

基于图像处理的男西装前身褶皱弊病识别

张启泽¹, 杜聪², 度武¹, 郝潇潇³

(1. 中原工学院 服装学院, 河南 郑州 451191; 2. 黄河交通学院 智能工程学院, 河南 焦作 454950; 3. 上海视觉艺术学院 时尚设计学院, 上海 201620)

摘要:前身不良褶皱是西装常见的弊病之一,在西装定制过程中对专业人员依赖较强、耗时且易受主观影响。以男西装为例,构建一种前身褶皱弊病自动识别方法。从企业收集男西装弊病图,借助分割标注工具 EISeg 提取目标图像,采用双三次插值统一图像分辨率,规范特征参数;对图像进行灰度化、伽马变换及阈值分割,简化运算数据,增强图像信息,突出褶皱走势;根据褶皱局部灰度曲线图提取褶皱的宽度、深度和密度3种参数指标,按照阈值分割图提取褶皱方向和褶皱部位2种参数指标;在BP神经网络中加入粒子群算法改进网络模型,输出弊病类别。研究表明:与传统BP神经网络模型相比,优化网络模型的测试集准确率上升了8.3%,该方法可准确实现男西装前身褶皱弊病的自动识别,并为行业带来新的技术手段和方法。

关键词: 西装前身弊病;图像处理;参数提取;粒子群算法;BP神经网络

中图分类号: TS 941.26 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-1928(2024)06-0484-08

Recognition of Front Bodice Wrinkle Defects in Men's Suits Based on Image Processing

ZHANG Qize¹, DU Cong², TUO Wu¹, HAO Xiaoxiao³

(1. College of Fashion, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 451191, China; 2. School of Intelligent Engineering, Huanghe Jiaotong University, Jiaozuo 454950, China; 3. College of Fashion Design, Shanghai Institute of Visual Arts, Shanghai 201620, China)

Abstract: The poor front bodice wrinkles is one of the common drawbacks of suits, which is highly dependent on professionals, time-consuming and susceptible to subjective influence in the suit customization process. Taking men's suits as an example, this paper constructs an automatic recognition method for the defects of predecessor pleats. The male suit malpractice map was collected from the enterprise, and the target image was extracted by using the segmentation and annotation tool EISeg. The bicubic interpolation was used to unify the image resolution and standardize the feature parameters. The image was grayed, gamma transform and threshold segmentation to simplify the operation data, enhance the image information, and highlight the fold trend. According to the local gray curve of the fold, the width, depth and density of the fold are extracted. According to the threshold segmentation map, the fold direction and the fold position are extracted. The particle swarm optimization algorithm is added to the BP neural network to improve the network model and output the malpractice category. The results show that the test set accuracy of the optimized network model is 8.3% higher than that of the traditional BP neural network model. This method can accurately realize the automatic identification of the defects of the front of the men's suit, and bring new technical means and methods to the industry.

Key words: suit front defect, image processing, parameter extraction, particle swarm optimization, BP neural network

随着现代西装市场多样化、个性化和高品质的发展,定制西装和个性化服务逐渐兴起^[1]。在西装

收稿日期:2024-06-19; 修订日期:2024-11-06。

基金项目:河南省高等学校重点科研项目(25A540002;23A540007)。

作者简介:张启泽(1976—),男,讲师。主要研究方向为服装结构设计与智能生成技术。Email:88982506@qq.com

定制过程中可能出现因体型、面料和工艺差异而导致样板与人体不符的情况,使西装出现不良褶皱问题。虽然在传统西装定制过程中有质量把控,但主要依靠人工判别,易受主观因素干扰,且需要顾客多次上门测量与试衣,增加了制版师和工艺师的工作量,降低了生产效率和顾客定制服装的满意度。

利用计算机技术对西装进行褶皱外观质量检测是企业增加产量、降低成本,提升市场竞争力的有效手段。例如,彭会齐等^[2]采用深度学习算法中的YOLOv8模型,对女西装板型褶皱等弊病进行检测与修正。张蒙蒙^[3]根据褶皱的个数、平整度和分布情况参数,建立褶皱指标与着装合体性的关系,提升虚拟服装合体性判断的准确性。DENG N等^[4]基于补丁的多视角立体视觉算法,虚拟起皱织物,实现织物褶皱形态的评定。焦雪莹^[5]对着装布料表面褶皱外观进行表征,并对褶皱进行立体重构及评价。李晶晶^[6]建立了面料结构数据和褶皱外观效果之间的回归模型,通过仿真褶皱对其进行视觉评价。庾武等^[7]采用图像处理和神经网络技术实现西装袖弊病的自动识别。近几年有很多学者对

服装褶皱进行研究,但大都集中在服装的合体性、平整度及美观性的评价,很少针对褶皱进行服装弊病方面的研究。

文中针对收集的男西装前身弊病样本图像,运用图像处理和机器学习技术,进行图像预处理,提取弊病褶皱特征参数,构建神经网络模型,以实现男西装前身弊病褶皱的自动识别,推动服装产业的数字化和智能化发展。

1 图像的收集及处理

1.1 图像收集及提取

收集合作企业中的西装定制弊病图像,拍摄时要求穿着者保持身体直立,双手自然放置于身体两侧,双脚并拢,保持自然站姿。共收集样本图像60张,每10张图像为一种类型弊病,总结出前肩起八字裂、前肩起斜绉、驳头外口紧、大身起壳、腰肋起裂和前腰起裂6类西装褶皱弊病,并进行自动检测及识别。男西装前身弊病轮廓图和实物图像如图1所示。



图1 男西装前身弊病轮廓图和实物图像展示

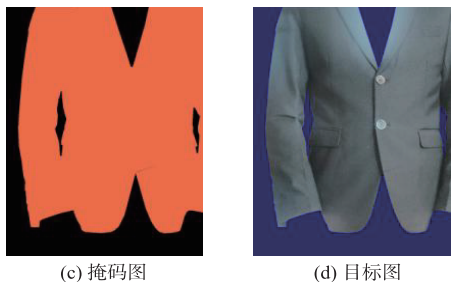
Fig.1 Display of the contour and actual images of front bodice defects in men's suits

由于收集的样本图像含有大量干扰背景,文中使用EISeg(efficient interactive segmentation)把西装图像从背景中分割出来。EISeg是一种交互式分割工具,采用高分辨率和轻量化的主干网络模型,具有较高的分割准确性和泛化能力^[8]。相比包含背景的整幅图像,分割出的目标图像更便于捕捉西装的局部和全局特征,有效提升特征参数的提取准确性。

在分割过程中,EISeg对图像的边缘进行敏感处理,采用一系列绿色点(正点)和红色点(负点)微

调目标轮廓,识别出西装与背景之间的边界,之后生成掩码图,从而实现精细化分割,高效而实用。样本图像到目标图像的提取过程如图2所示。





(c) 掩码图

(d) 目标图

图 2 图像提取过程示意

Fig. 2 Schematic representation of the image extraction process

1.2 图像分辨率统一

由于褶皱特征参数的提取涉及像素值,为确保

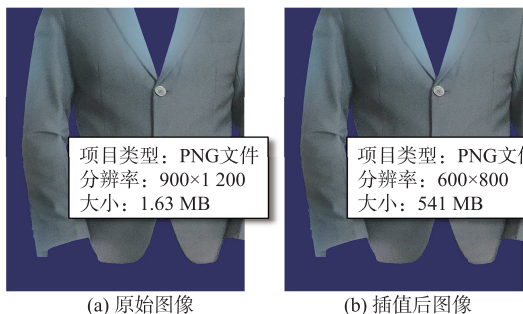
$$\begin{cases} A = [w(1+u) & w(u) & w(1-u) & w(2-u)] ; \\ B = \begin{bmatrix} f(i-1,j-1) & f(i-1,j+0) & f(i-1,j+1) & f(i-1,j+2) \\ f(i+0,j-1) & f(i+0,j+0) & f(i+0,j+1) & f(i+0,j+2) \\ f(i+1,j-1) & f(i+1,j+0) & f(i+1,j+1) & f(i+1,j+2) \\ f(i+2,j-1) & f(i+2,j+0) & f(i+2,j+1) & f(i+2,j+2) \end{bmatrix} ; \\ C = [w(1+v) & w(v) & w(1-v) & w(2-v)]^T. \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: w 为三次插值核函数,公式为

$$w(\tau) = \begin{cases} 1 - 2|\tau|^2 + |\tau|^3, & |\tau| < 1 ; \\ 4 - 8|\tau| + 5|\tau|^2 - |\tau|^3, & 1 \leq |\tau| < 2 ; \\ 0, & |\tau| \geq 2. \end{cases} \quad (3)$$

式中: τ 为插值点和邻近点的相对距离,代指式(2)中的 $1+u, u, 1+v, v$ 等参数。

经过双三次插值处理,把原图 $900 \times 1\,200$ 像素降维到 600×800 像素,图像尺寸和细节特征仍保持原状。双三次插值降维过程如图 3 所示。



(a) 原始图像

(b) 插值后图像

图 3 双三次插值降维示意

Fig. 3 Diagram of bicubic interpolation for dimensionality reduction

1.3 图像灰度化及增强

在图像处理中,为简化数据,对图像进行灰度化处理^[9]。文中基于人眼对颜色敏感度的算法进行模拟,给彩色图像的红色(R)、绿色(G)、蓝色(B)通道赋予权重系数,逐个获取各像素点的数值,并进行灰度值的计算,公式为

参数提取过程的准确性和可比性,需统一不同来源目标图像的分辨率。在调整图像分辨率时,为避免图像出现扭曲、形变或拉伸等问题,按照原始图像的长宽比进行调整,确保图像在调整后仍保持原始比例和外观。采用双三次插值的方法统一图像分辨率,其输出的像素值是周围 16 个最近采样点的加权平均值。设 $x = i + u, y = j + v$, 其中 i, j 为浮点型插值点 (x, y) 的整数部分, u, v 为浮点型插值点的小数部分,插值点的像素灰度值 $f(x, y)$ 计算公式为

$$f(i+u, j+v) = A \times B \times C. \quad (1)$$

式中: A, B, C 分别为

$$I = 0.299R + 0.587G + 0.114B. \quad (4)$$

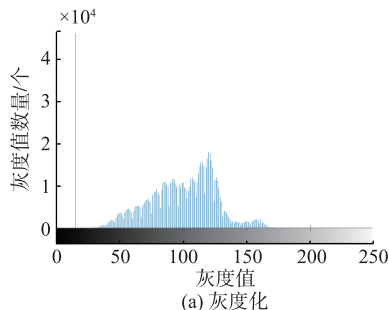
计算更新所有像素点后,达到图像灰度化的目的,处理后的图像更贴近人眼的视觉特性,能够更好地突出图像的纹理和结构特征。

图像灰度化后,导致西装整体与弊病褶皱部位的区分度下降,采用伽马变换增强图像^[10],对图像的每个像素值幂次变换以调整图像的亮度和对比度。伽马变换是一种对图像灰度进行非线性变换的方法,该方法可对图像上各个像素值做乘积运算,变换后的灰度值计算公式为

$$S = CI^\gamma. \quad (5)$$

式中: S 为图像增强后的灰度值; C 为灰度缩放系数,取值 1; γ 为伽马因子。

通过多次实验及直方图对比,发现 $\gamma = 1.6$ 时,变换后的效果最好,其目标图像的灰度直方图和伽马变换后的灰度直方图对比如图 4 所示。经过伽马变换的直方图在整个灰度范围内分布均匀,不会出现过曝或欠曝的情况,且具有良好的动态范围,能够表达丰富的细节和阴影。



(a) 灰度化

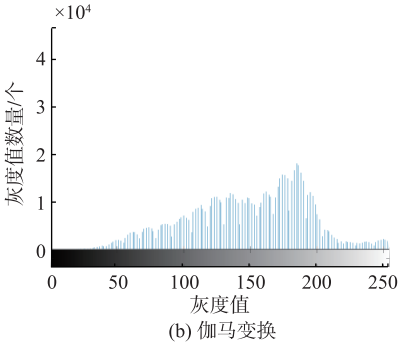


图 4 灰度直方图对比展示

Fig. 4 Gray histogram comparison display

1.4 图像阈值分割

对男西装弊病图像进行阈值分割可以突显褶皱走势,提高褶皱方向信息的提取精度。文中通过最大类间方差法对增强图阈值进行分割,其能够在全局范围内找到最优的分割结果,而不受初始阈值选择的影响^[11],完成的阈值分割效果如图 5 所示。



图 5 阈值分割效果

Fig. 5 Threshold segmentation effects

2 褶皱特征参数提取

图像预处理后,对弊病的褶皱进行特征参数提取,此环节复杂而关键,决定着后续弊病检测识别的准确性。不同的褶皱信息表征着不同的弊病类型,把抽象的褶皱具体化、数据化,便于后续训练识别。

2.1 褶皱方向指标

褶皱方向提取如图 6 所示。根据阈值分割后图像中凸显出的褶皱走向,画出走势线(见图 6 中的箭头线)。在数学软件 MATLAB 生成的二值图像上启用数据游标模式,选取走势线上的任意两点坐标,如图 6 中选取走势线两端的坐标点(275,353)和(476,509),计算走势线斜率,以此表示褶皱的方向参数指标。

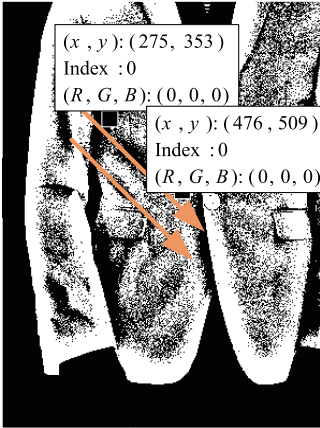


图 6 褶皱方向提取示意

Fig. 6 Schematic diagram of wrinkle direction extraction

2.2 褶皱宽度、深度及密度指标

平整的衣服产生褶皱后,光线在不同位置的反射和折射情况不同,导致褶皱凸起部分的灰度值较高,凹陷部分灰度值较低^[12]。文中在垂直于褶皱走势线的方向画一条贯穿的直线,称为参数线,为了使提取的参数更加标准统一,参数线均统一画在褶皱的中间区域,沿着该线生成指定部位的灰度曲线图,灰度曲线图上的起伏和波动信息可以代表褶皱的特征信息。褶皱参数线示意如图 7 所示。在特征参数提取过程中,部分图像的参数线(直线)并不能完全贯穿褶皱[见图 7(a)],因为弊病位置有两个褶皱,而参数线只包含一个褶皱,另一个褶皱的参数就无法在灰度曲线图上显示。文中对该种情况的图像做旋转处理,把褶皱的走势线旋转至水平状态,再沿着垂直于走势线的褶皱中间部位画参数线[见图 7(b)]。

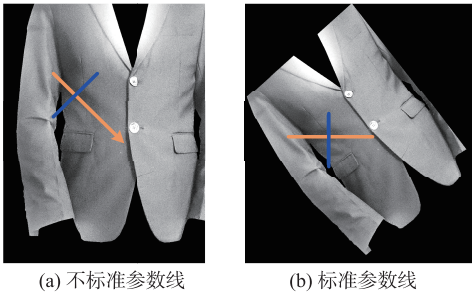


图 7 褶皱参数线示意

Fig. 7 Schematic diagram of wrinkle parameter lines

在参数线区域生成灰度曲线图,曲线的波动情况反映了褶皱的密集程度和宽度信息,起伏情况反映了褶皱的深度信息。褶皱宽度由灰度曲线图中两个波峰或波谷的横坐标差表示,褶皱深度由灰度曲线图中相邻波峰与波谷的纵坐标差表示,褶皱密度由完整的波峰-波谷-波峰的数量表示。

腰肋起裂弊病参数提取过程如图 8 所示。根据褶皱走势线绘制参数线,其范围从(553,583)到(553,840),生成横坐标为 553,纵坐标在 583~840 之间的灰度曲线图。图 8(b)为参数线区域灰度曲线图,与图 8(a)中点的纵坐标相对应,在 MATLAB 软件中选择数据游标,可得出图 8(b)中波峰 A,C,E 和波谷 B,D 的坐标。用 X_C-X_A , X_E-X_C 代表两个褶皱的宽度指标,用 Y_A-Y_B , Y_C-Y_D 代表两个褶皱的深度指标,最终弊病的宽度指标为 $[(X_C-X_A)+(X_E-X_C)]/2$ 个像素,深度指标为 $[(Y_A-Y_B)+(Y_C-Y_D)]/2$ 。根据该部位两个完整的波峰-波谷-波峰的数量(即 A-B-C 和 C-D-E),得出褶皱的密度指标为 2 个,对应实物图中 a~c 之间的褶皱和 c~e 之间的褶皱。综上可完成该弊病褶皱宽度、深度和密度的特征参数指标提取。

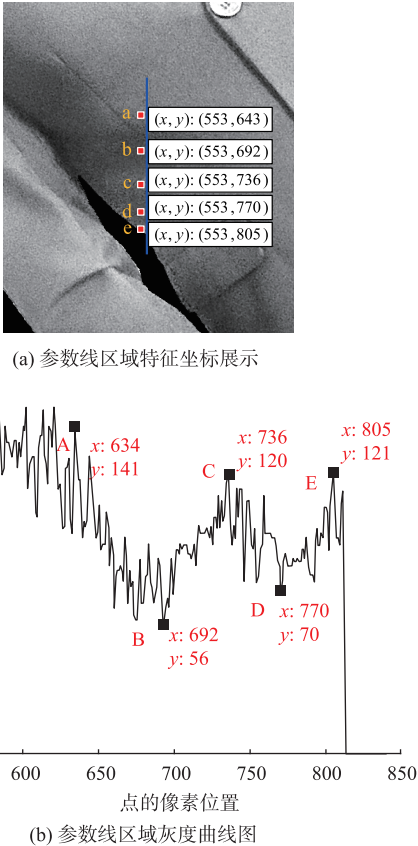


图 8 腰肋起裂弊病参数提取过程

Fig. 8 Schematic diagram of parameter extraction for waist and side seam splitting defects

2.3 褶皱部位编号指标

结合人体体型、弊病类型及西装结构特点,把西装按胸围线和腰围线分为上中下 3 部分。将胸围线以上区域用“0”表示,对应前肩起八字裂和前肩起斜绉两类弊病;将胸围线以下,腰围线以上区域用“-1”表示,对应驳头外口紧、大身起壳和腰肋起

裂 3 类弊病;将腰围线以下区域用“-2”表示,对应前腰起裂弊病。

3 男西装前身褶皱弊病的识别

3.1 基于粒子群算法的 BP 神经网络模型

3.1.1 粒子群算法 粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 是一种基于群体智能的搜索算法^[13],优势在于其简洁性和易调节性,适用于多种优化问题。PSO 在开始前会随机产生一群粒子,通过不断迭代搜索以找出最佳解决方案。每次迭代,粒子会跟踪 2 个“极值”(pbest, gbest)调整自己的状态。确定最优值后,粒子通过计算更新自己的速度和位置,具体公式为

$$v_i = v_i + c_1 \times \text{rand}() \times (\text{pbest} - x_i) + c_2 \times \text{rand}() \times (\text{gbest} - x_i);$$
$$x_i = x_i + v_i。$$

(6)

式中: $i=1,2,\cdots,N$ (N 为粒子总数); v_i 为粒子速度; pbest 为粒子 i 本身最优位置; gbest 为整个粒子群体的最优位置; x_i 为粒子当前位置; rand() 为(0,1)间的随机数; c_1, c_2 为学习因子, $c_1 = c_2 = 2$ 。

以式(6)为基础,生成 PSO 的一般形式,具体公式为

$$v_i = \omega \times v_i + c_1 \times \text{rand}() \times (\text{pbest}_i - x_i) + c_2 \times \text{rand}() \times (\text{gbest} - x_i)。$$

(7)

式中: ω 为惯性因子。通过动态调整 ω ,可以在全局和局部搜索能力之间取得更好的平衡,相比于固定值,动态 ω 能够获得更好的寻优结果。

3.1.2 融合粒子群算法的 BP 神经网络 BP(back propagation)神经网络作为常用于预测和分类的技术,在很多领域取得了不错的效果^[14]。但传统的 BP 神经网络在训练过程中存在收敛时间长,易陷入局部最优解的问题,影响了其在具体实践中的应用效果。PSO 中的粒子之间能够通过信息共享和合作,更好地在解空间寻优,防止 BP 神经网络陷入局部最优解^[15]。把 BP 神经网络的权重和偏置值作为粒子群的位置,通过粒子群的速度调整粒子位置,使得网络能够更快地优化,避免了梯度消失问题。PSO-BP 神经网络通过随机初始化粒子群,减轻对初始值的依赖,从而增加算法的鲁棒性。

PSO-BP 神经网络流程如图 9 所示。该过程主要利用粒子群算法确定 BP 神经网络初始的权值和阈值,适应度函数根据 BP 神经网络的训练目标定义。粒子群算法根据适应度函数寻找最优位置,以便初始化 BP 神经网络的最优权重和偏置值。

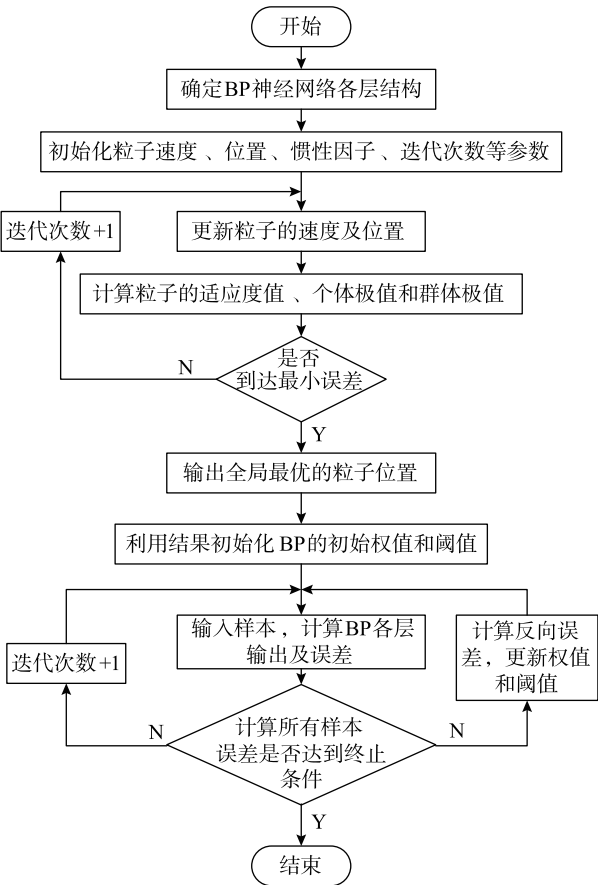


图 9 PSO -BP 神经网络流程

Fig.9 PSO -BP neural network process

3.2 数据准备及模型训练

3.2.1 数据准备 搭建好训练模型后,输入提取的特征参数,根据褶皱在西装前身不同部位的形态特征,提取褶皱宽度、褶皱深度、褶皱密度、褶皱方向和部位编号 5 个关键指标作为模型的输入,共计 60 个样本,每类弊病 10 个数据。具体提取的参数指标见表 1。

表 1 特征参数

Tab.1 Characteristic parameter

类型	部位编号	褶皱宽度	褶皱深度	褶皱密度	褶皱方向
1	0	32	26	1	2.562 5
1	0	31	10	3	0.523 8
1	0	30	9	1	0.800 0
1	0	28	9	1	3.833 3
1	0	63	4	1	1.977 3
1	0	22	21	3	2.258 1
1	0	29	25	2	1.255 8
1	0	36	44	1	0.854 2
1	0	35	55	1	1.944 4
1	0	45	25	1	1.173 1
2	0	21	17	2	-5.119 0
2	0	17	19	2	-6.412 7
2	0	15	19	3	-7.187 5

续表

类型	部位编号	褶皱宽度	褶皱深度	褶皱密度	褶皱方向
2	0	27	25	1	-7.656 4
2	0	15	8	1	-3.238 1
2	0	28	53	2	-3.384 6
2	0	15	39	2	-6.600 0
2	0	23	15	2	-4.409 1
2	0	23	17	2	-5.143 2
2	0	28	21	2	-6.124 5
3	-1	36	25	1	-1.875 0
3	-1	40	20	1	-1.200 0
3	-1	39	22	1	-1.266 7
3	-1	38	27	1	-1.428 6
3	-1	38	26	1	-1.415 6
3	-1	42	26	1	-1.226 2
3	-1	36	19	1	-1.427 0
3	-1	33	37	1	-1.012 0
3	-1	32	16	1	-1.050 8
3	-1	32	20	1	-1.074 6
4	-1	40	50	2	1.079 5
4	-1	41	36	3	0.977 3
4	-1	38	13	1	1.238 1
4	-1	29	22	4	0.733 3
4	-1	30	26	2	0.979 8
4	-1	25	28	2	1.217 9
4	-1	36	20	1	1.362 6
4	-1	35	18	2	1.346 9
4	-1	29	7	3	1.362 3
4	-1	31	15	2	1.245 8
5	-1	14	16	4	-1.040 5
5	-1	31	42	2	-0.959 5
5	-1	23	7	1	-0.018 9
5	-1	21	22	2	-0.655 2
5	-1	31	31	2	-0.572 9
5	-1	29	24	2	-1.295 5
5	-1	42	54	2	-0.821 4
5	-1	17	6	2	-1.390 2
5	-1	25	15	2	-1.105 3
5	-1	19	24	2	-1.717 4
6	-2	70	22	1	1.326 9
6	-2	47	17	1	1.122 6
6	-2	44	12	1	1.039 2
6	-2	52	36	1	0.979 0
6	-2	33	12	1	1.057 5
6	-2	37	30	1	0.707 5
6	-2	37	17	1	2.212 1
6	-2	53	13	1	2.471 7
6	-2	56	14	2	1.500 0
6	-2	48	22	1	1.234 6

3.2.2 模型训练 在网络模型中隐藏层的节点数表示为

$$h = \sqrt{m + n} + a \tag{8}$$

式中: m 为输入层节点数; n 为输出层节点数; a 为 $[1,10]$ 内的常数。

文中输入层和输出层节点数为 6,根据公式可知,隐藏层的节点数范围在 $[4,13]$ 之间,经过多次实验,得出 $h=8$ 时效果最好。在数据训练过程中,多次对训练参数、最大迭代次数、种群数量等进行设置,最终网络模型参数设置见表 2。

表 2 网络模型参数

Tab. 2 Table of network model parameters

参数名	参数值
网络结构	<6,8,6>
隐藏层激活函数	Sigmoid
输出层激活函数	Softmax
目标误差	1×10^{-6}
最大训练数	1 000
学习率	0.01
粒子搜索范围	$[-3,3]$
种群数量	10
最大迭代次数	30

3.3 结果分析

通过网络模型输出的训练集、测试集准确率及外部验证准确率,去评价算法改进前后的模型质量。网络模型准确率如图 10 所示。由图 10 可以看出,传统 BP 神经网络测试集准确率约 91.7%,PSO-BP 神经网络测试集准确率为 100%。

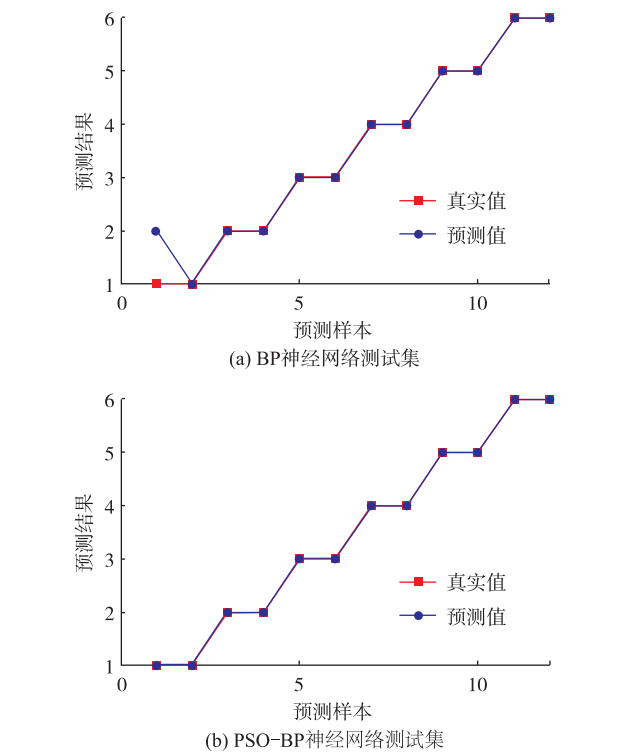


图 10 网络模型准确率示意

Fig. 10 Schematic of the accuracy of the network model

为了确定模型在新数据集上的训练效果,增加模型可信度,使用训练数据外提取的西装弊病参数对模型进行外部验证,优化的 BP 神经网络外部验证数据见表 3。预测准确率如图 11 所示。由图 11 可以看出,PSO-BP 神经网络外部验证准确率为 100%。

表 3 外部验证特征参数

Tab. 3 External verification feature parameter

样本	特征 1	特征 2	特征 3	特征 4	特征 5	类型
1 [#]	0	36	15	1	2.477 3	1
2 [#]	-2	25	27	2	-1.259 5	5
3 [#]	-2	32	19	2	1.379 8	4
4 [#]	-1	35	23	1	1.025 9	3
5 [#]	-2	36	33	2	-0.872 9	5
6 [#]	0	27	23	1	1.573 1	1
7 [#]	-3	52	16	1	-1.471 5	6
8 [#]	-3	48	17	2	-1.231 4	6
9 [#]	0	25	18	2	-5.214 6	2
10 [#]	0	18	20	2	-6.125 2	2

图 11 PSO-BP 神经网络外部验证准确率示意

Fig. 11 Illustration of external verification accuracy of PSO-BP neural network

准确率是最常用的评估指标之一,越接近 100%,模型的性能越好。实验结果表明,文中改进的 PSO-BP 神经网络的模型预测精度与传统算法相比显著提高,网络模型具有良好的鲁棒性和通用性,能够替代专业版师的经验进行分析,可准确有效地检测到西装前身褶皱弊病。

4 结 语

针对西装定制行业的需求,增加新技术在服装弊病修正方面的应用,提出了一种有效的西装弊病识别方法。通过目标提取、图像分辨率统一、图像灰度化、伽马变换及阈值分割等图像处理技术对西装前身弊病图像进行处理;绘制褶皱弊病局部灰度图提取特征参数;创建基于粒子群算法优化的 BP 神经网络模型实现男西装前身褶皱弊病的识别及检测。提升西装弊病识别方面的自动化能力,减少对专业人士的依赖,降低成本。为服装企业大批量

成衣弊病检测及修正技术提供了参考。

参考文献:

[1] AGEWALL S. A tailor-made suit always fits best [J]. European Heart Journal Cardiovascular Pharmacotherapy, 2023, 9(3): 199-200.

[2] 彭会齐,陈敏之. 基于 YOLOv8 的女西裤板型弊病检测与修正 [J]. 服装学报, 2024, 9(1): 27-35.

PENG Huiqi, CHEN Minzhi. Detection and correction of women's pants pattern defects based on YOLOv8 [J]. Journal of Clothing Research, 2024, 9 (1): 27-35. (in Chinese)

[3] 张蒙蒙. 基于褶皱图像识别的着装合体性研究 [D]. 青岛: 青岛大学, 2019: 33-35.

[4] DENG N, WANG Y L, XIN B J, et al. A novel objective wrinkle evaluation method for printed fabrics based on multi-view stereo algorithm [J]. The Journal of the Textile Institute, 2022, 113(3): 367-377.

[5] 焦雪莹. 基于轮廓扫描法对着装布面褶曲外观的表征与仪器开发 [D]. 上海: 东华大学, 2019: 23-25.

[6] 李晶晶. 服用面料褶曲外观表征与测试方法 [D]. 上海: 东华大学, 2020: 23-25.

[7] 庾武, 郝潇潇, 郭鑫, 等. 基于褶皱特征参数的男西装袖弊病类别的自动识别 [J]. 现代纺织技术, 2023, 31 (2): 47-54.

TUO Wu, HAO Xiaoxiao, GUO Xin, et al. Automatic identification of male suit sleeve drawback categories based on pleated feature parameters [J]. Advanced Textile Technology, 2023, 31(2): 47-54. (in Chinese)

[8] LIAO D H, YIN M S, YI J Q, et al. A nondestructive testing method for detecting surface defects of Si₃N₄-Bearing cylindrical rollers based on an optimized convolutional neural network [J]. Ceramics International, 2022, 48(21): 31299-31308.

[9] 庾武, 王晓玉, 高雅昆, 等. 基于改进边缘检测算法的服装款式识别 [J]. 纺织学报, 2021, 42 (10): 157-162.

TUO Wu, WANG Xiaoyu, GAO Yakun, et al. Clothing style identification based on improved edge detection algorithm [J]. Journal of Textile Research, 2021, 42 (10): 157-162. (in Chinese)

[10] 胡易, 邹立, 咎世良, 等. 基于暗通道和伽马变换的水下图像增强 [J]. 电光与控制, 2021, 28(3): 81-85.

HU Yi, ZOU Li, ZAN Shiliang, et al. Underwater image enhancement based on dark channel and gamma transform [J]. Electronics Optics and Control, 2021, 28(3): 81-85. (in Chinese)

[11] QINGGE L T, ZHENG R, ZHAO X B, et al. An improved Otsu threshold segmentation algorithm [J]. International Journal of Computational Science and Engineering, 2020, 22(1): 146.

[12] 李加雷, 郑学良. 小径管手工氩弧焊气孔和氧化皮射线图像特征 [J]. 化工装备技术, 2024, 45(1): 60-63.

LI Jialei, ZHENG Xueliang. Characteristics of X-ray images of pores and oxide skin in manual argon arc welding of small diameter pipes [J]. Chemical Equipment Technology, 2024, 45(1): 60-63. (in Chinese)

[13] WANG D S, TAN D P, LIU L. Particle swarm optimization algorithm: an overview [J]. Soft Computing, 2018, 22(2): 387-408.

[14] CUI K, JING X. Research on prediction model of geotechnical parameters based on BP neural network [J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31 (12): 8205-8215.

[15] 张博文, 闫德安, 和鹏越, 等. 基于 PSO-BP 神经网络模型的 654SMO 热变形行为预测 [J]. 钢铁研究学报, 2024, 36(3): 368-377.

ZHANG Bowen, YAN Dean, HE Pengyue, et al. Prediction of thermal deformation behavior of 654SMO based on PSO-BP neural network model [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2024, 36(3): 368-377. (in Chinese)

(责任编辑:张 雪)