

# 基于 YOLOv8 的女西裤板型弊病检测与修正

彭会齐<sup>1</sup>, 陈敏之<sup>\*1,2</sup>

(1. 浙江理工大学 服装学院, 浙江 杭州 310018; 2. 浙江理工大学 国际教育学院, 浙江 杭州 310018)

**摘要:**在服装定制成衣试穿环节,由于人体体型多样性,经常出现服装试穿不合身的情况。为协助改衣师快速准确找到板型问题及修改方案,以女西裤为例,收集常见的女西裤弊病图像(前裆堆量明显、前裆猫须明显、后片夹裆和后片大腿根堆斜褶明显)作为数据集,并采用深度学习算法中的 YOLOv8 模型进行实验。研究表明:模型测试阶段,精确度、召回率、平均精度均值( $I_{ou} = 50%$ )均达到 98% 以上,同时结合弊病修正实验验证了弊病修正建议的合理性,实现了女西裤板型弊病的智能检测与修正。

**关键词:**深度学习;目标检测;板型弊病;纸样修正;YOLOv8 模型

**中图分类号:**TS 941.26 **文献标志码:**A **文章编号:**2096-1928(2024)01-0027-09

## Detection and Correction of Women's Pants Pattern Defects Based on YOLOv8

PENG Huiqi<sup>1</sup>, CHEN Minzhi<sup>\*1,2</sup>

(1. School of Fashion Design and Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China; 2. School of International Education, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:**Due to the diversity of human body types, the garments are usually unfit during the trying on process. In order to assist the pattern makers to find and solve the pattern problems, this paper took women's pants as an example, summarized common images of women's trouser malpractices as datasets, including obvious front crotch excess, obvious cat whiskers in the front crotch, pinched crotch in the back piece, and obvious diagonal folds in the thigh-root in the back piece, and conducted experiments using the YOLOv8 model in deep learning algorithms. In the model testing stage, the accuracy, recall rate, and  $\bar{P}_A(I_{ou} = 50\%)$  all reached over 98%. At the same time, the rationality of the defect correction suggestions was verified through defect correction experiments. The study achieved intelligent detection and correction of defects in women's trousers.

**Key words:**deep learning, target detection, paper pattern defects, paper pattern correction, YOLOv8 model

随着生活水平的提高,越来越多的消费者选择量体定制服装,国内也有部分服装企业在原有销售模式的基础上开设了连锁定制业务。由于人体体型的多样性,顾客在成衣试穿时,服装往往会出现紧绷、褶皱等板型弊病<sup>[1]</sup>。为提供良好的定制体验,改衣师需要现场找出问题并进行修正。但多数改衣师没有系统学过服装结构知识,仅凭个人经验主观判断,因此经常出现弊病修正不当甚至多次修改的现象。随着服装智能制造的发展,国内外不少

学者对面料斑点自动检测开展研究<sup>[2-4]</sup>。在服装外观质量检测方面的研究,国内近些年也有所进展,如利用图像处理技术对男西装袖子着装效果进行弊病判别及分类<sup>[5]</sup>;利用数字图像处理和模式识别技术对服装缝制工艺疵点进行识别分类<sup>[6]</sup>;利用深度学习对服装裁片缺陷进行自动检测<sup>[7]</sup>,但国内外对服装板型弊病智能检测的研究尚少。

为协助改衣师在客户服装试穿现场快速准确找到其板型弊病,文中采用深度学习算法中的

收稿日期:2023-07-13; 修订日期:2023-11-29。

作者简介:彭会齐(1992—),女,硕士研究生。

\*通信作者:陈敏之(1978—),女,教授,硕士生导师。主要研究方向为数字化服装。Email:cmz\_m@163.com

YOLOv8 网络模型,收集 4 类常见女西裤板型弊病图像为数据样本进行实验,最终构建一套智能检测系统,可以对 4 种女西裤板型弊病进行位置和类别识别,并且提供合理修改方案。

# 1 女西裤常见板型弊病与修正方法

## 1.1 女西裤常见板型弊病特征与原因分析

女西裤是定制频率较高的服装品类之一,也是较易出现板型弊病的品类。如西裤裆部的合体度易受到腹臀厚、后落裆量、后裆弯形状、后起翘、臀围松量、前裆宽、前裆弯形状、归拔工艺等多个因素影响,使西裤裆部及周围出现板型弊病,且弊病原因难以识别。观察发现,不同类别女西裤弊病外观纹路各不相同,而同种女西裤弊病外观纹路的分布位置、指定方向相同或相近,且纹路长短、大小均呈现一定规律性,因此,选出 4 种常见的女西裤板型弊病,命名为  $H_A$ 、 $H_B$ 、 $H_C$ 、 $H_D$ ,并假设产生的原因:

$H_A$ : 弊病是由前裆弯形状偏弯或前裆拔开量偏少引起;

$H_B$ : 弊病是由腹臀围偏小引起;

$H_C$ : 弊病是由腹臀宽偏小引起;

$H_D$ : 弊病是由于后裆宽偏大和大腿围内侧缝明显偏长引起。

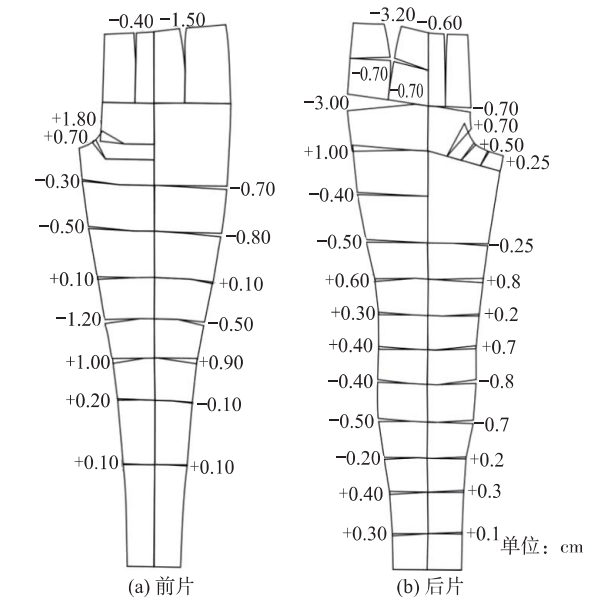
4 种女西裤板型弊病问题如图 1 所示。由图 1 (a) 可知,  $H_A$  有围绕前裆弯与大腿根周围的发散型褶皱,人体穿着时前裆弯长度、臀围松度合适,无紧绷感,排除前裆弯过长或臀围偏小原因。由于  $H_A$  弊病围绕前裆弯产生,并未受到四周其他量的牵扯,因此假设  $H_A$  弊病是前裆弯形状偏弯或前裆拔开量偏小导致前裆容量不足引起的。图 1 (b) 中,  $H_B$  弊病为前裆猫须明显,猫须形态较细较长,人体穿着时前裆弯长度合适,但臀腹部有紧绷感且猫须纹路指向臀腹部位的侧缝位置,因此假设  $H_B$  弊病是由腹臀围偏小引起。图 1 (c) 中,  $H_C$  为夹裆问题,在人体的臀凸下方形成几条斜向纹路,纹路上端指向坐骨,下端指向大腿内侧,臀围松量合适,但后裆部紧绷,坐蹲时紧绷感更加强烈,推测其产生原因是腹臀宽偏小导致裆部拉力过大<sup>[8]</sup>,因此假设  $H_C$  弊病是腹臀宽偏小导致。图 1 (d) 中,  $H_D$  弊病为裆下大腿内侧有堆量,人体穿着时,臀围松量、后裆弯长度、膝围处西裤与人体的间隙度均是合体状态,但裆下大腿围内侧与人体的间隙偏大且裤子大腿围内侧有堆量,裤内侧缝明显偏长,因此假设  $H_D$  弊病是后裆宽偏大和大腿围内侧缝明显偏长引起的。



图 1 4 种女西裤板型弊病问题

Fig. 1 Four types of women's pants pattern defects

展平后的原始裤片如图 2 所示。图 2 是基于人体剥离法获取展平后的原始裤片,虽然原始裤片与常规裤片形态具有一定差异,却反映了缝制合体裤装的客观要求<sup>[9]</sup>,前后裆弯处的重叠量需要进行拨开以提高裆部容量<sup>[10]</sup>,因此针对  $H_A$  弊病,可在前裆弯处适度拨开进行改善。



注:“+”为该部位展平后重叠程度,即拨开量;“-”为该部位展平后的豁开程度,即归拢量。

图 2 展平后的原始裤片

Fig. 2 Original trouser shape after flattening

1.2 弊病原因与修正方法验证

1.2.1  $H_A$  验证实验 利用白坯布经平面与立裁相结合方式制作出具有  $H_A$  板型弊病的裤子,具体如图 3 所示。



图 3 假设  $H_A$  验证过程

Fig.3 Validation process for hypothesis  $H_A$

按照假设  $H_A$  的猜想,先检查纸样的前裆弯,发现前裆弯形状偏弯,经多次调试减小前裆弯弧度,前裆堆量现象得到改善;再使用熨斗将前裆弯适量拨开,增加前裆部容量,最终消除前裆处的堆量,因此, $H_A$  假设成立。 $H_A$  堆量是由前裆弯形状偏弯或前裆拨开量偏少引起,可以通过改小前裆弯弧度以及拨开前裆弯来缓解或消除该弊病。

1.2.2  $H_B$  验证实验 利用白坯布经平面与立裁相结合方式制作出具有  $H_B$  板型弊病的裤子,具体如图 4 所示。按照假设  $H_B$  的猜想,将前后片臀腹围进行不同程度的加大,经多次调试最终消除前裆处猫须,因此,假设  $H_B$  成立。 $H_B$  女西裤弊病是由臀腹围偏小引起,可以通过加大臀腹围来缓解或消除。



图 4 假设  $H_B$  验证过程

Fig.4 Validation process for hypothesis  $H_B$

1.2.3  $H_C$  验证实验 利用白坯布经平面与立裁相结合方式制作出具有  $H_C$  板型弊病的裤子,具体如图 5 所示。



图 5 假设  $H_C$  验证过程

Fig.5 Validation process for hypothesis  $H_C$



模拟出具有  $H_C$  弊病的女裤,并按照假设  $H_C$  的猜想,将臀腹宽进行不同程度的加大,经多次调试最终消除裤后裆与大腿根处产生的斜向纹路,因此,假设  $H_C$  成立。 $H_C$  弊病是由裤子臀腹宽偏小引起,可以通过加大臀腹宽来消除。

**1.2.4  $H_D$  验证实验** 利用白坯布经平面与立裁相



结合方式制作出具有  $H_D$  板型弊病的裤子,具体如图 6 所示。按照假设  $H_D$  的猜想,减小后裆宽后,线段  $ac$  短于线段  $bc$ ,经多次调试最终消除后大腿根的斜向纹路,因此,假设  $H_D$  成立。 $H_D$  弊病是由于女裤后裆宽偏宽和内侧缝明显偏长引起,可以通过减小后裆宽和裤内侧缝长来缓解或消除。

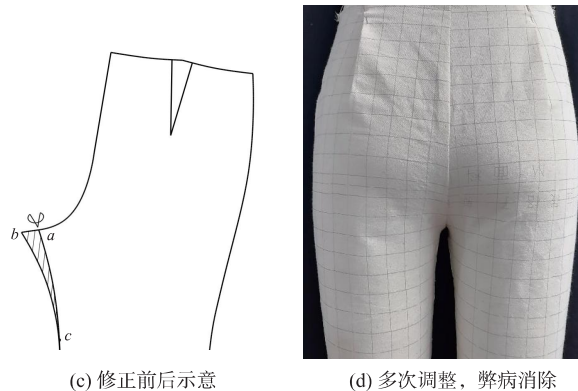


图 6 假设  $H_D$  验证过程

Fig. 6 Validation process for hypothesis  $H_D$

## 2 弊病检测模型与评估指标

### 2.1 YOLOv8 弊病模型网络结构

YOLO 模型将物体检测统一作为回归问题求解,检测网络比较简单,因其检测速率可达 45 Hz,被广泛应用在实时检测领域。YOLOv8 算法是

Ultralytics公司推出的 YOLO 最新系列,其提供了一个全新的 SOTA 模型,并基于缩放系数提供了 N/S/M/L/X 不同尺度的模型,满足了不同部署平台和应用场景的需求<sup>[11-12]</sup>。YOLOv8 网络由输入端、Backbone、Neck、Head 4 部分组成,具体模型结构如图 7 所示。

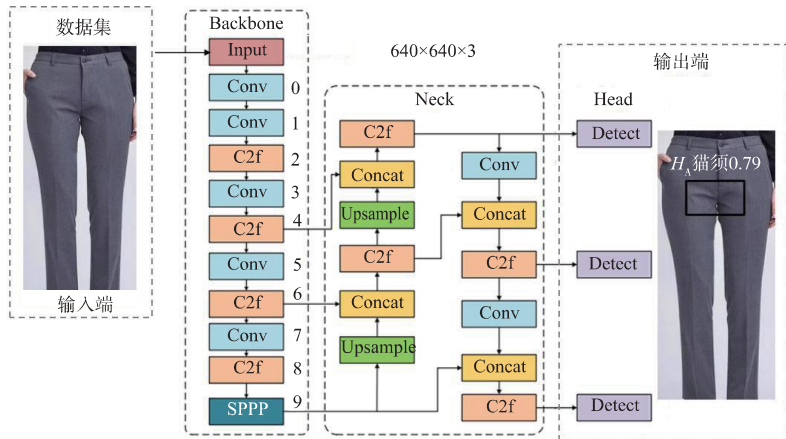


图 7 YOLOv8 网络模型结构

Fig. 7 YOLOv8 network structure

Backbone 部分借鉴了 CSP 模块思想,并将 YOLOv5 中的 C3 模块替换成了 C2f 模块,进一步实现了轻量化,同时沿用 YOLOv5 中的 SPPF 模块,对不同尺度的模型进行精心微调,大幅提升了模型性能。Neck 负责对特征图进行多尺度特征融合,并把这些特征传递给预测层。Neck 中也采用 C2f 结构,由于 C2f 结构有很多残差连接,所以 YOLOv8 的梯度流比较丰富。YOLOv8 网络通过设置推理参数

Resize,将输入端的板型弊病图片统一调整成  $640 \times 640$  像素,通过 Backbone 网络提取图像特征后,将网络的第 4,6 以及第 9 层的输出特征图作为 Neck 网络的输入特征图。YOLOv8 的 Neck 采用了 PANet 结构,Layer4、Layer6、Layer9 作为 PANet 结构的输入端,经过上采样,通道融合,最终将 PANet 的 3 个输出分支送入 Detect head 进行损失函数计算或结果解算。Head 网络是 YOLO 模型中的最后一部分,

负责根据 Neck 网络提供的特征进行最终的回归预测, YOLOv8 选择了目前主流的解耦头结构 (Decoupled-Head), 将分类和检测头分离, 同时也从 Anchor-Based 变换为 Anchor-Free<sup>[13-14]</sup>。

## 2.2 弊病检测评价指标

结合 YOLOv8 算法常用的评价指标和服装弊病特点, 文中采用精确度  $P$  (precision)、召回率  $R$  (recall)、平均精度  $P_A$  (average precision)、平均精度均值  $\bar{P}_A$  (mean average precision)、损失函数曲线作为模型的评价指标<sup>[15]</sup>, 前 3 者的公式如下:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (1)$$

式中:  $P$  为模型预测为正样本中真正为正样本的比例;  $T_p$  为算法预测正确的个数 (预测为正例, 实际为正例);  $F_p$  为算法预测错误的个数 (预测为正例, 实际为负例)。

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (2)$$

式中:  $R$  值用来评估模型正确检测出的正样本占有所有正样本的比例;  $F_n$  为算法预测错误的个数 (预测为负例, 实际为正例)。

$$\bar{P}_A = \frac{\sum_{i=1}^N P_A(i)}{N} \quad (3)$$

式中:  $P_A$  为  $P$  与  $R$  所围成的面积大小;  $\bar{P}_A$  为对多个类别的  $P_A$  进行平均;  $N$  为类别个数 ( $N > 1$ ), 当  $N = 1$  时,  $P_A = \bar{P}_A$ 。

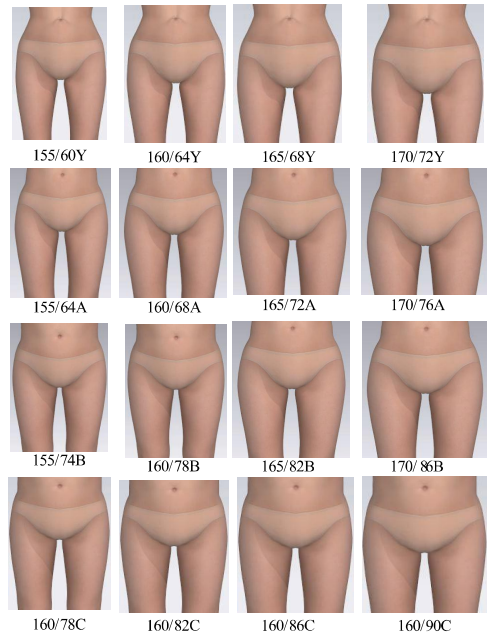
$P$  和  $R$  值越大越好, 但这两个指标数值呈反比, 因此还会引入  $P_A$  和  $\bar{P}_A$  进行综合评判,  $P_A$  越大, 代表  $P, R$  曲线与坐标轴围成的面积越大,  $P$  和  $R$  值在整体上也相对较高。  $\bar{P}_A$  值越接近 1, 表示模型检测效果越好。  $I_{ou}$  值是预测边界框与真实边界框的交集与并集之比, 表示两框的重叠程度, 一般来说,  $I_{ou}$  大于 50%, 说明预测可信。  $\bar{P}_A(50\%)$  是  $I_{ou}$  值取 50% 下的平均精度均值,  $\bar{P}_A(50\% \sim 95\%)$  是  $I_{ou}$  值从 50% 取到 95%, 步长为 0.05 下  $\bar{P}_A$  的均值。模型训练初始预测框随机产生, 在模型的训练阶段, 每个批次的训练数据被送入模型后, 通过前向传输出预测值, 然后损失函数会计算出预测值和真实值之间的差值, 即损失值。得到损失值后, 模型通过反向传送去更新各个参数, 以降低真实值与预测值之间的差值, 使得模型生成的预测值往真实值方向靠拢, 从而达到学习的目的。通常, 损失函数曲线被用来观察模型的训练情况<sup>[16]</sup>。

## 3 实验过程

### 3.1 数据收集

文中 4 种常见女西裤板型弊病的纹路形状、分

布位置均呈现一定规律, 其密集程度、长度等特征形态会随弊病的严重程度而不同。因此, 每种弊病收集 10 张经典图像作为实验数据, 并代表不同程度的弊病。数据增强是一种通过有限数据产生更多等价数据, 用于扩展数据集的技术。常用的数据扩增方法有灰度处理、比例放缩、翻转、平移、镜像等。针对女西裤图像上有面料颜色、纹理、光线明暗的变化, 使用数据增强技术对收集到的 40 张图像进行灰度处理, 以真实反映出目标形态特征, 提高算法的泛化能力和检测准确率<sup>[17]</sup>。由于无法从收集到的弊病图像中辨别出穿着者的体型特征, 因此, 文中利用 CLO3D 软件虚拟建模, 依据国家号型标准中 Y, A, B, C 4 类体型人体净尺寸<sup>[18]</sup>, 编辑原始虚拟模特各关键部位尺寸, 获取 16 种体型的虚拟模特, 具体如图 8 所示。每种等级的西裤板型弊病都会依据这 16 种体型对弊病区域进行横向或纵向放缩, 从而得到不同体型人群穿着这 4 种板型弊病女西裤的图像, 实现图像在尺寸方面的扩增。人体因生活习惯、站姿的不同会导致西裤产生的弊病形态不对称, 因此最后再对每张图像进行镜像对称, 以消除此类问题。数据扩增过程如图 9 所示。将 40 张形态各异的女西裤版型弊病图像经过灰度处理、比例放缩、镜像对称处理后, 总样本集被扩增至 2 560 张。弊病图像均为正视角度, 且图像中的试穿者保持自然站姿。



注: 我国成年女子以人体净胸围与净腰围的差数为依据划分体型, 分为 Y, A, B, C 4 类。

图 8 16 种体型虚拟建模

Fig. 8 Virtual modeling of 16 body types

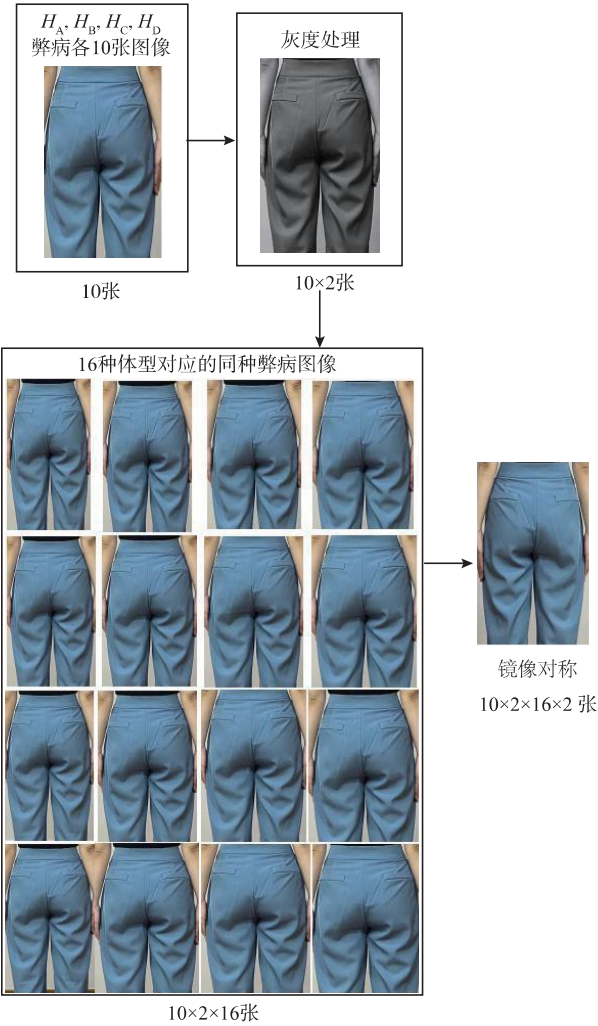


图 9 数据扩增过程演示

Fig. 9 Demonstration of data amplification process

3.2 数据集预处理

4 种板型弊病图像采集后,裁剪掉与目标图像不相关的干扰因素,以提高识别效果,并保留图像背景多样性,从而增加模型在多场景识别中的适用性。YOLOv8 模型训练是一个监督学习的过程,因此模型训练前,需要对训练集图像进行标注。本文中使⤿用 LabelImg 标注工具,用 LabelImg 打开训练集图像文件夹,使用界面中的 Creat RecBox 按钮将弊病所在区域进行框选,然后弹出类别选择框,如果是当前已有类别则直接选择,若需要新加类别则在输入框中输入类别标签。

3.3 模型训练

3.3.1 模型训练参数 使用 YOLOv8 深度学习模型,选择 PyTorch 作为深度学习框架,实验数据集包含 4 种女西裤板型弊病的 2 560 张图像,按 9:1 比例划分实验训练集和测试集,具体见表 1。实验所用计算机操作系统为 Windows11 64 位,处理器型号为

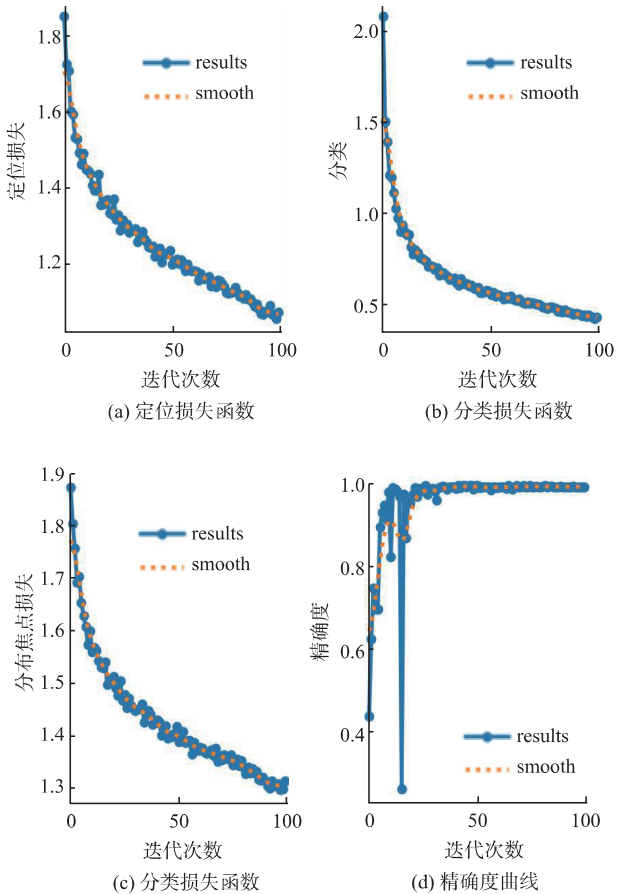
i7-11800H,显卡型号为 NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop。数据集图像分辨率均为 640 × 640。训练过程中每批次图像数量为 16 张,模型在数据集中循环训练 200 次。

表 1 各类板型弊病样本数量

Tab. 1 Number of samples for 4 types of defects

弊病种类	训练集/张	测试集/张
$H_A$ 前裆猫须明显	569	71
$H_B$ 前裆细长猫须明显	581	59
$H_C$ 后片夹裆	573	67
$H_D$ 后大腿根堆斜褶明显	581	59
合计	2 304	256

3.3.2 模型训练结果 可视化训练结果如图 10 所示。随着迭代次数的增加,精度和召回率数值波动较小,呈平稳变化,当模型达到收敛状态时,定位损失、分类损失、分布焦点损失函数均维持较低值,见图 10(a~c)。精度、召回率均达到 95% 以上,见图 10(d)和图 10(e)。  $\bar{P}_A(50\% \sim 95\%)$  值达到 70% 以上、  $\bar{P}_A(50\%)$  值达到 95% 以上,见图 10(f)和图 10(g),训练结果均表明模型训练良好。





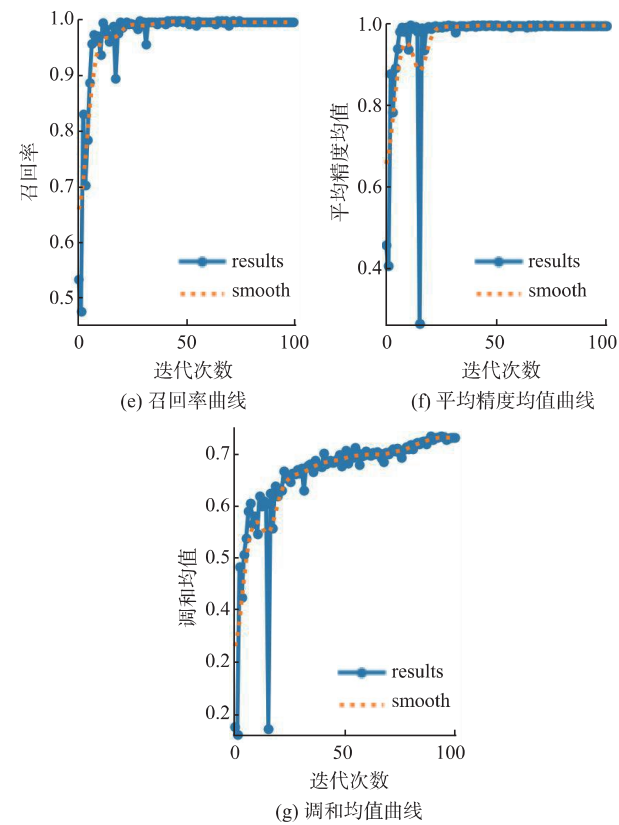


图 10 可视化训练结果

Fig. 10 Visualization of training results

4 模型测试与结果分析

测试阶段  $H_A, H_B, H_C, H_D$  4 类板型弊病识别准

表 2 部分测试结果

Tab. 2 A small portion of the test results

测试系统页面展示	类别检测结果	置信度	系统提出的修改建议
<div></div>	$H_A$ 前裆堆量明显	0.81	拨开女西裤前裆弯或调直前裆弯
<div></div>	$H_B$ 前裆猫须明显	0.79	加大女西裤臀腹围

确率  $P$  值、召回率  $R$  值均达到 98% 以上,  $\bar{P}_A$  (50%) 均达到 99% 以上,  $\bar{P}_A$  (50% ~ 95%) 均达到 71% 以上,说明该模型对  $H_A, H_B, H_C, H_D$  4 类弊病预测的弊病位置和弊病类别较为准确。P-R 图如图 11 所示。图 11 中不同颜色的线代表不同类别的 P-R 曲线,  $H_A, H_B, H_C, H_D$  的 AP 值均大于 0.99, 由此得出, 该模型在  $H_A, H_B, H_C, H_D$  4 类女裤板型弊病上的识别效果较好。训练与测试结果均证明 YOLOv8 目标检测算法可用于女西裤板型弊病识别。同时调用 Python 的 PyQt5 模块进行图形交互界面设计, 并在检测界面各类弊病的修正方案进行展示。随机抽取测试集中每类弊病的图像, 并对测试结果进行展示, 具体见表 2。

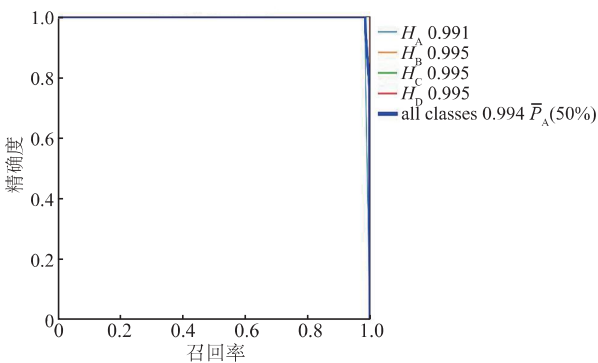


图 11 P-R 图

Fig. 11 Chart of P-R

续表

测试系统页面展示	类别检测结果	置信度	系统提出的修改建议
<div></div>	$H_c$ 夹裆	0.77	加大女西裤臀腹宽
<div></div>	$H_d$ 后片大腿根堆斜褶明显	0.72	缩短女西裤后裆宽和裤内侧缝长

5 结 语

文中以女西裤常见的 4 种板型弊病为例,通过数据集选取与扩增、数据集训练和测试,证明了 YOLOv8 算法在服装板型弊病检测方面具有较高的可行性。并结合弊病修正实验,检验了系统在检测女西裤弊病时产生的原因及提出修正方案方面的准确性。最后在图形用户界面成功展示检测目标的弊病类别、弊病位置和修正方案,实现了女西裤板型弊病检测与修正系统的构建。数据集扩增中的尺寸扩增,是依据国家号型标准中的 16 种体型比例对弊病区域进行放缩,有效扩充了样本数量。虽然进行放缩后的弊病图像与真实弊病形态有所差异,会导致该系统在识别真实弊病形态图像中检测准确率有所下降,但拥有完善数据资源库的服装企业,会提供大量的图像作为数据样本,重新训练后,不会影响检测效果。

该研究只是对女西裤板型弊病提出了定向的修改方案,不能根据弊病的严重程度给出定量修正方案,且实验数据集中板型弊病均由单一原因引起的,对于多种问题引起的弊病并未涉及,因此后续研究重点是弊病修正的定量研究与多原因(板型、材料、工艺)女裤弊病的检测识别。

参考文献:

[ 1 ] 吴迪冲, 顾新建. 服装大规模定制及其结构体系研究 [J]. 纺织学报, 2004, 25(5): 139-141, 153.

WU Dichong, GU Xinjian. Characteristics analysis of mass customization of costume [J]. Journal of Textile Research, 2004, 25(5): 139-141, 153. (in Chinese)

[ 2 ] 阮梦玉. 基于深度学习的织物疵点检测研究 [D]. 武汉: 武汉纺织大学, 2023.

[ 3 ] ÇAM K, AYDIN C, TARHAN C. Classification of fabric defects using deep learning algorithms [C] // 2022 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU). Turkey: IEEE, 2022: 1-6.

[ 4 ] YASAR Ç, FATMA G, SEMİH U, et al. Determination of various fabric defects using different machine learning techniques [J]. The Journal of the Textile Institute, 2023: 1-11.

[ 5 ] 郝潇潇. 基于图像处理技术的男西装袖样板弊病检测及修正 [D]. 郑州: 中原工学院, 2022.

[ 6 ] 张明艳. 基于图像分析的服装缝线疵点的识别研究 [D]. 上海: 东华大学, 2008.

[ 7 ] 艾泳宏. 制衣裁片缺陷检测及定位系统研究 [D]. 西安: 西安工程大学, 2017.

[ 8 ] 杨敏华. 常见样裤的弊病观察与结构修正 [J]. 上海纺织科技, 2011, 39(12): 26-28.

YANG Minhua. Common wrongs and trouser pattern structure modification [J]. Shanghai Textile Science and Tech-



nology, 2011, 39(12): 26-28. (in Chinese)

[ 9 ] 端丹. 基于体表剥离法的裤子合体性研究[ D ]. 杭州: 浙江理工大学, 2013.

[ 10 ] 朱娜, 刘娟, 崔敬兰, 等. 西裤归拔工艺分析与研究[ J ]. 科技信息(学术研究), 2008(25): 200-201. ZHU Na, LIU Juan, CUI Jinglan, et al. Analysis and research on the drawing process of trousers[ J ]. Science and Technology Information ( Academic Research ), 2008 ( 25 ): 200-201. (in Chinese)

[ 11 ] 罗会兰, 陈鸿坤. 基于深度学习的目标检测研究综述[ J ]. 电子学报, 2020, 48(6): 1230-1239. LUO Huilan, CHEN Hongkun. Survey of object detection based on deep learning[ J ]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(6): 1230-1239. (in Chinese)

[ 12 ] GUO J M, LOU H T, CHEN H N, et al. A new detection algorithm for alien intrusion on highway[ J ]. Scientific Reports, 2023, 13: 10667.

[ 13 ] 周颖, 颜毓泽, 陈海永, 等. 基于改进 YOLOv8 的光伏电池缺陷检测[ J ]. 激光与光电子学进展, 2023(18): 1-17. ZHOU Ying, YAN Yuze, CHEN Haiyong, et al. Defect detection of photovoltaic cells based on improved YOLOv8 [ J ]. Laser and Optoelectronics Progress, 2023(18): 1-17. (in Chinese)

[ 14 ] DIWAN T, ANIRUDH G, TEMBHURNE J V. Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications[ J ]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(6): 9243-9275.

[ 15 ] 倪云峰, 霍洁, 侯颖等. 基于 YOLOv8—OCR 的井下人员检测算法[ EB/OL ]. ( 2023-09-25 ) [ 2024-01-06 ]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1097.TN.20230922.1604.015.html>.

[ 16 ] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[ C ]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ( CVPR ). USA: IEEE, 2016: 779-788.

[ 17 ] 王芋人, 武德安. 一种提高小目标检测准确率的数据增强方法[ J ]. 激光杂志, 2021, 42(11): 41-45. WANG Yuren, WU Dean. Data augmentation method for improving the accuracy of small target detection[ J ]. Laser Journal, 2021, 42(11): 41-45. (in Chinese)

[ 18 ] 熊能. 世界经典服装设计与纸样: 基础原理篇[ M ]. 南昌: 江西美术出版社, 2009: 65-66. (责任编辑: 张 雪)

(上接第 17 页)

ZHANG Wenlong, ZHANG Zhiwei, LI Guoyu, et al. Development of novel luminous multi-functional medical bag[ J ]. Chinese Medical Equipment Journal, 2010, 31(6): 60-61. (in Chinese)

[ 38 ] 张薇薇, 袁志磊, 蔡佳仕, 等. 蓄光纺织品的研究现状与应用[ J ]. 印染助剂, 2019, 36(6): 6-8. ZHANG Weiwei, YUAN Zhilei, CAI Jiashi, et al. Research status and application of light-storing textile[ J ]. Textile Auxiliaries, 2019, 36(6): 6-8. (in Chinese)

[ 39 ] 苑金生. 蓄光型自发光材料与发光陶瓷[ J ]. 陶瓷, 2007(8): 54-56. YUAN Jinsheng. Light-storing self-luminous materials and luminescent ceramics[ J ]. Ceramics, 2007(8): 54-56. (in Chinese)

[ 40 ] 苑金生. 蓄光型自发光材料与发光人造石材[ J ]. 石材, 2007(10): 26-28. YUAN Jinsheng. Light-storing self-luminous material and luminous artificial stone[ J ]. Stone, 2007(10): 26-28. (in Chinese)

[ 41 ] 佚名. 一种环保低碳新型建材——蓄能发光石材[ J ]. 建材发展导向, 2015, 13(16): 102. Anon. A new building material with environmental protection and low carbon—energy storage luminous stone[ J ]. Development Guide to Building Materials, 2015, 13(16): 102. (in Chinese)

[ 42 ] 王志勇, 张全敏, 郑宏飞. 自发光材料在路面标线中的应用研究进展[ J ]. 四川水泥, 2023(6): 87-88, 91. WANG Zhiyong, ZHANG Quanmin, ZHENG Hongfei. Research progress on application of self-luminous materials in pavement marking[ J ]. Sichuan Cement, 2023(6): 87-88, 91. (in Chinese)

[ 43 ] 王畅, 魏巍, 严伟铭, 等. 自发光彩色路面在通景道路上的应用研究[ J ]. 交通世界, 2022(16): 7-9. WANG Chang, WEI Wei, YAN Weiming, et al. Study on the application of self-luminous colored pavement on panoramic road[ J ]. Transpo World, 2022(16): 7-9. (in Chinese) (责任编辑: 沈天琦)