彭晶, 郭昌隆. 一种基于深度学习的镀锌板周期性缺陷检测算法[J]. 智能计算机与应用,2026,16(7):225-228. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24090901

一种基于深度学习的镀锌板周期性缺陷检测算法

彭 晶[1], 郭昌隆[2]
(1 河钢数字技术股份有限公司, 石家庄 050035; 2 雄安威赛博智能科技有限公司, 河北 雄安 071700)

摘 要: 镀锌板广泛应用在食品罐头、家电、汽车制造等领域。而当前镀锌板行业表面质量检测算法一直面临着缺陷图像较少且现实场景复杂等问题,导致缺陷检出算法冷启动不理想,影响周期性缺陷的检测。本文提出了一种基于 Cloud-model 的特征匹配损失与对抗式生成网络进行了结合。较好地解决了检测算法的冷启动问题,提高了检测算法的泛化能力,进而提高了周期性缺陷的检出率。

关键词: 深度学习; GAN 网络; 目标检测; Cloud-model
中图分类号: TP391.41;TG115;TP183 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)07-0225-04

A deep learning based algorithm for detecting periodic defects in coated plates

PENG Jing[1], GUO Changlong[2]
(1 Hegang Digital Technology Co., Ltd., Shijiazhuang 050035, China;
2 Xiong'an Weisaibo Intelligent Technology Co., Ltd., Xiong'an 071700, Hebei, China)

Abstract: Coated plates are widely used in fields such as canned food, household appliances and automotive manufacturing. However, the current surface quality detection algorithms in the coated plate industry have always faced the problems such as limited defect images and complex real-world scenarios, resulting in unsatisfactory cold start of defect detection algorithms and affecting the detection of periodic defects. This article proposes a combination of Cloud-model based feature matching loss and adversarial generative network. The fruit effectively solves the cold start problem of detection algorithms, improves their generalization ability, and improves the detection rate of periodic defects.

Key words: deep learning; GAN network; object detection; Cloud-model

0 引 言

镀锌板广泛应用在食品罐头、家电、汽车制造等领域。而当前镀锌板行业表面质量检测一直依靠人工目测进行质量把控,造成缺陷判定标准不统一、易漏检误检,缺陷成因难追溯等问题[1]。最主要的是,镀锌板行业表面质量检测算法一直面临着缺陷图像较少、且现实场景复杂[2]等诸多挑战,导致缺陷检出算法冷启动不理想,周期性缺陷不易检测等问题[3]。针对此问题,本文提出了一种基于 Cloud-model 的特征匹配方法,并将其应用在对抗式生成网络进行缺陷图像的合成。此特征匹配方法的应用提高了生成网络在高层次语义上的表现,较好地解决了检测算法的冷启动问题,提高了检测算法的泛化能力,进而提高了周期性缺陷的检出率。

周期性缺陷检出的首要问题是缺陷的检出。缺陷检测任务中最常使用的是目标检测类算法[4]。检出算法尽可能地找出图像中的兴趣的目标(缺陷),并确定其类别和位置。由于各类缺陷有不同的外观、形状、亮暗程度,再加上光照、震动等因素的干扰,因此是一项极具挑战性的任务[5]。在缺陷检测任务中,最常见的便是正样本样例过少的问题[6]。正常稳定的生产线不会产生过多的缺陷样本,可一旦出现缺陷就会造成较大损失。为了提高检出算法的泛化能力,常见工作就是使用生成式对抗网络去模拟更多的缺陷图像[7]。这种方式要求生成的缺陷图像不仅要在外表上逼真,还要在细节上与真实缺陷一致,这对 GAN 的生成能力和判别器

基金项目: 河北省重大科技成果转化专项(23280101Z)。

作者简介: 彭 晶(1975—),女,高级工程师。主要研究方向:工业物联网。Email:hcc24@qq.com; 郭昌隆(1991—),男,高级工程师。主要研究方向:模式识别,图像处理等。

收稿日期: 2024-09-09

的判别能力都提出了较高要求。

因此,如何使得生成网络在外表上接近于真实缺陷图像的同时,能够在更高的语义层次上也接近于真实图像,是一个值得研究的问题。

1 相关工作

1.1 缺陷的的生成

镀锌板表面缺陷相当复杂且多种多样,包括但不限于蚊虫污染、油液污染、擦划伤等[8]。与此同时,缺陷的出现却是低频率的。这为缺陷检出模型冷启动带来了一定的困难[9]。虽然研究中可通过生成式对抗网络(GAN)生成大量正样本,但受限于GAN 网络损失函数通常不能在更深层次上反映生成图像的质量,因此也难以更好地评估训练过程的进展和生成图像的真实性[10]。针对此问题,研究中采用了一种基于 Cloud-model[11] 的方法,在统计学意义上使得生成图像在生成器的中间层特征上与真实图像更接近[12]。

1.1.1 Cloud-model

Cloud-model 是概率论和模糊数学等领域中的一种进行定量与定性之间转换的数学模型[13]。在某个数域空间中,模型中的数值点(云滴)可在期望(Ex)、熵(En)、超熵 (He)三个参数控制下选取和产生[14]。其定义如下:

定义 1 云和云滴 设 U 为某个模糊集合,C 是 U 上的定性概念。若数值 $a \in U$ 是 C 上的一次随机实现,A 对于 C 的确定度 $y(a) \in [0,1]$ 是有稳定倾向的随机数且 $y: Y \rightarrow [0,1]$, $\forall a \in Y$, $a \rightarrow y(x)$,则所有的 a 在模糊域 U 上的分布可称为云。而云中的每个数值 a 可称作云滴。其中,Ex 表示 a 在模糊域 U 上分布的期望。En 表示 C 的可度量性,且 En 的大小与 C 的模糊性成正比。He 表示熵的不确定性,由熵的随机性和模糊度共同确定。

1.1.2 基于 Cloud-model 的特征匹配损失

若缺陷图像特征是相似的,则其特征的 Cloud-model 模型也应该是相似的,可以通过评估图像的期望(Ex)、熵 (En)和超熵 (He)判断 2 个图像在更深层次上是否更为接近。其特征匹配损失设计如下。

输入 模拟生成图像、真实图像

输出 两者的 3 个参数 Ex,En,He

步骤 1 使用生成器(Generator)负责生成缺陷图像,判别器(Discriminator)负责区分生成的图像的真伪。

步骤 2 在生成器网络中选择一个或多个中间层作为特征提取层,捕获图像的高级特征。

步骤 3 将捕获的图像的高级特征一维化,计算 Cloud-model 模型值。

(1) 计算特征值的样本均值:

$$\bar{r} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} r_i \tag{1}$$

(2)计算特征值的一阶样本绝对中心距 (T_c):

$$T_c = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} | r_i - \bar{r} | \tag{2}$$

(3)计算特征值的方差 (S^2):

$$S^2 = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n} (r_i - \bar{r})^2 \tag{3}$$

(4)根据式(1)~式(3)得到其模型的 Ex,En,He:

$$\mathrm{Ex} = \bar{r} \tag{4}$$

$$\mathrm{En} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} | r_i - \hat{\mathrm{Ex}} | \tag{5}$$

$$\mathrm{He} = \sqrt{S^2 - \frac{1}{3}\hat{\mathrm{He}}^2} \tag{6}$$

将生成的缺陷图像以及真实图像高维特征分别用向量(Ex,En,He)表示,可通过比较两者的相似度来评估两者在高层语义中的相似性。研究中首先得到向量 U 与 V 的距离表达式:

$$\mathrm{dis}(UV) = \sqrt{(\mathrm{Ex}_U - \mathrm{En}_V)^2 + (\mathrm{En}_U - \mathrm{En}_V)^2 + (\mathrm{He}_U - \mathrm{He}_V)^2} \tag{7}$$

同时引入一个单调递的指数函数,将相似度标准化到(0,1)之间:

$$D(\mathrm{dis}(U,V)) = e^{-\mathrm{dis}(U,V)} \tag{8}$$

显然此函数与距离成反比,当距离为 0 时、函数值为 1,表示两者相似度最大、当距离为无穷时、函数值为 0,表示两者相似度最小。可将此函数放入生成器中作为生成器损失函数的一部分,即:

$$\mathrm{loss} = \mathrm{SSE} + \lambda e^{-\mathrm{dis}(U,V)} \tag{9}$$

其中,SSE 表示生成图片以及真实图像之间的像素差值; λ 是一个超参数,用于控制 Cloud-model 特征的权重;loss 表示生成网络总的损失。

1.2 缺陷检出

1.2.1 基于目标检测算法的缺陷检出

本文提出的算法意在寻找一种如何快速而合理地生成周期性缺陷,从而提高检出模型泛化能力,并未在模型检出中做过多工作。此次研究中只选取了工业检测中较为常用的 YOLOv5 模型作为基础检出模型。

1.2.2 周期性缺陷的判断

在由 YOLOv5 检出的众多缺陷中,假设存在周

期性缺陷，则周期性缺陷一定具有如下特征[15-16]：

（1）周期性缺陷一定属于同一类别。

（2）周期性缺陷在镀锌板中的横坐标一定接近。

（3）周期性缺陷在镀锌板中的纵坐标符合近似的等差数列。

因此，可以定义如下判断流程：

步骤 1　将所有检出的缺陷按类别拆分。

步骤 2　为了加快查找速度，在同种类别缺陷中，按照桶分法将镀锌板横坐标等分为 N 等份。

步骤 3　第 $n(n \in N)$ 中寻找是否存在近似等差数列的缺陷组。

在实际场景中，需要尽快地发现周期性缺陷，并迅速解决生产线问题，因此并不需要获取镀锌板整卷的缺陷数据[17]。由此可知，算法经常在获取数分钟缺陷数据后就会快速地寻找出周期性的缺陷。

2　实验及分析

2.1　数据集

为验证本文算法的有效性，实验采用由河钢集团衡水板业包装材料科技有限公司某条产线产生的约 780 G 的镀锌板数据。人工标注了约 50 000 张包括污染、蚊虫、划痕在内的缺陷图片，并从中寻找出了约 1 000 个周期性缺陷。

实验环境：CPU 为英特尔（Intel）i9-14900K，GPU 为 GeForce RTX-4090-24 G，内存为 16 GB 的计算机；软件为 Python3.8，使用 Pytorch1.13。

2.2　度量标准

（1）缺陷检出的度量。本文采用平均精度均值（mAP）作为缺陷检出的度量标准[18]。mAP 是一个综合性的评估指标，考虑了模型在所有类别上的检测性能，并且对精确率和召回率进行了平衡。通过计算不同 IoU 阈值下的 mAP，可以更全面地评估模型的检测能力。mAP 值越高，则证明模型性能越好。

（2）周期性缺陷检测的度量。本文采用召回率（Recall）作为周期性缺陷检出的度量标准[19-20]。召回率也称为敏感度（Sensitivity）或真正率（True Positive Rate，TPR），是评估分类模型性能的一个重要指标。该指标衡量的是模型正确识别正类样本的能力。具体来说，召回率表示在所有实际为正类的样本中，模型正确预测为正类的比例。

2.3　实验结果及分析

实验将从如下几方面来验证本文算法的有效性：对抗网络在有无 Cloud-model 特征匹配损失情况下，YOLOv5 模型的性能；周期性缺陷检出算法在有无 Cloud-model 特征匹配损失情况下检测的性能。

2.3.1　有无 Cloud-model 特征匹配对缺陷检出的影响

在保持其他参数不变的情况下，选取不同数量的近邻个数，验证有无 Cloud-model 特征匹配损失对缺陷检出的影响。图 1 展示的模型在 mAP 为 0.50~0.95 之间模型的性能表现。可见在将基于 Cloud-model 的特征匹配损失加入到对抗网络后，在生成同样数量的模拟图片下，使用同样参数的 YOLOv5 模型，通过 150 轮训练后，在测试集合上具有更优的性能表现。而且，因为 Cloud-model 的特征匹配损失的加入，使得生成的缺陷图像在高维语义中更接近于真实图片，使得 YOLOv5 的检出性能曲线更为平稳。

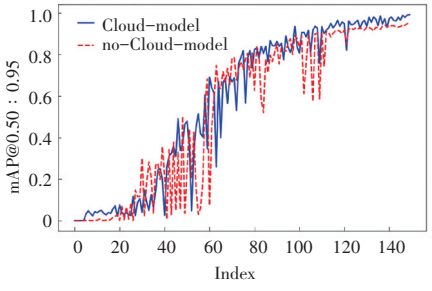


图 1　IoU 为 0.50 到 0.95 之间模型的性能表现

Fig. 1　Performance of the model with IoU ranging from 0.50 to 0.95

2.3.2　无 Cloud-model 特征匹配情况下周期性缺陷检出

很明显地，缺陷检出性能的提升，一定会带来周期性缺陷检出性能的提高。因为某些遗漏的缺陷图像，极有可能违背第 1.2 节提到的缺陷特征的第 3 条，即周期性缺陷在镀锌板中的纵坐标符合近似的等差数列。例如，假设规定只要连续出现 3 次近似缺陷，即认为是一组周期性缺陷：

假设本应为 $E1,E2,E3,E4,E5$ 的一组周期性缺陷，其中 $E3$ 未被检测出，导致 $E1,E2$ 为一组，$E4,E5$ 为一组，无法组成一组连续的周期性缺陷。

在本次实验中，随机人工标注了 100 组周期性缺陷，包括划痕、孔洞、压痕、污染四种较为常见的周期性缺陷各 25 组。使用 500 张原始图像，并利用 500 张原始图像分别训练了一个包括 Cloud-model 特征匹配损失的对抗网络以及一个不包括 Cloud-model 特征匹配损失的原始对抗网络，并分别使用这 2 个网络生成了 2 000 张图片。并利用原始图片以及生成的 2 种图片训练 YOLOv5 检测模型，并通过 2.2 节的方法寻找周期性缺陷。

Cloud-model 特征匹配对检出的影响如图 2 所示。具体给出了有无 Cloud-model 特征匹配损失情

况下,模拟生成的图片对最终周期性缺陷检出的影响。划痕检出了 22 组、检出率 0.88,孔洞检出了 24 组、检出率 0.96,压痕检出了 20 组、检出率 0.80,污染检出了 25 组、检出率 1。

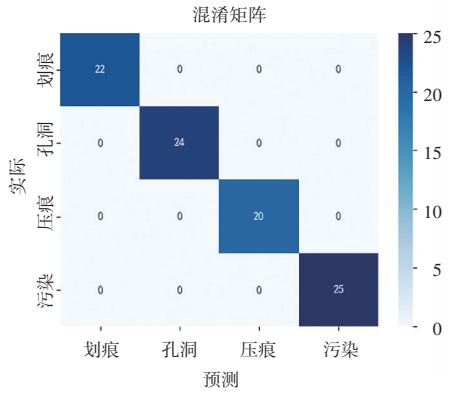


图 2 Cloud-model 特征匹配对检出的影响

Fig. 2 The impact of Cloud-model feature matching on detection

当将 Cloud-model 特征匹配损失添加到对抗网络后,同样生成 2 000 张图片,使用同样参数的 YOLOv5 模型进行训练,并统计周期性缺陷的检出率。Cloud-model 特征匹配对对抗网络生成缺陷的影响如图 3 所示,展示了 Cloud-model 特征匹配损失对周期性缺陷检出的影响。在对抗网络加入 Cloud-model 特征匹配后,划痕检出了 23 组、检出率 0.92,孔洞检出了 24 组、检出率 0.96,压痕检出了 23 组、检出率 0.92,污染检出了 25 组、检出率 1。算法对于压痕的检测明显提高。

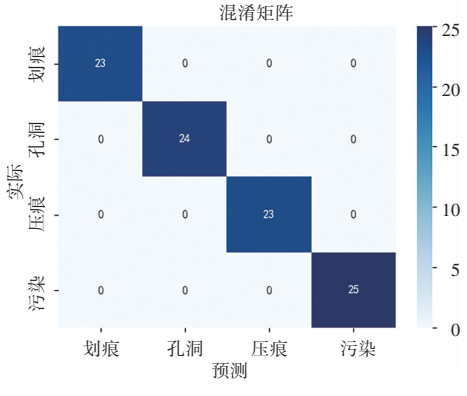


图 3 Cloud-model 特征匹配对对抗网络生成缺陷的影响

Fig. 3 The impact of Cloud-model feature matching on defects generated by the adversarial network

3 结束语

在本文中,针对缺陷检出冷启动的优化问题进行了深入的讨论,通过向对抗网络中引入 Cloud-model 特征匹配的方式,优化了对抗网络在高层次语义特征中的性能表现,进一步提高了缺陷的检出率,更进一步地提高了周期性缺陷地检出率。

但周期性缺陷的检出依旧停留在人为总结经验的状态。在后期的工作中,将进一步利用缺陷检出后的图像信息,例如距离。面积以及高层次语义特征,利用 LSTM 等循环神经网络进一步探索周期性缺陷的判断问题。

参考文献

[1] Mei Y, Hong W. Real-time water surface target detection based on improved YOLOv7 for Chengdu SandRiver[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024,21(4):127.

[2] Gu Y, Jazizadeh F. Time series anomaly detection using generative adversarial network discriminators and density estimation for infrastructure systems[J]. Automation in Construction, 2024, 165:105500.

[3] Xu H, Xiao X, Zhao Z, et al. YOLOv8n-GAM: An improved surface defect detection network for hot-rolled strip steel[J]. Engineering Research Express, 2024,6(2):025557.

[4] Yang L, Yao S, Chen P, et al. Unpaired fundus image enhancement based on constrained generative adversarial networks [J]. Journal of Biophotonics, 2025,18(11):e202400168.

[5] Pei J, Li S, Li Y. A real-time surface defects detection model via dual-branch feature extraction and dynamic multi-scale fusion attention[J]. Digital Signal Processing,2024,152:104582.

[6] 张光卫, 李德毅, 李鹏, 等. 基于云模型的协同过滤推荐算法[J]. 软件学报,2007,18(10):2403-2411.

[7] 李昆仑, 郭昌隆, 关立伟. 一种融合近邻用户影响力的矩阵分解推荐算法[J]. 小型微型计算机系统,2018,39(1):37-41.

[8] 郭昌隆. 基于矩阵分解的推荐算法研究[D]. 保定:河北大学,2018.

[9] 赵淑欢, 万品哲,郭昌隆. 深度稀疏自编码网络融合多 LBP 特征用于单样本人脸识别[J]. 物联网技术,2019,9(11):13-17.

[10] 付光, 李泽琳, 王成, 等. 冷轧带钢连退机组周期性压印缺陷快速控制技术[J]. 轧钢, 2021,38(6):103-108.

[11] 官旭东. 重轨表面轧辊粘钢压痕缺陷研究[J]. 轧钢,2023,40(4):129-133.

[12] 孙进, 马宁, 曹超, 等. 基于超声信号的纵横复合式陶瓷膜板内部缺陷检测系统研究[J]. 徐州工程学院学报(自然科学版), 2024,39(3):54-59.

[13] 徐丽霞, 钟季龙, 伍劭实, 等. 基于云模型和最大均值差异的指标迁移学习[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(9): 2004-2015.

[14] 曹孝碧. 基于半监督学习的冷轧带钢表面缺陷分类方法研究[D]. 西安:西安理工大学, 2024.

[15] 赵小虎, 谢礼逊, 慕灯聪, 等. 基于 TCM-YOLO 网络的金属表面缺陷检测方法[J]. 计算机工程, 2025,51(6):338-348.

[16] 谢延楠. 基于机器视觉的刹车盘表面缺陷检测研究[D]. 吉林:吉林化工学院,2024.

[17] 侯耿杰, 朱文礼, 李吉发, 等. 热镀锌汽车板表面渣点缺陷分析[J]. 冶金管理,2024(4):86-90.

[18] 姚景丽, 程光, 万飞, 等. 改进 YOLOv8 的轻量化轴承缺陷检测算法[J]. 计算机工程与应用,2024 ,60 (21) : 205-214.

[19] 刘晶, 祁文哲, 吕德芳, 等. 改进 YOLOv5 的轨面伤损检测方法[J]. 智能计算机与应用, 2024,14(6):71-78.

[20] 徐佩, 陈亚江. 融合 Swin Transformer 的 YOLOv5 口罩检测算法[J]. 智能计算机与应用, 2024,14(5):83-92.