

服装成衣尺寸AI辅助检测

刘依冉, 顾或涵, 董佳琳

上海工程技术大学纺织服装学院, 上海

收稿日期: 2026年4月29日; 录用日期: 2026年5月22日; 发布日期: 2026年5月28日

摘要

针对传统服装成衣尺寸人工检测效率低、精度易受人为因素影响、难以适配规模化生产的问题, 本研究提出基于YOLO改进的算法SV-YOLO, 完成成衣尺寸测量任务。结合YOLOv8设计双主干网络结构以增强特征点提取能力, 提出SEMA注意力机制利用残差学习思想捕获复杂特征信息; 将SV策略融入YOLOv8模型后, 关键点定位任务的PointTop1指标提升7.2%、PointTop2指标提升6.8%; 在此基础上优化得到的SV-YOLOv10模型, PointTop1指标提升3.1%、PointTop2指标提升3.0%, SV-YOLOv11模型的PointTop1与PointTop2指标均提升3.1%。对比SE、CBAM、CA、EMA等主流注意力机制的效果, SEMA注意力机制表现最优, 其使PointTop1指标提升3.1%、PointTop2指标提升3.8%。

关键词

服装关键点, SEMA, YOLOv8, 服装尺寸

AI-Assisted Detection of Garment Dimension

Yiran Liu, Yuhan Gu, Jialin Dong

School of Textile and Clothing, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai

Received: April 29, 2026; accepted: May 22, 2026; published: May 28, 2026

Abstract

Addressing the issues of low efficiency, susceptibility to human factors affecting accuracy, and difficulty in adapting to large-scale production in traditional manual detection of garment dimensions, this study proposes an improved algorithm based on YOLO, named SV-YOLO, to complete the task of garment dimension measurement. By combining YOLOv8, a dual-backbone network structure is designed to enhance the ability to extract feature points, and the SEMA attention mechanism is proposed to capture complex feature information using the idea of residual learning. After integrating the SV strategy into the YOLOv8 model, the PointTop1 metric for keypoint localization task improved by 7.2%, and the PointTop2 metric improved by 6.8%. Based on this, the optimized

SV-YOLOv10 model achieved a 3.1% improvement in the PointTop1 metric and a 3.0% improvement in the PointTop2 metric, while the SV-YOLOv11 model achieved a 3.1% improvement in both the PointTop1 and PointTop2 metrics. Compared with mainstream attention mechanisms such as SE, CBAM, CA, and EMA, the SEMA attention mechanism performed the best, improving the PointTop1 metric by 3.1% and the PointTop2 metric by 3.8%.

Keywords

Clothing Keypoints, SEMA, YOLOv8, Clothing Dimensions

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 研究内容与创新点

1.1. 研究内容

服装行业作为制造业的重要组成部分，其产品质量直接决定市场竞争力，而成衣尺寸的准确性是服装质量控制的核心指标[1]。随着消费者对服装品质与舒适度的要求不断提升，以及服装生产向规模化、快时尚化发展，传统人工测量成衣尺寸的方式已难以满足行业发展需求[2]。人工测量不仅耗时耗力，还易因测量人员操作习惯、主观判断产生误差，导致产品返工率高、生产成本增加，同时测量效率的局限性制约了生产流水线的运转节奏[3]。

近年来，机器学习与人工智能技术的快速发展[4]为服装行业数字化转型提供了技术支撑，机器视觉、深度学习等技术在服装设计、面料检测、生产加工等环节的应用逐渐深入[5] [6]。在服装尺寸检测领域，已有学者尝试将机器视觉技术应用于成衣尺寸测量[7]，通过图像采集与特征点识别实现尺寸计算，但现有研究多存在特征点识别鲁棒性差、对复杂款式/材质服装适配性不足、测量精度待提升等问题，尚未形成成熟的产业化应用方案[8]-[10]。因此，本文通过深度学习算法实现服装关键点的定位实现服装的关键尺寸测量研究。基于 YOLOv8 改进，提出 SV-YOLO 成衣关键尺寸测量算法，提出 SEMA 注意力机制，捕获更加复杂的特征信息，实现双主干网络结构优化，增强特征点提取能力，从而实现成衣尺寸的全流程自动化检测，为服装生产企业提供可落地的智能化质量控制技术，助力服装制造业的数字化升级。

1.2. 研究创新点

- (1) 借鉴 YOLOv8 的设计理念，构建双主干网络的拼接优化结构，以此提升特征点的提取性能。
- (2) 基于残差学习思想提出 SEMA 注意力机制，用于捕捉更复杂的特征信息，强化特征表达能力，同时规避梯度消失问题。
- (3) 自制数据集构建模型算法的评估数据集，并自主制作数据集开展算法的有效性评估。

2. 相关工作

2.1. 双主干网络结构

为增强服装关键点的特征提取能力，本文在 YOLOv8 基础上提出双主干网络拼接优化结构。两条并行主干网络分别提取深层语义特征与浅层空间细节特征，通过多层级特征拼接实现互补增强。设输入图像为 $I \in \mathbb{R}^3 \times H \times W$ ，两条主干输出多尺度特征图：

$$FA = \{f_A^2, f_A^3, f_A^4, f_A^5\}, \quad FB = \{f_B^2, f_B^3, f_B^4, f_B^5\}$$

在每一尺度层级 s 上进行拼接与融合:

$$f_{fusion}^s = SE\left(Conv1 \times 1\left(Concat\left(f_A^s, f_B^s\right)\right)\right)$$

伪代码:

```
def dual_backbone_forward(x):
    fa = backbone_A(x) # 多尺度特征
    fb = backbone_B(x)
    fused = {}
    for s in [2,3,4,5]:
        concat = torch.cat([fa[s], fb[s]], dim=1)
        fused[s] = se_block(conv1x1(concat))
    return fused
```

2.2. SEMA 注意力机制

在 YOLO 模型中，多次降维可减少参数量、提高推理速度，但过度降维会导致特征信息丢失，降低检测精度。本文在 EMA 注意力机制的基础上，提出 SEMA 注意力机制。EMA 作为多尺度注意力方法，通过不同特征图间的交叉学习增强特征表达能力；SEMA 则在 EMA 跨空间学习的基础上，结合分组特征聚合与残差结构，强化上下文感知并挖掘细节信息，进一步提升特征表达能力与模型检测性能。SEMA 如图 1 所示。

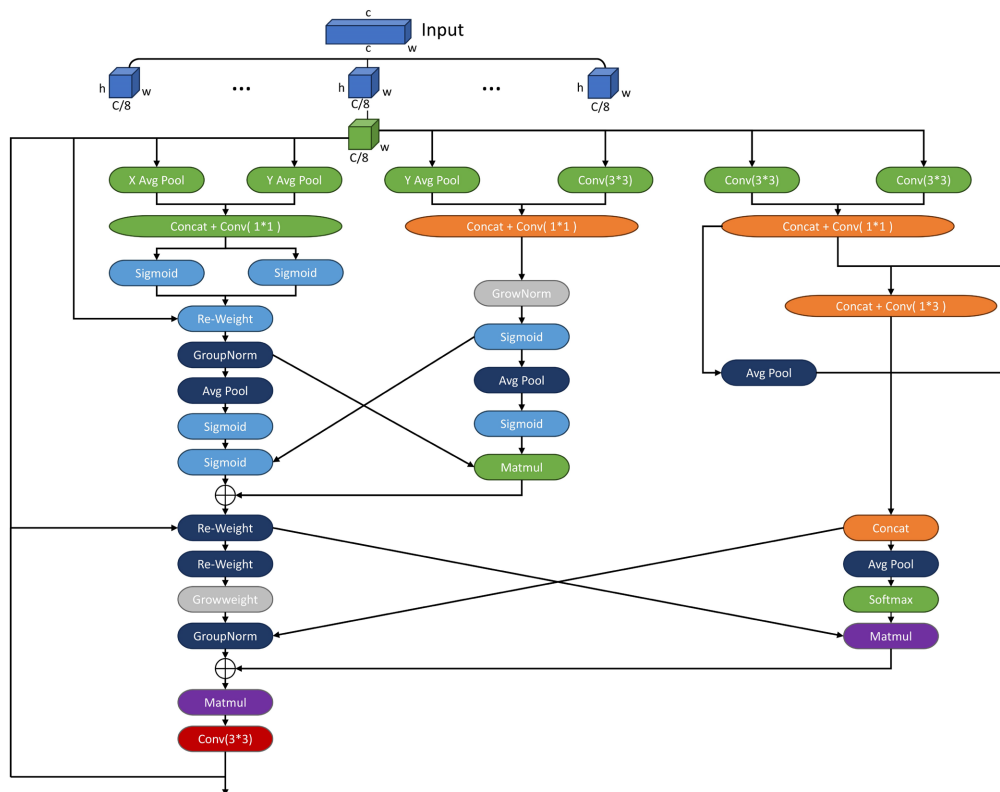


Figure 1. SEMA attention mechanism network architecture diagram
图 1. SEMA 注意力机制网络结构图

SEMA 在 EMA 基础上引入残差学习与分组特征聚合，以增强复杂特征表达并缓解梯度消失。

计算流程：

(1) 分组卷积：将输入 $X \in \mathbb{R}^C \times H \times W$ 分为 G 组，每组用不同尺度卷积核处理：

$$X'_g = \text{Conv}_{k_g \times k_g} \mathcal{G}(X_g), \quad k_g \in \{3, 5, 7\}$$

(2) 通道注意力：对每组输出生成权重：

$$w_g = \sigma(\text{FC}(\text{GAP}(X'_g)))$$

(3) 残差连接：

$$Y_g = w_g \times X'_g + X_g$$

(4) 跨组融合：

$$Y = \text{Conv} 1 \times 1(\text{Concat}(Y_1, \dots, Y_G))$$

伪代码：

```
class SEMA(nn.Module):
```

```
    def forward(self, x):
```

```
        residual = x
```

```
        groups = torch.chunk(x, self.groups, dim=1)
```

```
        out = [conv(g) for conv, g in zip(self.convs, groups)]
```

```
        out = torch.cat(out, dim=1)
```

```
        weight = self.fc(out).view(x.size(0), -1, 1, 1)
```

```
        return self.final_conv(out * weight + residual)
```

2.3. SV-YOLO 改进方案

SV-YOLO 改进方案借助 SPPF 模块，提高特征信息深度交互、高效融合，在不同尺度上实现多层次特征的细致提取，提升模型鲁棒性。引入 SEMA 注意力机制，优化模型对关键特征识别能力，自适应关注图像重要区域，使模型更准确定位服装关键点。改进的算法模型，命名为 YOLOS，如图 2 所示。

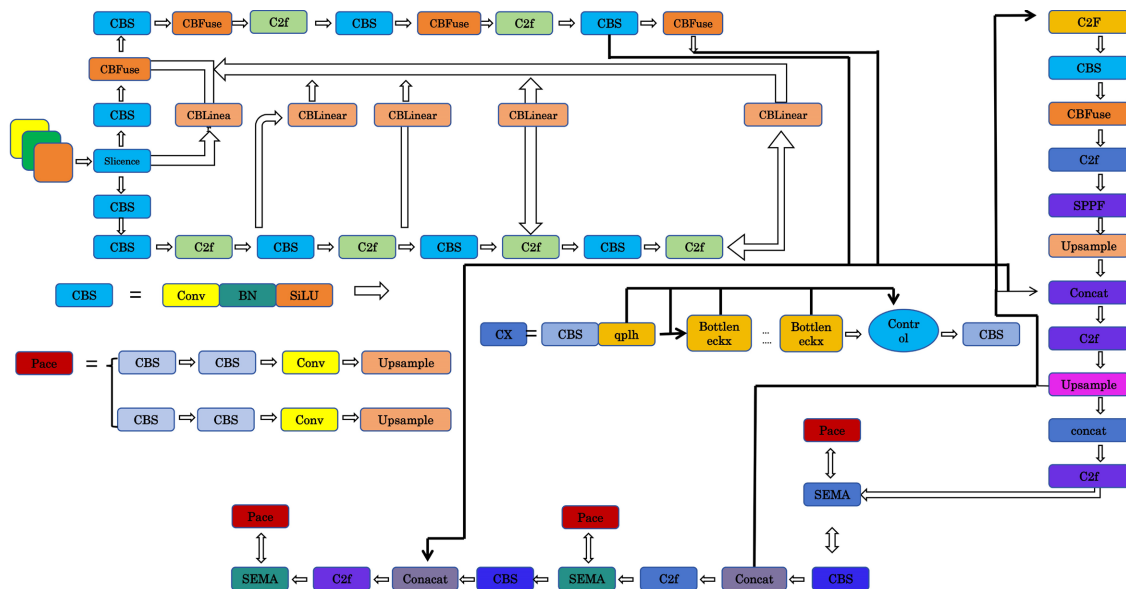


Figure 2. SV-YOLO network structure diagram

图 2. SV-YOLO 网络结构图

3. 试验结果与分析

3.1. 数据集制作

本文所使用的数据集源自 DeepFashion2 数据集。相较于 DeepFashion，DeepFashion2 的拍摄场景更为丰富，所包含的彩色图像也更具复杂性。研究从 DeepFashion2 中筛选出 10,000 张短袖上衣图像，构建了数据集 DFDXBDData，并按照 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集与测试集。考虑到 DeepFashion2 数据集中的服装关键点均为人体穿着拍摄，存在一定遮挡问题，而实际服装尺寸测量需采用平铺拍摄方式，因此该部分数据集仅用于算法性能评估。

本研究采用 LabelMe 工具完成关键点标注工作。为使数据集更贴合实际应用场景，研究在纯色背景下对 T 恤进行平铺拍摄，获取了 4000 张原始 T 恤图像。随后通过图像翻转、旋转、倒置及色彩增强等方式，对关键点数据集按 1:4 的比例进行数据扩充。具体增强参数设置如下：

旋转与翻转：随机旋转角度范围为 $[-15^\circ, 15^\circ]$ ，支持水平与垂直翻转。

色彩抖动：亮度调节系数范围为 $[0.8, 1.2]$ ，对比度调节范围为 $[0.9, 1.1]$ 。

以此提升模型训练的泛化能力。该数据集不仅可用于验证改进算法的有效性，也可直接应用于服装尺寸测量的实际场景。



Figure 3. Example image of short-sleeved shirt label
图 3. 短袖上衣标注示例图

3.2. 关键点算法对比

本文提出了 SV-YOLO 改进方案，并基于 YOLOv11 构建了改进算法 SV-YOLOv11；同时将该改进思路分别应用于 YOLOv10 与 YOLOv8，得到 SV-YOLOv10 和 SV-YOLOv8。实验选取当前主流关键点检测算法进行对比，从关键点检测精度 P、PointTop1、PointTop2，以及模型计算量 GFLOPS、参数量 Param 等多个维度综合分析各算法性能。

由于本文以关键点定位为核心实现服装尺寸测量研究，因此对关键点平均精度指标 PointTop1、PointTop2 提出了更高要求。其中，ObjectTop1 代表服装目标检测精度。由表 1 结果可见，YOLOv7 之后的系列模型及 RTDETR 系列算法的 ObjectTop1 均达到 97% 以上，能够满足实际场景下的目标检测需求。尺寸测量实测图如图 4 所示。

Table 1. Comparison of keypoint detection algorithms**表 1.** 关键点检测算法对比

| 试验算法 | P/% | ObjectTop1/% | PointTop1/% | ObjectTop2/% | PointTop2/% | GFLOPS | param |
|-------------|-------|--------------|-------------|--------------|-------------|--------|-------|
| YOLOv6 [10] | 75.68 | 70.37 | 72.9 | 78.34 | 48.1 | 6.8 | 6.2 |
| YOLOv7 [11] | 95.9 | 96.9 | 80.9 | 87.6 | 50.3 | 10.5 | 6.4 |
| YOLOv8 | 95.9 | 96.8 | 80.1 | 86.2 | 50.3 | 9 | 6.2 |
| YOLOv9 | 96.2 | 96.7 | 80.2 | 87.5 | 45.8 | 52.7 | 27.9 |
| YOLOv10 | 96.3 | 97.4 | 81.9 | 87.1 | 51.8 | 8.7 | 5.4 |
| YOLOv11 | 96 | 96.8 | 82 | 87.4 | 53.2 | 8.6 | 6.1 |
| SV-YOLOv8 | 96.3 | 96.9 | 85.5 | 88 | 56.4 | 15 | 10.9 |
| SV-YOLOv10 | 96.1 | 96.8 | 84.6 | 88.4 | 56.4 | 14.5 | 9.7 |
| SV-YOLOv11 | 96.3 | 96.9 | 84.7 | 88.3 | 55.9 | 16 | 11.6 |

**Figure 4.** Actual measurement effect diagram of key points of top T-shirt**图 4.** 上衣关键点的实际测量效果图

本文请两位服装专业人员对两件不同版型的 T 恤进行手工测量，再使用本文算法进行相应服装尺寸测量，最后进行计算机视觉与人工的测量结果比对。两件待测 T 恤如图 5 所示，尺寸测量结果如表 2 所示。

**Figure 5.** T-shirt to be tested physical picture**图 5.** T 恤待测实物图

Table 2. Comparison table of T-shirt test results
表 2. T 恤实测对比表

| 衣服 | 测量人员 | 腰宽/cm | 胸宽/cm | 下摆宽/cm | 左腋宽/cm | 右腋宽/cm | 左腋至下摆/cm | 右腋至下摆/cm |
|---------|----------|-------|-------|--------|--------|--------|----------|----------|
| T 恤 001 | 测试人 1 | 50.2 | 48.1 | 53.4 | 6.6 | 6.1 | 40.1 | 40.3 |
| | 测试人 2 | 50.7 | 48.4 | 53.6 | 6.4 | 6.2 | 40.3 | 40.8 |
| | 测试人 3 | 50 | 48.7 | 53.1 | 6.6 | 6.4 | 40.7 | 40.1 |
| | 人工均值 | 50.3 | 48.4 | 53.4 | 6.5 | 6.2 | 40.4 | 40.4 |
| | 系统 | 51.2 | 48 | 52.8 | 5.9 | 6.8 | 40.9 | 39.8 |
| | 系统与人工均值差 | 0.9 | -0.4 | -0.6 | -0.6 | 0.6 | 0.5 | -0.6 |
| T 恤 002 | 测试人 1 | 54.9 | 54.7 | 55.2 | 12.7 | 12.1 | 39.7 | 40.3 |
| | 测试人 2 | 56.3 | 55.4 | 56.1 | 13.5 | 13.3 | 40.2 | 41.4 |
| | 测试人 3 | 55.7 | 55.9 | 56.9 | 13.9 | 13.6 | 40.8 | 41.4 |
| | 人工均值 | 56 | 55.7 | 56.4 | 13.7 | 13.3 | 40.6 | 41.4 |
| | 系统 | 55.2 | 55.2 | 55.8 | 13.1 | 13.8 | 39.1 | 40.6 |
| | 系统与人工均值差 | -0.8 | -0.5 | -0.6 | -0.6 | 0.5 | -0.7 | -0.8 |

由此可以说明, 本文提出的 SV-YOLO 改进方案在 YOLO 的不同版本上都获得关键点平均精确度 PointTop1、PointTop2 的提升。

3.3. 消融实验

本文的改进方案 SV-YOLO 主要通过双主干、SEMA 注意力机制、SPPF 特征融合模块逐步实现 SV-YOLO 的关键点检测的算法提高, 以 YOLOv8 的改进方案 SV-YOLOv8 为例, 如表 3 所示, 在 YOLOv8 的基础上加入 SEMA 注意力机制在 PointTop1 值上提高 2.7%、PointTop2 值上提高 3.3%, 同理加入 SPPF 特征融合模块, 改进后的试验组 2 在 PointTop1 值上提高 2%、PointTop2 值上提高 3.43%, 同时加入 SEMA 注意力机制与 SPPF 特征融合模块, 改进后的试验组 3 在 PointTop1 值上提高 4.4%、PointTop2 值上提高 4.77%, 最后启用双主干得到改进方案 SV-YOLOv8 在 PointTop1 值上提高 5.4%、PointTop2 值上提高 6.1%。如表 3 所示, 试验组 3 的检测精确度为 97.1% 获得最优的表现, 改进后的 SV-YOLOv8 目标检测精确度降低 0.8%, 但本文的重要评估标准为关键点算法, 因此更加侧重提高 PointTop1、PointTop2, 并且所有的目标检测精确度均在 95% 以上符合实际场景的应用。

Table 3. Comparison table of ablation experiments
表 3. 消融试验对比表

| 试验组名 | SEMA | SPPF | Two backbone | P/% | PointTop1/% | PointTop2/% |
|-----------|------|------|--------------|------|-------------|-------------|
| 对照组 | × | × | × | 95.9 | 80.1 | 50.3 |
| 试验组 1 | √ | × | × | 96.3 | 82.8 | 53.9 |
| 试验组 2 | × | √ | × | 96.5 | 82.1 | 53.73 |
| 试验组 3 | √ | √ | × | 97.1 | 84.5 | 55.07 |
| 试验组 4 | × | × | √ | 96.6 | 83.79 | 54.11 |
| SV-YOLOv8 | √ | √ | √ | 96.3 | 85.5 | 56.4 |

3.4. 注意力机制对比

本文提出 SV-YOLO 改进方案，并基于 EMA 注意力机制设计了 SEMA 注意力机制。该机制通过对特征图进行深层特征提取与强化表达，能够更精准地聚焦图像中的关键特征，有效提升关键点检测性能，从而更好地服务于服装尺寸测量相关研究。

如表 4 所示。分别以 YOLOv8、YOLOv10、YOLOv11、RTDETR 算法为基准，YOLO-SEMA 的 PointTop1 以及 PointTop2 相较于 YOLO-EMA 提升都较为显著。实验结果表明，SEMA 注意力机制借助残差连接与改进的残差学习思想，可有效避免特征图在卷积过程中丢失关键细节信息，使网络更易捕捉复杂特征并缓解梯度消失问题。通过融合残差学习、双重注意力机制与多层卷积特征处理，模型的关键点检测能力得到显著提升，对复杂场景的鲁棒性与适应性也进一步增强。

Table 4. Comparison of attention mechanisms

表 4. 注意力机制对比

| 试验算法 | P/% | ObjectTop1/% | PointTop1/% | ObjectTop2/% | PointTop2/% | GFLOPS | param |
|-------------|-------|--------------|-------------|--------------|-------------|--------|-------|
| YOLOv8 | 95.9 | 96.8 | 80.1 | 86.2 | 50.3 | 9 | 6.2 |
| YOLOv8EMA | 96.3 | 97.1 | 82.2 | 87.1 | 52.2 | 9.2 | 6.3 |
| YOLOv8-SEMA | 96.3 | 97.1 | 82.8 | 87.5 | 53.9 | 10.7 | 6.3 |
| YOLOv10 | 96.30 | 97.4 | 81.9 | 87.1 | 51.8 | 8.7 | 5.4 |
| YOLO10-EMA | 96.1 | 97.2 | 82.5 | 88.2 | 53.4 | 8.9 | 5.5 |
| YOLO10-SEMA | 95.8 | 97.1 | 82.9 | 87.8 | 54.7 | 10.4 | 5.5 |
| YOLOv11 | 96 | 96.8 | 82 | 87.4 | 53.2 | 8.6 | 6.1 |
| YOLOv11-EMA | 96.1 | 97.1 | 82.2 | 87.6 | 53.3 | 8.8 | 6.1 |
| YOLO11-SEMA | 95.7 | 97.1 | 83.3 | 87.9 | 54.6 | 10.2 | 6.1 |
| RTDETR | 96.6 | 97 | 82.2 | 88.1 | 52.8 | 29.2 | 17.6 |
| RTDETR-EMA | 96.92 | 97.86 | 83.4 | 88.5 | 53.3 | 29.4 | 17.7 |
| RTDETR-SEMA | 97.12 | 98.52 | 84.2 | 89.1 | 54.21 | 30.1 | 17.7 |

4. 结论与展望

4.1. 研究结论

本文针对传统服装成衣尺寸人工检测效率低、精度不稳定、难以适配规模化生产等痛点，提出基于 YOLO 系列改进的 SV-YOLO 算法，实现服装关键点精准定位与成衣尺寸自动化测量，主要结论如下：

(1) 模型结构创新：基于 YOLOv8 构建双主干网络结构，显著提升特征点提取能力；在 EMA 注意力机制基础上提出 SEMA 注意力机制，结合残差学习与分组特征聚合，可有效捕捉复杂特征、保留细节信息并缓解梯度消失，特征表达与关键点检测性能优于 SE、CBAM、CA、EMA 等主流注意力机制。(2) 数据集构建：融合 DeepFashion2 筛选数据与自制平铺拍摄数据集，完成标注与 1:4 数据增强，构建适用于服装尺寸测量的专用数据集，可同时支撑算法评估与实际场景应用。(3) 实验效果显著：SV 策略融入 YOLOv8 后，PointTop1 提升 7.2%、PointTop2 提升 6.8%；优化得到的 SV-YOLOv10、SV-YOLOv11 模型，关键点检测精度均实现 3% 左右提升。在 YOLOv8/v10/v11 及 RTDETR 基准模型上加入 SEMA 注意力机制，PointTop1 与 PointTop2 提升幅度均优于 EMA，验证了 SEMA 机制的有效性与通用性。(4) 应用价值明确：所提算法在目标检测精度 ObjectTop1 上可达 97% 以上，满足工业场景需求，可实现服装尺寸全流程

自动化检测，为服装企业质量管控提供可行技术方案。

4.2. 研究展望

本研究在服装成衣尺寸 AI 辅助检测方面取得了阶段性成果，但在数据集覆盖范围、模型轻量化、测量维度完整性以及工程化落地等方面仍有进一步提升空间。未来将从以下方向开展深入研究与优化：

首先，扩大数据集的多样性与场景覆盖。当前研究主要针对短袖上衣开展实验，后续将采集长袖、衬衫、外套、裤装、裙装等更多服装品类数据，同时增加褶皱、反光面料、复杂纹理、非均匀光照等复杂场景样本，构建覆盖多款式、多面料、多场景的大规模服装关键点数据集，进一步提升模型在真实生产环境中的泛化能力与鲁棒性。

其次，推进轻量化与嵌入式部署研究。为满足工厂流水线、移动检测设备等实时性与低功耗需求，将对 SV-YOLO 系列模型进行网络剪枝、量化与知识蒸馏，在保证关键点检测精度的前提下，降低模型参数量与计算量，实现算法在嵌入式端与边缘设备上的高效推理，提升系统实用性。

第三，完善服装尺寸测量指标与流程。在现有关键点定位基础上，扩展肩宽、袖长、胸宽、衣长、围度、弧度等更多符合行业标准的尺寸测量项，优化关键点到实际尺寸的换算模型，减少角度、距离带来的误差，建立更完整、更精准的自动化测量体系。

第四，加速算法与生产系统的融合落地。将 SV-YOLO 算法与工业相机、光源、传输装置等硬件集成，开发端到端的服装尺寸智能检测系统，对接企业生产管理与质量管控平台，实现从图像采集、关键点检测到尺寸判定、不合格报警的全流程自动化，推动技术在服装批量质检与智能制造中的实际应用。

最后，探索多维度视觉技术融合。引入双目视觉、三维重建等技术，弥补二维图像在视角与遮挡上的局限，提升非规则、易变形服装的尺寸测量稳定性与精度，逐步实现从平面测量到三维尺寸精准检测的升级，为服装数字化生产提供更全面的技术支撑。

参考文献

- [1] 张玲, 徐增波. 三维人体测量技术的研究与应用[J]. 上海纺织科技, 2021, 49(5): 53-55+63.
- [2] 熊琳, 陈涛. 机器视觉技术在纺织品及服装研究中的应用[J]. 中国纤检, 2023(6): 110-112.
- [3] 于廷军. AI 赋能纺织服装设计与制造的研究[J]. 西部皮革, 2025, 47(16): 55-57.
- [4] 周志华. 机器学习[J]. 中国民商, 2016, 3(21): 93-93.
- [5] 蔺依丹. 服装设计中 AI 个性化定制与应用[J]. 黑龙江纺织, 2024(3): 27-29.
- [6] 谭文科, 穆红, 李晓娟. AI 绘图技术在服装设计中的应用研究[J]. 江苏丝绸, 2024, 53(4): 10-12+23.
- [7] 曹丽, 汪亚明, 包晓敏. 机器视觉在服装尺寸自动测量中的应用[J]. 纺织学报, 2003, 24(1): 19-21+4.
- [8] 李鹏飞, 郑明智, 景军锋. 基于机器视觉的服装尺寸在线测量系统[J]. 毛纺科技, 2017, 45(3): 42-47.
- [9] Li, C., Li, L., Jiang, H., *et al.* (2022) YOLOv6: A Single-Stage Object Detection Framework for Industrial Applications. arXiv: 2209.02976.
- [10] Wang, C., Bochkovskiy, A. and Liao, H.M. (2023) YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors. 2023 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vancouver, 17-24 June 2023, 7464-7475. <https://doi.org/10.1109/cvpr52729.2023.00721>
- [11] 王生伟, 张侃健. 基于角点检测的服装尺寸在线测量技术[J]. 信息技术与信息化, 2018(12): 73-75.