

王鹏煌

男 15650162957 3419481371@qq.com

3年工作经验 | 求职意向： 算法工程师 | 期望城市： 深圳| 学历： 本科



个人优势

- 1. 大模型：掌握 stable-diffusion 的 VAE、Unet和Clip Text网络原理，熟读stable-diffusion代码，掌握texttoimage、textual_inversion、dreambooth和controlnet训练方法，能够使用Lora、checkpoint两种训练手段，熟悉diffusers库的训练和推理，熟悉分布式训练和了解部署，熟练使用stable-diffusion-webui、comfyui和自定义ui平台工具，熟悉插件和模型权重的下载使用如tagg和controlnet。
- 2.掌握Transfomer网络结构和底层原理，熟悉组成部分和模块原理，了解Transfomer变体。
- 3.目标检测：熟悉Yolo系列、SSD、RCNN和Fast-RCNN目标检测网络原理，Yolo系列代码、参数修改，精通模型评估指标。
- 4.深度学习：精通PyTorch和TensorFlow学习框架，熟悉VGG、Googlenet、Resnet和轻量级网络MobileNet、Shufflenet，熟悉神经网络CNN、RNN和LSTM，熟悉注意力机制SE、CA、CBAM和ECA原理以及应用，熟悉迁移学习，对预训练模型微调。
- 5.机器学习：熟悉各种经典机器学习算法（如Linear Regression、Decision Tree、SVM等）的原理和应用，数据清洗，数据标注，优化算法（SGD和Adam），激活函数的原理和使用方法。
- 6.图像处理：熟悉OpenCv，如Canny、二值化、blur、霍夫变换、仿射、透视变换等使用方法和原理。
- 7.精通瑞芯微和NVIDIA平台的板端部署，具备丰富的实际开发经验和优秀的代码规范能力，能独立编写代码和修改代码。了解C#，熟练掌握Python、C++等编程语言，深谙面向对象编程思想,能独立完成代码编写以及修改。擅长使用交叉编译链和搭建SDK开发环境，熟悉USB、I2C、SPI等通信接口和协议的实现。对模型量化、剪枝及知识蒸馏有深入理解，并在实际项目中成功应用。
- 8.熟悉Linux命令使用和环境搭建项目、掌握Xshell和mobaXterm工具使用，熟练使用SSH进行安全的远程访问和管理，熟练使用Git进行版本控制。
- 9. 对工业相机，镜头，光源较为熟悉，有一定的视觉项目选型，方案设计能力
- 10.具备硬件调试能力，对于相机安装调试，确认工作视野以及成像范围，以及相关的畸变，标定工作较为熟悉
- 11.对传统视觉较为了解，能够熟练使用康耐视视觉软件VisionPro，VIDI,海康视觉软件VisionMaster等，能够修改简单VisionPro脚本
- 12.对于锂电行业前中段定位引导项目，比如切叠一体机，模切一体机等以及传统视觉结合深度学习进行锂电池缺陷检测，比如18650小圆柱电池，A24，A27等方形电池外观缺陷检测等均有实际落地项目

惠州亿纬锂能股份有限公司	算法工程师	2022.6-至今
--------------	-------	-----------

项目经历

圆柱电池缺陷检测	算法工程师
----------	-------

项目描述：电池是新能源产业电动汽车、储能、消费电子的心脏，电池缺陷会直接影响产品质量以及安全，因此进行缺陷的外观检测显得尤为重要，传统的人工目检存在检测效率低，且人为主观意识强，没有统一的标准等问题，采用视觉检测替代人工检测，实现全流程自动化，可以提高检测效率，检测精度，稳定性，降低人工成本

负责内容：缺陷电池数据收集与预处理，模型选择以及调优，验证模型效果，记录优化方法，对比效果

项目难点:

（一）数据层面

1: 电池缺陷类型多样且特征复杂

- 2: 微小缺陷的高精度检测挑战
 - 3: 背景干扰与缺陷的类同性难题, 比如壳体表面的轻微压痕 (工艺允许范围内) 与超标划痕的边界模糊, 需量化判断深度, 长度阈值等
 - 4: 多型号适配与标准不统一
 - 5: 缺陷样本较少, 数据收集周期长, 缺陷样本标注需要熟悉电池工艺标准的专业人员, 且微小缺陷的标注耗时更长, 进一步限制样本规模
- (二) 模型训练检测层面
- 1: 当前主流缺陷检测算法依赖大量标注样本, 但是在锂电池生产中, 不合格率相对较低, 缺陷样本较少, 导致模型训练不足, 泛化能力差, 对于未见过的缺陷容易漏检
 - 2: 圆柱电池生产是高速流水线, 检测系统需在毫秒级时间内完成图像采集、处理、缺陷判断并反馈, 否则会导致生产卡顿

圆柱电池缺陷检测算法实现流程:

(一) 数据预处理与加载

- 1: 多特征融合: 利用Sobel算子对输入图像进行水平和垂直边缘提取, 增强划痕等线性缺陷的边缘特征, 将提取到的边缘特征与原始RGB图像融合为4通道输入
- 2: 数据集加载: 根据模式加载数据, 训练集仅包含正常样本, 确保无监督学习的基础, 测试集包含正常样本和缺陷样本, 用于评估模型性能

(二) 模型架构构建

- 1: 编码器: 采用三级下采样, 每层包含卷积, 批归一化和LeakyReLU激活函数, 第一层卷积直接对多模态输入进行处理, 增强对多模态输入进行处理, 增强对边缘信息的敏感度, 进行多尺度特征提取
- 2: 解码器: 分为两个分支, 重建分支输出重建的RGB图像, 用于与原始RGB图像对比计算重建损失, 边缘预测分支通过独立的边缘预测卷积层输出边缘概率图, 用于与Sobel边缘图对比边缘损失
- 3: 判别器: 用于区分真实图像和重建图像, 通过对抗训练提升编码器-解码器的生成能力, 且在损失函数中加入R1正则项, 稳定对抗训练过程

(三) 模型训练

- 1: 损失函数约束, 通过三类损失约束模型学习过程
- 2: 对抗训练

(四) 推理检测

- 1: 异常分数计算: 在评估阶段, 计算重建误差和判别器评分, 进行加权融合得到综合异常分数
- 2: 缺陷判断: 当综合异常分数超过设定阈值时, 判定样本存在缺陷, 不同缺陷类型因不符合正常样本特征分布, 会导致相应损失升高或判别器评分降低, 从而被模型识别

优化方案:

(一) 多模态特征融合

- 1: 输入特征融合 RGB 与边缘信息, 在数据预处理阶段, 提取图像的边缘特征与原始 RGB 图像融合为4 通道输入, 3 通道 RGB + 1 通道边缘特征, 增强线性缺陷检测和多维度特征学习

(二) 多任务解码器结构改进

- 1: 解码器分为两个分支, 重建分支: 输出重建的 RGB 图像与原始 RGB 对比计算重建损失, 边缘预测分支: 输出边缘概率图与 Sobel 边缘图对比计算边缘损失, 强制学习正常边缘规律和缺陷定位辅助

(三) 边缘增强编码器, 特征提取改进

1: 多尺度特征提取与边缘敏感设计, 实现多尺度缺陷覆盖和边缘特征增强

(四) 对抗训练优化

判别器引入 R1 正则化, 惩罚真实图像的梯度范数, 稳定对抗训练和提升缺陷判别力

(五) 异常分数计算优化, 推理阶段改进

1: 多指标加权融合, 异常分数由重建误差 (MSE) 和判别器评分 (取负) 加权融合而成, 提升鲁棒性和缺陷泛化能力

(六) 评价指标

1: 最终实现总体漏检率小于0.5%, 过检率小于3%

2: 对于凹坑, 破损等严重缺陷漏检率为0, 对于轻微划痕, 以及油污电解液等不明显缺陷实现漏检率小于1.5%, 过检率小于5%

焊盘缺陷分类检测

算法工程师

MobilenetV2+少样本数据增强+早停+余弦退火+Adamw

项目描述: 在焊接工艺中, 焊盘质量直接影响电路可靠性。传统人工目检存在效率低、没有统一的标准, 且带有比较强的主观性, 漏检率高等问题, 需开发基于深度学习的自动化检测系统

负责内容: 数据收集与预处理, 模型选择以及调优, 验证模型效果, 记录优化方法, 对比效果

项目难点:

(一) 数据层面:

1: 整个数据集包含七个类别, 类别极度不平衡, A1类占比极高 (64.86%), A4仅0.429%

2: 光照敏感: 过曝/欠曝图像占比较高, 金属反光干扰严重

3: 小样本学习: 关键缺陷类别 (A4/A6) 样本量<100

4: 数据集错分: A2,A3跟A1容易混淆, A5跟A1类某些相似度高

(二) 人工层面:

1: 对工业数据不够熟悉, 无法确保人工分类的正确性

优化方案:

(一) 数据集部分:

1: 验证数据是否泄露, 训练集和验证集划分比例8: 2, 所有进行随机数据集重新划分, 验证集和训练集放在不同的文件夹中, 避免训练集混在验证集中, 导致ACC准确率虚高

2: 使用Hash,SSIM对数据集图片进行全局去重, 去掉相同的以及结构相似的

3: 人工再次筛选数据集, 找出各个类别所对应的缺陷特征, 将错分的样本重新分, 无法区分的图像质量又特别差的直接删除为少数类样本设5倍采样权重

(二) 模型部分:

1: 在不对CX,PW这两个类别做任何数据增强的情况下, 使用VGG,GoogLeNet,Resnet18, Resnet34,MobilenetV2,ShuffleNetV2等模型, 测试训练集以及验证集的ACC准确率

2: 经过测试, 发现Resnet34以及MobilenetV2这两个模型效果最佳, 采用Resnet34时, 训练集ACC:93.4%, 验证集ACC:93.2% 采用MobilenetV2时, 训练集ACC:93.5%, 验证集ACC:93.3%

(三) 训练优化部分:

1: 训练集针对CX,PW样本数据量少效果差的进行数据增强,采用逐步叠加法, 例如随机裁剪, 随机调整图像的亮度、对比度、饱和度和色调, 翻转, 旋转, 为CX,PW少数类样本设5倍采样权重

2: 选择优化器, SGD,Adam,Adamw等进行对比, 采用Adamw, 调整相应的学习率, 以及训练的epochs次数

3: 增加早停, 余弦退火

(四) 评价指标部分:

1: 除了ACC, 另外增加了recall以及precision

2: 最终结果, 采用Resnet34, 最佳训练集ACC:0.975 ,最佳验证集ACC:0.971, 采用MobilenetV2, 最佳训练集ACC:0.98 ,最佳训练集ACC:0.983

智能考勤与生产质量监控

算法工程师

yolov8tiny+pflid+dlib+repvgg

项目描述: 针对车间, 用于工人身份验证, 确认工人考勤是否正常, 以及检测工人的工作状态, 确保只有持有高级技工认证的人员才可以操作相关的设备。通过摄像头捕捉工人的图像, 并与数据库中的 记录进行比对, 自动识别工人身份, 确认工人打卡位置, 系统自动比对考勤时间与排班表, 误差超过15分钟即触发黄色预警, 在相关设备工位设置人脸识别终端, 工人操作设备前需通过特征比对确认技能等级, 防止无资质操作导致的原件损坏, 在中控室部署摄像头, 检测工人的工作情绪状态, 当检测到连续 1分钟生气(愤怒)情绪时, 系统自动推送警报至班组长, 防止因情绪波动导致的操作失误。

负责内容: 数据收集与预处理, 模型选择 模型改进优化, 验证模型效果, 记录优化方法, 对比效果, 部署

项目难点:

(一) 工业环境强干扰对检测精度的影响

1: 遮挡与防护装备干扰

2: 光照与动态背景干扰

(二) 边缘设备算力与实时性的矛盾

1: 模型级联的延迟累积的矛盾

2: 硬件成本限制, 使用高性能GPU可满足实时性, 但是工厂产线部署成本高

(三) 模型组合的技术断层与优化难点

1: 各模块性能瓶颈与协同问题

2: 特征对齐缺失, Dlib未提供关键点对齐, 导致RepVGG输入的人脸区域可能存在旋转, 尺度不一致, 需额外增加对齐步骤

(四) 数据采集与标注的工业场景特殊性

1: 数据集场景多样化不足

2: 数据集存在遮挡,数据分布不平衡

优化方案:

(一) 数据集部分

1: 情绪识别数据集RAF-DB总共包含angry,disgust,fear,happy,normal,sad,surprise以上七种情绪, angry,disgust,fear这三种样本数据较少, 针对少数类样本设5倍采样权重

(二) 模型部分

1: 人脸框模型: 该应用场景下, 主要是针对单类别单人, 采用cpu推理, 串行最快, 人脸框检测模型是基于个人实践经验根据yolo系列的改进模型yolov8tiny, 相比于yolov8,计算复杂度低, 推理速度更快, 模型更加轻量化

2: 情绪识别模型: 在不对angry,disgust,fear这三个类别做任何数据增强的情况下, 使用resnet18,mobilenetv2, xception, repvgg等模型测试训练集以及验证集的准确率ACC,经过测试 repvgg的效果最好, 采用repvgg时, 训练集ACC:87.5%, 验证集ACC:86.3%

(三) 训练优化部分

1: 情绪识别数据集RAF-DB, 训练集针对angry,disgust,fear样本数据量少效果差的进行数据增强,采用逐步叠加法, 例如随机裁剪, 随机调整图像的亮度、对比度、饱和度和色调, 翻转, 旋转, 缩放,为少数类样本设5倍采样权重

2: 选择优化器, SGD,Adam,Adamw等进行对比, 采用Adamw, 调整相应的学习率, 以及训练的epochs次数

3: 针对人脸框模型, 添加CA注意力

(四) 评价指标部分

1: 除了ACC, 另外增加了recall, precision以及F1

2: 最终结果, 人脸框检测采用yolov8.tiny, recall:98.7%,precision:99.8%,map50:99.5%, 特征比对precision95%, 情绪识别 recall:89%,precision91%,F1:90%

高精度智能制造大型工业板管焊缝检测系统

算法工程师

项目描述: 针对换热器产品制造过程中有大量管板密封焊缝需检测, 传统人工目检效率低且人工成本较高, 利用YOLO深度学习模型进行快速管孔检测焊缝表面开口缺陷, 实现机器替代人, 快速完成缺陷识别、标记、记录和分析, 提升产品质量判定效率, 精确度以及稳定性, 要求召回率达到98%, 精确率95%, 辅助人完成焊缝质量的评判。

负责内容: 数据收集与预处理, 数据标注, 模型选择, 模型改进优化, 验证模型效果, 记录优化方法, 对比效果

项目难点:

(一) 数据层面:

- 1: 光线过曝, 欠曝, 部分目标存于在过亮过暗区域中
- 2: 缺陷目标比较小
- 3: 缺陷跟焊渣很像, 焊渣多, 表面不光滑, 还有烧痕
- 4: 背景多, 正样本少, 样本不平衡

(二) 数据标注层面

- 1: 缺陷分为深红色小裂缝(没有黑洞), 深红色有黑洞, 很长的黑色裂缝, 缺陷形状不一致, 需要不同的标注方式, 否则容易产生误检
- 2: 存在难分样本, 焊渣跟缺陷很像, 管孔存在轻黑色的东西, 实际不是缺陷

项目流程:

- 1: 得到焊孔数据集: 全局机相, 基于yolov8 按区域目标检测出所有圆孔, 再用OpenCV 进行二值化和canny 算子提取边缘, 找到内圆以及外圆
- 2: 将每个孔进行CAD 映射, 规划2D 相机路径
- 3: 基于yolov8.n 模型的缺陷检测

优化方案:

(一) 数据集部分

- 1: 主要针对存在难分样本: 与客户沟通, 确定缺陷判断标准, 焊渣主要存在于内壁, 通过掩码处理, 管孔存在黑青色的东西, 实际不是缺陷, 对于这种, 神经网络识别不了, 需要做后处理: 含黑量 (>60), 含深红量 (110-140之间), 排除像黑洞, 其实轻黑色的东西
- 2: 针对缺陷数据标注: 对于深红色小裂缝这种缺陷, 采用紧贴缺陷的标注方式, 框选主要的深红色区域即可, 对于深红色有黑洞的小缺陷, 采用小缺陷打外围的标注方式, 对于很长的黑色裂缝缺陷, 采用紧贴缺陷, 用多个重叠框去框选缺陷区域的标注方式
- 3: 数据增强策略: 背景区域变114 像素值, 训练和推理都进行滑动裁图, 解决采集高清图面积大和小目标问题, 直方图均衡化解决过曝, 添加锐化, 突出图像中物体的轮廓和纹理, 使模型能够更好地学习到细微特征, 添加Copy-Paste, 增加缺陷样本多样性, 复制小目标并粘贴到不同位置, 切下来的缺陷上下翻转, 旋转, 放大2倍, 减少极个别大目标漏检

(二) 模型部分

- 1: 模型基线部分: 切图得到的原图大概是2900*2900左右, 在不做任何数据增强的情况下, 使用yolov8,yolov5等模型, 测试不同模型在验证集上的召回率, 精确率, MAP50, MAP50-95等指标, 通过测试发现yolov8.n效果最佳, 召回率: 0.918, 精确率: 0.981, MAP50 : 0.965, MAP50-95: 0.636
- 2: 模型优化部分: 由于检测的大都是小目标, 所以在yolov8.n原有基础上, 增加一个160*160的检测头, 防止极小目标漏检, 在SPPF后面添加CBAM注意力, 并将训练图片大小改成1152*1152

(三) 训练优化部分

- 1: 把原图裁切4份, 去除背景之后, 得到的原图尺寸大概为2900*2900, 先把它resize到512, 再去找内圆外圆, 而不是直接在2900*2900进行轮廓检测, 找内圆外圆, 这样有助于提升速度, 然后按照比例, 再给它放大回去
- 2: 裁图的时候, 部分图片可能刚好裁切到缺陷上, 图片上缺陷所占比例特别小, 缺陷面积大于20个像素的才要(边缘小于10个像素的统一删除) 减少误检

3: 针对有目标的缺陷图片划分训练集以及验证集时, 先对图片进行划分, 再进行滑动截图, 避免存在数据泄露的问题

4: 选择优化器, SGD,Adam,Adamw等进行对比, 采用Adamw, 调整相应的学习率, 以及训练的epochs次数

(四) 评价指标部分

1: 经过测试发现, 采用yolov8.n模型, 多尺度训练, 锐化以及Copy-Paste等手段结合, 效果最佳

2: 最终结果, 召回率: 0.98, 精确率: 0.99, MAP50 : 0.975,MAP50-95:0.8

智能工厂安全访客与员工识别系统

算法工程师

yolov5+deepsort+fastreid+tensorrt

项目描述：针对车间，用于工人身份验证，确保只有授权人员可以进入特定区域。通过摄像头捕捉工人的图像，并与数据库中的记录进行比对，自动识别工人身份，跟踪工人的位置和活动轨迹，识别工人是否佩戴了必要的安全装备（如无尘服、工帽等），以及检测外来访客是否进入了禁区。

负责内容：特定角度环境数据集采集，基于yolov5s.pt预训练模型训练，最终yolov5模型P：92.3%，R：88.4%，mAp5.0：94.5%，deepsort：val 83.9%，FastReid：metric 90.3%；调优，将模型进行量化int8，rennet101->50->34，最终float32/float16/int8 FPS：6->10->30，部署。

项目难点：

（一）、实时处理，工人出现在禁区，需要及时提醒，反馈给控制中心，进行及时疏导。

（二）、多摄像头特征融合，不同摄像头可能有不同的视角和分辨率，需要进行准确的校准和配置，确保检测和跟踪结果的一致性。

（三）、不同时间、不同地点的灯光条件可能差异大，影响行人图像的亮度和对比度，对特征提取和匹配造成困难。行人的姿态、衣着和配饰等外观特征可能随时发生变化，要求重识别算法能够适应这些变化，准确识别出同一行人。

（四）、系统集成和稳定性，将YOLOv5、DeepSORT和FastReID等不同模型和算法集成到一个统一的系统中，需要解决模型之间的数据格式转换、接口对接、数据处理和协同工作的问题。

优化方案：

数据集：使用多角度人员方位，在网站进行爬虫相关的行人数据集增加特征的泛化能力。使用图像处理技术如旋转、缩放、颜色调整等，增加数据集的多样性。

网络优化：yolov5中原有的CIoU损失训练，换成SIoU进行训练，网络深度和宽度因子调整。

实时效果：yolov5int8量化，通道剪枝，deepsort和fastreid改用resnet34，tensorrt库模型加速，由fps：6->10->30帧。

个人评价

在深度学习和计算机视觉领域拥有扎实的理论基础和丰富的实践经验。擅长将复杂的业务需求转化为高效的算法解决方案，尤其在模型优化和部署方面表现突出。通过不断学习和应用最新技术。注重团队合作，善于沟通协调，能够在多学科交叉的项目中发挥重要作用，为实现整体目标贡献自己的专业知识和技术能力。

