

基于机器视觉的陶瓷瓦表面裂纹检测方法

李强¹, 曾曙光^{1*}, 郑胜¹, 肖焱山¹, 张绍伟¹, 李小磊²

¹三峡大学理学院, 湖北 宜昌 443002;

²三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002

摘要 针对具有复杂背景的陶瓷瓦表面裂纹检测困难的问题,提出了一种基于主成分分析的陶瓷瓦表面裂纹检测算法。首先,将陶瓷瓦彩色图像转换为红色通道图像进行预处理;然后,采用主成分分析的方法重构陶瓷瓦图像,将预处理图像与重构图像进行差分处理,得到具有裂纹信息的图像;最后,采用二值化和形态学处理,提取裂纹的参数信息。实验表明,该算法可以检测出具有立体形态结构和复杂背景干扰的陶瓷瓦裂纹,相比其他算法检测速度快,准确率高达 96%。

关键词 陶瓷瓦; 机器视觉; 裂纹检测; 主成分分析; 二值化

中图分类号 TP391 文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.081004

Machine Vision Based Detection Method for Surface Crack of Ceramic Tile

Li Qiang¹, Zeng Shuguang^{1*}, Zheng Sheng¹, Xiao Yanshan¹, Zhang Shaowei¹, Li Xiaolei²

¹College of Science, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China;

²College of Electrical Engineering & Renewable Energy, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China

Abstract In view of the difficulty in detecting the surface cracks of ceramic tile with complex background, this paper presents an algorithm for detecting the surface cracks of ceramic tile based on principal component analysis. First, red channel image converted from the ceramic tile color image was preprocessed. Then, the principal component analysis method was used to reconstruct the image of ceramic tile. The image with crack information was obtained by differential processing between the preprocessed image and the reconstructed image. Finally, binary and morphological processing methods were used to extract the parameter information of cracks. Experiments show that the algorithm can detect the cracks of ceramic tile with three-dimensional morphological structure and complex background interference, faster detection speed with accuracy rate as high as 96% can be achieved compared with other algorithms.

Key words ceramic tile; machine vision; crack detection; principal component analysis; binarization

OCIS codes 100.2000; 100.3005; 330.5000; 330.7310

1 引言

陶瓷瓦表面缺陷检测是陶瓷质量检测中至关重要的环节。由于生产工艺、生产环境、生产设备等因素的限制,生产出的陶瓷瓦可能会产生裂纹、缺釉、鼓包、色差、缺角等缺陷^[1-3]。人工检测陶瓷瓦表面缺陷,存在劳动强度大、检测速度慢、主观性强的问

题^[4]。因此,陶瓷瓦的自动化检测在该行业中显得尤为重要。

近年来,在工业产品表面缺陷的检测中,基于机器视觉的自动检测技术^[5-9]得到了广泛应用。裂纹是陶瓷瓦最常见也是最难检测的表面缺陷,常见的裂纹检测算法有边缘检测^[10-11]、小波变换^[12-13]、自动区域生长^[14]法等。基于机器视觉的表面裂纹的

收稿日期: 2019-07-31; 修回日期: 2019-08-21; 录用日期: 2019-09-06

基金项目: 国家自然科学基金(U1731124)

* E-mail: zengshuguang@163.com

自动检测技术已广泛应用于油管、磁瓦、瓷砖等行业。如,杨先凤等^[10]采用改进的 Canny 算子实现了对油管表面裂纹的检测;杨成立等^[12]运用离散小波变换实现了对磁瓦裂纹的提取;张军等^[13]通过小波变换和形态学融合差分法提取了瓷砖裂纹的边缘图像;李小磊等^[14]采用滑动滤波和自动区域生长法对陶瓷瓦裂纹进行检测,该方法对瓦头区裂纹的检测较为准确,但检测速度慢且对纹理区裂纹的检出率不高。上述算法对于背景平滑、色彩单一的裂纹检测效果良好,但不适用于对有纹理干扰、且表面高低起伏的陶瓷瓦表面裂纹进行检测。

主成分分析法是提取大样本、多变量数据中各个变量或者样本之间内在关系的一种方法,其作用是降低样本的维数,以获取主要的信息^[15]。对有纹理干扰的缺陷检测效果较好。如,张君^[16]运用主成分分析与核主成分分析相结合的方法对焊接裂缝中主要成分进行检测与特征提取,提高了焊接裂缝的检测效率;孙前来等^[17]通过主成分分析法对灰度图进行重建,将目标与背景分为两类从而实现图像分割,降低了多阈值分割方法中阈值优化的复杂性和时间消耗;郭永彩等^[18]采用主成分分析法对螺纹图像和布料图像进行了表面缺陷检测,在具有纹理背景干扰的情况下达到了较高的表面缺陷检测准确率。

陶瓷瓦表面为立体的形态结构且存在大量的花纹,对这方面的研究报道较少。因此,本文提出一种机器视觉和数字图像处理技术相结合的陶瓷瓦表面裂纹检测方法,采用主成分分析(PCA)法检测陶瓷瓦表面裂纹缺陷。通过主成分分析技术重构得到不含裂纹信息的图像,将预处理的图像与重构的图像进行差分处理,得到差分图像,再运用二值化与形态学处理相结合的方法检测裂纹。

2 陶瓷瓦表面裂纹检测方法

2.1 基于 PCA 法的图像重构原理

主成分分析法^[14]的基本思路是先得到原始数据的投影矩阵 \mathbf{Y} ,使用一定线性变换将高维数据图像投影到低维空间,对于一幅 $m \times n$ 的图像矩阵 \mathbf{A} 来说,就是将 \mathbf{A} 通过矩阵特征向量 \mathbf{X} 投影,得到特征矩阵 \mathbf{Y}

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}. \quad (1)$$

用投影样本的散度矩阵 $\mathbf{J}(\mathbf{X})$ 确定最佳的投影方向,散度矩阵可通过投影特征向量的协方差矩阵 \mathbf{S}_x 求得,即

$$\mathbf{J}(\mathbf{X}) = \text{tr}(\mathbf{S}_x), \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_x &= \mathbf{E}\{[\mathbf{Y} - \mathbf{E}(\mathbf{Y})][\mathbf{Y} - \mathbf{E}(\mathbf{Y})]^T\} = \\ &= \mathbf{E}\{[\mathbf{A} - \mathbf{E}(\mathbf{A})]\mathbf{X}\{[\mathbf{A} - \mathbf{E}(\mathbf{A})]\mathbf{X}\}^T\}, \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $\text{tr}()$ 为矩阵的迹, $\mathbf{E}()$ 为取矩阵均值,将(2)式写为

$$\begin{aligned} \mathbf{J}(\mathbf{X}) &= \text{tr}(\mathbf{S}_x) = \\ &= \mathbf{X}^T \mathbf{E}\{[\mathbf{Y} - \mathbf{E}(\mathbf{Y})][\mathbf{Y} - \mathbf{E}(\mathbf{Y})]^T\} = \\ &= \mathbf{E}\{[\mathbf{A} - \mathbf{E}(\mathbf{A})]\mathbf{X}\{[\mathbf{A} - \mathbf{E}(\mathbf{A})]\mathbf{X}\}^T\} \mathbf{X}. \end{aligned} \quad (4)$$

令图像的协方差矩阵

$$\mathbf{G}_t = \mathbf{E}\{[\mathbf{A} - \mathbf{E}(\mathbf{A})]\mathbf{X}\}^T \{[\mathbf{A} - \mathbf{E}(\mathbf{A})]\mathbf{X}\}, \quad (5)$$

式中, \mathbf{G}_t 为一个大小 $n \times n$ 的非正定矩阵。由(2)式~(5)式可知, \mathbf{G}_t 中最大特征值对应的特征向量所在的方向为最佳投影方向,即使 $\mathbf{J}(\mathbf{X})$ 最大化的投影方向。实验中,通常情况下将最佳投影方向定义为 \mathbf{G}_t 中前 h 个最大的特征值所对应的特征向量。如,首先获取一组使 $\mathbf{J}(\mathbf{X})$ 最大且相互正交的矩阵 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_h$,然后将 \mathbf{A} 投影到这 h 个最佳的投影方向上。得到重构的图像

$$\mathbf{A}' = \mathbf{Y}\mathbf{X}^T = \sum_{j=1}^h \mathbf{Y}_j \mathbf{X}_j^T, \quad (6)$$

式中, h 为矩阵的维度,定义两个矩阵 \mathbf{Y} 和 \mathbf{X} ,即 $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \mathbf{Y}_3, \dots, \mathbf{Y}_h]$, $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_h]$, \mathbf{Y}_h 和 \mathbf{X}_h 分别为 \mathbf{Y} 和 \mathbf{X} 矩阵的第 h 行向量,令 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_h$ 相互正交,图像矩阵 \mathbf{A} 重构的子图像可以用矩阵 $\mathbf{A}'_j = \mathbf{Y}_j \mathbf{X}_j^T$, $j = 1, 2, \dots, h$ 表示。当 $h = n$ 时,图像 \mathbf{A} 可以用重构的子图像求和表示。

h 不同的陶瓷瓦裂纹,重构出的陶瓷表面图像也不相同。当 h 较小时,重构图像中只包含了少部分背景纹理图像信息,并没有重构出裂纹缺陷的信息;当 h 合适时,重构图像中包含明显的纹理信息和少部分的噪声、裂纹信息;当 h 较大时,重构图像中有明显的裂纹缺陷信息与背景纹理图像, h 越大裂纹缺陷信息在重构图像中就会越明显。

2.2 协方差矩阵特征值求解过程

由于 \mathbf{A} 不是方阵不能直接进行奇异特征值分解^[19],因此用维度分别为 $m \times m$ 和 $n \times n$ 的矩阵 $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 和 $\mathbf{A}\mathbf{A}^T$ 进行分解,即

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^T = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}_1\mathbf{P}^T, \mathbf{A}^T\mathbf{A} = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}_2\mathbf{Q}^T, \quad (7)$$

式中, $\mathbf{\Lambda}_1$ 和 $\mathbf{\Lambda}_2$ 分别为两个对角线元素相同的对角矩阵,用 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_h$ 表示两个方阵的非零特征值。 \mathbf{A} 的特征值可以表示为

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= \sqrt{\sigma_1}, \lambda_2 = \sqrt{\sigma_2}, \dots, \\ \lambda_h &= \sqrt{\sigma_h}, h \leq m, h \leq n. \end{aligned} \quad (8)$$

奇异特征值分解的公式^[19]为

$$\mathbf{A} = \mathbf{P}\mathbf{A}\mathbf{Q}^T, \quad (9)$$

式中, \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 分别为 $m \times m$, $n \times n$ 的左奇异矩阵和右奇异矩阵, 矩阵 \mathbf{A} 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_h$ 是矩阵 \mathbf{A} 对角线上的非零元素。

2.3 陶瓷瓦表面裂纹图像特点分析

典型的陶瓷瓦图像如图 1(a)所示, 图 1(b)为其

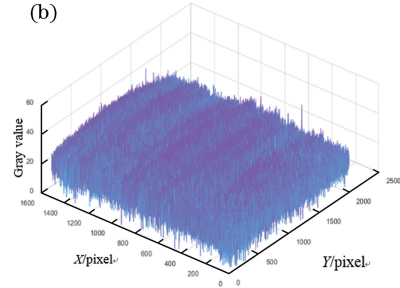
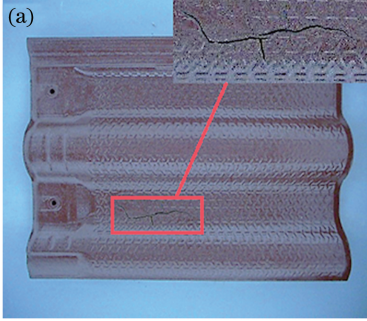


图 1 陶瓦图像。(a)裂纹图像;(b)表面灰度分布图

Fig. 1 Image of ceramic tile. (a) Crack image; (b) surface gray distribution map

2.4 基于 PCA 法的陶瓦表面裂纹检测方法

由于图像在采集及传输过程中受到噪声干扰和光照不均的影响, 在裂纹检测前需要对原图像进行预处理。因红色通道图像能保留裂纹完整性且受光照不均的干扰较小, 如图 2(a)所示, 对该图像进行预处理。将预处理的图像数据矩阵 \mathbf{A} 作为样本进行中心化, 以确保全部维度上的偏移都是以 0 为基点。基于 PCA 法的陶瓷表面裂纹检测算法流程:

1) 按照公式 $\mathbf{A} - m_A$ 将 \mathbf{A} 进行中心化, 其中 m_A 为矩阵 \mathbf{A} 的平均值, 得到的二维图像如图 2(b)所示。

2) 获得样本中心化矩阵 $\mathbf{A} - m_A$ 的协方差矩阵, 协方差矩阵的二维图像如图 2(c)所示。

3) 对协方差矩阵进行奇异特征值分解, 第一大特征值对应的特征向量被称为第一主成分, 第二大特征值对应的特征向量被称为第二主成分, 按照如上方式将协方差矩阵分解为 h 阶主成分。

4) 选择前 h 阶主成分, 构造主成分矩阵 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_h]$ 作为投影矩阵, 投影矩阵的二维图像如图 2(d)所示。

5) 按 $\mathbf{Y} = (\mathbf{A} - m_A)\mathbf{X}$ 进行投影, 通过主成分分析降维得到新的样本矩阵 \mathbf{Y} , 其二维图像如图 2(e)所示。

6) 将矩阵 \mathbf{Y} 按照 $\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{Y}\mathbf{X}^T + m_A$ 进行重构, 重构矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$ 的二维图像如图 2(f)所示。

7) 重构差分的图像 $\tilde{f}(x, y) = \mathbf{A} - \tilde{\mathbf{A}}$, 如图 2(g)所示, 使用二值化和形态学处理方法对差分

表面的灰度分布图。由图 1 可以看出, 陶瓷瓦包括瓦棱和瓦槽, 表面高低起伏, 且整体光照不均匀; 其次, 陶瓷瓦裂纹较暗、对比度低, 易与纹理混淆。图 1 中的陶瓷瓦表面的纹理为三角爪型, 呈 120° 分布, 每行纹理交错分布。文献[14]对该陶瓦表面裂纹特征检测存在正确率低的问题, 因此提出了基于 PCA 法的陶瓷瓦表面裂纹检测方法。

图像进行处理, 最终检测出裂纹, 如图 2(h)所示。

采用二值化方法^[15]可确定检测裂纹缺陷的阈值范围。二值化公式为^[18]

$$\tilde{f}(x, y) = \begin{cases} 1, & \mu - c \cdot \sigma < \tilde{f}(x, y) < \mu + c \cdot \sigma \\ 0 & \end{cases}, \quad (10)$$

式中, c 为检测阈值的控制因子, μ 和 σ 分别为裂纹图像灰度值的均值和方差。将图像中灰度值在两个阈值 $\mu - c \cdot \sigma, \mu + c \cdot \sigma$ 之间像素视为背景纹理信息, 并且将该位置的灰度值变为 1, 相反, 则该位置的灰度值变为 0。为了检测出裂纹缺陷, 二值化后还需通过形态学处理^[14], 去除干扰点。

2.5 主成分阶数 h 的确定

由于不同的主成分阶数 h 重构出的图像不同, 从而影响裂纹的检测结果, 所以还需分析 h 的取值对缺陷检测结果的影响。

图 3 展示了不同的主成分阶数 h 下的陶瓦表面图像重构图结果。图 3(a)为陶瓷瓦裂纹表面图像, 图 3(b)~图 3(f)为 h 分别取 10、15、20、25、30 时对应的重构图像, 可以发现, 当 $h = 10、15$ 时, 重构图像中只包含了少部分背景纹理信息, 并没有裂纹缺陷的信息; 当 $h = 20$ 时, 重构图像中包含明显的纹理信息和少部分的噪声和裂纹信息; 当 $h = 25、30$ 以及更大的值时, 重构图像中有明显的裂纹缺陷信息与背景纹理信息, 且 h 的值越大, 重构图像中的裂纹缺陷信息就越明显。

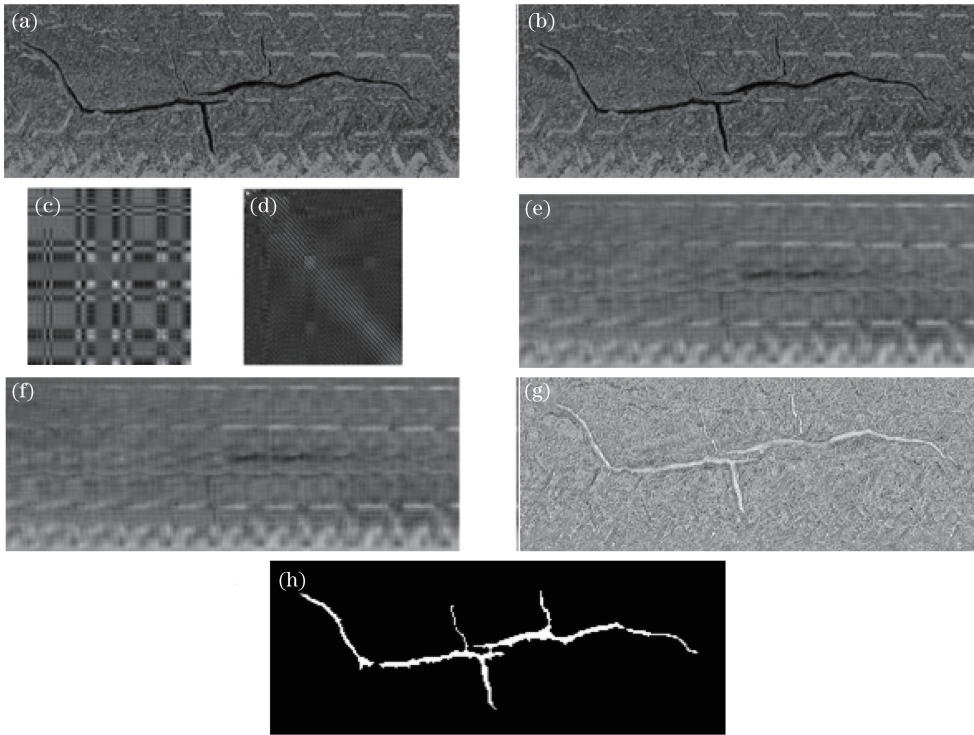


图 2 基于 PCA 法的陶瓦表面裂纹检测流程。(a)陶瓷瓦红色通道图像;(b)样本中心化的结果;(c)中心化矩阵的协方差矩阵二维图像显示结果;(d)投影矩阵二维图像显示结果;(e)降维后的样本矩阵二维图像显示结果;(f) $h=20$ 的重构图;(g)图(f)与图(a)差分结果;(h)裂纹检测结果图

Fig. 2 Process of surface crack detection of ceramic tile based on PCA method. (a) Red channel image of ceramic tile; (b) results of sample centralization; (c) covariance matrix of centralization matrix displays with two-dimensional image; (d) projection matrix displays with two-dimensional image; (e) dimension-reduced post-sample matrix displays with two-dimensional image; (f) reconstruction of $h=20$; (g) results of difference between graph (f) and graph (a); (h) results of crack detection

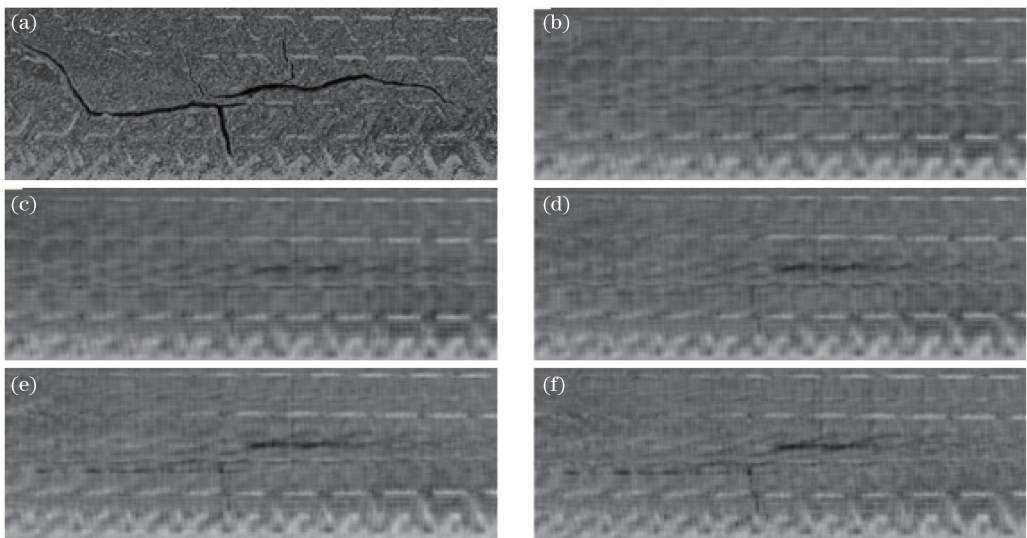


图 3 主成分 h 对缺陷的影响。(a) 陶瓷瓦红色通道图像;(b) $h=10$ 重构图;(c) $h=15$ 重构图;(d) $h=20$ 重构图;
(e) $h=25$ 重构图;(f) $h=30$ 重构图

Fig. 3 Effect of principal component h on defects. (a) Red channel image of ceramic tile; (b) $h=10$ reconstruction image; (c) $h=15$ reconstruction image; (d) $h=20$ reconstructed image; (e) $h=25$ reconstructed image; (f) $h=30$ reconstructed image

综合分析可知,过大或者过小的 h 值都不利于裂纹检测。为了能够准确检测出裂纹,利用裂纹属于小信号和细节信号的特点,结合图形发现 h 取 20 时可以得到最佳图像。

3 实验结果分析

为了验证本算法的效果,建立一套基于机器视觉的陶瓷瓦表面缺陷检测系统,陶瓷瓦检测系统采用了 CMOS 线阵相机(BASLER 公司的 ACA2440-20gc 型相机,分辨率为 $2048 \text{ pixel} \times 2448 \text{ pixel}$,焦距为 12 mm,LED 照明系统,光电开关)对陶瓷瓦图像样本进行自动采集,采用工控机(Intel(R) Core(TM) i7-6700K CPU@4.00 GHz、32 GB 内存、64 位 Windows7 操作系统)对图像处理,裂纹检测软件基于 Matlab 进行开发,最后通过工控机输出信号,

判断陶瓷瓦是否存在裂纹缺陷。实验中,采用 LED 漫反射式照明,照明均匀度达到 85% 以上。陶瓷瓦裂纹检测过程如图 4 所示。

Canny 算法是利用中值滤波与 Canny 算子边缘检测相结合的方法检测裂纹。离散小波变换结合形态学滤波的方法对原图像的灰度图像进行处理,首先对预处理的图像做二层小波分解,提取小波变换的低频图像,利用形态学处理低频图像,然后通过差分法提取目标,对小波变换中的其他分量图像做滤波,最后利用小波重构,提取裂纹缺陷。自动区域生长法可以自动获取种子生长的种子点,将断裂的裂纹完整地连接起来,得到较为完整的裂纹。分别使用 Canny 算法^[11,20]、离散小波变换^[21]、自动区域生长法^[14]和本算法对裂纹进行检测,结果如图 5(b)~图 5(e)所示。

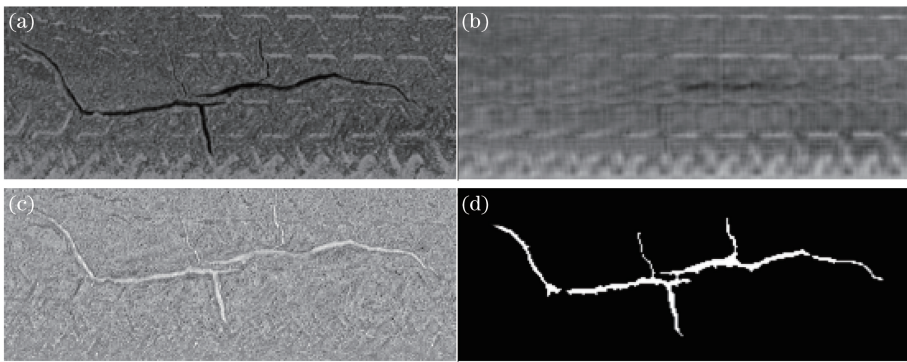


图 4 陶瓷瓦裂纹检测过程。(a)陶瓷瓦红色通道图像;(b) $h=20$ 重构图;(c)图(b)与图(a)差分的结果;(d)裂纹检测结果
Fig. 4 Crack detection process of ceramic tile in texture area. (a) Red channel image of ceramic tile; (b) $h=20$ reconstruction image; (c) result of difference between graph (b) and graph (a); (d) result of crack detection

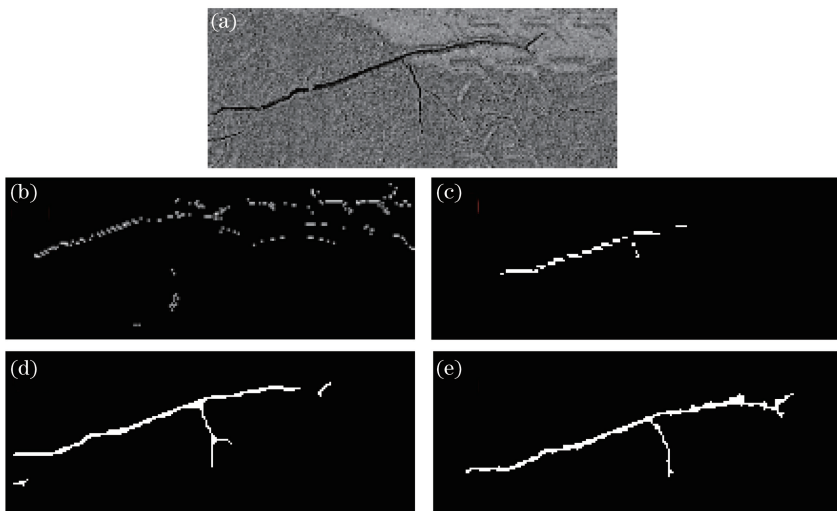


图 5 不同算法检测结果。(a)陶瓷瓦红色通道图像;(b) Canny 算子;(c)离散小波变换;(d)自动区域生长;(e)本算法
Fig. 5 Test results of different algorithms. (a) Red channel image of ceramic tile; (b) Canny operator; (c) discrete wavelet transform; (d) automatic area growth; (e) our algorithm

由图 5(b)~图 5(e)可以发现,在具有复杂表面和立体结构纹理的陶瓷瓦裂纹检测中,本算法可以完整地提取复杂背景中的裂纹,同时保证了原始裂纹的真实性和完整性。

陶瓷瓦工厂检测标准:主裂纹附近的细小裂纹视为主裂纹的一部分。因此实验设定了一个距离阈值,若相邻的裂纹间隔小于该距离阈值则视为同一条裂纹,反之应视为两条裂纹。裂纹检测准确的判断依据:裂纹数目检测正确,且裂纹长度检测误差不超过 20%。为了验证本算法的准确性,分别利用 Canny 算法^[11,20]、离散小波变换^[21]、自动区域生长法^[14]以及本算法进行检测实验,结果如表 1 所示。陶瓷瓦图片样本总数为 100 张。有裂纹样本 80 张,无裂纹样本 20 张。可以看出,本算法检测准确率高达 96%,高于其他三种算法。

表 1 不同算法的检测率

Table 1 Detection rate of different algorithms

Algorithm	Number of errors /block	Accuracy / %
Canny	20	80
Discrete wavelet transform	15	85
Automatic area growth method	10	90
Proposed method	4	96

4 结 论

提出了一种检测陶瓷瓦表面裂纹的算法,结合机器视觉与数字图像处理技术,采用主成分分析法,完成了陶瓷瓦表面裂纹检测。实验结果表明,该算法的准确率高达 96%,能在光照不均和立体结构纹理干扰下实现裂纹与背景的完全分离,大大提高了检测效率,为后续陶瓷瓦表面缺陷自动化检测与等级分类研究提供了借鉴意义。但该算法对陶瓷瓦瓦头区域的微小浅层裂纹检测率不高,且易受陶瓷瓦表面的鼓包、釉裂等其他表面缺陷的干扰,未来工作中将对这些问题进行研究。

参 考 文 献

[1] Su C H, Zhu X F, Liu D. Automatic visual inspection on the defects of ceramic tiles using the co-occurrence matrix and color features[J]. Computer Engineering and Application, 2004, 40 (11): 229-231.
苏彩虹, 朱学峰, 刘笛. 基于共生矩阵和颜色特征的墙地砖缺陷自动检测的研究[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(11): 229-231.

[2] Wang Y Q. Study on sanitary ceramics missed glaze detection based on grey computer vision[J]. China Ceramics, 2014, 50 (11): 53-56.
王永强. 基于机器视觉技术的卫生陶瓷缺釉检测研究[J]. 中国陶瓷, 2014, 50(11): 53-56.

[3] Li Q L, Wang Y Q, Zhang F. The study on visual inspection algorithm of ceramic tiles for defects detection[J]. China Ceramics, 2015, 51 (3): 44-47.
李庆利, 王永强, 张帆. 陶瓷砖表面缺陷视觉检测算法研究[J]. 中国陶瓷, 2015, 51(3): 44-47.

[4] Xie Y, Zhang Y L, Huang H. Research on integrated and automatic system for ceramic tiles' surface-defect detection[J]. China Ceramics, 2008, 44(4): 56-58.
谢永, 章义来, 黄华. 墙地砖表面缺陷自动检测集成系统的研究[J]. 中国陶瓷, 2008, 44(4): 56-58.

[5] Xiang S B, Su G D, Chen J S, et al. Brick stack anomaly detection and recognition based on machine vision[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31 (7): 0715002.
向守兵, 苏光大, 陈健生, 等. 基于机器视觉的码坯异常检测与识别[J]. 光学学报, 2011, 31(7): 0715002.

[6] Hao Y, Zhao X, Wen Q H, et al. Roller missing detection in deep groove ball bearings based on machine vision [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(2): 021502.
郝勇, 赵翔, 温钦华, 等. 基于机器视觉的深沟球轴承滚珠遗漏检测[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(2): 021502.

[7] Li L F, Sun R Y. Bridge crack detection algorithm based on image processing under complex background [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56 (6): 061002.
李良福, 孙瑞贻. 复杂背景下基于图像处理的桥梁裂缝检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56 (6): 061002.

[8] Ma G D, Wang Y S, Shi X T, et al. Weld inspection and tracking of laser welding head [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(11): 111508.
马国栋, 王延深, 史小田, 等. 激光焊接头焊缝自动检测及跟踪研究[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 111508.

[9] Wang Q C, Jing J F, Zhang L, et al. Denim defect detection based on optimal Gabor filter[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(7): 071501.
王清晨, 景军锋, 张蕾, 等. 基于最优 Gabor 滤波器的牛仔布缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2018,

- 55(7): 071501.
- [10] Yang X F, Wu Y Y, Zhao L. Pipeline crack detection algorithm based on Canny detector [J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(3): 798-803.
杨先凤, 吴媛媛, 赵玲. 基于 Canny 改进算子的油管裂纹检测算法 [J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(3): 798-803.
- [11] Hua C J, Xiong X M, Chen Y. Feature extraction of workpiece circular arc contour based on Sobel operator [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(2): 021011.
化春键, 熊雪梅, 陈莹. 基于 Sobel 算子的工件圆弧轮廓特征提取 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(2): 021011.
- [12] Yang C L, Yin G F, Jiang H H, et al. On magnetic tile surfaces defect detection based on wavelet transform [J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(11): 210-213, 274.
杨成立, 殷国富, 蒋红海, 等. 基于小波变换的磁瓦表面缺陷检测方法研究 [J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(11): 210-213, 274.
- [13] Zhang J, Zhang H Y, Zhao Y G, et al. Crack detection of ceramic tiles based on machine vision [J]. Packaging Engineering, 2018, 39(9): 146-150.
张军, 张海云, 赵玉刚, 等. 基于机器视觉的瓷砖裂纹检测 [J]. 包装工程, 2018, 39(9): 146-150.
- [14] Li X L, Zeng S G, Zheng S, et al. Surface crack detection tile based on sliding filter and automatic region growth [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(21): 211003.
李小磊, 曾曙光, 郑胜, 等. 基于滑动滤波和自动区域生长的陶瓷瓦表面裂纹检测方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(21): 211003.
- [15] Zhao L, Yang Y H. An efficient algorithm to compute eigenimages in PCA-based vision systems [J]. Pattern Recognition, 1999, 32(5): 851-864.
- [16] Zhang J. Weld defect recognition based on principal component analysis [J]. Industrial Control Computer, 2017, 30(1): 108-109.
张君. 基于主成分分析的焊缝缺陷识别 [J]. 工业控制计算机, 2017, 30(1): 108-109.
- [17] Sun Q L, Wang Y, Sun Z Y, et al. Image segmentation based on principal component analysis [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2018, 49(5): 759-764.
孙前来, 王银, 孙志毅, 等. 基于主成分分析的图像分割方法 [J]. 太原理工大学学报, 2018, 49(5): 759-764.
- [18] Guo Y C, Deng X F, Gao C. Surface defect automatic detection algorithm based on principal component analysis [J]. Computer Engineering, 2013, 39(2): 216-224.
郭永彩, 邓细凤, 高潮. 基于主成分分析的表面缺陷自动检测算法 [J]. 计算机工程, 2013, 39(2): 216-224.
- [19] Akritas A G, Malaschonok G I. Applications of singular-value decomposition (SVD) [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2004, 67(1/2): 15-31.
- [20] Li J S, Ma Y, Zhao F Z, et al. A novel arithmetic of image edge detection of Canny operator [J]. Acta Photonica Sinica, 2011, 40(S1): 50-54.
李俊山, 马颖, 赵方舟, 等. 改进的 Canny 图像边缘检测算法 [J]. 光子学报, 2011, 40(S1): 50-54.
- [21] Singh R, Khare A. Fusion of multimodal medical images using Daubechies complex wavelet transform-a multiresolution approach [J]. Information Fusion, 2014, 19(1): 49-60.