

Optimization of a Real-Time Detection Algorithm for Surface Defects of Ceramic Tiles

Huiyu Xiang, Xinyu Wang, Chongjie Leng, Junyang Pan

School of Materials Science and Mechanical Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing
Email: xianghy@btbu.edu.cn

Received: Nov. 28th, 2019; accepted: Dec. 12th, 2019; published: Dec. 19th, 2019

Abstract

In order to meet the requirement of rapid detection of texture defects on ceramic tile surface in production line, this paper uses ORB algorithm with strong real-time performance to complete feature matching in texture defect detection, and optimizes its algorithm. At the same time, it combines with KNN algorithm of data mining in machine learning to enhance its accuracy and robustness in various environments. The experimental results show that the algorithm has good real-time performance, accuracy and robustness to adapt to environmental changes, and is more suitable for the detection of actual production line.

Keywords

Feature Matching, ORB, KNN, Algorithm Optimization

一种陶瓷砖表面缺陷实时检测算法的优化

项辉宇, 王心宇, 冷崇杰, 潘俊洋

北京工商大学材料与机械工程学院, 北京
Email: xianghy@btbu.edu.cn

收稿日期: 2019年11月28日; 录用日期: 2019年12月12日; 发布日期: 2019年12月19日

摘要

为了使陶瓷砖表面花纹纹理缺陷检测适应实际生产流水线快速检测的要求, 本文采用实时性强的ORB算法在纹理缺陷检测时完成特征匹配, 并对其算法进行优化, 同时将其与机器学习中数据挖掘KNN算法结

合, 增强其准确性以及各种环境下的鲁棒性。通过实验测试, 该算法具有良好的实时性、准确性以及适应环境变换的鲁棒性, 更能适应实际生产流水线的检测。

关键词

特征匹配, ORB, KNN, 算法优化

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来我国城镇每年新增房地产开发面积高达 1.5 亿平方米, 国民在房屋装饰的花费平均每年高达 4000 亿元以上[1]。陶瓷砖作为重要建筑装饰材料, 市场需求量巨大。因此, 对缺陷产品进行实时监测加以甄别成为了生产中难点问题之一。虽然目前国内已有一些陶瓷砖表面缺陷检测设备, 但这些检测设备基本用于小规模缺陷检测, 大部分厂家仍沿用人工抽检。对于瓷砖纹理缺陷的检测也无法达到完全的自动化、无接触、无磨损, 无法满足实际生产的实时检测。这已成为了国内瓷砖生产的重要阻碍, 而特征点提取匹配算法又是瓷砖纹理视频检测的重要环节。

花纹纹理缺陷的检测是通过图像特征点匹配, 将提取到的特征值和理想设计值进行比对, 以其偏差值来确定缺陷的存在与否。图像特征点匹配简单来说就是根据图像中的特征信息, 在两个图像之间既设计图与采集图之间找到有效的匹配点对。工程中常用的特征点提取匹配算法有 SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)、SURF (Speeded-Up Robust Features)及最新提出的 ORB (Oriented Fast and Rotated Brief)算法[2]。SIFT 是一种对图像局部特征进行描述, 拥有尺度不变性的描述算子, 能够在不同尺度空间中检测提取极值点。对光滑表面以及特殊视角的特征提取效果较差。SURF 相当于是 SIFT 算子的改进版[3], 相较于 SIFT 的多维度计算, 节省了降采样的时间, 处理速度明显提高。文献[4]使用了 SIFT 算法, 虽然其算法效率高, 但是运算的复杂程度较高, 不能满足瓷砖检测实际工程的实时性要求。文献[5]采用了 Bay 在 SIFT 基础上提出的 SURF 算法[6], 虽然拥有尺寸、旋转不变性且鲁棒性较好, 但运行时间过长不能满足实际工程对稳定性的需求。本文采用的 ORB 特征点提取匹配算法, 为近几年提出适用于视频检测的新型特征点提取匹配算法。相较于传统的 SIFT 以及 SURF 算法, 其运行速度快, 更能适应视频实时快速检测的特征点提取, 同时具有良好的稳定性, 可以有效解决工业应用中实时检测的需求[7] [8]。针对此次实验内容对特征点匹配准确率需求较高的情况, 本次研究将对 ORB 特征检测算法进一步优化, 主要增加描述算法、距离匹配算法和对优化配对好的特征点对进一步筛选。

2. 实验平台与流程

2.1. 实验硬件选型

为满足生产线的实时性要求, 根据其较大的数据信号传输速度, 以及较高的检测帧率, 实验选用 NTSC/彩色 1.0 V_{p-p}/75Ω 复合映像信号输出的 CMOS 传感器, 其具有功耗低、图像信息输出快等特点[9]。DSP 芯片选用美国 TI 公司的第三代高性能视频处理器 DM6437。其采用 VelociTI 长指令字(VLIW)结构, 拥有 C64x + DSP 内核, 是数字图像处理领域一个很好的选择[10]。

实验平台的软件系统是通过 CCS5.5 进行编译搭建的编译器，以 VS2010 为开发环境在 Windows 系统下编译代码，兼容 C 语言代码程序，能够实时的进行图片结果显示和数据分析，并可设置程序中断，分功能执行程序的运行。

2.2. 总体检测方案流程

此次研究通过 DM6437 开发板与 VS2010 开发环境相结合构建实验系统。将编写优化完成的程序烧制到 DSP 中，并将优化后的检测程序代码关联到编写的上位机界面中，通过工业相机进行图像采集，完成图像信号的转码以及数据流转换，将目标图像发送给上位机进行数据流转换，根据图像尺寸生成合适的图像矩阵进行图像恢复，对恢复后的图像进行分析，验证 ORB 匹配算法的适用性(图 1)。

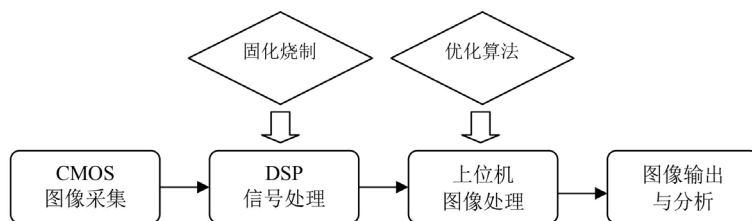


Figure 1. Overall test scheme flow
图 1. 整体检测方案流程

3. 算法部分

3.1. ORB 匹配算法原理

ORB 采用 FAST 角点检测算法进行特征点检测[11] [12], 该算法加入了机器学习和 ID3 决策树机制，所以该检测算子最大的特点就是脱离了以往通过矩阵计算图像灰度积分的方法，矩阵计算需要运用卷积的运算，计算量较大，而 ORB 采用的 FAST 算子如图 2，对于检测点定义一个圆形的邻域，通过待测点的灰度值与圆形区域内的圆周上相邻点的灰度值进行比较来判断出特征点，速度快，在工业应用中具有较好的研究价值。

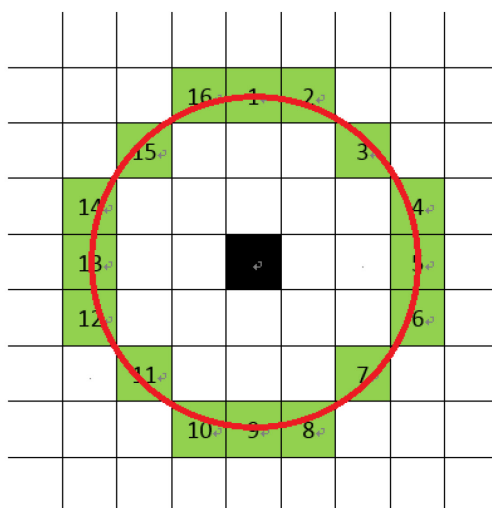


Figure 2. FAST detection principle
图 2. FAST 检测原理

此次研究 ORB 采用的是 FAST-9 算子, 若在任意一点周围邻域存在一定量的与该点处于不同区域的像素点, 则该点被提取出作为 FAST 角点, 角点响应函数如下:

$$N = \sum_{\text{circle}(p)} f_{CRF}(I(p), I(x)) \quad (2-1)$$

$$f_{CRF} = \begin{cases} 1 & |I(x) - I(p)| > \varepsilon_d \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (2-2)$$

式中: $I(x)$ 指待测点周围任意一点的灰度值;

$I(p)$ 指当前待测点的灰度值;

p 表示待测点的坐标。

ε_d 为设定的图片中任意一点与其临近圆周上的 16 个像素位置处的灰度值的差值, 当计算差值大于设定阈值时, 响应函数值变为 1, 当 N 大于 9 时则该中心点为 FAST 角点。

由于 FAST 角点不能适应尺度变化的特性, 需要对提取出的角点运用 Harris 进行评价筛选出较优点, 再运用图像金字塔进行图像压缩, 得到同尺度图像, 并针对检测出的角点生成描述符。

BRIEF 描述符对检测到的角点进行描述, 使得 ORB 特征点的检测具有了旋转不变性的能力。它的原理是选取相对较少的灰度值计算强度比进行邻域的特征的描述。

对于一个 $M \times M$ 模板的邻域矩阵 P , 定义一个测试准则 τ :

$$\tau(P; x, y) = \begin{cases} 1 & P(x) < P(y) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2-3)$$

其中, $P(x)$ 为 $x = (u, v)$ 处邻域 P 的灰度值;

选取 n 个检测点 (x, y) , 这样就可以将测试准则确定, 生成 BRIEF 描述子:

$$f_n = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau(P; x, y) \quad (2-4)$$

根据计算机性能和所需求的识别速度及准确率, 本次研究选取的 n 值为 256。

3.2. ORB 匹配优化

对于 ORB 算法的优化, 本次采用基于 FLANN 的描述符对特征点进行二次描述, 以包含角点的局部区域计算出该区域内的灰度形心, 根据形心给提取出的特征点标明主方向, 局部区域矩的公式是:

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x, y) \quad (2-5)$$

则这些矩计算特征点区域上的灰度形心为:

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (2-6)$$

则二次描述的 FAST 特征点的主方向为:

$$\theta = \tan^{-1}(m_{01}, m_{10}) \quad (2-7)$$

最邻近 KNN 分类算法, 是机器学习中一种有监督学习的智能分类算法[13] [14]。本文利用 KNN 对已经配对好的特征点对进行进一步分类, 提取出正确的匹配对。KNN 最邻近规则分类算法的原理: 如图 3, 根据有监督学习算法将一定已知分类的样本存放于容器中, 图中不同类别的样本以不同形状和颜色标注, 对于待测的未知分类样本 X_u , 根据欧氏距离, 选取距离最近的 n 个已分类的样本点, 以投票准则, 通过选中点中的多数类别来确定此点的分类。

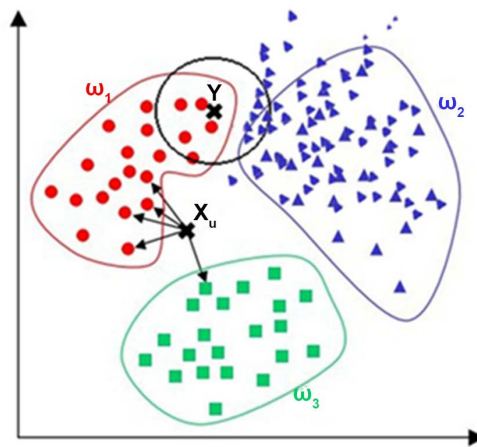


Figure 3. KNN principle
图 3. KNN 原理

根据该原理我们通过 KNN 对已经配对好的匹配对进行正确配对的筛选,如图 4 所示,不同颜色的点为不同位置处的特征点对,白色为待判别特征点对,图 4(a)为准确配对,图 4(b)为误配对。设定阈值 T ,确定最邻近样本数为 7,当 d_2 与 d_1 之差在阈值之内时该距离为准确距离,当最邻近中准确距离占多数,则判断此点对为正确匹配,对正确的匹配运用劳氏算法进行进一步的筛选,得到正确配对。

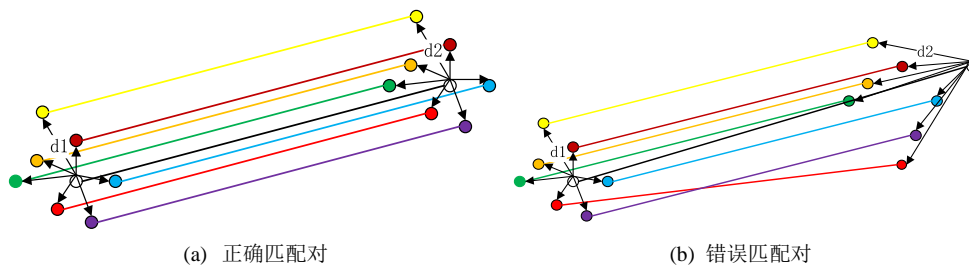


Figure 4. KNN matching optimization principle
图 4. KNN 匹配优化原理

通过筛选出的特征点匹配对进行矢量运算,算出旋转和平移矩阵。运用 CIELAB 色差公式进行区域色差计算[15],采用两幅图像同一窗口区域的 $(L1, a1, b1)$ 和 $(L2, a2, b2)$ 值来计算对应区域的颜色差,公式可以表示为:

$$\Delta E = \left[\left(\frac{\Delta L}{K_L S_L} \right)^2 + \left(\frac{\Delta C}{K_C S_C} \right)^2 + \left(\frac{\Delta H}{K_H S_H} \right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C}{K_C S_C} \right) \left(\frac{\Delta H}{K_H S_H} \right) \right]^{1/2} \quad (2-8)$$

其中,参数因子 K_L, K_C, K_H 是校正系数, L 代表亮度, C, H 为色度空间值。

4. 实验验证与分析

1) 不同亮度下的鲁棒性比较

在图像识别领域鲁棒性简单来讲就是当我们用正确的图像作为模型输入,是否能得到肯定的结果,以及我们采用非正确的图像作为模型输入,能否得到否定的结果。实际的陶瓷砖是全天不间断的生产,实际检测过程中光源强度受工作环境等因素的影响不可避免,由于陶瓷砖检测为室内进行,室外光亮影

响较小, 本次实验对早、中、晚不同时间段对算法的匹配效果进行了检测, 实验平台如图 5, 检测平均结果如下表 1。中午光强较大时对检测效果有一定的影响, SURF 与 ORB 算法对光亮影响较为明显, SIFT 以及改进后的 ORB 算法对于光亮变化有较好的鲁棒性。目前的检测光源亮度可进行人工调节。



Figure 5. Experimental platform

图 5. 实验平台

Table 1. Comparison of robustness in light variation

表 1. 光亮变化鲁棒性比较

算法	早晨	中午	晚上
SIFT	376	356	363
SURF	284	232	263
ORB	124	112	118
改进的 ORB	36	34	36

2) 旋转变换下的鲁棒性比较

实际生产输送过程中, 陶瓷砖不可避免的会有一定角度的旋转, 各个像素点各方向的梯度关系会围绕旋转中心进行旋转, 进行特征点提取时, 原提取的特征点周围的各方向梯度幅值以及特征点的方向信息会随之发生变化, 影响特征点主方向的检测以及特征点的匹配成功率。

实验选取 5 种不同的陶瓷砖样品进行图像采集, 如图 6, 考虑到陶瓷砖样品通常呈现对称性, 将其分别相对于原图进行 0 度、15 度、30 度、45 度、90 度的旋转进行采集, 并对其分别进行特征点提取, 与原图进行特征匹配, 根据匹配结果分析匹配效果, 平均匹配结果如下表 2。

Table 2. Average matching results

表 2. 平均匹配结果

算法	0°	15°	30°	45°	90°
SIFT	386	372	358	366	374
SURF	264	254	242	244	251
ORB	122	114	96	83	96
改进的 ORB	36	36	36	35	36



Figure 6. Selected tiles
图 6. 选用的瓷砖

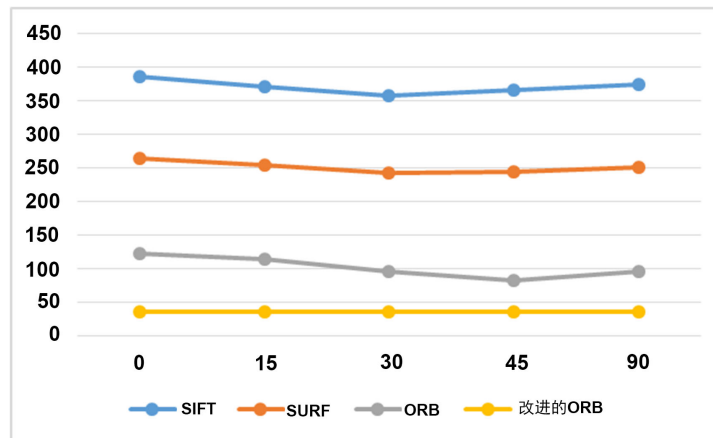


Figure 7. Robustness comparison of rotation variation
图 7. 旋转变化鲁棒性比较

通过表格数据转化为折线图，如图 7，可以看出改进后的 ORB 算法在采集物体发生不同程度旋转情况下进行特征匹配的鲁棒性更好，图像相较于样图进行旋转后，特征点匹配对数都有下降趋势；根据数据对比可以看出：虽然原 ORB 算子的旋转变换的鲁棒性相较于 SIFT、SURF 算子较差，但改进后的 ORB 算法适应旋转变换的鲁棒性有较为明显的优势。

3) 准确性与实时性比较

实际生产检测影响检测结果最重要的因数即为特征点匹配的正确率与实时性，实验选取不同花纹纹理的陶瓷砖 5 种，以能保证识别精度为要求确定特征点数对，每张图片进行两次匹配，匹配平均结果如下表 3。可以看出 ORB 的检测运行时间明显小于前两种特征检测算法，更能适应系统精确测量的要求。SIFT 与 SURF 以及 ORB 算法的耗时对比，虽未能达到理论上的 100:10:1，但可以看出 ORB 算法的实时性要明显高于其他两种算法。改进后的 ORB 算法检测完成一幅图片所用的时间虽大于原算法的检测时间，但增加的时间在容忍范围内，不影响陶瓷砖的生产检测，但优化后的 ORB 算法在匹配准确率上有了明显的提升。改进后的 ORB 特征匹配部分示例如图 8。

Table 3. Comparison of accuracy and time of feature matching algorithm
表 3. 特征匹配算法正确率与时间对比

算法	特征点对数	正确匹配对数	花纹缺陷检测耗时(ms)
SIFT	406	305	32,648
SURF	370	314	8384
ORB	382	293	4520
改进的 ORB	360	359	7726

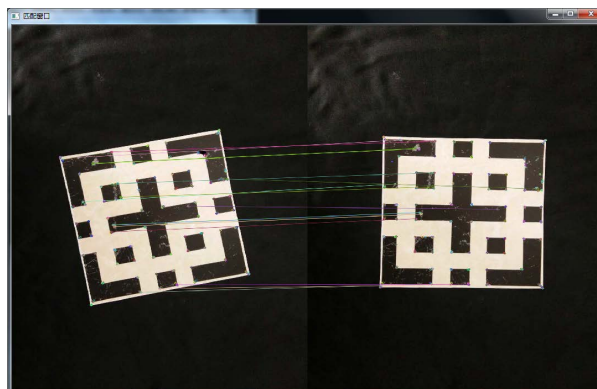


Figure 8. Optimized matching results
图 8. 优化后的匹配效果

5. 结论

本文探究了如何确保对陶瓷砖表面纹理缺陷问题检测的实时性、准确性，针对硬件设置和编写好的检测算法进行完善和优化。采用 ORB 算法进行特征匹配，并为其特征点添加矢量方向，以及对机器学习 KNN 算法进行进一步优化。改进后的 ORB 算法能体现出良好的实时性、准确的鲁棒性，更能适应实际生产流水线的检测。由此检测出准确的特征匹配对并根据对应点的位置关系求出图片平均的旋转和平移向量，可为瓷砖表面缺陷检测的后期计算和缺陷的二次检测以及提高检测精度奠定基础。

参考文献

- [1] 吴建青, 尹虹. 建筑卫生陶瓷技术展望[J]. 中国陶瓷, 2003, 39(1): 32-34.
- [2] 薛金龙. 基于角点的图像特征提取与匹配算法研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2014.
- [3] 齐冰洁, 刘金国, 张博研, 等. 高分辨率遥感图像 SIFT 和 SURF 算法匹配性能研究[J]. 中国光学, 2017, 10(3): 331-339.
- [4] 高峰, 魏少华, 王学通. 基于 SIFT 特征点的图像匹配算法[J]. 现代电子技术, 2010(18): 101-103.
- [5] 陈小丹, 杜宇人, 高秀斌. 一种基于 SURF 的图像特征点快速匹配算法[J]. 扬州大学学报(自然科学版), 2012, 15(4): 64-67.
- [6] Bay, H., Ess, A., Tuytelaar, T., et al. (2008) Speeded-Up Robust Features (SURF). *Computer Vision and Image Understanding*, **110**, 346-359. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2007.09.014>
- [7] 戴雪梅, 郎朗, 陈孟元. 基于改进 ORB 的图像特征点匹配研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016(2): 233-239.
- [8] Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., et al. (2012) ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF. In: *IEEE International Conference on Computer Vision*, IEEE, Piscataway, 2564-2571. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126544>
- [9] 刘盼. 基于 CMOS 的 VGA 接口的工业相机的设计[D]: [硕士学位论文]. 保定: 河北大学, 2014.
- [10] 蔡金. 嵌入式高清工业相机研究与实现[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2013.

- [11] 刘亮, 王平, 孙亮. 基于区域灰度变化的自适应 FAST 角点检测算法[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(3): 20-24.
- [12] 孟凡清. 基于背景差分法与 ORB 算法的运动目标检测与跟踪算法研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京印刷学院, 2014.
- [13] Omranpour, H. and Ghidary, S. (2016) A Heuristic Supervised Euclidean Data Difference Dimension Reduction for KNN Classifier and Its Application to Visual Place Classification. *Neural Computing & Applications*, **27**, 1867-1881. <https://doi.org/10.1007/s00521-015-1979-8>
- [14] 于飞. 基于距离学习的集成 KNN 分类器的研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2009.
- [15] 解萌. 基于色差公式的图像评价方法研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京印刷学院, 2010.