

文章编号:0253-9721(2006)02-0049-04

基于人工神经网络的服装结构设计

胡觉亮¹,董建明¹,何瑛²,邹奉元²

(1.浙江理工大学 理学院,浙江 杭州 310018;2.浙江理工大学 服装学院,浙江 杭州 310018)

摘要 平面服装结构设计是一个非常复杂的过程,样板师通常要通过多年的反复实践才能得到宝贵的经验。使用人工神经网络 BP 算法模拟样板师的经验和技能,用于女西裤的纸样设计,实现了从净体尺寸到成衣尺寸的自动映射,并且具有较高的映射精度。实验结果证实了该方法的有效性。

关键词 量身定做系统;服装结构设计;BP 算法

中图分类号:TS941.52 文献标识码:A

Garment pattern design based on artificial neural network

HU Jue-liang¹, DONG Jian-ming¹, HE Ying², ZOU Feng-yuan²

(1. Institute of Science, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

2. Institute of Fashion, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract Flat pattern design is a very complex process. A pattern master has to take years to gain valuable experience through repeated practice. The method using BP algorithm of ANN to simulate the pattern master's experience and technique is proposed and used in the flat pattern design of women trousers. This method realizes automatic mapping from the body measurement to the garment size with higher accuracy. Experimental results show that this method is feasible.

Key words made-to-measure; garment pattern design; BP algorithm

量身定做系统(made-to-measure, MTM)在服装行业的应用前景十分广阔,因合体性依然是消费者对个性化服装最基本的要求^[1]。量身定做系统的核心是根据顾客人体数据信息快速生成适合该顾客的样板,并形成与顾客体型高度吻合的成衣。然而,量身定做系统操作过程中服装纸样的生成^[2],一般需要借助样板师的经验。样板师通常要通过多年的反复实践才能获得宝贵的平面结构设计经验,这使得量身定做系统对样板师的依赖性较大,从而制约了它的发展,至今未获得较大的改善。

本文在借助美国[TC]²三维人体测量仪^[3]获得较为精确的人体净体尺寸的前提下,运用人工神经网络技术模拟样板师的经验和技能,对女装作初步研究,将该方法应用于女西裤纸样设计中,通过输入女性下体关键部位的净体尺寸,直接得到在裤装

纸样设计过程中所需的成衣数据。

1 人工神经网络算法概述

人工神经网络(artificial neural network)是对生物和人脑神经系统微观生理结构的一种模拟^[4],是由多个非常简单的处理单元彼此按某种方式相互连接而形成的复杂的计算网络系统。研究结果显示,神经网络具有人脑功能的基本特征:学习、记忆和归纳,而且可以用来逼近任意复杂的非线性系统,所以近年来得到了广泛的研究和应用。

前馈神经网络是人工神经网络结构中非常重要、应用最为广泛的一种模型结构。针对前馈神经网络,目前有很多的学习算法,EBP(error back propagation)算法(简称 BP 算法)是其中一种运用广

收稿日期:2005-06-24 修回日期:2005-09-16

基金项目:浙江省教育厅资助项目(20031165)

作者简介:胡觉亮(1958-),男,教授。主要研究领域包括运筹及组合优化算法研究、数字服装及服装企业信息化研究等。

泛且理论上能够逼近任意非线性函数的算法。图 1 为 3 层前馈神经网络的 BP 结构图。

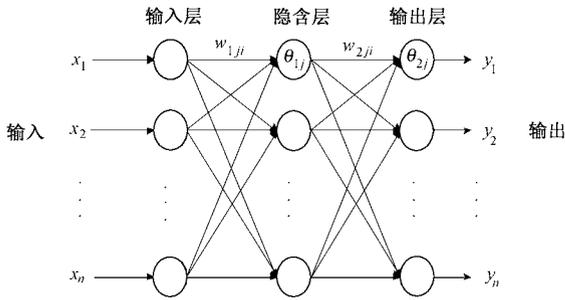


图 1 3 层前馈神经网络的 BP 结构图

如图 1 所示,网络分为输入层、隐含层、输出层,隐含层可以是一个,也可以是多个。 (x_1, x_2, \dots, x_n) 为输入向量, (y_1, y_2, \dots, y_n) 为输出向量, w_1, w_2 分别为输入层与隐含层,隐含层与输出层连接权值矩阵, θ_1, θ_2 为隐含层和输出层的阈值。

BP 算法的学习过程分为 2 部分:1) 正向传播过程,输入向量从输入层经隐含层处理后传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层的神经元状态。输入层单元以 i 编号,隐含层以 j 编号,输出层以 k 编号,则隐含层输出为 $O_j = f\left(\sum_i w_{1ji} O_i + \theta_{1j}\right)$ (O_i 即为输入向量),同理,输出层输出为

$$O_k = f\left(\sum_j w_{2kj} O_j + \theta_{2k}\right)$$

式中, f 为激励函数,一般采用 Sigmoid 函数 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 。

2) 误差反向传播过程,将误差信号沿原来的神经元连接通路返回,返回过程中,逐一修改各层神经元连接的权值。这个过程是使网络实际输出与希望输出之间的误差平方和 E 最小化来完成,根据梯度下降法导出各个权重系数的调整量。误差平方和 E 为

$$E = \frac{1}{2} \sum_p \sum_k (y_{pk} - O_{pk})^2 \quad (p \text{ 为样本数编号})$$

反传误差:

$$\delta_k = (y_k - O_k) f'\left(\sum_j w_{2kj} O_j + \theta_{2k}\right) \Rightarrow$$

$$\delta_k = (y_k - O_k) O_k(1 - O_k) \quad (\text{输出层})$$

$$\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_k \delta_k w_{2kj} \quad (\text{隐含层})$$

权值修正:

$$\Delta w_{1ji}(t+1) = \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta w_{1ji}(t)$$

$$\Delta w_{2kj}(t+1) = \eta \delta_k O_j + \alpha \Delta w_{2kj}(t) \quad (1)$$

阈值修正:

$$\Delta \theta_{1j}(t+1) = \eta \delta_j + \alpha \Delta \theta_{1j}(t)$$

$$\Delta \theta_{2k}(t+1) = \eta \delta_k + \alpha \Delta \theta_{2k}(t) \quad (2)$$

式中, η 为学习率,学习率越大,权值的改变量也越大,能够加快网络的训练过程,但结果可能产生振荡。为了增大学习率的同时不至于产生振荡,一般在权值和阈值修正量中加入动量项 $\alpha \Delta w_{1ji}(t)$, $\alpha \Delta w_{2kj}(t)$, $\alpha \Delta \theta_{1j}(t)$, $\alpha \Delta \theta_{2k}(t)$, α 为动量常数,它决定过去权重的变化对当前权重变化的影响程度。

通过网络训练,误差 E 达到要求后,各节点间互联权值就完全确定,此时网络就可以进行相关的应用。

2 基于 BP 算法的服装结构设计方法

在传统的服装结构设计方法中,样板师大都依赖主观经验设计服装纸样。我国现行的服装纸样设计方法众多,比如:海峰免计算剪裁法^[5]、服装母型剪裁法、王海亮的服装制图技巧等,各方法都是对多年实践经验的总结,具有一定的合理性和可借鉴性。然而,现有的打板方法往往所涉及的人体尺寸相对单一,提供的制图数据也相对较少,对于人体这样的复杂结构,企业很难设计出品质更高且高度适合个体的成衣,所以在现行的服装定制模式中,样板师往往是通过自己的经验根据个体消费者的体型特征对基本样板进行微调,这将直接导致定制生产的低效率和产品质量不稳定。

因此,若是能将样板师的经验通过计算机模拟和量化再现,用计算机来获得个体打板所需要的数据,将大大减少样板师的工作量。因神经网络可以用来模拟人脑神经细胞的功能,而且具有较强的存储和学习能力,可以充分逼近复杂的非线性关系,故采用人工神经网络 BP 算法对样板师的非线性经验进行学习和模拟以指导女西裤纸样的设计。

2.1 神经网络输入输出向量的确定

在传统的女西裤纸样设计中,所需的制图数据一般有臀围、腰围、裤长、裤脚口、直裆、前横裆、后横裆、后裆斜量、后裆起翘量等;所需的下身净体尺寸一般为净臀围、净腰围和身高。基于女性下体的复杂性,只考虑少数几个净体尺寸是不足以充分反映女性下体特征的^[6],继而影响成衣尺寸制定的合理性。

实验在分析人体下身特征的基础上,充分考虑制图需要,所需成衣数据为腰围、臀围、脚口、直裆、

腰围高、臀围高、膝高、裤长松量、后臀翘角度、前横裆、后横裆、后裆斜量、腹凸量、前省总量、后腰省总量和起翘量;与这些作图数据相关的人体净体尺寸为净腰围、净臀围、净直裆、腰围高、臀围高、左膝高、后臀翘角度、腰前距、腰后距、臀前距、臀后距和腹前距。

由于部分人体净体数据具有很强的相关性,去掉那些可以直接从净体尺寸中得到或比较容易计算的数据,本文设定神经网络的输入和输出为:1)输入向量包括净腰围、腰围高、腰前距、腰后距、净臀围、臀围高、臀前距、臀后距、后臀翘角度、净直裆、腹前距;2)输出向量包括腰围、臀围、直裆、前横裆、后横裆、后裆斜量、前省总量、后腰省总量、起翘量。

2.2 训练样本集的确定

神经网络的性能与训练样本的选取紧密相关,适当数量的可靠样本是非常需要的。本文训练样本来自浙江理工大学服装学院人体工程研究室,首先用美国[TC]²三维人体测量仪分批对250名不同体型的青年女性进行了净体尺寸的测量采样,然后样板师对这250个个体进行女西裤的样板制作,并通过多次修改样板和部分制作样衣操作得到了250个比较合体的纸样。把这250个个体的净体尺寸作为输入以及与之对应的纸样的成衣尺寸作为输出,从而组成网络的训练样本集。将其中200个作为训练样本,50个作为测试样本。

由于神经网络BP算法采用Sigmoid函数作为激励函数,而Sigmoid函数的输出值在(0,1)之间,所以对输出向量必须归一化。另一方面,由于输入向量各特征单位并不全都一致,所以输入向量也必须归一化。实验采用以下二式对样本(X_p, X_p)进行归一化:

$$X(p, i) = (X_{act}(p, i) - X_{min}(i) \times 0.9) / (X_{max}(i) - X_{min}(i)) + 0.05 \quad (3)$$

$$Y(p, i) = (Y_{act}(p, i) - Y_{min}(i) \times 0.9) / (Y_{max}(i) - Y_{min}(i)) + 0.05 \quad (4)$$

式中, $X(p, i), Y(p, i)$ 为训练样本值; $X_{act}(p, i), Y_{act}(p, i)$ 为样本实际值; $X_{min}(i), Y_{min}(i)$ 为训练样本集中*i*结点的最小值; $X_{max}(i), Y_{max}(i)$ 为训练样本集中*i*结点的最大值。

测试样本在神经网络测试后通过式(3)、(4)的变换还原到实际值。

3 实验及结果分析

3.1 模型参数设定

采用图1所示网络结构,输入层、输出层节点数为11和9(如2.1所述),隐含层节点数取10(根据经验公式: $n_1 = \sqrt{n + m + \omega}$,式中*n, m*分别为输入、输出层节点数, ω 为0~10之间的常数)^[7]。

学习率 η 为0.9,动量常数 α 为0.7,权值 w_1, w_2 ,阈值 θ_1, θ_2 初始值为[-1, 1]区间内的随机数。

3.2 实验结果及分析

网络训练的结果如图2、3所示。

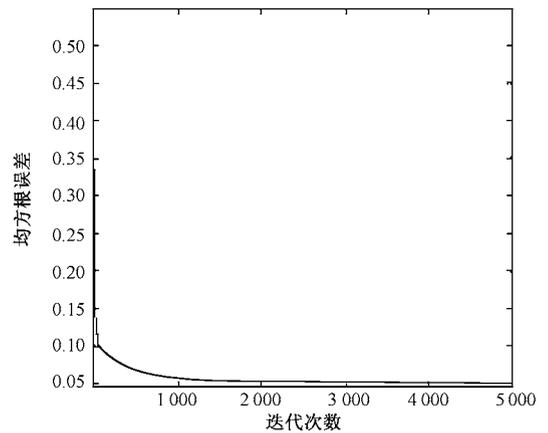


图2 网络训练误差曲线图

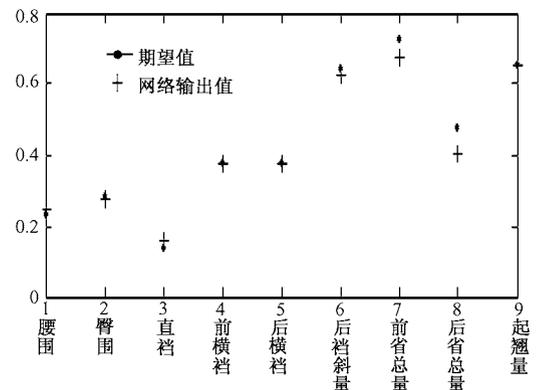


图3 网络实际输出与期望输出比较(体型1)

图2为BP算法的训练误差曲线,均方根误差在训练5000次后达到了0.0501,满足误差允许范围。通过对50个测试样本的测试,在裤装结构设计允许的误差范围内,实验模型对裤装结构设计的准确设计率达到了88%,泛化性能较好。选取部分测试样本比较如下(见表1)。

表2中期望值为测试样本的成衣尺寸值,实际

表 1 测试体型的净体尺寸

体型	腰围/cm	腰围高/cm	腰前距/cm	腰后距/cm	臀围/cm	臀围高/cm	臀前距/cm	臀后距/cm	后臀翘角/(°)	直裆/cm	腹前距/cm
1	63.7	97.7	110.6	93.6	87	81.9	109.9	87.9	22.5°	24.3	111.5
2	74.5	87.9	111.9	93.3	93.8	72.5	110.7	88	20°	22.95	112.8

表 2 网络实际输出与期望输出对比

体型及其输出		腰围	臀围	直裆	前横裆	后横裆	后裆斜量	前省总量	后省总量	起翘量
体型 1	期望值	65.8	92.9	22.7	5.23	10.5	3.7	3.1	3.3	2.8
	实际值	66.02	92.85	23.69	5.22	10.46	3.63	2.96	3.05	2.77
体型 2	期望值	76.7	99.8	23.25	5.7	11.4	3.2	2.3	3.1	2.9
	实际值	76.82	99.87	23.1	5.71	11.42	3.49	2.1	2.6	3.09

值为通过神经网络映射得到的成衣尺寸值。图 3 为对体型 1 测试的神经网络输出和期望值的差异比较。从体型 1 和体型 2 两个有较大差异的人体西裤纸样的设计结果可以看出,结果基本满足实际需求,本文设计的方法是成功的。

4 结束语

运用人工神经网络 BP 算法模型来学习和模拟样板师进行服装结构设计的技术和经验,可实现服装结构设计所需制图数据的计算机自动生成,以减轻样板师的工作量,提高打板效率和服装适体性。通过对女西裤纸样设计的实验表明,该方法具有高效性和较高的精确度,相信更多的科学训练数据将会进一步改善该方法的精确度。

FZXB

参考文献:

- [1] 陈文飞,万霞.批量定制服装产业发展的新方略[J].中国纺织,2002,(8):34-36.
- [2] 顾新建,杨志雄,张小倩,等.服装大批量定制中的关键技术[J].纺织学报,2003,24(3):85-87.
- [3] 李勇,付小莉,尚会超.三维人体测量方法的研究[J].纺织学报,2001,22(4):261-263.
- [4] 杨建刚.神经网络实用教程[M].杭州:浙江大学出版社,2001.44-45.
- [5] 杨海峰.海峰免计算剪裁法[M].北京:中国轻工业出版社,2000.25-50.
- [6] 张文斌,胡晓俐.裤装穿着拘束感的相关因子分析[J].中国纺织大学学报,2000,26(2):91-95.
- [7] 高大启.有教师的线性基本函数前向三层神经网络结构研究[J].电路与系统学报,1997,(8):31-37.