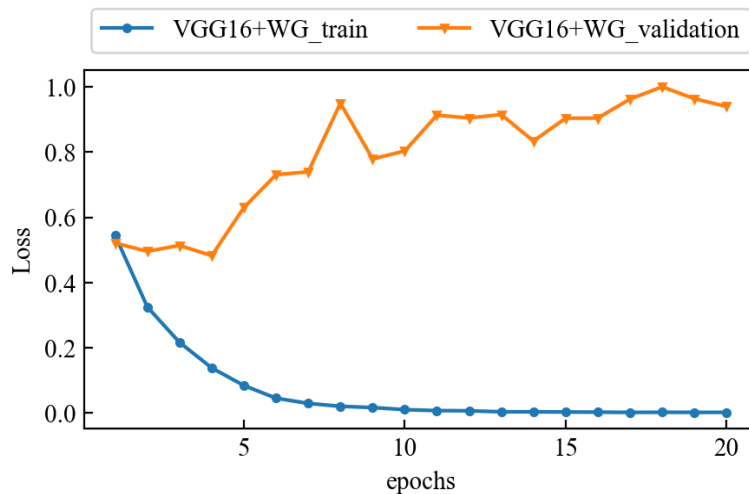


微改迁移学习模型训练框架

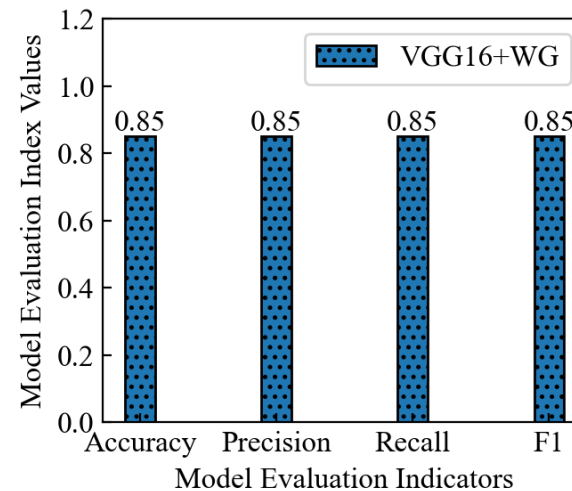
深度学习图像分类：二分类



训练集和验证集的准确率



训练集和验证集的损失值



测试数据集上所有分类器的性能

微改后VGG16在测试集的识别数据

| 实际标签 | 预测标签 | |
|------|------|----|
| | 有病害 | 正常 |
| 有病害 | 66 | 11 |
| 正常 | 12 | 65 |

微改后VGG16在测试集各类别的评价指标数值

| | Precision | Recall | F1-score | Support |
|----------|-----------|--------|----------|---------|
| 有病害 | 0.85 | 0.86 | 0.85 | 77 |
| 正常 | 0.86 | 0.84 | 0.85 | 77 |
| Accuracy | | | 0.85 | 154 |

用二分类代替四分类，方法在结果上更好，需要数据集较少，模型的训练效率提高，在工程应用中有很好的价值。

小结

- 将深度卷积神经网络用于桥梁板式橡胶支座病害识别，包括：开裂、剪切变形、脱空、正常四种类别：
- 采用了**四种**不同的模型和**三种**不同的训练方式：VGG16、ResNet50、MobileNetV2、Xception模型；从头开始训练，迁移学习，迁移学习+图像增强。
 - 在方法1上整体识别率最好的是**VGG16**模型，达到**58%**；在方法2上整体识别率最好的仍是VGG16，达到**69%**；在图像增强的数据集上，用VGG16模型进行训练，整体识别率达到**76%**，大幅提升了模型的识别准确率。
 - 应用opencv进行图像处理的方式加上PCA的线下扩增方法效果较好。
 - 将支座的狀態只分为**两种**（正常和有病害），并采用迁移学习+图像增强训练评估模型，效果提升明显，整体识别率达到**85%**，可以为工程应用提供参考。



南京工业大学
NANJING TECH
UNIVERSITY



南京工业大学
土木工程学院
COLLEGE OF CIVIL ENGINEERING
NANJING TECH UNIVERSITY

土木工程学院2022年度科学报告会

汇报结束，敬请指正

