

华为昇腾 AI 创新大赛 2024

异纺智检——基于昇腾算力的纺织品工业缺陷检测系统

学校名称：深圳大学

团队名称：w 汪汪队

队长：洪子敬

队员 1：陈镇熙

队员 2：冯颖杰

队员 3：周汝霖

队员 4：李承泽

队员 5：罗文豪

队员 6：徐 涵

华为昇腾 AI 创新大赛 2024 组委会

2024 年 9 月

异纺智检——基于昇腾算力的纺织品工业缺陷检测系统

摘要

传统的纺织品缺陷检测依赖人工肉眼识别，存在效率低下、成本高昂、误检漏检率高、数据难以管理等问题，难以满足现代化生产对产品质量的严格要求。为此，本项目研发基于昇腾算力的纺织品工业缺陷检测系统，旨在提供高效、精准、客观的自动化缺陷检测解决方案。

本系统充分利用深度学习技术，并针对纺织品缺陷检测的特殊需求进行改进和优化。首先，系统采用改进的 Mean Teacher 模型进行自适应知识蒸馏，将教师模型的知识高效迁移到学生模型，提升模型在少量缺陷样本下的泛化能力和检测精度。其次，系统引入图像对抗数据增强技术，包括 Cut-Paste、MixUp 和自然合成异常方法（NSA），对有限的缺陷样本进行扩充和增强，解决数据集不足导致的模型过拟合问题，提升模型对多种复杂缺陷的识别能力。此外，系统还引入谱残差算法对输入图像进行预处理，增强缺陷区域的显著性，突出缺陷特征，进一步提升模型对细微缺陷的检测灵敏度。

为实现高效、灵活的缺陷检测，系统采用云边协同架构。边端设备采用搭载昇腾 310B4 处理器的香橙派 AIPro 开发板，负责使用 CANN 框架[8]实时图像采集和初步缺陷筛选，将可疑缺陷图像上传至华为云 OBS。云端依托华为云强大的算力支持，利用 ModelArts 平台进行模型训练，并部署到华为云 ECS 服务器上，实现对上传图像的深度分析和缺陷定位。云边协同工作模式有效提高了检测效率，降低了网络传输压力。

“异纺智检”系统适用于布料制造工厂的制造质量管理和布料应用工厂的来料管理，为纺织行业提供一体化的智能缺陷检测解决方案，助力企业提高产品质量、降低生产成本、提升市场竞争力。

关键词：昇腾算力、CANN 架构、香橙派 AIpro、华为云 OBS、华为云 ECS、深度学习、工业质检、异常检测

目 录

摘要	1
第一章 设计需求分析	1
1.1 行业现状与挑战	1
1.1.1 行业背景	1
1.1.2 传统人工检测弊端日益凸显	2
1.1.3 机器视觉技术应用潜力巨大	2
1.2 国内外产品分析	3
1.2.1 国内外企业名单	3
1.2.2 国内外企业对比分析	3
1.2.3 现有技术瓶颈亟待突破	6
1.3 系统需求	6
第二章 特色与创新	8
2.1 技术创新	8
2.1.1 基于记忆启发式的 Mean Teacher 反向知识蒸馏模型	8
2.1.2 基于 DeSTSeg 的深度缺陷检测	10
2.1.3 多层次的图像数据增强方法	12
2.1.4 高效灵活的云边协同架构	16
2.1.5 友好易用的系统界面和可扩展性设计	16
第三章 功能设计	18
3.1 边端：香橙派 AIPro	18
3.2 云端：华为云 ECS 服务器	20
3.2.1 云端硬件配置	20
3.2.2 云端软件架构	21
3.2.3 工作流程	22
第四章 系统实现	23
4.1 感知层技术	23
4.1.1 设备与传感器	23
4.1.2 数据采集与处理	23
4.1.3 数据传输	24
4.2 传输层技术	24
4.2.1 香橙派初步处理与上传	24
4.2.2 云端服务器下载与处理	24
4.2.3 Django 服务器处理与前端展示	25
4.2.4 WebSocket 实时通信	25
4.3 控制层技术	25
4.3.1 香橙派（Orange Pi）	25
4.3.2 华为云端服务器与 OBS 桶	25

4.3.3 云端 Django 框架与 Web 前端展示	26
4.4 软件开发技术	26
4.4.1 URL 路由	27
4.4.2 View 视图函数	27
4.4.3 前端实现	27
4.5 云应用	28
4.5.1 华为云 ECS 服务器	28
4.5.2 华为云对象存储服务（OBS）	30
第五章 其他内容	32
5.1 工业设计	32
5.1.1 整体布局与外观设计	32
5.1.2 摄像头安装与调节	33
5.1.3 用户界面与交互	34
5.2 成本计算	34
5.2.1 硬件成本	34
5.2.2 软件成本	35
参考文献	36

第一章 设计需求分析

1.1 行业现状与挑战

1.1.1 行业背景

纺织行业是关系到国计民生的传统产业，棉纺织业又是中国纺织行业的基础产业。目前，我国纺织工业深入推进产业结构调整，积极适应国内宏观经济发展新常态，基本保持了平稳发展态势，运行质效稳中趋好，但是增速较往年普遍回落。受国际贸易环境、国内人力成本上升及产业外迁的影响，纺织行业面临的发展形势仍较为复杂，不断上升的综合成本和利润之间的矛盾突出，产业结构调整及产业升级需求迫切，而高质量前提下的生产效率提升是目前各纺织企业尤为亟待解决的问题。

纺织行业中的质量检测环节对提升纺织企业的生产效率至关重要。布料作为纺织行业最主要的产品呈现和应用载体，其质量管理需求尤为突出，且需求面广。中国中大规模纺织服装企业数量超过 30000 家，主营业务收入近 7 万亿元，对应的中国智能验布市场潜在规模可达数千亿元。仅浙江一省，纺织工业规模以上企业近 9000 家。

纺织行业中布料的制造及应用涉及多道质量检测环节，这又可进一步分为两大应用场景：（1）布料制造工厂的制造质量管理环节；（2）布料应用工厂的来料管理环节。

（1）布料制造工厂的制造质量管理环节

该环节中的质量管控根据布料的生产流程主要涉及以下细分场景：

- a. 制造流水线上织布机的在线质量检测；
- b. 坯布制造完成后的质量检测；
- c. 坯布后整理后的质量检测；
- d. 出厂前成品布的质量检测。

（2）布料应用工厂的来料管理环节

该环节主要涉及对由布料制造工厂供应的布料进行质量复检，从而为后续的布料裁剪及应用提供数据基础，同时对来料的质量进行评估，并与布料制造工厂进行价格核算。

1.1.2 传统人工检测弊端日益凸显

布料检测目前常由人工完成，需要大量的具有专业布料知识的质检员执行质量检测工序。传统的布匹人工缺陷检测方式存在诸多弊端：

（1）效率低下：人工检测速度慢，受限于人眼生理极限和疲劳程度，难以满足大规模、高速化的现代生产需求，成为生产效率提升的瓶颈。

（2）成本高昂：需要聘请大量经验丰富的质检员，人工成本高，且培训周期长，人员流动频繁带来的损失不可忽视。

（3）主观性强：易受疲劳、情绪、经验等主观因素影响，导致漏检、误检率高，检测结果一致性差，难以保证产品质量的稳定性。

（4）数据难管理：人工检测数据难以记录和分析，无法追溯质量问题根源，不利于工艺参数优化和产品质量的持续提升。



图 1 传统人工检测

1.1.3 机器视觉技术应用潜力巨大

随着人工智能技术的发展及与行业深度融合，越来越多的纺织行业对流水线进行了自动化的改造，使布料生产流水线变成快速、实时、准确、高效的流水线。其中，部分纺织企业开始尝试采用基于机器视觉的自动识别技术完成布料的质量检测工序，实现布料的疵点自动检测和分级，提高生产效率和生产的自动化程度。基于机器视觉的布匹缺陷检测技术利用计算机视觉、图像处理、深度学习等技术，对布匹图像进行分析，自动识别和定位缺陷，具有以下显著优势：

（1）效率高：机器视觉检测速度快，能够适应大规模、高速化的生产线，有效提升检测效率，打破人工检测瓶颈。

（2）成本低：机器视觉检测系统部署完成后，可替代大部分人工检测工作，降低企业对人工的依赖，节省人力成本。

(3) 客观性强: 机器视觉检测基于图像分析, 不受主观因素影响, 检测结果更加客观、稳定、一致, 有效提升产品质量。

(4) 易于数据管理: 机器视觉检测系统可以自动记录和存储检测数据, 便于企业进行数据分析和追溯, 为工艺改进提供数据支持。

1.2 国内外产品分析

1.2.1 国内外企业名单

通过收集的资料, 国内外主要研发布料智能检测系统的企业名单如下:

- (1) 以色列 EVS 公司;
- (2) 毕麦思信息科技(上海)有限公司;
- (3) 深圳灵图慧视科技;
- (4) 上海锴铨智能科技有限公司(AIQC);
- (5) 常州安视智能科技有限公司;
- (6) 北京博科创新机器视觉技术有限公司;
- (7) 西安获德图像技术有限公司;
- (8) 上海翔英电器有限公司;
- (9) 广州沃佳软件技术有限公司;
- (10) 绍兴科泰斯纺织品检验有限公司。

1.2.2 国内外企业对比分析

(1) 市场方面

纺织行业智能检测需求迫切, 主要包括织布机的制造在线质量检测和坯布、成品布检测, 但该领域专业知识门槛较高, 涉入企业需具有布料生产及检验的专业知识积累。

(2) 涉入企业方面

随着人工智能技术的发展, 特别是工业相机及图像处理硬件的发展, 基于机器视觉的智能检测技术得以在实际行业中予以广泛应用。目前布料智能检测涉入企业尚不太多, 这与纺织专业知识和计算机视觉专业知识门槛较高有关。另外, 目前市场上尚没有特别突出的布料检测系统及企业(以色列 EVS 较早涉入该领域, 知名度相对较高)。未来纺织行业布料智能检测领域必将诞生一家主导企业和行业标准。

(3) 技术方面

a. 较少企业建有自主的布料疵点数据库，因为这需要与纺织企业通力合作。疵点的细分类数据库及具有标注的疵点数据库更少。而 PolyU 在这方面具有独特的优势。

b. 目前涉入企业主要集中于纯色布的疵点检测，较少企业对条格布检测结果进行了报道，条格布的检测难度相比纯色布更大，且数据的获取更加困难。未来条格布的检测将成为基于视觉的布料智能检测系统开发及应用的主要瓶颈。

c. 目前涉入企业具有针对织布机和对验布机的成熟方案，针对验布机的最高检测速度一般>60 米/分钟（最高 220 米/分钟，常州安视智能，基于宣传样本数据）。PolyU 目前仅有针对织布机的成熟方案，尚无针对验布机高速环境下的成熟方案，需加快该领域的技术研发。

（4）产品开发模式

a. 涉入企业大部分为独立的研发企业，未与纺织企业建立深度的绑定关系，从而缺乏布料制造及质检环节长期持续的专业知识支持和积累。

b. 涉入企业大部分为科技公司，缺乏专门的工业设计及机械设计团队，产品的工业设计和机械设计主要依赖合作，从而产品的快速迭代面临一定的压力。

表1-1相关企业与技术团队的对比分析

企业名称	企业规模	检测材料种类 (布料、皮料)	布料种类	是否有成熟产品、主要技术指标	是否具有疵点分类功能
以色列 EVS	隶属于以色列最大的军工集团 Elbit systems 集团	专注成品布检测、 目前推出针对织布机方案	纯色	I-Bar, IQTEX4	无
毕麦思 (BMSVision)	总部位于比利时， 在英国、美国和上海设有分公司	织布机生产和质量 监察，针织大圆机 生产和计划监察， 纺纱厂生产及质量 监察。	纯色、 条格	Clclops	无

深圳灵图慧视	2017 年 7 月成立，现有员工>20 人	专注于布料检测，现已推出针对织布机和成品验布机产品。	不详	1. 织机智能检测系统售价为 5 万元/套。基础版智能验布机售价 40 万元，高级版智能验布机售价 60 万元。 2. 检验速度可达 60 米/分钟，检出率可达 95%。 3. 拥有自动贴标装置。	无
上海锴铨智能 (AIQC)	2019 年 1 月成立	布料	不详	1. 针对成品验布，可与企业 ERP 系统对接	无
常州安视智能	2016 年 8 月成立	布料、皮革、汽车内饰、薄膜等	纯色或者花色平面或者毛面，条纹	1. 梭织布最大检测速度可达 220 米/分钟，检出率>95%，包括稀密路等难检测的疵点。 2. 针织、梭织、无纺、皮革、图层均有成熟的产品。	无
北京博科创新	2012 年 2 月	不详	不详	未见	无
西安获德图像	2014 年 5 月	专注玻璃纤维产品	布料检测主要集中在纯色布。	1. 检测速度达 60 米/分钟，检测幅宽 1.6 米。 2. 检出率达 95%，折痕和断经达 90%。 3. 检测对象为坯布。 4. 有针对帘子布织机的视觉检测系统。	无
上海翔英电器	2008 年 3 月	/	/	主要从事机械设备的研发，对外宣称已有基于视觉的智能验布系统。	无
广州沃佳软件	2008 年 11 月	布料、皮革	不详	未见，主要以软件开发为主	无

绍兴科泰斯	2011 年 4 月	/	/	主要从事纺织品第三方检验	无
-------	------------	---	---	--------------	---

1.2.3 现有技术瓶颈亟待突破

尽管机器视觉技术在布匹缺陷检测领域展现出巨大潜力，但现有技术仍面临以下瓶颈：

- （1）复杂纹理识别：不同种类布匹的纹理特征差异较大，例如：纯色布、条格布、花纹布等，对算法的鲁棒性和泛化能力提出了更高要求。
- （2）小样本学习：实际生产环境中，缺陷样本的采集和标注成本高，如何利用有限的缺陷样本训练出高精度、泛化能力强的模型是技术难点。
- （3）实时性要求：现代纺织生产线速度快、产量大，对缺陷检测的实时性要求高，算法需要快速、准确地识别和定位缺陷，才能不影响生产效率。

1.3 系统需求

为解决上述问题，本项目设计开发的“异纺智检”——基于昇腾算力的纺织品工业缺陷检测系统，需要满足以下核心需求：

- 1. 高精度检测：系统需要能够准确识别和定位多种类型的布料缺陷，包括常见的破洞、污渍、断线、错花、跳纱等，并适应不同颜色、纹理的布匹，例如：纯色布、条格布、花纹布等。
- 2. 实时性：系统需要满足实时检测的需求，快速响应，及时发现缺陷并报警，避免缺陷产品流入下一生产环节，造成更大损失，保证生产效率。
- 3. 云边协同：系统需要结合边端设备和云端服务器的算力优势，实现高效、灵活的缺陷检测，边端设备负责实时图像采集和初步筛选，减轻云端服务器的压力，云端服务器负责深度分析和模型训练，提高检测精度。
- 4. 易用性：系统需要具备友好的用户界面，操作简单易懂，方便企业部署和使用，降低使用门槛，不需要专业的技术人员也能轻松上手，快速应用到实际生产中。
- 5. 可扩展性：系统需要具备良好的可扩展性，能够根据实际需求进行功能扩展和升级，例如：增加新的缺陷类型识别、接入其他生产管理系统等，满足企业未来发展需求。

为了满足上述需求，“异纺智检”系统将采用一系列先进的技术和方案，包括基于记忆启发式的 Mean Teacher 反向知识蒸馏模型、多层次的数据增强方法、云边协同架构等，为纺织行业提供高效、精准、可靠的智能缺陷检测解决方案。

第二章 特色与创新

2.1 技术创新

本项目致力于解决传统纺织品缺陷检测面临的挑战，并基于昇腾算力打造高效、精准、易用的智能检测解决方案。本系统在以下几个方面实现突破和创新：

2.1.1 基于记忆启发式的 Mean Teacher 反向知识蒸馏模型

深度神经网络在许多任务中表现出了良好的性能，但是随着性能的上升，模型的规模也同样攀升，不利于部署到实际应用中，可以通过找到一个浅层网络去模拟深层网络的输出以达到与其相似的性能。并且在实际任务中获得大量有标签的数据代价昂贵，而无标签数据则相对容易获取，基于这种情况，半监督学习则可以采用有标签数据与无标签数据来提高模型性能。半监督学习中只有小部分的有标签数据，从而导致模型过拟合，那么利用无标签数据对模型进行一致性正则化的思想就提出了，对无标签数据加入扰动，模型应该不受扰动的影响给出相同的预测，以此提高泛化能力。

本项目提出了基于记忆启发式的 Mean Teacher 反向知识蒸馏模型，该轻量化的模型部署在边端进行初步缺陷筛选。Mean Teacher 因为其采用 Teacher-Student 的架构，两个模型对加入扰动的无标签数据应该输出相同的预测结果，加入了一致性损失来约束两个模型，Student 模型根据损失更新参数，而 Teacher 模型的参数通过指数滑动平均 Student 模型参数来更新。通过给出两个网络，负责的深层网络作为 Teacher，简单的浅层网络作为 Student，Teacher 模型通过损失函数来要求约束 Student 模型学习自己的输出，从而更好地从数据中学习“知识”。

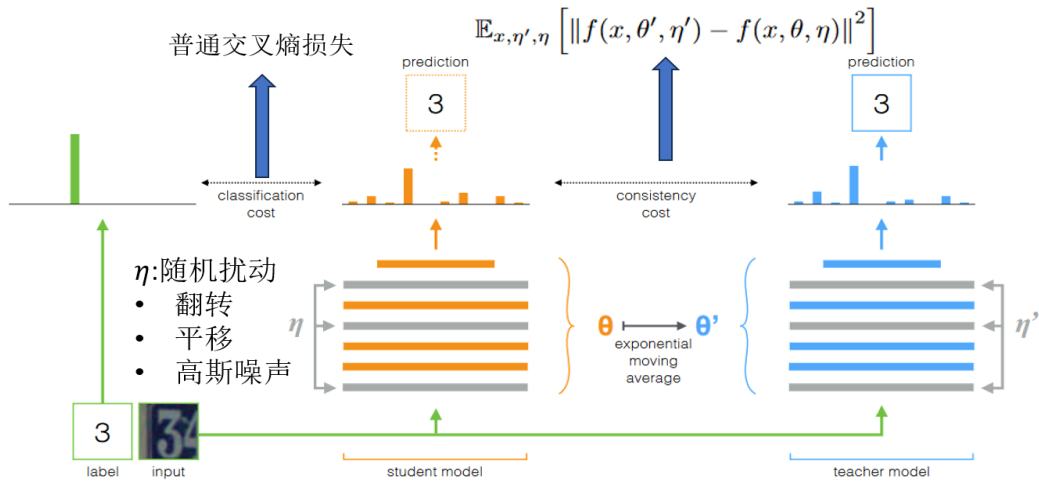


图 2 Mean Teacher 的架构

此模型主要工作原理是通过训练较强的教师模型，从而将学到的正常样本特征传递给性能弱的学生模型，同时在教师和学生模型之间加入一个投影层，这样数据通过这个投影层时会被过滤掉一些异常信息，使得训练得到的学生模型更加纯粹，这样使得两个模型对异常点产生差异，从而发现异常点。

在 Mean Teacher 模型中引入记忆力启发式机制，在蒸馏过程中加入了一个 NR Memory Module[2]，此模块作用是在 Teacher 训练时记忆正常样本的先验知识，Student 训练时对其输出的特征进行 Normality Recall, 经过正常化的特征再与原特征实现一个拼接操作，模块上方是 Teacher 模型的 Normality Memory，负责在训练时记忆随机挑选的正常样本集合 E 的特征信息，初始化 L 个长度为 C 的向量作为 Memory Items，采用一种类似注意力机制的方法，把原特征经过计算权重再累加 Memory Items 组成新的特征，再根据损失反向传播调节 Memory Items 的值。下方是 Recall Normality，是 Student 模型训练与推断时对特征进行正常化的模块，随机初始化一个与 Memory Items 相同大小的 key 结构用来单独产生动态权重，也随训练进行更新。通过建立一个教师模型正常特征表征的记忆模块，让学生模型更好得学习教师模型对正常样本的细微特征表征。

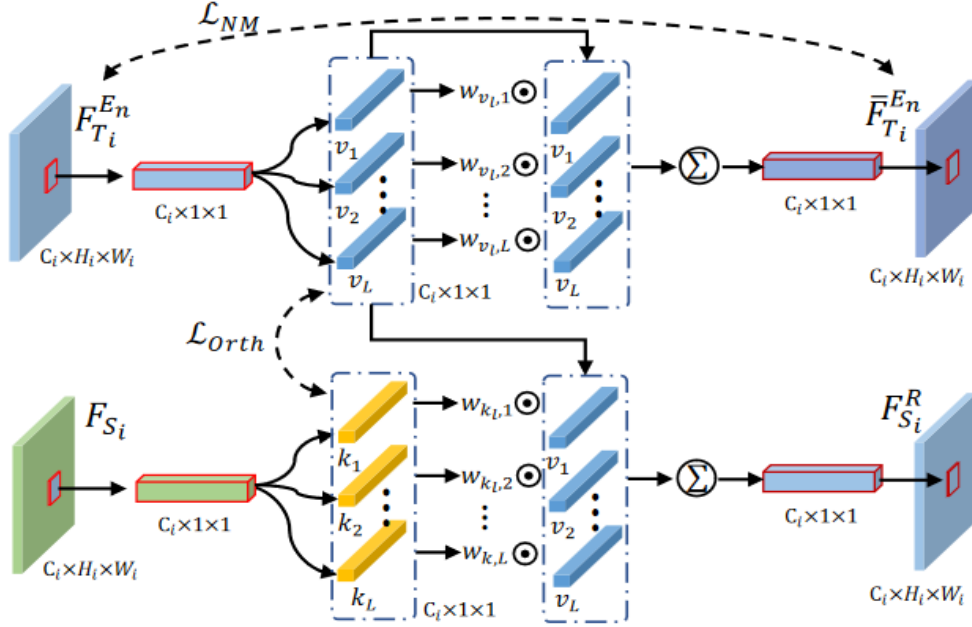


图 3 记忆力启发式模块

每个教师模型对应着一个学生模型，且分层进行蒸馏，减少了一些计算量，同时将数据图片整张进行输入，保留了数据的全局特征。本模型引入了新颖的反向知识蒸馏，在教师模型将数据蒸馏后，反向将数据传给学生模型进行蒸馏[1]，从而增强了其两者对异常特征的代表差异，模型性能得到了有效提升。

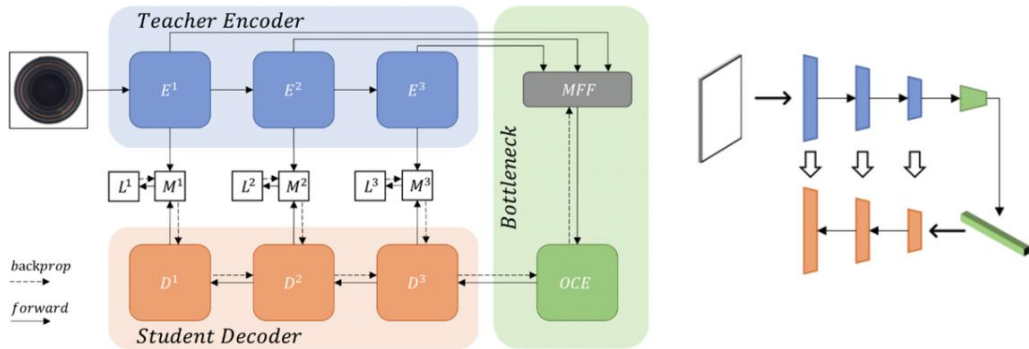


图 4 反向知识蒸馏模型框架

2.1.2 基于 DeSTSeg 的深度缺陷检测

在云端部署了密集型的 DeSTSeg 模型[3]对异常纺织品样本进行精准分割。

不同于以往的知识蒸馏方法，DeSTSeg 模型将预先训练的教师网络、去噪的学生

编码器-解码器和分割网络集成到一个框架中。

去噪学生网络和教师网络以成对的异常和正常图像作为输入，去噪学生网具有不同的编码器-解码器架构。教师网络是 ImageNet 预训练的 ResNet18[14]，其中移除了最终块（即 conv5x）。从剩余的三个块，即分别表示为 T1、T2 和 T3 的 conv2x、conv3x 和 conv4x 中提取输出特征图。为了加强对异常数据的约束，在学生网络中引入了一种去噪程序，使学生网络能够学习更稳健的表示，编码器是随机初始化的 ResNet18，具有所有块，分别命名为 S1E、S2E、S3E 和 S4E。解码器是具有四个残差块（分别命名为 S4D、S3D、S2D 和 S1D）的反向 ResNet18（通过用双线性上采样代替所有下采样）。

为了自适应地融合多级 S-T 特征，从合成异常掩码中训练了一个具有丰富监督的分割网络，分割网络包含两个残差块和一个 Atrous Spatial Pyramid Pooling（ASPP）模块。不存在上采样或下采样；因此输出大小等于 X1 的大小。尽管这可能在一定程度上导致分辨率损失，但它降低了训练和推理的内存成本。

在模型训练过程中将合成异常引入到正常训练图像中，并分两步对模型进行训练。首先，模拟的异常图像被用作学生网络的输入，而原始的干净图像被用作教师网络的输入。教师网络的权重是固定的，但用于去噪的学生网络是可训练的。再者，学生模型也被固定。学生网络和教师网络都以合成的异常图像作为输入，以优化分割网络中的参数来定位异常区域。为了推理，以端到端模式生成像素级异常图，并且可以通过后处理来计算相应的图像级异常分数。

在推理阶段，测试图像被输入教师和学生网络。分割预测最终被上采样到输入大小，并作为异常得分图。预计输入图像中的异常像素在输出中将具有更大的值。为了计算图像级异常分数，我们使用异常分数图中顶部 T 值的平均值，其中 T 是调整超参数。

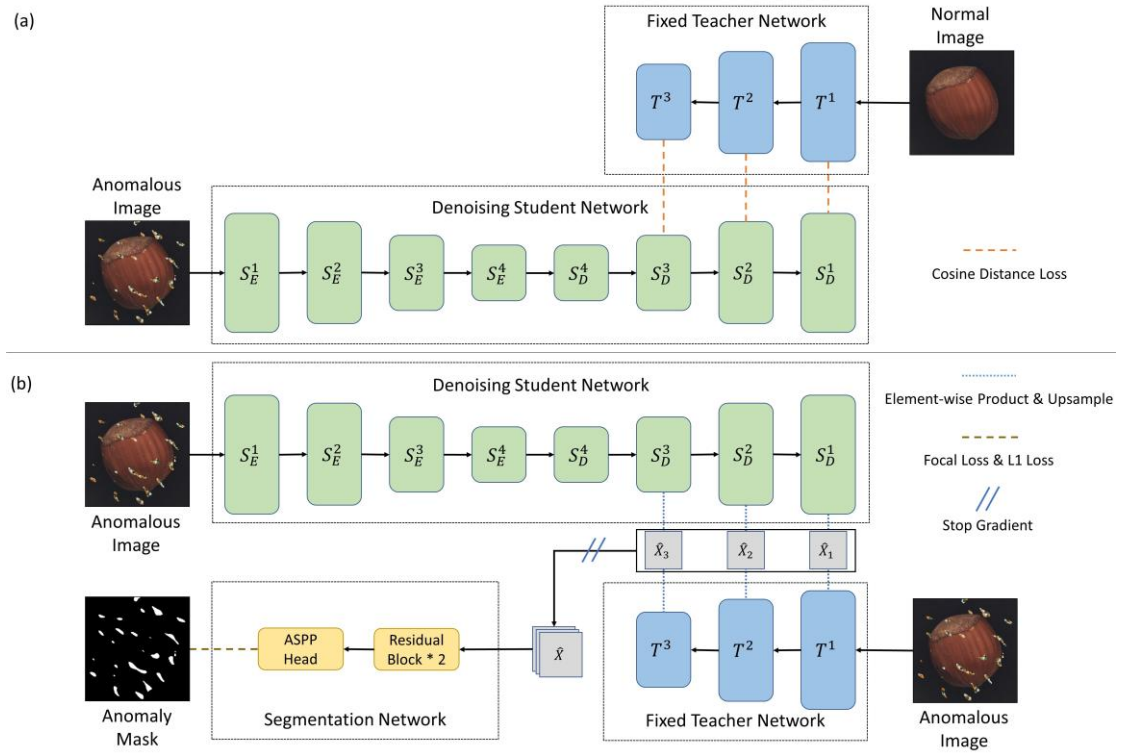


图 5 DeSTSeg

2.1.3 多层次的图像数据增强方法

为了解决数据集不足和缺陷样本多样性有限的问题，系统采用多层次的图像数据增强策略：

(1) 基础数据增强:

采用传统的图像几何变换，如旋转、翻转、缩放等，增加样本数量和多样性，提升模型的泛化能力。

(2) Cut-Paste 增强[4]:

通过在图像上选择一块区域并将其剪切出来，然后将其粘贴到随机的另一个位置。这个过程中，源图像区域的位置信息被用作监督信号，帮助模型学习到有用的特征。此外，Cut-Paste 还可以通过旋转、翻转和缩放等随机操作来进一步增加数据的多样性。通过使用自监督学习的方法，Cut-Paste 不仅可以避免需要手动标记大量训练数据的问题，还可以帮助模型学习到更加丰富的特征，从而提高异常检测的准确性和鲁棒性。

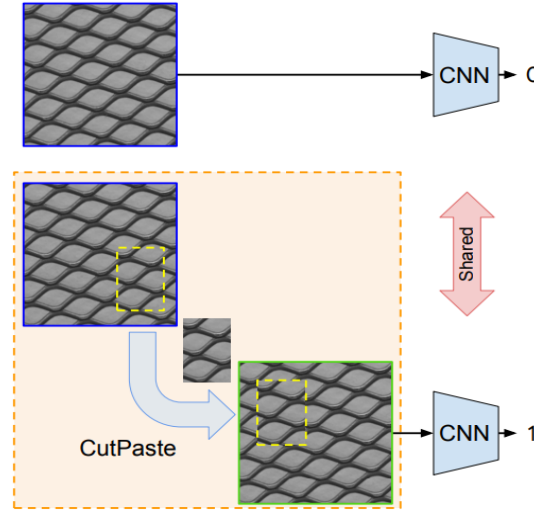


图 6 Cut-paste 算法流程

（3）生成对抗网络（GAN）合成异常[5]

GAN 的核心思想是通过训练两个神经网络模型：一个生成器网络和一个判别器网络。生成器网络用于生成合成数据，而判别器网络用于评估数据的真实性。在训练过程中，生成器和判别器相互竞争，并不断调整其参数，以改进其生成和评估能力。

如图 7 所示，考虑真实图像数据集 $P_{data}(x)$ ，其中 x 表示一张真实的图片，表示为 $P_{data}(x)$ 的采样。目标是通过训练 GAN 从 $P_{data}(x)$ 中生成与真实数据相同分布的新图像。为了达到这个目标，需要采用最大似然估计的方法，首先定义一个分布 $P_G(X; \theta)$ ，其中 θ 表示参数。如果假设 $P_G(X; \theta)$ 为高斯正态分布，则 θ 表示该分布的均值和方差。使用定义的 $P_G(X; \theta)$ 来拟合目标分布 $P_G(X; \theta)$ 。

从真实图像数据集中，选择一些样本数据 $\{x^1, x^2, \dots, x^m\}$ ，计算出假定分布的似然可以如下表示为：

$$L = \prod_{i=1}^m P_G(X^i; \theta) \quad (1)$$

在生成对抗网络（GAN）中，生成器（Generator, G）是一个函数，用 P_G 来反映生成器 G 生成样本的分布。模型的目标是让生成器 G 生成的分布逐渐逼近真实图片数据的分布 $P_{data}(x)$ 。与此同时，判别器（Discriminator, D）也是一个函数，其主要作用是通过分布的散度评估生成数据集的分布 P_G 和真实数据集的分布 $P_{data}(x)$ 之间的“距离”，以此来判断它们之间是否存在不同。若两个分布之间的散度较大，判别器很容易就能区分出采样样本是否属于真实样本；反之，若两个分布之间的散度较小，则判别器的区分就较为困难，判别的准确率大约在 50%，说明生成样本的分布已经与真实数据分布非常相似，从而可以说明生成的数据达到了以假乱真的地步。

在 GAN 中，给定判别器 D 的目标函数可以表示为：

$$V(G, D) = E_{x \sim P_{data}} [\log D(x)] + E_{x \sim P_G} [\log(1 - D(x))]. \quad (2)$$

GAN 的训练过程可以描述为以下步骤：首先，随机生成一组噪声向量 z ，将其输入到生成器模型 G 中。 G 的目标是生成一组与真实数据样本 x 相似的虚假样本 $G(z)$ 。生成器的设计通常采用卷积神经网络或全连接神经网络。其次，判别器模型 D 的输入是真实的数据样本 x 和生成器生成的虚假样本 $G(z)$ 。 D 的目标是输出一个概率值，表示输入的样本是真实样本的概率，其余为虚假样本的概率。判别器的设计通常也采用卷积神经网络或全连接神经网络。在训练过程中，生成器和判别器相互竞争，通过反向传播不断更新各自的参数，以达到均衡状态。通过这两个模型的交替训练，GAN 网络的训练目标可以分为两个方面：一方面是使得生成器 G 能够生成的数据分布 $P(x)$ 与真实数据分布 $P_{data}(x)$ 之间的差距最小化；另一方面是让判别器 D 最大化其对输入样本是否为真的判断。因此，GAN 网络的目标函数可以表示为：

$$G^* = \arg \min_G \max_D V(G, D). \quad (3)$$

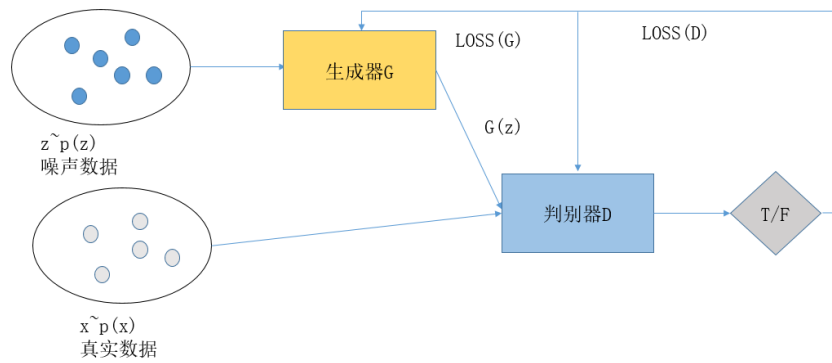


图 7 GAN 训练流程图

(4) NSA 自然合成异常[6]

NSA 不需要手动标注异常样本，而是通过对正常样本的自然合成和随机扰动来生成合成异常样本，将缺陷图像块无缝融合到正常图像中，生成更符合实际情况的缺陷样本，提升模型对复杂缺陷的识别能力。NSA 由正常图像合成异常图像的流程如下：

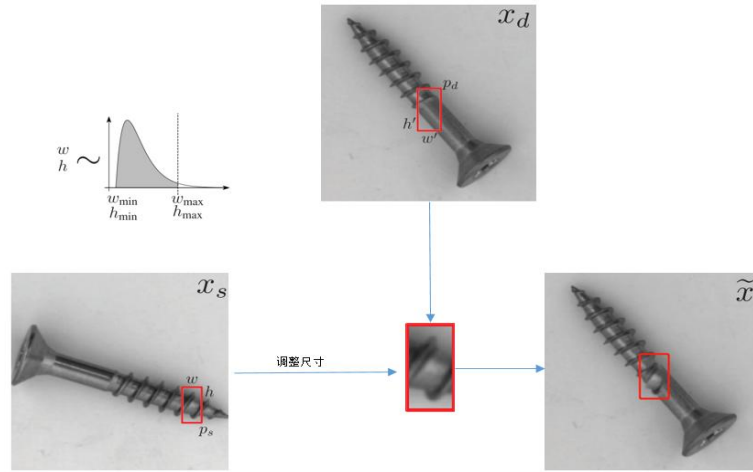


图 8 NSA 由正常图像合成异常图像的流程

(5) 谱残差异常生成方法

系统引入基于谱残差算法的异常合成技术，从频域角度生成异常图像[7]。其原理是将原对数幅度谱减去平滑后的对数幅度谱，得到的剩余部分可以认为是图像中显著的部分，同理可得，平滑后的对数幅度谱可以认为是图像中的冗余部分，换句话说，也即是图像的背景部分。

对于给定的缺陷图像，经过傅立叶变换与局部平滑之后，可将图像分为前景与后景，对于另一纹理图像，同样可以得到前景与后景，将在缺陷图像中学习到的显著性缺陷的频域，与在纹理图像中学习到的背景频谱叠加，可以同时学习到两张图像中高频与低频的信息，可以由如下计算得到以纹理图像 x' 为背景，缺陷图像 x 缺陷为前景的异常图像：

$$L'(f) = R(f) + A(f') \quad (4)$$

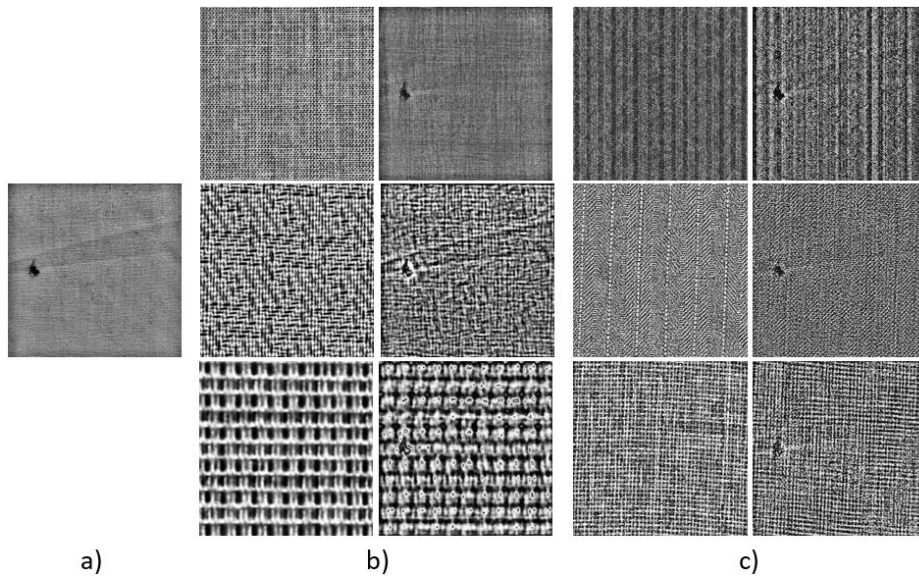


图 9 a)为缺陷原图，b)和 c)左侧为纹理图像，右侧为合成结果

2.1.4 高效灵活的云边协同架构

系统采用云边协同架构，结合边端设备和云端服务器的算力优势，实现高效、灵活的缺陷检测：

1. 边端实时初筛：采用搭载昇腾 310B4 处理器的香橙派 AIPro 开发板作为边端设备，负责实时图像采集和初步缺陷筛选，将可疑缺陷图像上传至云端服务器，降低网络传输压力。
2. 云端深度分析：依托华为云强大的算力支持，利用 ModelArts 平台进行模型训练，并在华为云服务器部署，对边端上传的图像使用 DeSTSeg 模型进行深度分析和缺陷定位，提供高精度检测结果。

云边协同工作模式既保证了检测速度，又提升了检测精度，同时降低了对单一设备的算力要求，为用户提供更灵活、经济的部署方案。

2.1.5 友好易用的系统界面和可扩展性设计

系统提供友好易用的用户界面，操作简单直观，方便用户进行参数设置、模型训练、缺陷检测、结果查看等操作，降低使用门槛，即使没有专业技术背景的操作人员也能轻松上手。

系统采用模块化设计，具备良好的可扩展性，方便用户根据实际需求进行功能扩展和升级，例如：增加新的缺陷类型识别、接入其他生产管理系统等，满足企业未来发展需求。

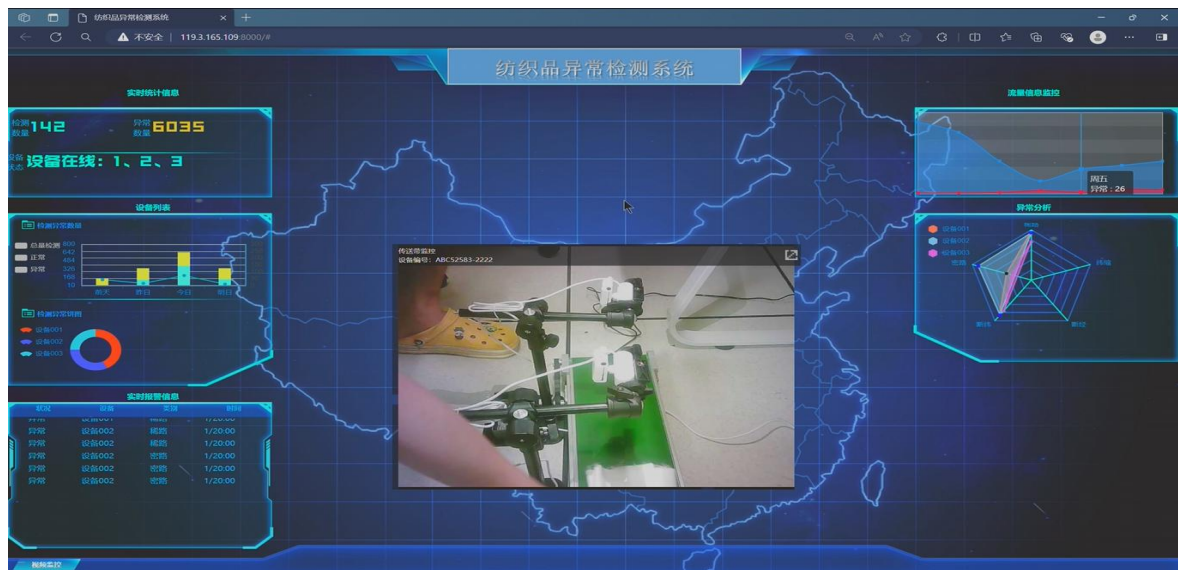


图 10 整体监控界面

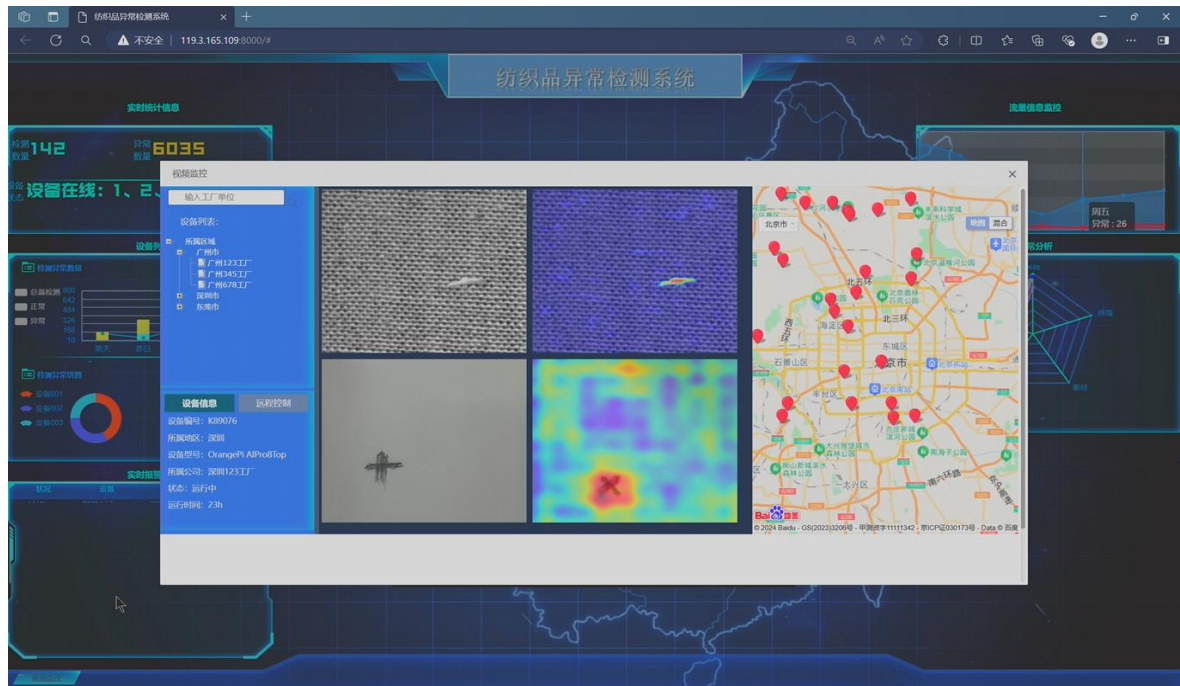


图 11 云端模型异常分割结果

第三章 功能设计

3.1 边端：香橙派 AIPro

使用香橙派 OrangePi AIPro 8-12T 采用昇腾 AI 技术路线[9]，具体为 4 核核 64 位处理器+AI 处理器，集成图形处理器，支持 8-12TOPS AI 算力 8GB/16GBLPDDR4X。可以外接 32GB/64GB/128GB/256GB eMMC 模块，支持双 4K 高清输出。AIPro 开发板搭载的高清摄像头进行实时图像采集，确保每一帧纺织品图像都能被准确捕捉。借助香橙派 AIPro 强大的算力，系统能够高效地运行异常检测模型，对采集到的图像进行实时分析和检测。当系统检测到异常时，系统会自动返回异常图像，并将这些可疑缺陷图像上传至云端服务器进行更深入的分析 and 存储，便于后续的质量控制和数据追踪。通过这种方式，不仅提高了检测的准确性和效率，还有效降低了网络传输的压力和成本。

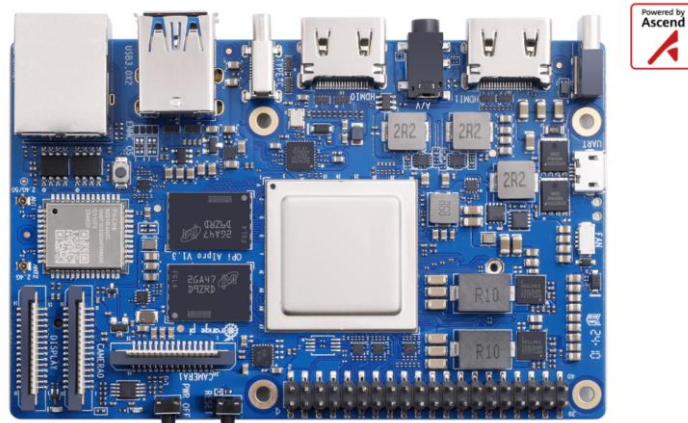


图 12 香橙派 AIPro

实时图像采集

1. 高质量摄像头：
 - 使用香橙派 AIPro 开发板搭载的高清摄像头进行实时图像采集，确保每一帧纺织品图像都能被准确捕捉。
 - 摄像头固定在生产线的关键位置，以确保全面覆盖所有待检测的纺织品。
2. 图像捕捉：

- 通过 USB 接口连接摄像头，使用 OpenCV 库进行图像捕捉和处理，保证图像的高质量 and 实时性。
- 定期或连续捕获图像和视频流，以提供全面的监控数据。

实时异常检测

1. **高效算力：**
 - 香橙派 AIPRO 搭载强大的算力，能够高效地运行异常检测模型。
 - 边端系统采用预训练的 ResNet18 网络架构为编解码器的 **Mean Teacher** 反向知识蒸馏模型，并将其转换为昇腾平台支持的 OM 模型，利用昇腾 310B4 处理器的算力资源进行推理。
2. **实时分析：**
 - 系统对采集到的图像进行实时分析和检测，通过调用昇腾的 `aclmdlExecute` 等模型执行接口，进行异常检测。
 - 当系统检测到异常时，立即返回异常图像，标记可疑缺陷。

异常图像处理

1. **自动上传：**
 - 检测到的异常图像会自动上传至云端服务器，并使用 **DeSTSeg** 模型进行更深入的异常样本分析。
 - 使用华为云的对象存储服务（OBS）进行数据存储，通过 HTTP/HTTPS 协议将图像上传至 OBS 桶中。
2. **定时同步：**
 - 通过编写 Crontab 任务，配合华为云工具 `Obsutil` 定时同步上传可疑缺陷图片。
 - 记录每次上传的时间、文件名和上传结果日志，便于后续的质量控制和数据追踪。

优化网络传输

1. **减少传输压力：**
 - 在本地进行初步处理和筛选，仅将检测到的异常图像上传至云端，有效降低网络传输的压力和成本。
 - 利用香橙派 AIPRO 的算力资源，在本地进行高效的数据处理，减少不必要的数据传输。
2. **提高检测效率：**
 - 实时检测和自动上传机制提高了检测的准确性和效率。
 - 云端服务器可以对上传的异常图像进行更深入的分析，为后续的质量控制提供可靠的数据支持。



图 13 香橙派支持服务

3.2 云端：华为云 ECS 服务器

该纺织品缺陷检测项目利用云端与边端协同工作，以实现高效、准确的缺陷检测。边端负责通过摄像头进行图片数据采集和初步筛选，而云端则负责对筛选后的疑似缺陷图片进行深度学习模型的推理和结果展示。云端部分主要依托华为 ECS 服务器，使用 GPU 加速进行高效的模型推理。以下是云端部分的具体功能设计。

3.2.1 云端硬件配置

云端部分主要依托华为 ECS 服务器，使用 GPU 加速进行高效的模型推理。以下是华为 ECS 服务器的硬件配置。

- 服务器型号: 华为 ECS GPU 加速型
- GPU 型号: NVIDIA T4
- GPU 数量: 1 个
- GPU 显存: 16G
- CPU: Intel SkyLake 6151 3.0GHz / Intel Cascade Lake 6278 2.6GHz
- 内存: 32G
- 储存空间: 40G

3.2.2 云端软件架构

- **操作系统及基础环境**
 - 操作系统: Ubuntu 18.04
 - 深度学习框架: PyTorch
 - 其他依赖库: CUDA、cuDNN、OpenCV 等
- **数据传输模块**
 - 功能: 接收边端上传的疑似缺陷图片
 - 协议: 使用 HTTP/HTTPS 进行数据传输, 确保传输过程中的数据安全
 - 数据格式: 图片格式为 JPEG/PNG, 附带必要的元数据 (如时间戳、边端设备 ID 等)
- **数据存储模块**
 - 功能: 对接收到的图片进行分类和存储
 - 存储介质: 云存储 (如华为云 OBS), 确保数据持久化和高可用性
 - 数据库: 使用 MongoDB 或 MySQL 存储元数据, 方便后续检索和管理
- **模型推理模块**
 - 功能: 对存储的疑似缺陷图片进行 DeSTSeg 模型推理
 - 推理流程:
 1. 读取待推理图片
 2. 数据预处理 (如归一化、尺寸调整等)
 3. 进行 DeSTSeg 模型推理
 4. 获取推理结果 (缺陷位置、缺陷类别等)
 - GPU 加速: 使用 NVIDIA T4 GPU 加速推理过程, 提高推理速度和效率
- **结果可视化模块**
 - 功能: 根据 DeSTSeg 模型输出的热力图结果, 将推理结果进行可视化, 生成标注缺陷的图片
 - 可视化工具: 使用 Matplotlib 或其他可视化库, 将缺陷位置和类别标注在原图上
 - 结果输出: 将可视化结果保存为图片, 并将图片路径和元数据存储到数据库中

3.2.3 工作流程

1. 边端通过摄像头采集图片，进行初步筛选后上传到云端。
2. 云端的数据传输模块接收图片，并存储到云存储中，同时记录元数据到数据库。
3. 模型推理模块对接收到的图片使用 DeSTSeg 模型进行深度的异常分析，识别样品中的缺陷。
4. 推理结果通过可视化模块进行处理，生成标注缺陷的图片。
5. 结果通过接口服务模块对外提供，边端或前端系统可以调用接口获取推理结果和可视化图片。

第四章 系统实现

4.1 感知层技术

4.1.1 设备与传感器

1. 香橙派（Orange Pi）:

- 香橙派是一种小型计算设备，具有较高的计算能力和丰富的接口，非常适合物联网应用中的数据采集和处理任务。在本系统中，香橙派负责连接和控制摄像头，采集图像数据，并进行初步的异常检测。

2. 摄像头:

- 使用 1920*1080，30 帧处理 OrangePi 高清摄像头。
- 摄像头连接到香橙派，通过 USB 接口实现视频和图像的采集。
- 使用开源库如 OpenCV 库来控制摄像头，捕获实时图像和视频数据。

4.1.2 数据采集与处理

1. 图像采集:

通过 USB 接口连接摄像头,使用 OpenCv 库进行捕捉实时图像。摄像头将被固定在生产线的关键位置，以确保能够全面覆盖所有待检测的纺织品。



图 14 输入原始图片

2. 初步处理与筛选:

对采集到的图像进行一系列预处理操作，包括裁剪、增加维度、归一化等。这些操作能够去除图像中的噪声和无关信息，增强图像的特征，使其更适合于后续的缺陷检测算法。

采用了预训练好的 resnet18 网络模型,先转为 onnx 模型，再转换为昇腾平台支持的 om 模型,充分利用昇腾 310B4 处理器提供的算力资源,调用昇腾的 aclmdlExecute 等模型执行接口在香橙派 Alpro 进行模型推理，对输入模型的预处理图片进行检测，当检测为异常的时候返回该可疑缺陷图片。

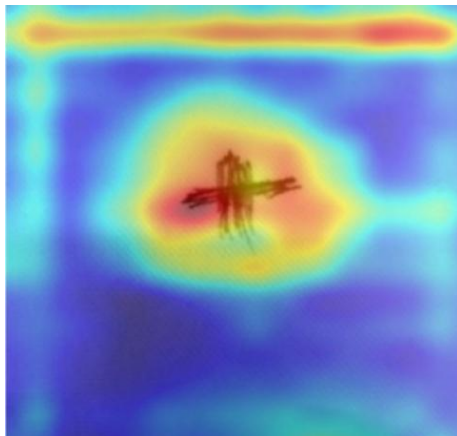


图 15 输出检测结果

4.1.3 数据传输

编写 crontab 任务，配合华为云工具 Obsutil 定时进行同步上传可疑缺陷图片至云端服务器，并能够记录每次上传的时间、文件名和上传结果日志，便于后续追踪和分析

4.2 传输层技术

我们通过多种传输协议和网络技术，实现了从数据采集、上传、云端处理到实时通信的完整传输链路。香橙派通过 HTTP/HTTPS 协议将异常图像上传到华为云的 OBS 桶，并通过 Wi-Fi 进行数据传输。云端服务器使用华为云 SDK/API 从 OBS 桶下载图像，并通过 Django 应用进行处理和展示。同时，使用 WebSocket 实现香橙派与 Django 服务器之间的实时双向通信，确保前端页面能够实时显示摄像头视频流数据。

4.2.1 香橙派初步处理与上传

香橙派通过摄像头采集图像并进行初步筛选，识别出异常图像后，使用 HTTP/HTTPS 协议通过华为云的 SDK 将这些图像上传到 OBS 桶。上传过程中，香橙派通过 Wi-Fi 连接到互联网，确保数据传输的稳定性和安全性。

4.2.2 云端服务器下载与处理

云端服务器定期或根据触发事件，通过华为云的 SDK 访问 OBS 桶，下载上传的异常图像。使用 HTTPS 协议确保传输过程中的数据安全，并利用云端服务器的带宽和网络优化技术，确保图像下载的速度和可靠性。

4.2.3 Django 服务器处理与前端展示

在云端服务器上，Django 应用接收和处理从 OBS 桶下载的异常图像，进行二次异常检测和图像分割。处理结果通过 Django 模板引擎传递给前端页面进行渲染，最终生成 HTML 响应。

4.2.4 WebSocket 实时通信

香橙派通过 WebSocket 协议将摄像头的实时视频流数据传输到 Django 服务器。Django 服务器使用 Django Channels 处理 WebSocket 连接，接收实时视频流数据，并将其传输到前端页面。前端页面通过 JavaScript 处理 WebSocket 数据，实时显示来自香橙派的摄像头视频流，实现实时监控功能。

4.3 控制层技术

控制层技术使用香橙派（Orange Pi）设备作为核心控制器，进行数据采集、初步处理和传输。具体的步骤如下：

4.3.1 香橙派（Orange Pi）

香橙派（Orange Pi）是一种小型、低成本的计算设备，具有丰富的接口和强大的计算能力，适合作为物联网项目中的控制设备[9]。在本系统中，香橙派主要负责以下任务：

1. 摄像头控制与数据采集：
 - 香橙派通过连接摄像头，实时采集视频数据和图像数据。
 - 使用开源库如 OpenCV 库来控制摄像头并捕获图像。
2. 初步数据处理与筛选：
 - 在香橙派上进行初步的数据处理，包括图像预处理和初筛算法。
 - 使用简单的异常检测算法对采集到的图像进行初步筛选，识别出异常图像。
3. 数据上传：
 - 对于识别出的异常图像，通过华为云的对象存储服务（OBS）进行上传。
 - 使用华为云提供的 SDK，将异常图像上传到 OBS 桶中，进行后续处理。

4.3.2 华为云端服务器与 OBS 桶

在华为云端服务器上，通过访问 OBS 桶获取异常图像，并进行进一步处理：

1. 访问 OBS 桶：
 - 在云端服务器上，使用华为云提供的 SDK，访问 OBS 桶并下载上传的异常图像。
2. 二次异常检测与分割：
 - 云端服务器上部署训练好的模型，使用更复杂和准确的算法对异常图像

进行二次检测。

- 对检测出的异常部分进行图像分割，生成标注的结果图像。

4.3.3 云端 Django 框架与 Web 前端展示

1. Django 框架：

- 在云端服务器上部署 Django 框架，构建 Web 应用。
- 创建视图函数，处理 HTTP 请求，获取处理后的图像数据，并将其传递给模板进行渲染。

2. Web 前端展示：

- 使用 HTML、CSS 和 JavaScript 构建前端页面，通过 Django 模板引擎动态展示异常检测和分割的结果。
- 前端页面通过 WebSocket 与香橙派实时通信，获取摄像头的实时视频流数据。

3. WebSocket 实时通信：

- 在 Django 中使用 WebSocket 实现与香橙派建立 WebSocket 连接。
- 香橙派将摄像头采集的实时视频数据通过 WebSocket 传输到 Django 应用，前端页面实时显示视频监控内容。

4.4 软件开发技术

为了实现报警信息的实时显示和处理，Django 软件开发技术在整个物联网系统中起着至关重要的作用。以下是关于 Django 在后端开发中的详细描述。

Django 是一个高层次的 Python Web 框架，鼓励快速开发和干净、实用的设计。它具备丰富的功能和强大的生态系统，使开发者能够高效地构建、部署和维护复杂的 Web 应用。在项目的实现过程中，Django 提供了一整套开发工具和功能模块，涵盖了从数据库管理、URL 路由、视图和模板引擎到安全性和可扩展性的各个方面。

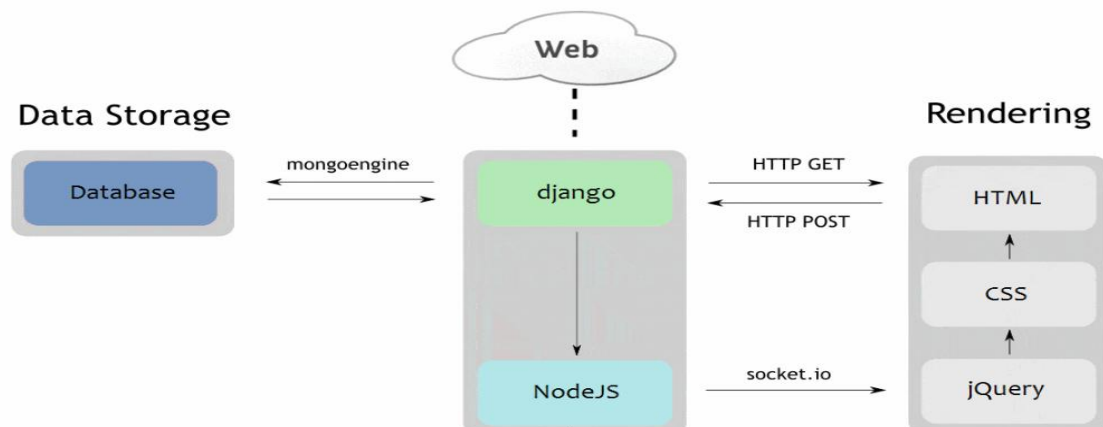


图 16 Django 框架

4.4.1 URL 路由

在 URL 路由方面，Django 通过 URL 配置（URLconf）将 URL 模式映射到相应的视图函数。我们在 URL 配置文件定义了多个路径和对应的视图函数，以处理不同的请求。根路径映射到主页视图，提供主要页面的渲染。多个 API 端点分别用于获取图表数据、设备数据、异常数据、报警信息和观测数据，为前端提供动态数据支持。这些 URL 模式和视图函数共同构成了应用的核心路由和数据处理逻辑，确保前后端的高效交互和数据展示。

```
17 from django.contrib import admin
18 from django.urls import path
19 from detect.views import index, car_control, get_chart_data, get_device_data, get_anomaly_data, get_alerts, get_obs_data
20
21 urlpatterns = [
22     path('admin/', admin.site.urls),
23     path('', index, name='index'),
24     path('api/get-chart-data/', get_chart_data, name='get_chart_data'),
25     path('api/get-device-data/', get_device_data, name='get_device_data'),
26     path('api/get-anomaly-data/', get_anomaly_data, name='get_anomaly_data'),
27     path('api/get-alerts/', get_alerts, name='get_alerts'),
28     path('api/get-obs-data/', get_obs_data, name='get_obs_data'),
29     path('car-control/', car_control, name='car_control'),
30 ]
```

图 17 Django 的 URL 配置

4.4.2 View 视图函数

Django 的视图（Views）是处理 HTTP 请求并返回 HTTP 响应的函数或类。通过视图函数，开发者可以处理来自客户端的请求，进行相应的业务逻辑处理，并将结果传递给模板进行渲染。通过视图函数，我们接受来自 obs 的图片数据，然后利用云端的模型进行异常检测以及分割，并将处理结果传递给模板进行渲染，最终输出到 HTML 文件中。视图函数通常从模型中获取数据，将其传递给模板，并返回一个 HTML 响应。

4.4.3 前端实现

为了实现实时报警信息的显示，Django 可以与前端技术（JavaScript、AJAX）结合使用。通过在模板中嵌入 JavaScript 代码，定期发送 AJAX 请求到 Django 的视图函数，从服务器获取最新的报警信息，并动态更新网页内容。这样，无需刷新页面即可实现实时数据的更新和显示。

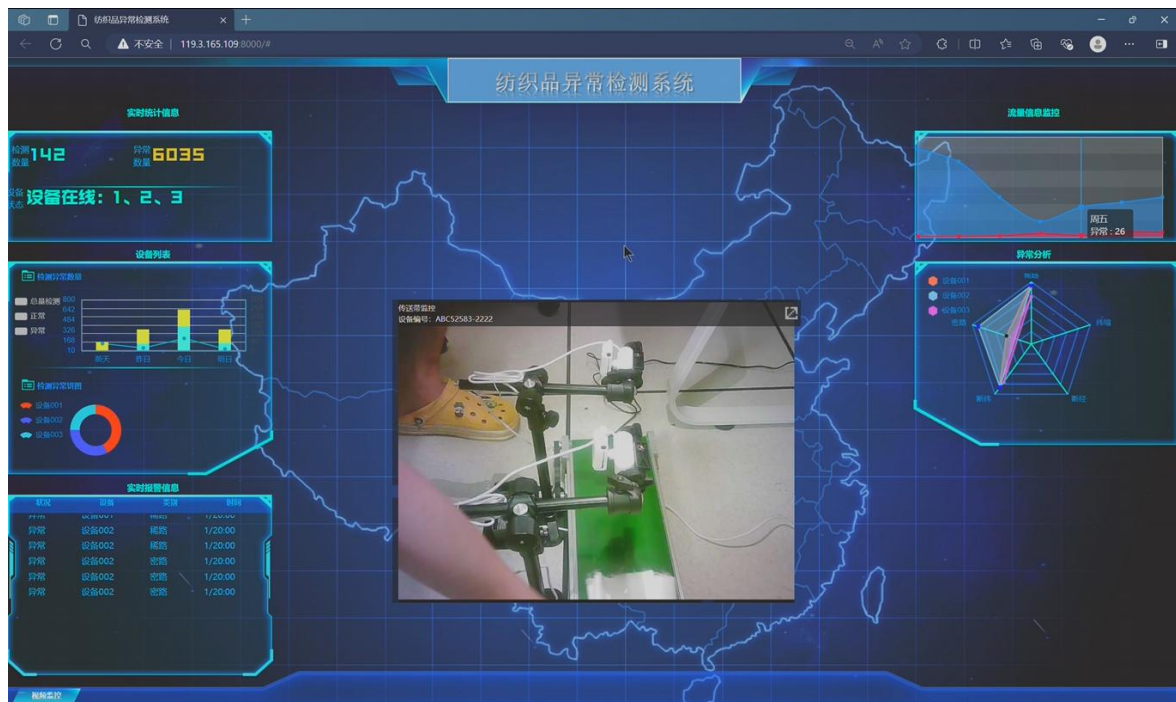


图 18 基于 Django 框架的云端 web 界面

Django 作为一个功能强大且灵活的 Web 框架，通过其 MVT 架构、ORM、URL 路由、视图和模板引擎等核心组件，提供了一整套高效的开发工具和最佳实践，帮助开发者快速构建和部署高质量的 Web 应用。在报警信息实时显示和处理的项目中，Django 不仅简化了数据管理和业务逻辑的实现，还通过与前端技术的结合，实现了实时数据的动态更新和展示，确保了系统的安全性和可扩展性。

4.5 云应用

4.5.1 华为云 ECS 服务器

华为云 ECS 是一种基于虚拟化技术的高性能、稳定、安全的计算服务，能够为用户提供随时按需申请、按需使用的云计算资源。

动态资源调整

ECS 支持按需扩展或缩减计算资源，满足业务高峰期或低谷期的需求。用户可以根据实际业务需求动态调整 CPU、内存、存储等资源配置。

实例规格

华为云 ECS 提供多种实例规格，包括：

- 通用型
- 计算优化型
- 内存优化型
- 高性能计算型

- GPU 加速型

这些规格适应不同的应用场景，满足多样化的需求。

高可用性技术

通过多种技术手段确保高可用性，包括：

- 多可用区部署
- 自动故障迁移
- 快照备份

服务可用性达到 99.95%。

计费模式

华为云 ECS 支持两种计费模式：

- **按需计费：**按实际使用时长付费，适合短期和波动性业务。
- **包年包月：**适合长期稳定业务，享有价格优惠。

华为云 ECS 的独特优势

高性能硬件

- 采用高性能的 CPU 和内存，支持最新一代的 Intel 和 AMD 处理器，提供高达 96 核的计算能力。
- GPU 加速型实例配备 NVIDIA V100、T4 等高性能 GPU，适合 AI 训练、推理、图形渲染等任务。

多重安全防护

- 提供 VPC（虚拟私有云）
- 安全组
- ACL（访问控制列表）
- DDoS 防护

这些措施确保云上资源的安全性。

高带宽、低延迟网络服务

- 支持专线接入
- 弹性公网 IP
- 负载均衡（ELB）

这些网络功能确保业务的快速稳定运行。

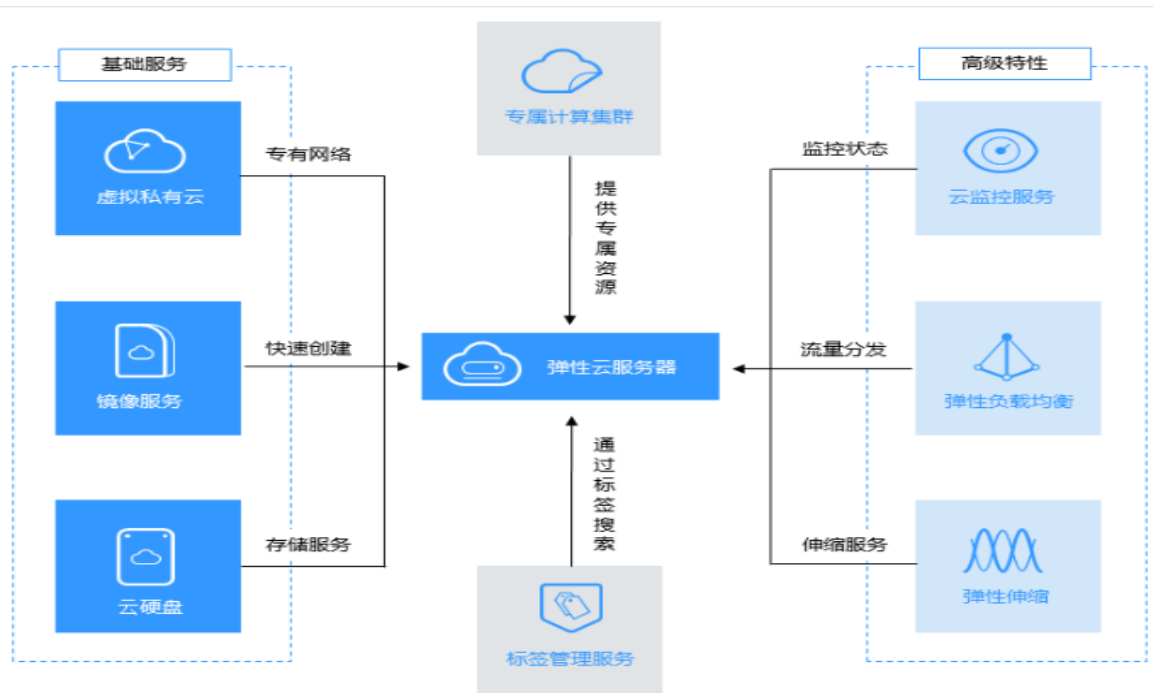


图 19 华为云 ECS 服务器产品架构

4.5.2 华为云对象存储服务（OBS）

对象存储服务（OBS）是一个基于对象的海量存储服务，为客户提供海量、安全、高可靠、低成本的数据存储能力。

无限制的存储能力

- **系统和单个桶都没有总数据容量和对象/文件数量的限制：**OBS 为用户提供了超大存储容量的能力，适合存放任意类型的文件。
- **适用范围广：**适合普通用户、网站、企业和开发者使用。

访问和管理

- **Internet 访问：**OBS 是一项面向 Internet 访问的服务，提供了基于 HTTP/HTTPS 协议的 Web 服务接口。
- **随时随地连接：**用户可以随时随地连接到 Internet，通过 OBS 管理控制台或各种 OBS 工具访问和管理存储在 OBS 中的数据。

SDK 和 API 支持

- **SDK 和 API 接口：**OBS 支持 SDK 和 OBS API 接口，方便用户管理自己存储在 OBS 上的数据。
- **开发上层业务应用：**用户可以利用这些接口开发多种类型的上层业务应用。

全球多区域部署

- **高度的可扩展性和可靠性：**在全球多区域部署了 OBS 基础设施，具备高度的可扩展性和可靠性。
- **区域指定：**用户可根据自身需要指定区域使用 OBS，从而获得更快的访问速度

和实惠的服务价格。

华为云对象存储服务（OBS）不仅提供了无与伦比的存储能力和灵活的管理接口，还通过全球多区域部署保证了高可靠性和高性能访问。OBS 的多种接口支持使其适用于各类用户和应用场景，为用户的数据存储需求提供了全面解决方案。

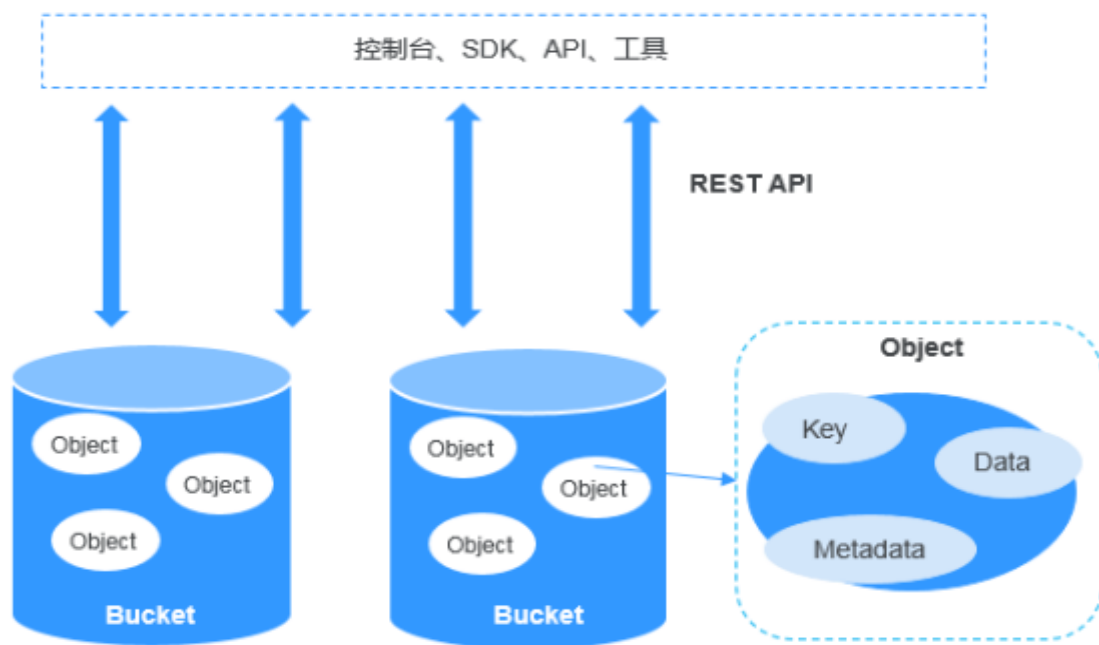


图 20 华为云 OBS 产品架构

第五章 其他内容

5.1 工业设计

5.1.1 整体布局与外观设计

- **紧凑型结构：** 采用紧凑型设计，将香橙派 AIPro 开发板、摄像头、电源模块和连接接口合理布局，确保设备整体体积小巧，便于安装和移动。



图 21 整体布局

- **防护外壳：** 为香橙派设置散热孔和风扇接口，确保设备在高温环境下稳定运行。使用坚固耐用的防护外壳材料，保护内部电子元件免受灰尘、湿气和机械损伤，同时提供良好的散热性能。



图 22 香橙派外壳与散热风扇

5.1.2 摄像头安装与调节

- **高稳定性支架：** 为摄像头配备高稳定性的可调节支架，确保摄像头能够固定在最佳位置，同时允许角度和高度的灵活调整，以全面覆盖待检测的纺织品。
- **线缆管理：** 设计合理的线缆管理系统，将电源线和数据线整齐固定，避免杂乱无章和线缆磨损。



图 23 摄像头支架

5.1.3 用户界面与交互

- **远程监控：**通过服务器上的 Django 页面远程连接到本地笔记本电脑，实现远程监控传送带的整体情况。界面显示实时监控视频和检测结果，便于操作人员进行管理和控制。

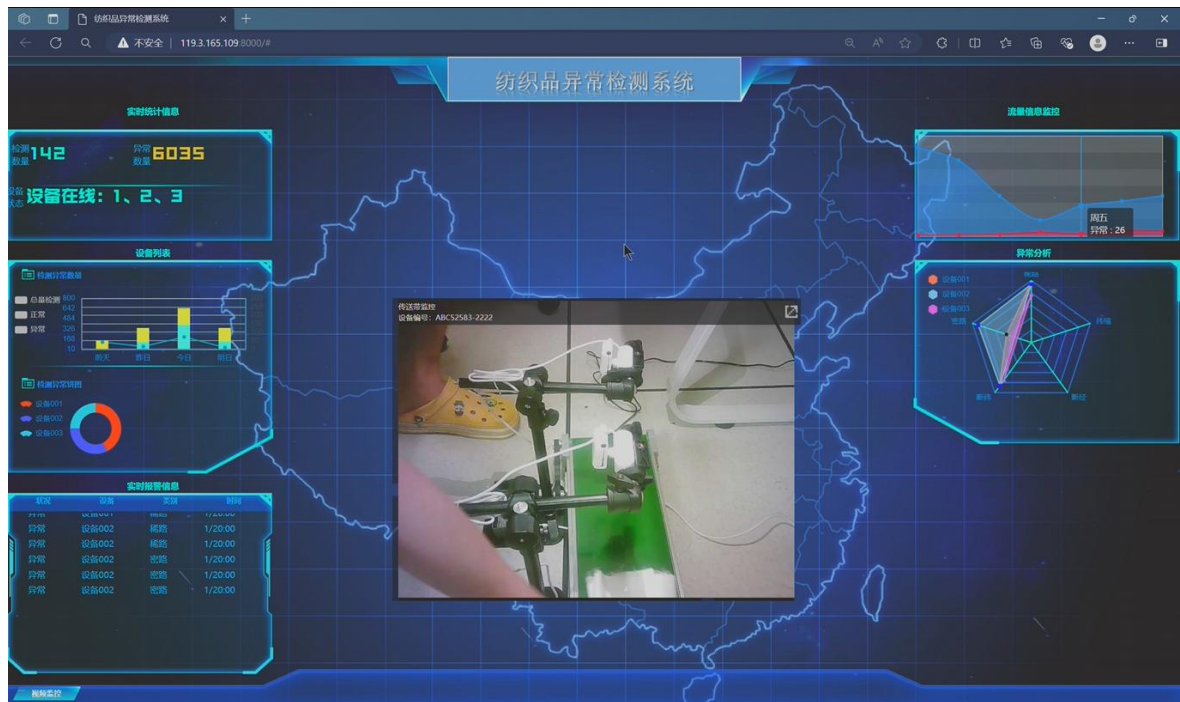


图 24 远程监控画面

5.2 成本计算

5.2.1 硬件成本

- 2 个香橙派 AIPRO 8-12T：价格约为 1600 元
- 3 个小型高清摄像头：价格约为 150 元。
- 防护外壳与安装支架：价格约为 120 元。
- 电源模块与线缆：价格约为 100 元。
- 演示传送带定制与安装：价格约为 500 元。

5.2.2 软件成本

- 开源软件库（如 OpenCV、Django 等）：免费。
- 云服务费用（华为云 OBS、ECS 等）：
 - OBS 存储费用：按实际使用量计费，使用代金券抵消。
 - ECS 计算费用：按实际使用时长计费，使用代金券抵消。

总成本约为 2500 元。

5.3 部署落地

为推进项目落地推广及实际应用，我们项目团队与东莞市寮步镇耀诚毛织厂达成合作，充分利用工厂在纺织品检测领域的丰富经验和资源，进行智能化升级。通过此次合作，

结合耀诚毛织厂的实际生产经验，共同研发适用于纺织品检测的智能化设备和系统，以提升检测效率和精度。利用耀诚毛织厂的设备和设施，并结合我们的技术优势，实现资源的最优配置和高效利用，推动项目快速落地。在合作过程中，我们将共同制定纺织品智能检测的行业标准，推动行业规范化发展，并通过多种渠道和平台推广应用，扩大项目的影响力和覆盖面。

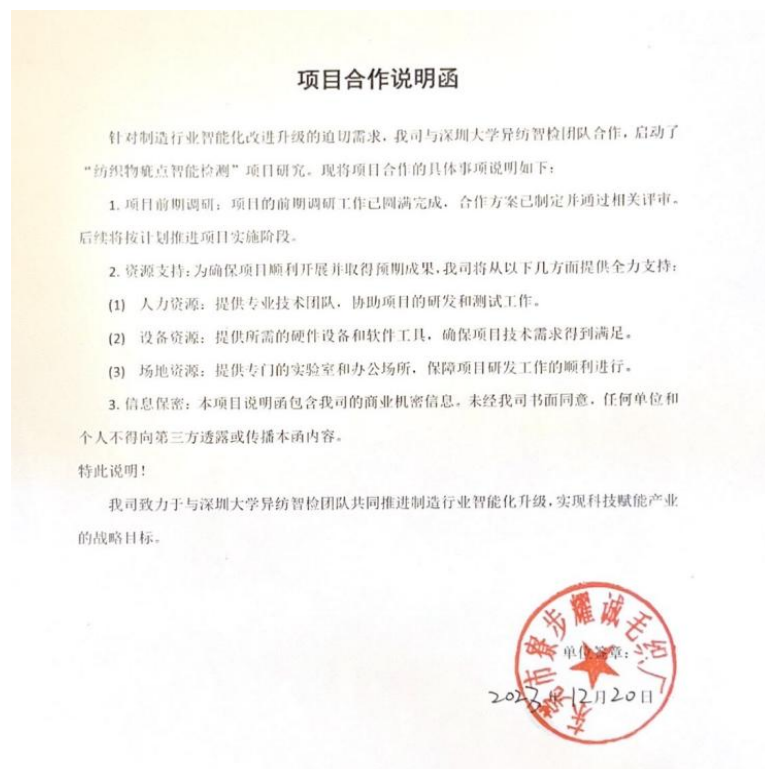


图 25 项目合作说明函

参考文献

- [1] H. Deng, X. Li, Anomaly detection via reverse distillation from one-class embedding. in: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022, pp. 9737–9746.
- [2] Z. Gu, L. Liu, X. Chen, R. Yi, J. Zhang, Y. Wang, C. Wang, A. Shu, G. Jiang, L. Ma, Remembering normality: Memory-guided knowledge distillation for unsupervised anomaly detection, in: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023, pp. 16401–16409.
- [3] X. Zhang, S. Li, X. Li, P. Huang, J. Shan, T. Chen, DeSTSeg: Segmentation guided denoising student-teacher for anomaly detection, in: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023, pp. 3914–3923.
- [4] C.L. Li, K. Sohn, J. Yoon, T. Pfister, Cutpaste: self-supervised learning for anomaly detection and localization, in: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021, pp. 9664–9674.
- [5] A. Creswell, T. White, V. Dumoulin, K. Arulkumaran, B. Sengupta, A.A. Bharath, Generative adversarial networks: an overview, IEEE Signal Process. Mag. 35 (1) (2018) 53–65.
- [6] H.M. Schlüter, J. Tan, B. Hou, B. Kainz, Natural synthetic anomalies for self-supervised anomaly detection and localization. In: European Conference on Computer Vision. Springer, 2022, pp. 474–489.
- [7] H.B. Barlow, Possible principles underlying the transformation of sensory messages. In: Rosenblith, W.A. (Ed.), Sensory Communication. MIT Press, Cambridge, MA, 1961, pp. 217–234.
- [8] 华为技术有限公司, CANN 快速上手, 昇腾社区, 2024.
https://www.hiascend.com/document/detail/zh/CANNCommunityEdition/80RC3alpha001/quickstart/quickstart_quickstart_18_0004.html.
- [9] 华为技术有限公司, 香橙派 AIpro 快速上手指南, 昇腾社区, 2024.
<https://www.hiascend.com/developer/techArticles/20240301-1>