

RBF 神经网络在织物风格评价中的应用

曹安照¹, 田丽¹, 陈俊¹, 段争光¹, 毕松梅²

(1. 安徽工程科技学院 电气工程系, 安徽 芜湖 241000; 2. 安徽工程科技学院 纺织工程系, 安徽 芜湖 241000)

摘要 采用先进的径向基函数神经网络(RBF)对织物风格进行评价,较之常用的BP神经网络,RBF的识别能力更强,训练时间也大大缩短,对解决织物风格评定问题具有一定的可靠度和精度,在织物风格评定中具有一定的应用价值。

关键词 RBF; 模式识别; 织物风格; 神经网络

中图分类号: TS 57; TP 18 文献标识码: A 文章编号: 0253-9721(2005)06-0041-03

Application of RBF neural network in evaluating fabric style

CAO An-zhao¹, TIAN Li¹, CHEN Jun¹, DUAN Zheng-guang¹, BI Song-mei²

(1. Electrical Engineering Department, Anhui University of Technology and Science, Wuhu, Anhui 241000, China;

2. Textile Engineering Department, Anhui University of Technology and Science, Wuhu, Anhui 241000, China)

Abstract The advanced Radial Basic Function neural network (RBF) is used to evaluate the fabric style, which has advantages over the commonly used BP neural network in recognition ability and less time required for training. It demonstrates good reliability and precision in resolving the evaluation problem of fabric style, and finds application in this area.

Key words RBF; pattern recognition; fabric style; neural network

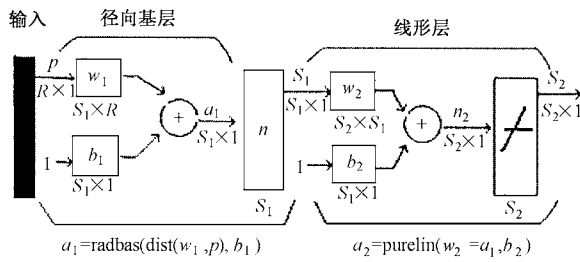
织物风格是人们凭触觉、视觉等官能获得的关于织物品质的评价,多数情况下以触觉为主。长期以来,织物风格评价一直由专家的主观官感评价来进行,虽具有权威性,但操作要求高,不易掌握^[1]。近年来,国内外对织物风格的评定方法进行了大量研究,最具代表性的是日本的川端季雄研制的织物风格测试仪。他认为织物风格是若干力学分量综合作用的结果,只要分别测量织物的各个力学值,借助回归法已建立好的风格值与力学量的关系模型,即可计算出织物的风格值。此外,其他一些研究者还根据织物力学指标的作用程度,利用模糊聚类法、系统聚类法等对织物的风格进行鉴别和分类^[2]。这些研究主要集中在探讨织物的力学指标与织物风格之间的关系,即建立织物基本风格对力学指标的数学模型。然而,服装面料风格的评价归根结底是一个带有消费者主观意识的产物,不同的消费群体、领域用途,对织物风格的要求是不一样的,因而这些模型在实际应用中存在某些缺陷^[3,4]。

人工神经网络是近年来国内外正在研究的一种热点技术。由于神经网络具有自学习、容错性、分类

能力强和并行处理等特点,可以不断挖掘出研究对象之间内在的因果关系,以达到最终解决问题的目的,因而被广泛应用于图像、语言等信号识别、专家系统、优化控制、管理和预测等诸多领域。从其机理来看,也非常适用于分析服装面料的风格,因而利用人工神经网络方法来研究织物风格评定,建立织物风格评定的神经网络系统可以为定量分析服装面料的风格开辟一条新的途径。已发表的神经网络在织物风格中的评价主要为BP网络,但BP算法具有收敛速度慢、局部极值、难以确定隐层和隐节点的缺点,而RBF神经网络是一种典型的局部逼近网络,它在逼近能力、分类能力和学习速度等方面优于BP网络。本文基于RBF神经网络对织物风格进行了分析和评价研究。

1 RBF神经网络及其模型

人工神经网络是模拟人脑结构和激励行为的并行非线性系统。它有一些象神经元似的处理单元,通过把问题表达成单元间的权来解决问题。图1是RBF神经网络结构模型。



$a_1 = \text{radbas}(\text{dist}(w_1, p), b_1)$ $a_2 = \text{purelin}(w_2 = a_1, b_2)$
 R 为输入数; S_1 为第 1 层神经元数; S_2 为第 2 层神经元数;
 a_1 为径向基函数输出; a_2 为纯线性输出

图 1 径向基函数网络结构模型

RBF 网络输入和输出之间的影射关系为:

$$\hat{y} = w_0 + \sum_{i=1}^h w_{ij} \varphi_i \quad (1)$$

且 $w_i = \varphi_i(r_i) = \exp\left[-\frac{1}{2} \|w^{(i)}(x - c_i)\|^2\right]$

式中, w_0 为调整输出的偏移量; w_{ij} 为第 j 个径向基函数连接到第 i 输出节点的权值; x 为 n 个输入模式; h 为隐含层的个数; c_i 为第 i 个单元的 n 维中心向量; \hat{y} 是对目标系统 y 的全局逼近。误差函数为

$$E_k = \frac{1}{2} e_k^2 = \frac{1}{2} [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \quad (2)$$

对于网络参数 w_{ij} , w_{ip} 和 $c_i = [c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{in}]^T (i = 1, 2, \dots, n)$ 的学习规律为:

1) 对于输出神经元有

$$\Delta w_{ij} = -\mu \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\mu \frac{\partial E}{\partial \hat{y}} \frac{\partial \hat{y}}{\partial w_{ij}} = \mu e_i \varphi(r_i) \quad (3)$$

$$\Delta w_0 = -\mu \frac{\partial E}{\partial w_0} = \mu e_i \quad (4)$$

2) 对于隐层有

$$\Delta w_{jp}^{(i)} = -\mu_k \frac{\partial E}{\partial w_{jp}^{(i)}} = -\mu_k \frac{\partial E}{\partial \varphi} \frac{\partial \varphi}{\partial r_i} \frac{\partial r_i}{\partial w_{jp}^{(i)}} \quad (5)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \varphi} = \frac{\partial E}{\partial \hat{y}} \frac{\partial \hat{y}}{\partial \varphi} = -e_i w_0 \frac{\partial \varphi}{\partial r_i} = -\varphi \frac{\partial r_i}{\partial w_{jp}^{(i)}} = \mu_j^{(i)} (x_p - c_{ip}) \quad (6)$$

式中, w_{ip} 为第 p 个样本连接到第 j 节点的权值。

$$\Delta w_{jp}^{(i)} = -\mu_k e_i w_0 \varphi(r_i) \mu_j^{(i)} (x_p - c_{ip}) \quad (7)$$

这里,

$$\mu_j^{(i)} = \sum_{i=1}^n w_{ij}^{(i)} (x_i - c_{ij}) \quad (8)$$

用类似的方法,可以得到的 c_{ij} 更新规则

$$\Delta c_{ip} = -\mu_k \frac{\partial E}{\partial c_{ip}} = -\mu_k \frac{\partial E}{\partial \varphi} \frac{\partial \varphi}{\partial r_i} \frac{\partial r_i}{\partial c_{ip}} = \mu_k e_i w_0 \varphi(r_i) \left| \sum_{j=1}^n w_{jp}^{(i)} \mu_j^{(i)} \right| \quad (9)$$

以上各式中 μ , μ_k , μ_k 均为学习率,其取值范围均为 $(0, 1)$ 。

RBF 网络模型网络隐含节点的触发函数是高斯函数,训练收敛速度快,精度高,容易确定隐含层节点数。训练连接权可由线性方程直接解出,从而大大加速了学习速度并避免了局部极小问题。

2 织物风格的评价

现有的研究表明,织物风格由织物本身的物理、力学性能所确定,这些性能主要包括织物的抗弯特性、摩擦特性、压缩特性和表面特性等。而中厚织物的基本风格有硬挺度、丰满度和光滑度。因此,硬挺度、丰满度和光滑度作为输出层,活络率 L_p (%)、弯曲刚性 S_B (g/mm)、静摩擦因数 μ_k 、动摩擦因数 μ_k 、稳定厚度 T_s (mm)、压缩弹性率 R_{CE} (%)、比压缩弹性率 R_{CE} (%)、蓬松度 B 、起拱残留率 R_{ar} (%)、面密度 W (g/m²) 为输入变量^[5]。

被测样品的工艺参数均不相同,有 14 名专家进行了主观评定,主观评定由 10 个等级描述。用 15 个试样的客观数据和主观评定结果组成学习样本集。见表 1 输入信号和表 2 目标输出。并对系统进行训练。

表 1 网络学习样本的输入信号

样本	L_p / %	S_B / (kg·mm ⁻¹)	μ_k	μ_k	T_s / mm	R_E / %	R_{CE} / %	B	R_{ar} / %	W (g·m ⁻²)
1	72.7	0.75	8.57	7.07	0.611	84.9	12.6	2.374	5.77	302
2	76.4	0.67	8.36	7.01	0.629	86.5	13.0	3.065	10.78	241
3	74.9	0.34	9.00	7.23	0.506	90.3	15.3	2.477	5.42	245
4	75.1	0.85	8.59	7.33	0.678	82.8	13.7	2.594	9.46	313
5	68.6	0.81	9.51	8.12	0.742	85.1	11.3	2.805	18.18	305
6	76.4	0.54	8.80	7.50	0.708	88.1	11.7	2.897	12.72	282
7	81.6	0.38	8.90	7.75	0.535	80.7	14.2	2.727	11.66	238
8	69.8	0.92	8.77	7.39	0.706	89.7	10.3	2.635	9.91	305
9	79.9	0.48	8.08	7.03	0.580	89.4	12.5	2.696	15.04	250
10	73.5	0.74	7.55	6.39	0.700	87.0	11.6	2.497	9.74	326
11	81.4	0.42	8.91	7.16	0.579	91.0	13.4	2.738	17.16	248
12	72.8	0.71	9.67	8.00	0.702	84.9	10.5	2.670	12.66	300
13	66.3	0.74	9.02	7.10	0.716	85.2	11.8	2.613	9.57	318
14	77.1	0.52	6.59	6.51	0.562	88.1	12.7	2.611	7.20	247
15	69.7	0.79	7.40	6.04	0.607	91.6	9.6	2.354	3.75	288

表2 网络学习样本的目标输出

样本	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
硬挺度	0.78	0.68	0.88	0.75	0.74	0.75	0.80	0.77	0.86	0.87	0.79	0.83	0.79	0.84	0.89
丰满度	0.80	0.69	0.79	0.67	0.79	0.79	0.79	0.70	0.91	0.84	0.70	0.79	0.89	0.73	0.83
光滑度	0.79	0.69	0.76	0.73	0.81	0.75	0.79	0.73	0.89	0.80	0.80	0.69	0.79	0.97	0.76

系统收敛后,将另外5组数据输入系统,输出结果和专家评定结果对比如表3所示。可以看出,系统通过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。实验相对误差小于1.5%,误差产生的原因是学习样本不足。图2是预

表3 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	预测	专家	预测	专家	预测
16	0.87	0.880	0.79	0.790	0.77	0.760
17	0.74	0.738	0.71	0.713	0.73	0.725
18	0.86	0.860	0.92	0.910	0.88	0.890
19	0.84	0.830	0.80	0.790	0.68	0.690
20	0.88	0.890	0.84	0.830	0.77	0.760

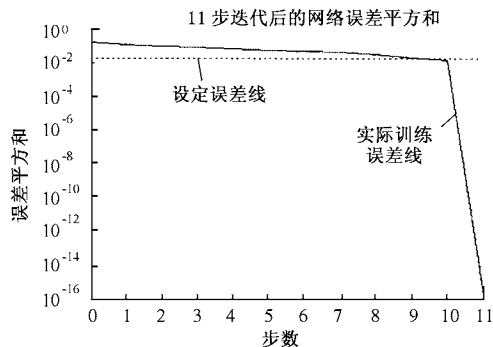


图2 RBF网络训练过程中的误差曲线

测误差曲线,从图2看出,训练误差为 10^{-3} ,而经过11次迭代后,误差降为 10^{-15} 。

3 结 论

RBF把对一组样本的输入输出问题变为一个非线性优化问题。经过多次训练后,网络具有极强的逼近能力、分类能力、学习速度快等特点。它的自适应和自组织能力,对织物风格主观评定的尺度,具有较强的适应性,通过对不同样本集的训练,可以适应特定条件下的模式识别,从而在一定程度上弥补了以往风格评定模型中的一些缺陷。由于系统精度的提高取决于学习样本的代表性和数量的大小,因而系统仍需要更多的实验数据来进行完善。

参考文献:

- [1] Pan N, Yen K C, Zhao S J, et al. A new approach to the objective evaluation of fabric handle from mechanical properties[J]. Textile Research Institute, 1988, (8): 438 - 444.
- [2] Kawabata S. The Standardization and Analysis of Handle Evaluation [M]. Kyoto: The Textile Machinery Society of Japan, 1980.
- [3] 洪志贵. 织物风格评价的研究[J]. 纺织学报, 1993, 14(4): 160 - 163.
- [4] 陈雁, 李栋高. 服装颜色风格的客观评价[J]. 纺织学报, 2003, 24(1): 80 - 82.
- [5] 曹丽, 汪亚明, 包晓敏. 机器视觉在服装尺寸自动测量中的应用[J]. 纺织学报, 2003, 24(1): 19 - 20.