

DOI: 10.19333/j.mfkj.20240104101

# 基于 PSPNet 的衬衫图像全部件分割与再设计

黄 格<sup>1</sup>, 王志洲<sup>2</sup>, 姜 珂<sup>1</sup>, 牛沛华<sup>1</sup>, 卢致文<sup>1</sup>

(1. 太原理工大学 轻纺工程学院, 山西 晋中 030600; 2. 太原理工大学 软件学院, 山西 晋中 030600)

**摘 要:** 为了改善因服装再设计门槛较高导致的个人废旧服装再使用概率较低的问题, 以衬衫为例提出一种基于深度学习的服装全部件分割模型。首先, 对搜集到的衬衫图像数据进行标注、预处理、数据划分和数据增强, 完成 10 000 余张衬衫图像全部件分割数据集的构建; 其次, 搭建 PSPNet 网络并对公开的 DeepFashion 系列人体服装图像分割数据集进行训练, 得到预训练模型权重文件; 在此基础上通过迁移学习对构建的衬衫图像全部件分割数据集进行训练, 并在实验过程中不断调整参数以获得合适的部件分割模型; 同时, 选用平均交并比和损失函数值大小作为评估指标验证本文搭建模型的可行性; 最后, 通过分割模型从完整图像中分割出衬衫的各部件图像, 并通过部件重组完成衬衫的二次设计。该方法能够有效实现衬衫图像全部件分割, 辅助设计师完成废旧服装的快速再设计, 为废旧纺织品的循环再利用提供有效手段。

**关键词:** 服装图像分割; 深度学习; 迁移学习; 服装再设计; 循环利用

中图分类号: TS 941; TP 391.41 文献标志码: A

## Full piece segmentation and components redesign of shirt images based on PSPNet

HUANG Ge<sup>1</sup>, WANG Zhizhou<sup>2</sup>, JIANG Ke<sup>1</sup>, NIU Peihua<sup>1</sup>, LU Zhiwen<sup>1</sup>

(1. College of Textile Engineering, Taiyuan University of Technology, Jinzhong, Shanxi 030600, China;  
2. College of Software, Taiyuan University of Technology, Jinzhong, Shanxi 030600, China)

**Abstract:** In order to improve the low probability of personal reuse of discarded clothing due to the high threshold for clothing redesign, a clothing whole piece segmentation model based on deep learning was proposed by taking shirts as an example. Firstly, the collected shirt image data was annotated, preprocessed, partitioned, and enhanced to construct a dataset of over 10 000 shirt image component segmentation. Secondly, the PSPNet was built and trained on the publicly available DeepFashion series human clothing image segmentation dataset to obtain the weight file of the pre-trained model. On this basis, the constructed full piece segmentation of shirt image dataset was trained through transfer learning, and the parameters were continuously adjusted during the experiment to obtain an appropriate component segmentation model. Meanwhile, Mean Intersection over Union and loss function value were selected as evaluation indicators to verify the feasibility of building the model in this paper. Finally, the images of each component of the shirt were segmented from the complete image through the segmentation model, and the secondary design of the shirt was completed through component recombination. This method can effectively achieve the full-piece segmentation of shirt images, assist designers in completing the rapid redesign of used clothing, and provide an effective means for the recycling and reuse of used textiles.

**Keywords:** clothing image segmentation; deep learning; transfer learning; clothing redesign; recycling

收稿日期: 2024-01-15

基金项目: 山西省哲学社会科学规划课题(2023YY051); 山西省研究生教改项目(2024JG042)

第一作者: 黄格, 硕士生, 主要研究方向为服装数字化设计与技术, E-mail: 1337125208@qq.com。

通信作者: 卢致文, 副教授, 博士, 主要研究方向为服装数字化设计与技术, E-mail: luzhiwen@tyut.edu.cn。

人体服装图像分割是指利用计算机技术将人体和服装从一张复杂的图像中分割出来的过程,是一个多学科交叉领域的研究<sup>[1]</sup>。服装图像分割技术可用于在线购物平台,让用户更容易观察和评估不同款式和颜色的服装。同时,该技术也可以与虚拟现实或增强现实技术结合,创建虚拟试衣间,提高线上购物的互动性和用户体验。此外,服装图像分割有助于创建服装图像数据库,使用户可以通过颜色、样式、材料等特征来检索服装。

现有的服装图像分割方法主要分为传统法和深度学习法<sup>[2]</sup>。传统法主要依靠图像的底层特征,常见的有边缘检测算法以及基于聚类和阈值的算法等,例如使用 K-Means 聚类算法对领饰图像进行分割<sup>[3]</sup>。而深度学习法则通过深度卷积神经网络学习图像的特征,以达到更好的分割效果<sup>[4]</sup>,如利用 Mask R-CNN 对服装图像进行轮廓提取<sup>[5]</sup>,通过自训练和改进服装图像检索方法对服装部件进行检测与分割,得到服装主体图像、衣领图像、口袋位置等信息<sup>[6]</sup>。改进多尺度特征学习策略与注意力机制的方法能够针对性解决服装图像遮挡与服装图像较小而导致的分割准确率低的问题<sup>[7]</sup>。通过对 Deeplab v3+ 算法进行改进,能够有效改善服装图像分割边缘粗糙及精度较差等问题<sup>[8]</sup>。基于卷积姿态机和 GrabCut 的分割方法能够针对性解决复杂背景下分割精度不高的问题<sup>[9]</sup>。除此之外,还有一些基于弱监督学习、半监督学习和迁移学习的方法能在数据较少的情况下取得较好的分割效果<sup>[10]</sup>。

本文基于 Pyramid Scene Parsing Network (PSPNet) 和迁移学习,通过计算机实验法,从衬衫图像的部件(包括领部、门襟、衣身、袖身、袖克夫和口袋)入手,提出了一种服装图像全部件分割模型,并使用分割模型完成了服装重组再设计,以期降低服装再设计的专业难度,并为废旧服装的可持续再造提供智能化解决方案。

## 1 PSPNet 概述

PSPNet 是一种用于图像语义分割的深度神经网络模型。PSPNet 由 Zhao 等<sup>[11]</sup>提出,旨在解决传统场景解析模型在局部感受野不足、语境信息被忽略等问题。PSPNet 的核心思想是在卷积神经网络中添加一个逐级下采样的池化模块<sup>[12]</sup>,即金字塔池化模块,实现对不同尺度的特征提取与再利用,显著提升场景解析的准确性和鲁棒性。金字塔池化模块采用不同大小和步幅的池化核,以分别捕捉不同感受野的信息,并将这些信息级联结在一起进行传递和融合,以实现准确的语义分割。

## 2 迁移学习概述

迁移学习是一种机器学习领域的方法,其核心思想是将从一个任务中学到的知识或模型应用到另一个任务上,以改善模型性能或加速学习过程,即使这些任务之间存在差异。当面临数据稀缺或难以获取大量标注数据时,可以利用已有的模型和数据以减少训练新模型所需的数据资源。同时,迁移学习能提供一个良好的初始模型,加速在新任务上的学习过程,特别是当目标任务与源任务有一定相似性时,通过利用源任务上学到的知识,可以提高在目标任务上的性能,减少过拟合的风险。本文针对已有的人体服装图像分割数据集进行预训练,然后通过迁移学习对衬衫图像部件分割数据集进行训练,获得预期模型,既降低了数据集构建的难度又提升了模型性能。

## 3 实验部分

### 3.1 实验流程

实验流程如图 1 所示,共包含数据集构建、网络构建、模型训练、图像分割预测和部件分割结果 5 个部分。

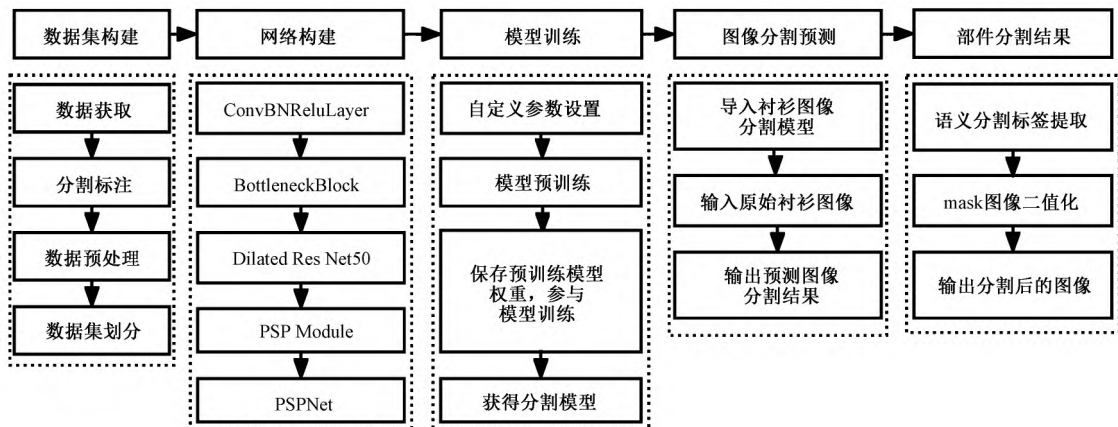


图 1 实验流程图

Fig.1 Flow chart of the experiment

### 3.2 数据集构建

#### 3.2.1 数据选择

在衬衫图像数据的选择上需要明确以下 3 个主要问题,以降低实验误差,提高数据准确性。

①由于语义分割的关键在于对图像的每一个像素进行分类,所以当背景与被分割物体过于相似时,极大可能造成计算机识别错误。如图 2 所示,当图像数据为白色衬衫与白色背景,预测分割的效果混乱,不利于模型的训练与验证。

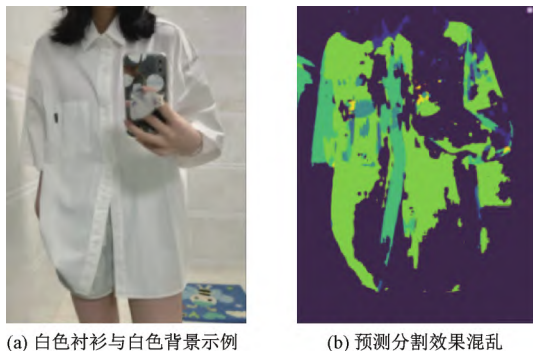


图 2 服装与背景的分割混乱效果

Fig.2 Effect of segmenting the clothing from the background. (a) Example of white shirt and white background; (b) Predicting the effect of segmentation confusion

②在衬衫图像数据中,存在内着衬衫搭配外套和外着衬衫搭配内搭 2 种情况。若图像为内着衬衫,Labelme 软件标注得到的信息会大幅减少,最终会影响模型的训练效果。而在验证时,实验模型针

对衬衫图像,对于其他服装类型缺乏一定辨识度,存在将其他上装辨别为衬衫进行分割的可能性,从而影响分割效果。而若图像为外着衬衫,则与其相配的内搭对分割的影响相对较小,所以在数据的选择上,尽量避免内着衬衫且存在其他外套的情况。

③在衬衫图像大小上,主要挑选大小 512 像素×512 像素至 1 024 像素×1 024 像素的图像。当图像过小、模糊时,会导致标注时分割不准确和验证时分割边缘线为马赛克锯齿造型的问题出现。当图像过大时,会导致该图像数据的有效标注信息极大减少甚至完全消失。

#### 3.2.2 数据获取与分割标注

实验直接数据为衬衫图像原图和 json 格式的标注文件,衬衫图像原图主要通过以下 3 种方式获取:①通过网络收集正、背、侧等各角度的衬衫平铺图、悬挂图、穿着图、折叠图;②在不同光线条件下,实景拍摄正、背、侧等各角度的衬衫平铺图、悬挂图、穿着图、折叠图;③通过随机旋转、填充和裁剪变换等数据增强操作,增加图片数量。

前 2 种方法共收集数据图片 3 600 张,进行数据增强后,训练时的图像数据达到 10 000 张以上。其中以衬衫穿着图为主,数量在 70% 以上,衬衫折叠图最少,在 5% 以下;以正面衬衫图像为主,约 60%,其他角度侧面为辅,约 30%,背面最少,低于 10%。用于实验的原 3 600 张图片都需要人工使用 Labelme 软件进行图像的分割标注,标注类别包括背景、领部、门襟、衣身、袖身、袖克夫和口袋,如图 3 所示。

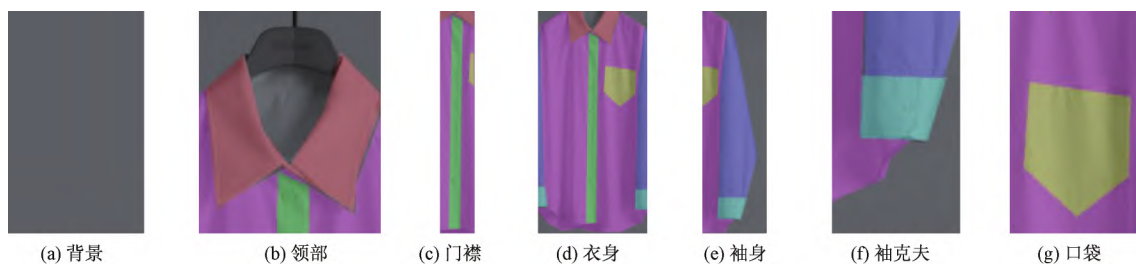


图 3 衬衫图像标注类型示例

Fig.3 Example of shirt image annotation types.(a) Background; (b) Collar; (c) Placket; (d) Body piece; (e) Sleeve; (f) Cuff; (g) Pocket

#### 3.2.3 数据预处理以及数据集划分

对实验数据进行预处理,通过衬衫图像原图和 json 格式标注文件进行 Visual Object Classes( VOC) 数据集制作。VOC 数据集分为原图、.png 格式的预测分割效果图、可看到原图的分割效果图和 .txt 格式的标注类别文本 5 类。其中,.png 格式的分割文件包含一个矩阵格式的数据,用

于存储分割图像 .txt 格式的标注类别文本中存有被标注图像数据的所有标注类别名称,二者均无法直观看。衬衫图像原图、预测分割效果图和可看到原图的分割效果图示例如图 4 所示。

完成数据集的初步建立后,进行训练集和验证集的划分。本文实验训练集和验证集的划分比例为 9 : 1。



图 4 VOC 数据集示例

Fig. 4 VOC dataset sample. ( a ) Original drawing; ( b ) Predicting the segmentation effect diagram; ( c ) Segmentation effect image that can see the original image

### 3.3 实验方案

本文实验环境为 Window10 编程语言为 Python 3.1 GPU 型号为 Tesla V100 显存大小为 32 GB CPU 核心为 4 Cores ,运行内存大小为 32 GB ,磁盘容量为 100 GB。本文实验依托于百度飞桨平台 相较于传统机器学习训练 环境配置更加灵活便捷 模型训练更高效。

本文实验从网络构建、模型训练、评价指标与参数设定 3 个方面展开 ,首先构建 PSPNet 源网络 ,其次对开源的 DeepFashion 系列数据集进行训练 ,得到预训练模型权重 ,在此基础上根据理论经验设定模型参数类别和大小 ,对本文制作的衬衫图像部件分割数据集进行训练 ,最后分析训练结果以调整参数 ,完成分割模型的优化<sup>[13]</sup>。

#### 3.3.1 网络构建

本文通过以下 5 个步骤构建卷积神经网络

PSPNet:

①定义类“ConvBNRelulayer”。封装基础卷积模块并在其中集成卷积操作、批量归一化和激活函数。通过顺序堆叠等操作 ,实现特征提取与非线性变换的高效耦合。

②定义类“BottleneckBlock”。构建深度卷积神经网络中的瓶颈残差块 ,采用“1×1-3×3-1×1”的 3 层卷积结构 ,通过 1×1 卷积进行通道数压缩与扩展 ,3×3 卷积完成核心特征提取 ,最后通过残差连接实现恒等映射。

③定义类“Dilated ResNet50”。在包含了 50 个卷积层的 ResNet ( Residual Network) 网络架构基础上进行空洞卷积改造 ,并将其作为空洞残差主干网络。

④定义类“PSPModule”。构建金字塔池化模块 ,依次对输入特征图实施 4 级自适应空间池化、1×1 卷积通道压缩、双线性插值上采样与原始特征通道拼接 ,最终经 3×3 卷积细化生成增强特征图。

⑤定义类“PSPNet”。采用 Dilated ResNet50 作为主干网络并结合金字塔池化模块和分类器完成 PSPNet 的网络集成。

#### 3.3.2 模型训练

完成 PSPNet 的网络构建后进入模型训练 ,主要分为 4 个阶段 ,分别是初始化、加载预训练模型权重、循环训练和结束 ,其中的循环训练为核心环节 ,详细训练流程如图 5 所示。

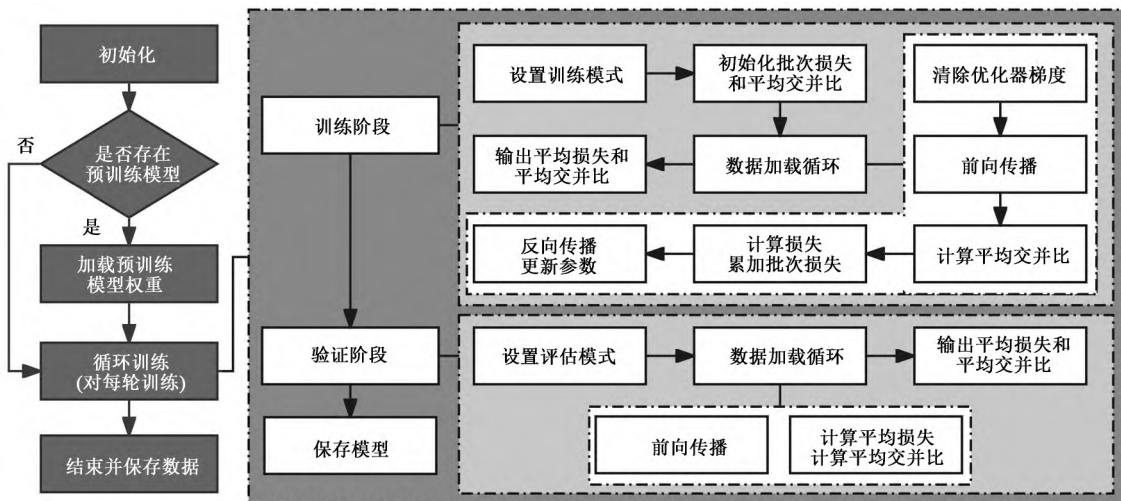


图 5 模型训练流程图

Fig.5 Model training flowchart

#### 3.3.3 评估指标与参数设定

本文根据 PSPNet 网络模型结构 ,采用平均交并比 ( Mean Intersection over Union ,MIoU) 和损失函数值大小 ( loss) 为评估指标来检测模型效果 ,选择损失函数、学习率、训练轮数和批量大小这 4 个可能对

模型训练效果造成影响的参数进行调试改进。

评估指标与参数均在模型训练流程的初始化中进行设定。MIoU 用于衡量预测结果和真实标签之间的相似性<sup>[14]</sup>。通过计算每个类别 ( 包括背景) 的交并比 ( Intersection over Union ,IoU) 的和后除以总

类别数得到 MIoU。MIoU 越高,表示模型的分割效果越好。

在图像分类和分割任务中,损失函数值也是用于评估模型预测结果与真实标签差异的指标之一<sup>[15]</sup>。损失函数可以通过反向传播算法计算出每个模型参数的梯度,从而优化模型参数。在选择损失函数时需要综合考虑不同因素,包括任务类型、模型结构、数据特征等,选择合适的损失函数来训练模型可以帮助模型更快地收敛、更准确地进行预测。本文选择交叉熵损失函数作为模型训练的损失函数。交叉熵损失函数能在计算模型预测结果与真实标签之间差异的同时,尽可能减小这种差异,在训练过程中比较容易收敛,能很好地提高模型的性能,函数公式如下:

$$L(\hat{y}, y) = - [y \log \hat{y} + (1 - y) \log(1 - \hat{y})]$$

式中:  $y$  为图像真实值;  $\hat{y}$  为图像预测值。

本文中损失函数值 loss 越小代表预测结果与真实标签的差异越小,即模型拟合效果越好。

学习率用于控制模型在每一次权重更新时的步长大小。在模型训练中,使用优化算法对损失函数的梯度进行反向传播,然后根据学习率来调整模型参数。其主要思想是对梯度的一阶和二阶矩估计分别进行加权平均<sup>[16]</sup>,并基于此计算自适应的学习率,从而实现较好的收敛性和鲁棒性,加速模型训练并提高收敛精度。过大或过小的学习率都可能导致训练不稳定。本文使用 Adam 优化器,设定学习率为 0.001。

训练轮数代表了整个训练数据集被算法遍历的次数。计算机在训练中学习图像的特征,如果训练轮数太少,模型无法充分学习数据集的复杂特征,可能导致欠拟合,无法捕捉数据的真实结构。如果训练轮数太多,又可能因为过度学习而导致过拟合,使模型在新数据上表现较差。本文模型训练中,根据其他同类型或相关类型实验的数据及前人实践经验分别设置训练轮数为 30、70 和 100,根据实验结果得到最终模型所需训练轮数。

批量大小代表一次读取图片数据的数量,主要取决于电脑性能以及数据集规模。实验首先设置批量大小为 8,根据几轮实验发现,占用了较大的计算资源,会出现潜在的不稳定因素,导致实验中断,于是将批量减小,虽然训练时间因此增长,但 MIoU 数值提高可观,最终确定批量为 4。

### 3.4 实验结果及分析

模型训练效果随训练轮数的变化见表 1,本文

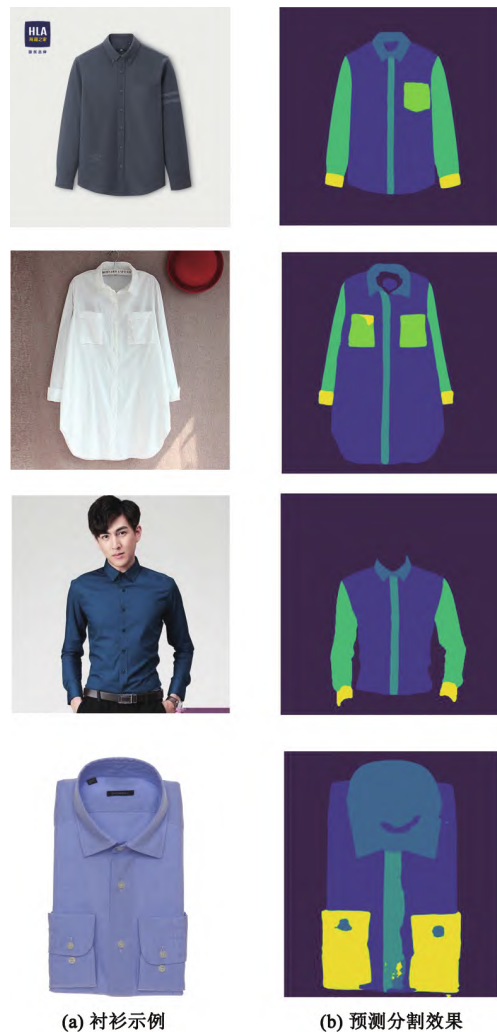
实验的 100 轮训练完成后,MIoU 达到 0.750,表明预测结果与标注值基本符合;loss 为 0.150,说明预测结果与标注值差异较小。总体来说,模型训练较为成功,满足后期进行部件分割提取与重组再设计的基本要求。

表 1 随训练轮数变化的训练效果

数据类型	训练轮数	MIoU	loss
训练集	30	0.621	0.085
	70	0.723	0.054
	100	0.750	0.045
验证集	30	0.623	0.174
	70	0.724	0.178
	100	0.750	0.150

#### 3.4.1 预测效果展示

利用训练集对模型进行训练后,对验证集的 4 类图像(衬衫平铺图、衬衫悬挂图、衬衫穿着图、衬衫折叠图)分别进行模型预测,预测效果如图 6 所示。



(a) 衬衫示例

(b) 预测分割效果

图 6 预测效果图

Fig 6 Projection renderings. (a) Examples of shirts; (b) Predicting the segmentation effect

### 3.4.2 分割效果展示

对 3.4.1 节中的预测分割效果图进行语义分割的标签提取,得到单个衬衫部件的分割掩码图(即 mask 图),然后进行 mask 二值化,提取出该部件分割效果图。以衬衫穿着图为例,分割得到的完整服装图像和提取的各部件图像示例如图 7 所示。



图 7 分割效果图

Fig.7 Segmentation effect diagram.(a) Complete segmentation effect; (b) Sleeve; (c) Cuff; (d) Body piece; (e) Collar; (f) Placket

## 4 衬衫再设计

基于前文获得的服装全部件分割模型,本文提

出“分割-重组”的双阶段废旧衬衫再设计方法,并通过真实场景图像验证其技术效能与创新潜力。如图 8 所示,实验以衬衫穿着图像为研究对象,系统地对智能分割和云端重组的再设计流程进行探索。



图 8 用于再设计的衬衫图像

Fig.8 Shirt images for redesign.(a) Waste shirt 1; (b) Waste shirt 2

在智能分割阶段,采用服装全部件分割模型对输入的衬衫图像进行分割解析,提取所有部件的标签,去除人物和背景等无关信息,得到单个衬衫的完整分割效果,如图 9 (a) (b) 所示。通过单一部件的标签提取,得到衬衫各部件的单独分割效果,如图 9 (c) (d) 所示。在云端重组阶段,依托在线设计协作平台 Canva 可画,对分割所得结果进行拖动、旋转、缩放等操作,完成图像的叠加拼合。

若令参与分割的废旧衬衫件数为  $x$ ,且每件衬衫均包含本文提到的 6 类服装部件,则仅通过部件



图 9 再设计案例

Fig.9 Example of redesign. (a) Complete segmentation of waste shirt 1; (b) Complete segmentation of waste shirt 2; (c) Segmentation components of waste shirt 1; (d) Segmentation components of waste shirt 2; (e) Example of shirts redesign

重组,再设计方案可多达  $x^6$  种。重组再设计服装示例如图 9 (e) 所示,设计结果具有高度真实感,为无设计基础的人群提供大量参考方案,同时进一步验证了该方法在废旧服装可持续设计领域的技术优势与应用潜力。

通过以上再设计实践研究发现,部分可能影响部件重组再设计的问题,并针对问题提出相应解决方案。①遮挡影响。如背景与服装间、人物与服装间、服装部件间的相互遮挡会对再设计产生影响,需要在图像选取时提前进行适当规避。②款式差异。不同款式存在部件长短及形状差异等问题,可通过部件间的遮挡和缩放进行调整。若部件类型不一致,如被分割主体服装的口袋部件被拆分后,其余服装无相应的口袋部件拼合,可用剩余服装的其他部件代替,通过部件的叠加与遮挡来解决。③服装形态不一。服装图像中人体姿势或平铺的摆放形态差异对部件的重组产生影响,应将自身的废旧衬衫进行统一平铺或穿着拍摄,通过摆放或人体姿态调整尽量使各图像中衬衫形态相似。

## 5 结束语

本文通过迁移学习和计算机实验,从数据集制作、网络构建和模型训练等方面,完成了基于 PSPNet 的衬衫图像分割研究,得到了衬衫图像全部部件分割模型,其平均交并比(MIoU)为 0.750,损失函数值(loss)为 0.150,通过部件的智能分割和云端重组对衬衫进行再设计研究可获得多样化的衬衫再设计方案。实验结果表明:本文提出的分割模型从服装部件角度实现了衬衫图像更为细致、准确的分割预测;分割-重组的双阶段废旧衬衫再设计方法能够降低服装再设计难度,快速实现对废旧服装的批量再设计。本文提出的分割模型与再设计方法有望应用在实际的废旧再利用中,为促进废旧纺织品的循环再利用提供有效手段。目前研究存在一定的局限性,没有考虑到领带等装饰物对衬衫图像分割的影响,未来仍需进行深入研究以优化模型的全面性。

### 参考文献:

[1] 黄鹏,郑淇,梁超. 图像分割方法综述[J]. 武汉大学学报(理学版), 2020, 66(6): 519-531.  
HUANG Peng, ZHENG Qi, LIANG Chao. Overview of image segmentation methods [J]. Journal of Wuhan University (Natural Science Edition), 2020, 66(6): 519-531.

[2] 邝辉宇,吴俊君. 基于深度学习的图像语义分割技术研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(19): 12-21, 42.

KUANG Huiyu, WU Junjun. Survey of image semantic segmentation based on deep learning [J]. Computer Engineering and Application, 2019, 55(19): 12-21, 42.

[3] 高婷,庄梅玲,石历丽,等. 一种韩国礼服图像的内外廓形提取算法[J]. 现代纺织技术, 2022, 30(2): 197-207.  
GAO Ting, ZHUANG Meiling, SHI Lili, et al. An algorithm for extracting inner and outer contours of korean dress images [J]. Advanced Textile Technology, 2022(02): 030.

[4] 崔子良,向媛媛,刘冬冬,等. 基于深度卷积神经网络的气液两相流图像分割方法[J]. 计算机应用, 2023, 43(S1): 217-223.  
CUI Ziliang, JU Yuanyuan, LIU Dongdong, et al. Gas-liquid flow image segmentation method based on deep convolutional neural network [J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(S1): 217-223.

[5] 胡新荣,欧阳祥,刘军平. 一种服装轮廓提取及款式识别的方法[J]. 现代电子技术, 2021, 44(5): 75-79.  
HU Xinrong, OUYANG Xiang, LIU Junping. Method for clothing outline extraction and style recognition [J]. Modern Electronics Technology, 2021, 44(5): 75-79.

[6] 韩晓朋. 基于部件检测与分割的服装图像检索研究与应用[D]. 上海: 东华大学, 2022.  
HAN Xiaopeng. Research and application of clothing image retrieval based on parts detection and segmentation [D]. Shanghai: Donghua University, 2022.

[7] 顾梅花,刘杰,李立瑶,等. 结合特征学习与注意力机制的服装图像分割[J]. 纺织学报, 2022, 43(11): 163-171.  
GU Meihua, LIU Jie, LI Liyao, et al. Clothing image segmentation method based on feature learning and attention mechanism [J]. Journal of Textile Research, 2022, 43(11): 163-171.

[8] 胡新荣,龚闯,张自力,等. 基于改进 Deeplab v3+ 的服装图像分割网络[J]. 计算机工程, 2022, 48(7): 284-291.  
HU Xinrong, GONG Chuang, ZHANG Zili, et al. Clothing image segmentation network based on improved Deeplab v3+ [J]. Computer Engineering, 2022, 48(7): 284-291.

[9] 游小荣,李淑芳,熊宗志. 基于卷积姿态机和 GrabCut 的服装图像轮廓分割方法[J]. 毛纺科技, 2022, 50(5): 86-90.  
YOU Xiaorong, LI Shufang, XIONG Zongzhi. Garment image contour segmentation method based on convolution pose machine and GrabCut [J]. Wool Textile Journal, 2022, 50(5): 86-90.

[10] 田莹,王亮,丁琪. 基于深度学习的图像语义分割方法综述[J]. 软件学报, 2019, 30(2): 440-468.  
TIAN Xuan, WANG Liang, DING Qi. Review of image semantic segmentation based on deep learning [J]. Journal of Software, 2019, 30(2): 440-468.

[11] ZHAO H S, SHI J P, QI X J, et al. Pyramid scene parsing network [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2017.

[12] 刘尚旺,张杨杨,蔡同波,等. 基于改进 PSPNet 的无人农场场景语义分割[J]. 灌溉排水学报, 2022,

- 41(4): 101–108.
- LIU Shangwang, ZHANG Yangyang, CAI Tongbo, et al. An improved PSPNet model for semantic segmentation of UAV farmland images [J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2022, 41(4): 101–108.
- [13] 刘晓音, 谢红. 人体着装围度松量图像的分类方法[J]. *毛纺科技*, 2021, 49(12): 56–60.
- LIU Xiaoyin, XIE Hong. Classification of human chest looseness based on transfer learning [J]. *Wool Textile Journal*, 2021, 49(12): 56–60.
- [14] 张泽林, 徐军. 基于条件生成对抗网络的乳腺上皮和间质区域自动分割[J]. *计算机应用*, 2020, 40(10): 2910–2916.
- ZHANG Zelin, XU Jun. Automatic segmentation of breast epithelial and stromal regions based on conditional generative adversarial network [J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(10): 2910–2916.
- [15] 薛艳锋, 刘继华, 张翔, 等. 基于梯度下降的不可微损失函数优化算法[J]. *软件工程*, 2023, 26(6): 46–49.
- XUE Yanfeng, LIU Jihua, ZHANG Xiang, et al. Optimization algorithm of non-differentiable loss function based on gradient descent [J]. *Software Engineering*, 2023, 26(6): 46–49.
- [16] 李满园, 罗飞, 顾春华, 等. 基于自适应动量更新策略的Adams算法[J]. *上海理工大学学报*, 2023, 45(2): 112–119.
- LI Manyuan, LUO Fei, GU Chunhua, et al. Adams algorithm based on adaptive momentum update strategy [J]. *Journal of University of Shanghai for Science and Technology*, 2023, 45(2): 112–119.