

## ◎图形图像处理◎

## 多特征融合的瓷砖表面缺陷检测算法研究

李军华<sup>1</sup>, 权小霞<sup>1</sup>, 汪宇玲<sup>2</sup>

1. 南昌航空大学 江西省图像处理与模式识别重点实验室, 南昌 330063

2. 东华理工大学 江西省放射性地学大数据技术工程实验室, 南昌 330013

**摘要:** 鉴于单一特征在瓷砖种类较多的情况下, 存在对瓷砖表面缺陷内容表达不明显, 导致复杂瓷砖识别率较低。针对这个问题, 在词袋模型(BoF)框架的基础上, 提出一种有效的多特征融合算法用于瓷砖缺陷检测。该算法采用改进后的SIFT和颜色矩融合特征作为瓷砖图像的区域特征描述; 根据每种特征对瓷砖被分类的准确率大小, 给提取到的两种区域特征分配各自的权重系数实现特征的加权融合; 形成综合特征向量送入SVM分类器达到瓷砖缺陷分类的目的。通过不同类型的瓷砖样本进行实验表明, 该算法识别率高, 对复杂瓷砖能实现较好的分类。

**关键词:** 瓷砖; 特征提取; 特征融合; 缺陷分类; 词袋模型(BoF)

**文献标志码:** A **中图分类号:** TP391.4 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1907-0130

李军华, 权小霞, 汪宇玲. 多特征融合的瓷砖表面缺陷检测算法研究. 计算机工程与应用, 2020, 56(15): 191-198.

LI Junhua, QUAN Xiaoxia, WANG Yuling. Research on defect detection algorithm of ceramic tile surface with multi-feature fusion. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(15): 191-198.

## Research on Defect Detection Algorithm of Ceramic Tile Surface with Multi-feature Fusion

LI Junhua<sup>1</sup>, QUAN Xiaoxia<sup>1</sup>, WANG Yuling<sup>2</sup>

1. College of Jiangxi Key Laboratory on Image Processing and Pattern Recognition, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China

2. College of Jiangxi Engineering Laboratory on Radioactive Geoscience and Big Data Technology, East China University of Technology, Nanchang 330013, China

**Abstract:** In view of the single feature in the case of more kinds of ceramic tiles, there is no obvious expression of the surface defects of ceramic tiles, which leads to the low recognition rate of complex ceramic tiles. To address this issue, this paper proposes an effective multi-feature fusion algorithm for tile defect detection, which based on the framework of the Bag of Features(BoF). The proposed algorithm adopts the improved SIFT and color moment fusion features as the regional feature description of the ceramic tile image. According to the accuracy of the each feature classifies tiles, each of the extracted two regional features is assigned a respective weight coefficient to achieve weighted fusion of features. A comprehensive feature vector are put into SVM to achieve the purpose of classifying tile defects. The experiments on different types of tile samples demonstrate that the proposed algorithm has high recognition and can realize good classification of ceramic tiles.

**Key words:** ceramic tile; feature extraction; feature fusion; defect classification; Bag of Features(BoF)

## 1 引言

瓷砖作为建筑和装饰的重要材料之一, 其表面质量

的好坏直接影响着瓷砖的性能、美观及使用寿命。随着瓷砖的广泛应用和瓷砖种类的日渐丰富, 各行业对瓷砖

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.61440049, No.61866025); 江西省自然科学基金(No.20181BCB24008, No.20181BAB202025)。

**作者简介:** 李军华(1974—), 男, 教授, 硕士生导师, 研究方向: 进化计算、智能控制, E-mail: jhlee126@126.com; 权小霞(1995—), 女, 硕士, 研究方向: 图形图像处理、计算机视觉; 汪宇玲, 女, 副教授, 研究方向: 图像处理。

**收稿日期:** 2019-07-10 **修回日期:** 2019-09-28 **文章编号:** 1002-8331(2020)15-0191-08

**CNKI网络出版:** 2019-10-10, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20191010.1145.008.html>

质量的要求也在不断地提高,瓷砖出厂前的分拣环节对于大批量和多种类生产的瓷砖来说由于其表面缺陷类型繁杂,识别率较低,达不到预期的效果,因此利用自动化分类技术对瓷砖进行智能分类就显得尤为重要。已有的分类算法大多采用瓷砖图像的颜色特征或是其简单的边缘信息进行分类,Hanzaei等人<sup>[1]</sup>通过对瓷砖表面缺陷区域进行标记,提取缺陷的几何特征来实现缺陷瓷砖的分类。Ragab等人<sup>[2]</sup>提出基于图像处理单元的并行算法,对瓷砖选区域进行分类,大大缩短了其检测所需要的时间。李庆利等人<sup>[3]</sup>提出一种基于灰色关联分析的颜色特征提取算法,完成了陶瓷砖表面缺陷的检测。以上算法虽然能对缺陷瓷砖进行较好的检测和分类,但大多只对含有简单花纹的瓷砖和单色瓷砖有效,而对于花纹复杂的瓷砖由于其表面干扰较大,出错率较高,很难满足实际生产线上的需求。因此,需要研究一种针对复杂瓷砖表面缺陷的分类方法。

采用传统算法提取瓷砖表面缺陷特征进行分类时,由于缺陷本身的异构性和不明确性,使得提取到的缺陷特征过于单薄,特征量过小无法满足预期的效果,因此提出一种基于多特征融合的瓷砖表面缺陷检测算法。该算法对瓷砖图像特征的提取主要分为两部分,第一部分在BoF模型的基础上,采用SIFT算法改进之后的FSIFT算法来描述灰度瓷砖缺陷图像的区域特征,该算法结合了SIFT特征的优点,同时弥补了SIFT算法无法满足实时性要求的不足,加快了运算速度;第二部分则采用颜色矩来描述彩色瓷砖缺陷图像的区域特征<sup>[4]</sup>。对于上述步骤所提取到的两种瓷砖图像缺陷区域的特征首先采用预分类处理,根据每种特征对瓷砖被分类的准确率大小分配0和1作为各自的权重系数实现特征的加权融合,并将融合后的综合特征向量送入SVM分类器中进行最终分类,从而完成瓷砖缺陷图像的分类任务。经实验验证表明,本文提出的基于多特征融合的瓷砖表面缺陷检测算法,耗时较短、过程简单且能获得大量的特征,具有更强的容错能力,相对于传统的多特征融合分类方法<sup>[5-6]</sup>,进一步提升了瓷砖分类的准确率。

## 2 相关工作

对于复杂瓷砖表面缺陷的检测和分类,提出一种基于多特征融合的瓷砖表面缺陷检测算法。首先,将输入的彩色瓷砖图像转化为灰度图像,通过FSIFT算法对特征点进行描述,利用BoF模型对得到的缺陷特征向量进行量化编码,解决瓷砖图像特征数量不一的问题;其次,将颜色空间转换至HSV空间采用颜色矩特征完成对彩色瓷砖图像特征的提取;最后,将提取到的两种不同的特征向量进行加权融合形成综合特征向量,输入到训练好的分类器中,完成缺陷瓷砖分类的目的。

## 2.1 灰度瓷砖图像特征提取

### 2.1.1 尺度不变特征转换(SIFT)

SIFT算法是由Lowe在1999年发表,并于2004年完善总结<sup>[7]</sup>,该算法通过在尺度空间中寻找极值点,并提取出其位置、尺度以及旋转不变量,因此常被用来描述图像中的局部特征。SIFT特征提取主要包括五个步骤:

**步骤1 构建尺度空间。**首先利用高斯函数对图像进行模糊采样,得到图像的高斯金字塔;然后利用图像高斯金字塔构建高斯差分(DOG)金字塔,完成尺度空间的构建。

**步骤2 检测尺度空间极值点。**将每一个采样点与其图像域或尺度域的相邻点进行比较,确定该点是否是图像在该尺度下的一个极值点。

**步骤3 精确定位极值点。**将步骤2中检测到的局部极值点通过拟合三维二次函数,去除不稳定以及错检的极值点,精确地确定极值点的位置和尺度。

**步骤4 关键点方向信息分配。**每个关键点的方向向量都是通过极值点邻域像素的梯度方向分布特征实现的,使关键点对图像的旋转具有不变性。

**步骤5 关键点描述子的生成。**将关键点周围的图像区域划进行分块处理,计算每个块的梯度直方图,生成一个唯一的向量,该向量为关键点的抽象描述。

### 2.1.2 FAST特征点检测算法

FAST算法是2006年Rosten提出的一种基于加速分割测试的算法<sup>[8]</sup>。该算法判断一点是否为特征点,如图1所示, $p$ 为候选特征点, $r$ 为半径,对于圆上的16个像素点的位置 $x \in \{1, 2, \dots, 16\}$ ,最少 $n$ 个连续的像素点都满足 $\geq I_p + t$ 或 $\leq I_p - t$ ,则该点被认为是特征点。若选择一个像素点 $x$ 对上述得到的特征点集进行划分,其公式如下:

$$S_{p \rightarrow x} = \begin{cases} d, & I_x \leq I_p - t \quad (\text{darker}) \\ s, & I_p - t \leq I_x \leq I_p + t \quad (\text{similar}) \\ b, & I_p + t \leq I_x \quad (\text{brighter}) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $p$ 为候选特征点, $I$ 为像素的灰度值, $t$ 为阈值, $x$ 是以 $P$ 为中心, $r$ 为半径的圆周上的任意一点像素值。

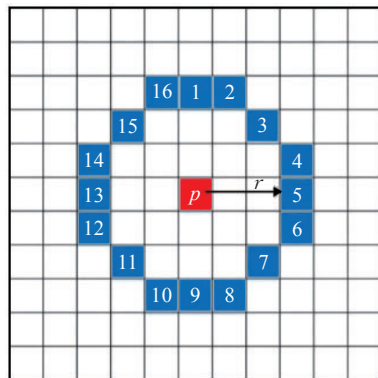


图1 FAST特征点检测

由公式(1)可知,每个像素点都有一个状态与之相对应,通过计算状态为 darker 或 brighter 的像素点的个数,如果个数大于  $n$ ,则该点被视为特征点。本文根据文献[9]中所建议的,选取  $r=4, n=12$ , 阈值通过第4章实验结果选取最优阈值  $t=20$ 。

### 2.1.3 FSIFT 特征提取

采用尺度不变特征转换(SIFT)提取灰度瓷砖图像区域特征时,由于该算法不受图像尺寸的影响,对噪声能保持一定的稳定性且具有旋转不变性等优点,避免了瓷砖在生产线上因其摆放位置产生的偏移或方向变动所造成的偏差。Ouyang 等人<sup>[10]</sup>提出一种基于 Zernike 矩和尺度不变特征转换(SIFT)的图像哈希算法,实现了对伪造图像的检测和定位。AI 等人<sup>[11]</sup>利用 SIFT 来增强感兴趣区域(ROI)的提取过程,建立了 MRI 轴位扫描诊断腰间盘突出病症的 CAD 系统。对于图像特征点的检测, SIFT 算法虽然具有较强的不变性,提取到的特征效果也较好,但由于其计算和数据的存储复杂度比较高,所需时间较长,从而不适用于处理实时性较强的图像。而在工业生产过程中,瓷砖图像特征的采集依赖特征提取算法具有较强的实时性,以便瓷砖在不同阶段对由于传输不当而造成的瓷砖表面刮伤和擦划缺陷进行实时地检测和处理。所以本文采用 FAST 算法来弥补 SIFT 算法在实时性方面的不足,况且对于灰度瓷砖图像而言, FSAT 算法相比于图像的灰度值变化比 SIFT 算法在检测方面更加简单快速。但是 FAST 算法只能对特征点进行检测处理,并不能对其进行特征描述,因此基于 SIFT 算法和 FAST 算法的优点,提出 FSIFT 特征提取算法对瓷砖表面缺陷特征进行检测和描述。采用 FSIFT 算法对图像特征进行提取,首先通过 FAST 特征点检测算法,利用公式(1)检测特征点;其次,将以  $16 \times 16$  窗口为中心的特征点划分为 16 个  $4 \times 4$  的 patch, 如图 2(a)所示,计算每个像素的梯度值,如图 2(b)所示,其计算公式如下:

$$m(x, y) = \sqrt{[I(x+1, y) - I(x-1, y)]^2 + [I(x, y+1) - I(x, y-1)]^2} \quad (2)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{I(x, y+1) - I(x, y-1)}{I(x+1, y) - I(x-1, y)} \quad (3)$$

其中,  $m(x, y)$  表示梯度在像素  $(x, y)$  处的模量,  $I(x, y)$  表示梯度在像素  $(x, y)$  处的灰度值,  $\theta(x, y)$  则代表梯度在

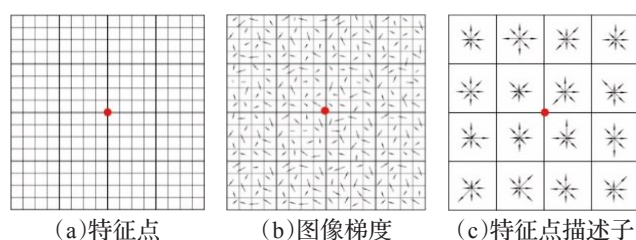


图2 FSIFT 特征描述子的过程

像素  $(x, y)$  处的方向。将各 patch 上的梯度直方图划分为 8 个方向,计算每个梯度方向的累积值并形成种子点,每个种子点有 8 个方向的向量,则每个特征共有 16 个种子点如图 2(c)所示,最终就可得到  $16 \times 8 = 128$  维向量作为特征点的描述向量。

### 2.2 BoF 模型建立

FSIFT 算法在特征的提取速度和提取特征个数方面具有较大的优势,但采用该算法提取的缺陷特征包含大量的冗余特征,不能直接将其应用于瓷砖表面缺陷的分类。因此,构建 BoF<sup>[12]</sup>模型将冗余特征通过计算词频向量的方式来实现瓷砖的缺陷分类。BoF 模型是由 Joachims<sup>[13]</sup>在 1997 年提出的,作为一种结构简单、计算效率高的分类方法,它不仅保留了图像的局部特征,降低了单次特征提取所需要的数量,同时还可以利用大量冗余特征的统计特性来描述缺陷的类型,随着众多学者将其应用于图像处理邻域<sup>[14-15]</sup>,因而得到了广泛的应用,其理论对应关系如图 3 所示。

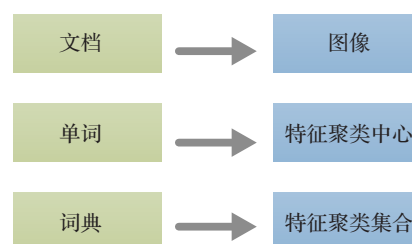


图3 BoF 模型理论关系对应

构建 BoF 模型共包含三个步骤:

**步骤1 特征提取:**采用关键点检测法,分别提取每张训练图像所有区域的 FSIFT 特征,得到  $n$  个特征描述向量。

**步骤2 K-means 聚类:**利用 K-means 聚类算法构造词汇表,对  $n$  个特征向量进行聚类,以  $k$  为聚类中心,每个聚类中心表示一个视觉单词,集合所有的特征单词组成视觉词典。

**步骤3 生成视觉词典:**对特征个数进行归一化处理,统计词典中每个单词出现的频率形成视觉单词直方图,避免了因提取特征数不同而造成的分类不准的问题。构建 BoF 模型流程框图如图 4 所示。

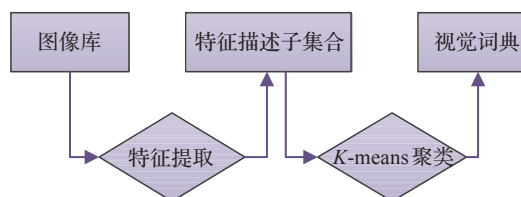


图4 BoF 模型流程框图

### 2.3 彩色瓷砖图像特征提取

由于瓷砖缺陷类型多种多样,其表面缺陷中所包含的颜料刮划和色差等缺陷与瓷砖表面的颜色具有一定



的联系,使得颜色特征也成为了瓷砖缺陷检测中较为重要的特征之一。与其他特征相比较,颜色特征因为其对图像的方位、大小等变化不敏感,且对彩色瓷砖表面的颜色分布能进行有效的表征,因此具有较高的鲁棒性。本文利用颜色矩特征来描述彩色瓷砖图像的缺陷区域,作为一种简单有效的颜色特征提取方法,颜色矩特征避免了对瓷砖表面颜色进行量化处理,同时又降低了瓷砖颜色特征的维数,明显优于其他颜色特征表示方法<sup>[16]</sup>。

对彩色瓷砖图像提取其颜色特征时,需要用数量来描述其颜色的差别,由于RGB颜色空间的不均匀性,所以需要其转换至更切合人类视觉的HSV空间中进行颜色特征提取。利用颜色矩特征对彩色瓷砖图像的颜色特征进行描述时,图像中的所有颜色分布都可以用它的矩来表示,由于颜色分布信息主要集中在低阶矩中,因此采用颜色的一阶矩(均值)、二阶矩(方差)以及三阶矩(偏移性)就足以表现出彩色瓷砖表面的颜色分布。利用颜色矩特征来描述彩色瓷砖表面的颜色特征时只需9个分量(3个颜色分量,每个分量上3个低阶矩),每个分量的统计量定义为:

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P_{ij} \quad (i=1,2,3) \quad (4)$$

$$\sigma_i = \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (i=1,2,3) \quad (5)$$

$$S_i = \text{abs} \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu_i)^3 \right]^{\frac{1}{3}} \quad (i=1,2,3) \quad (6)$$

其中,  $P_{ij}$  表示彩色瓷砖图像第  $i$  个颜色通道分量中第  $j$  个图像像素值,  $N$  表示单通道图像中的总像素数。  $m$  表示一阶矩均值,描述了彩色瓷砖在第  $i$  个颜色通道上所有像素的均值;  $s$  表示二阶矩方差用来描述彩色瓷砖在第  $i$  个颜色通道上所有像素的方差;  $S$  表示三阶矩偏移性,描述彩色瓷砖的在第  $i$  个颜色通道上所有像素偏差的三次方根。图像3个分量的前3阶颜色矩即可组成一个9维的颜色特征向量对彩色图像的特征进行描述。

### 3 算法模型建立

本文提出的瓷砖表面缺陷检测算法包括两部分,一部分是在灰色瓷砖图像上建立BoF模型提取图像特征,另一部分则是在彩色瓷砖图像上利用颜色矩来描述瓷砖的区域特征,该算法系统架构模型<sup>[17-18]</sup>如图6所示。对提取到的特征,首先采用SVM分类器分别对这两种特征进行单独预分类,得到缺陷瓷砖的初步分类正确率。然后,以两种不同特征对瓷砖被准确分类的准确率作为权重的分配依据,若某一特征分类的准确率较高,则说明该特征对瓷砖缺陷的描述能力较强,因此对其分配较大的权重。本文采用0和1作为两种特征的权重系数,准确率高的特征权重系数分配为1,其余分配为0。

其计算特征权重系数的定义如下:假设提取到图像的  $n$  种特征分别为  $f_1, f_2, \dots, f_n$ ;  $r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{in}$  分别为第  $i$  类瓷砖在特征  $f_1, f_2, \dots, f_n$  条件下的分类正确率;  $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}$  分别为第  $i$  类瓷砖在特征  $f_1, f_2, \dots, f_n$  处的权重系数,则各权重系数的具体计算方式如下所示:

$$\begin{cases} w_{i1} = 1, w_{ij} = 0, j \in \{2, 3, 4, \dots, n\}, \max_{k=1,2,\dots,n} r_{ik} = r_{i1} \\ w_{i2} = 1, w_{ij} = 0, j \in \{1, 3, 4, \dots, n\}, \max_{k=1,2,\dots,n} r_{ik} = r_{i2} \\ w_{it} = 1, w_{ij} = 0, j \in \{1, \dots, t-1, t+1, \dots, n\}, \\ \max_{k=1,2,\dots,n} r_{ik} = r_{it} \end{cases} \quad (7)$$

最后,对预分类之后的特征根据各自的分类正确率大小分配不同的权重系数以促成两种特征的加权融合,从而形成融合后的综合特征向量(示意图如图5所示),并对其再次采用SVM进行分类,获取最终的瓷砖分类结果。相比于传统特征融合方法,并行融合方法的计算复杂,应用范围较窄,本文所采用的融合方法不仅可以从融合的两种特征中获取最具差异性的信息,消除因不同特征集之间的相关性而产生的冗余信息,而且还避免了串行融合方法由于对每种单一特征本身的准确度具有较高要求,否则融合后的分类结果可能会导致差异放大,反而降低瓷砖分类效率的不足。

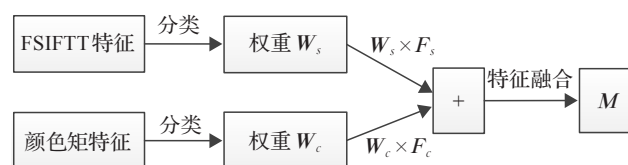


图5 特征融合示意图

综上所述,本文将提出的基于多特征融合的瓷砖表面缺陷检测算法步骤归纳如下:

**步骤1** 输入训练图像集  $T$  和测试图像集  $E$  (均为彩色图像)。

**步骤2** 分别提取  $T$  和  $E$ , 将所有瓷砖灰度化之后的FSIFT特征, 及将图像空间转换至HSV空间后的所有彩色瓷砖图像的颜色矩特征。

**步骤3** 采用K-means聚类生成  $T$  和  $E$  中的FSIFT特征词汇表  $D_s$ ; 对已提取  $T$  和  $E$  中的颜色矩特征进行分析, 去除受光照因素强的亮度属性特征, 保留集中性较好, 描述能力较强的属性特征值  $F_c$ 。

**步骤4** 对  $T$  和  $E$  中提取到的所有灰色瓷砖图像的特征向量进行量化编码, 得到瓷砖的FSIFT特征编码向量  $F_s$ 。

**步骤5** 将训练图像集  $T$  中对应的  $F_s$  送入SVM中得到FSIFT特征的预分类结果  $r_s$ , 然后将  $T$  中对应的  $F_c$  送入SVM中得到颜色矩特征的预分类结果  $r_c$ 。

**步骤6** 根据前文所述的特征融合时特征权重系数的计算公式, 采用式(8)计算  $F_s$  和  $F_c$  特征的权重系数, 然后按照式(9)对两种特征进行加权融合得到对应训练

图像集的综合特征向量  $M$ 。

$$\begin{cases} W_s = 1, W_c = 0, r_s > r_c \\ W_s = 0, W_c = 1, r_s \leq r_c \end{cases} \quad (8)$$

$$M = W_s \times F_s + W_c \times F_c \quad (9)$$

其中,  $W_s$  和  $W_c$  分别表示 FSIFT 特征和颜色矩特征的权重值,  $r_s$  和  $r_c$  则表示基于 FSIFT 特征和颜色矩特征进行单独预分类时缺陷瓷砖的分类正确率。

步骤7 将训练图像集  $T$  中的综合特征向量  $C$  送入 SVM 分类器中进行训练,从而得到 SVM 分类器的模型参数。

步骤8 将测试图像集  $E$  中对应的  $F_s$  送入 SVM 中得到 FSIFT 特征的预分类结果  $r_s$ ,然后将  $E$  中所对应的  $F_c$  送入 SVM 中得到颜色矩特征的预分类结果  $r_c$ 。

步骤9 根据公式(8)计算  $F_s$  和  $F_c$  特征的权重系数,然后按照公式(9)对两种特征进行加权融合得到对应测试图像集  $E$  的综合特征向量  $M$ 。

步骤10 将测试图像集  $E$  的综合特征向量  $M$  送入 SVM 分类器中进行分类,得到缺陷瓷砖分类的最终分类结果。

#### 4 实验结果与分析

为验证本文提出算法的有效性,将实验分为两组分别进行。第一组将所用缺陷瓷砖分为灰色瓷砖和彩色瓷砖两部分输入到图6的算法架构模型中进行验证,通过分析各部分特征提取算法的性能,第二组采用不同支持向量机分类方法,将本文提出的融合特征算法与其

他单一特征进行比较。实验所用瓷砖库包含了18种不同类型瓷砖表面的4种缺陷,每种缺陷包含了90幅瓷砖缺陷图像,每类60个样本用于训练,30个样本作为测试集来统计缺陷瓷砖分类结果的正确率,每幅图像尺寸为  $256 \times 256$  像素,这些瓷砖中包含各种不规则缺陷的瓷砖图像,文中采用将这4种缺陷统一概括为线性缺陷和点状缺陷两大类进行分析。由于篇幅所限,只列举了12种不同类型的瓷砖样本图像,包含两大类型缺陷图像和标准瓷砖图像,如图7所示为部分瓷砖图像。



图7 实验部分瓷砖图像示例

从图7可知,由于图像拍摄视点和焦距的不同,使得瓷砖图像在光照及旋转变化方面有较大的不同。瓷砖表面的缺陷有的清晰、有的模糊,且存在相同缺陷之间有较大差异的情况,因此通过人眼感官角度对瓷砖进行定性分析从而进一步地测试算法的性能。

为了验证本文提出算法的优越性,对标准、线性缺陷及斑点缺陷3种不同类型的灰色瓷砖缺陷图像分别采用 SIFT 算法和 FSIFT 算法进行测试。图8为采用 SIFT 算法和 FSIFT 算法对不同缺陷类型瓷砖提取到的特征点进行比较,表1则通过利用 SIFT 算法和 FSIFT 算法提取到的特征点的个数和用于特征检测所需要的时间,对两种算法的性能进行了比较。由表1可知,其中 FSIFT 算法提取到的特征点的平均数量为305,而 SIFT 算法在对灰色瓷砖表面缺陷特征进行检测时,由于丢失了部分的图像信息使得其提取到的特征点平均数量仅为122。且对比 SIFT 算法和 FSIFT 算法在特征检测过程中所使用的平均检测时间,FSIFT 算法的平均检测时

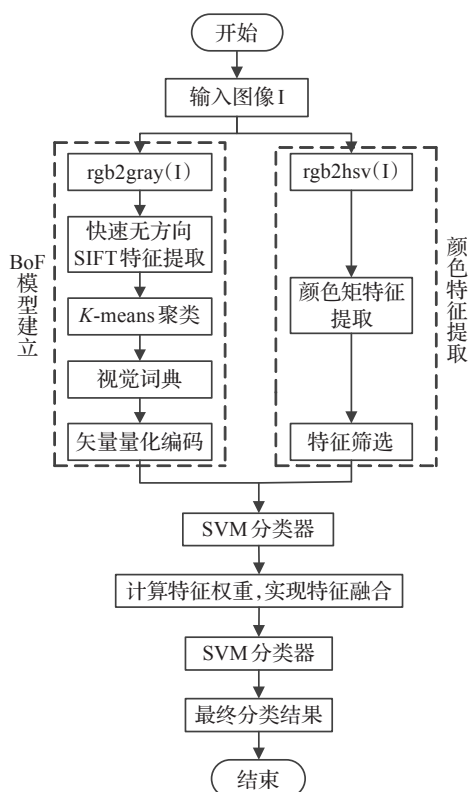


图6 多特征融合算法架构模型



间是0.049 ms,而SIFT算法的平均检测时间是6.27 ms。根据两种算法提取到的特征点的平均数量进行比较,FSIFT算法提取到的特征点的个数是SIFT算法的2.5倍,且SIFT算法所使用的平均检测时间是FSIFT算法的127.95倍。因此,通过上述分析可以看出,FSIFT算法不仅可以提高特征检测的速度,而且相比于SIFT算法可以更快地获取更多的特征,使得运算变得更加快速有效,从而降低了运算的复杂度。

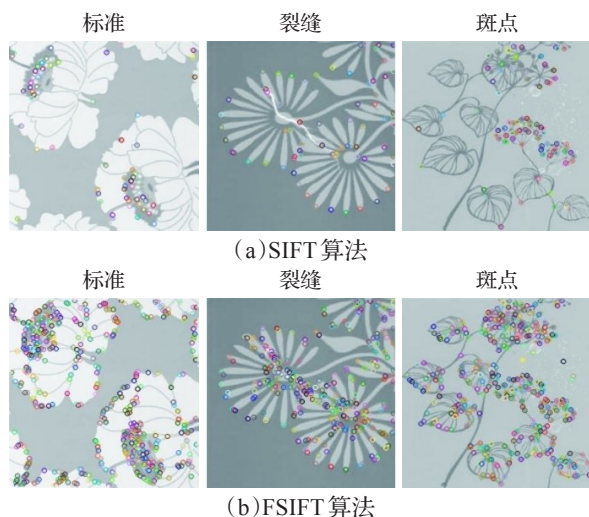


图8 SIFT算法与FSIFT算法特征点比较

表1 SIFT算法与FSIFT算法性能比较

类别	特征点个数		检测时间/ms	
	FSIFT算法	SIFT算法	FSIFT算法	SIFT算法
标准	320	120	0.053	6.48
裂缝	287	108	0.036	5.76
斑点	308	137	0.059	6.53
平均	305	122	0.049	6.27

为了分析使用融合特征算法描述瓷砖缺陷区域对本文算法分类性能的影响,根据图6架构模型所示,对输入瓷砖图像分别通过建立BoF模型和提取瓷砖图像的颜色特征两部分进行分析。在基于BoF模型的基础上提取FSIFT特征,经实验验证,其特征点检测阈值 $t$ 及特征词典容量 $k$ 的选取会对最终的瓷砖缺陷分类结果产生一定的影响。选取不同类型的缺陷瓷砖,测试其在不同阈值 $t$ 下提取的特征个数,如图9所示,随着阈值 $t$ 逐渐增大,提取到的特征个数就减少,并在某一值时趋

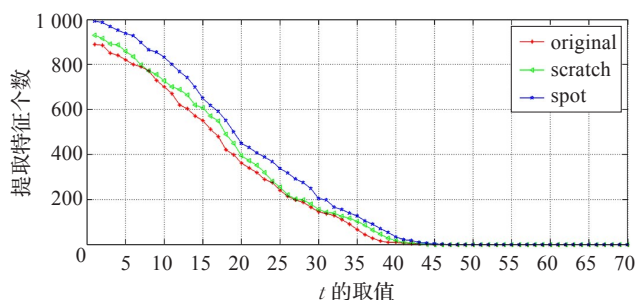


图9 不同 $t$ 下提取的不同缺陷类型特征个数

于稳定。通过实验验证可知,当提取的特征个数过少时则不具备描述图像区域的能力,而过多则会导致运算速度变慢,达不到预期的效果。

因此,为保证所选阈值 $t$ 对瓷砖图像的缺陷区域具有一定描述能力,经实验滤除 $t$ 在不同取值范围时,提取到的特征个数过多和过少的阈值,选取 $t=5、10、15、20、25、30$ 为6个实验组,测试各组在不同 $k$ 值下的整体识别率,设置每组 $k$ 值的范围为 $(20, 300)$ ,结果如图10所示。由图10可知,当阈值 $t$ 取5、10时,在整个 $k$ 的取值范围内,其整体识别率上下波动较大,达不到一个稳定的值。当 $t=15$ 时,其整体识别率虽然不稳定,但在 $k=(140, 180)$ 范围内趋于稳定,整体识别率超过了90%,并在 $k=180$ 时达到了92%。当 $t=20, k=(140, 160)$ 时,整体识别率达到90%以上。当 $t=25、30$ 时,整体识别率不够稳定,达不到一个稳定值。因此,在保证整体识别率的前提下,本文选择 $t$ 的范围在 $(15, 20)$ , $k$ 的范围在 $(160, 180)$ ,考虑到运行效率,选择较大的 $t$ 和较小的 $k$ 应用于实验中,所以选择 $t=20, k=160$ 为最佳取值。

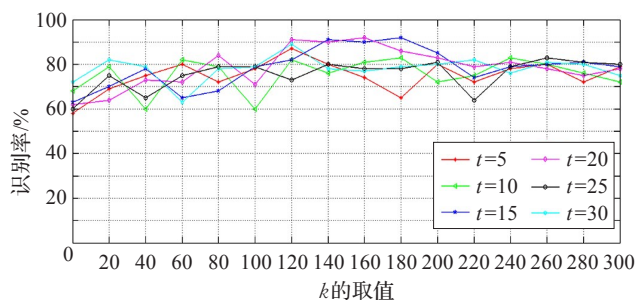


图10 不同 $t、k$ 条件下的整体识别率

选择FSIFT特征点检测阈值为20,特征词典容量为160的基础上,改变BoF模型的参数,即各个patch在不同步长情况下,针对不同样本个数的缺陷识别精度。本文选取步长 $L=2、4、6、8、10$ 五组情况,分别在训练样本数为10、20、40、60时检测其对瓷砖缺陷的识别精度,如图11所示。由图可知,在同一样本数下,各patch之间间距越小,则缺陷的识别精度就越高;而如果选择的训练样本数目太少,则会导致视觉词典不完备,使得识别精度值较低。选择步长为2的情况下,随着训练样本数目

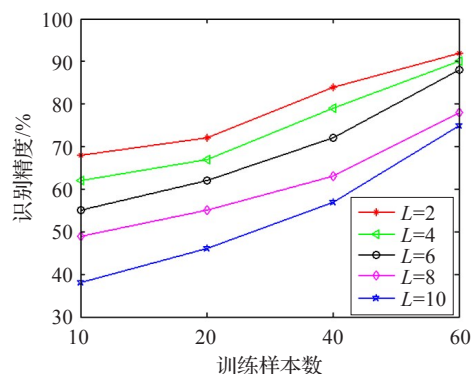


图11 不同训练样本数下各步长识别精度

的变化,瓷砖的识别精度呈现上升趋势,并在样本数目为60时,达到最高精度值;若选择步长为8或10时,对于瓷砖表面存在一些细微、浅显的缺陷而言,则会由于patch之间间距过大,不能对缺陷区域进行详细的描述,从而导致瓷砖的识别精度不高,达不到实际的需求。

基于BoF模型对灰色瓷砖图像特征进行量化处理后,采用颜色矩特征对彩色瓷砖图像的表面缺陷进行描述。作为一种简单有效的颜色特征,其主要思想体现在,图像中的所有颜色分布都可以用它的矩来表示,且颜色分布信息主要集中在低阶矩中。颜色矩特征的优点主要在于,该特征能较好地表征彩色瓷砖图像表面的颜色分布,从而可以识别出各颜色之间的差异。考虑到RGB颜色空间的不均匀性,因此将其转换至HSV空间提取瓷砖图像的颜色矩特征,该空间以一个亮度属性值V和两个色度属性值(色调H和饱和度S)来表示一种色彩,如图12所示。

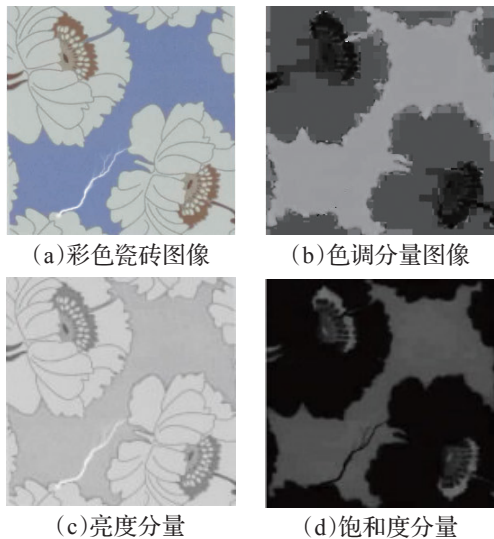
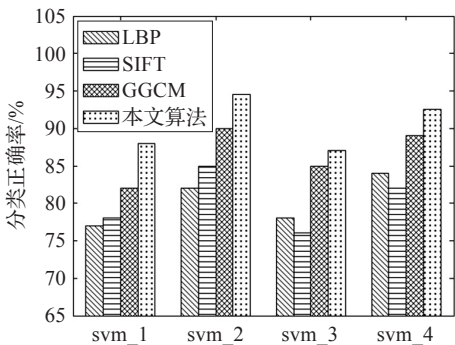


图12 瓷砖样本图像

由图可知,瓷砖图像的表面缺陷特征主要集中在饱和度分量和亮度分量中,但是在工厂的实际生产过程中,瓷砖图像的采集由于受光照因素的影响,使得其对比度较低,缺陷区域和背景反差较大。因此,为降低光照因素对瓷砖分类效果的影响,本文选择去除亮度属性值,只采用色调分量和饱和度分量提取其相关颜色矩特征对缺陷瓷砖进行检测和分类处理。

第二组实验在基于BoF模型的基础上,选取FSIFT算法阈值 $t=20$ ,特征词典容量 $k=160$ 和颜色矩特征进行加权融合,采用径向基核支持向量机、直方图交叉核支持向量机、空间金字塔匹配径向基核支持向量机和空间金字塔匹配直方图交叉核支持向量机分类方法进行分

类,并与单一特征局部二值模式(LBP)、尺度不变特征转换(SIFT)、灰度梯度共生矩阵(GGCM)进行比较,结果如图13所示。在4种分类器方法中直方图交叉核支持向量机的分类效果最好,在加入空间金字塔径向基核



注:svm\_1为径向基核支持向量机;svm\_2为直方图交叉核支持向量机;svm\_3为空间金字塔匹配径向基核支持向量机;svm\_4为空间金字塔匹配直方图交叉核支持向量机。

图13 算法分类正确率比较

瓷砖在日常生产过程中,其采集装置大多应用于工厂环境内,因此对瓷砖图像进行获取时会不可避免地受到周围环境、光照以及噪声因素的干扰。对于不同类型的瓷砖表面缺陷,由于其表面粗糙程度不一,会造成图像采集时受其表面反光作用的影响,产生不同程度的曝光,进而影响瓷砖的性能。同时,瓷砖在传输过程中也会受到噪声因素的干扰,这在很大程度上影响了瓷砖处理的难度。因此,为了验证本文算法的有效性和可靠性,选择对瓷砖图像加入在实际生产过程中常见的不同等级的高斯噪声和不同程度的曝光率,并分析该算法在不同状态下对瓷砖被准确分类的大小,其结果如表2~表4所示。

表2 $\delta=15$ 情况下瓷砖的缺陷识别率 %						
类别	曝光率					
	40	60	80	100	120	140
标准	89	91	89	92	86	91
裂缝	85	90	91	90	91	90
斑点	92	88	90	89	93	92
平均识别率	88.7	89.8	90.7	90.3	90.8	91.7

表3 $\delta=20$ 情况下瓷砖的缺陷识别率 %						
类别	曝光率					
	40	60	80	100	120	140
标准	92	91	92	90	92	85
裂缝	90	91	90	91	91	93
斑点	89	88	91	93	93	100
平均识别率	90.3	90	91	91.3	92.0	92.6

对瓷砖缺陷图像加入 $\delta=15、20、25$ 三种不同的高斯噪声后,分析在该情况下,曝光率分别为40、60、80、100、



表4  $\delta=25$  情况下瓷砖的缺陷识别率 %

类别	曝光率					
	40	60	80	100	120	140
标准	91	90	92	87	91	91
裂缝	87	90	89	91	93	86
斑点	85	88	91	90	90	87
平均识别率	87.6	89.3	90.7	89.3	91.3	88.0

120、140六种不同状态时检测到的瓷砖表面缺陷的识别率大小。由表中数据可知,在三种不同的噪声等级下,随着瓷砖表面曝光率的增加,瓷砖的平均识别率呈现出逐渐上升的趋势,当曝光率达到120、140时,其平均识别率也达到了最高。因此,通过数据分析也说明了光照因素对瓷砖表面缺陷检测的影响。

由表2、表3可知,选择对瓷砖表面加入不同等级的高斯噪声时,随着曝光率的不断增加,瓷砖表面缺陷的平均识别率虽然在小范围内出现一定的波动,但仍趋于上升的状态。在表4中噪声等级为 $\delta=25$ 的情况下,瓷砖的平均识别率相比于表2、表3虽存在轻微的下降趋势,但对比本文算法在正常情况下对瓷砖表面缺陷的平均识别率(如图13所示)可知,在对瓷砖缺陷图像加入不同等级的高斯噪声与不同程度的曝光率后,其识别率并没有出现大幅度的下降,因此,其检测效果仍具有一定的参考意义,该实验结果也表明了本文提出算法的有效性和可靠性。

## 5 结束语

由于瓷砖表面缺陷的异构性和不确定性,导致单一特征提取到的特征量过于薄弱,而无法完整地描述瓷砖缺陷的问题,本文提出一种多特征融合的瓷砖表面缺陷检测算法。该算法通过提取灰色瓷砖图像和彩色瓷砖图像的不同特征进行优势互补,有效地弥补了图像特征量过小、运算速度过慢以及BoF模型缺失空间和几何信息的问题。对提取到的瓷砖缺陷特征,采用权重的鉴别能量方式对其进行鉴别分析,进一步地对特征进行优选加权从而形成新的融合特征向量,加强了算法的鉴别能力。实验证明,该算法提高了瓷砖缺陷分类的准确性,对有浅显细微缺陷的瓷砖、缺陷类型复杂的瓷砖、简单瓷砖及有光照变化的瓷砖均能取得较好的分类效果。

## 参考文献:

- [1] Hanaei S H, Afshar A, Barazandeh F. Automatic detection and classification of the ceramic tiles' surface defects[J]. Pattern Recognition, 2017, 66: 174-189.
- [2] Ragab K, Alsharay N. Developing parallel cracks and spots ceramic defect detection and classification algorithm using CUDA[C]//2017 IEEE 13th International Symposium on Autonomous Decentralized System (ISADS), 2017:

255-261.

- [3] 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] Stricker M A, Orengo M. Similarity of color images[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 1995, 2420: 381-392.
- [5] Zhang Yongku, Li Yunfeng, Sun Jinguang. Image retrieval based on multi-feature fusion[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(2): 495-498.
- [6] Bi Y, Lv M, Wei Y et al. Multi-feature fusion for thermal face recognition[J]. Infrared Physics and Technology, 2016, 77: 366-374.
- [7] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [8] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[C]//European Conference on Computer Vision. Berlin Heidelberg: Springer, 2006: 430-443.
- [9] Rosten E, Porter R, Drummond T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 32(1): 105-119.
- [10] Ouyang J, Liu Y, Shu H. Robust hashing for image authentication using SIFT feature and quaternion Zernike moments[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76: 2609-2626.
- [11] Al-Ayyoub M, Al-Mnayyis N, Alsmirat M A, et al. SIFT based ROI extraction for lumbar disk herniation CAD system from MRI axial scans[J]. Journal of Ambient Intelligence & Humanized Computing, 2018(6): 1-9.
- [12] dos Santos F L C, Paci M, Nanni L, et al. Computer vision for virus image classification[J]. Biosystems Engineering, 2015, 138: 11-22.
- [13] Joachims T. A probabilistic analysis of the rocchio algorithm with TFIDF for text categorization[C]//Fourteenth International Conference on Machine Learning, 1997.
- [14] Nasirahmadi A, Miraei Ashtiani S H. Bag-of-feature model for sweet and bitter almond classification[J]. Biosystems Engineering, 2017, 156: 51-60.
- [15] 汪宇玲,黎明,李军华,等. 基于BoF模型的多特征融合纹理图像分类[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(9): 86-94.
- [16] 钱勇,白瑞林,倪健,等. 基于颜色特征的地板层次分类研究[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(13): 245-247.
- [17] Du Debiao, Yang Zhixiong, Xia Fei et al. Research on image retrieval method of medical equipment based on multi feature hierarchical fusion[C]//IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018.
- [18] 罗三定,彭琼,李婷. 瓷砖图像的纹理特征分类研究[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(8): 196-200.