

DOI: 10.19333/j.mfkj.2018020110106

基于字典学习的机织物疵点图像等级评定研究

占竹¹, 汪军^{1,2}

(1. 东华大学 纺织学院, 上海 201620; 2. 东华大学 纺织面料技术教育部重点实验室, 上海 201620)

摘要: 针对机织物疵点图像等级自动评定问题, 在应用字典学习方法对疵点图像稀疏表达的基础上提出一种等级自动评定方法, 采用该方法分别对样本大小和字典原子个数进行优化, 首先在机织物纹理图像上截取特定尺寸的疵点纹理图像和正常纹理图像, 对正常织物纹理图像进行 K-SVD 字典学习, 然后用学习得到的字典对疵点纹理图像进行重构, 最后根据重构效果进行等级评定。实验结果表明: 最佳子样本尺寸为 128 像素×128 像素, 最佳字典原子个数为 256。该方法的自动评定结果相对于人工评定结果准确率达到了 83.61%。

关键词: 字典学习; 疵点等级评定; 计算机视觉; 数字图像处理

中图分类号: TS 131.9

文献标志码: A

Study on image grading of woven fabric defect based on dictionary learning

ZHAN Zhu¹, WANG Jun^{1,2}

(1. College of Textile, Donghua University, Shanghai 201620, China; 2. Key Laboratory of Textile Science & Technology, Ministry of Education, Donghua University, Shanghai 201620, China)

Abstract: In view of automatic evaluation of the image grades of woven fabric defect, an automatic method for evaluating grades was processed based on the application of dictionary learning method to sparse expression of defective images. In this method, the sample size and the number of dictionary atoms were optimized respectively. Firstly, defect texture image and normal texture image of certain size were cropped on the woven fabric texture image, the K-SVD dictionary of the normal fabric texture was studied, and then the defective texture image was reconstructed by the learning dictionary. Finally, the grading was carried out according to the reconstruction results. The experimental results showed that the best subsample size was 128 × 128 pixels and the optimal number of dictionary atoms was 256, the accuracy of this method was 83.61% compared with the accuracy of the manual evaluation.

Keywords: dictionary learning; defect assessment; computer vision; image processing technique

织物表面质量控制是现代纺织业的重要环节, 机织物在织造过程中不可避免会出现一些疵点, 坯布疵点不仅影响最终产品的质量, 而且还会导致经济损失。为了提升纺织产品质量, 检测出疵点位置^[1], 并根据疵点严重程度评定织物等级是一个至关重要的环节。传统的检测方法是采用人工检查评级, 该过程效率低, 且劳动强度高, 不能满足大规模

生产的需要。随着图像处理技术和计算机视觉技术的发展, 基于计算机视觉的机织物疵点图像等级自动评定可以代替传统的人工评级过程。

现有文献对织物疵点进行等级评定大多是基于特征值提取的图像处理方法, 李胜旺^[2]应用自相关函数对织物纹理单元进行分割, 然后应用 Fisher 分类器进行疵点检测和等级评定。夏东升等^[3]参考人工验布规则, 制定了疵点自动评分和评等规则。方俊^[4]以涤纶二重织物的布面疵点作为研究对象, 建立了一套客观量化疵点的评价方法和指标。梁金祥^[5]应用 BP 神经网络识别织物疵点并实现了织物疵点的自动化等级评定。基于稀疏表达的机织物等级自动等级评定的方法却鲜有人研究。织物疵点的

收稿日期: 2018-02-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(61379011); 中央高校基本科研业务费专项资金(CUSF-DF-D-2018039)

第一作者简介: 占竹, 博士生, 主要研究方向为织物图像的模式识别和机器学习。通信作者: 汪军, 教授, E-mail: junwang@dhu.edu.cn。

本质是织物表面纹理的变化,而稀疏表达能够反映图像纹理的本质特征,本文应用字典学习的方法实现疵点图像的稀疏表达,进而实现织物疵点的自动等级评定。

1 字典学习与织物评分标准

1.1 字典学习原理

字典学习方法^[6-7]是近几年超完备字典(字典矩阵列数大于行数)构造方法的发展趋势,字典学习算法的核心是利用已有的训练样本来学习得到一组自适应的基底,该基底能够满足对重建误差和稀疏度的要求。假设稀疏表示字典 $D = [d_1, d_2, \dots, d_K] \in R^{n \times K}$,字典 D 中的每一列 $d_k \in R^n$ 称为一个原子,样本数据矩阵 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \in R^{n \times N}$,设 A 是 X 在字典 D 上的编码系数矩阵,记为 $A = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N] \in R^{K \times N}$,即 $X \approx DA$,如果 α_i 中仅有 T_0 ($T_0 \ll K$) 个非零个数,则称系数 α_i 的稀疏度为 T_0 。在字典学习模型中通常使用 l_1 或 l_2 范数衡量重构误差,本文采用 l_2 范数优化求解字典 D ,对应的字典学习优化问题的数学模型为:

$$\min_{D,A} \{ \|X - DA\|_F^2 \}, s.t. \forall i = 1, 2, \dots, K, \|\alpha_i\|_0 \leq T_0 \quad (1)$$

式中: X 为样本数据矩阵; D 为所要学习的字典; A 为所对应的系数矩阵; T_0 为字典 D 的稀疏度。

K-SVD 算法^[8]是无监督字典学习中的一种经典算法,其已经成功应用于图像处理领域,包括图像恢复^[9]和图像压缩^[10]。K-SVD 算法的目标是学习得到一个超完备的字典,其通过交叉迭代更新稀疏编码和字典,最终获得一个表示能力强的过完备字典。K-SVD 算法字典更新过程中采用 SVD 分解依次更新字典原子,在更新原子的同时也更新与之相对应的稀疏编码,从而加速收敛。稀疏编码阶段采用 OMP 贪心跟踪算法^[11]进行求解。

假设更新第 k 个字典原子 d_k ,全局重建误差可以表示为:

$$\begin{aligned} \|X - DA\|_F^2 &= \|X - \sum_{j=1}^K d_j \alpha_j^T\|_F^2 = \\ &= \left\| \left(X - \sum_{j \neq k} d_j \alpha_j^T \right) - d_k \alpha_k^T \right\|_F^2 = \\ &= \|E_k - d_k \alpha_k^T\|_F^2 \end{aligned} \quad (2)$$

式中: α_k^T 为 A 的第 k 行; E_k 为除去 k 个字典原子后样本的误差矩阵。

如前所述字典学习模型中的系数矩阵 A 本是一个稀疏矩阵,但如果直接对 E_k 进行奇异值分解,由于没有进行稀疏性约束,就会使求解得到的 α_k 不一定稀疏,因此只更新 d_k 起作用的稀疏编码。构建一

个新的矩阵 $\Omega_k \in R^{N \times |\omega_k|}$,其在 $(\omega_k(i), i)$ 处为 1,其余为 0, $E_k^R = E_k \Omega_k$, $\alpha_k^k = \alpha_k^T \Omega_k$ 表示去除零元素后的结果,然后进行变换:

$$\|E_k \Omega_k - d_k \alpha_k^k\|_F^2 = \|E_k^R - d_k \alpha_k^k\|_F^2 \quad (3)$$

最后对 E_k^R 进行 SVD 分解,得 $E_k^R = U \Delta V^T$,更新字典原子 \tilde{d}_k 为 U 的第 1 列,更新相应的稀疏编码 α_k^k 为 V 的第 1 列乘以 $\Delta(1, 1)$ 。

K-SVD 的具体算法为:输入样本矩阵 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \in R^{n \times N}$,稀疏度为 T_0 ,首先随机初始化字典 D_0 ,并使字典的每一列 l_2 单位化,初始迭代次数设置为 $J = 1$;然后固定字典 D ,根据式 $\min_{\alpha_i} \|x - D\alpha_i\|_F^2$ 使用 OMP 算法依次求解 $\alpha_i, i = 1, 2, \dots, N$,以此更新稀疏编码 A ;最后固定编码矩阵 A ,依次更新每个字典原子 $d_i, i = 1, 2, \dots, K$;当达到最大迭代次数则输出字典 D 。

1.2 织物评分标准

目前国内广泛采用的织物疵点评分标准主要有美标 4 分制评分标准和国家疵点评分标准^[12]。“4 分制评分标准”是近年来在国际贸易中应用最为广泛的机织坯布疵点评分标准,国家疵点评分标准则主要应用于国内市场,GB/T 406—2008《棉本色布》中棉本色布面疵点评分规定见表 1。

表 1 国标中棉本色布面疵点评分规定

评分数	经向明显疵点/cm	纬向明显疵点/cm	横档	严重疵点	
				根数评分/根	长度评分/cm
1	≤ 8	≤ 8	—	—	—
2	8 ~ 16	8 ~ 16	—	—	—
3	16 ~ 50	16 ~ 50	半幅及以下	3	≤ 1
4	50 ~ 100	≥ 50	半幅以上	≥ 4	≥ 1

注:严重疵点在根数和长度评分矛盾时,从严评分。

2 基于字典学习的机织物疵点图像等级评定方法

基于字典学习的机织物疵点图像等级评定算法的基本思路是:在含有疵点的机织物纹理图像上截取特定尺寸的不包含任何疵点的正常纹理子图像和特定大小的包含某种疵点的疵点纹理子图像,分别组成正常纹理图像库和疵点纹理图像库。针对正常纹理图像库中的纹理图像,利用 1.1 中的 K-SVD 字典学习算法学习得到含有正常纹理信息的字典,利用该字典对疵点纹理图像库中的纹理图像进行重构得到重构图像,计算重构图像与原图像之间的均方误差(Mean Square Error, MSE)、峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和相关系数(Correlation Coefficient)等指标,优选出其中某一指标并按照大

小排序,分别标记前 25%,前 25%~50%,前 50%~75%和后 25%的疵点图像分别为 1、2、3、4 级疵点。基于字典学习的机织物疵点图像等级评定算法流程图见图 1。

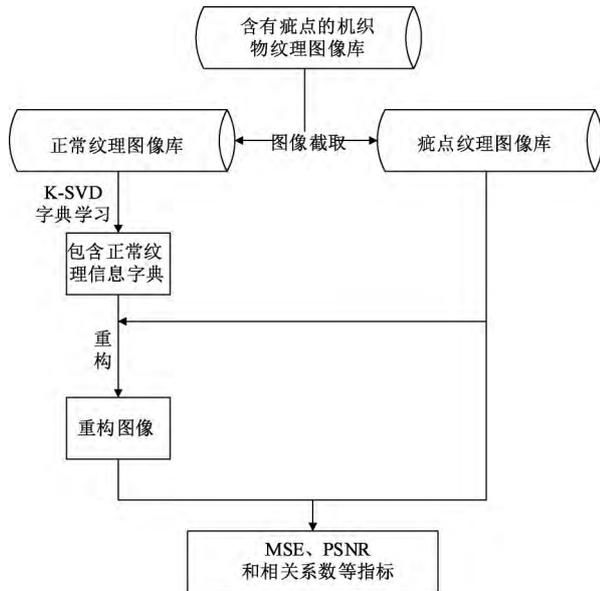


图 1 基于字典学习的机织物疵点图像等级评定算法流程图

其中 均方误差 (MSE)、峰值信噪比 (PSNR) 和相关系数 (R) 均为客观评价重构图像和原图像近似效果的指标,其定义如下:

$$MSE = \frac{\|I - \hat{I}\|_F^2}{M \times N} \quad (4)$$

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \quad (5)$$

$$R(I, \hat{I}) = \frac{Cov(I, \hat{I})}{\sqrt{Var(I) \cdot Var(\hat{I})}} \quad (6)$$

式中: I 为 $M \times N$ 的原始灰度图像; \hat{I} 是图像 I 的近似图像; $\|I - \hat{I}\|_F$ 为 Frobenius-范数(矩阵中所有元素绝对值的平方和再开平方); n 为每像素的比特数,一般取 8,即像素灰阶数为 256; $Cov(I, \hat{I})$ 为 I 与 \hat{I} 的协方差; $Var(I)$ 为 I 的方差; $Var(\hat{I})$ 为 \hat{I} 的方差。

由式 (4)、(5)、(6) 可知, MSE 值越大, PSNR 值越小, 相关系数 R 值越大, 重构图像 I 与原始图像 \hat{I} 近似效果越好。

3 实验结果与分析

3.1 样本的获取

本文所用样布均为全棉白织坯布, 织物组织纹理包括平纹和斜纹 2 种, 样布上的瑕疵有 20 种, 每块样布上除瑕疵区域外均含有正常纹理区域。原始的机织物纹理图像库是在实验室自制的装置中用普通 CCD 摄像机静态拍摄得到, 采集到的为灰度 256 级图像, 灰度值为 0~255 之间的整数, 其中 0 代表颜色为纯黑, 255 代表颜色为纯白, 中间值则相应介于黑白之间, 图像尺寸为 512 像素×512 像素, 分辨率为 0.076 5 mm/像素, 机织物纹理图像库中部分样本图像见图 2。

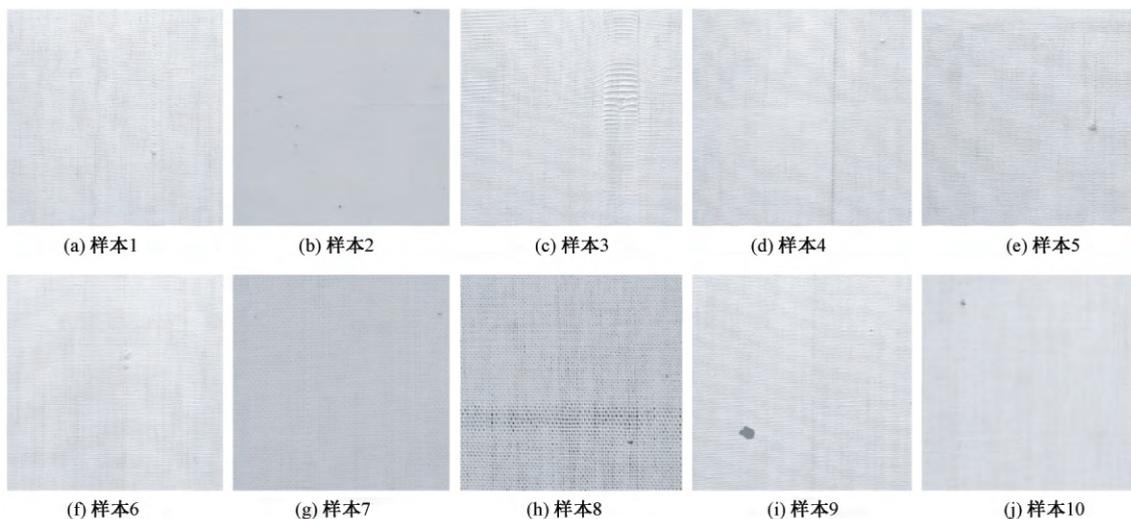


图 2 机织物纹理图像库中部分样本图像

3.2 优选子样本尺寸

在织物疵点图像等级评定实验中, 通常不能把所设计的等级评定算法直接应用于原始拍摄尺寸的图像上, 因为原始图像尺寸通常较大, 包含过多经纬

纱线循环, 其上的瑕疵尺寸远小于原图尺寸, 若直接对原始图像进行处理, 则等级评定结果将受正常纹理信息影响。因此根据本文算法, 确定子样本的截取尺寸大小是必要的, 过大的子窗口尺寸将使瑕疵

信息消失在于正常信息中,导致算法效率和准确率偏低,但过小的子窗口尺寸则不能包含全部的瑕疵信息。

本文试验基于 MATLAB R2015a(64 位)软件开发环境,计算机配置 INTEL CPU(3.40GHZ)和 8G 内存。为了甄选出最合适的子样本尺寸,使其能够达到较好的重构效果而又用时较少。不同尺寸子样

本图像见图 3。本文对图 3(a) 样本的纹理图像上同一处疵点分别截取 32 像素×32 像素,64 像素×64 像素,128 像素×128 像素,256 像素×256 像素等不同尺寸的子样本,使用从正常纹理图像库学习得到的字典分别对上述不同尺寸的子样本进行重构,计算重构所需时间和重构图像与原图像的相似度指标 PSNR 值。

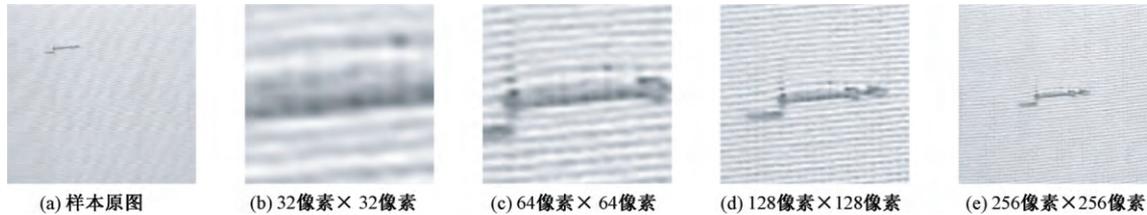


图 3 不同尺寸子样本图像

由式(2)可以看出 PSNR 是正数,重构图像和原始图像之间差异越小,PSNR 值越大,表示织物纹理重构效果越好。子样本尺寸对图像重构效果的影响见图 4。由图 4(a)可知,子样本尺寸对图像重构误差有明显的影 响,子样本尺寸越大,图像重构误差越小,重构图像越接近原始图像。由图 4(b)可知,子样本尺寸对图像重构时间也有显著的影响,随着

子样本尺寸的增大,图像重构时间显著增加,其中重构 256 像素×256 像素的子样本所用时间甚至达到了 200 s,远达不到对不同疵点进行等级评定的实时性要求。综合考虑子样本尺寸对 PSNR 和重构时间的影响,64 像素×64 像素和 128 像素×128 像素子样本图像的重构效果相似,本文子样本尺寸选用 128 像素×128 像素。

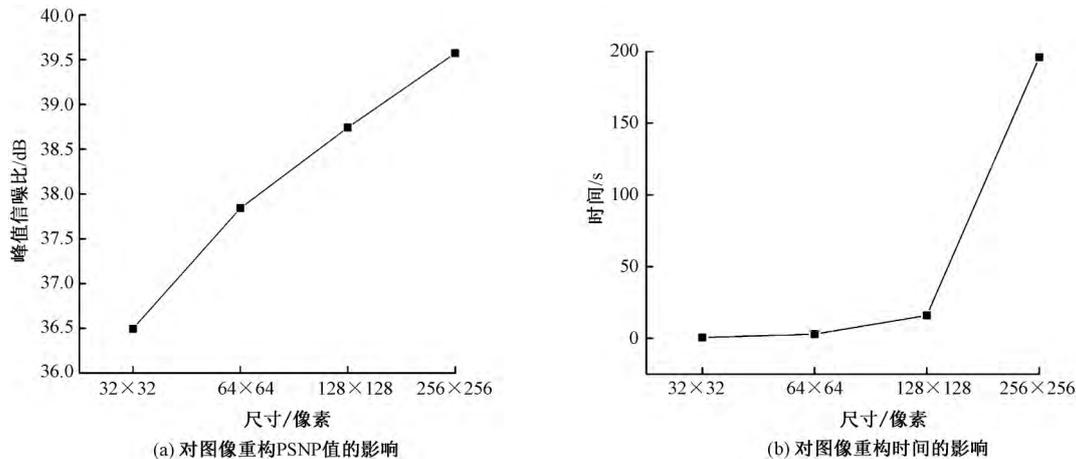


图 4 子样本尺寸对图像重构效果的影响

3.3 优选学习字典原子数

字典学习算法中一个重要的参数是字典原子个数,也称为冗余度,表示所学字典携带样本数据信息的多少。分别取字典原子个数为 32、64、100、144、196、256 和 324,对疵点纹理图像进行重构,记录字典学习时间并计算用该字典重构的图像与原图像之间的峰值信噪比(PSNR),不同字典原子个数图像重构效果见图 5。

从图 5(a)可知,字典原子个数与生成字典所需时间密切相关,随着字典原子个数的增加,字典生成时间显著降低,当原子个数为 144 和 196 时达到最短时间 217 s,然后逐渐增加。从图 5(b)可以看出,

随着字典原子个数的增加,PSNR 值逐渐增大,重构效果提高,当字典趋于完备时,即原子个数在 100 以上,PSNR 值趋于稳定,当字典原子个数大于 256 时,PSNR 值有所下降。这是由于字典的冗余度过大,字典间的相似原子增多,相关性增加,导致表征效果下降。从以上分析可以得出,字典原子个数为 256 时,表征效果最好,而其生成时间仅比最短用时多出 11 s,可忽略不计,在综合考虑表征效果和计算复杂度前提下本文试验选用 256 个原子来构建学习字典。

3.4 机织物疵点图像等级评定

实验数据来源于机织物疵点图像库,该图像库

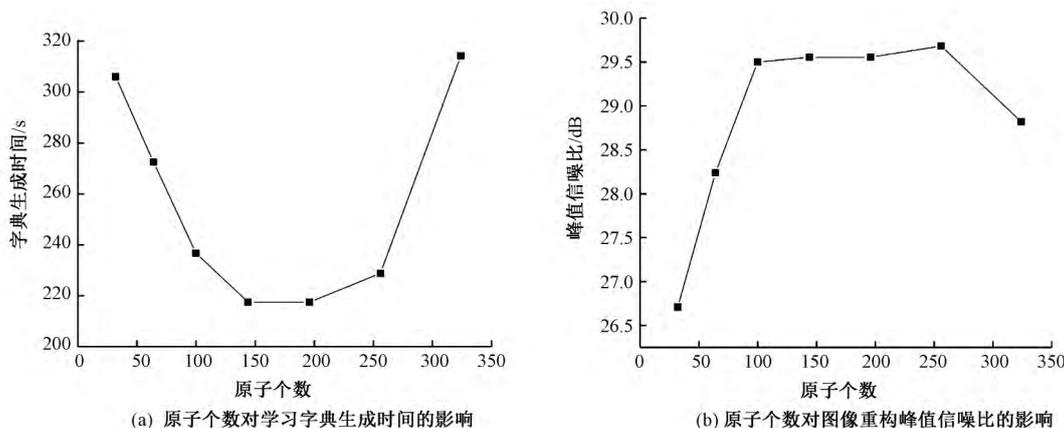


图 5 不同字典原子个数图像重构效果

包含粗经、断经、油污、破洞、竹节等 20 种不同疵点，在几乎包括全部疵点类型的前提下从中随机选取 61 幅疵点纹理图像，每张大小为 512 像素×512 像素，然后在每幅图像上随机截取 5 张 128 像素×128 像素大小的正常纹理图像组成正常纹理图像库（共 305 张）和 1 张 128 像素×128 像素大小的疵点纹理图像组成疵点纹理图像库（共 61 张）。结合本文 3.2 和 3.3 节部分试验结论，字典原子个数取 256，迭代次数取 50，所有字典原子大小均为 16 像素×16 像素，K-SVD 正常纹理字典见图 6。

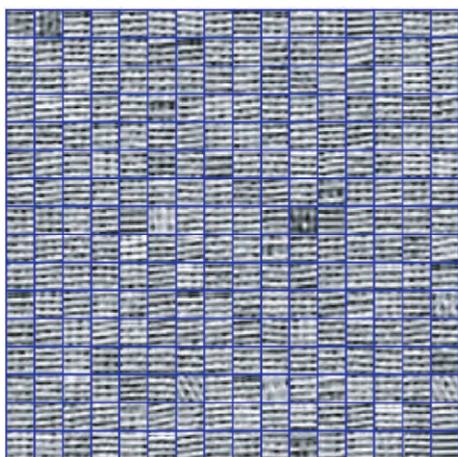


图 6 K-SVD 正常纹理字典

为了比较不同客观评价指标在疵点图像等级评定准确率方面的表现，分别选择峰值信噪比 PSNR 和相关系数 R 来评定疵点图像等级，并将评定结果与人工评定结果相比较，计算这 2 种评价指标的准确率，其中人工评定疵点等级按照 GB/T 406—2008《棉本色布》进行评定，等级评定准确率对比结果见表 2。

表 2 等级评定准确率对比结果

评价指标	等级评定准确率/%
峰值信噪比 PSNR	83.61
相关系数 R	79.43

由表 2 可以看出，PSNR 更适合作为疵点图像等级评定的指标，并且准确率达到 83.61%。

4 结束语

本文详细介绍了 K-SVD 字典学习算法应用于机织物疵点图像等级评定，对子样本尺寸和字典原子个数这 2 个算法中的重要参数进行了优化，优选出 PSNR 作为疵点图像等级评定指标。试验结果表明该方法可有效地对疵点图像等级进行评定，但是其适应性和准确率还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] ZHOU J, WANG J. Fabric defect detection using adaptive dictionaries [J]. Textile Research Journal, 2013, 83(17): 1846-1859.
- [2] 李胜旺. 针对坯布疵点的计算机图像模式识别与质量等级划分研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2007.
- [3] 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.
- [4] 方俊. 纺织面料经柳疵病等级的计算机自动鉴别研究[J]. 丝绸, 2007(7): 36-38.
- [5] 梁金祥. 织物疵点检测与自动化等级评定系统研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2011.
- [6] RUBINSTEIN R, BRUCKSTEIN A M, ELAD M. Dictionaries for sparse representation modeling [J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1045-1057.
- [7] NAM S, DAVIES M E, ELAD M, et al. The cosparsity analysis model and algorithms [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2013, 34(1): 30-56.
- [8] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [9] 尚丽, 苏品刚. 基于 K-SVD 的偏微分方程模型在毫米波图像恢复中的应用[J]. 计算机应用, 2012,

- 32(3) : 756-758.
- [10] BRYT O , ELAD M. Compression of facial images using the K - SVD algorithm [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation , 2008 , 19(4) : 270-282.
- [11] TROPP J A , GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on information theory , 2007 , 53(12) : 4655-4666.
- [12] 禹建鹰 , 郭会清. 美国四分制标准与 GB/T 406—1993 棉本色布国家标准的比较研究 [J]. 河南纺织高等专科学校学报 , 2007 , 19(2) : 29-30.