

文章编号: 1671-0444(2018)02-0205-06

## 组织结构对字典学习表征机织物纹理的影响

王凯<sup>1a</sup>, 吴莹<sup>1a</sup>, 汪军<sup>1a, 1b</sup>, 李立轻<sup>1a</sup>, 周建<sup>1b, 2</sup>

(1. 东华大学 a. 纺织学院; b. 纺织面料技术教育部重点实验室, 上海 201620;  
2. 江南大学 纺织服装学院, 江苏 无锡 214122)

**摘要:** 为了研究机织物组织结构对字典学习纹理表征的影响, 使用平纹、斜纹、方平、经面缎纹、纬面缎纹、蜂巢和菱形斜纹等 7 种组织作为样本, 选择 16 像素×16 像素的子窗口, 以离散余弦字典为初始字典进行字典学习, 得到学习字典, 并使用学习字典对织物纹理进行重构。研究结果显示, 不同组织结构在相同条件下学习的重构质量不同, 确定了 7 种织物纹理重构质量的次序, 为进一步研究根据纹理重构质量进行特征分类提供依据。

**关键词:** 机织物; 纹理表征; 组织结构; 字典学习

**中图分类号:** TS 101.9      **文献标志码:** A

## Influence of Woven Fabric Structure on Texture Representation Based on Dictionary Learning

WANG Kai<sup>1a</sup>, WU Ying<sup>1a</sup>, WANG Jun<sup>1a, 1b</sup>, LI Liqing<sup>1a</sup>, ZHOU Jian<sup>1b, 2</sup>

(a. College of Textiles; b. Key Laboratory of Textile Science & Technology, Ministry of Education,  
1. Donghua University, Shanghai 201620, China;  
2. College of Textiles and Clothing, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

**Abstract:** Plain weave, twill weave, hopsack weave, warp stain weave, weft stain weave, honeycomb weave and diamond twill weave were used as samples to study the effect of fabric structure on the texture representation by dictionary learning. The dictionary was trained by 16 pixel×16 pixel patches extracted from the sample images with discrete cosine dictionary as the initial dictionary, and the fabric texture was reconstructed by the learned dictionary. The results show that different fabrics have different reconstruction quality after the processing of the same dictionary learning algorithm. The quality order of the 7 kinds of reconstructed fabric images is obtained. It will provide a basis for the further study on the classification of texture of different fabrics according to the texture reconstruction quality.

**Key words:** woven fabric; texture representation; fabric structure; dictionary learning

目前, 机织物纹理的分类识别检测仍然由人工进行, 对机织物纹理进行精确描述或运用计算机技术对纹理进行识别与分类还存在不少困难。提高计算机图像处理技术在机织物纹理分类识别方面的效

率和准确性, 进而提高纺织品的质量一直是研究热点之一。

现有的纹理表征一般是在空间域和频率域内对纹理图像进行处理。空间域的方法有灰度共生矩阵

收稿日期: 2016-10-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61379011, 61501209, 61271006)

作者简介: 王凯(1992—), 男, 江苏镇江人, 硕士研究生, 研究方向为机织物纹理表征, E-mail: 1310745237@qq.com

汪军(联系人), 男, 教授, E-mail: junwang@dhu.edu.cn

等基于统计的方法和高斯-马尔可夫随机场模型等模型法。频率域的方法有傅里叶分析法、Gabor 变换和小波变换等。在空间域方法中,例如文献[1]采用灰度共生矩阵,使用对比度、熵等共 6 个指标作为参数,确定正常织物纹理像素方向、像素距离以及图像灰度等级,但缺点是对随机性较强的纹理图像难以发挥较好的作用。频率域方法中,Gabor 变换效果优异,如文献[2-3]通过确定 Gabor 滤波器参数,将织物图像沿不同的尺度和方向分解,得到含不同信息的子图像,融合得到织物主要纹理,但是该方法滤波器参数选择非常复杂。由于织物纹理的多样性特点,虽然相关的研究很多,但至今仍没有一项技术可得到大范围的应用,因此,在利用计算机技术进行机织物纹理表征方面仍然需要进一步深入研究。

字典学习更多地应用于图像压缩去噪<sup>[4]</sup>和人脸识别<sup>[5]</sup>方面,将其应用到织物纹理表征方面是一个新颖且创新的研究方向。机织物纹理具有一定的周期性和方向性,文献[6-8]利用机织物的这一特性,使用字典学习的方法对机织物进行纹理表征,对字典元素的个数进行讨论和对子窗口尺寸进行优选后,重构织物纹理图像,取得了不错的纹理表征效果,但是这些研究都没有考虑织物的结构参数的变化是否会对字典学习的纹理表征结果产生影响。机织物的纹理多样,其纹理特征的首要影响因素就是其组织结构。研究组织结构对纹理表征的影响,可能实现对织物的分类,进而可探讨用通用字典表征某一类织物等问题。这样能用最小的代价来表征织物纹理,进而实现机织物组织结构自动识别、密度测量和在线纹理检测等目的。

因此,本文将主要讨论机织物结构参数中的组织结构变化对使用字典学习算法重构织物纹理图像的质量的影响。

## 1 机织物纹理表征

### 1.1 字典学习

字典  $D$  是一个  $m \times k$  的矩阵,字典学习可以表示为在最小平方误差条件下求解  $m \times n$  的数据矩阵  $Y$  的近似矩阵,其中,  $m$  为  $Y$  的维数,  $n$  为  $Y$  中样本的个数,即选择  $l_2$  范数作为条件进行字典学习,求解该字典可以写成以下优化问题:

$$\min \sum_{i=1}^n \|y_i - Dx_i\|^2, \quad \text{s. t.} \quad \forall i, \|x_i\|_0 \leq T$$

式中:  $T$  为正整数,控制稀疏程度;  $\|\cdot\|_0$  为  $l_0$  范数,表示表达式中非零项的个数,即在字典  $D$  中选

择  $T(T \ll k)$  个原子的线性组合来近似表征  $Y$ 。本文选择  $T=4$ ,其他原子的系数都为 0,选择离散余弦字典<sup>[9-10]</sup>(discrete cosine dictionary, DCT)作为字典学习的初始化字典,再通过字典学习算法得到最终的学习字典,初始化 DCT 字典矩阵的大小为 256 像素  $\times$  256 像素。

### 1.2 重构图像评价指标

对于重构图像的客观评价指标,目前还没有一种统一的方法,单一的评价指标都有一定的不足,本文选择均方误差(mean square error, MSE)和结构相似度两个指标来评价重构图像的质量。

#### 1.2.1 均方误差

假设  $Y$  为  $M$  像素  $\times N$  像素的织物样本图像,利用字典学习获取的字典  $D$  对信号  $Y$  进行重构,  $X$  为重构图像,则样本图像与重构图像之间的 MSE 定义为

$$\text{MSE}(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [X(i, j) - Y(i, j)]^2}{M \times N}$$

式中:  $M$  为  $Y$  的维数;  $N$  为  $Y$  的列数。原样本信号和重构信号之间的均方误差越小,表示重构的近似效果越好。均方误差无法利用图像的结构信息,其评价结果与主观判断相比,可能会有较大出入。

#### 1.2.2 结构相似度

采用结构相似模型(SSIM)法<sup>[11]</sup>来计算原图像与重构图像之间的结构相似度,从而评价重构效果。设  $X$  和  $Y$  为重构图像和原图像的列首尾相连接成的长度为  $M \times N$  列向量,结构相似度定义为

$$\text{SSIM}(X, Y) = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \cdot \frac{2\mu_X \mu_Y}{\mu_X^2 + \mu_Y^2} \cdot \frac{2\sigma_X \sigma_Y}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2}$$

$$\mu_X = \frac{1}{M \times N - 1} \sum_{i=1}^{M \times N} X_i$$

$$\mu_Y = \frac{1}{M \times N - 1} \sum_{i=1}^{M \times N} Y_i$$

$$\sigma_X^2 = \frac{1}{M \times N - 1} \sum_{i=1}^{M \times N} (X_i - \mu_X)^2$$

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{M \times N - 1} \sum_{i=1}^{M \times N} (Y_i - \mu_Y)^2$$

$$\sigma_{XY} = \frac{1}{M \times N - 1} \sum_{i=1}^{M \times N} (X_i - \mu_X)(Y_i - \mu_Y)$$

式中:SSIM 中的 3 项分别代表图像的结构相似性、亮度相似性和对比度相似性;  $\mu_X$ 、 $\mu_Y$ 、 $\sigma_X$  和  $\sigma_Y$  分别为  $X$  和  $Y$  的均值和标准差;  $\sigma_{XY}$  为  $X$  和  $Y$  的协方差。SSIM 的取值范围为  $[-1, 1]$ ,其值越大,说明融合

图像与原图像的结构、亮度和对比度越相似,重构图像的质量越好。

## 2 织物制样与图像采集

在保证织物所用纱线的原料和织物的密度等条件不变的情况下,使用不同组织结构的机织物为样本。本试验所用的机织物样本是在实验室 TNY101B-20 型樱牌剑杆小样织机上制织的,为了便于织造,选用实验室已有的 20 tex $\times$ 2 的棉双股股线为原料,织制 7 种组织,规格参数如表 1 所示,其中蜂巢组织和菱形斜纹是以一上四下斜纹为基础组织的。经过试验,当经、纬密度均为 350 根/10 cm 时,织物的纹理较清晰,因此选用此数据作为试验样本密度。

表 1 织物规格参数表

Table 1 Weave fabric specification parameters

织物组织结构	经纱循环数	纬纱循环数
平纹	2	2
三上一下右斜纹	4	4
二上二下方平	4	4
八枚三飞经面缎纹	8	8
八枚三飞纬面缎纹	8	8
菱形斜纹	8	8
蜂巢组织	8	8

为保证获取的机织物图像不受图像采集环境的影响,使用佳能 9000F Mark II 型扫描仪采集布样的图像,采用照片扫描模式,色彩模式为灰度,分辨率为 300 dpi。为了增加图像的对比度,扫描图像时在织物的背面放置一块黑色硬纸板作为背景,并将采集图像的均值和方差进行标准化处理,使所有图像有相同的均值和方差。每种织物扫描 5 块机织物图像作为样本,每张图像的大小为 256 像素 $\times$ 256 像素,所对应的实际织物尺寸为 2.17 cm $\times$ 2.17 cm。将每张织物图像划分为一定大小的子窗口作为样本代入字典学习算法,训练得到最终的学习字典,用于表征原织物图像。

## 3 字典学习参数的确定

### 3.1 子窗口大小的确定

字典学习所选择的子样本一般有两种选取方法:一种是直接将图像的每一列作为一个子样本进行字典学习;另一种是将图像划分为一定尺寸的小窗口,然后将其像素值首尾相连作为一个子样本。采用子窗口的样本划分方法可以避免光照不均的影

响,此外,该样本获取方法也更能满足实时性的要求。因此,本文采用子窗口对样本进行划分。

采用子窗口划分样本,需要确定子窗口的大小。以平纹和菱形斜纹为例,讨论子窗口大小对字典学习纹理表征的影响。分别将样本图像划分为 8 像素 $\times$ 8 像素、16 像素 $\times$ 16 像素和 32 像素 $\times$ 32 像素大小的子窗口,在相同字典元素个数下进行试验。平纹和菱形斜纹重构图像如图 1 所示。重构图像的近似指标结果如图 2 所示。

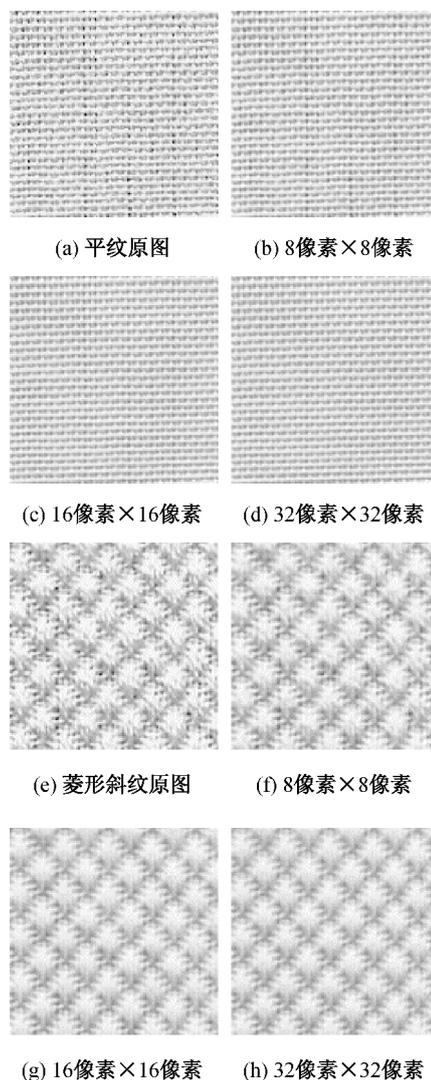
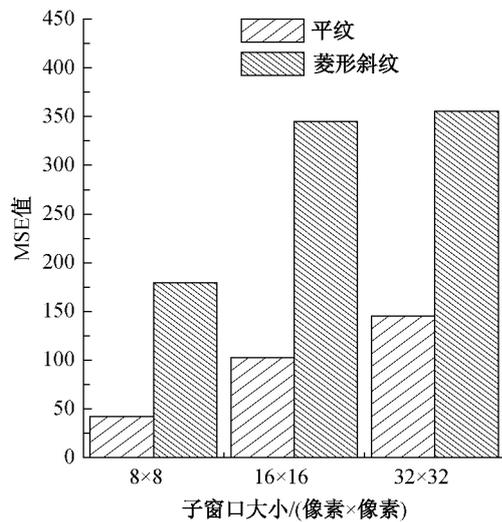


图 1 不同子窗口大小表征效果

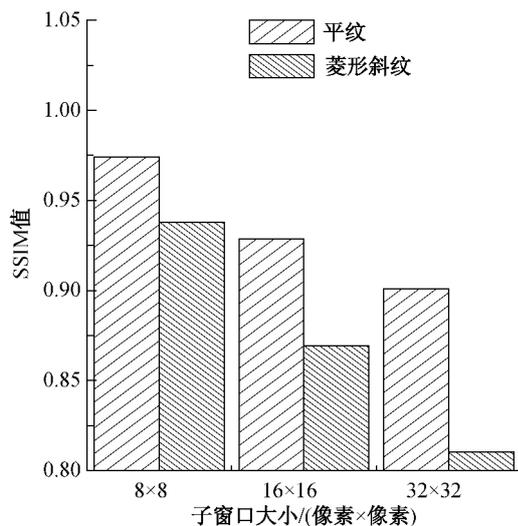
Fig. 1 The representation results with different patch sizes

由图 2 可知,随着子窗口尺寸的增加,重构的均方误差值逐渐增大,SSIM 值逐渐减小,说明使用更小的子窗口划分进行重构的图像的质量更好。

一般认为过大的子窗口会显著增加算法所消耗的时间,同时也会增加图像重构的误差。但过小的子窗口,会导致样本之间纹理信息波动过大,不利于



(a) MSE 值



(b) SSIM 值

图 2 近似指标结果图

Fig. 2 Approximate index results

重构,这是因为子窗口中包含的纹理循环太小。本文中 8 像素×8 像素的子窗口近似效果最好,但同时也近似出一些随机性的纹理。16 像素×16 像素与 32 像素×32 像素的子窗口相比,重构误差小,SSIM 值更大,学习字典所需时间更短。因此,本文选择 16 像素×16 像素的子窗口。子窗口划分时,将 16 像素×16 像素的窗口在样本图像上按水平和垂直方向滑动,每间隔一个像素距离取得一个子样本,共计 58 018 个子样本,将子样本按列展开,可得到一个 256×58 018 样本集。为减少学习时间,在这 58 018 个子样本中每间隔 10 取一个子样本,最终得到一个 256×5 801 的训练样本集。

### 3.2 字典原子个数的确定

在无约束字典学习中,当子窗口的尺寸一定时,

随着字典个数的增加,通过字典学习法得到的重构图像和原图像之间的重构误差是单调递减的。对于本文使用的稀疏字典学习算法而言,稀疏度( $T$ )的大小变化也会对试验的结果产生影响。本文以图 1(e)菱形斜纹样本为例,使用 16 像素×16 像素的子窗口对其划分后进行稀疏字典学习,并重构其纹理图像,分析稀疏度对重构误差的影响,试验结果如图 3 所示。

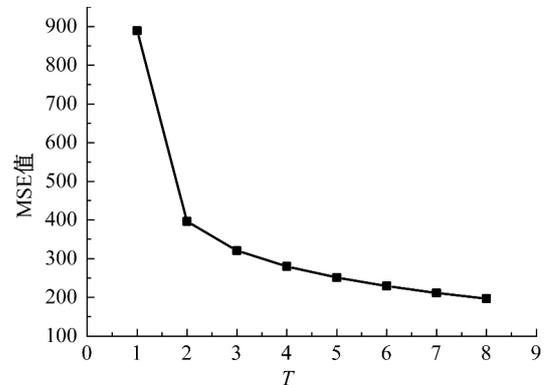


图 3 稀疏度对重构误差的影响

Fig. 3 Mean squared error curve with different sparse degree

由图 3 可知,在重构图像阶段,当  $T=2$  时,重构图像的误差与原图像的误差已经较小,再增加  $T$  值,重构的均方误差值减小不大,重构纹理视觉上的变化也不明显,然而随着  $T$  的增大,算法运行所需要的时间明显增多。由于不论是将字典学习用于织物图像的纹理表征,还是最终用于织物瑕疵的鉴别,目的都是为了提取织物图像主要的周期性纹理特征,而对于一些随机的无规则纹理甚至是瑕疵部分则可以忽略。因此,综合考虑还是在  $T=4$  条件下分析学习字典纹理表征的效果。

## 4 字典学习与结果分析

将 7 种不同组织结构的机织物代入字典学习算法,初始化 DCT 字典的原子个数为 256,通过 MOD<sup>[12]</sup> (method of optimal directions) 算法和 OMP<sup>[13]</sup> (orthogonal matching pursuit) 算法迭代更新 10 次,得到学习字典。使用学习字典重构图像时,仍将 16 像素×16 像素的窗口每间隔一个像素,在需要重构的 256 像素×256 像素的织物纹理图像上沿纵向和横向滑动得到子窗口样本,将每个子窗口内的像素值按列首尾相连,得到 256×58 018 个子样本,使用学习字典对这 58 018 个子样本进行重构。再按原样本划分的逆过程将这 256×58 018 子样本进行对应像素叠加融合,对于多次叠加的像素

值通过求平均值的方法确定灰度值,最终还原为 256 像素×256 像素的重构图像。每种织物 5 个样本经字典学习后所得的平均均方误差值如图 4 所示。重构图像与原图像通过结构相似模型法进行评价的结果如图 5 所示。

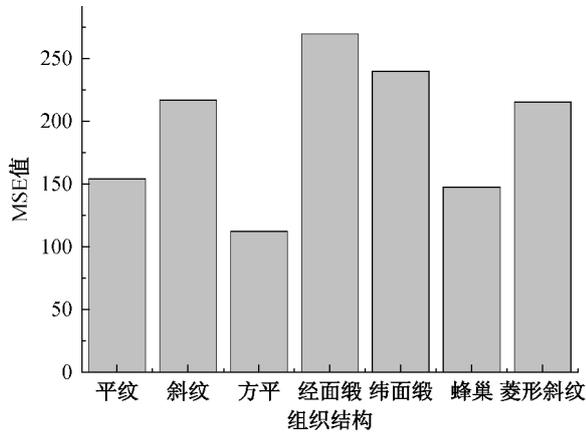


图 4 不同组织重构均方误差图

Fig. 4 Mean squared error with different fabric structure

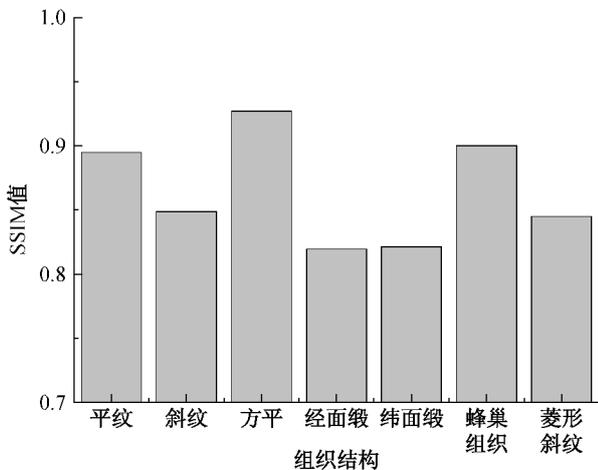


图 5 SSIM 评价结果

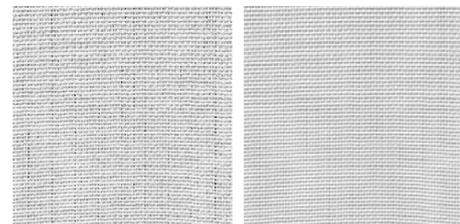
Fig. 5 SSIM of metrics

由图 4 和 5 可知,不同组织在相同的条件下经过相同的字典学习算法学习得到的重构图像与原图像之间的重构 MSE 值和 SSIM 值不同。根据 MSE 指标和 SSIM 指标,经本文的稀疏字典学习算法重构得到的图像质量从好到差依次为方平>蜂巢组织>平纹>斜纹>菱形斜纹>纬面缎纹>经面缎纹,两种指标的评价结果一致。但是从各种组织之间的差异来看,均方误差所显示的不同组织之间的差异更大,而使用 SSIM 指标的不同组织之间的差异相对较小。这是由于 MSE 是对重构图像和原图像的差求平方和的平均,因此会放大某些异常值在评价中的作用。相对来说,SSIM 的评价效果与实

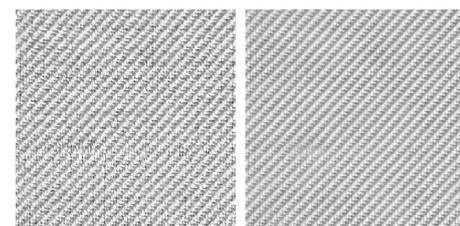
际的视觉主观评价更接近。

由图 5 还可知,方平、平纹和斜纹相比,方平的交织与平纹类似,但是方平每次是两根纱线参与交织,纹理的周期性优于平纹,斜纹图像纹理的均匀性稍差,重构质量也差一些。菱形斜纹、纬面缎纹和经面缎纹重构的效果之所以相对差一些,这是因为它们组织循环大,同时又有较长的浮长线,纹理的变异更大,因此重构起来更困难。经面缎纹和纬面缎纹的差异只是纹理的斜向不同,因此评价指标的结果非常接近。蜂巢组织虽然组织循环跟菱形斜纹、纬面缎纹和经面缎纹一样,但是蜂巢组织经纬纱交织的次数多,浮长线短,相应的纹理的规则性更好,更易于重构。

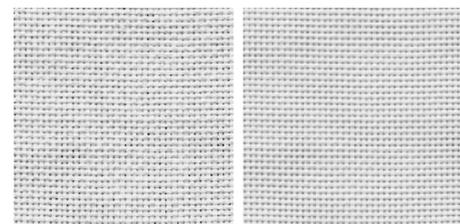
使用本文的稀疏字典学习算法学习所得的字典对织物纹理进行重构的结果如图 6 所示,其中,左边的为织物原图,右边的为其重构图像。



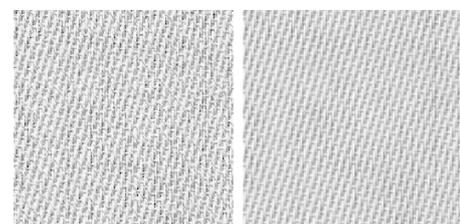
(a) 平纹



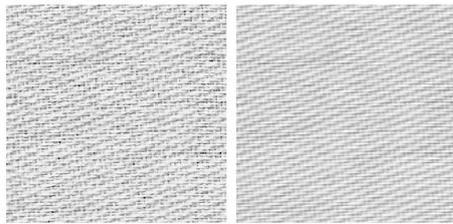
(b) 斜纹



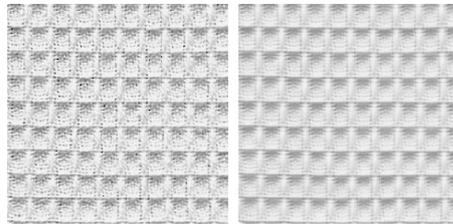
(c) 方平



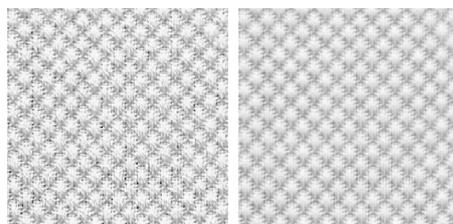
(d) 经面缎纹



(e) 纬面缎纹



(f) 蜂巢组织



(g) 菱形斜纹

图6 不同织物组织原图及重构图像

Fig. 6 Fabric images and their restructured images

由图6可知,使用稀疏字典学习算法可以实现对织物纹理图像的良好重构,同时还能够去除原图像上存在的随机噪声性纹理,使织物交织的纹理得到较好的保留。同时,以平纹和斜纹为例,平纹重构图像的客观评价指标优于斜纹,但是从实际视觉上看,由于斜纹的纹理本身视觉上就更明显,斜纹的纹理重构效果要好于或者不差于平纹。虽然客观的评价指标能在一定程度上对重构图像的重构质量进行量化,但与主观上的视觉评价还存在一定差异,对此仍需进一步的研究。

## 5 结 语

本文在字典学习算法的基础上对机织物纹理图像进行表征,讨论组织结构的变化对重构误差的影响。使用经、纬密度均为350根/10cm的平纹、斜纹、方平、经面缎纹、纬面缎纹、蜂巢组织和菱形斜纹等7种组织作为样本,采用字典学习算法提取出机织物纹理的主要纹理特征作为字典对图像进行重

构。本文所用机织物样品的试验结果表明:不同组织经相同的字典学习算法处理所得图像与原图像的重构误差存在差异;织物组织循环越小,浮长线越短,表面的纹理特征越明显,规则性越好,其重构的误差越小。7种织物组织重构质量按客观评价指标由好到差的次序为:方平>蜂巢组织>平纹>斜纹>菱形斜纹>纬面缎纹>经面缎纹。本文的方法和结果为机织物纹理分类深入研究提供了依据,并可基于本文进一步探讨用通用字典表征多种织纹理物等问题。

## 参 考 文 献

- [1] 高士忠. 基于灰度共生矩阵的织物纹理分析[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(16):4385-4388.
- [2] 姚芳. 织物纹理的表征和自动识别的研究[D]. 上海:东华大学纺织学院, 2010:20-40.
- [3] 薛乐, 李立轻, 汪军. 应用频谱图的机织物纹理分析[J]. 纺织学报, 2015, 36(7):55-60.
- [4] 薛乐. 基于傅里叶变换和 Gabor 变换的机织物纹理分析方法研究[D]. 上海:东华大学纺织学院, 2015:16-32.
- [5] 朱杰, 杨万扣, 唐振民. 基于字典学习的核稀疏表示人脸识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(5):859-864.
- [6] ZHOU J, SEMENOVICH D, SOWMYA A, et al. Dictionary learning framework for fabric defect detection[J]. The Journal of the Textile Institute, 2014, 105(3):223-234.
- [7] 毛兆华. 基于非负字典学习的机织物瑕疵检测算法研究[D]. 上海:东华大学纺织学院, 2015:9-32.
- [8] 毛兆华, 万贤福, 汪军, 等. 基于字典学习的机织物图像重构[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2016, 42(1):35-39.
- [9] 刘艳, 李宏东. DCT 域图象处理和特征提取技术[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(2): 121-128.
- [10] ELAD M. Sparse and redundant representations: From theory to applications in signal and image processing[M]. New York: Springer, 2010: 235-237.
- [11] WANG Z, BOVIK A C. A universal image quality index[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3):81-84.
- [12] PATI Y C, REZAIIFAR R, KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[C]// Conference on Signals. IEEE, 1993:40-44.
- [13] ENGAN K, AASE S O, HUSØY J H. Multi-frame compression: Theory and design[J]. Signal Processing, 2000, 80(10):2121-2140.

(责任编辑:杜 佳)