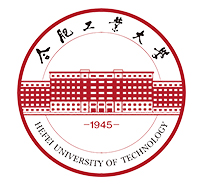
附件2-1



大学生创新训练项目申报书

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 项目级别 | □国家级 □省级 □校级 | | |
| 项目名称 |  | | |
| 主持人 |  | 联系电话 |  |
| 所在学院 |  | | |
| 学号 |  | 专业班级 |  |
| 指导教师 |  | | |
| E-mail |  | | |
| 申请日期 |  | | |
| 项目期限 |  | | |

合肥工业大学

**填 表 须 知**

一、创新训练项目是本科生个人或团队，在导师指导下，自主完成创新性研究项目设计、研究条件准备和项目实施、研究报告撰写、成果（学术）交流等工作。

二、《项目申报书》要按顺序逐项填写，项目级别对应选项的“□”打勾，内容要实事求是，表达要明确、严谨，根据需要可自行加页。

三、国家级项目研究周期为两年期，省级、校级项目研究周期为一年期。

四、创新训练项目团队人数不得超过5人，应排序。

五、《项目申报书》由申报学生提交学院留存。

#### 一、 基本情况

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 项目名称 |  | | | | | | | | | | |
| 所属学科 | 学科一级门：   学科二级类： | | | | | | | | | | |
| 项目来源 | □ A、自主选题项目  □ B、科教融合项目  □ C、产教融合项目  □ D、竞赛相关选题  □ E、平台/基地专项 | | | | | | | | | | |
| 申请金额 | 元 | | 项目期限 |  | | 拟申报项目级别 | | |  | | |
| 主持人 |  | | 性别 |  | | 民族 |  | | 出生年月 | | 年 月 |
| 学号 |  | | 联系电话 |  | | | | | | | |
| 指导教师 |  | | 联系电话 |  | | | | | | | |
| 项目简介（限200字） | | | 为应对大规模定制化背景下汽车漆面缺陷检测难题，本项目将结合AIGC技术，智能化识别处理图像，采用GANs、VAE以及扩散模型丰富现有数据集，解决高质量数据集稀缺问题；同时建立基于机器学习和深度学习的漆面质量缺陷检测模型，如SSD、YOLO、ResNet、CNN等检测模型，并搭建基于数字孪生技术的汽车漆面缺陷检测系统，自动化检测漆面存在缺陷。本系统相对于传统人工检测，检测更高质高效，成本相对较低，对市场定制化趋势将起到良好的推动作用。 | | | | | | | | |
| 项目组成员简况（含主持人） | | 姓名 | 学号 | 学院 | 专业班级 | | | 联系电话 | | 项目分工 | |
|  |  |  |  | | |  | |  | |
|  |  |  |  | | |  | |  | |
|  |  |  |  | | |  | |  | |
|  |  |  |  | | |  | |  | |
|  |  |  |  | | |  | |  | |
| 指导教师 | | 姓名 | 工号 | 学院/单位 | 职称/学历 | | | 联系电话 | | 电子邮箱 | |
|  |  |  |  | | |  | |  | |

#### 二、 立项依据（可加页）

|  |
| --- |
| 1.项目背景2023年2月6日发布的《质量强国建设纲要》明确指出，将发展的立足点转向提高质量和效益，这一倡导在当前汽车工业中尤为突显。长期以来，“制造商生产什么，消费者就购买什么”的产品导向思维主导着汽车行业，但随着新能源时代的到来，智能制造水平的提升使大规模个性化定制生产成为可能。例如，蔚来汽车就在不同车型尺寸、外观和动力等方面提供了多样化选择，其八款车型的个性化配置累计超过359万种。然而，在实现这一大规模定制化的过程中，质量缺陷检测显得尤为关键。在蔚来第二先进制造基地，工人们借助智能管理系统实现了多款车型的共线生产，满足百万级别的个性化配置组合，而质量缺陷检测则是确保这种定制化生产能够高效进行的重要保障。在当前质量强国建设和大规模定制化趋势下，质量缺陷检测的重要性愈发凸显。大规模定制化允许消费者根据自己的需求和偏好定制汽车，给汽车生产线带来了多方面的挑战。首先，生产复杂性显著提高，要求生产流程必须更加灵活和自动化以适应多样化的车辆配置和规格，避免因生产线的调整使生产效率受到影响。其次，质量检测的难度提高。随着汽车消费市场的持续升级，汽车漆面的外观及质量已成为评价产品整体质量和塑造品牌形象的关键因素。因此，漆面质量检测在涂装工艺流程中的重要性日益凸显。传统汽车漆面质量检测主要依靠人工目测，这种方法存在许多局限性，难以满足现代先进生产力的要求及对个性化定制的发展需求。为了应对这一挑战，机器视觉检测技术正逐步被引入到漆面质量缺陷检测中，以提高检测的精确性和效率。同时，随着产品定制化选项的增加，质量控制的难度也相应提高，每一种定制化选项都需经过严格的检验以确保符合行业标准。再者，高度产品定制化带来数据量不足的问题，限制了传统离线视觉检测的应用效能。在当今大规模定制化的市场需求下，越来越多的汽车企业转向多品种小批量的生产模式以快速响应市场的个性化需求。这种模式虽能提供高度的产品定制化，但也带来了数据量不足的问题，尤其在质量检测环节。由于每种产品的生产批次较小，难以积累足够的数据来支持传统的离线视觉检测技术，此类技术依赖大量历史数据来训练和优化检测模型和系统，因此，在数据稀缺的多品种生产环境中，其效率和准确性大打折扣。为解决这一问题，引入基于人工智能生成内容（AIGC）的技术成为关键。AIGC通过在线检测方式，能够实时处理生产数据，动态扩充和更新数据集，从而持续改进模型的性能。这不仅提高了检测系统对新生产条件的适应能力，也极大增强了其准确性和响应速度。　　总之，在汽车行业大规模定制化的趋势下高效利用并智能处理数据，在保证产品稳定性和提升生产效率方面，显得尤为关键，逐渐成为现代制造业成功的核心要素。2.研究目的在汽车工业中，大规模定制化已经成为一种重要趋势，对传统的生产和质量控制流程提出了新的挑战。本项目致力于深入探讨和评估大规模定制化背景下的自动化生产流程、质量控制技术以及数据管理系统的优化策略。将探讨将机器视觉检测技术与人工智能生成内容（AIGC）技术相结合，并通过数字孪生技术实现对生产设施和过程的完整虚拟映射，实现实时的质量监测、数据管理以及涂装生产线的柔性控制，解决小批量多品种生产模式下数据量不足的问题，旨在从根本上提升模型的精确度和检测效率，同时借助数字孪生和智能数据处理技术，搭建完善的漆面外观缺陷检测系统，增强生产线的适应性和响应速度，迎合日益个性化的市场需求，推动汽车制造业向更高效、更智能的未来发展。3.研究内容4.国、内外研究现状和发展动态A.基于生成式人工智能（AIGC）技术的数据集合成方法① 基于生成对抗网络（GANs）2024年，张超[1]等人提出一种基于修复型生成对抗网络（GAN）和周期性噪声注入技术的无监督异常检测方法，利用少量的清洁表面图像来训练缺陷检测模型，解决了制药容器缺陷检测过程中无可用污渍图像数据库的问题。实验结果显示，这种方法在制药设备表面和其他实际工业数据集的异常检测任务中都取得了显著的性能提升；2023年，王元斌[2]等人提出一种基于生成对抗网络（GANs）的橡胶轮胎表面缺陷检测数据增强的方法，解决了橡胶轮胎生产环境中训练数据集有限的问题。实验结果显示扩充的数据集可以显著提高卷积神经网络（CNN）分类器的准确性；2022年，法希姆·费萨尔[3]提出一种基于W-GAN的差分隐私生成医学图像数据方法，解决了医疗数据的隐私保护和效用平衡问题。生成了高质量、高维度的合成医学图像数据，保证了差分隐私的同时保持了诊断任务的可靠性。② 基于扩散模型（Diffusion Model）2024年，索尔·卡诺-奥尔蒂斯[4]在道路基础设施结构健康监测中引入一种生成式扩散模型进行数据增强，解决了深度学习模型因标注数据稀缺、标注成本高昂而导致模型检测性能降低的问题。通过将合成图像与YOLOv5路面损坏检测器的训练相结合，提高了其均值平均精度，提高了识别和标注效率；同年，梁一平[5]提出了一种增强扩散基础方法，通过将单个ECPT图像的空间特征映射到时间特征，显著减少了输入数据量，并在ECPT在线检测中展现了巨大潜力；2023年，华东理工大学黄天瑞[6]等人提出了一种基于Lamb波和扩散模型（DM）的碳纤维增强聚合物（CFRP）结构的缺陷检测方法。利用较少的数据构建了结构健康监测（SHM）系统，并获得了较好的效果。实验和测试结果表明，其设计的基于DenseNet分类和DDPM数据增强的深度学习框架可以准确检测和分类CFRP复合板中常见缺陷的损伤信号。③ 基于变分自编码器（VAE）2023年，拉哈塔拉菲尔多西[7]提出一种基于变分自编码器（VAE）的铁路缺陷图像合成技术，采用权重衰减正则化和图像重构损失以防止过拟合，解决了铁路缺陷测中存在大规模数据集稀缺的挑战。通过该方法，仅使用50个真实样本即可生成500个合成样本，在分类五类缺陷时精确度高达99%。为铁路缺陷检测中的数据稀缺挑战提供了一个有前景的解决方案；同年，路腾飞[8]等人提出一种基于语义标签增强的变分自动编码器（VAE）方法，用于架空线零部件缺陷检测。解决了因架空线零部件各类型缺陷样本图像很少而导致模型训练效果不佳的问题。其提出的DefVAE方法在MVTec开发基准数据集和其收集的架空线数据集上获得了优于基准方法的检测效果。B.质量缺陷检测技术① 基于特征匹配技术2020年，浙江大学谭萍[9]等人提出基于了提出基于瓷片轮廓特征及灰度相似度匹配的融合算法，实现绝缘子瓷片的轮廓提取和精准分离，构建了绝缘子缺陷检测模型。实验表明，基于轮廓特征及灰度相似度匹配的方法可以有效区分正常绝缘子和缺陷绝缘子，其检测精度满足了接触网绝缘子缺陷检测的要求。② 基于传统机器视觉检测技术2023年，吕高龙[10]等人运用机器学习算法结合非接触激光超声技术，实现对金属组件地下缺陷的宽度和深度的同时量化。解决了现有数据驱动的视觉缺陷检测方法在金属组件地下缺陷检测中遇到的挑战。通过PCA-XGBOOST模型实现了98.48%的最高识别率，相较于以往研究，此方法在各种分类标签的实验数据训练和评估中表现出更好的适应性和可靠性；同年，贾谊嘉[11]等人结合拉曼光谱学和多元统计分析方法，通过分析拉曼光谱提高对辐射诱导缺陷的检测灵敏度，采用线性判别分析机器学习算法检测半导体材料中的辐射诱导缺陷；2024年，彭健平[12]等人提出一种基于机器学习的多特征融合成像技术，有效地检测和隔离了复杂背景中的缺陷区域，将成像精度提高到了99.6%，同时显著抑制了来自复杂背景信息的干扰，而不产生缺陷误报。③ 基于深度学习技术2024年，阿亚·扎赫拉[13]利用基于显著性的区域检测技术来定位织物图像中的缺陷区域，使用卷积神经网络（CNN）将织物图像分类为无缺陷和有缺陷的图像，构建了织物疵点自动检测系统，其检测平均准确率达到了95.8%；同年，曹[14]等人提出一种基于YOLOv7模型的实时芯片封装表面缺陷检测方法，采用K-means++重新聚类锚点框，融合卷积块注意力模块（CBAM）和感受野块（RFB）结构，以及用新提出的置信度传播聚类（CP-Cluster）替换传统的非极大值抑制（NMS）来提高检测精度和结果可信度，性能与原始YOLOv7相比有较大提升；同年，陈美云[15]等人提出了一种基于显微视觉和深度学习的LBG-YOLO算法，在满足实时检测要求的同时识别和定位多种类型的缺陷，在Micro-LED数据集和公共VOC2017数据集上的实验结果显示LBG-YOLO达到了与其他先进方法相媲美的竞争结果。④ 基于生成式人工智能（AIGC）技术2023年，赵晨阳[16]等人基于现有的缺陷数据样本，利用生成对抗网络（GANs）实现数据增强，将大量无缺陷的金刚石刀具图像转化为有缺陷的金刚石刀具图像，将产生的部分缺陷与原始图像进行融合，合成效果较好的融合生成图像。使用由生成样本结合真实刀具缺陷图像样本组成的大型数据集来检测金刚石刀具缺陷，检测率得到了一定程度的提升；2024年，梁亦一[17]等人利用稳定扩散增强数据集克服了小数据集问题，并基于改进的YOLOv5模型进行金属冲压缺陷检测，其稳定扩散增强数据方法和YOLO-Bot-VOV算法在金属零件缺陷检测中的mAP值达到了98.2%，取得了比原始YOLOv5模型更高的检测速度和准确性；2023年，Edward J. Westraadt[18]等人提出利用变分自动编码器（VAE）来人工扩展数据集，并使用三种卷积神经网络（CNN）架构对图像进行分类，用于改善光伏系统故障检测和识别，其结果表明CNN模型可以有效地从热红外图像中检测和分类光伏故障，且VAE在训练数据有限时提供了一个可行的选项，以提高模型的准确性。C.质量缺陷检测系统参考文献[1]Chao Zhang;Wenting Dai;Valerio Isoni;Alexei Sourin.Automated Anomaly Detection for Surface Defects by Dual Generative Networks With Limited Training Data[J].IEEE Transactions on Industrial Informatics,2024,Vol.20(1): 421-431[2]Yuanbin Wang;Wenhu Wang.Generative Adversarial Network-Based Data Augmentation for Tyre Surface Defect Detection[A].2023 IEEE 19th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)[C],2023[3]Fahim Faisal;Noman Mohammed;Carson K. Leung;Yang Wang.Generating Privacy Preserving Synthetic Medical Data[A].2022 IEEE 9th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)[C],2022[4]Saúl Cano-Ortiz;Lara Lloret Iglesias;Pablo Martinez Ruiz del Árbol;Daniel Castro-Fresno.Improving detection of asphalt distresses with deep learning-based diffusion model for intelligent road maintenance[J].Developments in the Built Environment,2024,Vol.17: 100315[5]Yiping Liang;Libing Bai;Lulu Tian;Xu Zhang;Chao Ren;Dan Shao;Zhenzhong Ma;Mosi Sun.Enhanced Diffusion-Based Analysis for Fast Defect Detection in ECPT Image[J].IEEE Transactions on Industrial Informatics,2024,Vol.20(2): 2884-2896[6] [1]Huang, Tianrui;Gao, Yang;Li, Zhenglin;Hu, Yue;Xuan, Fuzhen.A Hybrid Deep Learning Framework Based on Diffusion Model and Deep Residual Neural Network for Defect Detection in Composite Plates[J].APPLIED SCIENCES-BASEL,2023,Vol.13(10): 5843[7]Rahatara Ferdousi;Chunsheng Yang;M. Anwar Hossain;Fedwa Laamarti;M. Shamim Hossain;Abdulmotaleb El Saddik.Generative Model-Driven Synthetic Training Image Generation: An Approach to Cognition in Rail Defect Detection[J].2023,[8]Lu, Tengfei;Wang, Zhongli;Shen, Yan;Shao, Xiaotao;Tang, Yonglin.DefVAE: A Defect Detection Method for Catenary Devices Based on Variational Autoencoder[J].IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT,2023,Vol.72: 1[9]Ping TAN1， Xu-feng LI， Jin-mei XU1， Ji-enMA， Fei-jie WANG.Catenary insulator defect detection based on contour features and gray similarity matching∗[J].Journal of Zhejiang University-Science A(Applied Physics & Engineering),2020,第21卷(1): 64-73[10]Lv, Gaolong;Guo, Shifeng;Chen, Dan;Feng, Haowen;Zhang, Kaixing;Liu, Yanjun;Feng, Wei.Laser ultrasonics and machine learning for automatic defect detection in metallic components.[J].NDT & E International,2023,Vol.133: 102752[11]Jia Yi Chia;Nuatawan Thamrongsiripak;Sornwit Thongphanit;Noppadon Nuntawong .Machine learning-enhanced detection of minor radiation-induced defects in semiconductor materials using Raman spectroscopy[J].Journal of Applied Physics,2024,Vol.135(2): 025701[12]Kang Tian;Jianping Peng;Xiang Zhang;Qian Zhang;Tianxiang Wang;Jinlong Lee.Multifeature Fusion Imaging Based on Machine Learning for Weld Defect Detection Using Induction Scanning Thermography[J].IEEE Sensors Journal,2024,Vol.24(5): 6369-6379[13]Aya Zahra;Mohamed Amin;Fathi E. Abd El-Samie;Mahmoud Emam.Efficient utilization of deep learning for the detection of fabric defects[J].Neural Computing and Applications,2024,Vol.36(11): 6037-6050[14]Yuan Cao;Yubin Ni;You Zhou;Haotian Li;Zhao Huang;Enyi Yao.An Auto Chip Package Surface Defect Detection Based on Deep Learning[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2024,Vol.73: 1-15[15]Meiyun Chen;Shuxin Han;Cheng Li.Efficient Micro-LED defect detection based on microscopic vision and deep learning[J].Optics and Lasers in Engineering,2024,Vol.177: 108116[16]Chenyang Zhao;Wen Xue;Wenpeng Fu;Zhangqing Li;Xinming Fang.Defect sample image generation method based on GANs in diamond tool defect detection[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2023,Vol.72: 1[17]Yiyi Liang;Sang Feng;Yuxun Zhang;Fei Xue;Fanghua Shen;Jianwen Guo.A stable diffusion enhanced YOLOV5 model for metal stamped part defect detection based on improved network structure[J].Journal of Manufacturing Processes,2024,Vol.111: 21-31[18]Westraadt, Edward J;Brettenny, Warren J;Clohessy, Chantelle M.Deep learning for photovoltaic defect detection using variational autoencoders.[J].South African Journal of Science,2023,Vol.119(1): 55-62（4）创新点与项目特色（5）技术路线、拟解决的问题及预期成果（调研报告、研究论文、申请专利、研制产品、开发软件、竞赛获奖等） **（1）拟解决的关键问题**  **A.通过AIGC技术生成漆面外观缺陷图像解决高质量数据集稀缺问题**  高质量的汽车漆面外观缺陷数据集获取困难且成本高昂，缺乏足够数据使得模型难以训练到良好的泛化能力，进而影响检测的准确性和可靠性，我们尝试采用生成对抗网络、扩散模型、自分编码器等数据生成方法丰富现有的数据集，在不增加额外成本的前提下提高模型的训练效率和检测精度。  **B.建立基于机器学习和深度学习的漆面缺陷检测模型**  在汽车漆面外观缺陷检测领域，人工检测面临低效率、高成本、检测能力有限等问题，导致人工检测难以保证检测结果的一致性和可重复性，也难以满足快速生产的需求；且在人工检测过程中，化学物质暴露、粉尘颗粒物等因素会对人体健康造成潜在风险。  **C.搭建基于数字孪生技术的汽车漆面外观质量缺陷检测系统**  传统的检测流程可能会面临准确性和一致性不足、适应新车型和颜色的能力有限、运营成本高、响应生产线速度慢、缺乏对检测数据深入和可追溯分析的问题，限制了传统检测方法的有效性，增加了质量控制过程的复杂性和成本，影响整体的生产效率和产品质量。   （6）项目研究进度安排 （查阅资料、开题报告、实验研究、研制开发、中期检查、撰写研究论文和总结报告、填写结题表、参加结题答辩和成果推广等）（7）已有基础（选填） **1.与本项目有关的研究积累和已取得的成绩**  A.基于生成式对抗网络（GANs）图像生成迭代结果  图片包含 图示  描述已自动生成  B.不同目标检测模型对比结果  MLP acc:94% CNN acc:100% ResNet acc:81%    C.已有两篇实验室论文，分别是关于“工业合成：利用人机智能混合的合成数据，通过自更新和多视图过滤增强工业表面缺陷检测”、“基于少数据学习的人机知识混合增强表面缺陷检测方法”，提出了表面缺陷检测研究方法。  **2.已具备的条件，尚缺少的条件及解决办法**  （1）可利用资源  A.可登录合肥工业大学图书馆系统，其包括中文数据库的笔杆网、万方、知网，外文数据库的Web of Science-SCIE，查找相关论文和研究数据资料。  B.可搜索超星电子图书等学术性网站，查阅相关文献。  C.可利用实验室内相关设备和场地进行开发研究测试。  （2）尚缺少条件及解决办法  A.实验设备和场地不足  汽车漆面缺陷检测系统需要专业的实验设备和场地来支持研究，实验室设备和场地不能完全满足需求。对此，后期我们会尝试与企业或其他研究团队合作，共享实验设备和资源。  B.真实图像数据获取困难  本项目研究需要大量的实际数据来进行模型训练和测试，然而，由于权限限制，难以获取足够的图像数据。为此，我们可以通过积极寻求多个汽车厂商、维修店等相关企业展开合作，获得更多实际数据，并且有机会将本项目研究成果应用于实际生产中。 |
|  |

#### 三、 经费预算

| **开支科目** | **预算经费（元）** | **主要用途** | **阶段下达经费计划（元）** | |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **前半阶段** | **后半阶段** |
| 预算经费总额 | 8000 | - | 3400 | 4600 |
| 1. 业务费 | 4000 | - | 1230 | 2770 |
| （1）计算、分析、测试费 | 600 | 对缺陷检测系统、模型研发中相关测试费用 | 200 | 400 |
| （2）印刷费 | 200 | 打印有关汽车漆面缺陷检测资料 | 80 | 120 |
| （3）会议、差旅费 | 400 | 用于项目相关的会议、差旅费用 | 150 | 250 |
| （4）文献检索费 | 400 | 用于各网站检索、下载相关文献 | 200 | 200 |
| （5）论文出版费 | 800 | 用于出版发表论文 | - | 800 |
| （6）其它 | 1600 | 用于申请专利、论文查重等 | 600 | 1000 |
| 2. 仪器设备购置费 | 1000 | 用于购置除实验室外的相关设备 | 700 | 300 |
| 3. 实验装置试制费 | 2000 | 用于缺陷检测系统模型性能测试 | 1000 | 1000 |
| 4. 材料费 | 1000 | 用于外部合作收集真实图像等 | 650 | 350 |

#### 四、 项目承诺及项目组成员签名

|  |
| --- |
| 1.本项目申报和材料撰写过程不存在学术不端行为。  2.确保项目经费全部用于实施项目，开支范围主要包括业务费、仪器设备购置费、实验装置试制费、材料费等，遵照学校相关财务制度按期报销经费。  3.保证项目按计划进行、取得预期成果；要积极参加创新创业大赛、勇于投入实践，参赛情况将作为项目锻炼和展示的重要内容。项目研究成果如论文、调研报告等应进行标注，标注内容为“合肥工业大学××级××××项目（项目编号：×××）”。  4.项目实施过程中，如因弄虚作假、管理不善造成经费使用不当、无故放弃项目、国家财产损失等现象，学校将视情节轻重收回部分或全部资助经费，情节严重的给予当事人及相关负责人纪律处分。  以上内容本人已认真阅读，若项目获得立项，本人承诺严格遵照执行。  **项目组所有成员签名：**    **年  月  日** |

#### 五、 指导教师意见

|  |
| --- |
| **导师（签章）：**  **年  月  日** |

#### 六、院系评审意见

|  |
| --- |
| **单位（盖章）： 负责人签字：**  **年  月  日** |

#### 七、学校专家组评审意见

|  |
| --- |
| **专家组组长签字：**  **年  月  日** |

#### 八、 学校审批意见

|  |
| --- |
| **主管部门（盖章）： 负责人签字：**  **年  月  日** |

|  |  |
| --- | --- |
|  | / |