

# 多因素耦合翻立领样板生成模型构建

郭子翊<sup>1</sup>, 黄振华<sup>1</sup>, 龙颖<sup>1</sup>, 邹奉元<sup>\*1,2,3</sup>

(1. 浙江理工大学 服装学院, 浙江 杭州 310018; 2. 浙江理工大学 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, 浙江 杭州 310018; 3. 浙江理工大学 浙江省服装工程技术研究中心, 浙江 杭州 310018)

**摘要:**为提高样板生成预测精度,以翻立领为例,提出了一种基于 Lasso 和 PSO-RBF 神经网络的面料与款式图参数耦合的样板生成模型。将翻立领款式图样板数据与面料参数输入 Lasso 模型中进行降维,根据降维结果,建立针对不同领型样板数据采用不同输入方式的 PSO-RBF 神经网络模型,通过 PSO 算法得到 RBF 神经网络的最优权值和模型宽度,最终得到翻立领的样板参数。实验结果表明,该方法与未融入面料因素的 PSO-RBF 神经网络模型相比,间隙量和起翘量的均方误差分别降低了 0.46 cm 和 0.21 cm。

**关键词:** 样板生成; 多因素耦合; Lasso 网络; PSO-RBF 网络; 翻立领

**中图分类号:** TS 941.63 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-1928(2022)06-0486-07

## Study on Multi-Factor Coupling Model of the Auto-Generation of Collar Flat Sketch

GUO Ziyi<sup>1</sup>, HUANG Zhenhua<sup>1</sup>, LONG Ying<sup>1</sup>, ZOU Fengyuan<sup>\*1,2,3</sup>

(1. School of Fashion Design and Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China; 2. National Virtual Simulation Experimental Teaching Center of Clothing Design, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China; 3. Clothing Engineering Research Cencter of Zhejiang Province, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** To solve the problem of not considering the fabric factor in the automatic pattern generation, a multi-factor coupled pattern generation method based on Lasso and PSO-RBF neural network was proposed, taking the lapel collar as an example. Firstly, the style parameters and fabric parameters obtained from the lapel pattern data were input into the Lasso model for dimensionality reduction, then, different input methods were used for different collar pattern data to input them into the PSO-RBF neural network model, according to the dimensionality reduction result. The parameters of the sample were obtained. The comparison experiments results showed that the gap and MSE of the PSO-RBF neural network model was 0.46 cm and 0.21 cm lower than that of the PSO-RBF neural network model without the fabric factor and the commonly used BP model respectively.

**Key words:** sample generation, multi-factor coupling, Lasso network, PSO-RBF network, turn-up collar

随着信息技术的快速发展,服装业逐步走向数字化、自动化和智能化,服装样板自动生成是服装 CAD 技术的重要研究方向之一,在服装远程定制、服装智能制造等领域有着巨大的应用潜力<sup>[1]</sup>。

大量研究围绕样板自动生成展开。HAN H S

等<sup>[2]</sup>为解决服装定制中样板需要逐个手动创建的问题,制定依据身体测量值的预测样板放码规则,并通过分级法调整样板。刘肖等<sup>[3]</sup>为消除款式图和样板图信息表达之间的误差,建立两者的参数化关系,实现领、袖部款式图到样板图的转化。GU B

收稿日期:2022-05-06; 修订日期:2022-09-28。

基金项目:浙江省一般科研项目(Y201942686);浙江省大学生科技创新活动计划项目(2020R406075)。

作者简介:郭子翊(1996—),男,博士研究生。

\*通信作者:邹奉元(1962—),男,教授,博士生导师。主要研究方向为服装数字化。Email:zfy166@163.com

等<sup>[4]</sup>为满足消费者对个性化服装的需求,利用 Im-  
ageware 软件测量女性身体点云数据,运用 SPSS 软  
件制定高度计算规则,再通过回归分析建立人体数  
据预测模型,最后利用 CAD 系统实现女式西服参数  
化样板的自动生成。LIU K X 等<sup>[5]</sup>运用三维扫描技  
术,对 120 名女性身体数据进行测量,将身高、臀围  
和腰围作为关键尺寸输入 BP-ANN 模型训练,预测  
人体下体其他尺寸并生成样板,运用虚拟试穿系统  
对样板进行验证与调整。刘为敏等<sup>[6]</sup>为快速得出  
适合顾客体型的样板,运用 BP 神经网络算法构建  
基于人体腰围、臀围尺寸的神经网络模型,实现样  
板的自动生成,减少服装制版对样板师的依赖。  
LEE W 等<sup>[7]</sup>为解决参数化样板不合体的问题,提出  
二次参数化模型修正方法,提高了参数化样板的合  
体度。LIU K X 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于人体尺寸的服  
装样板参数化设计方法,以牛仔裤为例,通过牛仔  
裤廓型、长度和腰高以及人体身高、腰围和臀围得  
到牛仔裤样板,并运用三维虚拟试穿调整样板参  
数。LIU K X 等<sup>[9]</sup>就款式图与样板图独立生成造成  
生产效率低的问题,利用款式图、人体与样板的关  
系构建数学模型,将款式图数据加入样板生成的规  
则中,实现款式图与样板图的转化。

相同样板在不同面料下制作的成衣会有不同  
造型<sup>[10-11]</sup>。张莎莎等<sup>[12]</sup>为研究面料性能对 A 字裙  
的影响,提取了 A 字裙多个方向图像面积、裙宽、裙  
厚、波浪个数等造型参数指标,最后用相关分析和  
回归分析得到了具有显著影响的面料性能指标。  
针对面料性能与翻领间隙量影响关系不明确的问题,  
吴志明等<sup>[10]</sup>研究了面料性能对连翻领间隙量的  
影响,以及当翻领宽与领座高的差值变化时,面料  
性能对翻领间隙量变化规律的影响。杨晓敏等<sup>[11]</sup>  
针对驳领领倒伏量难以设计的问题,运用 KES-FB  
织物风格测试仪测量面料力学性能,通过主成分分  
析得到拉伸回弹性、压缩回弹性和单位面积质量为  
显著影响因子,基于回归分析得出面料力学性能参  
数与驳领领倒伏量的定量关系。但以上研究仅考  
虑了面料因素或款式图参数对样板的影响,均未将  
样板生成视为面料与款式图共同作用的结果。

综上,目前样板生成的研究均未从面料和款式  
图的耦合作用展开,影响了样板生成中尺寸的预测  
精度。因此,文中采用 Lasso 回归算法,将面料性能  
和款式图参数耦合到 PSO-RBF 神经网络中,以翻  
立领为例,确定款式图与面料中的影响因子,构建  
面料参数与款式图参数多因素耦合的样板生成模  
型。

# 1 实验部分

文中数据源于浙江某制衣公司,通过分析生产  
工艺单,筛选出 69 张翻领款式图及每张款式图对  
应的样板图。翻立领款式图及其对应的样板图示  
例如图 1 所示。

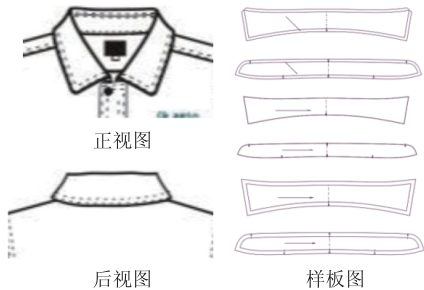


图 1 翻立领款式图及其对应的样板图  
Fig. 1 Lapel collar style chart corresponding to the  
sample chart

## 1.1 领型数据获取

1.1.1 样板数据获取 翻立领生成过程中使用底  
领下口线、起翘量、底领上口线、底领高、间隙量,翻  
领高、翻领宽、翻领下口线和翻领外口线等 9 个样  
板参数,如图 2 所示。在实际翻立领样板生成过程  
中,只需要得到翻领下口线、起翘量、底领高、间隙  
量、翻领高和翻领宽 6 个变量,就可确定领子整体  
造型<sup>[13]</sup>。因此,文中实验在对样板图测量时仅对这  
6 个变量进行测量。

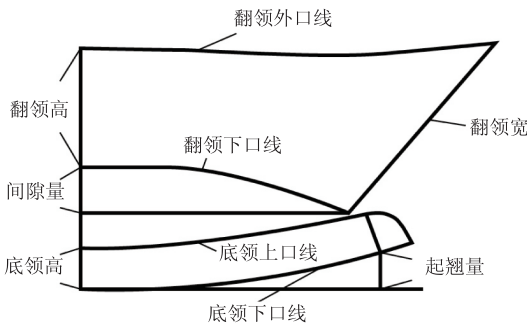


图 2 翻立领样板  
Fig. 2 Pattern of the collar flat

1.1.2 款式图数据获取 运用 dizimizer 软件对浙  
江某制衣企业提供的生产工艺单中的服装款式图  
进行测量。该软件将两点之间像素作为测量数值,  
并将其保存为 Excel 文件,作为预测模型的样本库。  
由于每张款式图的格式大小不同,导致在统一标  
尺下测量数据误差较大。因此记录工艺单中的衣  
长,并测量款式图中的衣长,对款式图进行修正。  
款式图比例标尺如图 3 所示。

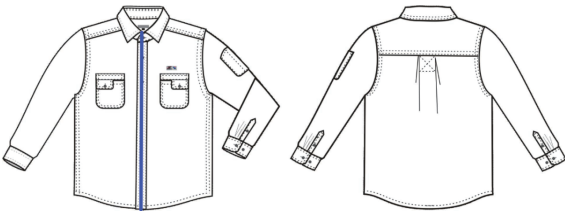


图 3 款式图比例标尺

Fig.3 Style drawing scale

款式图和样板图测量值对比如图 4 所示。文中将数据分为固定值、预测值和设计值。首先,在获取样板领型变量时,采用领围为 40 cm 的样板进行测量,把领子样板生成过程中底领下口线定为常量,减少需要预测的变量;其次,样板翻领高、翻领宽和底领高在款式图上都有对应的部位,因此视其为预测值,将款式图与样板图的差作为输出值;最后,将间隙量和起翘量作为设计值。

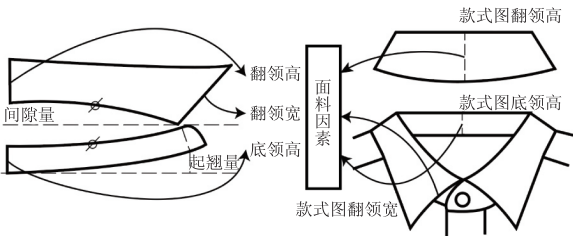


图 4 款式图和样板图测量值对比

Fig.4 Comparison of measurements between style and sample drawings

1.2 面料性能测定

1.2.1 仪器 XY 精密电子天平,常州幸运电子设备有限公司制造; YG(B)141D 数字式织物厚度仪,

YG026PC-250 电子强力机, YG(B)022D 自动织物硬挺度试验仪,均由温州际高检测仪器有限公司制造; YG541E 全自动织物折皱弹性仪,宁波纺织仪器厂制造; YG800 织物悬垂性测定仪,闽测仪器设备(厦门)有限公司制造; Escan 三维扫描仪,先临三维科技股份有限公司制造。

1.2.2 面料 文中所选面料为浙江蓝天制衣有限公司的工装制服面料,面料成分主要为棉和涤纶,面料的基本规格参数见表 1。

表 1 面料基本规格参数

Tab.1 Basic fabric specifications

编号	m(棉):m(涤纶)	经纬密度/ (根/dm)		纱线细度/tex	
		经向	纬向	经向	纬向
1 <sup>#</sup>	60:40	40	22	45	45
2 <sup>#</sup>	60:40	39	21	32	32
3 <sup>#</sup>	100:00	47	26	60/2	32
4 <sup>#</sup>	100:00	39	21	32	32
5 <sup>#</sup>	100:00	43	27	40	32
6 <sup>#</sup>	100:00	43	23	60/2	60/2
7 <sup>#</sup>	100:00	39	17	40/2	40/2
8 <sup>#</sup>	15:85	36	18	20	16
9 <sup>#</sup>	60:40	45	45	133	72

1.2.3 方法 实验要测定的面料性能指标有面密度、厚度、拉伸性能、弯曲性能、压缩特性和悬垂性<sup>[10-11]</sup>,严格按照面料性能测试要求,每个项目均测量 3 次取平均值。

1.2.4 结果 9 种面料的性能测试结果见表 2。

表 2 面料性能指标

Tab.2 Fabric mechanical properties

编号	面密度/ (g/m <sup>2</sup> )	厚度/ mm	伸出长度/ mm		抗弯长度/ mm		抗弯刚度/ (N·cm)		断裂强力/kg	伸长量/mm		伸长率/%	压缩回复率/%		悬垂性/%
			经向	纬向	经向	纬向	经向	纬向		经向	纬向		经向	纬向	
1 <sup>#</sup>	2.46	0.32	47.87	42.07	23.90	21.07	3.19	2.15	1 079.10	532.67	46.67	59.47	23.23	29.90	82.30
2 <sup>#</sup>	1.62	0.20	48.77	36.43	24.33	35.93	2.30	0.96	1 080.03	984.90	43.93	41.74	21.73	20.70	53.45
3 <sup>#</sup>	1.48	0.21	48.63	40.67	25.00	20.33	2.28	1.18	979.41	898.10	39.72	38.77	19.77	19.20	33.00
4 <sup>#</sup>	2.76	0.37	50.17	55.17	25.00	28.67	4.09	5.36	942.26	911.70	38.97	38.72	19.43	19.07	92.14
5 <sup>#</sup>	2.40	0.31	56.70	45.10	28.40	22.47	5.10	2.58	1 015.25	998.30	38.77	37.99	19.17	18.80	107.50
6 <sup>#</sup>	2.44	0.33	51.93	47.67	25.93	23.80	4.02	3.13	1 024.84	965.66	36.85	37.64	18.33	18.63	92.27
7 <sup>#</sup>	1.57	0.28	47.77	42.20	23.83	21.10	2.02	1.40	1 039.29	1 015.82	36.90	36.71	18.40	18.30	88.13
8 <sup>#</sup>	1.57	0.29	44.77	38.93	22.40	19.43	1.70	1.09	976.09	979.15	36.19	36.66	17.97	18.13	76.46
9 <sup>#</sup>	2.44	0.42	54.97	47.50	27.40	23.77	4.79	3.26	1 001.28	967.23	35.78	35.89	17.63	17.77	73.19

1.3 输入数据优化

针对不同领型样板数据采用不同的输入方式。首先针对预测值,以面料参数作为输入,以款式图

与样板图差值作为输出,对测量数据进行偏移校准。而对于设计值,则选用款式图底领高、翻领高、翻领宽以及面料参数作为输入,间隙量和起翘量作

为输出。

由于设计值输入数据为款式图数据和面料数据,输入数据过多且为离散数据,因此选择 Lasso 回归算法实现变量的筛选,在变量筛选同时对复杂度进行调整。构建 Lasso 模型主要分为 3 步。

1) 读取款式图、面料和样板数据,构建 Lasso 模型的输入与输出,将数据集的 80% 作为训练集,20% 的数据作为测试集。

2) 定义 Lasso 回归算法分析函数,对数据集进行回归分析,并输出回归效果和对应变量的回归系数,通过此方法确定惩罚范数  $L_1$  的取值。 $L_1$  正则化公式如下:

$$\hat{f}(w;X,y)=f(w;X,y)+\alpha\Omega(w)$$

$$\Omega(w)=\|w\|_1+\sum_i|w_i|$$

式中, $X,y$  为训练样本和相应标签; $w$  为权重系数向量; $f$  为目标函数; $\Omega$  即为惩罚项;参数  $\alpha$  控制正则化强弱。

3) 采用步骤 2) 所得的 Alpha 参数对款式图和面料参数进行降维。

### 1.4 Lasso 参数降维

面料数据与款式图数据共有 26 个变量,将 26 个变量输入 PSO-RBF 神经网络会形成噪声,从而干扰网络的性能,因此运用 Lasso 回归算法对数据进行降维。Lasso 回归算法分析结果见表 3。在  $\text{Alpha}=1$  时,训练得分与运用的特征数均为 0,表明在该惩罚值下将所有变量特征均剔除了。随着 Alpha 值的下降,训练得分和测试得分在逐渐上升,当  $\text{Alpha}<0.01$  时,训练得分继续上升,而测试得分不断下降并出现负值,说明网络出现过拟合现象。因此本实验确定 Alpha 的值为 0.01。

表 3 Lasso 回归算法分析结果

Alpha	训练得分	测试得分	特征数
1.000 0	0	-0.07	0
0.500 0	0.04	-0.02	3
0.100 0	0.34	0.15	9
0.050 0	0.41	0.20	11
0.010 0	0.56	0.48	27
0.005 0	0.62	0.23	48
0.001 0	0.62	-0.47	48
0.000 5	0.65	-0.85	48
0.000 1	0.70	-1.59	90

将款式图数据和面料数据输入构建好的 Lasso 模型进行参数化降维,Lasso 模型其他参数见表 4。

数据输入时将数据进行归一化(normalize)并加入常数项(fit\_intercept)有利于模型回归。

表 4 Lasso 模型参数

参数名称	属性
fit_intercept	True
normalize	True
random_state	None
selection	cyclic

预测量结果见表 5,可见厚度影响最大,因此预测量仅考虑厚度的影响。各差值与厚度的关系如图 5 所示。

表 5 预测量 Lasso 模型结果

Tab.5 Results of Lasso regression algorithm analysis			
参数名称	翻领宽 差值	底领高 差值	翻领高 差值
面密度	0	0	0
厚度	759.57	535.00	614.49
标准 化系 数	经向抗弯刚度	0	0
	纬向抗弯刚度	0	0
	经向断裂强力	-0.20	-0.30
	经向伸长	-8.94	-1.93
	纬向断裂强力	-0.15	-0.04
	纬向伸长	0	0
	经向压缩回复率	0	0
	悬垂性	0	0

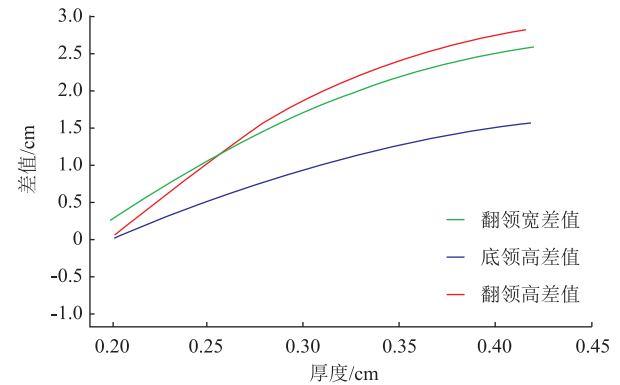


图 5 预测量预测结果

Fig.5 Predicted volume forecast results

设计量 Lasso 降维结果见表 6。在 23 个变量中,影响起翘量回归的面料因素为面料厚度、经向



抗弯刚度、纬向抗弯刚度、经向断裂强力、经向压缩回复率;影响间隙量的仅有厚度和纬向抗弯刚度。

表 6 设计量 Lasso 模型结果

Tab.6 Results of Lasso regression algorithm analysis			
参数名称		起翘量	间隙量
标 准 化 系 数	面密度	0	0
	厚度	98.48	135.01
	经向抗弯刚度	-0.12	0
	纬向抗弯刚度	0.16	0.01
	经向断裂强力	0.61	0
	经向伸长	0	0
	纬向断裂强力	0	0
	纬向伸长	0	0
	经向压缩回复率	-0.23	0
	悬垂性	0	0

1.5 翻立领预测模型的构建

为提高模型精度,针对设计量构建了 PSO-RBF 网络模型<sup>[14]</sup>,其分为两个部分:径向基神经网络(RBF)和粒子群算法(PSO)。其中,RBF 是一种具有单隐层的 3 层前馈型神经网络,其包括输入层、隐含层、输出层。RBF 激活函数为

$$R(X - Y^p) = \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} \|X - X^p\|^2\right)$$

式中, $X - X^p$  为欧式范数; $X^p$  为高斯函数的中心; $\delta$  为方差。

RBF 神经网络的输出为

$$Y_j = \sum_{i=1}^h W_{ij} \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} \|X - X^p\|^2\right)$$

式中, $Y_j$  是第  $j$  个输出单元的输出值, $j = 1, 2, \dots, n$ ;  $W_{ij}$  是第  $i$  个隐含层节点到第  $j$  个输出层节点的连接权值。

粒子群算法流程主要分为 3 步。① 对粒子群基本参数进行设定。确定粒子群算法的迭代次数,根据实验任务设置粒子群规模,确定函数的自变量个数与粒子的最大速度与位置信息,及随机初始化速度和位置。② 定义适应度函数,与历史全局最优解比较进行迭代更新。③ 迭代次数达到设定值或全局最优解差值满足设定的界限后停止。其中,更新速度和位置为

$$V_i(n+1) = WV_i(n) + c_1R_1[R_i^b(n) + x_i(n)] + c_2R_2[R_g^b(n) - x_i(n)]$$
$$x_i(n+1) = x_i(n) + \phi V_i(n+1)$$

式中, $n$  为迭代次数; $V_i(n)$  为第  $i$  个粒子在  $n$  次迭代的速度; $W$  为惯性权重; $c_1, c_2$  为认知系数; $R_1, R_2$  为

均匀分布随机数; $R_i^b(n)$  为粒子  $i$  个体历史最优位置; $R_g^b(n)$  为群体历史最优位置; $x_i(n)$  为粒子在  $n$  次迭代的位置; $\phi$  是一个收缩因子,用来保持速度在一定范围内。

1.6 评价指标

为了分析预测效果,文中采用平均绝对误差作为评价指标对预测效果进行评估。平均绝对误差综合评价了网络的预测性能,得到的值越小,证明预测的精度越好。其中平均绝对误差( $E$ )为

$$E = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |f(x_i) - y_i|$$

2 实验结果

2.1 网络训练结果

将优化后的数据放入 PSO-RBF 网络,每个预测参数的均方误差结果如图 6 所示。

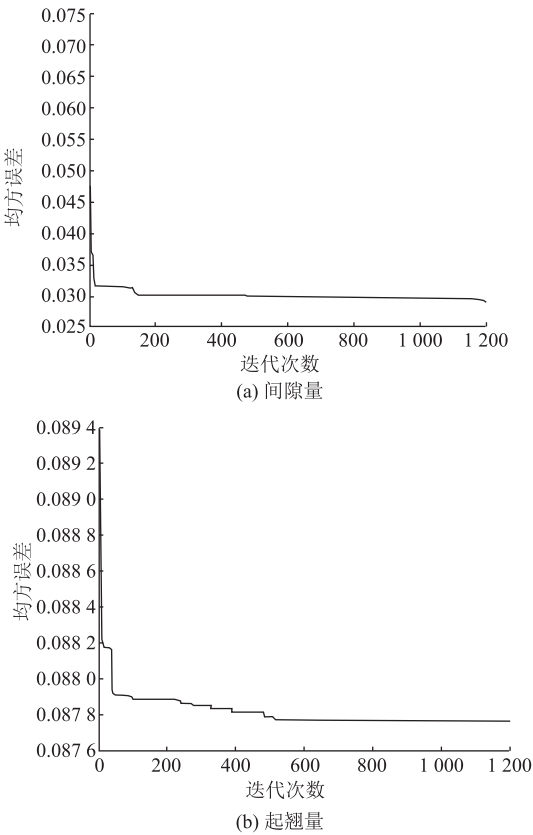


图 6 优化 PSO-RBF 网络训练结果

Fig.6 Optimization of PSO-RBF network training results

2.2 对比实验结果

使用常用的 BP 神经网络和 PSO-PBF 网络作为对照组,4 个样板参数绝对误差如图 7 所示。由图 7 可知引入面料参数后的网络更加稳定,且误差普遍较低。

加入面料参数的 PSO-RBF 和未加入面料参数的 PSO-RBF 的间隙量和起翘量对比实验如图 7 所示。其中,加入面料参数的 PSO-RBF 起翘量平均绝对误差为 0.37 cm,而未加入面料参数的 PSO-RBF 的起翘量平均绝对误差为 0.58 cm。加入面料参数的 PSO-RBF 间隙量平均绝对误差为 0.15 cm,而未加入面料参数的 PSO-RBF 的间隙量值平均绝对误差为 0.61 cm。

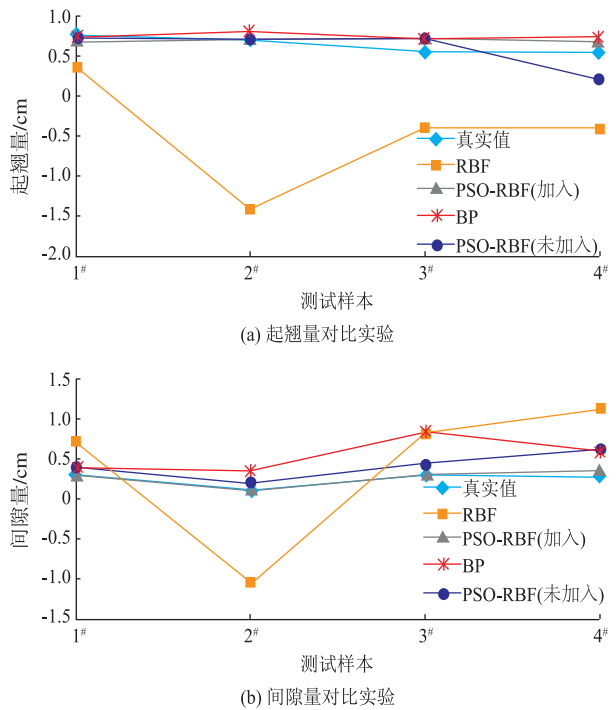


图 7 对比实验结果

Fig.7 Comparison of the experimental results

由实验可得,面料性能对样板自动生成的影响因子主要有厚度、悬垂性;款式图参数对领子样板自动生成的影响因子主要有底领高、翻领高、翻领宽。融入面料参数的 PSO-PBF 起翘量平均绝对误差较 BP 神经网络降低了 0.23 cm,较未融入面料参数的 PSO-PBF 降低了 0.21 cm。融入面料参数的 PSO-PBF 间隙量平均绝对误差较 BP 神经网络降低了 0.41 cm,较未融入面料参数的 PSO-PBF 降低了 0.46 cm。

2.3 实物制作与比较

文中选取了最后一个样本的未加入面料因素与加入面料因素的 PSO-RBF 模型实物进行比较。为增加对比的可信度,选用 Escan 三维扫描仪分别扫描未加入面料因素与加入面料因素的 PSO-RBF 模型的实物以及标准样本实物,具体如图 8 所示。在 Geomagic design X 软件中将两个模型进行了对齐,结果显示,加入面料因素的领子与原样版的领子更为贴近。



图 8 实物验证

Fig.8 Physical patterns verification

3 结 语

文中引入 Lasso 回归算法,将面料性能耦合到 PSO-RBF 神经网络中,确定款式图与面料参数中的影响因子,构建了面料参数与款式图参数共同耦合的样板生成模型。经对比实验,验证了加入面料性能参数能够减少样板数据的预测误差。主要结论如下:

- 1) 未加入面料参数的 PSO-RBF 的间隙量平均绝对误差为 0.61 cm,而加入面料参数的 PSO-RBF 间隙量平均绝对误差为 0.15 cm,降低了 0.46 cm。未加入面料参数的 PSO-RBF 的起翘量 0.58 cm,加入面料参数的 PSO-RBF 起翘量平均绝对误差为 0.37 cm,降低了 0.21 cm
  - 2) 影响起翘量回归的面料因素为面料厚度、经向抗弯刚度、纬向抗弯刚度、经向断裂强力、经向折皱;影响间隙量的面料因素仅有厚度和纬向抗弯刚度。面料厚度和抗弯刚度对领子起翘量起正向作用,厚度较厚时,需要更多的起翘量和间隙量来满足领子下弯的曲度;刚度越高,领子身骨越刚硬,同样需要更多的起翘量和间隙量。
  - 3) 面料厚度影响款式图与样板图的底领高,面料厚度越厚,翻领高与翻领宽两者差值越大,这与常识相同。
- 同时,文中只针对款式图参数和面料参数实现样板自动生成,今后将聚焦于自动提取款式图参数,实现样板生成的完整性。

## 参考文献:

- [1] GU B, AHMED M, ZHONG Z, et al. 3D female upper body modelling based on 2D images[J]. International Journal of Clothing, 2020(32): 471-482.
- [2] HAN H S, KIM J Y, KIM S M, et al. The development of an automatic pattern-making system for made-to-measure clothing[J]. Fibers and Polymers, 2014, 15(2): 422-425.
- [3] 刘肖, 邓咏梅, 陈金广. 男衬衫一片袖款式图到纸样图的转换方法[J]. 纺织学报, 2016, 37(3): 119-126. LIU Xiao, DENG Yongmei, CHEN Jinguang. Transformation from style to pattern for men's shirt with one-piece sleeve[J]. Journal of Textile Research, 2016, 37(3): 119-126. (in Chinese)
- [4] GU B, GU P, LIU G. Pattern generation rules for basic women's suits[J]. International Journal of Clothing Science and Technology, 2017, 29(3): 330-348.
- [5] LIU K X, WANG J P, KAMALHA E, et al. Construction of a prediction model for body dimensions used in garment pattern making based on anthropometric data learning[J]. The Journal of the Textile Institute, 2017, 108(12): 2107-2114.
- [6] 刘为敏, 谢红. BP神经网络下的智能化合体服装样板生成[J]. 纺织学报, 2018, 39(7): 116-121. LIU Weimin, XIE Hong. Generation of intelligent fitting pattern based on BP neural network[J]. Journal of Textile Research, 2018, 39(7): 116-121. (in Chinese)
- [7] LEE W, KO H. Parametrized garment pattern manipulation for the men's suit[C]. Republic of Korea: Proceedings of the 2019 3rd International Conference, 2019.
- [8] LIU K X, ZHU C Y, TAO X, et al. Parametric design of garment pattern based on body dimensions[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2019(72), 212-221.
- [9] LIU K X, ZENG X Y, TAO X Y, et al. Associate design of fashion sketch and pattern[J]. IEEE Access, 2019(7): 48830-48837.
- [10] 吴志明, 王薇薇. 面料性能对连翻领直上尺寸的影响[J]. 纺织学报, 2006, 27(9): 51-54. WU Zhiming, WANG Weiwei. Influence of fabric properties on vertical rising size of overturned collar[J]. Journal of Textile Research, 2006, 27(9): 51-54. (in Chinese)
- [11] 杨晓敏, 吴志明. 面料性能对翻驳领倒伏量变化规律的影响[J]. 纺织学报, 2007, 28(3): 84-87. YANG Xiaomin, WU Zhiming. Impact of fabric performance on the rule of looseness of lapel collar[J]. Journal of Textile Research, 2007, 28(3): 84-87. (in Chinese)
- [12] 吴巧英, 张莎莎. A字裙造型与面料性能的关系[J]. 纺织学报, 2013, 34(6): 88-92. WU Qiaoying, ZHANG Shasha. Relationship between shape of a-line skirt and property of fabric[J]. Journal of Textile Research, 2013, 34(6): 88-92. (in Chinese)
- [13] 邹平, 吴世刚. 连翻领结构设计数学模型的建立[J]. 纺织学报, 2011, 32(10): 104-107, 117. ZOU Ping, WU Shigang. Establishment of mathematical model of overturned collar structure[J]. Journal of Textile Research, 2011, 32(10): 104-107, 117. (in Chinese)
- [14] 张顶学, 关治洪, 刘新芝. 基于 PSO 的 RBF 神经网络学习算法及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(20): 13-15. ZHANG Dingxue, GUAN Zhihong, LIU Xinzhi. RBF neural network algorithm based on PSO algorithm and its application[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(20): 13-15. (in Chinese)

(责任编辑:卢杰)