

本文引用格式：杨学先.基于深度学习的瓷砖表面缺陷检测数据增强方法[J].自动化与信息工程,2024,45(6):59-63.

YANG Xuexian. Data enhancement method for ceramic tile surface defect detection based on deep learning[J]. Automation & Information Engineering, 2024,45(6):59-63.

基于深度学习的瓷砖表面缺陷检测数据增强方法

杨学先

(科达制造股份有限公司, 广东 佛山 528313)

摘要: 瓷砖表面缺陷不仅影响外观,还可能缩短使用寿命并带来装修安全隐患。针对 YOLOv8 深度模型进行瓷砖表面缺陷检测时,需构建有效的训练数据集以保证模型的稳定性,提出基于深度学习的瓷砖表面缺陷检测数据增强方法。首先,通过高分辨率线阵相机采集瓷砖图像,并结合公共的纹理瓷砖数据集,构建瓷砖数据集;然后,利用 Copy-Paste 算法对瓷砖图像的缺陷目标进行分割、变换并粘贴到新的背景图像中,以提高 YOLOv8 深度模型的表面缺陷检测性能。实验结果表明,该方法构建并增强的瓷砖数据集可有效提高 YOLOv8 深度模型的瓷砖表面缺陷检测能力。

关键词: 瓷砖表面缺陷检测;深度学习;数据增强;Copy-Paste 算法;YOLOv8 深度模型

中图分类号: TP27

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2024)06-0009-05

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2024.06.009

开放获取

Data Enhancement Method for Ceramic Tile Surface Defect Detection Based on Deep Learning

YANG Xuexian

(Keda Industrial Group Co., Ltd., Foshan 528313, China)

Abstract: Surface defects on ceramic tiles not only affect their appearance, but may also shorten their service life and pose safety hazards to decoration. When using YOLOv8 deep model for tile surface defect detection, it is necessary to construct an effective training dataset to ensure the robustness of the model. A deep learning based data augmentation method for tile surface defect detection is proposed. Firstly, a high-resolution linear array camera is used to capture images of ceramic tiles, and combined with a public texture ceramic tile dataset, a ceramic tile dataset is constructed; Then, the Copy Paste algorithm is used to segment, transform, and paste the defect targets of the tile image into a new background image to improve the surface defect detection performance of the YOLOv8 depth model. The experimental results show that the method constructed and enhanced the tile dataset can effectively improve the tile surface defect detection ability of YOLOv8 depth model.

Keywords: ceramic tile surface defect detection; deep learning; data enhancement; Copy-Paste algorithm; YOLOv8 deep model

0 引言

瓷砖的全球年产量高达百亿平方米,被广泛应用于建筑装饰、室内装饰等领域。然而,在瓷砖生产过程中,成型、烧制、抛光及磨边等工艺流程都可能导致产品表面出现缺陷^[1]。因此,瓷砖表面缺陷检测是保证产品质量的关键环节。

相关技术人员在瓷砖表面缺陷检测领域开展了大量的研究。文献[2]提出一种基于统计的自适应检测算法,利用特殊波段的成像雷达系统对多种类型的瓷砖进行裂纹检测,准确率超过 90%。文献[3]提出一种基于广义低秩逼近的缺陷区域提取方法,用于瓷砖表面缺陷检测,准确率达到 94.46%。文献[4]提出一种

显著性目标检测方法,利用注意力机制的高频抑制原理提取纹理瓷砖的表面缺陷特征,综合检测率达到96%以上。但上述方法的检测性能依赖人工设计的算法或图像特征,泛化性较差。

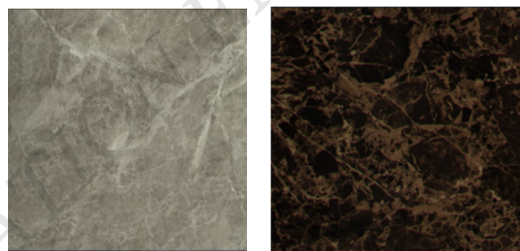
随着人工智能技术的飞速发展,基于深度学习的表面缺陷检测方法具有高效、高精度、灵活等特点,正越来越多地应用于缺陷检测任务。文献[5]提出一种基于生成对抗网络的多阶段图像生成算法,利用迭代和超分辨率重建网络生成大尺寸、高精度的纹理瓷砖图像,以保证生成图像风格的一致性。文献[6]提出一种基于注意力机制的复杂纹理小目标检测方法,结合通道注意力机制增强目标信息,提高了小目标的分割效果。此外,基于YOLOv8的小目标缺陷检测算法^[7],通过修改主干网络、特征金字塔或优化损失函数,可提高模型对中小目标的注意力。文献[8]提出一种基于深度置信网络的检测方法,利用最大熵分割法获取缺陷特征,实验误检率小于20%。文献[9]提出一种基于改进YOLOv6的检测算法,引入注意力机制提高了深度模型的检测准确度。文献[10]提出一种基于卷积降噪自编码器的纹理瓷砖缺陷定位方法,通过在不同尺度上的高斯金字塔重建图像块,实现无监督的缺陷检测。文献[11]采用无监督多尺度特征集合的全卷积自编码器,可有效检测各类型的纹理缺陷。文献[12]设计了特征提取解码器和任务解码器,以获得ROI区域,帮助恢复纹理表面缺陷特征,获得了较为精确的缺陷定位。文献[13]提出一种基于注意力增强的FU-Net无监督缺陷分割方法,利用编码与解码特征的融合,改善重构图像的细节并抑制背景干扰。文献[14]提出一种无监督的特征记忆重排网络,采用背景重建的思想,在潜在空间中构造一个正常的特征记忆库,以利用全局特征模块进行缺陷重建并实现缺陷定位。

深度模型的检测性能通常与训练数据集的质量和规模密切相关。但受限于复杂的生产流程和采集设备,获取瓷砖缺陷图像较为困难且费时费力,导致瓷砖表面缺陷检测模型的训练数据集为小样本且分布不均匀,模型的稳定性较差。为此,本文提出一种基

于深度学习的瓷砖表面缺陷检测数据增强方法。

1 瓷砖数据集的制作及预处理

本文通过高分辨率线阵相机PX-HC-8K04T-00-R采集瓷砖图像540幅(瓷砖类型1),每幅图像的尺寸为600 mm × 600 mm,原始分辨率为8 192 × 8 192像素,如图1(a)所示。此外,本文瓷砖数据集还融合了广东工业智造创新大赛复赛中的纹理瓷砖数据集(瓷砖类型2,图像2 000幅,分辨率在1 022~2 178像素之间),如图1(b)所示,有效增加了纹理瓷砖图像的数量,使数据集覆盖更多类型的缺陷特征,以增强数据集的泛化性。



(a) 瓷砖类型 1

(b) 瓷砖类型 2

图1 瓷砖数据集示例

深度模型在获取图像特征时,会对图像进行多尺度缩放。若输入图像的分辨率过大,细小缺陷会变得更小,甚至消失。故需要采用滑窗切图算法,将大分辨率的图像切分成小分辨率的子图像,以减少图像缩放对细小缺陷的影响。此外,还可以利用滑窗切图算法统一两种类型纹理瓷砖图像的分辨率。在滑窗切图过程中,利用标注信息有目的地筛选缺陷所在的子图像,可过滤掉无效的纯背景区域,减小模型训练负担,提高模型训练效率。经过背景去除与滑窗切图后,两种类型的纹理瓷砖图像合成一个瓷砖数据集。该瓷砖数据集缺陷类型主要有崩角(angle)、崩边(edge)、溶洞(fusion-hole)、针孔(pin-hole)、黑斑(black-spot)等5种,如图2所示。其中,崩角、崩边大都为中尺寸目标,少量为小尺寸目标,本文将其作为检测目标之一。而其他的缺陷类型,如划痕、白斑等,由于数量极少,未作为检测目标。

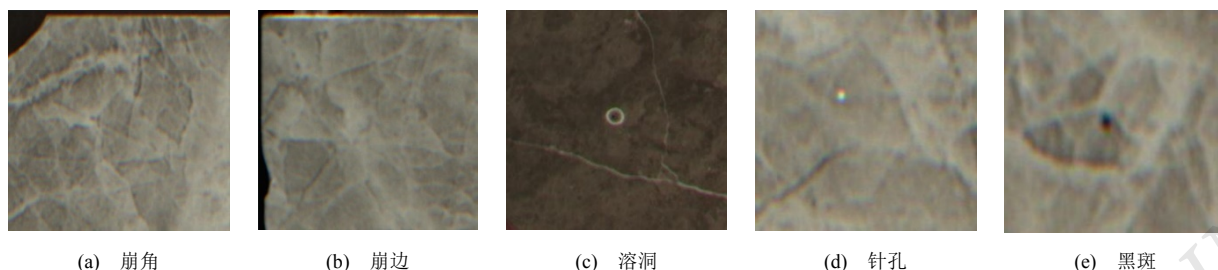


图2 瓷砖数据集的缺陷类型

2 Copy-Paste 数据增强

Copy-Paste 算法^[15]作为一种数据增强方法，可先在一幅含有目标对象的原始图像中分割出一个对象实例，再将该对象实例粘贴到另一幅背景图像中，如图3所示。



图3 Copy-Paste 数据增强示意图

Copy-Paste 数据增强的过程公式为

$$I = I_1 A(G) + I_2 (1 - A(G)) \quad (1)$$

式中： I 为合成后的新图像， I_1 为目标对象所在的图像， I_2 为背景图像， G 为目标对象， $A(G)$ 为对目标对象进行的图像处理，包括随机仿射变换、高斯模糊等。

随机仿射变换的目的是增加目标对象的几何多样性，包括旋转、缩放和剪切等。仿射变换操作可用矩阵表示，如旋转矩阵 M_R 、缩放矩阵 M_S 和剪切矩阵 M_h ：

$$M_R = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$M_S = \begin{bmatrix} S_x & 0 & 0 \\ 0 & S_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$M_h = \begin{bmatrix} 1 & h_x & 0 \\ h_y & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中： α 为旋转角度， S 为缩放因子， h 为剪切因子。

将二维图像 I 转化为向量 A ，仿射变换操作可表示为

$$A' = M \cdot A \quad (5)$$

式中： A' 为仿射变换后的向量， M 为变换矩阵。

仿射变换操作不仅可以保留图像的“平直性”，即变换后的图像直曲属性不变；还可以保留图像的“平行性”，即变换后的图像保留了直线的平行关系和位置顺序。这样在引入新缺陷特征的同时，保留了缺陷特征的真实性和位置顺序。溶洞缺陷的仿射变换如图4所示。

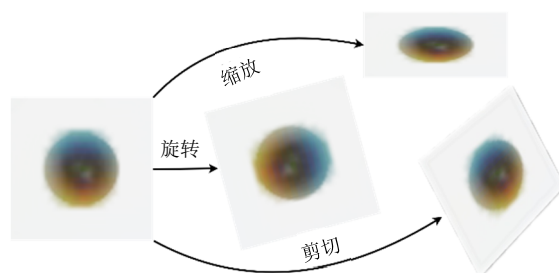


图4 溶洞缺陷的仿射变换

利用高斯模糊对目标对象的周边像素进行平滑处理，即将中间像素与周围像素以正态分布权重进行加权平均，可较好地完成背景图像与目标对象的边缘过渡，使生成的缺陷图像更贴近真实图像。

Copy-Paste 算法在像素级层面上，通过粘贴不同规模的缺陷对象到新的背景图像中，生成大量具有新特征的数据。这个过程具有较大的随机性，具体表现在选择缺陷对象的随机性、选择背景图像的随机性、缺陷对象仿射变换的随机性以及选择粘贴位置的随

机性，这些随机性保证了新构建的瓷砖数据集的多样性。另外，Copy-Paste 数据增强对每个类别图像的操作具有独立性，即可针对其中的一个类别图像进行增强，从而有助于缓解数据类别不平衡的问题。

Copy-Paste 数据增强的流程如图 5 所示。

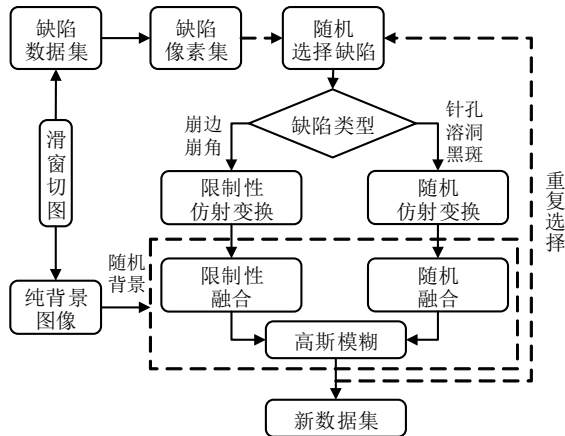


图 5 Copy-Paste 数据增强的流程

1) 随机选择缺陷：从原始的瓷砖数据集中，提取包含崩边、崩角、针孔、溶洞和黑斑等缺陷的瓷砖图像作为缺陷数据集，并从中随机选择包含同一类缺陷的瓷砖图像作为目标对象。

2) 判断缺陷类型：由于崩边、崩角缺陷通常只出现在瓷砖的边角位置，且具有如直角、水平线或垂直线等特征。若采用随机仿射变换，会破坏这些特征，使图像数据失真。因此，在进行仿射变换前，需要先判断缺陷类型。

3) 仿射变换：针对崩边、崩角缺陷，进行限制性仿射变换，主要进行缩放操作；针对针孔、溶洞和黑斑等缺陷，进行随机仿射变换。

4) 背景融合：随机选择一幅没有缺陷的纯背景图像，针对崩边、崩角缺陷，选择随机的边角位置进行融合；针对针孔、溶洞和黑斑等缺陷，选择随机的中间位置进行融合。

5) 高斯模糊：利用高斯模糊对融合的缺陷对象边缘进行平滑处理。

6) 重复上述流程，直至收敛，便可获得设定数量的瓷砖缺陷数据。

3 实验

为验证本文方法对提高 YOLOv8 深度模型表面缺陷检测精度的有效性，探究 Copy-Paste 数据增强的最优比例。实验在 CPU 为 AMD Ryzen 5 3600XT 6 核，GPU 为 NVIDIA GeForce RTX3080，内存为 64 GB 的环境下进行，在 Windows 10 系统下基于 Python 语言和 PyTorch 深度学习框架实现。

为了便于统计，本实验采用的 Copy-Paste 数据增强的图像均融合一个缺陷对象，如表 1 所示。其中，Base 表示没有利用 Copy-Paste 数据增强的原数据集；level 1~level 5 表示利用 Copy-Paste 数据增强后，根据增加的数据量占整个数据集的比例分成的 5 个等级。

表 1 实验数据

类别	崩角	崩边	溶洞	针孔	黑斑	总计	比例
Base	458	204	153	1359	2095	4269	0
level 1	100	100	100	200	200	700	14.09%
level 2	150	150	150	250	250	950	18.20%
level 3	200	200	200	300	300	1200	21.94%
level 4	250	250	250	350	350	1450	25.35%
level 5	300	300	300	400	400	1700	28.48%

由表 1 可知：随着 Copy-Paste 数据增强比例的增加，YOLOv8 深度模型的表面缺陷检测的平均精度（mean average precision, mAP）呈现先降低后升高的趋势；但随着 Copy-Paste 数据增强比例的进一步增加，mAP 升高的幅度减弱，其比例特性如图 6 所示。

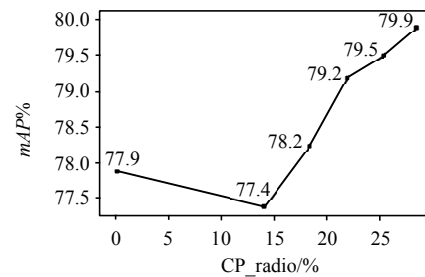


图 6 Copy-Paste 数据增强比例特性

刚在瓷砖数据集加入 Copy-Paste 数据增强的瓷砖缺陷数据时，因为加入了原来没有的新特征，增加了数据集的泛化性，所以会导致 YOLOv8 深度模型的 mAP 有所降低。但随着 Copy-Paste 数据增强比例

的增加, YOLOv8 深度模型在训练过程中学习到新的特征后, mAP 开始稳步提升。而随着 Copy-Paste 数据增强比例的进一步增加, 因 YOLOv8 深度模型能学习到的目标特征已经非常有限, 且 Copy-Paste 数据增强的瓷砖缺陷数据越来越多, 导致出现 mAP 升高幅度变缓的现象。

由图 6 可以看出, 最优的 Copy-Paste 数据增强比例约为 22%, 此时既可以稳定增加 YOLOv8 深度模型表面缺陷检测的 mAP, 也不会过度稀释原有的瓷砖数据集。因此, 新构建的瓷砖数据集可由 78% 的原始数据和 22% 的 Copy-Paste 数据增强的瓷砖缺陷数据组成, 即有 5 469 幅分辨率为 512×512 的图像。

4 结论

本文提出一种基于深度学习的瓷砖表面缺陷检测数据增强方法。该方法可在像素级层面上, 丰富瓷砖图像的缺陷目标数量, 并提供新的缺陷特征, 同时保留了缺陷的类别及位置信息, 避免了低效的人工标注。Copy-Paste 数据增强的性能验证以及最优比例实验, 验证了本文方法应用于 YOLOv8 深度模型检测瓷砖表面缺陷的有效性。

©The author(s) 2024. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

参考文献

- [1] CAO T L, SONG K C, XU L K, et al. Balanced multi-scale target score network for ceramic tile surface defect detection[J]. *Measurement*, 2024,224:113914.
- [2] AGARWAL S, SINGH D. An adaptive statistical approach for non-destructive underline crack detection of ceramic tiles using millimeter wave imaging radar for industrial application[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015,15(12):7036-7044.
- [3] 王燕星. 结构型纹理背景工业产品图像缺陷检测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- [4] 欧阳周, 张怀亮, 唐子暘, 等. 复杂纹理瓷砖表面缺陷检测算法

作者简介:

杨学先, 男, 1969 年生, 学士, 高级工程师, 主要研究方向: 机械及自动化。E-mail: yangxx@kedachina.com.cn

研究[J]. *西北工业大学学报*, 2022, 40(2): 414-421.

- [5] LU J, SHI M, LU Y, et al. Multi-stage generation of tile images based on generative adversarial network[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 127502-127513.
- [6] ZHOU Y, GUO X. Small target segmentation method in complex background based on attention mechanism[C]//2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE), 2021: 104-107.
- [7] WANG Y, ZHANG K, WANG L, et al. An improved YOLOv8 algorithm for rail surface defect detection[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 44984-44997.
- [8] 毛昭辉, 张庭. 火电机轴轴承表面细小缺陷深度检测方法仿真[J]. *计算机仿真*, 2020, 37(3): 409-413.
- [9] 赵泽民. 基于改进 YOLOv6 的轧钢表面细小缺陷检测研究与应用[D]. 太原: 中北大学, 2024.
- [10] MEI S, YANG H, YIN Z. An unsupervised-learning-based approach for automated defect inspection on textured surfaces [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 67(6): 1266-1277.
- [11] YANG H, CHEN Y, SONG K, et al. Multiscale feature-clustering-based fully convolutional autoencoder for fast accurate visual inspection of texture surface defects[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(3): 1450-1467.
- [12] HE K, LIU X, LIU J, et al. A multitask learning-based neural network for defect detection on textured surfaces under weak supervision[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-14.
- [13] CAO X, CHEN B, HE W. Unsupervised defect segmentation of magnetic tile based on attention enhanced flexible U-Net[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1-10.
- [14] YAO H, YU W, WANG X. A feature memory rearrangement network for visual inspection of textured surface defects toward edge intelligent manufacturing[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2023, 20(4): 2616-2635.
- [15] GHIASI G, CUI Y, SRINIVAS A, et al. Simple Copy-Paste is a strong data augmentation method for instance segmentation [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 2918-2928.