

基于神经网络的织物风格识别系统探讨

成玲^① 万振凯^③

臧海英^②

(天津工业大学计算机学院,天津 300160)

(燕山大学信息工程学院)

摘要:讨论神经网络在织物风格评价中的应用,基于反向传播神经网络模型(BP),选择网络参数,建立四层网络系统用于处理织物风格信号。

关键词:神经网络 模式识别 织物风格

中图分类号:TSS7,TP18

织物风格是人们凭触觉、视觉等官能获得的关于纺织物品质的评价。长期以来,织物风格评价一直由专家的主观官感评价来进行,具有权威性,但操作要求高,不易掌握。近年来,国内外对织物风格的评定方法进行了大量研究,认为织物风格是纺织物若干力学分量综合作用的结果,现用回归法、聚类法等方法建立了织物风格值与力学指标之间的关系模型^[1~3]。但是,织物风格的评价归根到底是一个带有消费者主观意识的产物,不同的消费群体、不同地域、不同用途,对织物风格的要求是不一样的。这就使这些模型在实际应用中存在着很大的局限性。

基于神经网络的机理,为神经网络应用于织物风格评价中进行织物风格识别做了尝试性工作。

1 基于BP模型的网络拓扑结构

1.1 反向传播神经网络(BP)模型

目前,已经提出的神经网络模型有很多种,其中BP模型是研究和应用最多的人工神经网络之一。它是一种在输入层与输出层之间含有一层或多层隐含结点的前馈多层网络模型如图1所示。该模型把一组样本的输入输出问题变为一个非线性优化问题。问题的解决采用最优化中的沿梯度下降的算法。如果把这种模型看成一个从输入到输出的映射,则网络是从 n 维(输入节点数)欧氏空间到 m 维(输出节点数)欧氏空间的映射。这使得它特别适合于分类和识别问题。

BP神经网络的学习过程是一种误差反向传播修正的过程。设 t_{pj} , o_{pj} 分别是第 P 个样本在第 j 个节点上的期望输出与实际输出。则BP网络的学习算法为:

$$\Delta W_{pji} = \eta \delta_{pj} o_{pi} \quad (1)$$

其中,当 j 为输出层节点时

$$\delta_{pj} = f'_s(in_{pj}) \cdot (t_{pj} - o_{pj}) \quad (2)$$

当 j 为隐层节点时

$$\delta_{pj} = f'_s(in_{pj}) \cdot \sum_k \delta_{pk} W_{pkj} \quad (3)$$

这里, W_{pji} 是层 L 中节点 j 与层 $L-1$ 中节点 i 之间的权; o_{pi} 是 i 节点的输出; $in_{pj} = \sum_i W_{pji} o_{pi}$ 是 J 节点收到的信息总和; δ_{pj} 是 j 节点的输出误差; η 为学习速度;下标 k 是层 $L+1$ 中与层 L 中节点 j 相连接的节点 k 的标号。

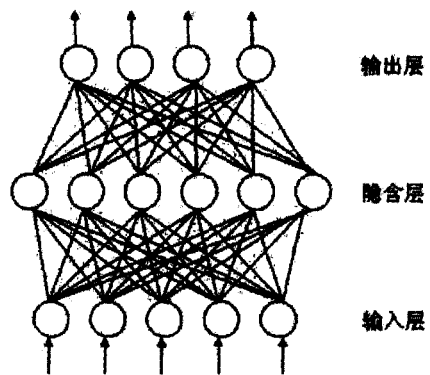


图1 BP神经网络模型的拓扑结构

经过多次训练后,网络完成了自适应、自组织的过程,具有了对学习样本的记忆和联想能力。

1.2 网络参数选择

织物风格包括织物的触感风格(手感)和视觉风格(观感)。现主要讨论织物的手感。以中厚织物为例,其基本风格主要有硬挺度、丰满度和光滑度。而与织物手感有关的因数包括织物的基本力学特性和织物的表面特性。本系统的目标为通过输入织物的特征属性,识别织物的基本风格。因此,选取织物的10个特征属性和3个基本风格构成网络的输入层和输出层,如表1所示。织物特征属性的提取在YG821国产风格仪上完成。主要是试图建立一个与国产风格仪配套的织物风格评价系统。共测试织物20个,其中15个样品用作训练,5个样品做识别。织物的特征值经过归一化处理输入网络。被测样品的基本风格由10名专家进行了主观评定。

主观评定由10个等级描述,从0.1(最差)至1.0(最好)。

网络中的隐层数,每个隐层中的节点数由实验来确定。从图2实验结果看出,只采用一个隐层时,增加隐节点个数可以提高网络的分类能力,但会影响网络的收敛速度。随着隐节点个数的增加,达到相同的学习误差时,所需迭代次数逐渐减少,但当隐节点个数增加到一定数目时,所需迭代次数开始逐渐增大,隐层节点数存在一个最佳值($N_1 = 10$)。固定 N_1 (与输出节点相连的隐层节点数),增加第二隐层,达到相同的学习误差所需的迭代次数大幅度减少,隐层节点数与迭代次数与含一个隐层的网络相似。但还不清楚最佳节点数是以什么规律决定的。一个含有两个隐层的感知器能形成任意复杂的决定区域,也能把相互渗透的区域分开^[4]。因此,在这里选择含二个隐层的网络, $N_1 = 10, N_2 = 16$,其中 N_1 为与输出节点相连的隐层。

表1 输入层和输出层的节点含义

网络层	节点含义
输入层 (10个节点)	活络率 L_p (%)、弯曲刚性 S_B (g/mm)、静摩擦系数 U_s 、动摩擦系数 U_k 、稳定厚度 T_S (mm)、压缩弹性率 R_E (%)、比压缩弹性率 R_{CE} (%)、蓬松度 B 、起拱残留率 R_{ar} (%)、平方米克重 W (g/m ²)
输出层 (3个节点)	硬挺度、丰满度、光滑度

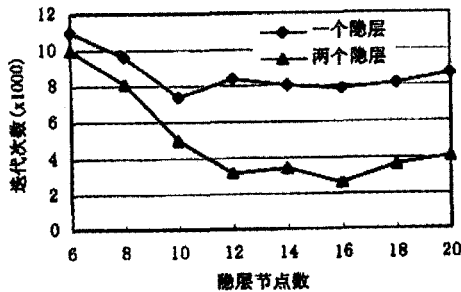


图2 不同网络结构的比较

表2 网络输出值与专家评定值的比较

样本	硬挺度		丰满度		光滑度	
	专家	计算	专家	计算	专家	计算
16	0.75	0.762	0.81	0.792	0.89	0.878
17	0.64	0.628	0.72	0.741	0.56	0.580
18	0.81	0.821	0.75	0.763	0.77	0.763
19	0.77	0.775	0.84	0.828	0.67	0.692
20	0.86	0.843	0.79	0.775	0.83	0.819

2 织物风格的识别

文中所建人工神经网络结构为10-16-10-3。采用15个学习样本训练,系统收敛后,将其余5个样本的数据输入系统,输出结果和专家评定结果对比如表2所示。可以看出:系统通过对学习样本的学习具备了一定的联想识别能力,可以正确识别陌生样本。系统误差来源主要是学习样本不足。

3 结论

主要讨论BP神经网络在织物风格识别中的应用,通过大量实验选择了网络参数,经过多次训练后,网络具有较强的模式识别能力,可以有效解决纺织物风格评定问题。同时,BP神经网络具有自适应和自组织能力,对织物风格主观评定的尺度变化具有较强的适应性,通过不同学习样本集的训练,可以适应于特定条件的模式识别。此外,系统的精度的提高取决于学习样本的代表性和数量的大小。本系统仍需要更多的实验数据来不断完善。

参考文献

- 1 Kawabata S. The Standardization and Analysis of Handle Evaluation. The Textile Machinery Society of Japan. 1980.
- 2 严灏泉. 织物风格评价的模式识别方法. 纺织学报, 1984(12), 31~34.
- 3 Pan N. Yen K C. Zhao S J. Yang S R. A New Approach to the Objective Evaluation of Fabric Handle from Mechanical Properties. Textiles Research Institute. 1988(8), 438~444.
- 4 尹红风等. 人工神经网络信息处理原理. 模式识别与人工智能, 1990(3), 1~11.

更正: 纺织学报 2002 年第 2 期第 83 页最末一行。

原文为: 来稿请寄北京市朝阳区延静里中街 3 号, 中国纺织工程学会曾斌平收(邮编 100025)

应改为: 推荐论文寄到中国纺织工程学会陈维稷优秀论文奖评委会。

编辑部特此致歉

(编辑部)