

基于 ResNet50 微调网络模型的混凝土 表面裂缝缺陷识别方法^{*}

刘荣升,李追风,冯庆贺,迟明路,李仁惠

(河南工学院 智能工程学院,河南 新乡 453003)

摘要:为精准高效地识别混凝土表面裂缝缺陷,提出了一种基于 ResNet50 微调网络模型的混凝土表面裂缝缺陷识别方法。首先,在数据准备阶段,通过光照变换、裁剪和翻转来有效扩增数据集;其次,通过微调全连接层和微调卷积层来构建适用于混凝土表面裂缝缺陷识别的 ResNet50 微调网络模型;最后,通过 ResNet50 微调网络模型在混凝土表面裂缝缺陷图像数据集上进行了定性和定量的实验仿真。实验结果验证了所提出微调网络模型在混凝土表面裂缝缺陷任务上的实用性和有效性。

关键词:缺陷识别;微调网络模型;ResNet50

中图分类号:TP13

文献标识码:A

文章编号:2096-7772(2023)04-0027-05

0 引言

近年来,中国混凝土建筑数量急速增长,然而当混凝土表面遭受外力破坏和自身结构变化后会出现各种各样的裂缝缺陷^[1]。如何精准高效地检测混凝土表面裂缝缺陷已经成为一个严峻的挑战。

传统混凝土表面裂缝缺陷识别只能通过人工进行人眼视觉识别,这种方法不仅费时费力,而且可能会威胁到巡检人员的安全^[2]。为了有效解决这一问题,基于数字图像处理的混凝土表面裂缝缺陷识别技术逐渐引起研究者的关注^[3]。对比人工视觉识别,基于数字图像处理的识别不仅具有省时省力特点,而且也更加安全可靠。此外,基于数字图像处理的识别还可以有效规避人为主观因素对混凝土表面裂缝缺陷识别结果的不确定影响。

鉴于当前研究现状,本文将基于数字图像处理的混凝土表面裂缝缺陷识别算法划分为传统手工特征算法和深度神经网络模型算法。传统手工特征算法可以概括为边缘特征检测算法^[4]、图像平滑特征检测算法^[5]和图像分割特征检测算法^[6,7]。最近,随

着人工智能技术的飞速发展与广泛应用,深度神经网络模型算法开始在混凝土表面裂缝缺陷识别领域中逐渐展露锋芒^[8,9]。相较于边缘特征、图像平滑特征和图像分割特征,深度神经网络模型算法则是从图像分类的角度进行混凝土表面裂缝缺陷识别^[10]。但是基于图像分类的预训练深度神经网络模型并不适合直接用于混凝土表面裂缝缺陷识别任务,主要原因在于基于图像分类的预训练深度神经网络模型常常采用自然场景图像进行训练,与混凝土表面裂缝缺陷识别的图像之间存在一定语义差距会导致混凝土表面裂缝缺陷识别的精准度降低^[11]。

为了有效提升混凝土表面裂缝缺陷识别的精准度,本文提出一种基于 ResNet50 微调网络模型。

1 ResNet 网络模型

在 ImageNet 图像数据集上预训练的 LeNet、AlexNet、GoogLeNet、VGG 和 ResNet 等网络模型已经在图像处理领域取得了令人瞩目的成绩^[12]。对比其他网络模型,ResNet 网络模型主要优势在于以下三个方面:

^{*} 收稿日期:2023-03-05

基金项目:河南省重点研发与推广专项(科技攻关)项目(202102210084, 212102310119, 232102210094);河南工学院高层次人才科研启动基金(KQ1863, KQ2011, KQ2001)

第一作者简介:刘荣升(1983—),男,河北沧州人,讲师,博士,主要从事电液伺服控制、测控及人工智能方向的理论与应用研究。

(1) ResNet 网络模型设计了残差模块有效解决了其他网络模型在训练过程中的梯度消失和梯度爆炸问题。

如图 1 所示, 可以看到残差模块的输入为 a , 输出为 b , 网络模型中残差模块定义如下所示:

$$b = F(a) + a \quad (1)$$

式中, $F(\cdot)$ 代表网络待学习的残差函数。

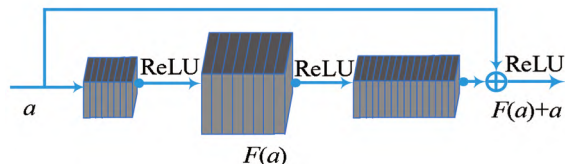


图 1 残差模块

将公式(1)进行变换, 可得:

$$F(a) = b - a \quad (2)$$

残差函数 F 实际上是右侧 $b - a$ 的残差, 称为“残差函数”, 其包含有两个分支, 其一是左侧的残差函数, 其二是右侧的对输入的恒等映射。这两个分支经过一个简单整合(对应元素的相加)后, 再经过一个非线性的变换 ReLU 激活函数, 从而形成整个残差学习模块。由多个残差模块堆叠而成的网络结构称作“残差网络”^[13]。

(2) ResNet 网络模型解决了其他网络模型中由于网络深度叠加导致网络性能变差的问题。

(3) ResNet 网络模型提升了之前网络模型在自然场景图像分类任务中的有效性。

(4) ResNet 网络模型提供了多个网络模型版本(ResNet18、ResNet34、ResNet50、ResNet101 和 ResNet152)用于满足不同任务需求。

考虑到 ResResNet18 和 ResNet34 在有效性上的缺陷、ResNet101 和 ResNet152 在实用性上的缺陷, 本文选用 ResNet50 作为微调的基准网络模型。

2 ResNet50 微调网络模型

2.1 混凝土表面图像数据增广

众所周知, 数据对网络模型的微调至关重要^[14]。数据不足容易引起网络模型的过拟合问题, 同时也会严重影响网络模型的训练和测试效果。数据增广不仅可以有效防止网络模型发生过拟合问题, 而且可以有效增加数据的多样性进而提升网络模型的性能。因此混凝土表面图像数据增广在 ResNet50 微调网络模型中成为了非常重要的一步。

基于以上分析, 本文采用光照变换、裁剪和翻转来进行数据增强。光照变换主要是为了增强微调网

络模型的光照泛化能力。裁剪不仅可以增加图像数据多样性, 而且可以减少微调网络模型对局部区域的关注, 从而提高模型的尺寸鲁棒性和泛化能力。翻转可以增强网络模型在微调过程中对方向变换的泛化能力。如图 2 所示, 可以看到图(a)为混凝土表面图像数据原图, 图(b)为光照变换后图像, 图(c)为裁剪后图像, 图(d)翻转后图像。

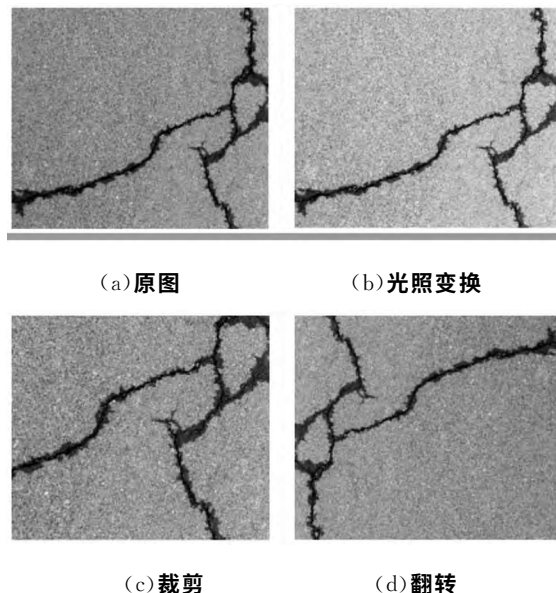


图 2 混凝土表面图像数据增广示例

2.2 微调网络模型定义

微调网络模型作为迁移学习的一种, 本质是将预训练网络模型从源域迁移到目标域, 从而使得网络模型适应于目标域任务。本文将用于自然场景图像分类任务的预训练 ResNet50 网络模型作为源域, 用于混凝土表面裂缝缺陷识别任务的 ResNet50 微调网络模型作为目标域。如文献[15]和[16]所述, 源域定义如下:

$$D = (x, P(X)) \quad (3)$$

式中, x 代表源域特征空间, $x \in \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$; $P(X)$ 表示源域边缘概率分布。目标域定义如下:

$$T = (y, f(\cdot)) \quad (4)$$

式中, y 代表目标域标签空间, $y \in \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 在本文中 y 仅有两个值 0 或 1, 0 代表没有裂缝的混凝土表面图像; 1 代表有裂缝的混凝土表面图像; $f(\cdot)$ 表示标签预测函数, $f(\cdot) \in \{x_i, y_i\}$, 其中 $x_i \in x, y_i \in y$ 。从概率分布角度, $f(\cdot)$ 等价于 $P(y/x)$ 。本文所提出的 ResNet50 微调网络模型就是基于预训练的 ResNet50 网络模型特征空间来优化目标域 T 中的标签预测函数 $f(\cdot)$ 。

2.3 ResNet50 微调网络模型构建

本文将 ResNet50 微调网络模型的构建划分为两个部分:微调全连接层和微调卷积层^[17]。如图 3 所示,在微调全连接层步骤中,为了满足混凝土表面裂缝缺陷图像识别任务,本文将原始全连接层中的 1000 类修改为 2 类,即没有裂缝图像类和有裂缝图像类。在微调卷积层步骤中,本文将原始全连接层模块 1、模块 2、模块 3、模块 4 进行冻结,将模块 5 解

冻处理^[15]。主要原因在于模块 1 至 4 主要学习图像的底层纹理特征、形状特征和结构特征。随着卷积层的不断加深,模块 5 所学习特征为高层语义特征,所以本文优先解冻模块 5 中的权重参数并进行再训练,这样不仅可以获得一个具有较高识别率的 ResNet50 微调网络模型,同时也可以很大程度上节省网络模型的训练时间成本。

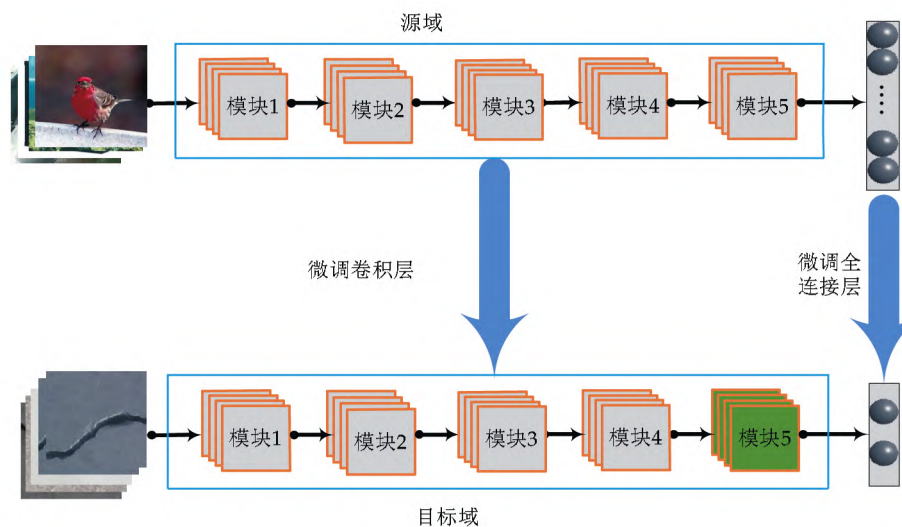


图 3 微调 ResNet50 网络模型算法流程图

3 实验仿真

3.1 实验参数设置

本文实验环境硬件信息如表 1 所示。

表 1 硬件平台信息

名称	型号
处理器	Intel(R) Core(TM) i9-11900H @ 2.50GHz
显卡	GeForce RTX 3080
内存	32G
操作系统	Windows 10
深度学习平台	PyTorch

本文选取文献^[16]数据集中的 2500 张图像,并将 2500 张图像增广至 10,000 张,用于 ResNet50 微调网络模型的训练和测试。在网络模型训练中,超参数设定为:学习率 LearningRate 设定为 0.001,学习率调整参数 Gamma 设定为 0.1,批处理大小 BatchSize 设定为 32,步长 StepSize 设定为 3,训练轮次 NumEpoch 设定为 6。训练集与测试集比例设定为 9:1。定量的识别效果评价指标采用精准率 (Accuracy) 进行评价。

3.2 定性评价

如图 4 混凝土表面裂缝缺陷识别示例所示,从

宏观上,可以看到无裂缝图像和有裂缝图像都识别正确。从微观上,一方面可以看到当无裂缝图像存在明显的光照变化、纹理变化、痕迹及杂物干扰时,ResNet50 微调网络模型都可以给出正确识别结果。尤其是从最后一张无裂缝图像中可以看到,当存在人眼都难以辨别的划痕干扰时,ResNet50 微调网络模型依然可以准确识别。另一方面,可以看到当有裂缝图像存在大小变化、方向变化、尺度变化、多条裂缝交叉和周边杂物干扰时都可以正确识别出有裂缝图像。尤其是从最后一张有裂缝图像中可以看到,当存在人眼都难以辨别的微小裂缝时,ResNet50 微调网络模型仍然可以准确识别。综上所述,定性评价结果验证了所提出微调网络模型在混凝土表面裂缝缺陷任务上的实用性。



(a) 无裂缝图像



(b) 有裂缝图像

图 4 混凝土表面裂缝缺陷识别示例

3.3 定量评价

表 2 列出了在数据集上, ResNet50(原始)和 ResNet50 微调网络模型(本文)的 Accuracy 对比结果。其中, ResNet50(原始)采用 ImageNet 数据预训练的原始权重。Positive 代表有裂纹图像, Negative 代表无裂纹图像。表中粗体数值表示在数据集

表 2 在数据集上平均准确率对比

方法	评价标准	数据集	
		Negative	Positive
ResNet50(原始)	Accuracy (%)	97.3	97.6
ResNet50 微调网络模型(本文)	Accuracy (%)	99.6	99.8

4 结束语

本文提出了一种 ResNet50 微调网络模型。在数据准备阶段,通过光照变换、裁剪和翻转来有效扩增数据集;在模型构建阶段,通过微调全连接层和微调卷积层来构建适用于混凝土表面裂缝缺陷识别的 ResNet50 微调网络模型;在实验评价阶段,通过定性和定量的实验验证了本文所提 ResNet50 微调网络模型的实用性和有效性。

(责任编辑 王 磊)

参考文献:

- [1] 张娟, 沙爱民, 高怀钢, 等. 基于数字图像处理的路面裂缝自动识别与评价系统[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2004, 24(2): 18-22.
- [2] 李晋惠. 用图像处理的方法检测公路路面裂缝类病害[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2004, 24(3): 24-29.
- [3] 张瑞燕. 结合多尺度特征和注意力机制的公路裂缝识别[J]. 现代电子技术, 2023, 46(3): 100-104.
- [4] 冯庆贺, 聂广华, 刘荣升, 等. 基于深度卷积聚合特征的图像检索方法[J]. 河南工学院学报, 2022, 30(3): 30-34.
- [5] FENG Q H, HAO Q H, CHEN, Y Q, et al. Hybrid Histogram Descriptor: A Fusion Feature Representation for Image Retrieval[J]. Sensors, 2018, 18(6): 1943.
- [6] FENG Q H, HAO Q H, SBERT M, et al. Local Parallel Cross Pattern: A Color Texture Descriptor for Image Retrieval[J].

上的最高 Accuracy 值。

从表 2 可以观察到 ResNet50 微调网络模型(本文)在数据集上 Positive 和 Negative 的 Accuracy(%)为 99.6 和 99.8, 明显优于 ResNet50(原始)方法的 97.3 和 97.6。主要原因在于以下两个方面:一方面, ResNet50 微调网络模型在训练阶段采用数据扩增后的图像, 增强了微调网络模型对光照变化、尺度变化和方向变换的鲁棒性;另一方面, ResNet50 微调网络模型在训练阶段优先解冻模块 5 中的权重参数并进行再训练, 提升了 ResNet50 微调网络模型针对混凝土表面裂缝缺陷识别的性能。综上所述, 定量评价结果验证了所提出微调网络模型在识别混凝土表面裂缝缺陷任务中的有效性。

Sensors, 2019, 19(2): 315.

- [7] 王建峰, 刘文豪, 潘清云. 基于图像处理与深度学习的隧道衬砌裂缝识别[J]. 北京交通大学学报, 2022, 46(5): 19-29.
- [8] 瞿中, 王彩云. 基于注意力机制和轻量级空洞卷积的混凝土路面裂缝识别[J]. 计算机科学, 2023, 50(2): 231-236.
- [9] 苏小波. 基于改进 YOLOv4 的路面裂缝识别研究[J]. 河南科技, 2022, 41(18): 62-67.
- [10] 夏坚, 周利君, 张伟. 基于迁移学习与 VGG16 深度神经网络的建筑物裂缝识别方法[J]. 福建建设科技, 2022(1): 19-22, 60.
- [11] 秦丽娜. 基于深度学习的图像缺陷特征识别系统设计[J]. 信息与电脑, 2022, 34(16): 91-93.
- [12] SHAFIQ M, GU Z Q. Deep Residual Learning for Image Recognition: A Survey[J]. Applied Sciences, 2022, 12(18): 8972.
- [13] 魏秀参. 解析深度学习: 卷积神经网络原理与视觉实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2018.
- [14] 杨秋媛, 李宁, 石林, 等. 基于空洞卷积与动态多核融合池化的裂缝识别[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(12): 3529-3537.
- [15] 张典范, 杨镇豪, 程淑红. 基于 ResNet50 与迁移学习的轮毂识别[J]. 计量学报, 2022, 43(11): 1412-1417.
- [16] Pan S J, Yang Q. A Survey on Transfer Learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [17] Özgenel Ç F, Sorguç A G. Performance Comparison of Pre-trained Convolutional Neural Networks on Crack Detection in Buildings[J]. Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction, 2018, 35: 1-8.

Concrete Surface Crack Defect Identification Method Based on ResNet50 Fine-tuning Network Model

LIU Rongsheng, LI Zuifeng, CHI Minglu, LI Renhui

(School of Intelligent Engineering, Henan Institute of Technology, Xinxiang 453003, China)

Abstract: In order to accurately and efficiently identify Concrete surface crack defects, a method for identifying Concrete surface crack defects based on ResNet50 fine-tuning network model is proposed. First, during the data preparation phase, this paper effectively amplifies the dataset by lighting transformations, clipping, and flipping. Then, by fine-tuning the fully connected layer and fine-tuning the convolutional layer, a ResNet50 fine-tuning network model suitable for the identification of crack defects on the surface of Concrete is constructed. Finally, the ResNet50 fine-tuning network model is evaluated qualitatively and quantitatively on the Concrete surface crack defect image dataset, which verified the practicability and effectiveness of the proposed fine-tuning network model in the Concrete surface crack defect task.

Key words: defect identification; fine-tuning network model; ResNet50

(上接第 14 页)

The Microstructure and Oil Lubricated Friction Properties of Al-Sn Alloy Matrix Composites for Bearing Bush

CUI Guoming, ZHANG Yajun, LI Xingxia, SUN Guojin, WANG Huimin

(1. School of Materials Science and Engineering, Henan Institute of Technology, Xinxiang 453003, China)

Abstract: The in-situ $\text{TiB}_2/\text{Al-10Sn}$ composites for bearings were fabricated by Mixed Salt Reaction in-situ synthesis process. The solidification microstructure of the composites was investigated by optical microscope and scanning electron microscope. The results indicate that the grains of $\alpha\text{-Al}$ matrix are fine, the TiB_2 particle size is less than $1.5\mu\text{m}$, and the agglomeration of TiB_2 particles occurs in the interface between $\alpha\text{-Al}$ and eutectic tin, where an interesting microstructure of TiB_2 particles wrapped by tin film was discovered. And the oil lubricated sliding friction tests of composites and matrix alloy were conducted on a small thrust ring versus disc friction testing machine at room temperature under different loads. The experimental data shows that, at low load (200 N), both composites and matrix alloy have a conspicuous running-in period and exhibit better antifriction property, with the steady-state friction coefficient being 0.017 and 0.015, and the steady-state frictional temperature being 33.6°C and 32.1°C , respectively. However, at high load (400 N), the steady-state friction coefficient of composites and matrix alloy is approximately 0.080 and 0.17, and with the steady-state frictional temperature being 57.6°C and 75.4°C , respectively. The composites exhibit higher bearing capacity and excellent antifriction.

Key words: Al-Sn bearing alloy; composites; microstructure; friction properties