



# 基于服装点云的高精度袖窿分割线自动识别方法

杨金莹<sup>1a,1b</sup>,何先撑<sup>2</sup>,侯珏<sup>1a,1b</sup>,杨阳<sup>1a,1b</sup>,刘正<sup>1b,1c</sup>

(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. 雅戈尔服装制造有限公司, 宁波 315000)

**摘要:** 针对袖窿分割线识别困难以及生成的袖身样板不符合制版要求的问题,以正肩上衣为例,提出了一种基于服装点云的高精度袖窿分割线自动识别方法。首先,采用动态图卷积网络(Dynamic graph convolutional neural network, DGCNN)对服装点云进行粗分割,定位袖窿区域点云,并通过去噪获得袖窿关键点云;然后,采用加权最小二乘法拟合袖窿关键点云,获得前后袖窿分割线,并结合圆弧插补与三次样条插值的方法优化分割线,以解决分割线缺失和连接错位的问题;最后,基于角度保护的曲面展开算法生成袖身样板,并加入袖山弧线修正方案,将生成样板与真实样板及 NeuralTailor 网络生成的样板进行比较,以验证样板的准确性。实验结果表明:该方法生成的袖窿分割线与真实袖窿分割线高度相似, RMSE 与 MAE 均小于 0.200 cm;基于角度保护的曲面展开算法生成的袖身样板精度较高,袖身关键尺寸的平均偏差为 0.238 cm,袖身样板的平均绝对误差值为 0.296 cm,进一步验证了袖窿分割线的精度。该研究为服装袖身样板的自动化生成提供了有效技术路径,可以提高服装设计与开发的效率。

**关键词:** 服装点云;袖窿分割线识别;动态图卷积网络;曲线拟合;曲面展开;袖身样板生成

**中图分类号:** TS941.26

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1673-3851(2025)07-0488-10

**引用格式:** 杨金莹,何先撑,侯珏,等. 基于服装点云的高精度袖窿分割线自动识别方法[J]. 浙江理工大学学报(自然科学),2025,53(4):488-497.

**Reference Format:** YANG Jinying, HE Xiancheng, HOU Jue, et al. An automatic identification method of high-precision armhole segmentation lines based on garment point clouds[J]. Journal of Zhejiang Sci-Tech University, 2025, 53(4): 488-497.

## An automatic identification method of high-precision armhole segmentation lines based on garment point clouds

YANG Jinying<sup>1a,1b</sup>, HE Xiancheng<sup>2</sup>, HOU Jue<sup>1a,1b</sup>, YANG Yang<sup>1a,1b</sup>, LIU Zheng<sup>1b,1c</sup>

(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. Youngor Garment Manufacturing Co., Ltd., Ningbo 315000, China)

**Abstract:** To solve the problems that it is difficult to identify the armhole segmentation lines and that the sleeve template does not meet the requirements of plate making, an automatic high-precision recognition method for armhole segmentation lines based on garment point clouds was proposed by taking tops with the shoulder line at the shoulder position as an example. First, a dynamic graph convolutional neural network (DGCNN) was used to coarsely segment the garment point cloud to obtain the armhole point cloud area, and the armhole key point cloud was obtained by denoising. Then, the weighted least squares method was used to fit the key point cloud of the armhole, and the front and rear armhole dividing lines were obtained, and the split lines were optimized by combining the arc interpolation method and cubic spline interpolation to solve the problems of missing and dislocated connections. Finally, the surface

收稿日期: 2024-10-09 网络出版日期: 2025-01-23

基金项目: 嘉兴市重点研究计划项目(2023BZ10009, 2024BZ20013); 浙江省文化和旅游科技创新示范项目(20230013)

作者简介: 杨金莹(1999—), 女, 河南安阳人, 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

deployment algorithm based on angle protection generated the sleeve template, and the sleeve cap arc correction scheme was added to compare the generated template with the real one and that generated by the NeuralTailor model to verify the accuracy of the templates. The experimental results show that the armhole segmentation line generated by this method is highly similar to the real armhole segmentation line, and the RMSE and MAE are both less than 0.200 cm. The sleeve template generated by surface deployment algorithm based on angle protection has high precision, with the average deviation of the key dimensions of the sleeve being 0.238 cm, and the average absolute error value of sleeve template being 0.296 cm, which further verifies the accuracy of the armhole dividing line. This provides an effective technological path for the automated generation of garment sleeve templates, and can enhance the efficiency of clothing design and development.

**Key words:** garment point clouds; armhole segmentation line recognition; dynamic graph convolutional network; curve fitting; surface deployment; sleeve body template generation

## 0 引言

随着服装产业数字化和智能化的快速发展,服装行业的生产与销售模式正在经历深刻的变革。消费者对服装个性化定制的需求日益增长,传统的成衣生产模式已越来越难以满足市场的多样化要求<sup>[1-3]</sup>。当前服装制版主要依赖人工操作,不仅效率低,而且难以应对快速迭代和个性化定制的需求,导致生产周期延长和成本增加。同时,电子商务的崛起缩短了产品迭代周期,传统制版模式面临前所未有的挑战,对制版效率提出了更高的要求。为此,三维服装模型向二维样板转换的技术<sup>[4-6]</sup>逐渐成为研究热点,该技术不仅能显著提高服装制版效率,更为个性化样板的生成提供了切实可行的路径。然而,三维到二维转换过程中的分割线识别仍面临挑战,尤其是复杂的袖窿分割线,它直接影响成衣的合身性和舒适度。因此,精确识别和定位服装分割线,特别是袖窿分割线,成为自动化样板生成中的关键问题。

针对三维服装模型向二维样板转换技术,国内外学者开展了大量研究,研究方向主要可以分为两类:一是基于深度学习算法直接生成二维样板;二是基于三维模型进行曲面展开来获得二维样板。Korosteleva等<sup>[7]</sup>提出了一种从三维服装点云中恢复服装样板结构的深度学习网络—NeuralTailor,用于决策拓扑和预测样板细节,该网络结合了三维点注意力机制与循环神经网络(Recurrent neural network, RNN),显著提升了制版速度。然而,该网络未能结合服装制版的专业知识,生成的袖身样板为两片,拼接后的袖山弧线呈现中间凹陷、两侧凸起的形状,不符合制版要求;此外,它忽略了服装板片分割方式的多样性,对于分割线位置不同但点云形

状相似的服装,生成的样板并无差异,这限制了服装个性化的实现。相比之下,基于三维模型的曲面展开技术可以通过识别分割线,保留模型的形状特征,满足一型一版的个性化定制需求,逐渐成为当前研究的热点。

基于三维模型的曲面展开技术主要有两个步骤:a)部件分割,利用分割线对三维服装模型进行区域划分,获得各部位模块。b)曲面展开,利用曲面展开算法将三维模块展开,得到二维样板。在部件分割这一步,分割线的定位直接影响生成样板的质量,是该技术的重点。为了实现该技术,Huang等<sup>[8]</sup>提出了一种可展曲面边界的三角化算法,将三维模型划分若干个规整的模块,以减少三维服装模块展开到二维平面时的几何失真。Meng等<sup>[9]</sup>提出了一种网格交叉参数化的优化算法,通过几何重构,对参数化设计的三维服装直接进行建模展平。Bang等<sup>[10]</sup>通过服装网格的几何结构和曲面变化来估计接缝线,使用边界优化方法平滑处理,再使用曲面展开获得二维样板。肖伯祥等<sup>[11]</sup>根据人体模型截面曲线的几何特征来提取个性化体型的特征点,并以此为约束,使用基于质点-弹簧系统的展平算法得到个性化衬衣样板。上述方法依赖人体模型预定义的特征点以及模型的边界条件生成分割线,特征点位置固定,生成的分割线单一,更适用于常规贴身服装。对于较宽松、易产生褶皱的服装,分割线识别的准确度仍面临挑战。特别是袖窿分割线的识别,受到袖子空间结构复杂和形状易扭曲的影响,基于预定义特征点的方法难以准确捕捉袖窿线的位置,导致生成的袖身样板与预期存在较大偏差。

综上所述,目前的智能化样板生成方法在袖窿分割线识别上存在不足,导致生成的袖身样板无法满足制版要求。因此,如何精准识别袖窿分割线并

生成高质量的二维样板,成为三维服装模型转换为二维样板的关键问题,也是本文的研究重点。针对这一问题,本文以正肩上衣为例,提出了一种基于服装点云的高精度袖窿分割线自动识别方法,旨在通过精准识别复杂区域的分割线,提高服装样板生成的精度和效率。首先,通过动态图卷积网络(Dynamic graph convolutional neural network, DGCNN)<sup>[12]</sup>进行点云粗分割以定位袖窿区域点云,再对其去噪处理以获取袖窿关键点云,确保袖窿区域分割的准确性与稳定性。然后,采用加权最小二乘法拟合袖窿关键点云,再结合圆弧插补与三次样条插值的方法优化袖窿分割线,通过拟合优化过程,生成的分割线能够真实反映服装袖窿的几何特征,提升了袖窿分割线自动识别的精度。最后,本文基于角度保护的曲面展开算法对袖身模型进行展平,并通过袖山弧线修正方案进一步优化,确保生成的袖身样板符合制版要求,同时为袖窿分割线的精度检验提供了支持。通过上述方法,本文实现了基于服装点云的高精度袖窿分割线识别,有助于提升袖身样板的生成精度与效率。

1 袖窿分割线自动识别方法

针对袖窿分割线识别的关键问题,本文提出了一种自动化识别方法,其流程如图 1 所示。该流程整合了点云分割、点云去噪、曲线拟合、模型切割与样板生成等多个步骤,旨在从输入的三维服装点云模型出发,最终识别出高精度的袖窿分割线,为袖身样板的快速生成提供可靠的实现路径。通过这一框架,能够有效提升袖窿分割线识别的精度,并为三维服装模型到二维样板的转化提供技术支撑。

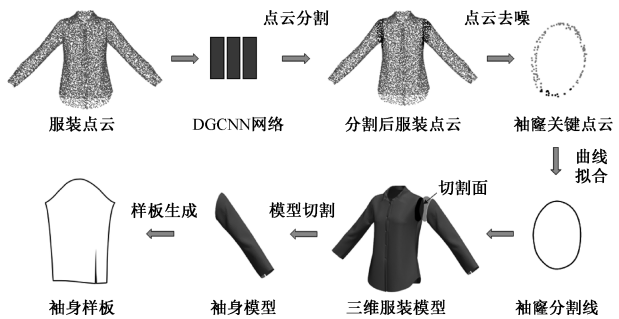


图 1 袖窿分割线自动识别方法流程图

1.1 服装点云分割

1.1.1 DGCNN 介绍

本文基于 DGCNN 进行服装点云的部件分割。DGCNN 主要由空间变换模块和边缘卷积模块组成。其中,空间变换模块的主要作用是对输入的点

云数据进行对齐和标准化,以减轻由于点云旋转、平移和尺度变化带来的不利影响。边缘卷积模块通过计算每个点与其邻居点之间的特征差异,捕捉局部结构信息,并通过动态更新邻域图进一步增强对复杂几何结构的适应能力,使得 DGCNN 在处理服装点云数据时具备更高的灵活性和鲁棒性<sup>[13]</sup>。

1.1.2 数据预处理

本文采用 Deep Fashion3D 数据集<sup>[14]</sup>。该数据集包含 2078 个从真实服装重建的模型,涵盖 10 个不同类别和 563 个服装实例,同时标注了各个部位的 3D 特征线。由于数据集来源于真实服装,标注完整且数据多样,能够更真实地反映实际服装的几何特性和结构特点,为研究提供了可靠的数据支持。选取数据集中正肩的长袖和短袖上衣,其中长袖上衣 140 件,短袖上衣 85 件,共计 225 件。通过姿势变化扩展,每款服装生成多个姿势,最终得到 1127 个服装点云数据作为本文的数据集。从标注的 3D 特征线中提取袖窿区域的点云,使用最近邻匹配方法将袖窿区域点云与服装点云进行匹配,以实现服装点云的标注(见图 2)。



图 2 点云标注方法示意图

Deep Fashion3D 数据集中的点云数据由三维扫描仪生成,属于稠密点云。为了提高数据处理的效率和速度,对数据进行稀疏化处理。采用随机采样法将服装点云稀疏至 12800 个点,可有效保留服装点云的结构特征,点云预处理结果如图 3 所示。本文在 Clo 3D 中设计并制作了 4 款合体长袖与 4 款合体短袖上衣。这些服装均采用一片合体袖设计,袖山无褶皱,选用纯棉布作为面料,以确保袖身结构的平整性和研究的统一性,各效果图如图 4 所示。制作完成后,将服装模型转化为点云进行预处理。



图 3 经过数据预处理后的服装点云示例图像



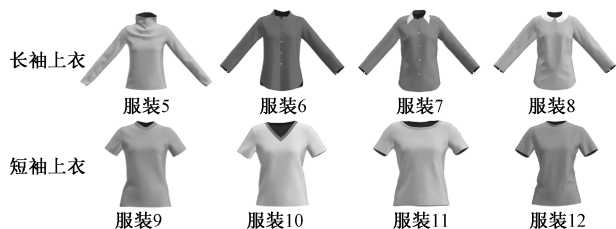


图 4 Clo 3D 制作的 8 款合体服装款式图

## 1.2 关键点云拟合曲线

### 1.2.1 基于曲率阈值的关键点云定位

针对分割得到的袖窿区域点云,使用阈值控制方法进行处理。通过可视化点云获取腋下噪点的坐标值,以设置阈值进行去噪。采用 PCL(Point cloud library)中的法线估计算法,构建 KD 树加速最近邻搜索,为每个点及其邻域点计算协方差矩阵,并利用特征值求得曲率,再根据曲率设置阈值与边界条件,标记腋下特征点,最后根据这些特征点的坐标信息设置动态阈值以过滤两侧噪点,以得到最终的袖窿关键点云,操作流程如图 5 所示。协方差矩阵  $C$  与曲率  $\kappa$  的计算公式为:

$$C = \frac{\sum_{i=1}^m (q_i - \bar{q})(q_i - \bar{q})^T}{m} \quad (1)$$

$$\kappa = \frac{\lambda_{\min}}{\sum_{j=1}^3 \lambda_j} \quad (2)$$

其中:  $i = 1, 2, 3, \dots, 12800$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, 12800$ , 为点云索引;  $q_i$  为第  $i$  个点云的坐标向量;  $\bar{q}$  为邻近点的均值向量;  $m$  为邻近点的数量;  $\lambda_j$  为协方差矩阵的特征值,  $\lambda_{\min}$  为最小特征值。

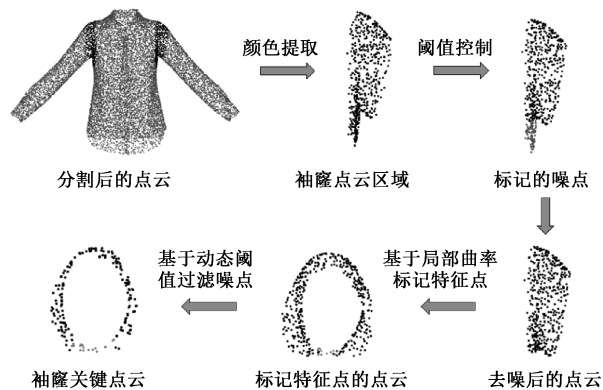


图 5 获取袖窿关键点云的流程图

### 1.2.2 基于加权最小二乘法的曲线拟合

加权最小二乘法 (Weighted least squares, WLS) 通过为不同观测数据点赋予权重,能够有效处理噪声或可靠性不同的观测数据。袖窿关键点云离散且分布不均匀,为了提高拟合精度,针对腋下特

征点设置权重,采用加权最小二乘法进行曲线拟合,并引入正则化项以确保曲线拟合更加平滑。该方法显著提高了拟合质量,增强了拟合曲线的鲁棒性和准确性。

对于一组给定的  $n$  个数据点  $(x_i, y_i, z_i)$ ,分别对  $x$  和  $z$  进行拟合,以找到系数向量  $A$  和  $B$ 。目标是使拟合的  $d$  阶多项式曲线  $f_x(y)$  和  $f_z(y)$  尽可能接近观测值  $x_i$  和  $z_i$ ,多项式的公式如下:

$$\begin{cases} f_x(y) = a_d y^d + a_{d-1} y^{d-1} + \dots + a_1 y + a_0; \\ f_z(y) = b_d y^d + b_{d-1} y^{d-1} + \dots + b_1 y + b_0 \end{cases} \quad (3)$$

为了拟合上述曲线,需将多项式拟合问题转换为线性代数问题来求解多项式的系数。为此,需要把上述方程中  $y$  的各阶次幂组合成矩阵形式,构建设计矩阵  $P$ :

$$P = \begin{bmatrix} y_1^d & y_1^{d-1} & \dots & y_1 & 1 \\ y_2^d & y_2^{d-1} & \dots & y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ y_n^d & y_n^{d-1} & \dots & y_n & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中:设计矩阵  $P$  的每一行表示对应点  $y_i$  的多项式值;  $y_i$  是观测点的自变量。

为了反映数据点的重要性和可信度,对关键数据点设置权重  $\omega_i$ ,构建对角权重矩阵  $W$ :

$$W = \begin{bmatrix} \omega_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \omega_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \omega_n \end{bmatrix} \quad (5)$$

在多项式曲线拟合过程中,通过加权残差平方和衡量误差,同时加入正则化项防止过拟合,正则化参数  $\gamma$  控制其权重。最终的目标是最小化加权残差平方和与正则化项的和,公式如下:

$$\begin{cases} \xi_x = (X - PA)^T W (X - PA) + \gamma A^T A; \\ \xi_z = (Z - PB)^T W (Z - PB) + \gamma B^T B \end{cases} \quad (6)$$

其中:  $X$  和  $Z$  分别是观测值  $x$  与  $z$  的向量;  $\xi_x$  和  $\xi_z$  分别表示与变量相关的加权残差平方和。

### 1.2.3 基于圆弧插补和三次样条插值的袖窿曲线优化

在完成前后袖窿点云曲线拟合后,将两条曲线合并。合并后的曲线在连接处并未完全闭合,存在线条缺失和错位的问题。为解决此问题,本文采用圆弧插补算法,将两条曲线的端点作为插补的起点和终点,计算切线方向,以圆弧在端点处与切线相切

为插补条件,分别在曲线的端点处进行圆弧插补。

给定两个端点坐标  $o_1 = (x_1, y_1, z_1)$  和  $o_2 = (x_2, y_2, z_2)$ , 其对应的切线方向向量为  $\mathbf{p}_1 = (\rho_{1x}, \rho_{1y}, \rho_{1z})$  和  $\mathbf{p}_2 = (\rho_{2x}, \rho_{2y}, \rho_{2z})$ , 选择  $y$ - $z$  平面进行圆弧插补, 仅考虑  $y$  和  $z$  坐标。为了找到最佳圆心  $(y_o, z_o)$  和半径  $r$ , 定义优化目标函数, 确保圆弧起点和终点处与切线方向相切。限制条件与优化目标如下:

a) 确保终点在圆弧上:

$$f_1(y_o, z_o) = \sqrt{(y_o - y_2)^2 + (z_o - z_2)^2} - r = 0 \quad (7)$$

b) 确保圆心到切点的向量与切线方向垂直:

$$\begin{cases} f_2(y_o, z_o) = ((y_1 - y_o) \cdot \rho_{1y} + (z_1 - z_o) \cdot \rho_{1z}) = 0; \\ f_3(y_o, z_o) = ((y_2 - y_o) \cdot \rho_{2y} + (z_2 - z_o) \cdot \rho_{2z}) = 0 \end{cases} \quad (8)$$

优化目标是最小化以下函数:

$$F(y_o, z_o) = f_1^2(y_o, z_o) + f_2^2(y_o, z_o) + f_3^2(y_o, z_o) \quad (9)$$

为消除微小的错位并优化曲线的平滑性, 采用三次样条插值, 结合高斯滤波处理, 生成的袖窿曲线更为光滑圆顺, 显著提升了曲线的整体平滑性。从拟合好的曲线中提取  $k$  个数据点  $(x_i, y_i, z_i)$ , 可以分成  $k-1$  个区间, 在每个区间构造一个三次函数, 共  $k-1$  段三次函数。对于每一段区间  $[t_i, t_{i+1}]$ , 定义一个三次函数  $\varphi_i(t)$ 。这  $k-1$  段函数是连续的, 前一段方程在节点处的函数值和后一段方程在节点处的函数值要相等, 在节点处有相同的曲率, 且要首尾相连, 函数与约束条件的公式如下:

$$\varphi_i(t) = a_i + b_i(t - t_i) + c_i(t - t_i)^2 + d_i(t - t_i)^3 \quad (10)$$

$$\begin{cases} \varphi_i(t_{i+1}) = \varphi_{i+1}(t_{i+1}) = (x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1}); \\ \varphi'_i(t_{i+1}) = \varphi'_{i+1}(t_{i+1}); \\ \varphi''_i(t_{i+1}) = \varphi''_{i+1}(t_{i+1}); \\ \varphi_0(t_0) = \varphi_{k-1}(t_k); \\ \varphi'_0(t_0) = \varphi'_{k-1}(t_k) \end{cases} \quad (11)$$

其中:  $k$  是从拟合曲线里提取的点的个数;  $a_i, b_i, c_i, d_i$  是第  $i$  段样条的系数;  $t_i$  代表第  $i$  个数据点的参数值;  $\varphi_i(t_{i+1})$  表示第  $i$  段函数尾部的函数值;  $\varphi_{i+1}(t_{i+1})$  代表第  $i+1$  段函数头部的值。

## 2 袖身样板的展开与修正方法

基于角度保护的曲面展开算法是一种将三维模型展开为二维平面的技术, 该算法的关键在于通过

在模型表面选择合适的切割路径, 将其划分为多个区域, 并将这些区域映射到二维 UV 坐标系中。在映射过程中, 算法旨在保持展开后形状和面积比例的相对一致性, 通过适当的数学模型和插值方法, 尽量减少角度和距离的失真, 其原理示意图如图 6 所示, 图中  $S_i, S_j$  分别表示第  $i$  与  $j$  个三角形的面积,  $\alpha_i, \beta_j$  分别表示第  $i$  与  $j$  个三角形的角度。在展开过程中, 算法通过实时监测展开后形状的几何特征 (包括角度和面积比) 来评估展开效果, 并依据监测结果进行必要的调整。借助于动态反馈机制, 算法能够迅速识别并修正因切割路径选择或区域划分不当而导致的失真问题, 确保最终展开形状与原始三维模型的几何特性尽可能保持一致。这种实时调整的策略不仅增强了展开算法的灵活性与鲁棒性, 还为实现高保真度的三维到二维的映射提供了理论支持。

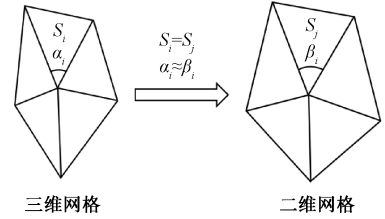


图6 基于角度保护的曲面展开原理示意图

袖身样板展开过程如图 7 所示。将生成的袖窿分割线作为边界条件构建切割面, 通过布尔运算进行切割得到袖身模型。由于本文的主要研究对象是袖窿分割线的自动识别, 在样板展开时, 袖底缝和袖开衩均采用原始分割线, 以便进行样板对齐验证, 提高验证结果的准确性。袖山缩缝量是二维袖身样板中的关键参数, 在服装缝合成三维模型后, 袖山缩缝量会在缝合过程中平摊至袖窿区域, 导致在展开的二维样板中无法直接观察到缩缝量。为解决这一问题, 本文添加了袖山弧线修正规则<sup>[15]</sup>, 依据不同袖型的特点设置袖山的缩缝量并合理分配, 最终得到符合实际需求的样板。具体的缩缝量设置规则详见表 1。

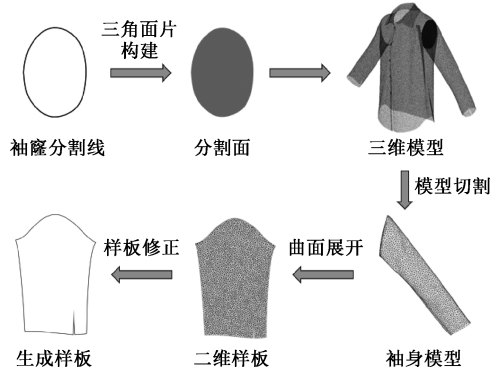


图7 袖身样板展开的流程示意图

表 1 袖山缩缝量的设置与分配原则表

衣袖类型	缩缝量 /cm	分配原则	
		前袖山 缩缝量/%	后袖山 缩缝量/%
宽松型衣袖	0~1.0	49~50	51~50
较宽松型衣袖	1.0~2.0	48~49	52~51
较贴体衣袖	2.0~2.5	47~48	53~52
贴体衣袖	2.5~3.0	46~47	54~53

3 实验与结果分析

3.1 服装点云分割结果分析

3.1.1 环境与评价指标

本实验共计 1127 个服装点云数据,随机选取其中 1014 个数据作为训练集,113 个数据作为测试集。通过深度学习框架 PyTorch 2.1 实现,处理器为 i9-12900K,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 4090,编程语言为 Python 3.10.9,CUDA 版本为 12.1。网络采用 Adam 优化器,初始学习率设定为 0.0001,批量大小设置为 4,动量设定为 0.9,训练轮数为 400。

本文采用准确率 (Accuracy, ACC) 和交并比 (Intersection over union, IOU) 作为定量评价指标<sup>[16]</sup>。准确率用于计算正确预测的结果占总样本的百分率,交并比用于评估预测结果与实际标签的重叠程度,其数值越大说明点云分割结果越好。准确率和交并比的计算公式如下:

$$\Psi/\% = \frac{g}{h} \times 100 \tag{12}$$

$$\zeta/\% = \frac{T_p}{T_p + F_p + F_N} \times 100 \tag{13}$$

其中: $\Psi$  表示准确率; $\zeta$  表示交并比; $g$  表示被正确预测的点数; $h$  表示总点数; $T_p$  表示被正确预测为目标类的数量; $F_p$  表示错误预测为目标类的数量; $F_N$  表示是目标类但未被正确预测为目标类的点的数量。

3.1.2 结果分析

通过计算准确率和交并比来评估 DGCNN 的分割性能,结果如表 2 所示。该网络在训练和测试过程中均能够较好地拟合数据,达到了较高的准确率和交并比,表明 DGCNN 具有良好的泛化能力。本文从测试集里选取了几款服装的分割结果进行可视化以作定性分析,通过观察原始数据集与预测结果的点云标注,可以发现分割出来的袖窿区域与原始数据高度相似(见图 8),进一步验证了该网络的

分割性能。对 8 款在 CLO 3D 中制作的服装进行测试,其分割结果如图 9 所示,可以看出即使输入空白测试集,网络仍能准确分割袖窿部位,说明该网络具有较强的泛化能力,能够在未见过的数据上也表现良好。

表 2 Deep Fashion3D 数据集在 DGCNN 网络训练和测试的结果

Deep Fashion3D	$\Psi/\%$	$\zeta/\%$
训练集	96.8	78.2
测试集	96.2	72.0

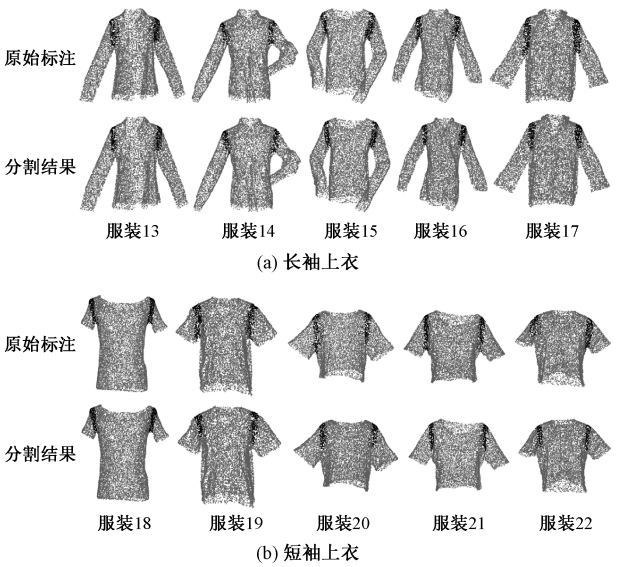


图 8 测试集分割结果可视化对比示例图像

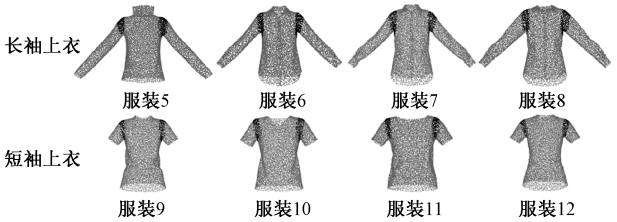


图 9 8 款 CLO 3D 服装的分割结果图像

3.2 袖窿关键点云拟合结果分析

袖窿关键点云拟合曲线的质量直接影响样板展开的准确度,本文选用均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 和平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 作为评估拟合曲线优劣的指标,这两个指标的数值越小,表明拟合曲线与真实曲线之间的偏差越小,拟合质量越高。关键点云拟合曲线与真实曲线的定量结果如表 3 所示,RMSE 与 MAE 均小于 0.200 cm,表明拟合曲线能够较好地反映真实袖窿曲线的形态。为了更直观地展示拟合效果,将这 8 款服装拟合出的曲线与真实曲线进行了可视化(见图 10),可以发现拟合曲线与真实曲线

高度相似,这进一步验证了本文提出的曲线拟合方法的有效性和准确性。

表 3 袖窿关键点云拟合曲线与真实曲线的定量分析结果

服装类型	RMSE/cm	MAE/cm
服装 5	0.049	0.047
服装 6	0.112	0.152
服装 7	0.016	0.020
服装 8	0.016	0.020
服装 9	0.091	0.119
服装 10	0.086	0.116
服装 11	0.087	0.115
服装 12	0.060	0.069

3.3 生成的袖身样板结果分析

在生成样板的准确度验证中,采用了袖长、袖肥、袖山高和袖山弧长等关键尺寸作为评价指标。为了定量评估生成样板与真实样板之间的差异,计算了关键部位的尺寸偏差以及整体的平均绝对误差,测量结果见表 4。表 4 显示:其中关键尺寸的最大偏差为 0.423 cm,其余偏差在 0.100~0.500 cm 之间,整体的平均偏差为 0.238 cm,所有样板的平均绝对误差较低,平均值为 0.296 cm,表明生成样板与真实样板之间具有较高的一致性。

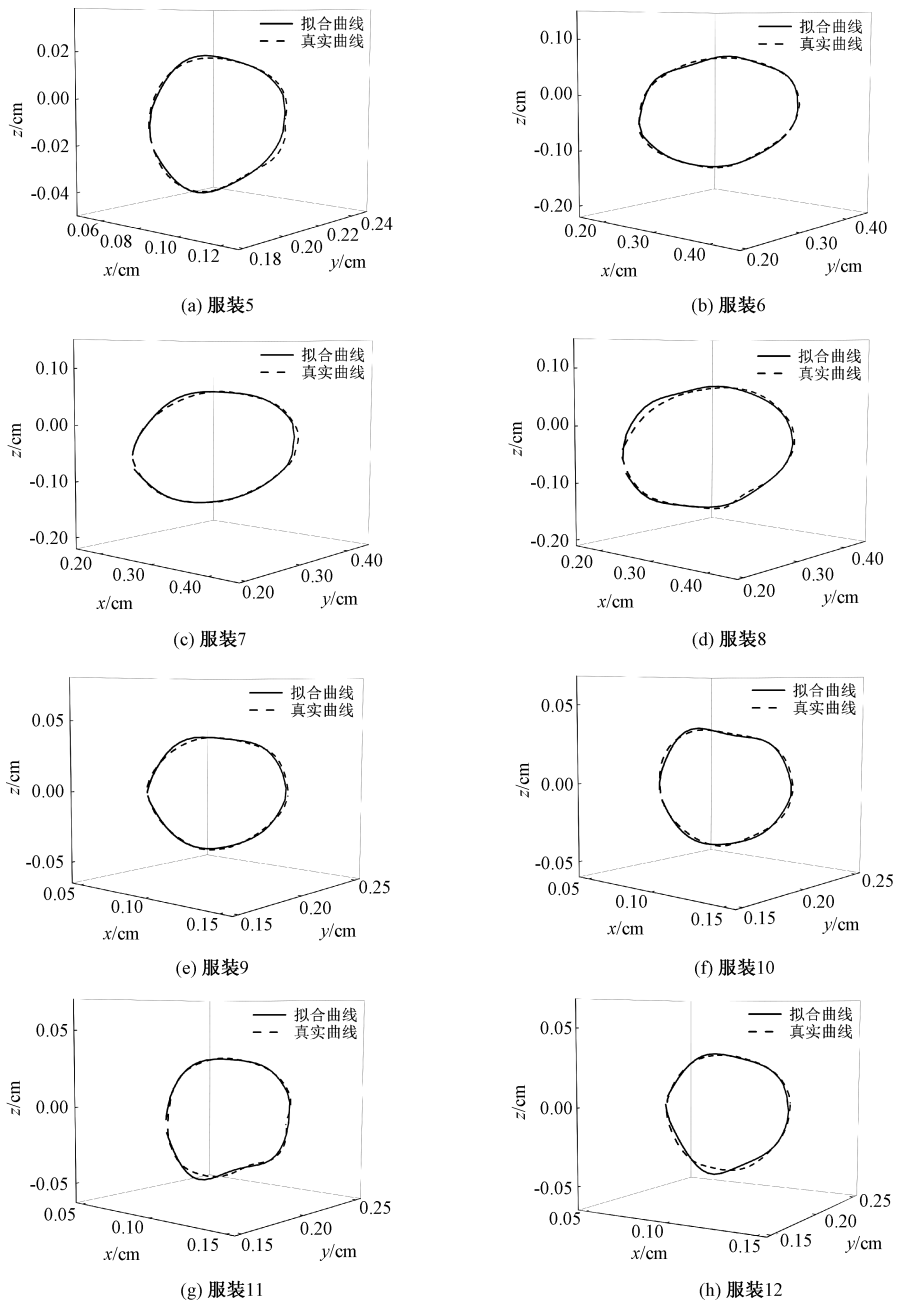


图 10 服装袖窿曲线可视化对比结果图像



表 4 每款服装生成样板与真实样板的关键尺寸偏差

款式	袖山弧长/cm	袖长/cm	袖山高/cm	袖肥/cm	平均绝对误差/cm
服装 5	0.260	0.131	0.152	0.321	0.310
服装 6	0.301	0.169	0.116	0.243	0.213
服装 7	0.423	0.318	0.338	0.134	0.327
服装 8	0.250	0.351	0.172	0.268	0.348
服装 9	0.273	0.113	0.201	0.097	0.169
服装 10	0.251	0.102	0.086	0.261	0.230
服装 11	0.378	0.283	0.149	0.274	0.331
服装 12	0.416	0.329	0.094	0.339	0.436
平均偏差	0.319	0.225	0.164	0.242	0.296

根据标准女装基本纸样<sup>[17]</sup>里的袖子制作方法,袖山弧线的弯曲程度是影响袖子样板的重要因素。本文将每款袖子样板的前后斜线四等分,计算靠近顶点的等分点与袖山弧线之间的垂直距离,并比较生成样板与真实样板之间的差值,结果如表 5 所示。

表 5 生成样板与真实样板在袖山弧线各等分点的差值 cm

参数标记	服装 5	服装 6	服装 7	服装 8	服装 9	服装 10	服装 11	服装 12
1	0.235	0.096	0.252	0.181	0.142	0.156	0.175	0.144
2	0.162	0.135	0.159	0.103	0.137	0.265	0.218	0.178
3	0.241	0.158	0.115	0.211	0.163	0.286	0.179	0.301
4	0.253	0.192	0.102	0.106	0.117	0.320	0.307	0.297

注:1 号和 2 号分别为前袖窿斜线第一等分点与第三等分点的垂线,3 号和 4 号分别为后袖窿斜线第一等分点与第三等分点的垂线。

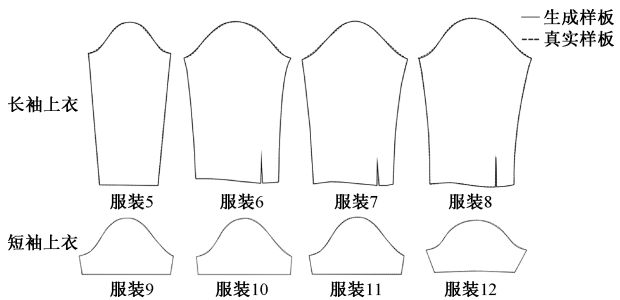


图 11 生成样板与真实样板对比结果图像

3.4 对比试验与结果分析

为了验证本方法的可行性,设置了对比试验。NeuralTailor 是一种基于深度神经网络的框架,能够从三维点云中恢复服装二维样板和缝合信息。该网络通常要求输入基于 T 造型的服装模型,在 Clo3D 中改变这 8 款服装模型的造型,将其输入到 NeuralTailor 网络中进行测试,生成的样板与本文方法得到的样板如图 12 所示。从图 12 可以看出:NeuralTailor 网络处理的服装模型表面存在大量褶皱,并因造型而产生严重的几何失真,生成的袖身样板与真实样板严重脱节,其袖山弧线呈现出中间凹陷、两侧凸起的不规则形状,这不仅难以实现缝合时的平顺衔接,且可能显著影响成衣的穿着舒适性和

由表 5 可知:各服装在 4 个等分点的垂直距离差值在 0.400 cm 之内,均处于较低的范围。图 11 为生成样板与真实样板的对比效果图,说明生成样板与真实样板的袖山弧线整体保持较高的一致性,这进一步验证了本文方法的可行性。

整体外观效果;相比之下,本文方法输入的服装模型表面平整,无明显拉伸或几何变形,能够准确表达服装的款式特征。在样板生成过程中,通过精准的袖窿曲线拟合技术,生成的袖山弧线形状更加平滑自然,符合袖身制版规则,显著提升了样板的合理性和适用性。

4 结 语

本文针对袖窿分割线识别困难、生成的袖身样板不符合制版要求的问题,提出了一种可自动识别出高精度袖窿分割线的方法,并通过实验验证了其有效性和实用性。首先,利用 DGCNN 对服装点云进行粗分割,在训练集和测试集上的准确率分别达到 96.8%与 96.2%,表明该网络可以准确定位袖窿区域点云。又引入阈值控制方法对点云进行去噪,获得袖窿关键点云,有效解决了袖窿分割线定位困难的问题。然后,采用加权最小二乘法与圆弧插补方法获得袖窿曲线,并使用三次样条插值对曲线进一步优化,计算真实袖窿曲线与拟合曲线的 RMSE 和 MAE,结果表明两条曲线高度相似。此外,使用基于角度保护的曲面展开算法生成袖身样板,并与



真实样板进行对比分析,结果表明两者在袖山弧线形态及整体尺寸上保持较高的一致性,进一步验证了袖窿分割线的准确性。最后,将实验对象应用于

NeuralTailor 网络进行对比分析,结果表明本文方法生成的袖山弧线与袖身样板更加接近真实样板,且符合工业制版要求。

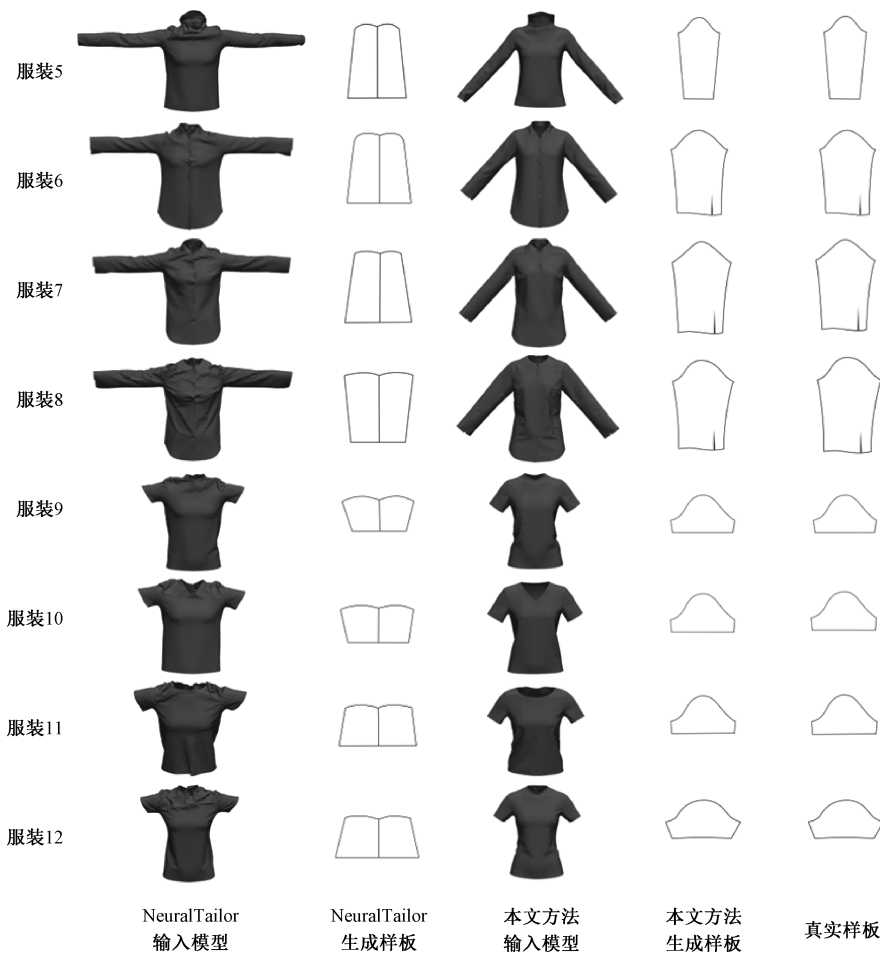


图 12 不同方法生成的袖身样板对比结果图像

与现有方法相比,本方法在精度和效率上均具有显著优势,为服装工业中的自动化制版提供了可靠的技术支持。但本研究仍存在一些不足之处:在点云分割数据集中,仅标注了正肩袖窿区域点云,对于插肩袖、落肩袖及其他特殊袖型(如灯笼袖、泡泡袖等),尚无法直接使用。另外,实验中仅考虑了纯棉面料,未涉及不同面料的三维形状差异对样板生成的潜在影响。为此,后续研究需扩展数据集,涵盖更多样化的袖型和面料类型,并进一步探索侧缝和肩线等其他服装造型线的分割方法,以生成更加全面和精确的服装样板。

参考文献:

[1] 叶勤文,王朝晖,黄荣,等. 虚拟服装迁移在个性化服装定制中的应用[J]. 纺织学报, 2023, 44(6): 183-190.  
[2] 段欣瑜,吴巧英. 基于 Matlab 的女裤参数化制版方法[J]. 浙江理工大学学报(自然科学), 2024, 51(2): 220-228.

[3] 庄冬冬,任若安,孙捷. 人工智能生成内容赋能服装品牌数智化转型路径研究[J]. 丝绸, 2024, 61(9): 12-19.  
[4] 路丽莎,蒋高明. 全成形针织服装三维款式向二维样板转化方法[J]. 纺织学报, 2022, 43(10): 133-140.  
[5] 王朝晖,吴雨曦,杨敏. 基于三维测量数据的个性化女装原型样板生成[J]. 纺织学报, 2019, 40(9): 143-149.  
[6] Liu K X, Zeng X Y, Bruniaux P, et al. 3D interactive garment pattern-making technology[J]. Computer-Aided Design, 2018, 104: 113-124.  
[7] Korosteleva M, Lee S H. NeuralTailor: Reconstructing sewing pattern structures from 3D point clouds of garments[J]. ACM Transactions on Graphics, 2022, 41(4): 1-16.  
[8] Huang H Q, Mok P Y, Kwok Y L, et al. Block pattern generation: from parameterizing human bodies to fit feature-aligned and flattenable 3D garments[J]. Computers in Industry, 2012, 63(7): 680-691.  
[9] Meng Y M, Mok P Y, Jin X G. Computer aided clothing pattern design with 3D editing and pattern alteration [J]. Computer-Aided Design, 2012, 44(8): 721-734.  
[10] Bang S, Korosteleva M, Lee S H. Estimating garment

patterns from static scan data[J]. Computer Graphics Forum, 2021, 40(6): 273-287.

[11] 肖伯祥, 刘正东, 郭昱成, 等. 基于三维人体扫描模型的衬衣版型生成方法[J]. 纺织学报, 2022, 43(12): 151-159.

[12] Wang Y, Sun Y B, Liu Z W et. al. Dynamic graph CNN for learning on point clouds[J]. ACM Transaction on Graphics, 2019, 1(1): 1-12.

[13] 陈西江, 邓辉, 赵不钊, 等. 综合动态图卷积和局部关系卷积的点云分类与分割[J]. 测绘科学, 2023, 48(8): 182-192.

[14] Zhu H M, Cao Y, Jin H, et al. Deep Fashion3D: A dataset and benchmark for 3D garment reconstruction from single images[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2020: 512-530.

[15] 张文斌. 服装结构设计[M]. 北京: 中国纺织出版社, 2006: 216-218.

[16] 陈思帆, 杨家志, 黄琳, 等. 融合可变形核和自注意力的点云分类分割边卷积网络[J/OL]. 计算机工程. (2024-06-18)[2024-10-17]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0069284>.

[17] 刘瑞璞. 服装纸样设计原理与应用:女装编[M]. 北京: 中国纺织出版社, 2008: 62-65.

## 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。

刘正,教授,博士生导师,现任浙江理工大学马兰戈尼时尚设计学院、国际时装技术学院院长,丝绸文化传承与产品设计数字化技术文化和旅游部重点实验室副主任,浙江-法国数字时尚国际联合实验室主任,美国北德州大学公派访问学者。

侯珏,博士,特聘副教授,研究方向为数字图像处理、人工智能、纺织品创新设计,美国北德州大学公派访问学者。

杨阳,博士,特聘副教授,研究方向为智能纺织品、功能性服装设计、服装舒适性,澳大利亚迪肯大学公派访问学者。

(责任编辑:张会巍)