



基于多元线性回归与 BP 神经网络的缝口强力预测

陈佳珍^a, 丁笑君^{abc}, 邹奉元^{abc}, 杜磊^{abc}

(浙江理工大学, a.服装学院; b.服装设计国家级虚拟仿真实验教学中心; c.服装国家级实验教学示范中心, 杭州 310018)

摘要: 缝口强力的影响因素众多且相互间的关系复杂, 有效地预测缝口强力有利于服装的品控。采用经选定的涤棉混纺面料为实验对象, 通过控制变量法进行缝口强力 5 因素 3 水平的全面实验。选定缝纫因素, 包括缝型、线迹类型、缝边宽度、机针号数和线迹密度。用 SPSS 分析单因素对缝口强力的影响作为预测依据; 基于多元线性回归和 BP 人工神经网络, 用 Matlab 编程建立缝口强力预测模型, 并比较两种预测方法的准确性; 最后用较优的预测模型搭建针对服装企业的缝纫工艺参数推荐框架。结果表明: 多元线性回归与 BP 神经网络模型预测误差均值分别为 8.579% 和 2.642%, 说明 BP 神经网络的整体预测精度更高, 建议采用 BP 神经网络预测模型来进行缝纫工艺参数推荐。

关键词: 缝纫参数; 缝口强力; 多元线性回归; BP 人工神经网络; 预测模型; 缝纫参数推荐

中图分类号: TS941.63

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851(2020)11-0749-08

Prediction of seam strength based on multiple linear regression and BP neural network

CHEN Jiazhen^a, DING Xiaojun^{abc}, ZOU Fengyuan^{abc}, DU Lei^{abc}

(a. School of Fashion Design & Engineering; b. National Virtual Simulation Experimental Teaching Center of Clothing Design; c. National Experimental Teaching Center of Clothing, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: There are many factors affecting seam strength, and the relationship among the factors is complex. Effective prediction of seam strength is beneficial to clothing quality control. The polyester-cotton blended fabric was used as the experimental object. The comprehensive experiment of five factors and three levels of seam strength was carried out by the method of controlling variables. The sewing factors included seam type, stitch type, seam width, number of stitch needle and stitch density. The influence of single factor on seam strength was analyzed by SPSS as the basis for prediction. Based on multiple linear regression and BP artificial neural network, the prediction model of seam strength was established by Matlab programming, and the prediction accuracy of the two methods was compared. Finally, a better prediction model was used to build the recommendation framework of sewing process parameters for garment enterprises. The results showed that the average prediction errors of multiple linear regression and BP neural network model were 8.579% and 2.642% respectively, indicating that the overall prediction accuracy of BP neural network is higher. Hence, the BP neural network prediction model is suggested to recommend sewing process parameters.

Key words: sewing parameters; seam strength; multiple linear regression; BP artificial neural network; prediction model; sewing parameter recommendation

收稿日期: 2020-05-08 网络出版日期: 2020-07-09

基金项目: 服装国家级实验教学示范中心及服装设计国家级虚拟仿真实验教学中心实验教学项目(ZX 2019006)

作者简介: 陈佳珍(1998-), 女, 湖南益阳人, 硕士研究生, 主要从事服装数字化技术研究。

通信作者: 杜磊, E-mail: dulei@zstu.edu.cn

0 引言

服装业将“三品”战略作为行业转型升级的引擎,主力打造品牌、提高品质、提升品位。而在衡量服装品质高低中,缝口强力尤为重要。服装缝口是指若干片衣片相互缝合的部位。服装的整体质量主要表现在缝口性能及其质量上。缝口应该要承受一定的拉力,要保证在穿脱和活动使用中,缝口不会出现断线、断纱等破损现象。缝口断裂强力简称缝口强力,是指垂直于缝线方向缝口破损时能够承受的最大力^[1]。

目前影响缝口强力的因素主要有:面料因素、缝纫参数以及两者结合。面料因素方面的研究主要是探究面料种类、组织结构和面料物理性能等对缝口强力的影响^[2-3]。缝纫参数方面的研究主要是探究缝型、线迹类型、线迹密度、机针号数和缝边宽度等对缝口强力的影响^[4-6]。其中包括针对特定面料或服装品类,缝纫参数对缝口强力影响的研究,如:宋莹等^[7]研究了丝绸面料缝口强力的影响因素,发现线迹密度对缝口强力的影响最为显著,机针型号与缝线种类影响相对较小且无明显规律;Shi等^[8]研究了接缝类型对户外服装接缝质量的影响,通过选择接缝类型设计最佳方案。尚琨等^[9]探究了接缝角度、线迹密度、缝线等因素对西裤缝口拉伸性能的影响,得出最高断裂强力最佳方案。将面料与缝纫参数因素结合,Malek等^[10]探究牛仔布性能和缝纫参数对缝滑和缝口强力的影响;Seetharam等^[11]进行了平斜纹和缎纹织物缝纫性能的缝滑强度和缝效率评价;Frydrych等^[12]研究了不同结构参数的涤

纶/羊毛织物、缝纫线、缝型和线迹密度对缝口强力的影响,发现线迹密度对缝口强力有显著影响。

在缝口强力预测方面,程淑婉^[13]建立了缝口疵裂灰色预测模型用于薄型丝绸织物缝口疵裂程度预测。Datta等^[14]用Box-Behnken法设计实验,通过多元回归分析预测亚麻布衬衫最佳的缝纫线和线迹密度,却限于数值因素预测;Onal等^[15]用正交实验结合人工神经网络预测降落伞组件的织带的缝口强力,能够预测属性类因素;Yildiz等^[16]利用人工神经网络建立了缝口强力和断裂伸长率的关系预测模型。但这些研究中缺乏对缝口强力预测方法的对比研究和缝纫参数推荐。本文忽略面料影响,只考虑缝纫工艺参数对缝口强力的影响,分别用多元线性回归和BP人工神经网络建立预测模型对缝口强力进行预测,最后经比较选取更优预测模型进行合适的缝纫工艺参数推荐。为服装企业提供最适合实际生产的缝纫参数,提高服装生产效率和产品品质。

1 实验部分

1.1 实验材料

日常服装的多数缝口方向为经向,如侧缝、前档和后档等,故本实验采用经向作为缝口线迹方向,纬向则为试样长度方向。实验待选面料为几种平纹纯棉或涤棉面料。由于只研究缝纫参数对缝口强力的预测,所以选择在缝口拉伸实验中只发生缝纫线断裂的面料。经预实验后选定实验面料为70%涤/30%棉的涤棉面料,缝纫线用24 tex × 2的涤棉线,面料基本参数如表1所示。

表1 面料基本参数表

面料成分组成 (质量比)	组织结构	线密度/tex		组织密度/(根·(10 cm) ⁻¹)		克重/ (g·m ⁻²)	厚度/ mm	纬向断裂 强力/N
		经线	纬线	经向	纬向			
30%棉/70%涤	平纹	22.22	22.22	110	76	108.6	0.28	352.678

1.2 缝口拉伸断裂实验

1.2.1 实验方法

为考虑实验的全面性和普遍性,且为获取大量数据用于分析和训练,本研究采用5因素3水平的全面实验方法。因素选择和水平设置如表2所示,总实验组共243组。

该实验是在相对湿度为65%±5%,温度为(20±2)℃的标准大气压下进行的。参照GB/T 13773.1-2008《纺织品纺织品及其制品的接缝拉伸性能 第1部分:条样法接缝强力的测定》的要求对实验进行设定。

表2 5因素3水平表

因子	水平		
	1	2	3
A:缝型	平缝	搭压缝	滚包缝
B:线迹类型	301 锁式线迹	401 链式线迹	605 绷缝线迹
C:缝边宽度/cm	0.8	1.0	1.2
D:机针号数	9#	11#	14#
E:线迹密度/ (针·(3 cm) ⁻¹)	8	11	14

1.2.2 实验过程

缝口拉伸断裂实验过程如图 1 所示,选择 2519-106 型号的 INSTRON 万能材料试验机进行缝口拉伸断裂实验。为减小实验误差,每组实验重复 3 次,筛选取均值后获得缝口断裂强力数据。

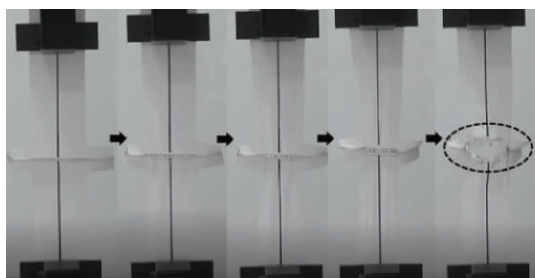


图 1 缝口拉伸实验过程

1.3 预测依据准备

获取缝口断裂强力数据后,进行缝纫参数对缝口强力影响的初步分析,是为后续的缝口强力预测结果提供辅助的规律性评判依据。通过单因素均值分析,得到缝型、线迹类型和缝边宽度等单因素对缝口断裂强力的影响,如图 2 所示。

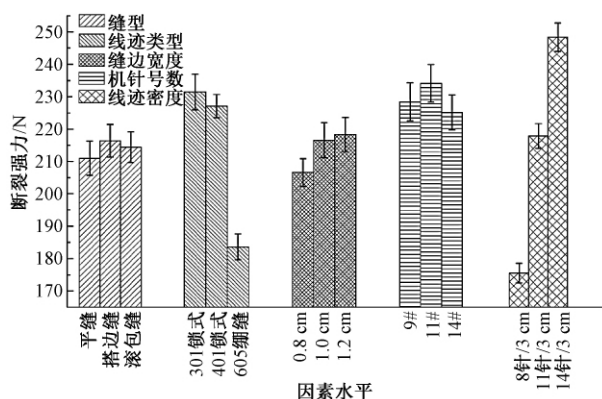


图 2 单因素对缝口断裂强力影响

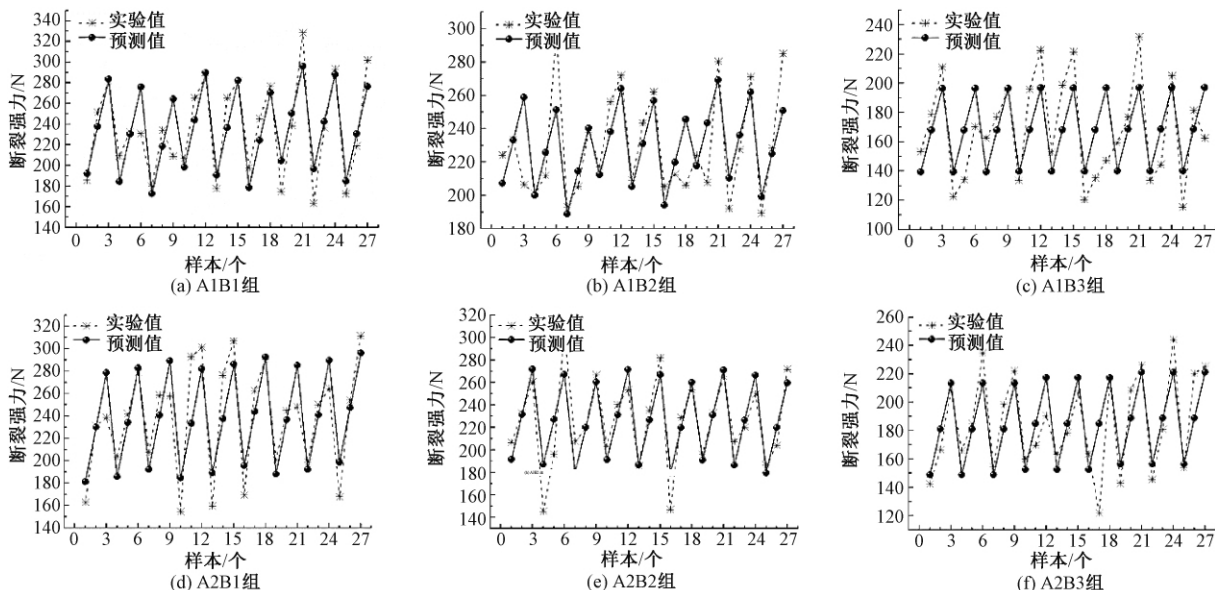


图 2 中,在缝口断裂强力上,扣压缝>滚包缝>平缝;锁式线迹>链式线迹>绷缝线迹;缝口断裂强力与缝边宽度成正相关;在机针号为 11# 时,缝口断裂强力最大;缝口断裂强力随线迹密度的增大而增大,在一定程度上,相同距离缝边次数越多缝口结构越紧密牢固。

2 结果与讨论

2.1 基于多元线性回归的缝口强力预测

首先,采用多元线性回归法建立预测模型。为了清楚表征缝边宽度、机针号数、线迹密度之间的数量关系,将数据分成了 9 组,分别进行含三个自变量的多元线性回归。分别为 A1B1、A1B2、A1B3、A2B1、A2B2、A2B3、A3B1、A3B2 和 A3B3。A1 为平缝,A2 为扣压缝,A3 为滚包缝;B1 为锁式线迹,B2 为链式线迹,B3 为绷缝线迹。由于绷缝线迹的机针型号不一致,故绷缝线迹与机针的关系不与研究。多元线性回归的数学模型^[17]如式(1):

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 \quad (1)$$

其中: x_1 为缝边宽度, x_2 为机针号数, x_3 为线迹密度, $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 分别为 x_1, x_2, x_3 的系数, β_0 为常数, y 为缝口断裂强力。

多元线性回归的缝口断裂强力预测如图 3 所示,可明显看出实验值与预测值的误差。多元线性回归模型汇总如表 4 所示,若显著性水平 α 为 0.05,各组的概率值 ρ 都小于 0.05,说明缝边宽度、机针号数、线迹密度与缝口断裂强力的关系显著。A1B1、A2B1、A2B2、A3B1 的 R 值分别为 0.871, 0.853, 0.881 和 0.858,其拟合程度较高。A3B2 的 R 值为 0.700,拟合程度最低,其余组拟合程度一般。

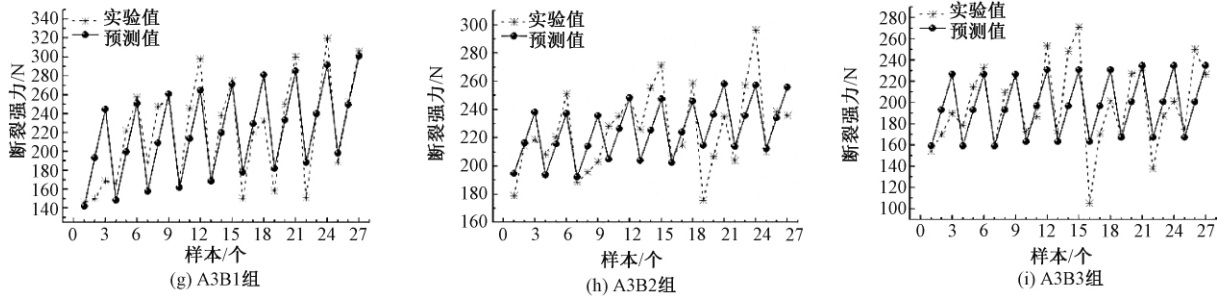


图3 多元线性回归的缝口断裂强力预测

表4 缝口断裂强力的多元线性回归模型汇总

模型	R	R ²	调整 R ²	标准估计的误差	ρ
A1B1	0.871	0.759	0.728	23.543	0.000
A1B2	0.747	0.558	0.501	21.897	0.000
A1B3	0.707	0.500	0.459	24.724	0.000
A2B1	0.853	0.727	0.691	26.519	0.000
A2B2	0.881	0.776	0.746	19.280	0.000
A2B3	0.823	0.677	0.650	19.483	0.000
A3B1	0.858	0.737	0.702	29.516	0.000
A3B2	0.700	0.490	0.423	21.678	0.000
A3B3	0.729	0.532	0.492	27.679	0.000

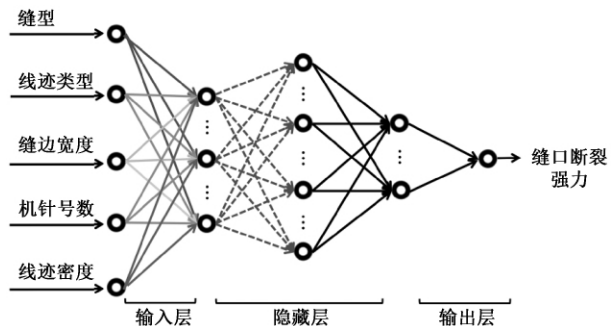


图4 BP神经网络结构

缝口断裂强力记为 Y , 按照表4 顺序 A1B1—A3B3 的缝口断裂强力分别记为 y_i , 其拟合矩阵方程如式(2):

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \\ y_7 \\ y_8 \\ y_9 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 80.349 & 31.261 & -3.930 & 15.265 \\ 151.041 & 26.123 & -3.685 & 8.573 \\ 61.928 & 1.658 & 0.000 & 9.520 \\ 19.451 & 16.704 & 2.150 & 16.167 \\ 106.171 & -1.407 & -2.279 & 13.369 \\ 47.166 & 19.245 & 0.000 & 10.783 \\ -104.664 & 100.692 & 3.203 & 17.139 \\ 100.934 & 50.180 & -0.492 & 7.254 \\ 53.183 & 19.951 & 0.000 & 11.269 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} \quad (2)$$

2.2 基于BP神经网络的缝口强力预测

通过 Matlab 软件构建缝口强力的BP神经网络预测模型,如图4所示。图4中,BP神经网络模型结构^[18]包括输入层、隐藏层和输出层。缝型、线迹类型、缝边宽度、机针号数及线迹密度为输入层,实验所得到的缝口断裂强力数据为输出层,含5个隐藏层。

为构建预测模型,首先将所有实验样本的缝纫参数和缝口强力数据输入,生成训练样本集;再进行数据归一化处理。接着初始化网络结构参数:隐藏层为5,激活函数为 sigmoid 函数^[19],如式(3)。网络最大训练次数是100,期望误差为0.00004(小于实验仪器误差0.0001),学习速率为0.1。然后开始进行网络训练。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

在BP神经网络误差反向传播计算过程中,为使误差信号降到最低,采用梯度下降法^[20]计算权重系数。训练过程的网络性能如图5所示,图5(a)中,当迭代学习次数 $Epoch = 69$,梯度 $gradient = 0.0092925$;图5(b)中,当迭代学习次数 $Epoch = 69, Mu = 0.00001$;图5(c)中,当迭代学习次数 $Epoch = 69, validation checks = 6$ 。

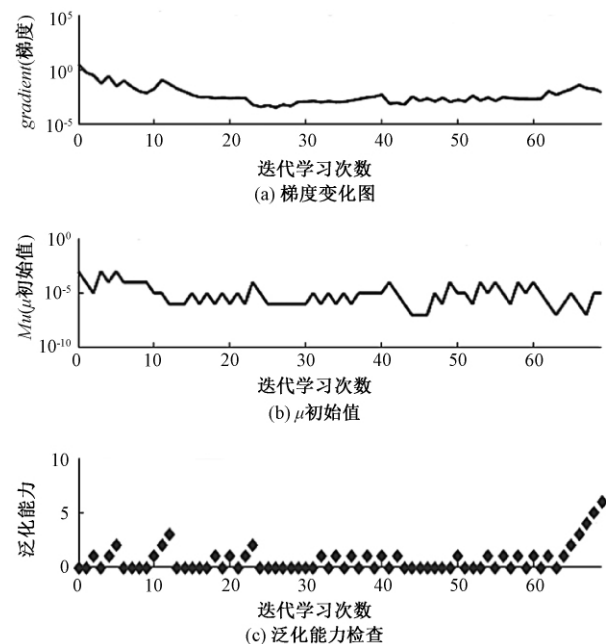


图5 迭代训练过程

图 5(a)是在多次训练过程中梯度的变化,若梯度达到预设值则结束训练;图 5(b)是控制网络训练中 Mu 参数,以免其值过大造成训练停止;图 5(c)为泛化能力检查, $vaildation\ check$ 的默认值设置为 6,当连续学习 6 次后训练误差不降反升,说明网络性能不适合继续训练,因此结束训练。该神经网络最终通过 69 次迭代学习达到误差期望完成训练。训练均方误差如图 6 所示。由图 6 可得训练过程中的均方误差曲线经多次迭代逐渐达到目标收敛。当学习了 63 次时达到网络性能最佳,BP 网络训练结果最理想。说明了此预测模型的有效性。

训练完成后进行网络预测。首先将要预测的数

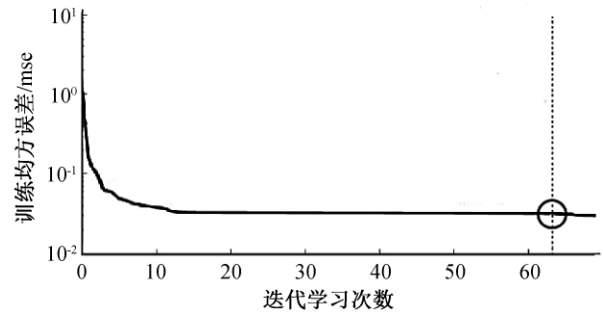
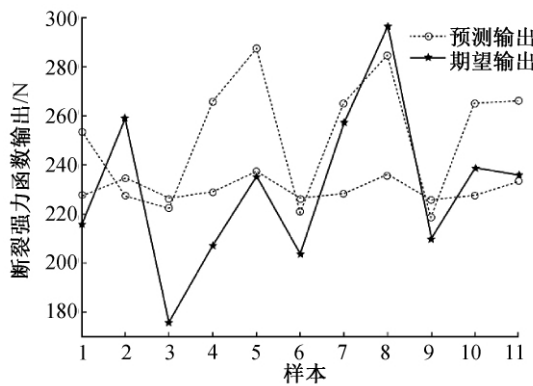
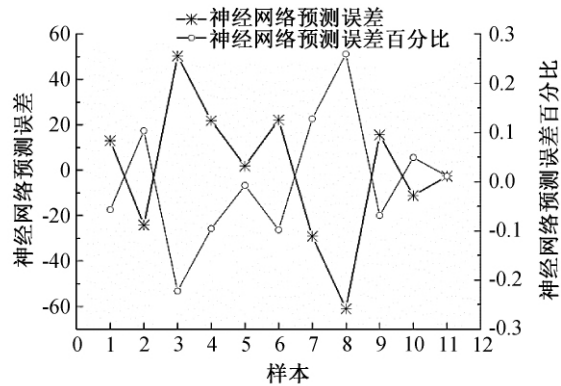


图 6 神经网络训练收敛均方误差图

据归一化,再将其输入预测模型,得到预测输出,最后进行预测输出的反归一化处理得到缝口强力预测结果。神经网络预测与其误差分析如图 7 所示。



(a) 预测输出与期望输出

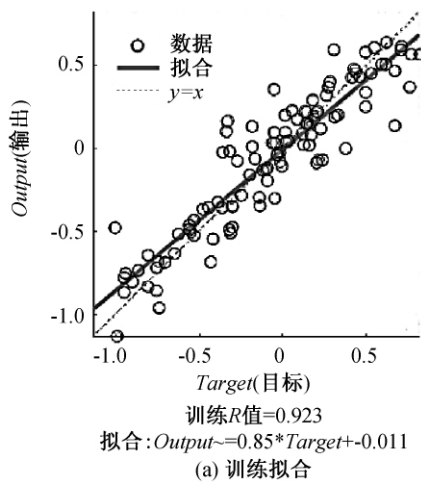


(b) 预测误差与误差百分比

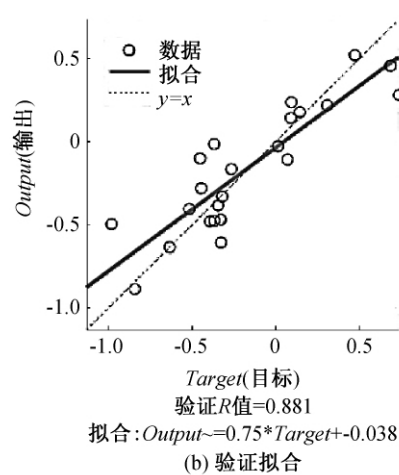
图 7 神经网络预测与误差

在图 7(a)中,期望输出是指实验值,预测输出是指多次迭代后预测数值。图 7 (b)为预测误差,左侧坐标轴是预测误差,是预测值与期望输出的差,右侧坐标是预测百分比,是期望输出与预测输出的

差占预测值的百分比。预测误差百分比在正负 0.3 的区间。训练集和预测集的误差范围接近,说明误差较小,预测准确度较高。下图 8 所示是训练、验证及测试预测拟合程度。



(a) 训练拟合



(b) 验证拟合

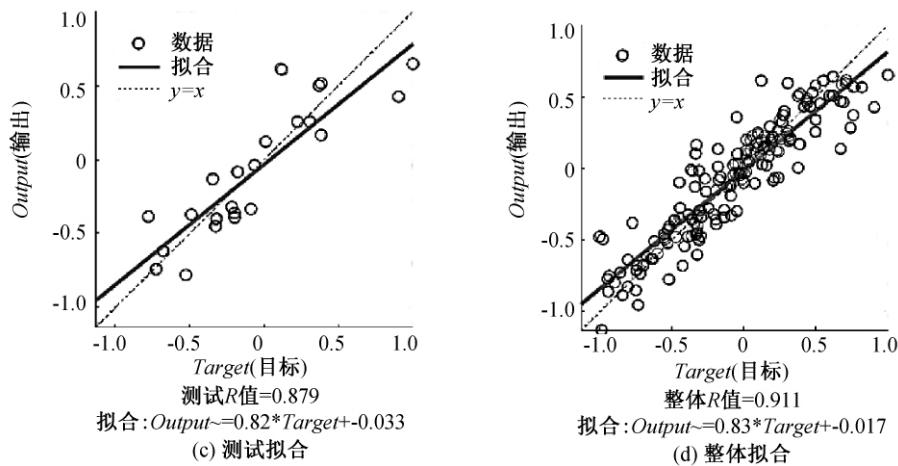


图8 训练、验证及测试预测拟合程度

大约用总数据的80%参加训练,用于验证和测试数据分别都约为总数据的10%。如图8(a)~(d),*Target*(目标值)为自变量,*Output*(输出)为因变量,归一化后目标值和输出值都在 $[-1, 1]$ 之间,图8中各分图下方分别为训练、验证、测试及整体的拟合函数。训练*R*值为0.923测试的*R*值为0.879,检验*R*值为0.881,整体*R*值为0.911,由以

上数据来判定BP神经网络模型的预测效果理想。

2.3 多元线性回归与BP神经网络预测结果检验与比较

多元线性回归与BP神经网络*R*值比较数据见表5,由表5得出,BP神经网络*R*值高于多元线性回归组的*R*值,BP神经网络预测拟合效果更优,同时预测结果也是比较稳定的。

表5 多元线性回归与BP神经网络*R*值比较表

指标	多元线性回归									BP神经网络整体
	A1B1	A1B2	A1B3	A2B1	A2B2	A2B3	A3B1	A3B2	A3B3	
<i>R</i>	0.871	0.747	0.707	0.853	0.881	0.823	0.858	0.700	0.729	0.910

为进一步验证其预测结果的差异,随机设置10组缝纫参数进行预测,验证组缝纫参数组合如表6所示。

表6 验证组参数组合

验证组	缝型	线迹类型	缝边宽度/cm	机针号数	线迹密度/($\text{针} \cdot (3\text{ cm})^{-1}$)
1	平缝	301锁式	1.0	9#	13
2	平缝	301锁式	1.1	9#	13
3	平缝	301锁式	0.8	9#	11
4	平缝	401链式	0.9	9#	12
5	平缝	401链式	1.0	11#	13
6	搭压缝	301锁式	1.0	10#	12
7	搭压缝	401链式	1.0	11#	11
8	滚包缝	301锁式	0.9	12#	14
9	滚包缝	401链式	1.2	14#	13
10	滚包缝	401链式	1.2	14#	14

由多元线性回归与BP神经网络断裂强力预测效果比较(表7所示)可知,相对误差经计算得多元线性回归预测的相对误差的均值为8.579%,精确度为91.421%;BP神经网络预测的相对误差均值为2.642%,精确度为97.358%。因此,BP神经网络的相对误差更小,其整体预测精度更高。

表7 多元线性回归与BP神经网络断裂强力预测效果比较

验证组	断裂强力验证值/N	断裂强力多元线性回归预测/N	相对误差/%	断裂强力BP神经网络预测/N	相对误差/%
1	276.533	274.685	0.668	277.460	0.335
2	276.786	247.281	10.660	274.503	0.825
3	258.507	237.903	7.971	262.806	1.663
4	246.568	244.263	0.935	246.801	0.094
5	235.457	248.078	5.360	237.486	0.862
6	272.675	208.659	23.477	280.028	2.696
7	246.426	226.754	7.983	232.202	5.772
8	238.363	264.341	10.899	254.673	6.843
9	218.235	248.564	13.897	225.034	3.116
10	265.737	255.278	3.936	254.537	4.215

2.4 缝纫参数推荐

将BP神经网络构建的预测模型应用到服装企业合适的缝纫参数推荐上。在实际参数设置中,根据习惯或经验,裤子内外侧缝,上衣肩缝、侧片缝和袖子内外缝都常用平缝;衬衫过肩、贴袋辑明线和裤前裆缝常用扣压缝;内衬上衣的底摆收边和轻薄服装的公主线缝制常用滚包缝。另外,袖窿、裤裆和后背等,这都是活动拉伸尺度大,

活动次数频繁的部位,对缝口强力有更高的要求。因此,在实际生产中,由于面料性能、款式设计需求、版型结构等需要,有些缝纫参数是已设置好的。对未设定的其他缝纫参数,可利用缝口强力预测模型,在可以满足缝口强力要求的前提下给予合适的缝纫参数范围。

具体步骤是先遍历所有的参数组合,通过 BP 神经网络预测模型进行预测,筛选达到缝口断裂强力或者缝纫效率要求的参数组合。例如:设置涤棉混纺面料的基本款男衬衫的过肩。由于过肩款式设计需要要用扣压缝、锁式线迹。余下的缝边宽度、机针号数和线迹密度设置好参数梯度,进行遍历后共 175 组参数组合,接着用预测模型完成预测。缝合效率是指缝口断裂强力与面料断裂强力的百分比。一般来说,缝合效率大于 80% 才有实际生产价值。缝合效率如图 9 所示,图中缝合效率高于 80% 的有 10 组参数。基本男衬衫过肩缝口参数推荐如图 10 所示,推荐缝合效率为前五的参数组合。服装企业可以根据材料、成本等因素从推荐组合中自由选择。

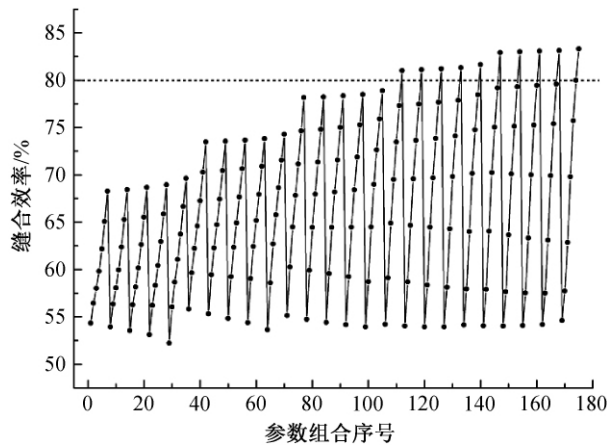


图 9 缝合效率

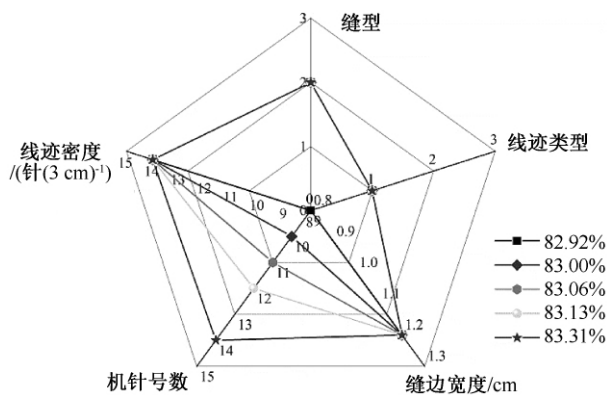


图 10 基本男衬衫过肩缝口参数推荐图

3 结 论

用多元线性回归和 BP 神经网络对缝口强力进行预测模型的构建,其预测准确度分别 91.421% 和 97.358%。研究发现 BP 神经网络对于缝口断裂强力预测精度更高。其预测结果与单因素分析的缝纫参数影响缝口强力的规律具有一致性,进一步证实了采用 BP 神经网络缝口强力预测模型应用到服装企业缝纫工艺参数推荐更为合适。

由于只考虑了缝纫工艺参数对缝口强力结果的影响,忽略了拉伸过程的变化,因此通过探究缝纫工艺参数对缝口拉伸过程的影响来预测缝口性能变化还需进一步研究。

参考文献:

- [1] 杜华伟, 赵妍, 支阿玲, 等. 作床上用品的新型环保竹丝面料的缝口性能[J]. 浙江理工大学学报, 2011, 28(5): 714-717.
- [2] Bharani M, Shiyamaladevi P S S, Mahendra Gowda R V. Characterization of seam strength and seam slippage on cotton fabric with woven structures and finish[J]. Research Journal of Engineering Sciences, 2012, 1(2): 41-50.
- [3] Latif N S A, Ghani S A. Investigating the effect of different weft densities and draw in plan on physical properties and seam strength of woven plain fabrics[J]. Pertanika Journal of Science and Technology, 2017, 25(S): 19-28.
- [4] Hasan M Z. Comparative study on the effect of sewing thread count for different types of seam strength[J]. European Journal of Advances in Engineering and Technology, 2016, 3(10): 1-7.
- [5] Chowdhary U, Poynor D. Impact of stitch density on seam strength, seam elongation, and seam efficiency [J]. International Journal of Consumer Studies, 2010, 30(6): 561-568.
- [6] Ali N, Rehan A M, Ahmed Z, et al. Effect of different types of seam, stitch class and stitch density on seam performance [J]. Journal of Applied and Emerging Sciences, 2014, 5(1): 32-43.
- [7] 宋莹, 张月. 丝绸面料缝口强度的影响因素[J]. 辽东学院学报(自然科学版), 2018, 25(2): 138-143.
- [8] Shi H, Zhang L, Wang J. Influence of seam types on seam quality of outdoor clothing [J]. International Journal of Clothing Science and Technology, 2017, 29(4): 553-565.
- [9] 尚琨, 王建萍, 史慧, 等. 贴体西裤缝口构造及拉伸性

- 能研究[J]. 武汉纺织大学学报, 2016, 29(6): 43-48.
- [10] Malek S, Kheder F, Jaouachi B, et al. Influence of denim fabrics properties and sewing parameters upon the seam slippage and seam quality prediction [J]. *Journal of Textile and Apparel, Technology and Management*, 2019, 11(1): 1-17.
- [11] Seetharam G, Nagarajan L. Evaluation of sewing performance of plain twill and satin fabrics based on seam slippage seam strength and seam efficiency[J]. *IOSR Journal of Polymer and Textile Engineering*, 2014, 1(3): 9-21.
- [12] Frydrych I, Greszta A. Analysis of lockstitch seam strength and its efficiency[J]. *International Journal of Clothing Science and Technology*, 2016, 28(4): 480-491.
- [13] 程淑婉. 薄型丝织物缝口疵裂的研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2017: 33-43.
- [14] Datta M, Nath D, Javed A, et al. Seam efficiency of woven linen shirting fabric; Process parameter optimisation [J]. *Research Journal of Textile and Apparel*, 2017, 21(4): 293-306.
- [15] Onal L, Zeydan M, Korkmaz M, et al. Predicting the seam strength of notched webbings for parachute assemblies using the taguchi's design of experiment and artificial neural networks[J]. *Textile Research Journal*, 2009, 79(5): 468-478.
- [16] Yildiz Z, Dal V, Ünal M, et al. Use of artificial neural networks for modelling of seam strength and elongation at break. *Fibres & Textiles in Eastern Europe*, 2013, 21(5): 117-123.
- [17] Aiken L S, West S G, Pitts S C, et al. Multiple linear regression [M]. *Handbook of Psychology*, Second Edition, 2012: 511-517.
- [18] 徐文龙, 汪澜, 张永兴. 基于灰色-BP神经网络理论的上染率模型研究[J]. *浙江理工大学学报(自然科学版)*, 2014, 31(7): 343-347.
- [19] 杨梦星, 张毅, 郑秋婷. BP神经网络预测环境对丝织物力学性能的影响[J]. *纺织学报*, 2013, 34(8): 39-47.
- [20] Mozafary V, Payvandy P, Bidoki S, et al. Predicting the influence of seam design on formability and strength of nonwoven structures using artificial neural network[J]. *Fibers and Polymers*, 2013, 14(9): 1535-1540.

(责任编辑:唐志荣)