

文章编号: 1671-0444(2018)01-0059-08

基于视觉显著性的织物起球客观等级评价

管声启^{1,2}, 何建新², 洪奔奔¹, 王立中¹, 梁洪¹

(1. 西安工程大学机电工程学院, 陕西西安 710048;

2. 河南省功能性纺织材料重点实验室, 河南郑州 450007)

摘要:传统的主观织物起球等级评价容易受检验人员经验、心理等因素影响,难以满足准确评价起球等级的需要。在分析视觉显著性机制的基础上,提出一种基于视觉显著性的织物起球等级客观评价新方法。首先利用小波多层静态分解以及各子图之间选择性的中央-周边操作,提高织物起球的近似、水平及垂直细节信息的显著度;在此基础上,通过差分子图融合形成织物起球显著图。然后,根据织物起球特征所确定的阈值分割出织物起球兴趣区。最后,从兴趣区提取织物起球特征,并通过BP(back propagation)人工神经网络进行起球疵点客观等级评价。试验结果表明,该方法能够有效地进行织物起球疵点客观等级评价,并且具有较强的抗噪声能力。

关键词:织物起球;视觉显著性;阈值分割;客观评价

中图分类号: TP 391.41

文献标志码: A

Fabric Pilling Objective Evaluation Based on Visual Saliency

GUAN Shengqi^{1,2}, HE Jianxin², HONG Benben¹, WANG Lizhong¹, LIANG Hong¹

(1. College of Mechanical & Electronic Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. Henan Key Laboratory of Functional Textile Materials, Zhengzhou 450007, China)

Abstract: The subjective evaluation of fabric pilling grade is easily affected by the traditional inspection based on personnel experience, psychology and other factors, which is difficult to meet the accurateness of the pilling grade evaluation. With the analysis of visual saliency mechanism, a new objective evaluation method of fabric pilling grade was put forward. Firstly, the approximate, horizontal detail and vertical detail information saliency about fabric pilling were improved by using wavelet static multi-decomposition and central-surround operation of the selectivity among sub-images. Based on this, the fabric pilling saliency map was formed through the difference sub-images fusion. Then, the fabric pilling of interest region was determined by threshold according to the fabric pilling characteristic. Finally, extract pilling features from the interest region, and fabric pilling was evaluated objectively by the BP (back propagation) artificial neural network. The test results show that this method can make an objective evaluation for pilling grades effectively, which have a strong anti-noise capacity.

Key words: fabric pilling; visual saliency; threshold segmentation; objective evaluation

织物表面起球不仅影响织物的外观,而且还会降低织物的服用性能,因此,其等级评价是织物表面

质量控制与检验的重要内容。目前,织物起球的等级评价主要依赖检验人员人工视觉来完成,而这种

收稿日期: 2016-11-11

基金项目: 中国纺织工业联合会科技指导性资助项目(2016065); 河南省功能性纺织材料重点实验室资助项目

作者简介: 管声启(1971—),男,安徽安庆人,副教授,博士,研究方向为织物表面质量在线检测, E-mail: sina1300841@163.com

主观等级评价效果不仅受检验人员的个人经验影响,同时也会受到心理因素的影响,因而不能实现对织物起球做出客观定量的评价。随着计算机和图像处理技术的发展,新的织物起球自动检测技术与等级客观评价算法不断涌现,因此基于机器视觉的织物起球客观评级逐渐成为研究的热点^[1-3]。

在空间域织物起球检测方法中,研究者做了大量研究工作,并取得了一定的研究成果^[4-5]。Yap等^[6]将支持向量机(SVM)数据挖掘用于针织物起毛起球性能的预测,但SVM的参数主要需要凭借经验来选择。文献^[7-8]将立体视觉用于立体评估,主要适用于柔软的粗支纱线织物起球等级评定,不适用于紧实的细纱线织物起球等级评定^[9]。众所周知,起球织物图像通常包含周期性、非周期性背景纹理信息,起球信息,光照不匀以及噪声信息,在空间域内这些信息相互纠缠在一起,难以有效地分离出起球信息。

在变换域织物起球检测方法中,利用傅里叶变换滤除周期性纹理,然后提取织物起球的特征参数,可实现对起球等级的客观评定^[10]。然而,傅里叶变换是一种全局性的方法,并不能在空间域提供局部信息^[11],当部分起球信息与周期性纹理信息频率相同时,这部分周期性纹理信息将无法抑制。小波变换在时域和频域具有表征信号局部特征的能力,非常适合奇异信号的检测。众多学者利用小波的多分辨率特性来抑制周期性非奇异纹理信息,实现对织物起球的客观评价^[12-14]。然而,织物背景纹理不仅包括周期性纹理,还包括非周期性高频噪声,缓变的光照不匀、背景纹理的不平等,如果不将这部分信息从起球信息中分离出来,势必会影响最终的检测结果。

通过上述分析可以看出,空间域和变换域织物起球的检测方法都存在着一一定的缺陷,空间域内通常很难有效实现周期性背景纹理信息与起球缺陷的有效分离,而变换域中也无法将所有背景纹理从织物起球信息中分离出去^[15]。这势必会导致在起球等级评价时,受到来自背景纹理信息的干扰,进而影响其客观评价的效果。而人类视觉系统在长期进化过程中形成的视觉注意机制,能够从复杂背景中迅速发现视觉的目标信息。如果我们能够利用人类视觉的注意机制,抑制背景信息,提高起球目标的显著度,就能有效地提取起球特征信息,从而实现织物起球等级的客观评价。为此,本文设计了一种新的显著性模型,用于织物起球信息与背景纹理信息的分离,提高织物起球显著度。根据起球目标特征设计

分割阈值,通过阈值有效分割出起球信息,再通过BP(back propagation)人工神经网络进行起球疵点的客观等级评价。

1 织物起球视觉注意机制模型

1.1 视觉注意机制

近年来,大量研究学者发现计算机虽然具有强大的计算能力,但在面对复杂场景中的兴趣目标检测时,往往无能为力。然而,人类视觉系统却能从复杂视场中,迅速发现感兴趣区域,并进行优先处理,这个过程被称为人类视觉注意机制^[16]。如果将这种视觉注意机制引入到计算机图像处理中,提高检测目标显著度,就能避免各种背景干扰,从而快速实现目标的准确检测。因此,如何设计视觉显著性模型是利用视觉注意机制进行检测的关键问题^[17-18]。贝叶斯框架下,Zhang等^[19]提出一种基于自然图像统计的显著性测度的SUN显著性模型,这种模型多用于自然图像中的目标检测。Itti等^[20]假设检测区域在中央空间区域与在周边区域存在本质上不同,在此基础上构建的显著图模型是一种自下而上的数据驱动模型。这种模型首先从图像中提取灰度、方向、色彩特征;然后通过多尺度中央一周边差分算子,融合不同尺度特征图形成特征显著图,并进一步融合成整体显著图;最后,通过胜者为王的竞争法则完成注意焦点的转移。目前,Itti模型已经被应用到目标检测和识别中。然而,在这种模型中,如果图像特征选取不合适,或者中央一周边操作时中央区域与周边区域不存在本质区别,所构建的显著图中的目标区域显著度很难得到提高。

采用经典的Itti模型用于织物起球缺陷检测存在如下问题:首先,起球可能在其模型构造的整体显著图中并不显著,从而导致起球检测准确率降低,进而影响客观等级评估效果;其次,模型采用注意焦点转移形成兴趣区,而并不能有效实现起球信息快速分割。为了克服经典Itti模型缺点,本文在分析起球特点的基础上,通过小波金字塔多尺度分析,实现不同信息的分离;然后,通过分析各尺度子图信息的组成,选择合适尺度子图进行中央一周边操作;在此基础上,通过差分图标准化和融合处理,构建织物起球视觉显著图,提高起球目标在显著图中的显著度。在视觉显著图中,利用织物起球特征设计分割阈值,并通过新的特征阈值分割法消除噪声等干扰,从而有效分离出起球信息。

1.2 织物起球视觉显著图

为了提高织物起球疵点信息的显著度,本文提

出了一种改进的 Itti 视觉显著图模型。起球灰度图像通过小波多层分解,实现织物起球纹理信息的分离;选择合适的子图进行中央-周边差分操作和标准化;在此基础上,进行差分子图融合形成显著图。织物起球疵点显著图模型具体结构如图 1 所示。

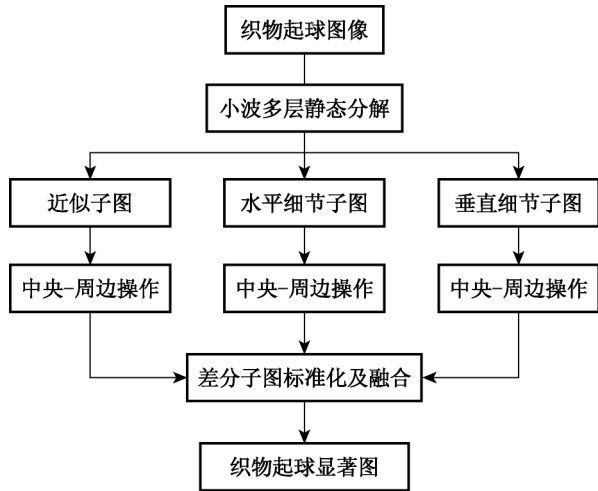


图 1 织物起球疵点显著图模型

Fig. 1 Significant figure model of fabric pilling defects

1.2.1 小波静态多层分解

在空间域内,织物起球图像中的周期性纹理、起球、噪声、织物背景不平度、光照不匀等信息交织在一起,很难有效分离。而小波具有多分辨率特性,通过小波分解,能够将织物起球图像所包含的各种不同频率的图像信息分层在不同分辨率图层中,有利于织物起球信息提取。

设 h_k 为低通滤波器系数, g_k 为高通滤波器系数,二维数字图像的小波多层分解可表示为

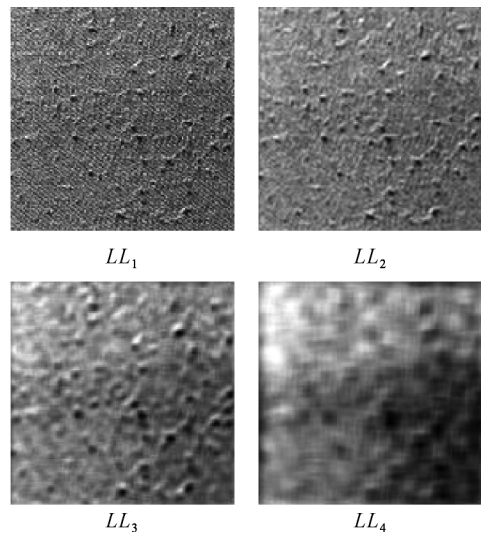
$$\begin{aligned}
 LL_j(m, n) &= \sum_{k_1 \in z} \sum_{k_2 \in z} h_{k_1-2m} h_{k_2-2n} LL_{j-1}(k_1, k_2), \\
 HL_j(m, n) &= \sum_{k_1 \in z} \sum_{k_2 \in z} h_{k_1-2m} g_{k_2-2n} LL_{j-1}(k_1, k_2), \\
 LH_j(m, n) &= \sum_{k_1 \in z} \sum_{k_2 \in z} g_{k_1-2m} h_{k_2-2n} LL_{j-1}(k_1, k_2), \\
 HH_j(m, n) &= \sum_{k_1 \in z} \sum_{k_2 \in z} g_{k_1-2m} g_{k_2-2n} LL_{j-1}(k_1, k_2). \quad (1)
 \end{aligned}$$

式中: $LL_{j-1}(k_1, k_2)$ 表示第 $(j-1)$ 层近似子图; $LL_j(m, n)$ 表示第 j 层近似子图; $LH_j(m, n)$ 表示第 j 水平细节子图; $HL_j(m, n)$ 表示第 j 垂直细节子图; $HH_j(m, n)$ 表示第 j 对角线细节子图。

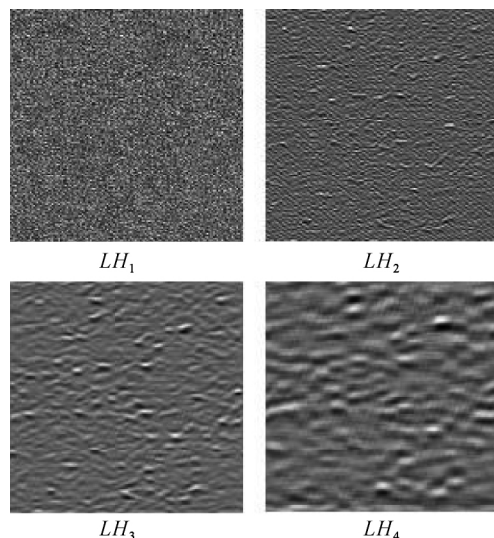
通过式(1)可以看出,小波分解实质上是通滤波器 h_k 和 g_k 进行滤波,滤波后输出能反映水平低频和垂直低频信息的近似子图 LL 、水平低频垂直高频的水平细节子图 LH 、水平高频垂直低频的垂直细

节子图 HL 、水平高频垂直高频的对角线细节子图 HH 。因此,小波一次分解可实现不同频率信息分在同一图层不同方向上的分离。为了保证分解后各图层中的子图尺寸大小相等,织物起球图像采用小波静态分解,有利于后续不同图层之间的子图进行中央-周边操作。为了抑制规则的周期纹理、减少小波分解过程的计算量,本文选用具有高消失矩,正交紧支,且具有一定近似对称性 DB2 小波,用于织物图像的分解。通过小波多层分解,频率较高的织物图像信息优先被分解出来,不同频率及不同方向的织物图像信息将被分解在各图层的不同子图(如图 2 所示)中,这将有利于提取织物起球信息。

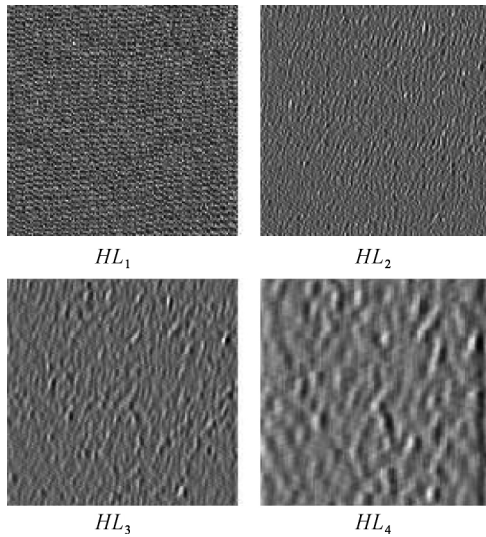
(1) 织物起球近似子图分析。织物起球图像小波多层分解近似子图如图 2 (a) 所示,周期性纹理主



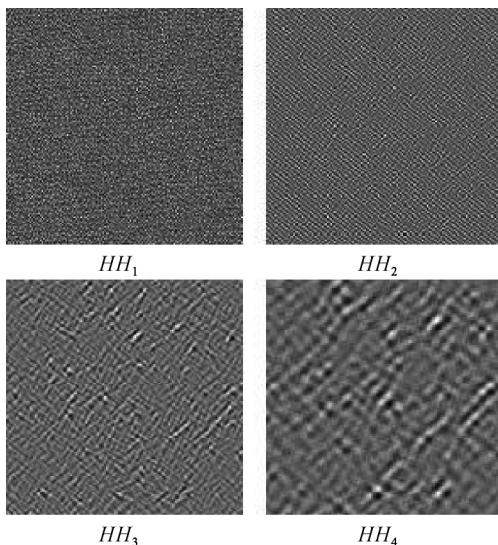
(a) 小波多层分解近似子图



(b) 小波多层分解水平细节子图



(c) 小波多层分解垂直细节子图



(d) 小波多层分解对角线细节子图

图2 织物图像的小波多层静态分解

Fig. 2 Wavelet static multi-decomposition of fabric image

要信息的频率总是高于织物起球主要信息。第1和2层近似子图(LL_1 、 LL_2)主要包含周期性纹理低频近似、织物起球、光照不匀、背景不平度等信息;第3层近似子图 LL_3 主要为织物起球低频、光照不匀、背景不平度等低频信息,周期性纹理被彻底滤除;第4层近似子图 LL_4 主要为光照不匀、背景不平度等低频信息。如果选择第3和4层近似子图进行运算,消除光照不匀和背景不平度,就有可能提取织物起球近似低频信息。

(2) 水平细节子图分析。织物起球图像水平细节子图如图2(b)所示。第1和2层水平细节子图(LH_1 、 LH_2)主要为垂直高频周期纹理信息以及水平方向低频的周期性纹理、起球、织物不平度等信

息;第3层水平细节子图 LH_3 主要包含垂直高频水平低频的织物起球、背景不平度、毛羽等信息;第4层水平细节子图 LH_4 主要包含织物背景不平度、毛羽等信息。通过第3和4层水平细节子图之间的运算,可提取织物起球水平细节信息。

(3) 垂直细节子图分析。织物起球图像垂直细节子图如图2(c)所示。第1和2层垂直细节子图(HL_1 、 HL_2)主要为水平高频垂直低频的周期性纹理、起球、背景不平度等信息;第3层垂直细节子图 HL_3 主要包含水平高频垂直低频织物起球、背景不平度以及毛羽等信息;第4层垂直细节子图 HL_4 主要包含织物背景不平度、毛羽等信息。通过第3和4层垂直细节子图之间的运算,可提取织物起球垂直细节信息。

(4) 对角线细节子图分析。织物起球图像对角线细节子图如图2(d)所示。第1和2层对角线高频子图(HH_1 、 HH_2)主要属于高频噪声信息;第3和4层(HH_3 、 HH_4)主要包含织物纱线毛羽等信息或者含有少量的织物高频细节信息。通过各层对角线细节子图很难提取织物起球信息,因此各层对角线子图不参与后续的中央-周边操作。

1.2.2 中央-周边操作

(1) 中央-周边操作定义。中央-周边操作实质上是对不同分辨率图层次子图进行差分操作。所形成的差分子图,保留中央与周边的差异信息,从而提高差异信息的显著度。织物起球近似子图、水平细节子图以及垂直细节子图的中央-周边操作如式(2)所示。

$$\begin{cases} LL(\delta_{s-c}) = LL(s) \ominus LL(c) \\ LH(\delta_{s-c}) = LH(s) \ominus LH(c) \\ HL(\delta_{s-c}) = HL(s) \ominus HL(c) \end{cases} \quad (2)$$

式中: \ominus 表示中央-周边操作; c 代表中央尺度; δ 代表周边层与中央层之间层差; s 代表周边尺度, $s=c+\delta$; $LL(\delta_{s-c})$ 、 $LH(\delta_{s-c})$ 和 $HL(\delta_{s-c})$ 分别表示近似子图、水平细节子图和垂直细节子图。

(2) 中央-周边操作图层的选取。选取合适的中央层与周边层是提高检测显著度的关键。只有将含有起球、光照不匀以及背景不平度信息的中央层近似子图与主要含光照不匀以及背景不平度信息周边层进行差分操作,才能提高织物起球近似信息的显著度;只有将含有起球、背景不平度信息的中央层细节子图与含有背景不平度信息的周边层细节子图进行差分操作,才能提高织物起球细节信息的显著度。因此,如何自动选取合适中央-周边操作的图层,将直接影响中央-周边操作的效果。众所周知,

织物周期性纹理丰富,但起球相对比较稀少。当细节子图所在图层以周期性纹理为主过渡到以起球为主的图层时,细节子图能量梯度将发生突变。因此,只需计算相邻图层的细节子图能量梯度,当其出现拐点时,对应的相邻图层就分别是周期性纹理与织物起球图层。

中央一周边操作子图选取实例如图 3 所示。图 3(a)中细节子图能量梯度为 2 时出现拐点,说明第 2 层子图主要为周期性纹理图层,而第 3 层主要为织物起球图层,第 4 层主要为背景不平度以及光照不匀等缓变信息(低频信息)图层。因此,选取近似子图 LL_3 与 LL_4 、水平细节子图 LH_3 与 LH_4 和垂直细节子图 HL_3 与 HL_4 进行中央一周边操作,可分别获得代表织物起球近似信息的近似差分子图(图 3(b))、织物起球水平细节信息的水平细节差分子图(图 3(c))和织物起球垂直细节信息的垂直细节差分子图(图 3(d))。由此可以看出,织物起球近似信息、水平细节信息以及垂直细节信息的显著度得到了提高。

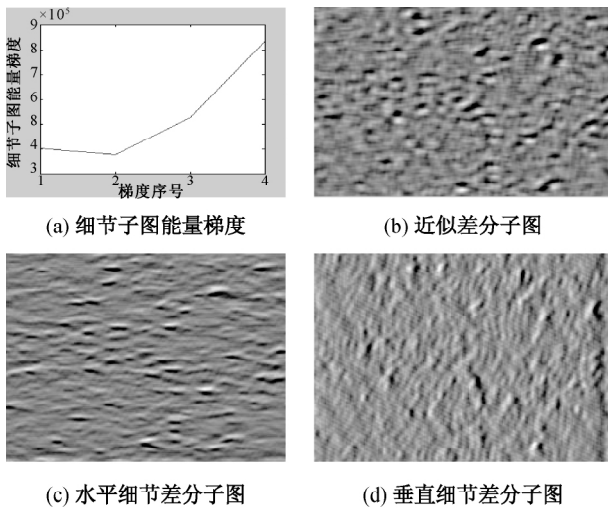


图 3 中央一周边操作子图选取
Fig. 3 Sub-images selectivity of central-surround operation

1.2.3 织物起球显著图

为了将中央一周边操作后的近似差分子图与水平细节差分子图、垂直细节差分子图进行融合,形成织物起球显著图,需将各差分子图按照式(3)进行归一化处理。

$$\begin{cases} f_{LL}(\delta_{s-c}) = \frac{LL(\delta_{s-c}) \times 256}{\max[LL(\delta_{s-c})]} \\ f_{LH}(\delta_{s-c}) = \frac{LH(\delta_{s-c}) \times 256}{\max[LH(\delta_{s-c})]} \\ f_{HL}(\delta_{s-c}) = \frac{HL(\delta_{s-c}) \times 256}{\max[HL(\delta_{s-c})]} \end{cases} \quad (3)$$

然后,按照式(4)进行相加融合形成织物起球显著图。

$$f_s = f_{LL}(\delta_{s-c}) \oplus f_{LH}(\delta_{s-c}) \oplus f_{HL}(\delta_{s-c}) \quad (4)$$

式中: \oplus 表示各差分子图相加融合; f_s 表示织物起球显著图。

通过融合所获得织物起球显著图如图 4(a)所示,背景周期纹理、光照不匀等被有效抑制;织物起球显著图三维视图如图 4(b)所示,起球信息显著度明显得到提高。

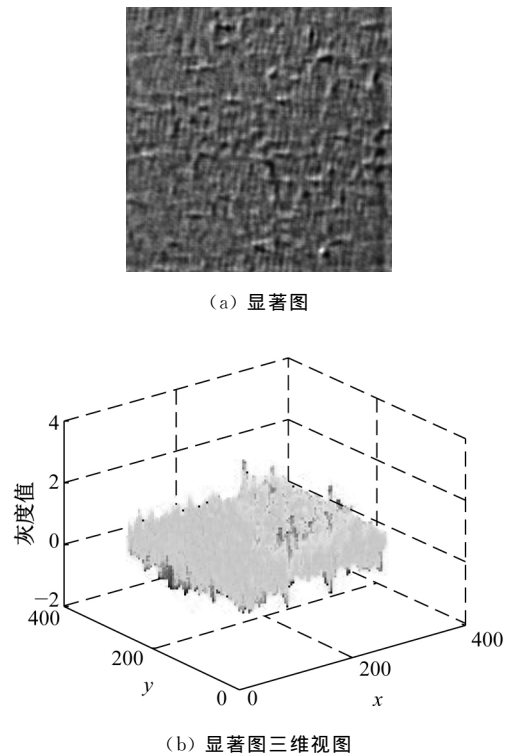


图 4 织物起球显著图分析
Fig. 4 Fabric pilling saliency map analysis

1.3 织物起球兴趣区形成

Itti 注意机制模型通过胜者为王竞争机制完成注意焦点的转移,在此基础上形成兴趣区,因此这种方法效率低下。本文参照文献[21]的方法,在织物起球显著图灰度值范围内,根据织物起球稀少性特征确定分割阈值,通过阈值分割,形成兴趣区。织物起球兴趣区滤波如图 5 所示。由图 5(a)可知,织物起球信息被有效提取,但同时也含有大量噪声;统计兴趣区各个目标面积如图 5(b)所示,噪声面积较小,织物起球面积较大。因此,可根据兴趣区目标面积大小来采用最大类间方差确定滤波阈值,小于阈值的兴趣区设为背景,大于滤波阈值认为织物起球信息。分割结果如图 5(c)所示,大量噪声信息被有效抑制。

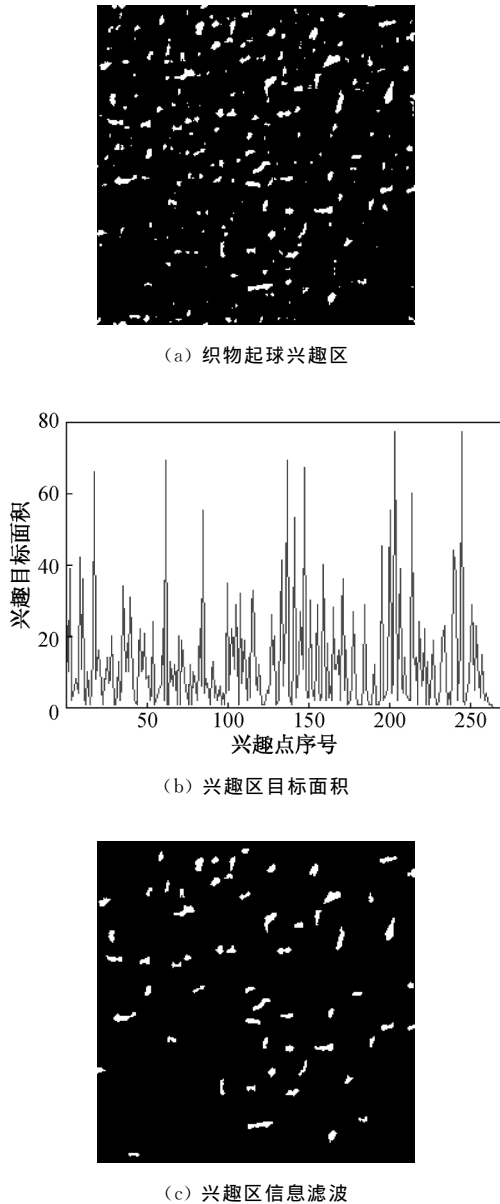


图 5 织物起球兴趣区滤波

Fig. 5 Fabric pilling of interest region filtering

2 织物起球客观评价

为了客观评价织物起球疵点等级,需要在图像分割的基础上提取织物起球特征,通过起球特征客观评估等级。

2.1 织物起球特征提取

通过比较不同等级的织物起球情况可以看出:织物起球越严重,起球的数量通常也会越多;起球所占的比重越大,分布越不均匀。因此,本文提取起球数目、平均面积、起球密度作为织物起球评级的指标。其中:起球数目的计算,采用八连通邻域法搜索像素值不为零的连通区域;平均面积为所有起球的平均面积;起球密度定义为起球所在区域单位面积

内的起球面积。

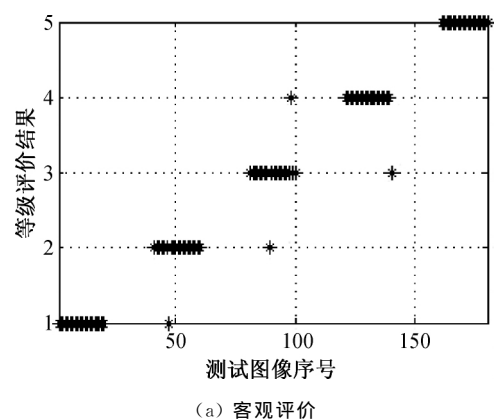
2.2 织物起球等级评价

BP 网络是一种按误差逆向传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP 网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,而无需事前揭示并描述这种映射关系的数学方程。BP 神经网络模型拓扑结构包括输入层(input)、隐层(hidden layer)和输出层(output layer)。本文采用 BP 网络用于织物起球等级评价。输入特征为归一化的织物起球特征,输入节点数为 3, BP 网络隐层采用 log-sigmoid 型传递函数;输出层采用 pureline 函数,输出节点数为 5,分别对应起球 5 个等级。在起球标准图像样本集中提取起球数目、平均面积以及起球密度作为起球特征样本库,用于对神经网络的训练。对织物起球测试图像进行等级评价时,按照本文的方法,提取起球数目、平均面积以及起球密度作为起球特征,输入训练好的 BP 网络,进行分类识别。

3 试验与分析

为了验证本文所采用起球客观评价方法的效果,分别采用本文算法与人工专家主观评价进行对比试验。测试图像从标准图库随机选择,每个等级 20 幅,总共 100 幅。

人工主观等级评价时,选取从事织物质量检验的人员 10 名,根据织物起球标准库图像进行学习和培训,在此基础上,筛选出 5 名能正确识别全部等级的检验员,作为试验的主观评价专家。主观评价时,专家需要根据起球标准图像库随机选取的起球图像,独立地进行起球等级评价。当专家等级评价结果不一致时,按照少数服从多数进行起球等级认定。如果每位专家评价等级互不相同,此测试图像的主观等级评价无效。本文算法与人工专家主观评价对比试验结果如图 6 所示。



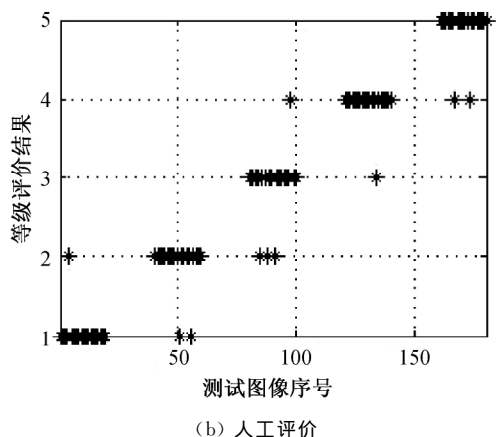


图 6 起球等级评价效果

Fig. 6 Evaluation effect of pilling grade

在图 6(a)中,96 个样本起球图像等级评价是正确的,正确识别率为 96%。其中有 1 幅 2 等级起球样本被错误识别为 1 等级,2 幅 3 等级起球样本分别被错误评价为 2 等级和 4 等级,1 幅 4 等级样本被误判为 3 等级。在图 6(b)中,90 个样本起球图像等级评价是正确的,10 幅样本图像被错误判断等级,正确识别率为 90%。这可能是由于相邻等级的起球特征比较接近,导致检验人员误判。例如:一些 3 等级起球样本被误判为 2 等级,主要原因是这些样本起球数目或起球平均面积比较接近 2 级起球的相应特征。正因为检验人员依赖于个人经验进行评估,故而难以正确分析相邻等级起球特征,导致评价识别率较低。

为了验证本文算法抗噪声能力,在测试样本图像中添加均值 $\mu=0$,标准差 σ 分别为 0.01 和 0.03 的高斯噪声,起球等级评价结果如图 7 所示。

从图 7(a)和(b)可知:高斯噪声标准差 σ 分别为 0.01 和 0.03 时,起球等级客观评价准确率达到 93%以上,具有较强抗噪声能力。这主要是由于小波分解、中央-周边操作和差分分子图融合提高了

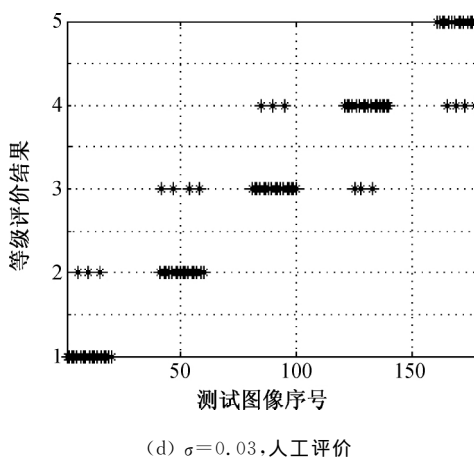
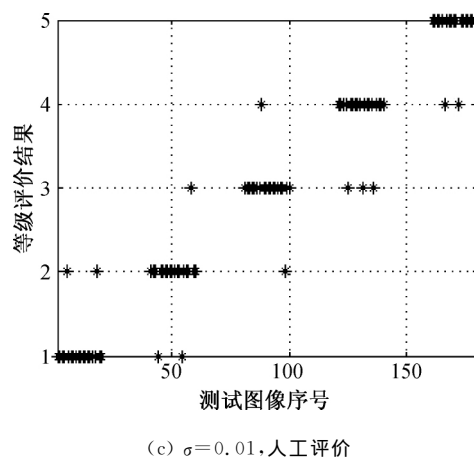
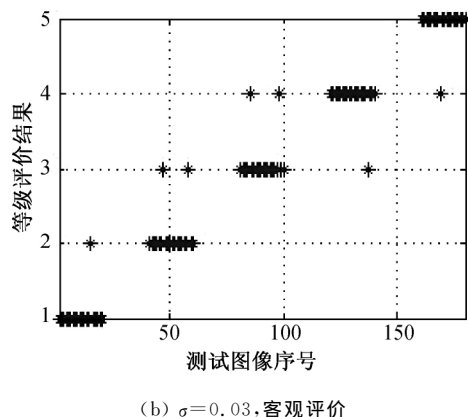
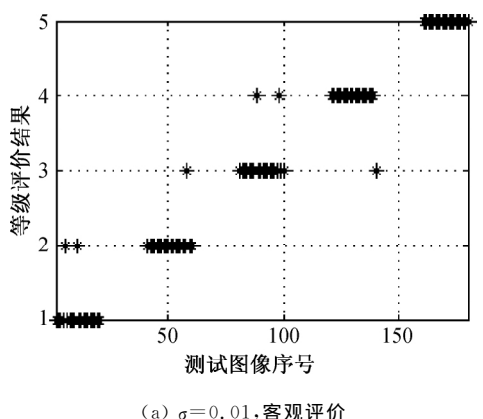


图 7 不同强度噪声条件下起球等级评价效果

Fig. 7 Evaluation effects of pilling grade under different intensity noise conditions

织物起球的显著度,基于检测目标特征分割形成兴趣区以及基于面积最大类间方差滤波,能够消除数量众多的噪声干扰。从图 7(c)和(d)可知:高斯标准差 σ 分别为 0.01 和 0.03 时,起球等级人工主观评价准确率分别为 88%和 83%,远低于客观评价准确率。这可能是由于在较强噪声干扰影响下,起球一部分信息被淹没,人工视觉错觉造成部分起球等级误判,影响最终的评价准确率。



4 结 语

本文通过小波多层分解,实现不同频率的织物纹理信息分离。利用细节子图能量梯度确定织物图像图层所包含的主要信息,并通过图层之间的近似子图、水平细节子图以及垂直细节子图的中央一周边操作,消除织物纹理缓变的背景信息。将中央一周边操作获得的近似差分子图、水平细节差分子图、垂直细节差分子图进行相加融合,可获得织物起球疵点显著图。在此基础上,根据起球特征设定阈值进行兴趣区分割以及滤波,有效避免了噪声等干扰。最后,利用提取起球特征,经过BP网络识别进行起球等级客观评价。在客观评估过程中,能有效分离出周期性织物纹理、缓变纹理、噪声等信息,提高了织物起球显著度,在等级评价阶段,利用BP网络非线性识别映射能力,对织物起球进行分类识别,可提高起球等级评价的识别率。试验结果表明,本文织物起球等级客观评价方法具有较高的正确率和较强的抗噪声能力。

参 考 文 献

- [1] MENDES A O, FIADEIRO P T, MIGUEL R A L. Subjective and objective pilling evaluations of textile fabrics; A comparison [J]. *Textile Research Journal*, 2010, 80(18): 1887-1897.
- [2] JASINSKA I, STEMPIEN Z. An alternative instrumental method for fabric pilling evaluation based on computer image analysis[J]. *Textile Research Journal*, 2014, 84(5): 488-499.
- [3] CHERKASSKY A, WEINBERG A. Objective evaluation of textile fabric appearance part 1: Basic principles, protrusion detection, and parameterization[J]. *Textile Research Journal*, 2010, 80(3): 226-235.
- [4] 管声启,高照元,吴宁,等. 基于视觉显著性的平纹织物疵点检测[J]. *纺织学报*, 2014, 35(4): 56-61.
- [5] 徐增波,周胜. 基于尺度-空间极值的织物起球目标检测[J]. *纺织学报*, 2013, 34(7): 45-51.
- [6] YAP P H, WANG X G, WANG L J, et al. Prediction of wool knitwear pilling propensity using support vector machines[J]. *Textile Research Journal*, 2010, 80(1): 77-83.
- [7] XU B, YU W R, WANG R W. Stereovision for three-dimensional measurements of fabric pilling [J]. *Textile Research Journal*, 2011, 81(20): 2168-2179.
- [8] MENDES A O, FIADEIRO P T, MIGUEL R A L. Virtual subjective pilling evaluation: An alternative [J]. *Textile Research Journal*, 2011, 81(9): 892-901.
- [9] KIM S, PARK C K. Evaluation of fabric pilling using hybrid imaging methods[J]. *Fibers and Polymers*, 2006, 7(1): 57-61.
- [10] XU B. Instrumental evaluation of fabric pilling [J]. *The Journal of The Textile Institute*, 1997, 88(4): 488-500.
- [11] GUAN S Q, GAO Z Y. Fabric defect image segmentation based on the visual attention mechanism of wavelet domain[J]. *Textile Research Journal*, 2014, 84(10): 1018-1033.
- [12] JING J F, ZHANG Z Z, KANG X J, et al. Objective evaluation of fabric pilling based on wavelet transform and the local binary pattern[J]. *Textile Research Journal*, 2012, 82(18): 1880-1887.
- [13] 王会改,李正周,顾园山,等. 基于多尺度自适应稀疏字典的小弱目标检测方法[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(7): 2371-2378.
- [14] 夏冬升,汪军. 基于小波变换和图像分割的织物等级自动评定[J]. *东华大学学报(自然科学版)*, 2007, 33(2): 221-226.
- [15] ZHANG J M, WANG X G, PALMER S. Performance of an objective fabric pilling evaluation method[J]. *Textile Research Journal*, 2010, 80(16): 1648-1657.
- [16] DESIMONE R, DUNCAN J. Neural mechanisms of selective visual attention[J]. *Annual Review of Neuroscience*, 1995, 18: 193-222.
- [17] SUN Y, FISHER R. Object-based visual attention for computer vision[J]. *Artificial Intelligence* 2003, 146(1): 77-123.
- [18] HOU X, HAREL J, KOCH C. Image signature: highlighting sparse salient regions [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2012, 34(1): 194-201.
- [19] ZHANG L, TONG M H, MARKS T K, et al. SUN: A Bayesian framework for saliency using natural statistics [J]. *Journal of Vision*, 2008, 8(7): 32-32.
- [20] ITTI L, KOCH C. Computational modeling of visual attention [J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2001, 2(3): 194-203.
- [21] 管声启,师红宇,赵霆. 应用目标稀少特征的织物疵点图像分割[J]. *纺织学报*, 2015, 36(11): 45-50.

(责任编辑:杜 佳)