

基于 SIFT 算法的疵病图像配准

刘 璐 刘 缠 牢

(西安工业大学 光电工程学院 西安 710021)

摘 要: 光学技术的发展对光学元件提出了更高的要求,检测的精度和准确性是其重要的部分,而疵病图像的配准是一个很重要的环节,因此对疵病图像的配准进行研究很有必要。针对疵病图像配准算法进行了阐述,并对基于特征点匹配的 SIFT 算法的原理及过程进行了介绍,用 MATLAB 软件进行编程,搭建实验平台获取疵病图像,并采用尺度不变特征变换(SIFT)算法对所获取的疵病图像进行配准、拼接,得到了完整的疵病图像。实验结果表明,该算法能有效地对疵病图像进行配准,为后续的疵病信息提取打下良好的基础。

关键词: 疵病检测;疵病信息提取;特征点;图像配准;SIFT 算法

中图分类号: TP391;TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Defect image registration based on SIFT algorithm

Liu Lu Liu Chanlao

(School of Optoelectronic Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: With the development of optical technology, higher requirements have been put forward for optical components. The accuracy and veracity of detection is an important part of optical components. The registration of defective images is a very important link. Therefore, it is necessary to study the registration of defective images. Aiming at the defect image registration algorithm, the principle and process of SIFT algorithm based on feature point matching are introduced. The experimental platform is programmed by MATLAB software to obtain the defect image. The defect image is registered and mosaic by SIFT algorithm, and the complete defect image is obtained. The experimental results show that the algorithm can effectively register the defect image and lay a good foundation for the subsequent defect information extraction.

Keywords: defect detection; defect information extraction; feature points; image registration; SIFT algorithm

0 引 言

疵病图像配准及拼接是图像处理学科需要重点研究的问题,很多学者对其进行了深入的研究。图像配准是图像拼接的关键步骤,配准算法的精度决定后期图像拼接的质量。近年来,有学者提出在互信息配准中加入图像的梯度、共生矩阵、特征点等信息,使得互信息配准的精度和鲁棒性得到增强。Roche 等^[1]利用最大似然估计问题的公式描述了互信息法与相关系数法、相关比率法等其他基于区域的图像配准方法的联系。主要的研究方向是基于灰度的配准研究,该方法计算简单、易于实现,但是在图像中存在较大噪声或者两幅待配准图像中的重叠部分较少的情况下,配准效果会很不理想,容易受到光照变化的影响,而且计算量一般都比较大大。

基于特征的方法是另外一种研究较多的疵病图像配准

方法,Dai 等^[2]利用不变矩的方法描述区域,并采用欧氏距离作为相似性度量准则;Goshtasby^[3]将区域的重心作为关键点来进行图像配准;而 Ton 等^[4]则将片状区域的质心作为关键点进行图像配准。基于特征配准的优点是能够将对整个图像的各种分析转化为对图像特征的分析,从而大大减小了图像处理过程的运算量,而且对灰度变化、图像变形以及遮挡等都有较好的适应能力。

因此,基于特征配准的方法对于疵病图像的处理更为简单、有效,对图像的要求较少,对其进行研究很有必要。

1 基于特征的图像配准

图像匹配^[5]是指针对任意的两幅或几幅图像,通过算法设计确定出两幅或几幅图像之间是否存在相同或重叠部分,如果存在,便对其进行配准。

表示一幅图像有很多特征,主要分为 3 种:点特征、线

特征和面特征。

图像中的点特征^[6]具有信息量大且数量少的特点,因此基于特征点匹配的算法是使用最多的,而尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)算法是其中最广泛的一个。

SIFT 算法^[7]是以尺度空间为基础的特征点检测算法,图像的平移、旋转、尺度改变都不会影响匹配的结果,是一种应用比较广泛的图像匹配算法。该方法分为 3 个步骤:提取特征点、描述特征点及匹配图像。

1.1 特征点提取

SIFT 特征点提取的具体步骤如下:

1) 建立尺度空间

建立图像的尺度空间^[8]就是对一幅图像进行尺度变换,得到该图像在不同尺度下的图像序列,从这些序列上提取特征信息,达到提取特征点的目的。对于待匹配图像图像 $I(x, y)$, 尺度空间表示为 $L(x, y, \sigma)$:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

由式(1)可见,尺度空间是由待匹配图像与高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 卷积得到的,其中:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (2)$$

其中 σ 为尺度因子。

为了达到提高特征点稳定性的目的,提出并构建高斯尺度金字塔:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

其中 k (常数)为两个相邻尺度空间的倍数,具体过程如图 1 所示。

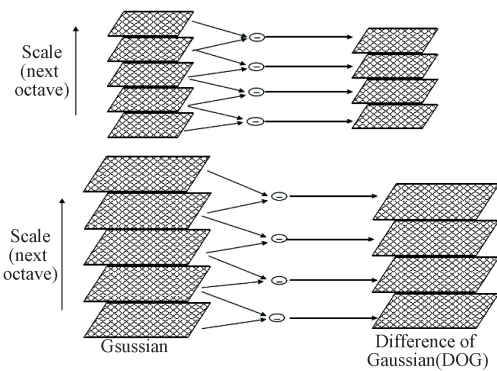


图 1 尺度空间的构成

2) 局部极值检测

极值点检测的过程是在每一组的相邻 DoG 图像之间进行的,其过程如图 2 所示。待检测点通过与同一尺度中的相邻 8 个点以及相邻两尺度中的 9×2 个点(共 26 个点)进行比较,如果待检测点像素为最大值,则将该点视为候选特征点。

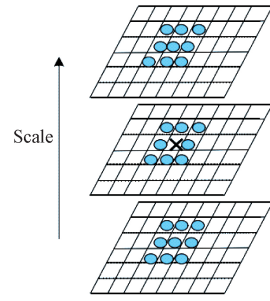


图 2 DOG 空间极值点检测

3) 特征点定位

运用上述的极值点检测方法可以获取许多候选的特征点,但是由于搜索过程是在离散的空间中完成的,搜索到的极值点位置可能是不精确的,因此需要对极值点位置进行精确的定位^[9]。

$D(x, y, \sigma)$ 在候选极值点 (x_0, y_0, σ) 处的二阶泰勒展开式表示为:

$$D(x, y, \sigma) = D(x_0, y_0, \sigma) + \frac{\partial \mathbf{D}^T}{\partial \mathbf{X}} \mathbf{X} + \frac{1}{2} \mathbf{X}^T \frac{\partial^2 \mathbf{D}}{\partial \mathbf{X}^2} \mathbf{X} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{X} = (x, y, \sigma)^T$ 表示相对特征点的偏移量,要精确的定位特征点的位置,可对式(4)求一阶偏导,并令其一阶偏导的值为 0。对式(4)等号两边求对 x 的偏导,即可得精确的特征点位置 $\hat{x}$:

$$\hat{x} = \frac{\partial^2 \mathbf{D}^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial \mathbf{D}}{\partial x} \quad (5)$$

若特征点的偏移量大于某一阈值,则该特征点是错的,剔除掉,并且若 $|D(\hat{x})| < 0.03$ 表明该极值点响应值过小,对噪声鲁棒性差,也应剔除。

其次,边缘上的特征点对噪声的鲁棒性^[10]差, SIFT 特征检测去除边缘点是通过特征点的 Hessian 矩阵来完成的。Hessian 矩阵定义如下:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$\mathbf{H}$ 的特征值 α 代表 x 方向上的梯度; β 代表 y 方向上的梯度。

$$Tr(\mathbf{H}) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (7)$$

$$Det(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \quad (8)$$

其中 $Tr(\mathbf{H})$ 表示 Hessian 矩阵的迹^[11], $Det(\mathbf{H})$ 表示 Hessian 矩阵的模值,如果提取到的特征点不满足不等式(9),则该点是边缘点,应予剔除。

$$\frac{Tr(\mathbf{H})^2}{Det(\mathbf{H})} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (9)$$

其中 r 为经验值, Lowe 给出的参考值为 $r = 10$ 。

因此,特征点的提取是通过精确定位和边缘点的判定来实现的。对特征点进行提取后,下一步就是对其进行

描述。

1.2 特征点的描述

采用一种固定的方法对特征点进行描述,尺度、旋转等变换对该方法不会有太大的影响。如果特征区域的结构和灰度信息能够被很好地描述,会使得匹配效果更好。

特征点的位置 (x, y, σ) 确定以后, SIFT 特征描述步骤如下:

1) 获取特征点的主方向

首先, SIFT 算法中特征点主方向的确定是通过统计梯度直方图的形式来确定的, 需要得到特征区域内每一个像素点 $I(x, y)$ 梯度的模 m 和梯度方向 θ :

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (10)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{(L(x, y+1) - L(x, y-1))}{(L(x+1, y) - L(x-1, y))} \right) \quad (11)$$

其中, $m(x, y)$ 是像素梯度的幅值; $\theta(x, y)$ 是像素梯度的幅角; L 为在尺度为 σ 下的图像。

然后, 对特征区域内每一个像素点的梯度方向和模进行直方图统计。直方图的横轴为梯度方向分为 36 份, 每一份 10° , 纵轴为梯度方向模的累加(注意, 梯度模值进行高斯加权后再累加, 因为离特征点越近的像素点梯度信息更重要, 因此需分配更大的加权系数)。根据直方图统计的结果, 峰值位置即为特征点的主方向, 为了增加结果的稳定性, 还要给特征点分配若干个辅方向, 如果梯度方向能达到最大值的 80% 以上, 则分配给特征点作为辅方向。如图 3 所示, 实线箭头指的是特征点的主方向, 虚线箭头指的是辅方向。

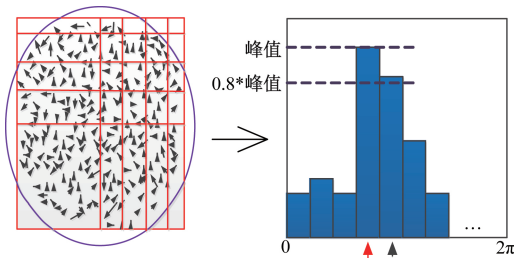


图 3 特征点主方向的分配

2) 特征点描述矢量的生成

对于每一个特征点, 以它为中心选取尺寸为 16×16 的区域, 将这个区域均分成 4×4 的 4 个子区域, 同时对 4 个子区域进行梯度方向和幅值的计算, 把每个子区域得到的梯度方向在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 的范围内划分成 8 份作为直方图的横轴, 将梯度的模值进行累加之后就形成了一个 8 方向的梯度信息, 这样就构成了一个 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的向量^[12], 如图 4 所示。

SIFT 特征描述矢量对于图像空间变换、光照变换等变

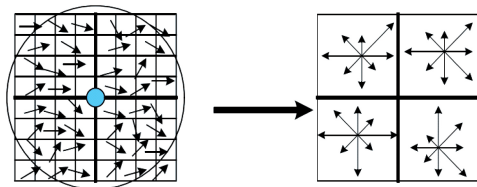


图 4 SIFT 算法特征描述

形和失真具有鲁棒性, 而不同位置上的值又有很大的区别, 这就给特征匹配等提供了很好的条件。

1.3 特征点的匹配

通过描述向量的构建得到两个 SIFT 特征向量, 衡量两幅图像相似性的标准是一对关键点特征向量的欧氏距离。取图 1 中的一个关键点 point1, 遍历图像 2 中最接近的两个关键点近点 point21, 次近点 point22。在这两个关键点中, 如果 point1 到 point21 的距离除以 point1 到 point22 距离小于 0.8, 则将其确定为一对匹配点^[13], 如图 5 所示。

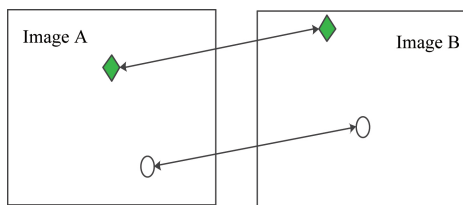


图 5 特征点的匹配

欧氏距离:

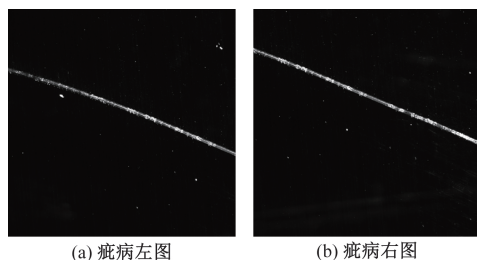
$$dis = \sqrt{\sum_{i=1}^H (D_a(i) - D_b(i))^2} \quad (12)$$

其中 H 是特征描述矢量的维数; dis 为两个特征描述矢量的欧氏距离。

根据 SIFT 算法所描述的特征点提取、特征点描述、特征点匹配, 利用 MATLAB 软件进行编程对采集的图像进行配准。

2 实验与分析

搭建实验平台, 采集得到的两幅疵病图像^[14]如图 6(a) 和(b)所示。



(a) 疵病左图

(b) 疵病右图

图 6 疵病图像

经过 SIFT 算法,利用 MATLAB 软件进行编程,提取特征点后得到的图像如图 7(a)和(b)所示。

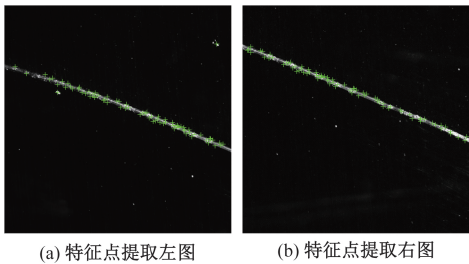


图 7 特征点提取

特征点提取图像中,特征点用“+”号表示,从图 8 中可以看出,在相同区域检测到了较多的特征点,为后边的匹配打下了基础。特征匹配得到的图像如图 8 所示。

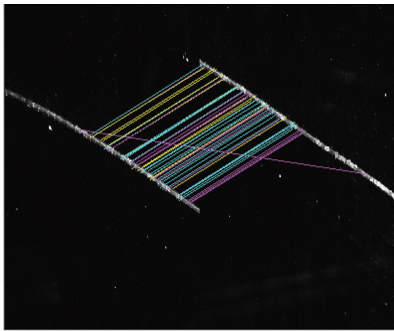


图 8 特征匹配图像

为了便于观察,将两幅图中的特征点用有颜色直线连接^[15]。配准之后,对其进行拼接,结果如图 9 所示。

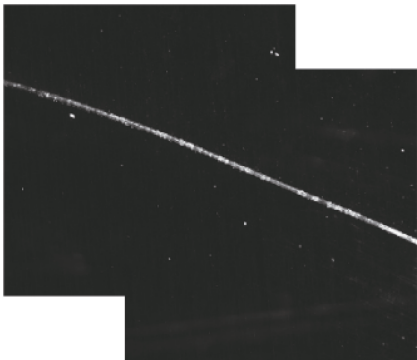


图 9 拼接后的图像

从拼接后的图像可以看出,实现了待拼接图像图像的合成,合成后的图像均达到了视觉上的一致性。
为了进一步验证本算法在图像配准方面的优势及可靠性,对 4 组图像进行配准,配准数据如表 1 所示。
根据 SIFT 算法,用 MATLAB 软件对疵病、Lena、Man、Boat 等 4 幅图像进行配准,得出了每幅图像的特征点

表 1 配准数据

图像	特征点个数	特征点检测时间/ms	匹配时间/ms
疵病	327	2 368	4 467
Lena	352	2 734	6 023
Man	798	2 607	8 864
Boat	413	2 501	5 378

个数、特征点检测时间、匹配时间等数据,从数据可以看出,与传统的基于灰度配准疵病图像的方法相比,无论是精度还是检测时间,都得到了很大的提升,并且采集图像时所受到的限制也很小,结果表明基于 SIFT 算法的疵病图像配准很成功。
由配准拼接结果及数据可知,基于特征点的 SIFT 算法对疵病图像的配准效果很好。

3 结 论

通过对特征点匹配算法(SIFT 算法)进行分析与研究,并且对实验所采集到的疵病图像进行配准,取得了很好的效果。当所采集的图像中所包含的信息量很大时,基于特征点匹配的 SIFT 算法可以简单高效完成图像配准,并且具有很高的精度。该研究结果表明,基于疵病图像的配准可以充分地利用图像中的特征进行配准,通过特征的提取、描述以及配准,而不仅仅是依赖于灰度^[16],使得疵病图像的配准有了更多的选择性,并且在前人的基础上做了大量的实验,对实验进行验证,解决了基于灰度值匹配的运算量大及精度低的问题,对光学元件的检测提供了很大帮助。但还存在很多不足,如 SIFT 特征描述算子是对 DoG 特征点的描述,但 DoG 特征点的提取是在对原图像进行多次高斯差分 and 多次隔点取值后,将局部极值点作为特征点,由于多次高斯差分 and 多次隔点取值,造成其运算复杂、处理速度慢等缺点。因此,还需要不断地改进。

参考文献

[1] ROCHE A, MALANDAIN G, AYACHE N. Unifying maximum likelihood approaches in medical image registration [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology,2000,11(1):71-80.

[2] DAI X, KHORRAM S. Development of a feature-based approach to automated image registration for multitemporal and multisensor remotely sensed imagery[C]. Proceedings of the 1997 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1997(1):243-245.

[3] GOSHTASBY A. A symbolically-assisted approach to digital image registration with application in computer vision[D]. Michigan State University, 1983.

[4] TON J, JAIN A. Registering landsat images by point matching[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1989, 27(5): 642-651.

- [5] 岳宗达.基于改进 SIFT 的图像匹配算法研究[D].兰州:兰州理工大学,2016.
- [6] 李维鑫,王慧珍,王小平.基于 Visual Studio 的图像特征点提取研究与实现[J].测绘与空间地理信息,2017,40(12):193-195,199.
- [7] 丁南南.基于特征点的图像配准技术研究[D].长春:中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所),2012.
- [8] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. Orb: an efficient alternative to sift or SURF [C]. Proceeding of the IEEE International Conference on Computer Vision, Barcelona, 2011:2564-2571.
- [9] ALEXANDRE A, RAPHAEL O, PIERRE V. FREAK: Fast retina keypoint[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, 2012:510-517.
- [10] 汪松.基于 SIFT 算法的图像匹配方法研究[D].西安:西安电子科技大学,2013.
- [11] 郑刚.基于特征的图像匹配算法研究[D].长沙:国防科学技术大学,2011.
- [12] 于丽莉,戴青.一种改进的 SIFT 特征匹配算法[J].计算机工程,2011,37(2):210-212.
- [13] 梁栋,颜普,朱明,等.一种基于 NSCT 和 SIFT 的遥感图像配准算法[J].仪器仪表学报,2011,32(5):1083-1088.
- [14] BOUCHIHA R, BESBES K. Automatic remote-sensing image registration using SURF [C]. 2010 The 3rd International Conference on Machine Vision (ICMV 2010), 2010: 406-410.
- [15] 阮芹,彭刚,李瑞.基于特征点的图像配准与拼接技术研究[J].计算机与数字工程,2011,39(2):141-144,183.
- [16] 颜雪军,赵春霞,袁夏.2DPCA-SIFT:一种有效的局部特征描述方法[J].自动化学报,2014,40(4):675-682.

作者简介

刘璐,硕士研究生,主要研究方向为光学检测。

E-mail: 378145816@qq.com