

改进型BP网络在男西服规格尺寸自动生成上的应用

王竹君, 李婷玉, 邢英梅, 叶汇元

(安徽工程大学 纺织服装学院, 安徽 芜湖 241000)

摘要:男西服规格尺寸设计对成衣的合体性和板型有着直接的影响,在现今的服装企业中,这项工作对制板师的经验依赖程度比较高,容易因人员流动影响成衣质量。随着人工神经网络等人工智能技术的发展,本文构建了一种可用于男西服规格尺寸设计的改进型BP神经网络模型,并探讨和分析了隐含层神经元数、传递函数、动量因子等影响神经网络性能的关键因素,经过多次仿真测试,表明利用改进型BP网络可以实现由人体关键部位的净体数据自动生成男西服成衣规格尺寸。若经过进一步完善,此方法还能应用于其他服装品种的规格尺寸设计,有利于提高服装企业的制板效率和成衣的适体率。

关键词:男西服;规格尺寸;BP神经网络;自适应学习率的BP算法

中图分类号:TS941.718

文献标识码:A

文章编号:2095-414X(2014)06-0036-04

男西服的合体性和板型很大程度上取决于其规格尺寸^[1]。而男西服规格尺寸设计对制板师的经验依赖度很高。一旦有经验的制板师离职,势必会对企业产品产生不同程度的影响。人工神经网络是一种模拟人类大脑活动的人工智能技术,具有良好的非线性、输入输出映射、自适应性等性能。目前人工神经网络在纺织服装领域的应用主要是在:纤维分类、纱线与织物生产、纱线与织物性能预测、织物疵点、可缝性、缝口性能等性能预测、服装合体度和舒适性预测等^[2,3]。然而,目前利用人工神经网络实现由人体数据自动生成服装样板尺寸的研究尚比较少。本文运用改进型BP神经模型来学习和模拟制板师进行男西服结构设计的经验,以实现男西服规格尺寸的计算机自动生成,提高制板效率和服装适体性。

1 改进型BP神经网络的算法原理

1.1 BP神经网络的标准训练算法

标准的BP网络沿着误差性能函数梯度的反方向修改权值,属于最速下降法。对于实值函数 $F(x)$,如果 $F(x)$ 在某点 x_0 处有定义且可微,则函数在该点处沿着梯度相反下降最快。所以,使用梯度下降法时,先要计算函数在某点的梯度,再沿梯度的反方向以一定步长调整自变量的值。

假设 $x_1 = x_0 - \eta \nabla F(x_0)$,当步长 η 足够小时,则有:

$$F(x_1) < F(x_0) \quad (1)$$

因此,只需给定一个初始值 x_0 和步长 η ,根据

$$x_{n+1} = x_n - \eta \nabla F(x_n) \quad (2)$$

反复迭代,就可得到函数的最小值。对于可微函数,最速下降法是求最小值或极小值最有效的一种方法。

但是,最速下降BP法的缺陷主要表现在:如果最小值附近比较平坦,算法将会收敛缓慢;如果函数包含多个极小值,算法容易陷入局部极小值,而没有达到全局最小值。因此,本研究采用一种改进的最速下降BP法对网络进行训练,即自适应学习率并附加动量因子的BP算法。

1.2 改进型BP神经网络的训练算法

在标准的最速下降BP法中,学习率是一个常数,对网络性能影响巨大,如果学习率过小,则收敛速

作者简介:王竹君(1982-),男,讲师,硕士,研究方向:数字化服装与服饰品设计。

基金项目:国家级大学生创新创业训练计划项目(201210363124);安徽省高等学校省级优秀青年人才基金项目(2012SQRL089);安徽省大学生创新创业训练项目(AH201310363304);教育部教育信息中心计算机辅助技术教育课题(CAXC-13A-33);安徽工程大学青年科研基金项目(2007YQ050);安徽工程大学校级本科教学质量提升计划项目(2014jyxm21)。

度慢; 如果学习率过大, 则容易出现震荡。而自适应学习率的 BP 法是通过观察误差的增减来判断的。当误差以减小的方式趋于目标时, 说明修正的方向是正确的, 可增加学习率; 反之, 说明前一步修正进行得不正确, 应该减小学习率, 并撤销前一步修正过程。学习率的增减通过乘以一个增/减量因子实现:

$$\eta(n+1) = \begin{cases} k_{inc} \eta(n) & e(n+1) < e(n) \\ k_{dec} \eta(n) & e(n+1) > e(n) \end{cases} \quad (3)$$

同时, 在标准 BP 算法的权值更新阶段引入动量因子 α ($0 < \alpha < 1$), 使权值修正值变为:

$$\Delta\omega(n) = -\eta(1-\alpha)\nabla e(n) + \alpha\Delta\omega(n-1) \quad (4)$$

与标准的最速下降 BP 法相比, 式 (4) 多了一个因式 $\alpha\Delta\omega(n-1)$, 它表示, 本次权值更新的方向和幅度不但与本次计算所得的梯度有关, 还与上一次更新的方向和幅度有关, 使权值的更新具有一定惯性, 并具有了一定的抗震荡能力和加快收敛的能力。

2 BP 神经网络的设计

2.1 神经网络的层数

理论上, BP 神经网络属于多层前向型神经网络, 可包含多个隐含层, 但在大多数实际应用的场合, 1 个隐含层即可满足要求。此外, 过多的隐含层会增加网络的复杂性, 降低神经网络的推广性。因此, 本文所构建的是具有 3 层网络结构 BP 神经网络。

2.2 输入层和输出层神经元

选择男西服样板设计所需的人体净体数据作为输入神经元, 即: 全臂长、肩峰间隔、颈围、背长、腹围、腰围、胸围、上臂围。为保证数据的精确性, 这 8 个部位的数据均是通过三维人体扫描技术所采集。

在 BP 神经网络中, 通常输入层与输出层的神经元数不宜相差过大, 否则容易导致网络收敛速度变慢, 网络输出误差增加。因此, 本文取后衣长、颈围、胸围、中腰、袖肥、肩宽、袖长等 7 个部位的男西服成衣规格尺寸作为输出神经元。

2.3 训练样本集和仿真测试样本集

本文通过三维人体测量获取成年男性样本中选取 30 个人体样本, 其背长、胸围、全臂长等 8 个人体部位的净体数据作为输入, 其对应的后衣长、胸围、袖长等 7 个部位的男西服成衣规格尺寸为输出, 组成样本集。而后在样本集中, 抽取 14 个典型样本作为训练样本集, 训练神经网络, 最后将剩余的 16 个样本输入网络进行测试, 检验 BP 神经网络模型的性能。

2.4 数据的归一化

为了消除由于不同量纲对 BP 网络训练误差影响差异。本文首先对训练样本集的数据进行归一化处理, 公式为:

$$y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (5)$$

其中, y_i 为标准化的数据, x_i 为原始数据。

3 影响 BP 神经网络模型性能的因素分析

3.1 隐含层神经元数

隐含层神经元的个数对 BP 网络的性能有很大的影响。通常采用经验公式给出估计值:

$$n_1 = \sqrt{n+m} + a \quad (6)$$

其中, m 为输出层神经元的个数, n_1 为隐含层神经元的个数, n 为输入层神经元的个数, a 为 [1, 10] 之间的常数。依据前面的设计, 可知解决本文实际问题的隐含层神经元数应该在 5-14 个之间。因此, 设计一个隐含层神经元数目可变的 BP 网络, 通过误差对比, 确定最佳的隐含层神经元个数, 并检验隐含层神经元个数对网络性能的影响。不同隐含层神经元数的神经网络性能见表 1。

表 1 不同隐含层神经元数的神经网络性能

隐层神经元数	网络误差	训练步数	训练时间
5	0.674	16967	2' 39"
6	0.310	8782	1' 20"
7	0.511	2097	19"
8	0.294	7881	1' 12"
9	0.167	11602	1' 47"
10	0.211	17149	2' 43"
11	0.0208	17684	2' 51"
12	0.238	6631	1'
13	0.121	7028	1' 04"
14	0.0151	12171	1' 24"

由表 2 可知，随着隐含层神经元个数的越多，网络训练的误差总体呈现下降的趋势，当隐含层神经元的个数达到 14 时，BP 神经网络的误差最小。

3.2 传递函数

BP 网络的传递函数必须可微，所以 BP 网络一般使用 Sigmoid 函数或线性函数作为传递函数。根据输出值是否包含负值，Sigmoid 函数又可分为 tansig 函数和 logsig 函数。根据本文所设计 BP 神经网络模型的 3 层结构，可有 4 种不同的传递函数组合方式，即：tansig, tansig; logsig, tansig; tansig, logsig; logsig, logsig。表 3 为不同传递函数组合方式下的神经网络性能。

表 2 不同传递函数组合的神经网络性能

不同传递函数组合	tansig, tansig	tansig, logsig	logsig, tansig	logsig, logsig
网络误差	0.0000528	0. 000388	0.0000636	0.0001090
训练步数	30000	5870	30000	16722
训练时间	5' 01"	1' 20"	5' 02"	2' 41"

由上表可看出，在最优隐层节点数为 14 的函数模型下，传递函数组合 tansig, logsig，能使误差控制到最小，且步骤最少所需时间最短。

表3 不同动量因子的神经网络性能

动量因子	网络误差	训练步数	训练时间
0.1	0.398	/	4' 05"
0.15	0.371	/	4' 09"
0.2	0.304	/	5' 02"
0.25	0.392	/	4' 11"
0.3	0.484	/	5' 04"
0.35	0.287	/	4' 08"
0.4	0.407	19880	5' 06"
0.45	0.613	/	4' 05"
0.5	0.270	19430	4' 45"
0.55	0.416	/	4' 13"
0.6	0.699	/	4' 07"
0.65	0.346	/	4' 02"
0.7	0.898	23580	4' 04"
0.75	0.761	/	4' 02"
0.8	0.610	20178	4' 02"

3.3 动量因子

本文采用自适应学习率并附加动量因子的 BP 算法训练神经网络,学习率由网络自行决定,而动量因子则需要人为设定,在具体应用,通常根据经验取 0.1–0.8。为更好评析动量因子对网络性能的影响程度,确定最佳的动量因子,设计如下一个动量因子可变的神经网络,通过网络的性能对比,确定最佳的动量因子,并检验动量因子对网络性能的影响。不同动量因子的神经网络性能如表 3 所示。

由表 3 对比可知,当动量因子为 0.5 时,在所设定训练步数内达到了网络设定的精度,网络误差值最小,且相比较而言所需时间并不算长,因此本课题将动量因子 α 值定为 0.5 最佳。

图 1 为隐含层神经元数为 14,传递函数组合方式为“tansig, logsig”,动量因子为 0.5 时所构建的 BP 神经网络的性能曲线。

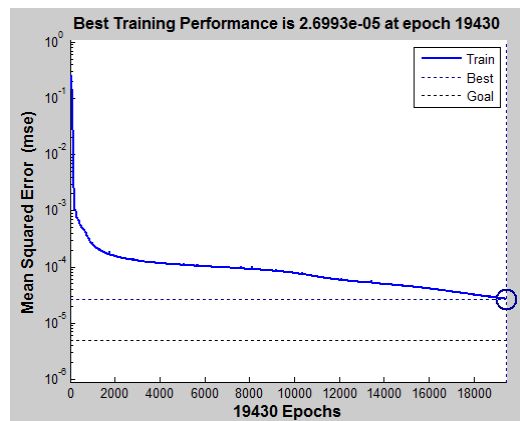


图1 改进型BP神经网络性能曲线

4 结语

本文针对男西服,提出了一种基于改进型 BP 神经网络模型的男西服规格尺寸设计方法。通过对数据进行多次训练测试,及对影响神经网络性能的因素进行多重对比分析,有不同隐层节点数的分析、不同传递函数的分析、不同动量因子的分析等,从而找到误差最小、性能最优的参数关系,实现了由人体关键部位的净体数据自动生成男西服成衣规格尺寸,结果初步显示,本文所建立的神经网络模型具有较高的精确度,能提高打板效率和精度,为大规模量身定制生产探索了一条新的思路。同时,相信经过更多的科学实验和数据训练,该方法将得到进一步的完善,也可应用于其他服装品种的规格尺寸设计。

参考文献:

- [1] 谢红,余言丽. 女衬衫大规模定制系统的成衣参数设计研究[J]. 上海纺织科技, 2012, 40 (3): 37–39.
- [2] 朱江晖,阎玉秀. 女套装上衣尺寸自动生成系统的建立与实现[J]. 纺织学报, 2011, 32 (9): 142–146.
- [3] Kenji S. Artificial neural networks—industrial and engineering applications[M]. InTech: India. 2011. 1–30.
- [4] Haykin S. Neural networks and Learning Machines[M]. Pearson Education Inc: New Jersey. 2009. 1–46.
- [5] 黄海峤,莫碧贤,郭绮莲,等. 从三维人体扫描生成服装样板[J]. 纺织学报, 2010, 31 (9): 132–136, 142.
- [6] 庾武,陈谦. 基于改进 BP 神经网络的西服肩袖造型研究[J]. 纺织学报, 2010, 31 (8): 113–116.
- [7] 吴俊,温盛军. BP 神经网络在西服样板设计中的应用[J]. 纺织学报, 2008, 29 (9): 113–116.
- [8] 胡觉亮,董建明,何瑛,等. 基于人工神经网络的服装结构设计[J]. 纺织学报, 2006, (2): 49–52.
- [9] 夏明,张文斌. 定制服装样板快速生成技术研究[J]. 纺织科技进展, 2006, (1): 83–85.
- [10] 吴俊,王东云,温盛军. 基于神经网络的裤装样板设计[J]. 纺织学报, 2004, (8): 102–104.

Application of An Innovative BP Neural Network on Auto-generating Specifications of Men's Suit

WANG Zhu-jun, LI Ting-yu, XING Ying-mei, YE Hui-yuan

(College of Textile and Apparel, Anhui Polytechnic University, Wuhu Anhui 241000, China)

Abstract: The fitness and pattern shape of men's suit depend on the design of its specification. In apparel enterprises of modern times, the design of specifications of men's suit relies on the experience of pattern makers, and the quality of men's suit may be influenced easily by dismissal of experienced pattern makers. With the development of artificial intelligence and its application in textile industry, an innovative BP neural network model was built to auto-generate specifications of men's suit. Afterwards, the factors influencing the performances of BP neural network model, such as the numbers of neurons in hidden layer, the transfer function and momentum terms, were analyzed. After simulation testing, it was indicated that it was feasible to auto-generate specifications of men's suit by an innovative BP neural network model. And this method could also be applied to design specifications of other varieties of clothing, which is conducive to improving work efficiency of pattern-making and apter rate of men's suit.

Key words: Men's Suit; Specification; BP Neural Network; Variable Learning Rate BP Algorithm