

散斑噪声对基于特征点匹配的图像配准的影响

陈波¹, 孙天齐¹, 刘爱新²

¹华北理工大学电气工程学院, 河北 唐山 063210;

²北京铁路局机务处, 北京 100086

摘要 针对综合孔径数字全息,研究了散斑噪声对基于特征点匹配的图像配准精度的影响。建立了数字离轴全息实验装置,利用尺度不变特征变换(SIFT)算法和快速稳健特征(SURF)算法提取待配准图像和参考图像的特征点,采用欧氏距离最邻近法进行特征点匹配;在此基础上采用抽样一致性最大似然估计算法估计图像变换模型参数。实验结果表明,SIFT算法的抗噪性更好;对于SIFT算法,当散斑信噪比大于1.4时,配准相对误差小于0.02;对于SURF算法,当散斑信噪比大于1.7时,配准相对误差小于0.05。

关键词 图像处理; 图像配准; 散斑噪声; 特征点匹配; 尺度不变特征变换算法; 快速稳健特征算法

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.121103

Influence of Speckle Noise on Image Registration Based on Feature Point Matching

Chen Bo¹, Sun Tianqi¹, Liu Aixin²

¹College of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology,
Tangshan, Hebei 063210, China;

²Mechanical Department, Beijing Railway Administration, Beijing 100086, China

Abstract For the synthetic aperture digital holography, the effects of speckle noise on image registration accuracy based on the feature point matching are investigated. An experimental setup for the digital off-axis holography is established, and the scale-invariant feature transform (SIFT) algorithm and the speeded-up robust feature (SURF) algorithm are used to extract the feature points of the image to be matched and the reference image. The feature point matching is performed by the nearest neighbor search method based on Euclidean distance and the parameters of the image transformation model are estimated using the maximum likelihood estimation sample consensus algorithm. The experimental results show that the SIFT algorithm is more robust to speckle noise. For the SIFT algorithm, when the signal-to-noise ratio is greater than 1.4, the relative error of registration is less than 0.02, and for the SURF algorithm, when the signal-to-noise ratio is greater than 1.7, the relative error of registration is less than 0.05.

Key words image processing; image registration; speckle noise; feature point matching; scale-invariant feature transform algorithm; speeded-up robust feature algorithm

OCIS codes 100.2000; 110.3010; 090.1995

1 引言

数字全息术用 CCD 等光电器件记录全息图,然后利用数字信号处理方法模拟光学衍射,实现了物体图像的数字重构,在三维测量、显微成像等领域有重要应用价值^[1-2]。与传统的全息记录介质相比,CCD 等光电器件的分辨率较低,相同口径上的像素数量少,因此数字全息成像的分辨率较低^[3]。孔径综合是提高分辨

收稿日期: 2017-05-25; **收到修改稿日期:** 2017-07-14

基金项目: 河北省自然科学基金(F2013209149)、华北理工大学研究生创新项目(2017S24)

作者简介: 陈波(1984—),男,博士,副教授,主要从事主动成像、自适应光学方面的研究。

E-mail: chenbo182001@163.com

率的有效途径,其基本思想是将探测器在不同位置记录的全息图(子孔径全息图)综合起来,从而获得较大的等效数值孔径^[3]。探测器在不同位置时可能存在相对旋转误差^[4],此外探测器前的缩束装置也可能引入放大率误差,因此在孔径综合之前,需要获得子孔径全息图之间的旋转角度、放大率误差大小。根据全息图与重构图像之间的运算关系以及傅里叶变换的性质^[4-5],子孔径全息图之间的旋转角度等于各自重构出的物体图像间的旋转角度,子孔径全息图之间的放大率误差等于各自重构出的物体图像间的尺度误差的倒数。而重构图像之间的旋转、尺度误差可通过图像配准的方式得到。

特征点匹配是一类重要的图像配准方法,具有实时性好、稳健性强等优点。基于特征点匹配的图像配准过程一般分为:特征点提取、特征点匹配、图像变换模型参数估计、图像变换。目前最为常用的特征点提取算法有尺度不变特征变换(SIFT)和快速稳健特征(SURF)算法^[6-7]。SIFT算法由Lowe提出^[8],具有尺度、旋转、平移的不变性,而且对光照变化、仿射变换和投影变换具有较好的稳健性。SURF算法由Bay等^[9]提出,采用了Hessian矩阵、积分图像、Haar小波相结合的方式,与SIFT算法相比,SURF算法搜索到的特征点数量较少,但是算法复杂度和运算量显著降低^[6]。利用SIFT或SURF算法从待配准图像和参考图像中提取出特征点后,可采用互相关系数法、欧氏距离最邻近法^[10]等进行特征点匹配,然后采用随机抽样一致性(RANSAC)^[11]、抽样一致性最大似然估计(MLESAC)^[12]等算法即可计算出各种图像变换模型的参数。

在数字全息综合孔径中,由光束的相干性而产生的散斑噪声会严重降低子孔径重构出的物体图像质量,进而可能影响图像特征点的提取和匹配。散斑噪声是一种乘性噪声,最为有效的去噪方法是多样性平均,即对多帧散斑噪声分布不相关的图像进行叠加平均^[13]。而多帧图像的采集和运算势必会影响孔径综合的效率,因此有必要分析散斑噪声对基于特征点匹配的图像配准精度的影响。为此,本文实验研究了散斑噪声对基于SIFT和SURF算法的图像配准精度的影响。

2 方 法

基于特征点匹配的图像配准过程如图1所示,首先利用SIFT或SURF算法提取待匹配图像和参考图像的特征点;然后采用欧氏距离最邻近法进行特征点的匹配;接着采用稳健性较好的MLESAC算法估计图像变换模型参数;最后进行图像配准。

SIFT和SURF算法提取图像特征点的方法如文献[6]所述,得到的特征点信息主要由坐标和特征向量组成。SIFT算法的每个特征点的特征向量长度为128,SURF算法的每个特征点的特征向量长度为64。当两幅图像的特征向量生成后,采用基于特征向量的欧氏距离最邻近法进行特征点匹配。以参考图像1中的特征点A为例:1)首先计算该特征点的特征向量与图像2中所有特征向量的欧氏距离;2)然后在图像2中找出欧氏距离最小和次小对应的两个特征点B和C;3)最后计算最小欧氏距离与次小欧氏距离的比值,如果比值小于某个阈值则接受A与B这一对匹配点。遍历图像1中的所有特征点,完成两幅图像的特征点匹配。根据Lowe^[8]的研究结果,算法的阈值取0.8时可以筛除95%左右的错误点,因此本实验中阈值取0.8。获得匹配对后,即可根据匹配对的坐标估计出待匹配图像和参考图像之间的图像变换矩阵。采用稳健性较好的MLESAC算法剔除误差较大的匹配对(外点),并估计图像变换矩阵参数。

MLESAC算法的流程如下:

- 1) 从匹配对中随机选择 m 个样本, m 的多少取决于所选图像变换模型。
- 2) 利用样本计算图像变换矩阵 H 。
- 3) 利用该模型计算所有匹配对的距离误差,以第 i 个匹配对为例,距离误差为

$$e_i = \sqrt{(x_{1i} - x'_{1i})^2 + (y_{1i} - y'_{1i})^2}, \quad (1)$$

式中 (x_{1i}, y_{1i}) 表示参考图像上该匹配对的坐标, (x'_{1i}, y'_{1i}) 表示待配准图像上的坐标经过图像变换矩阵 H 变换后的坐标。

- 4) 计算代价函数值:

$$L = - \sum_i \lg \left[\gamma \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n \exp \left(- \frac{e_i^2}{2\sigma^2} \right) + (1 - \gamma) \frac{1}{v} \right], \quad (2)$$

式中 n 为匹配对数目, σ 为 e_i 的标准差, 参数 γ 通过期望最大化(EM)算法求解得到, v 为配准图像的宽度(像素)。

5) 重复步骤 1)~4) M 次(即随机抽样次数), 从中选择代价函数值最小的样本来计算出图像变换矩阵的参数。本文实验中 MLESAC 算法的随机抽样次数设为 1000。

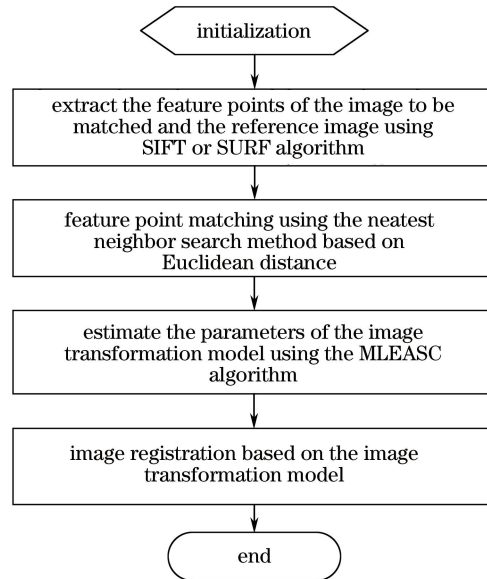


图 1 基于特征点匹配的图像配准过程

Fig. 1 Flow chart of image registration based on the feature point matching

3 实验

3.1 实验方案

建立了如图 2 所示的数字离轴全息实验装置。激光器的出射光经过准直和扩束后由分束镜分为两束, 一束对目标进行照明, 另外一束作为本地参考光。CCD 记录目标散射光和参考光形成的离轴全息图。激光器波长为 635 nm, CCD 像素数为 1300 pixel \times 1024 pixel, 每个像素大小为 4.65 μm , 目标与 CCD 的距离约为 1.03 m, 目标是一枚直径为 0.025 m 的金属币。实验中通过摆角器将 CCD 旋转 -15° 引入旋转误差, 摆角器的分辨率为 0.1° , 以未旋转 CCD 时重构出的目标图像为参考, 以旋转后重构出的目标图像为待配准图像, 选择刚性变换模型进行图像配准:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s \cos \theta & -s \sin \theta \\ s \sin \theta & s \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中 (x, y) 和 (x', y') 分别表示变换前后的坐标, θ 表示旋转角度。 s 表示尺度变换系数, 实验系统中没有缩束式接收装置, 因此理论上等于 1。 a 和 b 表示位移量。

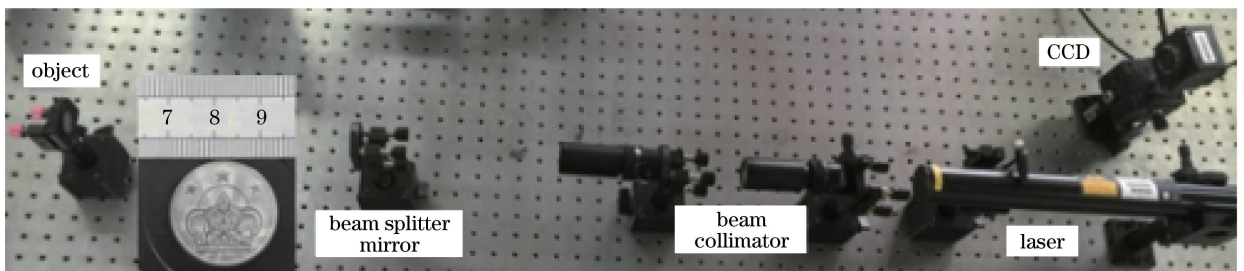


图 2 实验装置

Fig. 2 Experimental setup

实验中通过多样性平均产生散斑噪声大小不同的配准图像,进而分析散斑噪声大小对图像配准精度的影响。微调激光照明角度采集多帧全息数据,进而复原出多帧散斑噪声分布不同的目标图像,然后取一定帧数的图像进行平均运算,即可获得信噪比不同的参考图像和待配准图像。

3.2 结果分析

用信噪比(SNR)评价目标图像的散斑噪声大小^[12,14],

$$R_{SN} = E(O)/\sigma(O), \quad (4)$$

式中 $E(O)$ 为散斑图像 O 的均值, $\sigma(O)$ 为其标准差。根据散斑噪声的统计特性,对 N 帧独立分布且强度相等的完全散射散斑噪声图像取平均,然后计算 R_{SN} , R_{SN} 与 \sqrt{N} 成正比^[12]。实验中,首选对 N 帧图像进行平均运算,然后选择图像中近似于完全散射散斑的区域来计算 R_{SN} , 计算结果与理论值的对比如图 3 所示。可以看出:1) 由实验图像计算出的 R_{SN} 小于理论值,原因在于实验中通过微调激光照明角度的方法获得的多帧目标图像,其散斑噪声分布具有较大的相关性;2) 大约 4~5 帧实验图像平均值的 R_{SN} 与理论上两帧完全独立分布散斑图像平均值的 R_{SN} 接近,约为 1.4;3) 大约 9 帧实验图像平均值的 R_{SN} 与理论上 3 帧完全独立分布散斑图像平均值的 R_{SN} 接近,约为 1.7。

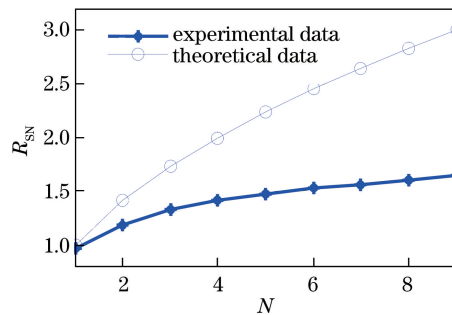


图 3 N 帧散斑图像平均值的信噪比

Fig. 3 SNR of the average results of N -frame speckle images

在每种情况下都进行 5000 次重复实验。对 N 帧目标图像的平均结果分别采用 SIFT 算法和 SURF 算法提取特征点,并进行配准,得到的 θ 的频数直方图,如图 4 和图 5 所示,其中横坐标为角度 θ ,纵坐标为该角度出现的次数 n 。

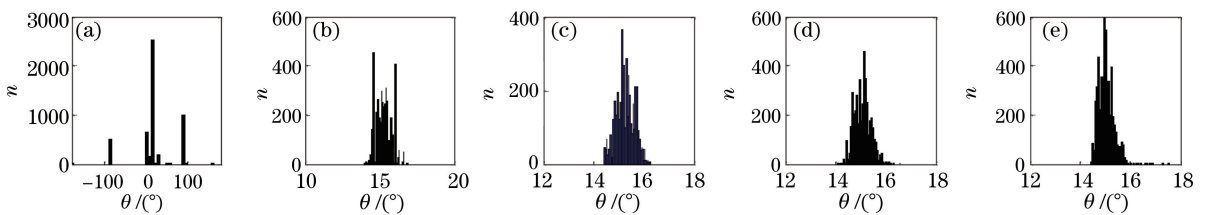


图 4 利用 SIFT 算法提取特征点时计算出的 θ 的直方图。(a) $N=1$; (b) $N=3$; (c) $N=5$; (d) $N=7$; (e) $N=9$

Fig. 4 Histograms of calculated θ while SIFT algorithm is used to extract the feature points.

(a) $N=1$; (b) $N=3$; (c) $N=5$; (d) $N=7$; (e) $N=9$

由图 4 和图 5 的数据计算出 θ 的加权均值 $E(\theta)$ 和均方差 $\sigma(\theta)$ 如表 1 所示,与实际旋转的 15° 相比, $E(\theta)$ 的相对误差 e 与帧数 N 之间的关系如图 6 所示。可以看出:1) 随着帧数 N 的增大,图像配准的误差减小;2) 与 SURF 算法相比,使用 SIFT 算法提取特征点并配准的误差小一个数量级;3) 对于 SIFT 算法,当 $N=5$ 时即可获得较高的配准精度,对于 SURF 算法,当 $N=9$ 时即可获得较高的配准精度。

结合图 6 和图 4 可知,对于 SIFT 算法,当完全散射散斑的信噪比大于 1.4 时(即 N 为 5 以上)可获得较高的配准精度;对于 SURF 算法,当完全散射散斑的信噪比大于 1.7 时(即 N 等于 9 以上)可获得较高的配准精度。

图 7 为利用 SIFT 算法提取到的特征点进行图像配准的结果(9 帧平均)。可以看出,图像配准效果较好。

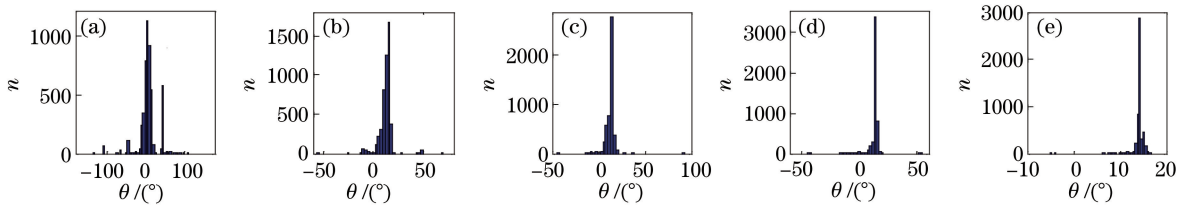


图5 利用 SURF 算法提取特征点时计算出的 θ 的直方图。(a) $N=1$; (b) $N=3$; (c) $N=5$; (d) $N=7$; (e) $N=9$

Fig. 5 Histograms of calculated θ while SURF algorithm is used to extract the feature points.

(a) $N=1$; (b) $N=3$; (c) $N=5$; (d) $N=7$; (e) $N=9$

表1 θ 的加权均值 $E(\theta)$ 和均方差 $\sigma(\theta)$

Table 1 Weighted means $E(\theta)$ and mean square errors $\sigma(\theta)$ of θ

Item	$N=1$	$N=3$	$N=5$	$N=7$	$N=9$
$E(\theta)$ (SIFT)	18.9837	15.2942	15.2676	15.0827	15.0363
$E(\theta)$ (SURF)	8.4145	12.7887	13.1145	13.2138	14.2657
$\sigma(\theta)$ (SIFT)	47.8759	0.5013	0.3572	0.3272	0.2959
$\sigma(\theta)$ (SURF)	23.8693	6.6839	6.6048	4.4674	1.0084

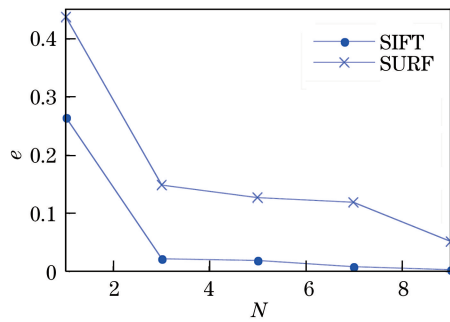


图6 $E(\theta)$ 的相对误差 e 与帧数 N 之间的关系

Fig. 6 Relationship between the relative error e of $E(\theta)$ and the frame number N

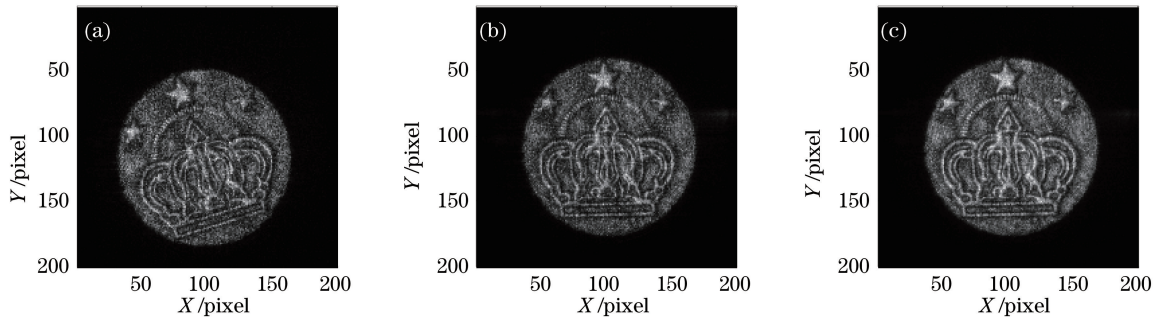


图7 利用 SIFT 算法进行配准的结果。(a)待配准图像;(b)参考图像;(c)配准后图像与参考图像叠加的结果

Fig. 7 Image registration results using SIFT algorithm. (a) Image to be registered; (b) reference image;

(c) superposition result of registration image and reference image

需要说明的是,本研究对先利用互相关系数法粗匹配然后进行后续处理的配准方法进行了实验研究,得到了与上述一致的实验结果,进一步验证了上述结论。

4 结 论

实验研究了散斑噪声对基于 SIFT 和 SURF 算法的图像配准精度的影响。结果表明,与 SURF 算法相比,SIFT 算法的抗噪性较好,配准误差小一个数量级;随着信噪比的增大,图像配准误差显著减小;对于

SIFT 算法,当散斑信噪比大于 1.4 时可获得较高的配准精度;对于 SURF 算法,当散斑信噪比大于 1.7 时可获得较高的配准精度。这一结果可为相干成像领域的图像配准提供参考。

参 考 文 献

- [1] Kou Yunli, Li Enpu, Di Jianglei, *et al.* Surface morphology measurement of tiny object based on dual-wavelength digital holography[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(2): 0209010.
寇云莉, 李恩普, 邸江磊, 等. 利用双波长数字全息术测量微小物体表面形貌[J]. 中国激光, 2014, 41(2): 0209010.
- [2] Liu Yafei, Zhang Wenbin, Xu Tianxu, *et al.* Study on in-line incoherent digital holographic microscopy in reflection configuration[J]. Chinese J Lasers, 2016, 43(11): 1109002.
刘亚飞, 张文斌, 许天旭, 等. 反射式同轴非相干数字全息显微成像系统研究[J]. 中国激光, 2016, 43(11): 1109002.
- [3] Massig J H. Digital off-axis holography with a synthetic aperture[J]. Optics Letters, 2002, 27(24): 2179-2181.
- [4] Gunturk B K, Miller N J, Watson E A. Camera phasing in multi-aperture coherent imaging[J]. Optics Express, 2012, 20(11): 11796-11805.
- [5] Yang Xu, Chen Bo, Li Xiaoyang, *et al.* Design and experimental analysis of the long distance digital off-axis holography[J]. Laser Journal, 2016, 37(10): 74-77.
杨旭, 陈波, 李小阳, 等. 远距离数字离轴全息系统设计和实验分析[J]. 激光杂志, 2016, 37(10): 74-77.
- [6] Luo J, Gwun O. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF[J]. International Journal of Image Processing, 2009, 3(4): 143-152.
- [7] Yang Sa, Xia Minghua, Zheng Zhishuo. Medical image registration algorithm based on polynomial deterministic matrix and SIFT transform[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(8): 081002.
杨飒, 夏明华, 郑志硕. 基于多项式确定性矩阵的 SIFT 医学图像配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(8): 081002.
- [8] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, *et al.* Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [10] Zhao Lulu, Geng Guohua, Li Kang, *et al.* Images matching algorithm based on SURF and fast approximate nearest neighbor search[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(3): 921-923.
赵璐璐, 耿国华, 李康, 等. 基于 SURF 和快速近似最近邻搜索的图像匹配算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(3): 921-923.
- [11] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1980, 24(6): 726-740.
- [12] Torr P H S, Zisserman A. MLESAC: a new robust estimator with application to estimating image geometry[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2000, 78(1): 138-156.
- [13] Goodman J W. Speckle phenomena in optics: theory and applications[M]. Greenwood Village: Roberts & Company Publisher, 2007.
- [14] Chen Bo, Yang Jing, Yang Xu, *et al.* Effect of speckle noise on wavefront distortion correction in laser activeimaging [J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(10): 1012002.
陈波, 杨靖, 杨旭, 等. 激光主动成像中散斑噪声对波前畸变校正性能的影响[J]. 中国激光, 2015, 42(10): 1012002.