选题意义：

在高质量发展的新时代，我国钢铁产业逐步走向产业结构升级和产品质量提高的新方向。作为沟通金属产品与钢铁冶炼的重要中间环节，带钢的品质直接关系产业下游机械产品的品质。而带钢又是相对表面积最大的一种钢材产品，且多用于外围构件，因此表面质量对带钢质量影响较大。例如，裂纹、斑块缺陷会显著破坏带钢的耐腐蚀性与强韧性，导致产品瑕疵多、报废率高、生产效率低。因此在带钢生产线上，通过表面缺陷检测筛选出不合格钢带回炉重造，能有效提升其出厂品质和产品精度，进而促进高效、绿色的钢铁产业发展。

目前主流的带钢表面缺陷识别算法[38-41]利用深度学习算法，通过端到端的有监督学习在特定数据集[1-12]上有较好的缺陷识别性能。然而，由于此类有监督学习固有的强数据依赖的特性，现有的网络结构往往针对特定数据集手工设计并优化。尽管此类设计可以显著提升对应数据集上的检测性能，但也使得模型结构无法在跨数据集时保持泛化能力。为了在不同数据集上得到优秀的检测能力，就需要利用专家知识针对性做网络结构调整，来适配数据集。这使得在线学习等方式无法有效缓解传感器参数漂移问题，增加模型维护成本。

这主要来源于研究者在训练模型时，对带钢表面缺陷识别数据集[1-10]使用了错误的假设：不同数据集的样本具有相似性。这一错误假设来源于不同数据集之间的差距较小的图像分类任务，比如CIFAR-10数据集[44]和ILSVRC数据集[43]。它们的采集场景都极为相似，采集设备均为具有相同标准的民用相机，样本相似度高。因此针对某个数据集设计出的模型结构能在不同数据集上保持可观的泛化能力。对此类任务，在新的数据集上部署模型时，往往只需要对预训练模型拟合几个训练轮数，就可以获得较好性能。但工业化的带钢表面缺陷数据集[1-10]中，其样本采集时的光源分布、传感器类型、预处理方式、程度等重要环境设置差距较大。且不同数据集中缺陷种类多样、纹理类型、尺度等特征也明显不同。因此数据集上的统计标签分布差异、纹理提取需求差异显著削弱了同一个模型结构在不同数据集间的泛化能力。

2017年以来，网络结构搜索（NAS）[17]作为一种自动寻找最优网络结构的算法被广泛研究。由于进化算法容易跳出局部最优、无梯度限制等特点，其被广泛应用于NAS的优化算法环节。进化深度学习利用进化算法（EA）来进行网络结构搜索，通过网络编码将网络结构优化问题用种群迭代来求解。此类方法所需超参数少，且对数据集变化不敏感，因此可以有效解决此领域深度学习算法遇到的瓶颈，是十分具有科研和应用价值的一项课题。

# 研究现状概述：

## 从传统算法到深度学习

早期的钢铁质量检测主要由质检员完成，存在时效慢、人力成本高等问题。因此，使用更高精度、更快速度、更规范化的计算机视觉缺陷识别方法对钢铁产业效率提升和成本优化具有重要作用。

随着传统计算机视觉和统计学习方法的发展，人工构建图像特征提取器（边缘检测[51]、小波变换[47]、滤波等）与后端统计学习预测器（Adaboost[48]、SVM[49]、决策树[50]等）结合的方案成为第一批基于视觉的带钢表面缺陷检测方案。然而，传统算法的性能高度依赖图像处理中的人工调参，需要丰富的图像处理领域专家知识。同时，传统算法手工设计特征的思路使其对于复杂形状缺陷、环境光变化、传感器参数漂变等情况的鲁棒性较差，检测性能低。

2014年后，伴随着VGG[32]、GoogleNet[31]、Resnet[14]、DenseNet[30]等高效深度学习网络的发展，基于深度学习的带钢表面缺陷识别[38-40]逐渐被广泛应用。此类模型具有特征提取能力强、准确率更高、构建难度更小、参数依赖更弱等特征。

## 数据集特点

对于有监督的深度卷积网络，其训练效果很大程度上依赖于数据集。由于数据集质量直接关系到最终算法部署时的性能，选取数量大、标注准的数据集极为关键。

在带钢表面缺陷检测领域，东北大学的宋克臣于2013年首先提出的NEU Surface Defect Database数据集[1]使用最为广泛。数据集简称NEU-CLS，共包含六种缺陷（轧入氧化皮RS、斑块Pa、裂纹Cr、麻面PS、夹杂物In和划痕Sc），每种类型均包含 300 张图像。此数据集中样本存在类内缺陷在外观上存在较大差异、类间缺陷具有相似性、不同样本间光照变化、不同样本材质变化等特点。 [2018年广东工业智造大数据创新大赛](https://tianchi.aliyun.com/markets/tianchi/industry?spm=5176.12281976.0.0.520766f05woH66)中，阿里巴巴提出铝型材表面瑕疵识别数据集，针对裂纹、起皮、划伤、腐蚀和气泡等瑕疵构建了8000张2560×1920像素的数据集。训练集（3000张）中，无缺陷图片1351张，单瑕疵图片2281张，多瑕疵图片229张。不同类别样本的数量之间存在样本不均衡问题，不同类别的物体尺度也分布不均衡。在2019年Kaggle举办的Steel Defect Detection比赛中，Severstal公司提出了Severstal Steel Dataset数据集[6]。此数据集来源于俄罗斯钢铁工业数据湖，包含5506个用于目标检测任务的样本和四种类型的缺陷。He等人[2]于2020年提出NEU-DET数据集，将 NEU-CLS中的数据进一步细化标注，提供用于目标检测任务的Bounding-Box标签。同年，Song等人[5]提出了用于图像分割的SD-saliency-900数据集，对夹杂物、补丁和划痕三类缺陷提供像素级标记。Bao等人[4]提出Surface Defects-4i表面缺陷分割数据集，包含铝、钢、铁轨和磁砖等属于常见的金属表面缺陷及其对应像素级标签。同时增加了非金属类（皮革和瓷砖）作为扩展数据，来进一步证明模型泛化能力。Niu等人[53]提出了用于钢轨表面缺陷检测的RSDDS-113数据集，其中的缺陷由轨道表面检测领域的一些专业人员进行了标注。2021年，Feng等人[12]参考NEU-CLS提出了改进的X-SDD数据集。用于缺陷的分类任务的X-SDD数据集包含七种典型的热轧带钢缺陷，共 1360 个样本。Zhang等人[52]提出了Rail-5k，包含最常见的13 种铁路缺陷类型的5000 多张高质量图像，其中1100 张图像有注释 。2022年，Severstal公司在AIA Manufacturing Project - Defect inspection比赛中提出了改进的Severstal Steel Dataset数据集[7]。

由于带钢表面缺陷检测领域的数据集较少，背景近似的其他场景数据集也广泛被用于带钢表面缺陷检测模型的训练和评估。最早的DAGM 2007[11]是多种工业背景下各类纹理的表面缺陷图像数据集，基于工业场景的光学纹理模型和缺陷模型生成人工生成。组成6个数据集组成，每个数据集包含 1000 张纹理无缺陷的图像，以及 150 张有一个标记的缺陷。Kolektor Surface-Defect Dataset（KolektorSDD）数据集[8]是根据由Kolektor Group doo采集并标注的电子换向器（金属）表面缺陷图像构建的，其中包含399张大小为 500×1250像素的图像，标注精度仅适用于图像分类任务。2021年，该实验室进一步为此数据集增加了Bounding-Box标签，使其可以被用于目标检测任务。同年，该实验室在KolektorSDD基础上提出实际工业场景下采集的 KolektorSDD2数据集[9]，其中包含 3000 多张包含多种类型缺陷（划痕、小斑点、表面瑕疵等）的图像，均与带钢表面缺陷检测领域相似。KolektorSDD2采用像素级别标签，可用于缺陷的语义分割。Mishra等人[10]提出的BTAD（ beanTech Anomaly Detection）数据集采集于真实工业生产场景的3种工业产品。数据集共2830 张图像，展示了零件主体和其表面的缺陷。

通过以上数据集的综述，发现钢铁表面缺陷检测存在如下问题：

### 样本数量不足

相比于ImageNet数据集中1400多万张样本数据, 表面缺陷检测中面临的最关键的问题是样本数据不足,。目前开源的实际场景钢表面缺陷检测数据集只有几百张或几十张有效的缺陷图片。这类问题被称为在机器学习中被称为小样本学习（few-shot）。

### 数据集间差异大

钢铁表面缺陷检测并没有一个统一的，大规模的数据集，不同的缺陷检测数据集，在样本数量，正负样本比例，复杂度等方面都有很大的不同。此类任务数据集在采集对象（热钢表面[1]、金属物体表面[8]、钢卷、理论拟合模型[11]）、传感器（X光[12]、RGB图像传感器[4]、灰度图像传感器[8]）、光照类型和强度（自然光、结构光、点光源）、标注类型（图像分类[1]、目标检测[2]、图像分割[9]）、纹理类型等诸多参数上存在差异。而用于模型部署的实际场景数据集也存在类似问题，和论文中使用的NEU-CLS等数据集差异较大。

如果不能设计使模型架构在类型差别巨大的数据集之间具有泛化能力的系统，带钢表面缺陷检测模型往往需要在每个实际部署的生产环境单独进行人工设计，不仅依赖专家知识，提升了人力成本，还导致模型样本采集的实际场景变化非常敏感。例如，对相机摆放倾斜角度变大、与钢带距离变小都会导致采集图像中缺陷尺寸变大，从而降低算法识别性能。而如今目标检测、图像分割模型往往针对小尺寸物体做网络结构上的优化（由于模型性能更多取决于难样本的识别能力，而小物体是典型的难样本），使其关键特征图更多表征感受野更小、更偏向网络底层的物体。有些模型还会增加跳跃连接、限制网络层数来提升对小目标的识别能力。这导致在数据集样本中缺陷尺寸变大后，仅用已有模型重新拟合或是更换数据集重新训练不足以达到最好的检测效果。

一般来说，深度神经网络（DNN）的性能取决于架构和对应的权重两个部分。以往的研究[1-16]仅关注了如何通过学习获取最优权重，从而获得对应数据集的最小损失。它们忽略了网络结构也需要对数据分布变化做出对应调整，而这是已有的深度学习方法是无法实现的。（分布外目标检测、域适应需要人为更换模型结构）

## 现有方法

部分工作从拓展已有数据集入手，如Yang等人[13]使用旋转、镜像和高斯卷积处理等基本图像处理人工拓展数据集。同时为了量化增强效果，使用MSR增强图像的灰度标准差和信息熵两个指标评估。然而，此类方法仅针对没有数据优化的早期深度卷积网络有提升效果。目前的主流深度学习网络都有集成数据增强模块，比如ResNet[14]中的随机缩放裁剪、水平翻转，YOLOX[15]中的Mosaic、Mixup和DeepLabV3[16]的旋转、平移、Cutout。重复的无效扩增数据集不但没有性能提升，反而使得网络存在训练时间长、过拟合风险加大的问题，实用性较低。

## 网络结构搜索

网络架构搜索（NAS）适用于针对特定数据集自动设计最好的深度神经网络（DNN）的架构，可有效解决上述问题。其无须领域内专家知识和网络设计知识来针对网络结构中的大量超参数进行设计，仅需设定搜索范围、数据集、评价指标和搜索算法即可在多个数据集上自动寻找最适应的网络结构。2016年Zoph首次提出了基于强化学习（RL）的图像分类NAS算法[17]。尽管此算法由于搜索空间过大、优化算法和评价指标不合理等问题，需要数千张GPU搜索数天，但这一全新的思路仍开启了NAS算法研究的新时代。后续的工作尝试了基于梯度算法的NAS[18]和基于进化算法的NAS[19]。

在其中最关键网络寻优算法中，进化算法（EA）使用非常广泛。EA是一类基于种群的优化求解器，通过模拟自然界中物种的进化（交叉、变异、选择），以快速解决具有各类的优化问题。其中使用最广的是遗传算法 (GA) [20]、遗传编程算法 (GP) [22] 和粒子群优化算法 (PSO) [21]。由于 EA方法对局部最小值不敏感且不需要梯度信息的特性，它已被广泛应用于解决复杂的非凸优化问题[23]。这些难求解析解的任务通常不存在数学表达式形式的目标函数[24]（如NAS问题），或者搜索空间的计算复杂度过大的NP难问题[25]（如TSP问题）。

在早期的NAS算法[26]中，神经网络的权重和结构都在同一个搜索过程中完成。然而，这样的搜索空间太大，仅适用于类似于BP神经网络等浅层网络和表格化少量数据。对于计算机视觉任务中的深度卷积神经网络（DCNN），这样完整搜索的GPU耗时将完全无法接受。Darwish 等人[28]的工作还关注基于进化算法的NAS和超参数组合优化上，但超参数搜索会显著增加训练耗时。Stanley 等人[29]综述了进化神经网络的发展，揭示了权重优化的重要性，但忽略了网络架构的决定性作用。近年主流的方法[27]关注于仅搜索网络结构，网络的具体权重参数仍由梯度下降（SGD）的训练过程完成。

在基于进化算法的深度神经网络架构搜索领域，2017年Real的工作[27]可谓开山之作。其架构可分为搜索空间、搜索策略和性能估计策略三个大部分。大致流程如下。首先，算法在预先定义的初始空间内初始化一个种群。群体中的每个个体都代表NAS的一个解决方案，即一种可能的DNN 架构。每个预选架构在加入种群之前都需要被编码为一个个体。然后，算法将根据对应评价指标给生成个体的适应度打分。依据评价结果，整个种群在搜索空间内依照搜索策略开始进化过程。种群在每次迭代中通过选择和进化算子进行更新，直到满足停止准则。

通过对VGG[32]、GoogleNet[31]、Resnet[14]、DenseNet[30]创新点的总结，可以发现对于深度卷积神经网络（DCNN）而言，其性能主要取决于CNN架构的三个方面：每一层的超参数[34]（例如卷积层的核大小、池化类型和全连接的神经元数量）、架构的深度[33]和层与层之间的连接[35]（如密集连接和跳跃连接）。

通常来说，某一层的超参数搜索空间分为Micro Search Space和Macro Search Space两类[37]。其中Micro Search Space [36]只搜索几种已证明高效的固定拓扑关系的Block构成的搜索空间，如GoogleNet[31]的Inception Block、DenseNet[30]的Dense Block和Resnet[14]的Res-Block。他们都具有良好的性能，并且能降低参数编码长度。这些模块已用于诸多网络结构的手工设计，被广泛的研究证明是有效的。Macro Search Space [17]搜索所有可能解，其设计出的结构更具特异性、性能较好。但过大的搜索空间导致计算量指数级上升，通常需要服务器集群来进行训练。

为了约束搜索空间来减少计算量，固定深度、高质量的初始化和固定部分结构是常用的方法。其中固定深度是一个强约束，大大减小了编码空间的大小，但也可能导致算法无法达到最优解[36]。高质量的初始化[37]通常使用已知性能较好的网络作为起点，来进一步搜索更优个体。固定部分结构[45]指搜索过程中默认一些模块的组合，比如几个卷积层之后将一个最大池化层[31]或1x1卷积来汇聚信息、加入层均值化和通道均值化。

综上所述，尽管在带钢表面缺陷研究中已有大量深度卷积神经网络模型在特定数据集上取得了较高的性能，但带钢表面不同数据集间的巨大差异使得手工设计网络对其他数据集缺少泛化能力。基于这一情况，发展已较为成熟的NAS在解决此类跨数据集的网络结构优化问题上具有较高潜力。其中，基于EA的进化深度学习不需要梯度信息、能够跳出局部最优、计算量小，是非常理想的解决方案。

主要研究内容：

**数据预处理：**

针对已有数据集[1-12]来进行以下操作：

数据清洗，筛选出数据中无标签对应的样本并剔除出数据集，防止后续模型训练、推理过程中出现数据加载错误。

数据增强，尽管已有大多数网络都具有自定义的数据扩增操作，但进行NAS的大规模训练时数据增强的操作将被反复进行，消耗CPU资源并大量占用硬盘读取串口。可使用的方法包括ResNet[14]中的随机缩放裁剪、水平翻转，YOLOX[15]中的Mosaic、Mixup和DeepLabV3[16]的旋转、平移、Cutout。

数据划分，使所有数据集满足k折交叉验证所需的数据要求。减少复制等所需时间，同时保证模型在不同数据集上的训练具有控制变量的可比性。

数据验证，部分数据集[4]中的样本存在漏标现象。通过已有性能较好的模型对数据集执行推理，再设置合适阈值就可以筛选出置信度较低的可疑样本。最后再利用CAM特征图可视化[46]等方式，对照存疑图像及其对应标签，就可以排除掉标签错误、遗漏等样本。

数据转化，将用于分割的像素级标签转化为用于目标检测的Bounding Box标记，将用于目标检测的Bounding Box标签转化为图像分类标签。这样就可以显著增加缺陷图像分类任务、缺陷目标检测任务的数据量，有助于模型训练和对比。

**搭建进化深度学习的模型:**

 通过进化算法和目标检测两个方向进行文献综述，找出目前主流模型和SOTA模型进行复现，搭建基于进化算法的图像分类、目标检测算法框架。在统一的实验环境下对比测试已有模型，并通过消融实验结合对应文章找到其模型的关键点和提升性能的Trick。

**进行模型改进尝试：**

对已经形成的基线模型，通过热力图可视化[46]等方式挖掘难样本，找出缺陷检测模型改进的方向。针对进化算法环节，实现GA、PSO、ACO等不同算法。在控制变量的条件下（如固定GPU时、固定计算量等）进行对比实验，并进一步探索各算法对性能影响的原因。

拟采用的研究思路：

在开始设计前，首先学习理论知识储备与补充，阅读机器学习、统计学习方法、带钢生产以及Python、Pytorch等相关书籍。同时做好笔记，标记本次设计可能需要的知识内容。

做好相关知识储备后，应当阅读大量相关领域的文献，包括NAS、目标检测、图像分类以及优化算法理论等等。在充分阅读文献后，通过文献综述总结学者专家研究思路，从而开拓自己的想法，找到模型改进的创新点。

对于数据预处理，参考已有模型的算法实现，使用C++和Opencv完成。

对于搭建好的模型尝试多方面改进，如进化算法的设计、进化算法与NAS的融合策略等。

对得到的模型各模块进行消融实验并论证提出方法有效性，总结完成论文。

参考文献目录：

1. Kechen Song, Yunhui Yan. A noise robust method based on completed local binary patterns for hot-rolled steel strip surface defects, Applied Surface Science, Volume 285, Part B, 2013, Pages 858-864.

2. Y. He, K. Song, Q. Meng and Y. Yan. An End-to-End Steel Surface Defect Detection Approach via Fusing Multiple Hierarchical Features. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 69, no. 4, pp. 1493-1504, April 2020.

3. Feng X, Gao X, Luo L. X-SDD: a new benchmark for hot rolled steel strip surface defects detection[J]. Symmetry, 2021, 13(4): 706.

4. Y. Bao et al. Triplet-Graph Reasoning Network for Few-Shot Metal Generic Surface Defect Segmentation. in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 70, pp. 1-11, 2021, Art no. 5011111.

5.Song G, Song K, Yan Y. Saliency detection for strip steel surface defects using multiple constraints and improved texture features[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 128: 106000.

6. Alexey Grishin, BorisV, iBardintsev, inversion, Oleg. Severstal: Steel Defect Detection. Kaggle, 2019, <https://kaggle.com/competitions/severstal-steel-defect-detection>.

7. Chiahaol, IceLotus, Tsai Yi Lin, Yuchi Liu. AIA Manufacturing Project - Defect inspection, Kaggle, 2022, <https://kaggle.com/competitions/manufacturing-project-defect-inspection>.

8. Tabernik, Domen, et al. Segmentation-Based Deep-Learning Approach for Surface-Defect Detection. Journal of Intelligent Manufacturing, vol. 31, no. 3, May 2019, pp. 759–76.

9. Božič J, Tabernik D, Skočaj D. Mixed supervision for surface-defect detection: From weakly to fully supervised learning[J]. Computers in Industry, 2021, 129: 103459.

10. Mishra P, Verk R, Fornasier D, et al. VT-ADL: A vision transformer network for image anomaly detection and localization[C]//2021 IEEE 30th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE). IEEE, 2021: 01-06.

11. 29th Annual Symposium of the German Association for Pattern Recognition. Online Reference Documentation [EB/OL]. <https://conferences.mpi-inf.mpg.de/dagm/2007/prizes.html>.

12. Feng X, Gao X, Luo L. X-SDD: a new benchmark for hot rolled steel strip surface defects detection[J]. Symmetry, 2021, 13(4): 706.

13. Yang L, Huang X, Ren Y, et al. Steel Plate Surface Defect Detection Based on Dataset Enhancement and Lightweight Convolution Neural Network[J]. Machines, 2022, 10(7): 523.

14. He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 770-778.

15. Ge Z, Liu S, Wang F, et al. Yolox: Exceeding yolo series in 2021[J]. arXiv preprint arXiv:2107.08430, 2021.

16. Chen L C, Zhu Y, Papandreou G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]. Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018: 801-818.

17. Zoph B, Le Q V. Neural architecture search with reinforcement learning[J]. arXiv preprint arXiv:1611.01578, 2016.

18. Liashchynskyi P, Liashchynskyi P. Grid search, random search, genetic algorithm: a big comparison for NAS[J]. arXiv preprint arXiv:1912.06059, 2019.

19.张浩宇. 基于进化计算的深度神经网络架构搜索算法研究[D].东华大学,2022.DOI:10.27012/d.cnki.gdhuu.2022.000020.

20. Holland J H. Genetic algorithms[J]. Scientific american, 1992, 267(1): 66-73.

21. Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks. IEEE, 1995, 4: 1942-1948.

22. O’Neill M. Riccardo Poli, William B. Langdon, Nicholas F. McPhee: a field guide to genetic programming[J]. 2009.

23. Sun Y, Yen G G, Yi Z. IGD indicator-based evolutionary algorithm for many-objective optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2018, 23(2): 173-187.

24. Darwish A, Hassanien A E, Das S. A survey of swarm and evolutionary computing approaches for deep learning[J]. Artificial intelligence review, 2020, 53(3): 1767-1812.

25. Karp, R.. Reducibility among combinatorial problems. In R. Miller & J. Thatcher (ed.), Complexity of Computer Computations , 1972, pp. 85-103.

26. Floreano D, Dürr P, Mattiussi C. Neuroevolution: from architectures to learning[J]. Evolutionary intelligence, 2008, 1(1): 47-62.

27. Real E, Moore S, Selle A, et al. Large-scale evolution of image classifiers[C]//International Conference on Machine Learning. PMLR, 2017: 2902-2911.

28. Darwish A, Hassanien A E, Das S. A survey of swarm and evolutionary computing approaches for deep learning[J]. Artificial intelligence review, 2020, 53(3): 1767-1812.

29. Stanley K O, Clune J, Lehman J, et al. Designing neural networks through neuroevolution[J]. Nature Machine Intelligence, 2019, 1(1): 24-35.

30. Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017: 4700-4708.

31.Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015: 1-9.

32. Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.

33. Sun Y, Xue B, Zhang M, et al. Evolving deep convolutional neural networks for image classification[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2019, 24(2): 394-407.

34. Fujino S, Mori N, Matsumoto K. Deep convolutional networks for human sketches by means of the evolutionary deep learning[C]//2017 Joint 17th World Congress of International Fuzzy Systems Association and 9th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (IFSA-SCIS). IEEE, 2017: 1-5.

35. Xie L, Yuille A. Genetic cnn[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017: 1379-1388.

36. Sun Y, Xue B, Zhang M, et al. Evolving deep convolutional neural networks for image classification[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2019, 24(2): 394-407.

37. Liu S, Zhang H, Jin Y. A survey on computationally efficient neural architecture search[J]. Journal of Automation and Intelligence, 2022, 1(1): 100002.

38.王立中,管声启.基于深度学习算法的带钢表面缺陷识别[J].西安工程大学学报,2017,31(05):669-674.

39.梁日强,胡燕林,蒋占四.基于改进的残差收缩网络的带钢表面缺陷识别[J].组合机床与自动化加工技术,2022(06):82-85.

40.李维刚,徐康,李金灵,赵云涛.热轧带钢表面缺陷识别算法研究与应用[J].钢铁,2022,57(10):139-147.

41.翟丹娜. 基于图像处理的带钢表面缺陷识别方法研究[D].河北工业大学,2015.

42.陈小改.基于PCA-SVM的带钢表面缺陷识别[J].机械设计与制造工程,2017,46(06):100-103.

43. Challenge I N L S V R. Olga russakovsky, jia deng, hao su, jonathan krause, sanjeev satheesh, sean ma, zhiheng huang, andrej karpathy, aditya khosla, michael bernstein, alexander c. berg, li fei-fei. 2014[J]. Computing Research Repository, Vol. abs/1409.0575.

44. Krizhevsky A, Hinton G. Learning multiple layers of features from tiny images[J]. 2009.

45. Gibb S, La H M, Louis S. A genetic algorithm for convolutional network structure optimization for concrete crack detection[C]//2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE, 2018: 1-8.

46. Zhou B, Khosla A, Lapedriza A, et al. Learning deep features for discriminative localization[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 2921-2929.

47. 单东日,童灿,乃学尚,高立营,王玉伟.基于小波和灰度共生矩阵的带钢表面缺陷识别[J].制造技术与机床,2020(02):120-123.DOI:10.19287/j.cnki.1005-2402.2020.02.025.

48. 孙梓钧. 基于AdaBoost分类器的带钢表面缺陷识别研究[D].河北科技大学,2016.

49. 陈小改.基于PCA-SVM的带钢表面缺陷识别[J].机械设计与制造工程,2017,46(06):100-103.

50. 杨水山,何永辉,赵万生.Boosting优化决策树的带钢表面缺陷识别技术[J].红外与激光工程,2010,39(05):954-958.

51. 陈永胜. 基于机器视觉的带钢表面缺陷检测系统的研究[D].武汉科技大学,2010.

52. Zhang Z, Yu S, Yang S, et al. Rail-5k: A real-world dataset for rail surface defects detection[J]. arXiv preprint arXiv:2106.14366, 2021.

53. Niu M, Song K, Huang L, et al. Unsupervised saliency detection of rail surface defects using stereoscopic images[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(3): 2271-2281.