

# 基于图像融合的木板表面缺陷特征提取方法研究

肖宾杰 爰伟群

(同济大学控制科学与工程系 上海 200092)

**摘要** 木材和实木家具表面在生产过程中有时会出现裂纹、凹点等缺陷,不同纹理背景和油漆反光会给缺陷识别带来很大困难。为了识别木板表面缺陷,通过光源对同一木板表面在4个不同角度照明并获取相应的4幅图像,组成图像序列,以获得更丰富的细节信息。提出一种基于主元分析法的图像序列融合方法,其融合了一组图像序列所包括的4幅图像的互补性信息,获取的融合结果可使缺陷特征更加明显。该方法引入了主元子空间之间的概念,可以在保留原有数据信息特征的基础上,提取主要信息。实验结果表明,基于主元分析方法的图像序列融合能更好地提取木板表面缺陷特征。所获得的特征图像可用于下一步对缺陷进行自动识别和分类。

**关键词** 木板表面缺陷,融合理论,主元分析法,图像序列融合,特征提取

**中图分类号** TP391.7 **文献标识码** A

## Research on Feature Extraction of Defects on Wood Surfaces Based on Image Fusion

XIAO Bin-jie SHU Wei-qun

(Departments of Control Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

**Abstract** There are sometimes defects such as cracks, Bump, etc on the wood surfaces in the production process of wood and furniture. The different texture of the wood surfaces and the reflex light of the varnished surfaces enhance the difficult of defects detection on Wood Surfaces. In order to inspect the defects, we illuminated the surface of wood from four different angels and gained the respective four images for more detail information. A fusion method for the image series based on principal component analysis(PCA) was presented in this paper, which fuses the complementary information of the image series including the four images and gets a result with more distinct defects. This method introduces a principal component subspace and reserves original information when extracting mainly information. The emulated results show that more distinct features can be extracted from the four images of a same surface by fusing the image series with PCA. The extracted features can be used to automatically detect and classify the defects on the wood surfaces in the future task.

**Keywords** Defects on wood surfaces, Image fusion, Principal component analysis, Image series fusion, Feature extraction

## 1 引言

木板表面质量对木制产品的成品质量等级影响很大,木板表面的质量检测是木制品检测很关键的质量环节。目前家具等行业的木制品表面缺陷检测较多依靠有经验的技术人员,还没有相对成熟的针对木制品的基于图像处理的自动检测系统。

根据现有木材缺陷检测的文献,多数工作是针对加工前的木材进行缺陷检测,这些缺陷主要有木材的树节疤、木材腐朽、孔洞等,检测的方法大致可分为人工检测、机械检测、无损检测方法和基于机器视觉的方法。这些检测方法中人工检测的劳动强度大,效率低,且检测质量依靠工人的经验和工作态度,主观性强。机械检测通常为接触式检测,常需要调整检测工件的位置,效率不高。无损检测方法<sup>[1]</sup>包括微波检测法、超

声法、核磁共振法、X射线扫描和脉冲电阻法。但无损射线检测法结构复杂、造价高。基于机器视觉的检测,能够实现自动、客观、非接触和精度高、速度快等特点,是最有前景的表面缺陷检测技术。基于机器视觉检测木材缺陷的方法<sup>[2-4]</sup>已有基于小波和数学形态学的方法、基于纹理分析的方法和其他常规方法(如直方图法、边缘检测法等)。

但木制品表面缺陷检测存在新的困难。首先木材表面的纹理特征是缺陷的纹理背景,会对加工后木板表面缺陷的识别造成极大困难;另外,油漆表面对光照的反射也使得成像困难。本文针对木板表面的缺陷检测进行研究,希望通过对同一木板表面进行多角度的光照,并采集相应的图像形成图像序列,然后对图像序列进行融合。所提出的一种基于主元分析的图像融合方法,能够融合图像序列所含的更多细节信息来提取木板表面的缺陷特征,以便于进行木板表面缺陷识

到稿日期:2010-05-19 返修日期:2010-09-28 本文受德国博世公司基金资助。

肖宾杰(1979—),男,博士生,主要研究方向为图像处理与模式识别、图像信息融合, E-mail:01xiao@tongji.edu.cn;爰伟群(1947—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为信号检测与处理、图像处理。

别和分类。

## 2 图像获取

由于木板表面的纹理特征和不同木材颜色以及成品木材表面油漆反光的影响,单幅木板表面图像很难获得高质量的图像来进行缺陷检测和识别。Ana 等<sup>[5,6]</sup>采用不同光照角度对木板表面照明并采集图像,以获得不同光照角度更多的细节信息。

如图 1 所示,选用 CCD 相机垂直拍摄木板图像,用点光源对木板表面进行照明,光源照射方向和 CCD 相机的角度  $\theta$  选择  $45^\circ$ ,光源和木板平面  $x$  轴夹角  $\varphi$  可从  $0^\circ$  到  $360^\circ$  变化。通过反复实验比较,确定选择  $\varphi$  为  $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$  4 个方向,可获得最好的成像效果。分别获取这 4 个方向照明情况下的图像组成图像序列,为缺陷特征提取和识别提供更多的细节信息。

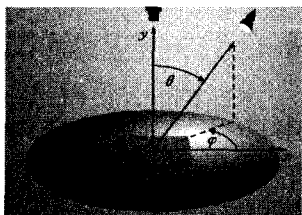


图 1 木板表面图像序列采集装置<sup>[5]</sup>

图 2 是一组有裂纹缺陷木板表面的图像序列。对该木板采用这种图像采集方法,用光源 4 个方向( $\varphi$  为  $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ )对木板表面进行照明,并获取 4 幅相应的图像。

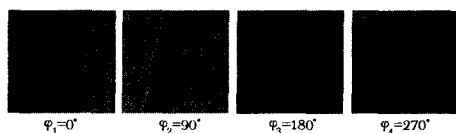


图 2 4 个角度光源照明的木板图像序列

## 3 主元分析法

### 3.1 主元分析法

主元分析法是一种对数据进行分析的技术,是将分散在一组变量上的信息集中到某几个综合指标(主元)上的数学方法,实际上起着数据降维的作用,并保证降维过程最大化保留原数据的差异。主元分析可以有效地找出数据中最“主要”的元素和结构,去除噪音和冗余,将原有的复杂数据降维,以揭示隐藏在复杂数据背后的简单结构。它的优点是简单,而且无参数限制,可以方便地应用于各个场合,因此应用极其广泛,在神经科学、地震信息处理、人脸识别、字符识别、数据压缩和图像特征融合等都有典型的应用<sup>[7]</sup>。

### 3.2 主元分析法求解

主元分析的主要思路是使用另一组基来重新描述得到的数据空间,而新的基要能尽量揭示原有的数据间的关系。寻找一个维度即最重要的“主元”,最大程度地去除冗余和噪音的干扰。具体的主元分析步骤如下:

第一步 计算矩阵  $X$  的样本的协方差矩阵  $R$ 。

第二步 计算协方差矩阵  $R$  的本征向量  $e_1, e_2, \dots, e_N$  的本征值,  $i=1, 2, \dots, N$ 。本征值按从大到小排序。

第三步 把数据投影到本征矢张成的空间之中,这些本

征矢相应的本征值为  $\lambda_i$ 。现在数据可以在三维空间中展示为云状的点集。

数学计算步骤如下:

对于一组特征数据  $X$ ,

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}$$

计算其均值:

$$\mu_i = E\{X\} \quad (1)$$

然后计算  $X$  的协方差矩阵:

$$R = Cov\{X\} = E\{(X - \mu)(X - \mu)^T\} \quad (2)$$

对  $R$  阵求解特征方程:

$$|\lambda I - R| = 0 \quad (3)$$

可通过奇异值分解,求出对应的特征值  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$  和对应特征值的特征向量  $e_i (i=1, 2, \dots, p)$ 。

为了确定选择哪些量可作为主元,计算每个特征值的贡献率:

$$\frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^p \lambda_k} \quad (i=1, 2, \dots, p) \quad (4)$$

可以具体要求选取累计贡献率大于 85% 的特征值和对应的特征向量作为主元。

用选择的特征向量组成主元变换矩阵  $W$ , 则对矩阵的降维投影变换为:

$$P = W^T X \quad (5)$$

这样就可以将数据从原来的高维空间投影到一个低维向量空间,以便后面处理数据,并有保熵性、保能量性、去相关性、能量重新分配和集中等优点。

## 4 基于主元分析法的图像序列融合与特征提取

### 4.1 序列图像的表达

为了便于分析和处理,如图 3 所示,对于从 4 个方向进行照明并获取的图像序列,从每个灰度图像中分别取相同位置和相同大小的子图像组成一个新的图像序列子图。窗口的大小  $N$  经过试验优化取  $8 \times 8$  或  $16 \times 16$ 。采用随机的方式对每个序列图像的相同位置取窗图像 50000 次,这样就获得 50000 个子图,确保了 50000 个子图包含原图像序列的所有信息。

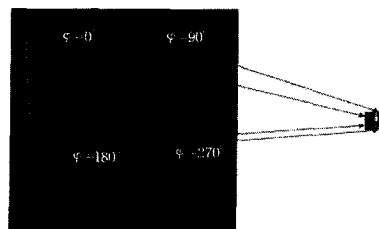


图 3 序列图像的表达

对由  $n$  幅图像(这里  $n$  取 4)组成的图像序列可用矩阵  $i(x, y)$  表示:

$$i(x, y) = \begin{bmatrix} i^{(1)}(x, y) \\ i^{(2)}(x, y) \\ \vdots \\ i^{(n)}(x, y) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中,  $i^{(n)}(x, y)$  是图像序列中第  $n$  幅图像。

将  $i^{(n)}(x, y)$  的所有列向量顺序封装到一个新的列向量中, 可将表示由  $n$  幅图像组成序列图像的一个图像矩阵  $i(x, y)$  转化为一个列向量。按照这样的方法将上面所述通过取窗获得的子图像序列(也由 4 幅图像组成)表示成一个列向量, 50000 个随机获得的子图像序列就转化为 50000 个列向量, 并组成一个新的矩阵  $V$ 。  $V$  是一个  $(N \times N, 50000)$  的矩阵( $N \times N$  为每个子图像的大小, 这里选取  $8 \times 8$  或  $16 \times 16$ )。

## 4.2 基于主元分析的融合方法

### 4.2.1 主元分析融合方法

这样获得的矩阵  $V$  包含了图像序列的关键信息。但  $V$  是个高维矩阵, 根据 3.2 节的主元分析方法, 对  $V$  用主元分析法求解主元分量, 选取前  $n$  个主元向量来表示图像序列的特征。具体步骤如下:

#### (1) 去直流分量

由于特征数据的平均值也叫直流分量, 包含差异信息, 因此为简化数据和便于分析, 通常要去掉直流分量。

#### (2) 利用主元分析法求解 $V$ 的特征矩阵 $W$

这里若取窗大小  $N=16$ , 则  $V$  为  $256 \times 50000$  的矩阵。在利用主元分析法时, 选取前 32 个特征值对应的特征向量, 以很好地保留主要特征。这样, 通过主元分析的方法可将原来的数据有效压缩, 同时保留了主要的信息, 以融合图像序列的特征信息。

### 4.2.2 计算特征图像

选取 6 组图像序列并用上述方法计算分析, 求得特征变换矩阵  $W$ , 然后对待检测的图像序列提取特征图像。具体方法如图 4 所示。

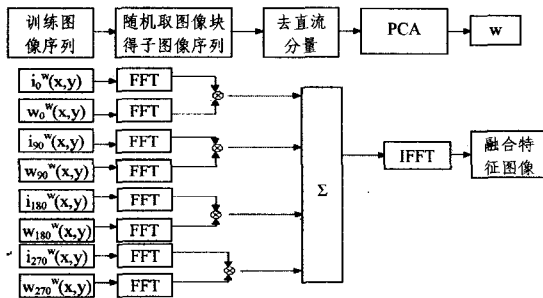


图 4 特征图像提取方法

为了对一个新的木板表面图像序列进行融合, 首先应将特征变换矩阵  $W$  再变换回到 4 个光照角度  $\varphi$  对应的 4 个矩阵。方法是将  $W$  中每个列向量再用与 4.1 节中相反的方法拆分, 形成与 4 个光照方向  $\varphi$  对应图像所对应的量, 然后分别与对应角度的光源照明所得的图像进行卷积, 如式(7)所示:

$$m_i(x, y) = (w_i \otimes i)(x, y) = \sum_{j=-k}^N \sum_{l=1}^N w_i(j, k) \times i(x+j, y+l) \quad (7)$$

在用 matlab 实现时, 先做傅立叶变换, 用乘法代替卷积运算, 通过求和融合方法把结果求和, 再做傅立叶逆变换, 求得的即为通过主元分析法对图像序列融合后的特征图像。

## 4.3 实验结果

在 matlab 环境下, 通过编程实现本文算法。首先选取 6 组图像序列, 通过计算得到的在两种取窗大小  $N=16$  和  $N=8$  时的主元特征变换矩阵  $W$  如图 5 所示。

为融合一组新的图像序列, 利用该特征变换矩阵  $W$ , 对

一个新的图像序列(见图 2)按式(7)的融合方法求得特征图像, 特征图像仿真结果如图 6 所示。

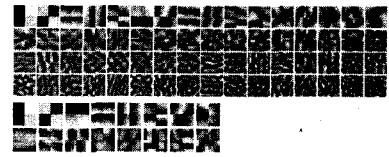


图 5 主元分析法所得特征检测矩阵  $W$   
(上) $N=16$ , (下) $N=8$



图 6 融合后的特征图像

图 7 是其他 4 组图像序列应用基于主元分析法处理后的特征图像。同样得到了缺陷更为明显的结果。



图 7 其他图像序列融合后的结果

图 8 是文献[2-4]基于计算机视觉和小波重构、纹理分析对木材表面缺陷的检测结果, 可见这些已有方法可粗略识别活节、虫眼等大的明显缺陷, 但对木材成品的表面细微裂纹、凹点等难以通过简单的图像处理方法与背景纹理分割。如图 8(c)中原图像上部有一条裂纹就没能识别出来。从结果来看, 基于主元分析的图像序列融合方法可以得到特征更加突出的图像, 特征鲜明, 更容易进行下一步的缺陷特征识别和分类。可见, 基于主元分析法的图像序列融合方法充分融合了 4 个光照角度所得图像的信息, 得到了缺陷更加突出的融合图像, 更容易提取特征和进行识别分类。

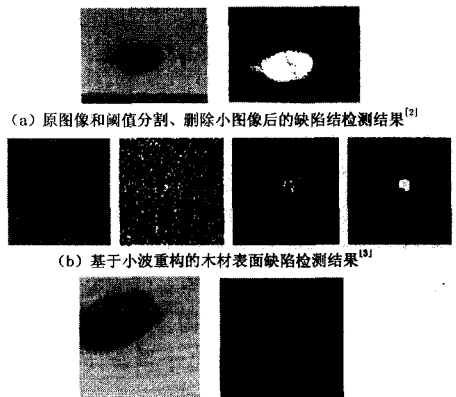


图 8 一组对木材明显缺陷(如活节)的检测结果

结束语 由于人工木板表面缺陷检测工作繁琐, 主观性强, 且受检测人员工作状态和工作态度影响很大, 因此建立基于图像处理的木板表面图像检测就显得尤为重要, 它能从人们从繁琐的工作中解放出来, 更为重要的是能提高缺陷检测的准确度和效率。本文探讨了基于主元分析的图像系列融合方法, 希望获取缺陷特征更加明显的特征图像, 以克服纹理和表面反光等干扰。结果表明, 通过基于主元分析的图像系列融合, 得到的融合图像特征更突出, 更容易识别。本文方法为

基于图像处理的木板表面缺陷检测提供了一个新的特征提取方法,为下一步缺陷识别和分类做好了准备。

## 参 考 文 献

- [1] 王立海,杨学春,徐凯宏. 木材缺陷无损检测技术研究现状[J]. 农业科技,2002,27(3):35
- [2] 尹建新. 基于计算机视觉木材表面缺陷检测方法研究[D]. 杭州:浙江工业大学,2007
- [3] 胡春海,梁海平. 基于小波重构的木材表面缺陷检测系统研究[J]. 光学与光电技术,2008,6(6):16
- [4] 邹丽晖. 基于纹理特征的木材表面缺陷识别方法的研究[D]. 哈

尔滨:东北林业大学,2007

- [5] Grassi A P, Pérez M A, León F P. Illumination and model-based detection of finishing defects[R]. Puente F. Reports on Distributed Measurement Systems. Aachen: Shaker Verlag, 2008; 31-51
- [6] Nachtgall L, León F P. Merkmalsextraktion aus Bildserien mittels der Independent Component Analyse [C] // Goch G. Messtechnisches Symposium des Arbeitskreises der Hochschul-lehrer für Messtechnik. XXIII. Aachen: Shaker Verlag, 2009; 227-239
- [7] DUda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern classification(2nd Edition)[M]. New York: John Wiley & Sons, 2000; 455-457

(上接第 274 页)

表 1 5 种方法在 3 个人脸数据库的识别率

Algorithm	Yale			UMIST			MIT		
	2-fold	5-fold	10-fold	2-fold	5-fold	10-fold	2-fold	5-fold	10-fold
PCA	0.5542	0.6594	0.7395	0.8427	0.9290	0.9408	0.2760	0.3959	0.4541
LPP	0.7292	0.7992	0.8562	0.9412	0.9888	0.9890	0.5794	0.5944	0.6100
MMC	0.6730	0.7391	0.8035	0.9334	0.9885	0.9875	0.5196	0.6714	0.7120
LPMIP	0.6600	0.7332	0.7973	0.9298	0.9866	0.9841	0.4841	0.6282	0.6669
LPDA	0.8022	0.7473	0.8967	0.9679	0.9931	0.9968	0.7868	0.8668	0.9255

**结束语** 本文提出了一种用于人脸识别的新的线性子空间学习方法——保局判别分析。此方法同时具有流形学习与判别分析两种方法的特点,既可以学习高维空间数据的潜在流形结构,又使特征空间的数据类间散度与类内散度之差最大化,实现了分类目标。与其它相关的特征提取方法相比,从多个人脸数据库的实验结果表明,本文提出的 LPDA 方法能提取出更有效的人脸特征,具有较高的人脸识别率,判别分析能力较强。

LPDA 方法由两个主要部分组成:一个是 Laplacian 特征矩阵,另一个是类间离散度与类内离散度之差。在实际寻找特征空间时,也可以定义一个参数来平衡两者在实现目标时所起作用的大小,以便决定目标是倾向于保留局部结构还是倾向于分类边界最大化。至于参数的值如何设置,才能达到有倾向性的目标,值得进一步研究。另外,此方法在人脸识别上取得了成功,如果用在其它高维数据,如基因数据,是否具有同样的效果,也值得进一步研究。

## 参 考 文 献

- [1] Qi Y F, Zhang J S. (2D)<sup>2</sup>PCALDA: An efficient approach for face recognition [J]. Applied Mathematics and Computation, March 2009(In Press)
- [2] Yan Y, Zhang Y J. A novel class-dependence feature analysis method for face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2008,29(14):1907-1914
- [3] Hotta K. Robust face recognition under partial occlusion based on support vector machine with local Gaussian summation kernel [J]. Image and Vision Computing, 2008,26(11):1490-1498
- [4] Hamidreza R K, Karim F. GA-based optimal selection of PZMI features for face recognition [J]. Applied Mathematics and Computation, 2008,205(2):706-715
- [5] Jolliffe I T. Principal Component Analysis [M]. New York: Springer, 1986
- [6] Etemad K, Chellappa R. Discriminant analysis for recognition of human face images [J]. J. Opt. Am, 1997, A 14(8):1724-1733
- [7] MartóÁnez A M, Kak A C. PCA versus LDA [J]. IEEE Trans.

Pattern Anal. Mach. Intell., 2001,23(2):228-233

- [8] Li H, Jiang T, Zhang K. Efficient and robust feature extraction by maximum margin criterion [J]. IEEE Trans. Neural Networks, 2006,17(1)
- [9] Tenenbaum J B, Silva V, Langford J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction[J]. Science, 2000,290(5500):2319-2323
- [10] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000,290(5500):2323-2326
- [11] Saul L K, Roweis S T. Think globally, fit locally: unsupervised learning of low dimensional manifolds[J]. J. Mach. Learn. Res, 2003(4):119-155
- [12] Belkin M, Niyogi P. Laplacian eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2002,14:585-591
- [13] Belkin M, Niyogi P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. Neural Comput, 2003,15(6):1373-1396
- [14] He X, Niyogi P. Locality preserving Projections [C] // Proc. Conf. Advances in Neural Information Processing Systems. 2003
- [15] He X F, Yan S C, Hu Y X, et al. Face Recognition Using Laplacianfaces [J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence, 2005,27(3)
- [16] Chen J F, Li B, Yuan B Z. Face Recognition Using Direct LPP Algorithm [C] // Proceedings of ICSP. 2008
- [17] Song Y Q, Niew F P, Zhang C S. Semi-supervised sub-manifold discriminant analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2008,29(13):1806-1813
- [18] Wang H X, Chen S B, Hu Z L, et al. Locality-preserved Maximum Information Projection [J]. IEEE Transactions on Neural networks, 2008,19(4)
- [19] Yale Univ. Face Database [OL]. <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [20] The UMIST Face Database(UMIST) [OL]. <http://images.ee.umist.ac.uk/danny/database.html>
- [21] MIT CBCL Face Database [OL]. <http://cbcl.mit.edu/cbcl/software-datasets/FaceData2.html>