

织物表面折皱的小波分析与自组织神经网络等级评定

杨晓波

(浙江财经学院信息学院, 杭州 310012)

黄秀宝

(东华大学纺织学院, 上海 200051)

摘要 为了提取较为精细的图像信息,引入了多尺度2维小波分析织物的表面折皱。织物图像首先经过高斯滤波,再利用小波变换分解并从中提取高频信息,然后结合4种表征织物折皱的特征参数,计算不同折皱等级模板的特征值,通过分析特征值与折皱等级的相关系数,表明这4种特征参数可以作为模式识别的输入量;最后采用Kohonen自组织神经网络客观评定织物的折皱等级,自组织神经网络将不同等级的织物折皱模板进行分类,并以此为依据,确定26种不同织物类型的折皱等级。为了定量描述评定结果,通过计算客观评定与主观评定结果的相关系数,验证该方法的可行性。

关键词 小波分析 特征提取 折皱等级评定

中图法分类号: TN701 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2005)04-0473-06

Wavelet Analysis of Fabric Surface Wrinkle and Self-organized Neural Network Grade Assessment

YANG Xiao-bo

(Department of Information, Zhejiang University of Finance & Economics, Hangzhou 310012)

HUANG Xiu-bao

(College of Textiles, Donghua University, Shanghai 200051)

Abstract In this paper, Multi-Scale two-dimensional wavelet transform is imported to analyze fabric surface wrinkle in order to acquire the finer image information. Firstly, fabric image can be filtered through Gaussian filter, and decomposed by wavelet transform; meanwhile, high frequency information is extracted. Secondly, four kinds of wrinkle feature parameter are applied to calculate the fabric wrinkle degree with different wrinkle replica, which are horizontal variance, vertical variance, horizontal offset and vertical offset separately. Through analyzing the correlation coefficient between feature parameter and wrinkle grade, which indicates the four kinds of wrinkle feature parameter can be taken as the input value for pattern recognition. Finally, Kohonen self-organized neural network is also used to evaluate fabric wrinkle grade objectively. The wrinkle feature parameters are input to the Kohonen self-organized neural network, through training and studying process, the output value can be obtained, different wrinkle grade of fabric replica will be classified by applying self-organized neural network, and wrinkle grade of 26 different type fabrics can be evaluated according to this result. For describing the assessment result with quantify, the correlation coefficient is calculated between objective assessment and subjective assessment in order to validate the feasibility of this method.

Keywords wavelet analysis, feature extraction, wrinkle grade assessment

基金项目:浙江省教育厅科研项目(20041420)

收稿日期:2004-03-12; 改回日期:2004-09-06

第一作者简介:杨晓波(1971~),男,副教授。1994年于西安科技工程学院获工学学士学位,1998年于西安科技工程学院获工学硕士学位,2002年于东华大学获工学博士学位。主要研究方向为纺织品表面纹理与形态的计算机视觉分析和模式识别。E-Mail: yxb71520@mail.dhu.edu.cn

1 引言

织物的折皱直接影响织物的表面外观特性,对折皱的等级评定,以往多采用标样对照法,即将试样与标准样卡在标准灯光条件下通过眼光目测进行比较,这种方法属于主观评定,人为因素影响大,容易带来评价误差。因此,客观评估织物的折皱等级已成为纺织高技术发展的必然趋势。

小波(wavelets)分析^[1]作为一种变换域信号处理方法,是 Morlet 于 1980 年在分析地震数据时提出的。近年来在计算机视觉和图像处理研究领域引起人们的极大兴趣。小波变换是在傅里叶变换的基础上发展起来的,它是一种信号的时间尺度(时间-频率)分析方法,具有多分辨率分析的特点^[2],其优于傅氏变换之处在于它具有时域和频域“变焦距”特性,十分有利于信号的精细分析。第一个正交小波基是 Harr 于 1910 年构造的,但 Harr 小波基是不连续的;到 20 世纪 80 年代, Meyer, Daubechies 等人从尺度函数的角度出发构造出了连续正交小波基;1989 年, Mallat 等人在前人大量工作的基础上提出多尺度分析的概念和基于多尺度分析的小波基构造方法,将小波正交基的构造纳入统一的框架之中,使小波分析成为一种实用的信号分析工具^[3]。

为了客观评价织物的折皱等级, Tsunehiro 等人利用 Daubechies 小波分析织物接缝处的起皱情况^[4]。织物首先经对比变换和平滑滤波后,采用 4 尺度 Daubechies 小波变换,并从中提取特征值,评价结果优于采用分形维数的方法。另外, Aibara 等人也曾采用 Harr 正交小波分析织物的表面折皱^[5],并与 Hough 变换方法^[6]相比较,结果表明采用小波变换的评价方法优于 Hough 变换。

2 小波分析的基本原理

2.1 小波函数

若 $\psi(\omega)$ 是一个实值函数且它的频谱 $\hat{\psi}(\omega)$ 满足如下相容性条件

$$C_{\psi} = \int_{\mathbb{R}} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

则称 $\psi(\omega)$ 为一个基本小波或母小波(mother wavelet),将母函数 $\psi(\omega)$ 经伸缩和平移后,就可以得到一个小波序列。

对于连续的情况,小波序列为

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a, b \in \mathbb{R}; a \neq 0 \quad (2)$$

其中, a 为伸缩因子, b 为平移因子, λ 为尺度数。

对于任意的函数 $f(t) \in L^2(\lambda)$ ($L^2(\lambda)$ 表示平方可积的实数空间,即能量有限的信号空间),其连续小波变换为

$$W_f(a, b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = |a|^{-1/2} \int_{\mathbb{R}} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

其逆变换为

$$f(t) = \frac{1}{C_{\psi}} \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{a^2} W_f(a, b) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) da db \quad (4)$$

2.2 离散小波变换

在实际应用中,由于图像是 2 维信号,且已离散化,因此,有必要讨论连续小波 $\psi_{a,b}(t)$ 和连续小波变换 $W_f(a, b)$ 的离散化。需要强调指出的是,这一离散化都是针对连续的伸缩因子 a 和连续平移因子 b 的,而不是针对时间变量 t 的。

为方便起见,在离散化中,总限制 a 只取正值,这样相容性条件就变为

$$C_{\psi} = \int_0^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\bar{\omega})|}{|\bar{\omega}|} d\bar{\omega} < \infty \quad (5)$$

其中, $\bar{\omega}$ 为 ω 的逆变换。

通常,连续小波变换中伸缩因子 a 和平移因子 b 分别表示为 $a = a_0^j$, $b = ka_0^j b_0$, 这里 $j \in \mathbb{Z}$, 扩展步长 $a_0 \neq 1$ 是固定值,为方便起见,总是假定 $a_0 > 1$ 。当 $a_0^j > 1$ 时称为多尺度,从相容性条件得到离散小波函数 $\psi_{j,k}(t)$ 的表达式为

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi\left(\frac{t - ka_0^j b_0}{a_0^j}\right) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - kb_0) \quad (6)$$

而离散化小波变换系数则可表示为

$$C_{j,k} = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{j,k}^*(t) dt = \langle f, \psi_{j,k} \rangle \quad (7)$$

其中, $\varphi_{j,k}(t)$ 是离散小波函数 $\psi_{j,k}(t)$ 的共轭函数, $f(t)$ 为重构函数,表达式为

$$f(t) = c \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (8)$$

式中, c 是一个与信号无关的常数。

3 多尺度 2 维小波的应用

多尺度 2 维小波以离散小波变换为基础,利用尺度大于 1 的 2 维小波对获取的图像进行分解,从中提炼出更加精细的图像信息。采用 Daubechies 小

波函数对采集的图像进行分解。Daubechies 小波函数是由世界著名的小波分析学者 Daubechies 于 1989 年首次提出^[7],以 Daubechies 小波函数作为小波基,这种多尺度 2 维小波可以利用信号和离散滤波器的卷积来实现小波分解,从而使小波分解广泛应用于图像分解^[8]。

小波分解是将信号 s 分解成低频 l_1 和 高频 h_1 两部分,在分解中,低频 l_1 中失去的信息由高频捕获。在下一层的分解中,又将 l_1 分解成低频 l_2 和高

频 h_2 两部分,低频 l_2 中失去的信息由高频 h_2 捕获,如此类推下去,可以进行更深层次的分解。本实验利用 Panasonic WV-CP410/G 型 CCD 摄像机对图像采样,并通过 MVPCL-H 采集卡将其量化为 256×256 个像素点,以平纹素色织物为例,织物在不受任何拉力情况下平铺在实验台上,CCD 摄像机在织物正上方 1000mm 处,拍摄的织物图像首先经高斯滤波,去除噪声,再选取尺度为 2 的 Daubechies 小波分解表面有折皱的织物。结果如图 1 所示。

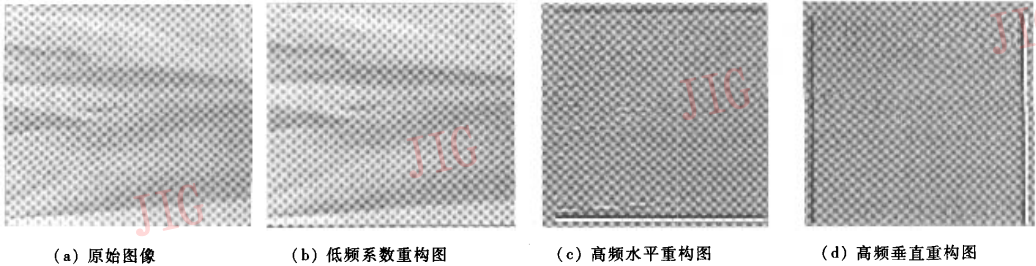


图 1 2 维小波分解图

Fig. 1 2D wavelet decomposition chart

从图 1 可以看出,织物图像经多尺度 2 维小波分解为低频和高频两部分,高频部分又将织物图像进一步细化为水平和垂直两部分。从图像分解的高频信息中可得到有用信息,为进一步研究织物的表面折皱程度打下基础。

4 特征值提取与折皱等级评定

织物经小波变换后,便可从中提取反映织物折皱的特征值。提取的织物折皱特征值有 4 种:水平变异值 v_h ,垂直变异值 v_v ,水平偏移量 y_h 和垂直偏移量 y_v 。这 4 种特征值均为数理统计量,变异值是通过计算高频信息的均方差,而偏移量是通过计算高频信息的 1 阶中心矩得到。

(1) 变异值(v):利用小波变换后得到的高频

信息,计算其均方差值。

$$v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\psi(i) - \overline{\psi(i)})^2 \quad (9)$$

其中, N 为图像大小, $\psi(i)$ 是从小波变换后每行的高频信息值, $\overline{\psi(i)}$ 为高频信息的平均值。

(2) 偏移量(y):利用小波变换后得到的高频信息,计算其 1 阶中心矩。

$$y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\psi(i) - \overline{\psi(i)}| \quad (10)$$

为了定量描述 4 种特征值与织物折皱等级的相关性,需借助美国 AATCC 织物折皱等级模板作为参考依据,该模板将织物折皱等级分为六大类,即 1 级、2 级、3 级、3.5 级、4 级和 5 级,其中,1 级折皱程度最严重,随后逐渐降低,5 级折皱程度最轻,AATCC 织物折皱等级模板如图 2 所示。

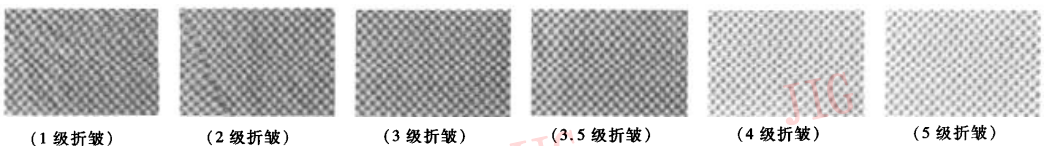


图 2 5 级织物折皱模板图

Fig. 2 Five grade fabric wrinkle pattern

不同折皱等级织物模板图像获取的实验条件与前述的平纹素色织物相同,图像经高斯滤波后,选取

尺度为 2 的 Daubechies 小波分解图像,得到相应的高频信息,并利用反映织物折皱程度的 4 种特征参数,

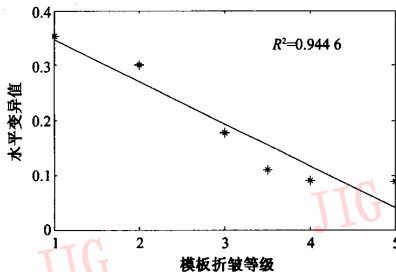
分别计算不同折皱等级的特征值,结果如表 1 所示。

表 1 特征值与折皱等级关系表

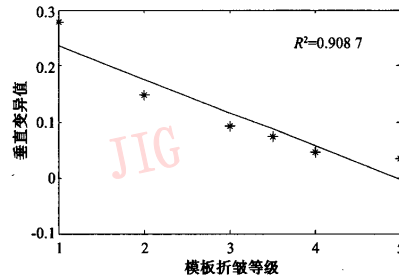
Tab. 1 The relationship between feature value and wrinkle grade

折皱程度	特征值			
	水平变异值 v_h	垂直变异值 v_v	水平偏移量 γ_h	垂直偏移量 γ_v
1 级	0.354 0	0.298 8	1.501 0	1.412 0
2 级	0.300 1	0.146 9	1.401 2	1.301 7
3 级	0.178 2	0.091 4	1.234 9	1.113 4
3.5 级	0.110 3	0.072 5	0.703 1	0.691 2
4 级	0.090 9	0.044 7	0.588 2	0.557 9
5 级	0.088 1	0.033 1	0.456 9	0.401 9

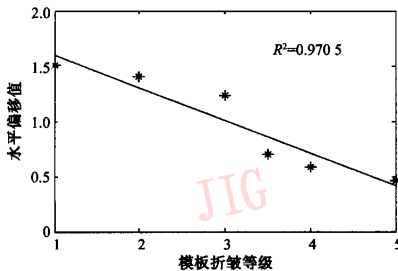
从表 1 可以看到,折皱程度越严重,特征值越大,反之则越小。如把特征值与折皱程度作一线性拟合,则可计算出各类特征值与折皱程度的相关系数 R^2 ,结果如图 3 所示。



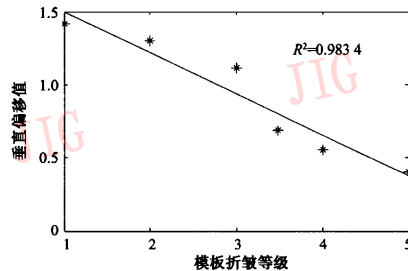
(a) 水平变异值与折皱程度相关图



(b) 垂直变异值与折皱程度相关图



(c) 水平偏移量与折皱程度相关图



(d) 垂直偏移值与折皱程度相关图

图 3 特征参数与折皱程度相关图

Fig. 3 Correlation of feature index with wrinkle grade

图 4 中, p 为输入向量矩阵, M 为输入样本数, S 为神经元个数, w 为权向量, b 为偏差矢量, n 为学习次数, C 代表神经元间的竞争, a 为输出量。

竞争学习网络由两个层次组成,即输入层和竞争层。竞争学习网络的第 1 个层次是输入层,它接

收输入样本,输入样本数为 M ,输入向量矩阵为 p ;第 2 个层次是竞争层,它对输入样本进行分类。首先根据具体问题的性质确定神经元个数 S ,其次在学习训练过程中,不断调整权向量 w ,使误差逐渐逼近设定阈值。在竞争层中,神经元之间相互竞争,最

从图 3 可知,4 种特征参数与折皱程度的相关性较高,特征参数与折皱等级的相关系数均在 0.9 以上。完全可以作为模式识别的输入量,进一步客观评定织物的折皱等级。

织物折皱的等级评定实际上是一个模式识别过程,传统的统计模式识别已不适合大量且非线性化的特征参数,神经网络以其独有的较强的学习、容错、联想能力,得到了越来越广泛的应用。本文应用 Kohonen 自组织神经网络评价织物的折皱等级^[9]。这种网络的简单工作过程是网络输入模式向量后,按照某一规则让输出层节点开始竞争,当某一节点竞争获胜后,对权结构按照能使获胜的节点对该类模式更加敏感的方向进行调整。当网络再输入这个模式或者相近模式时,该节点更易获胜,同时,其他节点受到抑制,从而对该类模式不敏感而难以获胜。图 4 为 Kohonen 自组织竞争网络的结构模型。

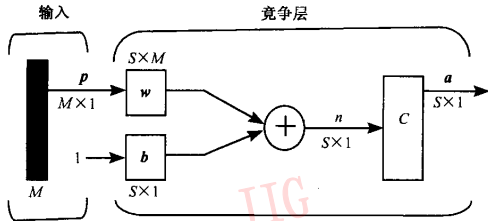


图 4 Kohonen 竞争网络结构图

Fig. 4 Complete network structure of Kohonen

终只有一个或几个神经元活跃,以适应当前的输入样本,输出量 a 即为竞争胜利的神经元。竞争胜利 的神经元就代表了当前输入样本的分类模式。

利用提取的折皱特征参数输入 Kohonen 自组织神经网络中进行训练,每种折皱等级提取 4 个特征值,六大类折皱等级共提取 24 个特征值,网络训练采用 INSTAR 机制,最大训练步数为 500 步,学习率为 0.1,阈值设为 0.002;经过反复实验,即经过 500 步学习训练后,总的权值修正量低于设定阈值,得到输出量,每一折皱等级的输入数据被划分为不同类别,分类结果如表 2 所示。

表 2 折皱等级评价结果

Tab. 2 Assessment result of wrinkle grade

折皱等级	输出结果	类别
1 级	(1, 1)	1 类
2 级	(4, 1)	4 类
3 级	(6, 1)	6 类
3.5 级	(3, 1)	3 类
4 级	(2, 1)	2 类
5 级	(5, 1)	5 类

从表 2 可以看到, Kohonen 自组织神经网络将织物等级分为六大类,每一类对应织物折皱的相应等级,这样就将织物折皱等级完全区分开来,以此作为评定真实织物折皱等级的依据。

下面选取 26 种具有不同折皱等级的织物作为测试样本,织物样本类型包含素色织物 18 种,花色织物 8 种,每种织物样本经多尺度 2 维小波分解后,提取 4 种折皱特征值,输入自组织神经网络中进行学习训练,经 500 步模拟训练后,误差达到设定阈值,织物样本被划分成不同的类别,再利用表 2 的评判结果确定样本织物的折皱等级,并与 3 位专家的主观目测评定结果相对照。为了确定评定结果的准确率,计算主观评价与客观评价的相关系数 (R^2),结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出,主观评价与客观评价的相关

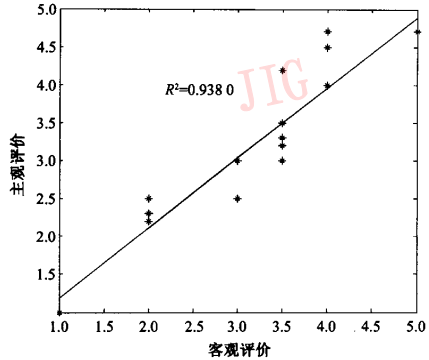


图 5 主观与客观评价的相关图

Fig. 5 Correlation between subjective assessment and objective assessment

系数达到 0.9380,这说明采用 Kohonen 自组织神经网络可以客观评定织物的折皱等级。

5 结 论

小波分析可以将织物的图像信息分解成不同的频率信号输出,有利于分析织物表面的细节特征,可用于区分不同织物折皱的外在差异,从而为进一步的特征提取和模式识别打下良好的基础。实践证明,以小波分析为基础,提取的特征参数与织物的折皱等级相关性较高,同时结合自组织神经网络的模式识别技术,客观评定织物的折皱等级,评定结果与主观评定的相关系数达到 0.9380。

需要进一步研究的是如何优化多尺度 2 维小波,获取更好的折皱特征值,同时本文的研究方法主要适用于单色织物,对花色织物的评定准确率只达到 75%,所以应进一步考虑设计新型滤波器消除表面色彩的影响,提高花色织物折皱等级的评定准确率。

参考文献 (References)

- 1 Los V C, Los A. An introduction to wavelets [J]. IEEE Computational Science and Engineering, 1995, 2(2): 64 ~ 67.
- 2 Mallat S. A theory for multi resolution decomposition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674 ~ 693.
- 3 Daubechies I. Ten Lecture on Wavelets [M]. Philadelphia: Capital-city Press, 1992: 145 ~ 167.
- 4 Tsunehiro A, Takehiro M. Automatic evaluation of the appearance of seam pucker on suits [J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2000, E83-d(7): 1346 ~ 1352.

- 5 Aibara T, Mabuchi T, Ohue K. Consideration of features for the automatic assessment of seam puckers on textiles [A]. In: 1997 International Conference on Quality Control by Artificial Vision [C], Le Creusot, France, 1997: 231 ~ 236.
- 6 Muranaka M, Aibara T. Automated assessment of appearance of seam pucker on textiles using Hough transform [A]. In: Proceedings of SPIE [C], Orlando, FL, USA, 1996, 2727: 489 ~ 496.
- 7 Marc A, Michel B. Image coding using wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(2): 205 ~ 220.
- 8 Daubechies I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1988, 41(2): 909 ~ 996.
- 9 Sette S, Boullart L. Self-organizing neural nets: A new approach to quality in textiles [J]. Textile Research Journal, 1995, 65(4): 196 ~ 202.