



基于单张合体着装图像的男性人体 三围尺寸测量方法

王柯洁^{1a,1b,2}, 何先撑³, 翁珊珊³, 侯 珏^{1b,1c}, 杨 阳^{1b,1c}, 刘 正^{1b,1c}

(1. 浙江理工大学, a. 服装学院; b. 丝绸文化传承与产品设计数字化技术文旅部重点实验室; c. 国际时装技术学院, 杭州 310018; 2. 浙江三彩服饰有限公司, 杭州 321105; 3. 雅戈尔服装制造有限公司, 宁波 315153)

摘要: 针对现有非接触式人体测量需净体或着紧身衣而导致用户体验感差的问题, 提出了一种基于单张合体着装图像的非接触式人体三围尺寸测量方法。通过融合卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)与特征金字塔网络(Feature pyramid networks, FPN)提取多尺度人体特征, 结合 OpenPose 算法获取人体关键点与姿态信息, 并采用蒙皮多人线性模型(Skinned multi-person linear, SMPL)参数化模型完成三维重建, 同时引入辅助预测任务模块以增强图像编码器对人体形态的推理能力; 根据特征点提取结果, 定义截面平面并进行相交检测, 采用深度优先搜索算法(Depth first search, DFS)及欧氏距离计算胸围、腰围与臀围周长, 结合身高参数完成尺寸归一化处理; 根据测量结果误差和身体质量指数(BMI)的相关性设置误差补偿, 对初始测量结果进行修正, 以提高单张着装图像的人体测量精度, 并通过与手工测得的净体尺寸对比, 验证所提方法的准确性。结果表明: 在着常规合体服装下, 采用该方法测得的胸围、腰围和臀围的绝对误差范围分别控制在 0.12~1.51、0.03~1.53 和 0.07~0.89 cm, 相对误差均低于 2%。该方法在无需脱除服装的前提下实现了对人体三围的精准测量, 具备较强的实际可行性与应用推广价值, 可为服装定制提供一种高效、低干扰的尺寸测量解决方案。

关键词: 人体测量; 深度学习; 着装图像; 单视角重建; 三围尺寸

中图分类号: TS941.17

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851(2025)11-0816-11

引文格式: 王柯洁, 何先撑, 翁珊珊, 等. 基于单张合体着装图像的男性人体三围尺寸测量方法[J]. 浙江理工大学学报(自然科学), 2025, 53(6): 816-826.

Reference Format: WANG Kejie, HE Xiancheng, WENG Shanshan, et al. Measurement of male human body circumference dimensions based on a single fitted dress image[J]. Journal of Zhejiang Sci-Tech University, 2025, 53(6): 816-826.

Measurement of male human body circumference dimensions based on a single fitted dress image

WANG Kejie^{1a,1b,2}, HE Xiancheng³, WENG Shanshan³, HOU Jue^{1b,1c}, YANG Yang^{1b,1c}, LIU Zheng^{1b,1c}

(1a. School of Fashion Design & Engineering; 1b. Key Laboratory of Silk Culture Inheritance and Products Design Digital Technology, Ministry of Culture and Tourism; 1c. International Institute of Fashion Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China; 2. COLOUR Fashion Co., Ltd., Hangzhou 321105, China; 3. Youngor Garment Manufacturing Co., Ltd., Ningbo 315153, China)

Abstract: Aiming at the problem that existing non-contact human body measurement requires a clean body or wearing tight clothes, which leads to poor user experience, a non-contact human body circumference measurement method based on a single fitted dress picture was proposed. The human body features were extracted by fusion of convolutional neural networks (CNN) and feature pyramid networks

收稿日期: 2025-03-11 网络出版日期: 2025-06-26

基金项目: 嘉兴市重点研究计划项目(2024BZ20013); 浙江省文化和旅游科技创新示范项目(20230013)

作者简介: 王柯洁(2000—), 女, 河南洛阳人, 硕士研究生, 主要从事服装数字化方面的研究。

通信作者: 刘 正, E-mail: Koala@zstu.edu.cn

(FPN), combined with the OpenPose algorithm to obtain the key points and pose information of the human body, and parameterized by the skinned multi-person linear (SMPL) model to complete the 3D reconstruction. The skinned multi-person linear (SMPL) parameterized model was used to complete the 3D reconstruction, and the auxiliary prediction task module was introduced to enhance the reasoning ability of the image encoder on the human body shape. According to the result of feature point extraction, the cross-section plane was defined and intersection detection was carried out, depth first search (DFS) and Euclidean distance were used to calculate the circumference of the bust, waist and hips, combined with the height parameters to complete the size normalization process. Error compensation was set based on the correlation between the measurement result error and body mass index (BMI), and the initial measurement results were corrected to improve the anthropometric accuracy of a single dress image, and the accuracy of the proposed method was verified by comparing it with the net body dimensions measured manually. The results showed that the absolute error ranges of bust, waist and hip circumferences were controlled at 0.12-1.51, 0.03-1.53 and 0.07-0.89 cm, respectively, and the relative errors were less than 2% under the regular fitted garments. This method realizes the accurate measurement of human body circumference without removing the clothing, has strong practical feasibility and application promotion value, and can provide an efficient and low-interference size measurement solution for clothing customization.

Key words: anthropometry; deep learning; dress image; single-view reconstruction; three-dimensional measurements

0 引言

非接触式人体测量技术通过光学或位置传感器,能在无需接触被测对象的情况下,快速、高效地获取人体尺寸数据,已在科学研究、产品研发及商业销售等领域得到广泛应用。然而,现有非接触式人体测量方法大多要求被测对象处于净体或着紧身衣状态,以便采集体表形态信息^[1]。尽管操作流程简便,但因涉及身体暴露而引发隐私顾虑,导致用户接受度受限。因此,如何在用户着装状态下实现精准的人体尺寸测量,成为提升非接触式测量技术实用性和消费者接受度的关键。本文提出一种基于单张合体着装图像的人体三围尺寸测量方法,以解决在非净体条件下尺寸提取精度不足的问题。

关于基于着装图像的人体测量,国内外学者开展了一系列的研究。刘国联等^[2]利用三维扫描仪生成的点云数据以及人体正侧面照片提取相关特征信息,以人体各围度的宽厚比作为体型分类指标,结合高度定位技术对采集的数据进行匹配与筛选,系统开展了青年男性围度尺寸的测定与分析研究。Uhm等^[3]提出了一种基于视觉的自动人体尺寸测量系统,该系统要求受试者穿戴特定装备,通过彩色与红外摄像头采集图像,经过图像处理提取人体臀围、腰围等关键尺寸。马燕等^[4]提出了一种结合卷积神经网络与曲线拟合的非接触式人体尺寸测量

方法,仅依赖二维图像与身高信息,采用 DeepLabV3+ 进行人体轮廓分割,采用 OpenPose 提取特征点,基于 Bezier 曲线对肩宽进行拟合,测量误差在 3 cm 以内,降低了对环境的要求。林瑞冰等^[5]拍摄正、侧面人体全身照并标注掩膜图,基于 MINet 模型提取复杂背景下人体轮廓。卢志洁等^[6]采用多视角图像三维重建方法获取净体三维点云,进而获取不同姿势下人体着装间隙量的大小与分布。上述方法多适用于净体或紧身衣状态下的人体图像,而且系统成本较高、测量流程复杂,难以直接推广到着装条件下的实际应用场景。

在参数化人体模型研究方面,学界提出了多种方法表征人体形态,通过低维参数驱动实现高效、可控的人体三维重建。Allen等^[7]通过统计分析大量人体扫描数据,构建了一个能够描述人体形状变化的模型。Loper等^[8]提出了 SMPL 模型,该模型能够通过少量参数描述人体的姿态和形状,将复杂的人体三维重建问题转化为参数优化问题,降低了计算复杂度。Li等^[9]提出了一种新颖的混合逆运动学方法,利用扭转和摆动分解技术,将三维空间中关节的绝对位置解算为相对于相邻身体部位的旋转角度,以实现三维身体网格的重建。Choutas等^[10]提出了 SHAPY 模型,将人体形状和姿态信息结合起来,利用端到端的深度学习方法从二维图像中提取出人体的三维几何特征,重建出参数化人体模型。

本文提出了一种基于单张合体着装图像的男性人体三维尺寸测量方法。采用融合卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)对图像中的人体特征进行初步提取,结合特征金字塔网络(Feature pyramid networks, FPN)实现多尺度特征提取,以进一步提升特征检测效果;集成辅助预测任务以增强图像编码器对人体形态的建模能力,从而更好地指导图像与网格之间的对应关系,在保留空间特征图关键信息的同时,有效抑制噪声干扰,采用蒙皮多人线性模型(Skinned multi-person linear, SMPL)完成三维人体重建;依据 SMPL 编码模型中固定顶点的空间信息,构建人体特征点映射表,划定相关区域的顶点索引集合,并通过欧氏距离计算闭合轮廓的周长;依据 BMI 与测量误差之间的显著相关性,设计误差补偿机制对测量结果进行修正。通过上述方法,本文在不依赖净体或紧身衣的条件下实现了对男性人体三维尺寸的高精度预测,为非接触式人体测量技术在服装定制、健康评估等场景中的应用提供了可行的技术路径和理论支撑。

1 数据收集

1.1 图像采集对象及样本量的确定

本文通过定向招募方式选取 20 名浙江理工大学男性大学生作为受试者,年龄分布在 21~28 岁,身高范围为 168~185 cm。为覆盖青年男性群体的主要体型分布,根据《服装号型 男子》(GB/T 1335.1—2008)中 A 体型(胸腰差 12~16 cm)与 B 体型(胸腰差 7~11 cm)的定义,招募了 A、B 两类体型受试者,以确保样本具有较好的代表性。

招募的青年男性受试者依次穿着 4 类常见日常服装(包括无领短袖、短袖衬衫、长袖衬衫及卫衣),每类服装包含 M、L、XL 尺码,每位受试者以站立姿态拍摄正面、侧面及背面三视角图像,共拍摄 $20(\text{受试者}) \times 4(\text{服装类型}) \times 3(\text{尺码}) \times 3(\text{视角}) = 720$ 张图像。

1.2 拍摄方案及相机标定

为避免背景过于复杂影响人体轮廓的分割效果,选择简洁的环境作为拍摄背景,并要求被摄者穿着合体服装,双脚与肩同宽,双手自然张开,与身体形成适当夹角。开始前向每位受试者详细介绍实验流程及操作要求,确保其充分理解并配合实验的顺利进行。

由于 50 mm 标准镜头的视角接近人眼,能够精准捕捉人体特征,有助于提高测量精度,故采用焦距

为 50 mm 的 Canon EOS R50 数码相机进行拍摄,以减少透视变形,确保人体形态可以真实还原。考虑到不同拍摄角度可能影响人体比例,拍摄设备距离人体 3~5 m,相机镜头中心距地面 1.2 m 的高度,以获得较好的成像效果。

为进一步降低镜头畸变对几何精度的影响,通过相机标定获取相机的内外参数,并据此计算像素体尺与真实体尺之间的转换比例,标定过程中采用尺寸为 20 cm×20 cm 的棋盘格进行校正。相机内参数包括单位像素尺寸、焦距及主点位置,外参数由旋转矩阵和平移向量构成。坐标系之间的转换关系可用式(1)表示:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{d_x} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{d_y} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{3 \times 3} & \mathbf{T}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: Z_c 表示点在相机坐标系中的位置; (u, v) 表示其在图像坐标系中的坐标; (X_w, Y_w, Z_w) 对应于世界坐标系下的坐标值; d_x 和 d_y 分别表示单位像素在水平方向和垂直方向的尺寸; f 代表相机焦距; (u_0, v_0) 为相机主点; $\mathbf{R}_{3 \times 3}$ 表示世界坐标系中的旋转矩阵; $\mathbf{T}_{3 \times 1}$ 用于描述世界坐标系下的平移向量。

1.3 图像预处理

为有效缓解输入图像中存在的过曝或曝光不足问题对后续处理流程的干扰,利用 Afifi 等^[11]提出的多尺度曝光校正框架,引入多分辨率处理机制以优化图像亮度,在保留细节的同时抑制过曝与暗区噪声,经过修正后的图像能更好地保留细节,减少光照不均匀带来的影响。如图 1 所示,从图中可以看出,曝光校正后图像整体亮度更为均衡,细节层次得以增强,有效缓解了过曝与暗区对后续处理带来的干扰。

2 三维人体重建

人体重建流程主要包括图像编码、多尺度特征提取、关键点定位、三维点云生成、网格对齐和参数回归等核心步骤。将输入的人体图像传递至编码模块进行特征提取,该模块采用 CNN 构建,结合 FPN 实现多层次特征融合,从而增强模型在处理不同尺度目标和复杂背景干扰的鲁棒性;根据提取的图像

特征完成二维人体关键点的定位,并进一步推断对应的三维点云数据;为提升点云对真实人体结构的拟合精度,引入网格对齐机制,使生成的点云更准确

地匹配人体结构,并通过参数回归模块对调整后的点云进行建模得到三维人体模型,实现对人物形态的还原。整体网络结构如图 2 所示。

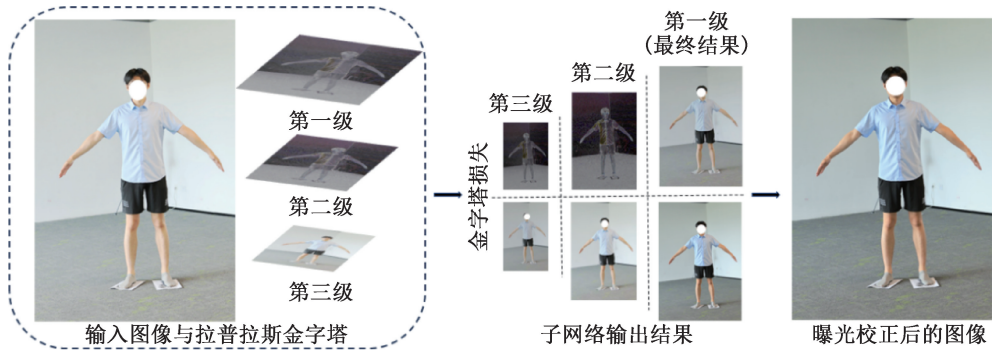


图 1 曝光校正处理前后效果对比图

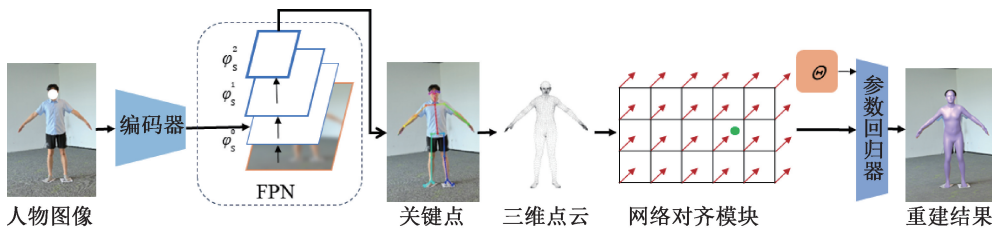


图 2 人体三维重建网络结构示意图

2.1 人物特征提取

为了有效捕捉图像中人物的细节信息,并针对不同尺度、复杂背景及多种视角下的人体图像进行特征提取,采用基于 ResNet-50 主干网络构建的图像编码器。该编码器结合多尺度 FPN 结构逐层提取人物特征,从而全面表征人体信息。FPN 通过自顶向下的特征传播和横向连接,有效融合高层语义与低层空间信息,从而增强图像分割任务中的多尺度特征表达能力^[12],在边缘细节与复杂背景处理方

面相较传统单尺度方法更具优势^[13]。人体轮廓的分割具体效果如图 3 所示,从图中可以看出,模型能够准确提取出人体区域的边界轮廓。提取到的信息将用于 SMPL 模型中的姿态、形状以及相机参数 Θ 的后续预测。SMPL 参数集合可用式(2)表示:

$$\Theta = (\theta, \beta, \pi) \quad (2)$$

其中: θ 为姿态参数,代表关节旋转信息; β 为体型参数,用于控制人体的形状变化; π 为相机参数,用于描述相机的内部和外部参数。

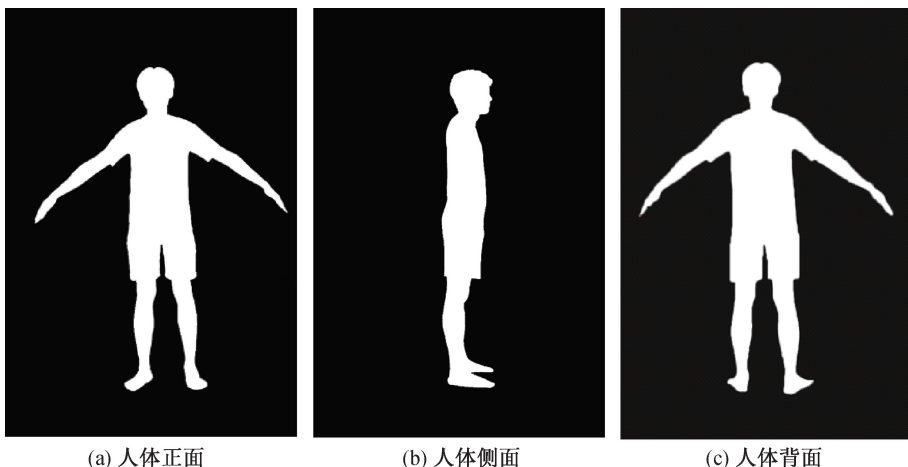


图 3 人体分割结果示意图

为进一步提升关键点的定位精度,在完成人体轮廓的精准分割并确保输入图像中的人物区域得到充分

提取后,引入 OpenPose 算法^[14]对人体关键点进行对齐,以有效降低复杂背景、遮挡及姿态变化对关键点定

位的影响,提高关键点检测的鲁棒性和精确度。人体关键点检测的结果见图4,从图中可以看出,模型能够

准确定位人体的主要关节,并保持良好的结构连贯性和姿态合理性,为后续三维重建提供了可靠支持。

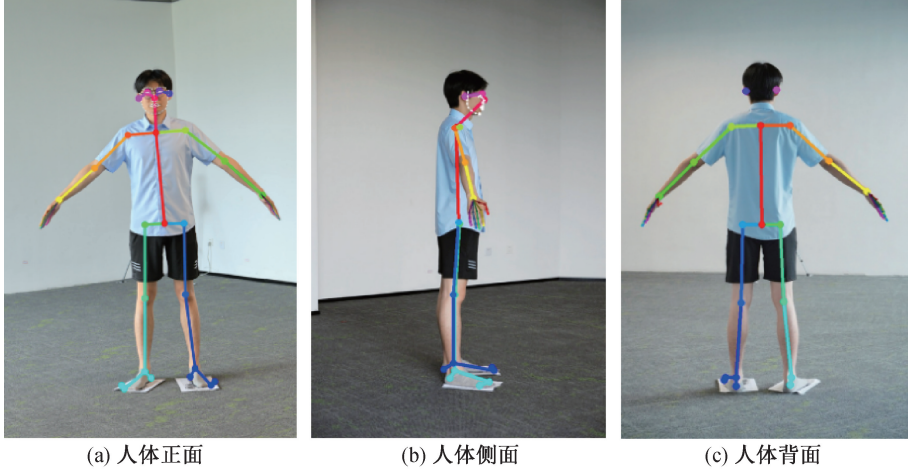


图4 人体关键点检测示意图

2.2 基于 SMPL 的三维人体网格重建

2.2.1 SMPL 参数化建模

SMPL 模型通过姿态参数 $\theta \in \mathbf{R}^{72}$ (24 个关节的 3 轴旋转)、形状参数 $\beta \in \mathbf{R}^{10}$ 及相机参数 π , 生成包含 6890 个顶点的三维人体网格 $\mathbf{M} \in \mathbf{R}^{6890 \times 3}$ 。给定每个级别的参数预测 Θ , 可以相应地生成顶点为 \mathbf{M} 的网格, 这些网格顶点通过预训练的线性回归器映射到稀疏的 3D 关节 \mathbf{J} , 并进一步投影在图像坐标系上为 2D 关键点 \mathbf{K} , 其数学表达为:

$$\mathbf{M} = \mathbf{M}(\theta, \beta) \quad (3)$$

$$\mathbf{M}(\beta, \theta) = W(T_p(\beta, \theta), J(\beta), \theta, \omega) \quad (4)$$

$$T_p(\beta, \theta) = \bar{T} + B_s(\beta) + B_p(\theta) \quad (5)$$

$$\mathbf{K} = P(J(\beta)) \in \mathbf{R}^{N_j \times 2} \quad (6)$$

其中: \mathbf{M} 为人体模型的 3D 顶点坐标矩阵, 表示每个顶点在三维空间中的位置; $T_p(\cdot)$ 表示形变函数, 对默认 T-pose 下的人体网格模型进行顶点变形; $B_s(\beta)$ 为基于体型参数 β 的顶点形变函数, 通过线性组合对应的特征向量来计算每个顶点的体型偏移量; $B_p(\theta)$ 是根据姿势参数 θ 计算顶点偏移的函数; $J(\beta)$ 作为稀疏线性回归器, 可根据输入的体型参数 β 生成初始姿势下的关节位置, 最终通过线性混合蒙皮函数 $W(\cdot)$, 结合蒙皮权重 ω 与姿势参数 θ , 完成关节变换及模型顶点的非刚性形变; \mathbf{K} 代表关节坐标的矩阵; $P(\cdot)$ 表示基于相机参数 Θ 的投影函数。

在 Θ 中姿态参数微小的误差可能会导致 2D 投影和人体特征之间的严重错位。为了在训练过程中避免这种错位, 在估计网格投影的二维关键点上添加二维监督, 并将有真实三维标注的图像添加对三

维关节和模型参数的三维监督, 参数回归器的损失函数为:

$$L_r = \lambda_{2d} \|\mathbf{K} - \bar{\mathbf{K}}\| + \lambda_{3d} \|\mathbf{J} - \bar{\mathbf{J}}\| + \lambda \|\theta - \bar{\theta}\| \quad (7)$$

其中: $\|\cdot\|$ 表示 L_2 范数的平方; $\bar{\mathbf{K}}$ 、 $\bar{\mathbf{J}}$ 和 $\bar{\theta}$ 分别表示真实 2D 关键点、3D 关节和模型参数; λ_{2d} 、 λ_{3d} 、 λ 表示损失权重系数。

2.2.2 像素级自监督

由于输入图像可能包含大量无关信息, 空间特征往往会受到噪声输入的干扰, 影响其有效性和鲁棒性。为了提高从空间特征中提取的网格对齐线索的可靠性, 在网络最后一层的空间特征中引入了一个辅助像素预测任务。在训练过程中, 空间特征图通过卷积层预测一个稠密对应图, 采用像素级监督进行优化。该稠密对应图对二维图像平面上的前景像素与三维网格顶点之间的映射关系进行编码(见图5), 不同部位的前景像素被有效地映射到对应的三维网格区域。通过这种辅助监督机制, 图像编码器能够获得网格与图像对应关系的指导, 从而保留空间特征图中最相关的信息, 有效抑制噪声的干扰。

本文采用 DensePose^[15] 中定义的 IUUV 贴图作为密集对应表示, 基于真实 SMPL 模型^[16] 渲染生成 IUUV 贴图。在训练过程中, 针对密集对应映射的局部索引通道和 UV 通道分别采用分类损失和回归损失进行优化(见图6), 能够有效区分人体不同区域的局部索引, 并对每个像素的 UV 坐标实现精细回归。对于局部索引通道, 本文采用交叉熵损失对像素进行分类, 区分其属于背景或特定身体部分。对于 UV 通道, 本文采用平滑 L_1 损失回归前景像

素对应的 UV 值。在计算 UV 回归损失时,仅考虑前景区域,即在应用回归损失之前,通过真实局部索引通道对估计的 UV 通道进行掩码处理。综上所述,辅助像素监督的损失函数可表示为:

$$L_{\text{aux}} = L_{\text{ce}}(P, P^*) + \lambda_{\text{UV}} \cdot$$

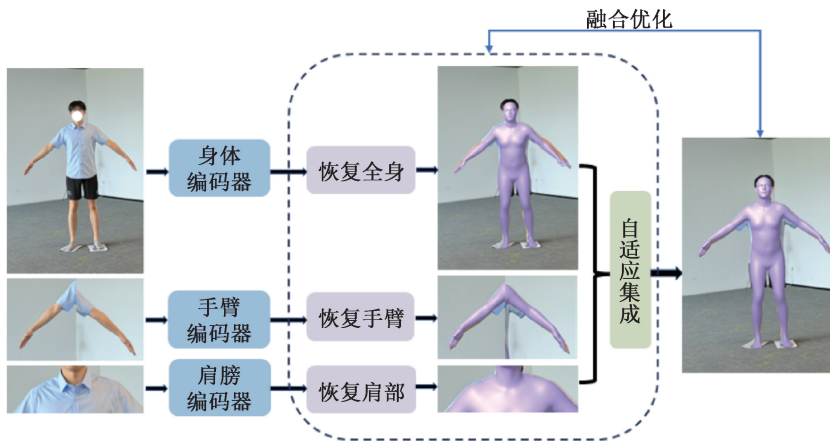


图 5 辅助监督恢复全身网格图

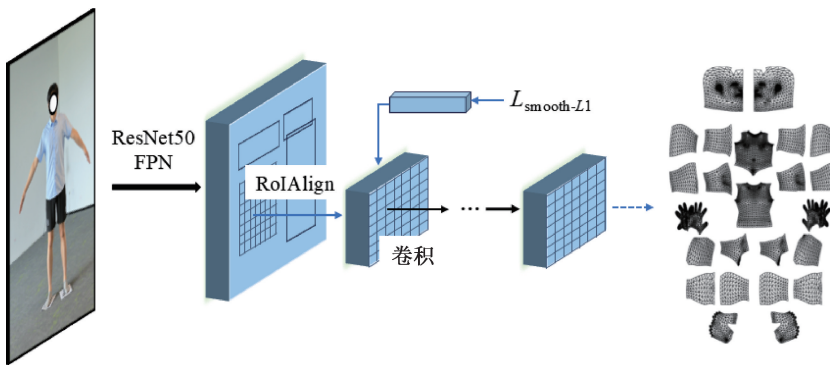


图 6 辅助像素监督网络结构图

3 三维人体尺寸测量

3.1 人体特征点提取

根据国家标准《中国成年人人体尺寸》(GB/T 10000—2023),胸围、腰围和臀围分别通过测量胸部最丰满处、腰部最细处和臀部最丰满处的水平围长获得。本文利用三维重建技术结合 SMPL 编码模型,通过提取人体网格模型的关键特征点,对人体的胸围、腰围、臀围等部位进行精确测量。

在 SMPL 模型中,每个三维人体网格由 6890 个顶点构成,本文利用整数索引对这些顶点进行标记,表示为:

$$V = \{v_i | i = 1, 2, \dots, 6890\} \quad (9)$$

其中: v_i 表示第*i*个顶点。

基于 SMPL 模型的固定顶点信息,构建特征点映射表,明确指出胸部、腰部和臀部区域对应的 SMPL 模型顶点索引,定义与该区域对应的顶点索

$$L_{\text{smooth-L1}}(V_{\text{UV}}, V_{\text{UV}^*} \otimes F) \quad (8)$$

其中: L_{ce} 表示交叉熵损失; $L_{\text{smooth-L1}}$ 表示平滑 L_1 损失; P 表示局部索引通道; P^* 和 V_{UV^*} 分别表示真实局部索引和 UV 值; F 为前景掩码; λ_{UV} 为权重系数,用于平衡分类损失和回归损失的贡献。

引集合。如定义胸部区域的顶点索引集合为 $I_{\text{chest}} = \{i_1, i_2, \dots, i_k\}$,那么胸部区域对应的 SMPL 模型顶点可以表示为 $\{v_i | i \in I_{\text{chest}}\}$ 。

3.2 提取特征截面

3.2.1 截面平面定义与相交检测

根据提取的特征点位置确定截面所在的高度,以该高度处与人体重建网格垂直(沿人体竖直轴)的平面作为截面平面。遍历 SMPL 网格中的每个三角形 $T(v_1, v_2, v_3)$,计算各顶点 $v_i = (x_i, y_i, z_i)$ 到平面的带符号距离:

$$d_i = Ax_i + By_i + Cz_i + D, i = 1, 2, 3 \quad (10)$$

其中: (A, B, C) 为平面法向量,用于控制截面方向; D 为平面位移参数,控制截面位置。若所有 d_i 同号(同正或同负),则三角形不与平面相交;否则,三角形被平面切割。

对于两个顶点分别位于平面两侧的三角形,对相交边 $v_i v_j$ (满足 $d_i \cdot d_j < 0$)采用线性插值方法计

算其边缘与平面的交点 $\mathbf{p} = (x_p, y_p, z_p)$, 最终所有交点构成初步的截面候选数据。

$$t = \frac{-d_i}{d_j - d_i} \quad (11)$$

$$\mathbf{p} = \mathbf{v}_i + t(\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i) \quad (12)$$

其中: t 为插值系数; $\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i$ 表示相交边的向量差。

3.2.2 闭合轮廓生成与周长计算

针对选定的候选点 \mathbf{p}_i , 对其局部邻域 N_i 内的几何特征进行统计分析, 通过计算局部均值 μ_i 和标准差 σ_i , 排除显著偏离区域均值的异常值。

$$\mu_i = \frac{1}{|N_i|} \sum_{\mathbf{p}_i \in N_i} \mathbf{p}_i \quad (13)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{|N_i|} \sum_{\mathbf{p}_i \in N_i} \|\mathbf{p}_i - \mu_i\|^2} \quad (14)$$

对筛选后的截面关键点采用基于 Z-score 异常值检测方法进行进一步检测, 剔除因噪声或重建误差引入的离群点。Z-score 统计滤波表达式可用式(15)表示:

$$z_i = \frac{\|\mathbf{p}_i - \mu_i\|}{\sigma_i} \quad (15)$$

其中: z_i 表示 Z-score 值, 用于量化候选点偏离局部均值的程度。

保留与预期位置高度一致且局部特征平滑的关键点作为后续计算围长的依据(见图7)。从图7中可以看出, 选取的圆点关键点沿人体轮廓分布均匀且连续, 显著排除了以三角形表示的噪声干扰点, 验证了关键点筛选方法的准确性和有效性。

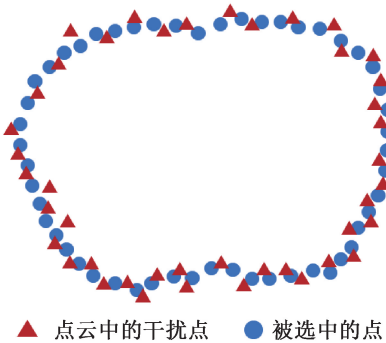


图7 胸围计算点搜索图

将截面平面内的交点集 $P = \{\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_n\}$ 投影至局部二维坐标系(以平面法向量为 Z 轴), 按顺时针顺序排序, 形成有序点列 $P_{\text{sorted}} = \{\mathbf{p}'_1, \mathbf{p}'_2, \dots, \mathbf{p}'_n\}$ 。将有序点列 P_{sorted} 定义为图结构的顶点集, 并通过距离约束构建边集 E , 其数学表达式如下:

$$E = \{(\mathbf{p}'_i, \mathbf{p}'_j) \mid \|\mathbf{p}'_i - \mathbf{p}'_j\| < \epsilon\} \quad (16)$$

其中: ϵ 为预设的邻接容差阈值。

利用图论中的深度优先搜索 (Depth first search, DFS) 算法从任一顶点出发递归访问其未标记的邻接顶点, 直至遍历路径回溯至起点形成闭合环路。针对因噪声导致的局部断裂问题, 引入最小生成树 (Minimum spanning tree, MST) 算法对孤立线段进行连接优化, 通过计算全局最小连接代价补全断裂区域, 确保轮廓的几何闭合性与拓扑连续性。提取出的胸围、腰围及臀围截面如图8所示, 各截面轮廓清晰, 关键点分布合理, 能够准确反映人体不同部位的形态特征。构建好的闭合轮廓周长 L 通过累加相邻点欧氏距离获得, 该周长作为胸围、腰围和臀围的测量值。周长表达式可用式(17)表示:

$$L = \sum_{k=1}^m \|\mathbf{p}_{k+1} - \mathbf{p}_k\| \quad (17)$$

$$\|\mathbf{p}_{k+1} - \mathbf{p}_k\| = \sqrt{(x_{k+1} - x_k)^2 + (y_{k+1} - y_k)^2 + (z_{k+1} - z_k)^2} \quad (18)$$

其中: \mathbf{p}_k 表示闭合轮廓中第 k 个点的坐标; \mathbf{p}_{k+1} 表示第 $k+1$ 个点的坐标; $\|\mathbf{p}_{k+1} - \mathbf{p}_k\|$ 表示两点间的欧氏距离; m 表示闭合轮廓中点的数量, 当 $k=m$ 时, $\mathbf{p}_{m+1} = \mathbf{p}_1$ 。

3.2.3 身高归一化处理

为了消除不同个体之间的身高差异对形态分析的影响, 对重建的三维模型进行身高归一化处理。输入每个个体的实际身高, 并计算出三维重建后对应个体在模型中的目标身高值作为归一化的基准, 计算当前身高与目标身高之间的缩放比例 s :

$$s = H_{\text{input}} / H_{\text{target}} \quad (19)$$

其中: H_{input} 表示实际身高; H_{target} 表示目标身高值。

为了实现身高的归一化, 确保所有模型具有一致的身高尺度, 将 SMPL 模型顶点坐标 $\mathbf{v}_i = (x_i, y_i, z_i)$ 按比例缩放:

$$\mathbf{v}'_i = s \cdot \mathbf{v}_i = (sx_i, sy_i, sz_i) \quad (20)$$

3.3 基于 BMI 的测量误差补偿模型

人体围度测量的精度受限于单视角重建对侧面厚度的表征能力。以臀围测量为例, 骨盆宽度相近的个体可能因臀部脂肪及肌肉分布的差异, 导致臀部厚度显著不同, 进而造成围度估计偏差。为系统分析影响人体尺寸测量误差的主要因素, 本文基于 20 名受试者的数据, 探讨 BMI 差异、服装类型及服装尺码 3 个因素与测量误差之间的关系, 这 3 类因素与测量误差的相关性分析结果见表 1。从表 1 可以看出: BMI 与服装类型对测量误差的影响具有显

著性 ($P < 0.01$), 服装尺码的影响不显著 ($P > 0.05$), 这可能是由于实验所选服装尺码之间差异较

小, 相近的服装宽松度对人体轮廓的遮挡作用有限, 从而对测量误差的影响较弱。

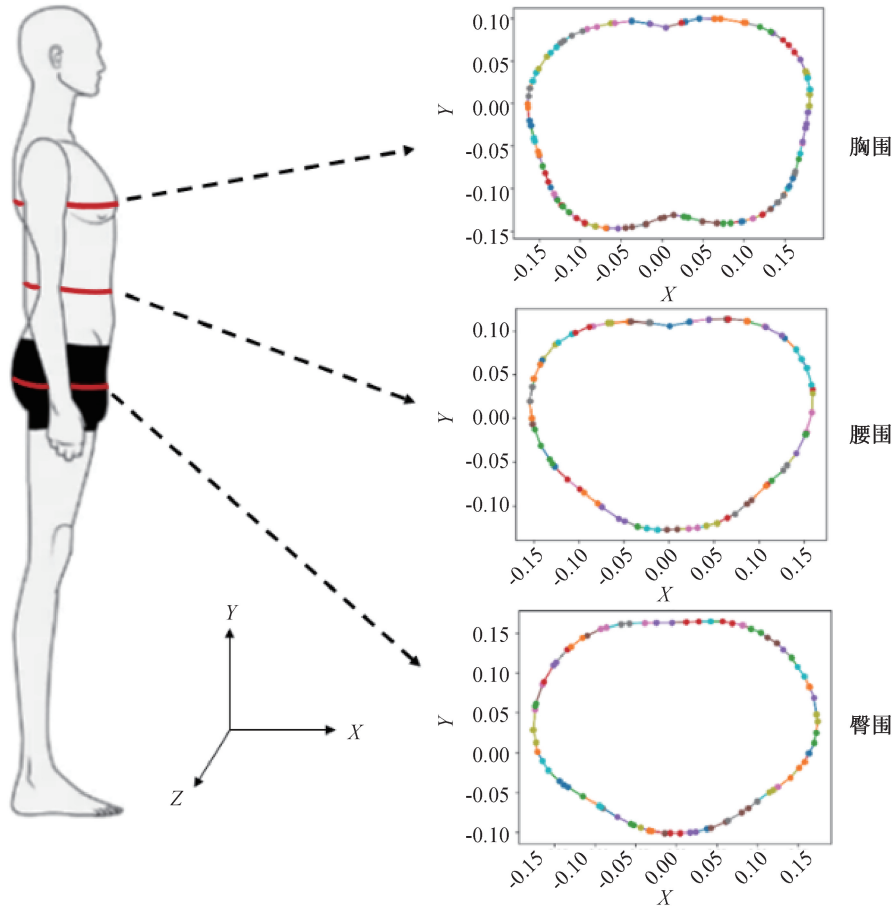


图 8 截面提取轮廓图

BMI 与胸围、腰围及臀围的测量误差呈高度显著负相关 ($R < -0.80, P < 0.01$), 表明 BMI 较高的个体围度测量误差相对较小, BMI 与测量误差 (模型输出尺寸与净体尺寸之间的差值) 之间的关系直观地揭示了相同的趋势 (见图 9)。此现象可归因于 BMI 与体脂率及软组织厚度的强相关性^[17-18], BMI 较高的个体通常具有更显著的软组织分布特征, 使得基于正面图像的形态推理更易捕捉侧面厚度信息, 从而增强了对体型轮廓的感知能力。

方法, 采用误差补偿的方法对模型进行改进。通过构建 BMI 与测量误差的线性回归模型, 对围度预测值进行后处理校正。线性回归模型以 BMI 为自变量, 分别以胸围误差、腰围误差和臀围误差为因变量, 建立相应的回归方程, 如表 2 所示。

表 1 各因素与三围误差的相关性分析

影响因素	相关系数 R			P 值
	胸围误差	腰围误差	臀围误差	
BMI	-0.803**	-0.829**	-0.832**	0.000
服装类型	0.653**	0.714**	0.682**	0.000
服装尺码	0.268	0.304	0.265	0.238

注: **表示在 0.01 级别 (双尾) 相关性显著。

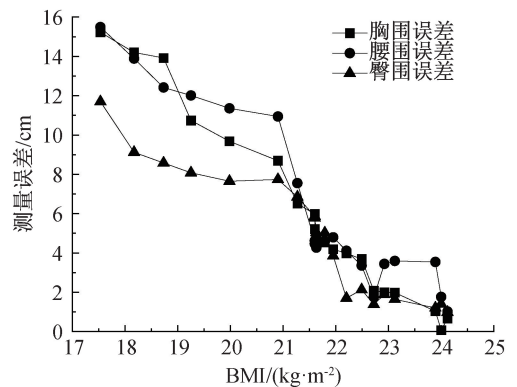


图 9 BMI 与测量误差的关联性

因此, 为提升单视角人体尺寸测量的精度与鲁棒性, 本文提出一种融合 BMI 先验的人体尺寸估计

由表 2 可得出: BMI 与胸围误差之间的回归方程: 胸围误差 = $-2.832 \times I_{BMI} + 70.956$; BMI 与腰围误差之间的回归方程: 腰围误差 = $-2.297 \times I_{BMI} +$

60.057; BMI 与臀围误差之间的回归方程: 臀围误差 = $-1.961 \times I_{\text{BMI}} + 49.190$ 。根据所得的回归方程, 构建线性补偿方程:

$$L_{\text{corrected}} = L_{\text{predicted}} - (\gamma \cdot I_{\text{BMI}} + c) \quad (21)$$

其中: I_{BMI} 表示个体的身体质量指数; γ 和 c 为拟合所得的回归系数, 反映 BMI 对误差的补偿效应。

表2 BMI 与胸围、腰围、臀围误差模型的回归系数估算

测量误差	模型	B	标准错误	Beta	t	P 值
胸围误差	(常量)	70.956	3.213		22.087	0.000
	BMI	-2.832	0.148	-0.802	-19.071	0.000
腰围误差	(常量)	60.057	3.032		19.805	0.000
	BMI	-2.297	0.140	-0.756	-16.391	0.000
臀围误差	(常量)	49.190	1.919		25.633	0.000
	BMI	-1.961	0.089	-0.841	-22.111	0.000

3.4 实验结论

为了验证线性补偿方程的有效性并评估服装干扰对测量精度的影响, 在训练集外独立招募 5 名青年男性受试者(年龄 21~28 岁, BMI 指数 17.6~23.5 $\text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$), 体型分布与训练集一致且无重叠。每位受试者依次穿着 4 类 L 码服装(无领短袖、短袖衬衫、长袖衬衫、卫衣), 以手臂自然张开的站立姿态拍摄正面人体图像, 其余遵循与训练集相同的拍摄规范。由两名经验测量员分别使用柔性卷尺对受试者净体胸围、腰围、臀围各测量 10 次, 剔除异常值后取均值作为基准值, 消除单次测量随机误差。

3.4.1 不同受试者穿着同一服装的重建效果对比

为了分析个体差异对人体尺寸测量的影响, 5 名受试者在相同实验条件下(均穿着无领短袖)进行三维重建, 如图 10 所示。其中, ID-1—ID-5 分别代表五位不同的男性个体, 用于标志其在实验中的对应身份。从图 10 可以看出: 在相同服装条件下, 不同受试者的形态复原存在一定差异, 主要表现为身高、围度及四肢粗细的变化。这表明尽管个体体型存在差异, 模型仍能较为准确地还原其整体形态特

征, 体现出该重建方法在不同个体间的适应性与稳定性。

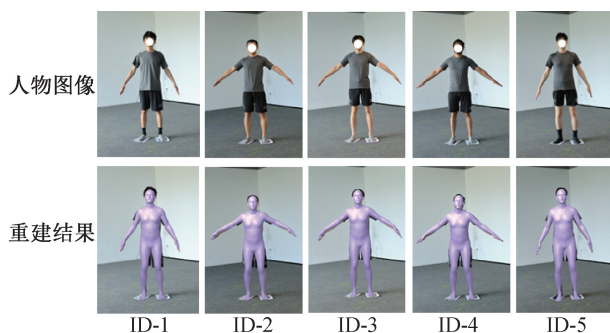


图10 不同受试者穿着同一服装的重建效果图

为了进一步探讨模型在不同 BMI 个体上的测量精度, 计算每位受试者的胸围、腰围和臀围的绝对误差(Absolute error, AE)及相对误差(Relative error, RE), 结果如表 3 所示。表 3 显示: BMI 较低的个体测量误差相对较大, 胸围、腰围和臀围的测量误差整体随 BMI 的增大而减小, 胸围误差范围为 0.12~1.51 cm, 腰围误差范围为 0.03~1.19 cm, 臀围误差范围为 0.07~0.62 cm, 相对误差为 0.04%~1.82%。

表3 不同受试者三围数据定量分析结果

受试者	BMI/ ($\text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$)	胸围误差		腰围误差		臀围误差	
		AE/cm	RE/%	AE/cm	RE/%	AE/cm	RE/%
ID-1	17.6	1.51	1.82	1.19	1.68	0.62	0.65
ID-2	19.8	1.39	1.48	1.03	1.31	0.58	0.61
ID-3	21.5	0.12	0.14	0.81	1.03	0.25	0.26
ID-4	22.3	0.56	0.57	0.64	0.80	0.41	0.42
ID-5	23.5	0.43	0.46	0.03	0.04	0.07	0.07

3.4.2 同一受试者穿着不同服装的重建效果对比

在 5 名受试者中选取 BMI 为中位数的受试者(ID-3, $I_{\text{BMI}} = 21.5 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$), 分别穿着 4 种不同类型的服装(无领短袖、短袖衬衫、长袖衬衫、卫衣)

进行三维重建, 在不同服装条件下, 模型复原的人体形态保持了较高的一致性(见图 11), 在胸围、腰围、臀围等主要部位的轮廓重建中变化幅度较小, 体现了模型对服装干扰的良好鲁棒性。

计算其胸围、腰围和臀围的测量误差,结果见表 4。表 4 显示:服装类型对测量误差的影响较为显著,修身服装(无领短袖、短袖衬衫)由于贴合人体轮廓,使得模型对真实体型的拟合更精确,从而减少了额外形变的干扰;宽松服装(长袖衬衫、卫衣)可能在腰部、臀部等部位形成褶皱或空气层,影响模型对人体轮廓的精准识别,进而降低尺寸测量的准确性;胸围误差范围为 0.12~1.33 cm,腰围误差范围为 0.44~1.53 cm,臀围误差范围为 0.22~0.89 cm,相对误差 0.14%~1.95%。

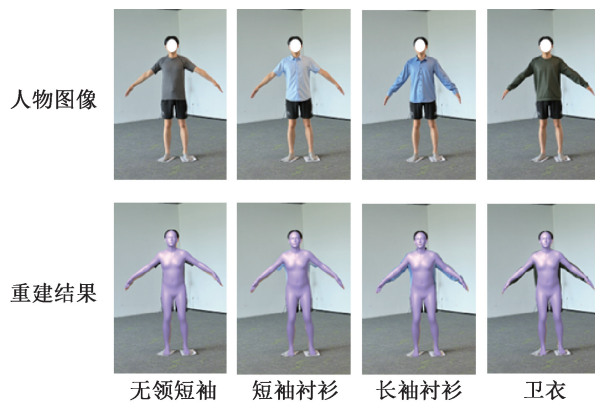


图 11 同一受试者穿着不同服装的重建效果图

表 4 受试者 ID-3 在不同服装条件下三围数据定量分析结果

服装类型	胸围误差		腰围误差		臀围误差	
	AE/cm	RE/%	AE/cm	RE/%	AE/cm	RE/%
无领短袖	0.12	0.14	0.81	1.03	0.25	0.26
短袖衬衫	0.29	0.34	0.44	0.56	0.22	0.23
长袖衬衫	0.63	0.74	1.53	1.95	0.73	0.76
卫衣	1.33	1.55	1.17	1.49	0.89	0.93

综上,通过误差修正模型改进后的测量的胸围误差范围为 0.12~1.51 cm,腰围误差范围为 0.03~1.53 cm,臀围误差范围为 0.07~0.89 cm,相对误差不超过 2%。考虑到被测者穿着服装等外部因素的影响,该误差值处于合理范围内,表明本文提出的方法在青年男性三围尺寸测量方面具有较好的效果。

4 结论

本文为实现合体着装场景中非接触式人体尺寸测量的问题,提出了一种基于单张合体着装图像的男性人体三围尺寸测量方法。通过融合深度学习与 SMPL 参数化模型,实现了从二维图像到三维人体网格的高效重建,引入基于 BMI 的误差修正模型,显著降低了服装对测量精度的影响。实验结果表明该方法在多种服装场景下的测量误差较小,在常规服装下的三围测量误差均低于 1.6 cm,相对误差不超过 2%。

与现有测量手段相比,本文方法无需复杂设备或人工干预,较好地解决了合体着装状态下青年男性形体参数的精准拟合,为非接触式测量技术在服装定制、虚拟试衣等场景的落地应用提供了技术支持。未来工作将重点优化模型对男性各种体型的尺寸测量,以及动态姿态和复杂遮挡的鲁棒性,并探索多视角图像融合与实时动态测量技术,以进一步提升方法的普适性和实用性。此外,针对非合体服装

可能引入的轮廓模糊、褶皱遮挡等影响因素,以及女性体型在胸臀曲线、体型结构等方面的差异性,后续研究亦将开展相应的拓展研究,以提升该方法在更广泛应用场景下的适用性。

参考文献:

- [1] 王悦,任军,马飞,等. 基于服装个性化智能定制的三维人体测量系统物-像结构算法的研究[J]. 计算机科学, 2024, 51(S1): 1122-1126.
- [2] 刘国联,季开宸,金蓉,等. 青年男体非接触式测量系统围度拟合的完善[J]. 丝绸, 2014, 51(10): 20-25.
- [3] Uhm T, Park H, Park J I. Fully vision-based automatic human body measurement system for apparel application [J]. Measurement, 2015, 61: 169-179.
- [4] 马燕,殷志昂,黄慧,等. 结合卷积神经网络与曲线拟合的人体尺寸测量[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(10): 3068-3081.
- [5] 林瑞冰,罗芊芊,葛苏敏,等. 复杂背景图像中人体轮廓的自动提取[J]. 北京服装学院学报(自然科学版), 2024, 44(2): 104-110.
- [6] 卢志洁,侯珏,杨阳,等. 基于多视角图像三维重建与点云配准的着装间隙量表征[J]. 浙江理工大学学报(自然科学), 2024, 51(2): 202-209.
- [7] Allen B, Curless B, Popović Z. The space of human body shapes: Reconstruction and parameterization from range scans [J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 587-594.
- [8] Loper M, Mahmood N, Romero J, et al. SMPL: A skinned multi-person linear model[M]. New York: ACM Transactions on Graphics, 2023; 851-866.
- [9] Li J F, Xu C, Chen Z C, et al. HybrIK: A hybrid analytical-

- neural inverse kinematics solution for 3D human pose and shape estimation[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Nashville: IEEE, 2021: 3382-3392.
- [10] Choutas V, Müller L, Huang C P, et al. Accurate 3D body shape regression using metric and semantic attributes[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New Orleans: IEEE, 2022: 2708-2718.
- [11] Afifi M, Derpanis K G, Ommer B, et al. Learning multi-scale photo exposure correction[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Nashville: IEEE, 2021: 9153-9163.
- [12] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu: IEEE, 2017: 936-944.
- [13] 金可艺, 陈惠妹, 曹斯茹. 基于改进 FPN 的小目标检测算法[J]. 中国新技术新产品, 2024, (21): 45-48.
- [14] Cao Z, Hidalgo G, Simon T, et al. OpenPose: Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(1): 172-186.
- [15] Güler R A, Neverova N, Kokkinos I. DensePose: Dense human pose estimation in the wild[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 7297-7306.
- [16] Zhang H W, Cao J, Lu G, et al. Learning 3D human shape and pose from dense body parts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(5): 2610-2627.
- [17] Heymsfield S B, Wang Z, Baumgartner R N, et al. Human body composition: Advances in models and methods[J]. Annual Review of Nutrition, 1997, 17: 527-558.
- [18] Gallagher D, Heymsfield S B, Heo M, et al. Healthy percentage body fat ranges: An approach for developing guidelines based on body mass index[J]. The American Journal of Clinical Nutrition, 2000, 72(3): 694-701.

团队介绍

刘正教授团队致力于服装数字化技术和功能服装领域的研究,团队现有教授 1 人、特聘副教授 2 人、博士研究生 3 人及硕士研究生 19 人。近期,团队在 Knowledge-based Systems 等 SCI 收录期刊上发表了学术论文 30 余篇,授权发明专利 10 项,获中国纺织工程学会第 25 届陈维稷论文卓越行动计划,在传统丝绸数码纹样仿真、服装生成式设计及三维展示、服装工艺及疵点检测等领域取得了国内领先的成果,在行业内应用并获省部级科技进步奖 2 项,制定国标“服装定制通用技术”等多项标准。

(责任编辑:张会巍)