

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211028

高分辨率瓷砖图像实时拼接算法*

练洋奇¹ 陈新度¹ 吴磊¹ 林行¹ 刁世普¹ 范明杰²

(1. 广东工业大学机电工程学院 广州 510006; 2. 科达制造股份有限公司 佛山 528000)

摘要: 为了解决不同纹理瓷砖图像的快速拼接问题,研究了图像拼接算法。首先,分析了图像拼接中速度和精度的关系,通过构建高斯金字塔尺度空间以减少程序的运算时间。然后,采用相位相关法配准瓷砖图像。在这个过程中,结合亚像素细化补偿分辨率下降引起的配准误差,并提出一种基于拉普拉斯算子的高频特征凸显策略以增强相位相关法鲁棒性。在多种颜色和纹理的瓷砖图像拼接实验表明,所提出的算法相比于基于 SIFT 和 ORB 算法,拼接成功率提升了 60% 和 65%;相比于 SURF、H-SURF 和 FFT 算法,SSIM 提升了 9.04%、7.58% 和 4.02%。在运行速度上,所提出的方法相比于 SIFT、SURF 和 H-SURF 算法提升了 4 倍、3 倍和 2 倍,仅为传统基于傅里叶变换的相位相关法的 52%。该算法实现了快速和高质量的图像拼接,满足了工业应用中高分辨率瓷砖的成像要求。

关键词: 图像拼接;相位相关法;拉普拉斯算子;实时;高分辨率

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

High-resolution tile image real-time stitching algorithm

Lian Yangqi¹ Chen Xindu¹ Wu Lei¹ Lin Hang¹ Diao Shipu¹ Fan Mingjie²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. Keda Industrial Group Co., Ltd., Foshan 528000, China)

Abstract: To address the problem of fast stitching of tile images with different textures, an image stitching algorithm based on frequency domain is studied. Firstly, the relationship between speed and accuracy in image stitching is analyzed, and the Gaussian pyramid scale space is constructed to reduce the running time of the program. Subsequently, ceramic tile images are registered by phase correlation algorithm. In this process, the sub-pixel refinement algorithm is combined to compensate for the registration error caused by the decrease in resolution, and a high-frequency feature highlighting strategy based on the Laplacian operator is proposed to enhance the robustness of the phase correlation algorithm. Experiments on tile image stitching with multiple colors and textures show that the proposed algorithm improves the stitching success rate by 60% and 65% in comparison with the algorithms based on SIFT and ORB. Compared with the SURF, H-SURF and FFT algorithms, it improves 9.04%, 7.58% and 4.02% in the SSIM. In terms of running speed, the proposed algorithm is 4 times, 3 times and 2 times higher than SIFT, SURF and H-SURF algorithm, and is only 52% of the traditional Fourier transform-based phase correlation method. The algorithm achieves fast and high-quality image stitching, which meets the imaging requirements of high-resolution tiles in industrial applications.

Keywords: image stitching; phase correlation; Laplacian operator; real-time; high-resolution

0 引言

我国是瓷砖出口世界第一大国,然而在瓷砖的质量检测上却仍停留在人工水平。随着图像处理技术和深度学习算法的发展,基于机器视觉的无损检测^[1-2]逐渐成为了瓷砖

表面质量检测的研究热点。在机器视觉检测系统中,相机成像是实现高质量瓷砖表面检测的关键步骤。现阶段,高分辨率线阵相机最高可以达到 16 384 pixel 和 300 kHz 的扫描频率^[3],能满足 1 m 以下瓷砖的表面检测,但价格高昂。随着陶瓷行业自动化检测的进一步深入,只有在检测

收稿日期:2022-08-10

* 基金项目:广东省基础与应用基础研究基金(2021A1515110035)、广东省佛山市产业领域科技攻关项目(2020001006297)、广东省佛山市顺德区核心技术攻关项目(2030218000174)资助

系统上采用多相机共同成像方式,才能满足更大面积的瓷砖表面检测需求。

线阵相机高精度的标定方法^[3-4]通过测量系统和标定板等工具实现相机物理位置上精确定位,进而确定多张图像之间的位置关系。但在具有震动、粉尘等外界干扰的瓷砖生产环境中,该方法容易产生误差,并且其需要硬件成本高昂。现阶段,图像拼接技术已经逐渐在航空航天与工业定位等领域中大量应用^[5-8]。它通过提取图像组之间的重叠区域特征,将多张图像配准并融合为一张更大视野的高清晰图像,减少了高昂的相机硬件校正成本,有效应对了单个线阵相机视野不足问题。

图像拼接的研究重点是图像配准和图像融合^[9]。在相机稳定成像的情况下,影响图像拼接性能的核心是图像配准。配准过程可以通过图像空间域和频率域两种方式实现。在空间域方法中,应用最为广泛的是特征检测算子,如SIFT、SURF和ORB等。SIFT算子在不同尺度和不同高斯模糊下提取出图像固有不变的特征,具有尺度和旋转等高鲁棒性,但其运算速度较慢。虽然该算法可以从特征点提取和RANSAC匹配等方面^[10-12]进行改进,但由于涉及到多尺度和多次模糊,其运算速度依然难以迅速提升。SURF算法在SIFT算法的基础上进行改进。它引入了黑塞矩阵提取特征,使用不同模糊系数代替了SIFT算法中的多次模糊,实现了算法执行效率的提升。为了进一步加快特征点算法的速度,ORB算法^[13]将FAST关键点提取方法和BRIEF描述子相融合,达到了同样的特征点提取效果。相比于尺度空间下的特征点提取算法,它的效率得到显著提升,但是在实际使用中精度不够高。为此,许多学者通过结合Harris算子和多尺度检测等算法^[14-15]提升ORB特征点提取的性能,同时通过在匹配阶段加入互信息筛选和改进RANSAC算法^[16-17],提高了图像配准的速度与准确性。尽管进行了多方面改进,但在不显著图像特征中实现高质量的图像配准仍然是特征点提取算法的一大难题。针对这种情况,基于频率域的相位相关法则具有较好的拼接性能^[8]。该方法基于快速傅里叶变换实现,通过对两张图像执行傅里叶变换估计出归一化交叉功率谱,然后使用逆傅里叶变换得到狄拉克函数,函数尖峰所在的位置即为配准点。该方法需要图像间具有显著重叠才能成功配准,但对图像特征的要求较为宽松,适合具有固定重合区域的线阵相机图像拼接。

虽然目前在图像拼接上已经出现了较多算法研究,但很多拼接算法都是针对普通拍摄场景而设计,没有考虑到高精度瓷砖图像的纹理特点与实时检测的时间要求。为此本文在分析瓷砖图像成像的基础上,提出基于傅里叶变换的L-FFT算法,以提升高分辨率瓷砖图像的拼接速度和质量。

1 基于快速傅里叶变换图像拼接

1.1 相位相关法的平移配准

相位相关通过傅里叶变换将图像从空域转换到频域,然

后利用重叠图像之间的相位相关特性实现两幅图像的配准。相比于特征点提取的算法,它运行速度较快,在不同图像梯度变化下也能实现高效的图像拼接。其算法的步骤如下:

1)定义 $I_1(x,y),I_2(x,y)$ 为两张具有重叠区域的图像。假设两幅图像仅存在 x 轴上的偏移量 x_0,y 轴上的偏移量和 y_0 ,则这两幅图像的关系为:

$$I_2(x,y) = I_1(x - x_0, y - y_0) \quad (1)$$

2)执行相应的傅里叶变换:

$$F_2(u,v) = F_1(u,v)e^{-j(ux_0 - vy_0)} \quad (2)$$

其中, u,v 分别为在 x 轴和 y 轴方向上的频率。

3)计算交叉功率谱:

$$\frac{F_1^*(u,v)F_2(u,v)}{|F_1^*(u,v)F_2(u,v)|} = e^{j(ux_0 + vy_0)} \quad (3)$$

其中, $F_1^*(u,v)$ 是 $F_1(u,v)$ 的共轭复数。交叉功率谱形成的脉冲函数最大值将会出现在 (x_0,y_0) 的位置。

1.2 相位相关法的旋转配准

常规的相位相关法只具备平移校正能力,通过对图像进行相应的坐标变换,可将相位法改进为适应旋转、缩放的情况。考虑到双线阵相机成像过程中仅具有角度偏移,对于两幅具有旋转角度为 θ_0 的图像,可建模如下:

$$I_2(x,y) = I_1(x \cos \theta_0 + y \sin \theta_0, -x \sin \theta_0 + y \cos \theta_0) \quad (4)$$

然后由傅里叶变换公式可推导出:

$$F_2(u,v) = F_1(u \cos \theta_0 + v \sin \theta_0, -u \sin \theta_0 + v \cos \theta_0) e^{-2j\pi(ux_0 + vy_0)} \quad (5)$$

令 M_1 和 M_2 为等式左边和右边的模,通过引入极坐标变换:

$$\rho = \sqrt{u^2 + v^2} \quad (6)$$

$$\theta = \arctan(v/u) \quad (7)$$

可计算出两幅图像频率域中幅值的对应关系:

$$M_2(\rho,\theta) = M_1(\rho,\theta - \theta_0) \quad (8)$$

在这里, θ_0 表示两张图像的角度差。通过极坐标变换,图像角度的差值同样可由极坐标系下获得的脉冲函数最大值位置求得。

2 改进的瓷砖图像拼接算法

算法整体流程如图1所示,相比于基于FFT的常规图像拼接算法,所改进的算法从高斯金字塔尺度构建、拉普拉斯算子特征凸显和局部窗口的超像素细化3个方面提升算法的性能。其步骤如下:

1)根据检测系统的结构定位到图像重叠区域,采用构造高斯金字塔尺度空间降低图像分辨率。

2)将图像重叠区域转换到极坐标内,执行相位相关法从两幅图像的互功率谱中求出偏移角度,然后采用旋转变换校正角度偏差。

3)通过拉普拉斯算子实现高频特征凸显。

4)使用相位相关法求出两张图像的位置偏移,并通过超像素细化获得更精确的坐标。

5)执行加权图像平滑算法改善融合后重叠区域的图像质量。

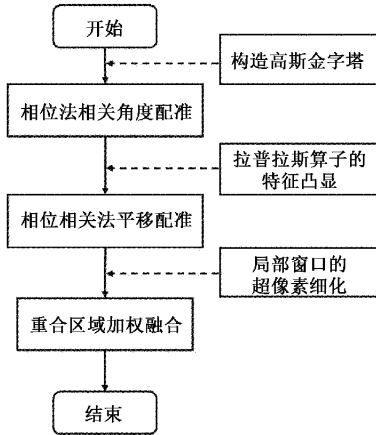


图 1 所改进的算法整体流程

2.1 高斯金字塔尺度构建

为了加快拼接过程的速度,受到文献[18]启发,本文引入了高斯特征金字塔减少图像处理过程中的计算量。首先,在金字塔的相邻层之间从下到上执行高斯平滑。该过程通过原始图像通过与高斯模板卷积实现。高斯模板被证明是唯一能够在尺度变换期间保持图像特征的模板,其定义如下:

$$G(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

其中, (x,y) 为点坐标, σ 表示正态分布标准差。在滤波执行后,通过在宽和高上去除一半数量像素的方式对图像进行降采样。每次一层金字塔的执行能使整体算法的计算量降低 75%,而误差最多为 1 pixel。为了尽量保证图像的清晰度,我们仅采用一层高斯金字塔。在精度相近的情况下,可以有力地减少运算时间。

2.2 基于局部窗口的超像素细化

为了补偿高斯金字塔尺度空间下造成的精度下降,在相位相关法获取偏移量后,引入局部窗口下的亚像素细化在配准点邻域窗口进行细化。其过程如下:

1)获取傅里叶变换后得到的配准点 (x_0, y_0) 和脉冲函数 $\delta(i, j)$ 。

2)在 (x_0, y_0) 附近 $k \times k$ 邻域窗口计算该窗口的质心:

$$x_p = \frac{\sum_{i=x_0-k}^{x_0+k} \sum_{j=y_0-k}^{y_0+k} i \cdot \delta(i, j)}{\sum_{i=x_0-k}^{x_0+k} \sum_{j=y_0-k}^{y_0+k} \delta(i, j)} \quad (10)$$

$$y_p = \frac{\sum_{i=x_0-k}^{x_0+k} \sum_{j=y_0-k}^{y_0+k} j \cdot \delta(i, j)}{\sum_{i=x_0-k}^{x_0+k} \sum_{j=y_0-k}^{y_0+k} \delta(i, j)} \quad (11)$$

最终得到的 x_p 和 y_p 分别为亚像素细化后得到的 x 轴和 y 轴坐标。

2.3 基于拉普拉斯算子的特征凸显

在拼接中,图像高频成分进一步决定了拼接后瓷砖图像在纹理和图案上的契合程度。由于纹理特征较少的瓷砖图像高频成分占比也偏少,此时相位相关法配准容易倾向于拟合整体上的低频部分,造成拼接上显而易见的误差。为此,提出了一种拉普拉斯算子的高频特征凸显策略,在相关相关法执行过滤低频的干扰。拉普拉斯算子可以表示为函数 $f(x,y)$ 对 x 和 y 方向的二阶偏导数:

$$\nabla^2 f(x,y) = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial^2 y} \quad (12)$$

在图像上,两个方向的二阶导数可以离散为:

$$\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial^2 x} = f(x+1,y) + f(x-1,y) - 2f(x,y) \quad (13)$$

$$\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial^2 y} = f(x,y+1) + f(x,y-1) - 2f(x,y) \quad (14)$$

最终,式(12)可表示为以下形式:

$$\nabla^2 f(x,y) = f(x-1,y) + f(x+1,y) + f(x,y-1) + f(x,y+1) - 4f(x,y) \quad (15)$$

通过上式可计算得到拉普拉斯模板,使用该模板对输入的原图卷积即可得到高频图像。然后,高频图像被归一化到 0~1 的范围内作为权重图像。接着,对原图进行高频凸显,其表达式如下:

$$I_{out}(x,y) = \beta(x,y) \otimes I_{in}(x,y) \quad (16)$$

其中, $I_{out}(x,y)$ 为最终输出的图像, \otimes 表示图像逐像素相乘。该过程在尽可能保留了原始的高频元素灰度,将瓷砖面上细微变化的高频部分作为配准的重要依据。图 2(a)、(b) 表示输入原图求得的脉冲函数示意图,图 2(c)、(d) 显示使用特征凸显后求得的脉冲函数示意图。相比于输入原图求得的脉冲函数,执行特征凸显步骤后,脉冲函数峰值出现的位置更具显著性。同时,峰值附近其他峰的幅值更低,避免了在局部窗口下执行亚像素细化而出现的剧烈偏差。

2.4 重叠区域的图像融合

由于多台相机白平衡和曝光设置难以完全做到一致,直接将变换后的左图 f_1 和右图 f_2 拼凑在一起会出现明显裂痕和剧烈的光照变化。为了得到高质量的平滑重叠区域,采用加权融合算法对两者进行融合。拼接图像 $F(x,y)$ 的不同区域可表示为:

$$F(x,y) = \begin{cases} f_1(x,y), & (x,y) \in f_1 \\ \epsilon f_1(x,y) + (1-\epsilon) f_2(x,y), & (x,y) \in f_1 \cap f_2 \\ f_2(x,y), & (x,y) \in f_2 \end{cases} \quad (17)$$

在这里,线性加权因子 ϵ 可表示为:

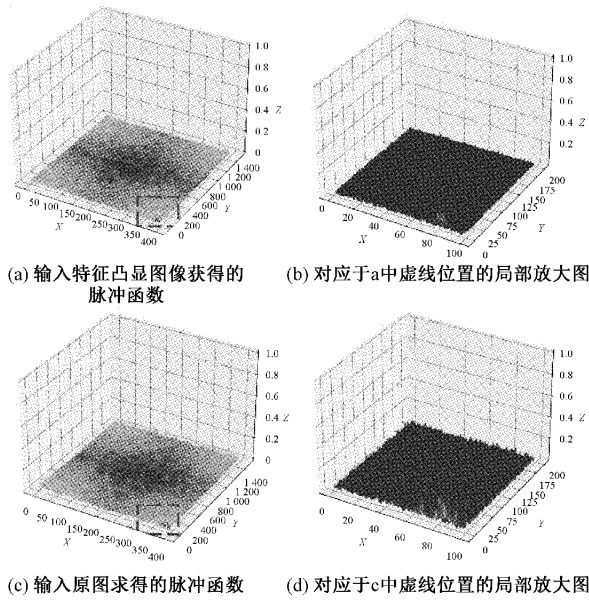


图2 输入特征凸显图像和原图求得的脉冲函数

$$\epsilon = \frac{x_{\max} - x}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (18)$$

其中, x_{\max} 和 x_{\min} 为重叠区域中 x 轴的最大值和最小值。通过线性加权因子在 $0 \sim 1$ 的范围内变化, 实现重叠区域图像从左到右的均匀过渡变化。

3 实验

3.1 评价指标

均方根误差 (root mean square error, RMSE) 是一种常用图像评价指标。对于大小为 $m \times n$ 的两幅图像 K 和 H , 先计算其均方差:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [K(i, j) - H(i, j)]^2 \quad (19)$$

然后, RMSE 可计算为:

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (20)$$

相比于 MSE, 均方根误差 RMSE 对于差距更大的异常值更敏感, 能够更好地衡量两幅图像之间离群情况。另一种评价指标峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR), 它可以衡量两幅图像之间的失真程度, 可以表示为:

$$PSNR = 10 \times \lg \left(\frac{V_{\max}^2}{MSE} \right) \quad (21)$$

其中, V_{\max} 为图像的最大像素上限, 取 255。其数值越大表明配准图像的差距越小。最后一种图像衡量指标为结构相似性 (structure similarity index measure, SSIM)。SSIM 从亮度、对比度和结构 3 个方面衡量两张图像 X 和 Y 之间的结构相似度, 其公式如下:

$$SSIM = \frac{(2\mu_X\mu_Y + c_1)(2\sigma_{XY} + c_2)}{(\mu_X^2 + \mu_Y^2 + c_1)(\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + c_2)} \quad (22)$$

其中, μ_X 和 μ_Y 分别图像 X 和 Y 的均值, σ_X 和 σ_Y 分别图像 X 和 Y 的方差。 σ_{XY} 为 X 和 Y 之间的协方差。 c_1 和 c_2 分别取 $(k_1L)^2$ 和 $(k_2L)^2$, 为两个避免分式为 0 的常数。其中, L 设置为 255, k_1 设置为 0.01, k_2 设置 0.03。

在一组图像集合中, 配准失败的图像所计算出的图像质量评价指标易受离群值影响而不能反应实际效果。为此, 先对正确配准后的图像衡量整体的拼接成功率:

$$Success = \frac{TP}{TP + FN} \quad (23)$$

其中, TP 表示为配准正确的图像数量, FP 表示为配准错误的图像数量。当拼接得到的图像与原图的 SSIM 小于 0.2 被认为是 FP , 否则为 TP 。

3.2 实验数据与设置

实验数据在企业搭建的双线阵相机检测平台中进行采集。其中, 线阵相机型号为海康威视 MV-CL042-90GC, 拍摄视野为 600 mm, 所拍摄瓷砖图像宽和高分别为 4 096 和 3 000。实验中总共采集了 4 类 (如图 3 所示) 不同纹理和颜色的瓷砖图像进行验证。图 3(a) 上侧两类瓷砖的纹理较为简单, 另外两种的相对复杂。每类瓷砖由 5 片独立的瓷砖样本采样而成, 通过左右两台线阵相机一共采集了 10 张图像。为了评价拼接效果, 在相同成像位置下, 安装了更高精度的 DALSA 相机用于拍摄完整的瓷砖图像进行对比。在图像拼接时, 可以根据检测平台硬件关系定位到图 3(b) 虚线对应的图像位置。该区域图像具有大致的重合, 可以减少无关区域的搜索。实验中所有方法均在该区域内实施, 然后再将其得出的变换矩阵加上对应的偏移位置以实现整幅图像配准。实验在配置为 Intel Core(TM) i7-10700 CPU, 内存为 16 G 的计算机上完成。

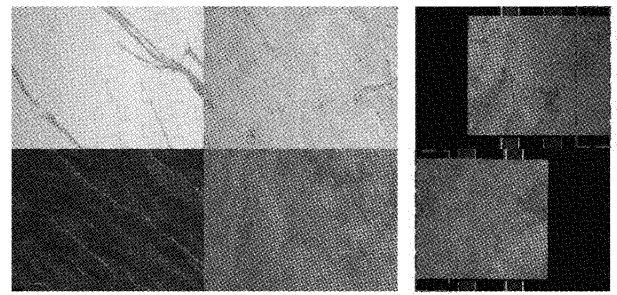


图3 瓷砖样本和瓷砖图像的重叠区域

3.3 拼接性能测试

为了初步得出有效的拼接算法, 将所提出的 L-FFT 算法与 7 种图像拼接算法进行拼接成功率测试和时间测试。首先对比的是基于特征点的拼接算法, 分别为传统的 SIFT、ORB、SURF 算法; 其次还比较了文献 [5]、[16] 和 [19] 的改进算法, 简称为 N-SIFT、P-ORB 和 H-SURF。N-SIFT 为利用 NN 粗匹配进行粗配准的 SIFT 算法。P-ORB 算法将 PROSAC 算法用于 ORB 算法中的特征点匹配。H-SURF 则为结合了 Haar 小波的 SURF 算法。最

后,比较了基于快速傅里叶变换的相位相关法 FFT,该方法在实验中进行了角度校正与平移校正。

实验结果如表 1 所示: SURF、H-SURF、FFT 和所提出的 L-FFT 算法在图像拼接上的成功率达到了 100%。基于 ORB 和 SIFT 的算法拼接成功率低,这是由于在平滑、缺少明显纹理特征的瓷砖图像上,特征点提取数量不足而导致失效。在运算速度上,所改进的算法执行时间为常规相位相关法 FFT 的 52%,仅慢于基于 ORB 算法 19.66 毫秒。相比于 SIFT、SURF 和 H-SURF,该算法运算速度大约提升了 4 倍、3 倍和 2 倍。

表 1 拼接性能测试结果

方法	成功率/%	时间/ms
SIFT	40.00	571.15
ORB	35.00	101.62
SURF	100.00	358.23
N-SIFT ^[5]	45.00	567.11
P-ORB ^[16]	40.00	104.66
H-SURF ^[19]	100.00	226.26
FFT	100.00	247.61
L-FFT	100.00	121.28

3.4 图像质量对比实验

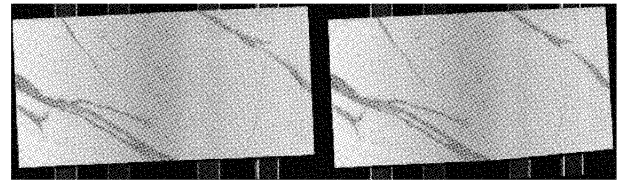
为了更直观地比较图像的拼接质量,我们采用了 PSNR、SSIM 和 RMSE 三种图像质量指标对上一节拼接成功率达到 100% 四种算法进行评估。质量评估的对象为重构后相机 3 所拍摄完整图像和相机 1、2 拼接后的图像。除了比较整体图像质量差异外,图像重叠区域的质量被重点比较。

图像整体区域对比的结果如表 2 所示。L-FFT 算法在 RMSE、PSNR 和 SSIM 上均达到最优,在整体上与单个相机所拍摄的图像最为相似。从图像效果分析,SURF、SIFT、FFT 和 L-FFT 算法均能达到如图 4(a) 所示优秀的整体拼接效果,而 H-SURF 算法则出现了图 4(b) 右侧的视觉扭曲,已经难以适应实际应用要求。虽然 Haar 小波变换提升了 SURF 的速度,但同时也导致了纹理细节的模糊,即使其利用小波梯度矢量提取图像特征,也难以恢复到原图尺度下的特征点提取质量。

表 2 整体区域图像拼接质量对比的实验结果

参数	SURF	H-SURF	FFT	L-FFT
RMSE	21.404	22.787	21.234	21.193
PSNR	21.634	21.158	21.710	21.750
SSIM	0.693	0.681	0.704	0.719

重叠区域内的拼接效果如表 3 所示,由结构差异引起的 SSIM 差距被显著地放大。相比 SURF、H-SURF 和



(a) 优秀的整体拼接效果 (b) H-SURF 算法拼接结果

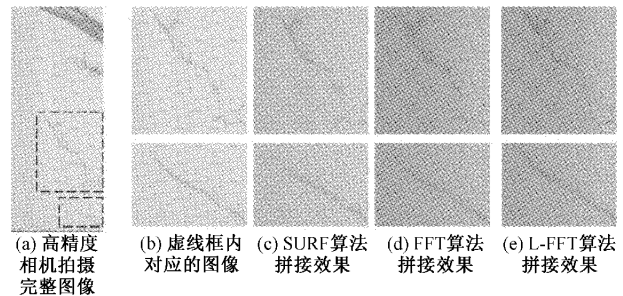
图 4 优秀的整体拼接效果和 H-SURF 算法拼接结果

FFT 算法,L-FFT 算法的 SSIM 显著提升了 9.04%、7.58% 和 4.02%,在重叠区域内取得了更加优秀的纹理结构相似性。

表 3 重叠区域图像拼接质量对比的实验结果

参数	SURF	H-SURF	FFT	L-FFT
RMSE	30.492	31.024	30.068	29.996
PSNR	18.598	18.454	18.728	18.770
SSIM	0.664	0.673	0.696	0.724

由图 5 和 6 所示的拼接结果分析:L-FFT 拼接效果图与原图最贴近于原图,而基于 SURF 和 FFT 的拼接算法则在简单花纹瓷砖图拼接中出现了重影现象。这是由于这两种方法难以适应缺失特征情况下的拼接,使得计算得出的变换矩阵参数具有偏差,而 L-FFT 方法通过对高频特征获得优秀的纹理拼接视觉效果。中等复杂花纹瓷砖使 SURF 算法恢复了特征提取能力,而 FFT 算法仍难以实现较好的拼接。L-FFT 则无论在简单还是复杂纹理下均能达到较好的拼接效果,具备更强的适应性。



(a) 高精度相机拍摄完整图像 (b) 虚线框内对应的图像 (c) SURF 算法拼接效果 (d) FFT 算法拼接效果 (e) L-FFT 算法拼接效果

图 5 简单花纹瓷砖的拼接

3.5 重叠区域宽度变化实验

在线阵相机的图像拼接中,重叠区域宽度影响了拼接算法的速度和精度。通过对不同宽度的重叠区域进行拼接测试,可以在系统中选择更为合适的拼接区域,并且能进一步比较初步符合应用要求的 SURF 算法、FFT 算法和所提出的 L-FFT 算法的鲁棒性。在构造的检测系统中,800 pixel 宽度为重叠区域的最大宽度。经过初步测试,当宽度小于 550 时,SURF 算法出现拼接失效,故最小拼接宽度选择为 550。

重叠区域宽度变化的实验结果如图 7、8 和 9 所示。在整体上,基于频域的 FFT 和 L-FFT 算法的拼接性能几乎

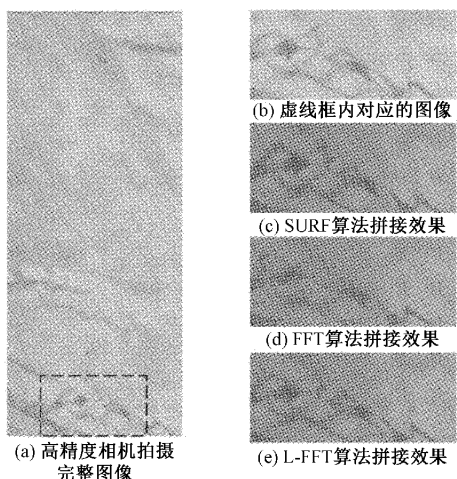


图6 中等复杂花纹瓷砖的拼接

随着重叠像素宽度的增加而提升,这是因为随着像素宽度变宽,更多共同的重叠区域被覆盖,提升了相位相关法拼接效果。基于频域的拼接方法在750宽度位置出现了偏低的情况,这是由于实验重叠区域内大致选择在如图3(b)所示的图像两端区域,其重叠率和宽度并不是单纯的线性关系。故在图像拼接宽度选择750时,其图像重叠率反而低于700拼接宽度时重叠率。在800的拼接宽度时,FFT方法的SSIM出现下降是由于图像拼接区域增大引入的噪声造成了拼接误差;此时L-FFT则通过高频特征的凸显消除了该误差而保持高质量的拼接结构性。SURF方法受重叠区域宽度影响并不显著,这是由于特征点算法主要提取具有灰度、颜色等突变的关键特征,当该特征出现在重叠区域中时即可拼接完成,但一旦特征缺少,则会出现直接导致拼接不能完成。

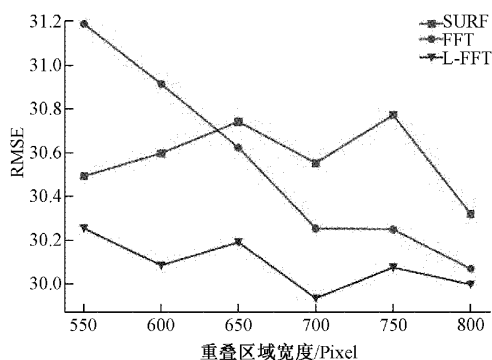


图7 RMSE变化曲线

从变化的剧烈程度看,L-FFT算法在RMSE和PSNR上变化较为平缓,优于SURF和FFT算法。在SSIM变化曲线上,它的变化程度相比SURF算法稍剧烈而相比于FFT算法平缓,但它整体性能效果上要优于SURF算法。

从纵向上看,L-FFT算法的RMSE变化曲线靠近最小一端。同时,它的PSNR和SSIM变化曲线均靠近最大一段,说明了L-FFT算法在相同的拼接区域宽度下能够取得

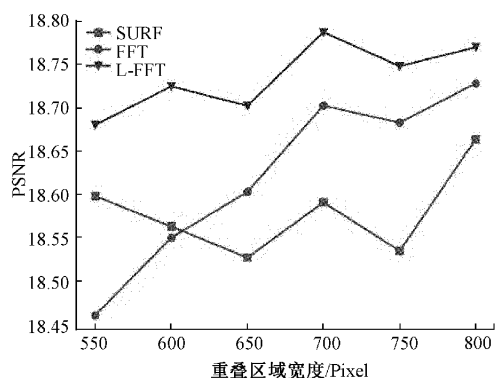


图8 PSNR变化曲线

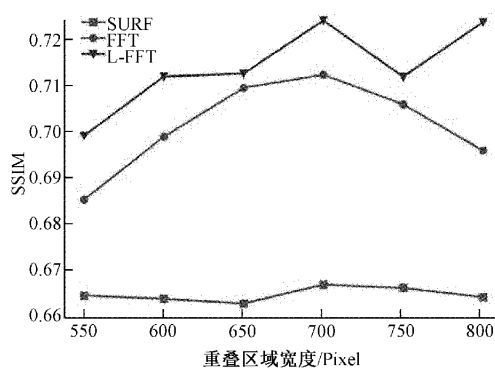


图9 SSIM变化曲线

更高的图像质量。

4 结 论

本文在相位相关法的基础上提出了一种改进的图像拼接算法L-FFT实现高分辨率瓷砖图像实时拼接。该算法结合拉普拉斯算子凸显高频特征,可以减少相位相关法中由于干扰造成的拼接误差。通过构造高斯金字塔并采用亚像素细化补偿精度损失,可以提升算法在高分辨率图像拼接时运行速度并保持出色的拼接效果。实验结果表明,所提出的算法在具有不同颜色和纹理的瓷砖中均完成了拼接,相比于基于SIFT和ORB算法,拼接成功率提升了60%和65%;相比于SURF、H-SURF和FFT算法在拼接局部区域的SSIM上提升了9.04%、7.58%和4.02%。在运行速度上,L-FFT相比于SIFT、SURF和H-SURF算法提升了4倍、3倍和2倍,仅为常规相位相关法的52%,在高分辨率瓷砖图像的拼接中更具优越性。

参考文献

[1] HANZAEI S H, AFSHAR A, BARAZANDEH F. Automatic detection and classification of the ceramic tiles' surface defects[J]. Pattern Recognition, 2017, 66: 174-189.

[2] ZHAO Z. Review of non-destructive testing methods for defect detection of ceramics [J]. Ceramics

- International, 2021, 47(4): 4389-4397.
- [3] 王国琿, 钱克矛. 线阵相机标定方法综述[J]. 光学学报, 2020, 40(1): 181-193.
- [4] 吴培, 王延杰, 孙宏海, 等. 交汇测量系统线阵相机标定方法[J]. 光子学报, 2016, 45(6): 81-7.
- [5] 孙艳丽, 周伟, 张亚周, 等. 基于 SIFT 的航空侦查图像拼接算法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(19): 112-116.
- [6] 罗久飞, 邱广, 张毅, 等. 基于自适应双阈值的 SURF 双目视觉匹配算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 240-247.
- [7] 陈宁, 刘志坚, 苏雪平, 等. 基于改进的 SIFT 算法的集成电路图像拼接[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(6): 159-164.
- [8] PANDEY A, PATI U C. Image mosaicing: A deeper insight[J]. Image and Vision Computing, 2019, 89: 236-257.
- [9] GHOSH D, KAABOUCH N. A survey on image mosaicing techniques [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 34: 1-11.
- [10] HOSSEIN-NEJAD Z, NASRI M. An adaptive image registration method based on SIFT features and RANSAC transform [J]. Computers & Electrical Engineering, 2017, 62: 524-537.
- [11] 刘杰, 游品鸿, 占建斌, 等. 改进 SIFT 快速图像拼接和重影优化[J]. 光学精密工程, 2020, 28(9): 2076-2084.
- [12] 蔡怀宇, 武晓宇, 卓励然, 等. 结合边缘检测的快速 SIFT 图像拼接方法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(11): 449-455.
- [13] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]. 2011 International Conference on Computer Vision, IEEE, 2011: 2564-2571.
- [14] DU C, YUAN J, DONG J, et al. GPU based parallel optimization for real time panoramic video stitching[J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 133: 62-69.
- [15] 樊彦国, 柴江龙, 许明明, 等. 基于 ORB 与 RANSAC 融合改进的图像配准[J]. 光学精密工程, 2019, 27(3): 702-717.
- [16] 刘天赐, 宋延嵩, 李金旺, 等. 基于 ORB 特征的高分辨率图像拼接改进算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 85-92.
- [17] 张美玉, 王洋洋, 侯向辉, 等. 基于 ORB 和改进的 RANSAC 图像拼接算法[J]. 计算机科学, 2019, 46(S2): 294-298.
- [18] YANG L, LI Q, BAI C, et al. A location method for ceramic tile based on the combination features [C]. 2017 Second International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE), IEEE, 2017: 62-66.
- [19] 魏利胜, 甘泉. 基于小波变换的新型 SURF 图像拼接方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(5): 766-772.

作者简介

练洋奇, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉及图像处理。

E-mail: 393474157@qq.com

陈新度(通信作者), 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为网络化制造、制造系统建模和仿真优化。

E-mail: 544394747@qq.com

吴磊, 硕士, 讲师, 主要研究方向为机器人仿真、虚拟示教。

E-mail: 1650795492@qq.com

林行, 硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理。

E-mail: 1035247028@qq.com

刁世普, 博士, 讲师, 主要研究方向为机器人视觉感知与控制。

E-mail: 908649288@qq.com

范明杰, 工程师, 主要研究方向为机器人视觉感知与控制。

E-mail: 931860558@qq.com