

基于改进光流法的显微图像拼接算法研究

陈庆, 周海洋, 余飞鸿*

浙江大学光电科学与工程学院, 浙江 杭州 310027

摘要 显微镜倍率越大, 视野越小, 通常需要通过图像拼接得到视野范围大且分辨率高的切片图像。而显微图像拼接时, 由于特征丰富、信息量大且包含大量相似区域, 导致拼接时间过长, 配准准确率低。为此, 提出了一种针对显微图像的拼接算法, 可以快速进行配准和融合得到拼接图像。首先通过模板匹配进行初始运动估计, 然后用光流法做进一步匹配, 得到匹配点对后通过相似性和位置约束剔除误匹配点, 进一步提高配准精度。实验结果表明, 所提方法可以在保持实时性的同时有效提高配准精度。

关键词 图像处理; 图像配准; 光流法; 模板匹配; 位置约束

中图分类号 TP971.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2410001

Microscopic Image Mosaic Algorithm Using Improved Optical Flow Method

Chen Qing, Zhou Haiyang, Yu Feihong*

College of Optical Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China

Abstract The larger the magnification of the microscope, the smaller the field of view. It is usually necessary to obtain a slice image with a large field of vision and high resolution through image stitching. Microscopic images are characterized by rich features, a large amount of information, and contain several similar regions, resulting in high time consumption and low registration accuracy. This study proposes a mosaic algorithm for microscopic images, which can quickly perform registration and fusion. In this study, template matching is used for initial motion estimates and the improved optical flow approach is employed for further matching. After collecting the matching point pairs, the mismatched points are removed using similarity and position restrictions, which increases registration accuracy. Experimental results show that the proposed method can effectively improve registration accuracy while maintaining real-time performance.

Key words image processing; image registration; optical flow method; template matching; position constraint

OCIS codes 100.2000; 100.3008; 100.2960; 100.4145

1 引言

随着显微镜在生物医学和临床领域中得以广泛使用, 以高分辨率观看整个组织切片的需求越来越迫切, 常见的扩大视野的方法是通过将具有重叠区域的多个局部图像拼接成一张全局图像。

配准是图像拼接中最关键的步骤, 是指计算不同时刻、不同视角或不同设备拍摄的同场景的一

系列图像的相对位置的过程。由于显微图像具有大量复杂且相似的微观结构, 对配准算法鲁棒性要求较高。常见的配准算法可以分为基于特征和基于非特征的算法。基于特征的配准算法通常使用边缘、角点, 甚至特征之间的关系等进行配准^[1-3], 由于显微图像微观结构总是非常复杂, 基于特征的方法通常会提取大量特征进行匹配, 计算量极大, 当图像分辨率较高、数目较多时, 难以实现实时配准。后者主

收稿日期: 2020-12-11; 修回日期: 2021-01-19; 录用日期: 2021-02-12

通信作者: *feihong@zju.edu.cn

要有基于频域信息的算法^[4-5]、基于区域信息的算法^[6]和利用差分方法进行光流估计的方法^[7-8]。基于频域的方法通过快速傅里叶变换快速配准,但配准成功率较差。模板匹配原理简单、应用广泛,但是精度一般。光流法^[9]是通过泰勒展开和微分理论计算图像亮度信息变化的方法,计算速度快,但对图像位移敏感,无法估计图像之间较大的位移。通常通过高斯金字塔,将较大的位移分解为多个较小位移的计算,可以有效地扩大光流法的计算范围,但这还远远不够。虽然这些算法依然在继续改进中,但是仍没有很好地平衡效率与精度的关系。

为了改善显微图像配准耗时过长以及精度差的问题,本文提出一种基于改进光流法的快速拼接算法。引入模板匹配作为初始估计,通过计算图像相似性度量得到位移作为光流法的初始值,扩大光流法计算范围。与传统方法相比,该算法具有更高的效率和精度。但是由于显微图像的高度复杂性及相似性,光流法会出现较多的误匹配,为此本文引入了基于特征点相似度和位置关系的误匹配点剔除方法,然后用随机抽样一致(RANSAC)方法计算位移。实验结果表明,增加约束条件后的算法对显微图像的鲁棒性更好,进一步提高了配准精度。

2 基本原理

本文方法由模板匹配、改进的光流法和图像融合组成。具体流程如图 1 所示。

首先输入待配准的图像,通过模板匹配获得初始位置估计,既可以有效地提高配准速度,又可以解决运动较大时光流法计算结果不准确的问题。根据上一步得到的初始位置找出重叠区域,将重叠区域输入光流法做光流跟踪得到匹配点对,之后用相似度和位置关系剔除误匹配点,然后用 RANSAC 算法计算位移。最后将图像无缝地融合在一起。

本节将详细说明算法流程。

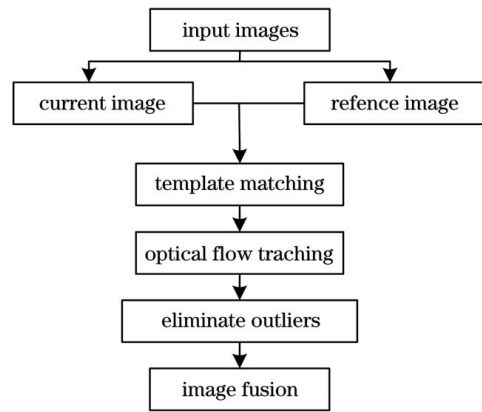


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed method

2.1 模板匹配

由于图像运动较大时光流法计算结果不准确,本文添加模板匹配来做初始运动估计。为了提高配准速度,首先将图像下采样 5 倍,为了平衡精确度和计算时间,选用归一化互相关系数来寻找最佳匹配,互相关系数为

$$r = \frac{\sum_{x',y'} T(x',y') \cdot I(x+x',y+y')}{\sqrt{\sum_{x',y'} T(x',y')^2 \cdot I(x+x',y+y')^2}}, \quad (1)$$

式中: T 表示模板图像; I 表示输入图像; (x',y') 为模板中的坐标; (x,y) 为模板相对于输入图像的位移。

如图 2 所示,原图像大小为 (W_0, H_0) ,模板匹配得到初始位移 (x_0, y_0) 。则参考图像中,重叠区域位置和大小为

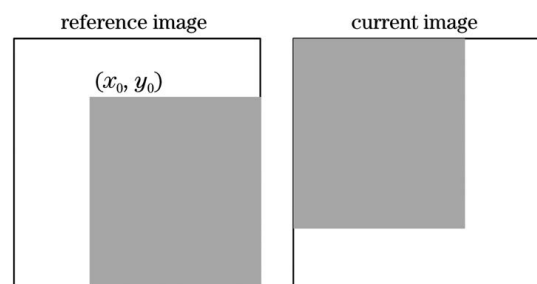


图 2 图像重叠区域

Fig. 2 Image overlap area

$$(x, y, W, H) = \begin{cases} (x_0, y_0, W_0 - x_0, H_0 - y_0), & x_0 \geq 0, y_0 \geq 0 \\ (0, 0, W_0 + x_0, H_0 + y_0), & x_0 < 0, y_0 < 0 \\ (x_0, 0, W_0 - x_0, H_0 + y_0), & x_0 \geq 0, y_0 < 0 \\ (0, y_0, W_0 + x_0, H_0 - y_0), & x_0 < 0, y_0 \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

当前图像中重叠区域为

$$(x, y, W, H) = \begin{cases} (0, 0, W_0 - x_0, H_0 - y_0), & x_0 \geq 0, y_0 \geq 0 \\ (-x_0, -y_0, W_0 + x_0, H_0 + y_0), & x_0 < 0, y_0 < 0 \\ (0, -y_0, W_0 - x_0, H_0 + y_0), & x_0 \geq 0, y_0 < 0 \\ (-x_0, 0, W_0 + x_0, H_0 - y_0), & x_0 < 0, y_0 \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

2.2 光流法及其改进

得到重叠区域后,对当前图像和参考图像的重叠区域进行光流跟踪。本文算法主要用于显微镜下同一切片的图像的拼接,在观察同一切片的过程中亮度是固定的,满足光流法的亮度恒定的基本假设。对于 t 时刻的图像中的每一个点亮度 $E(x, y, t)$ 都会有一个对应的点在 $t + \Delta t$ 时刻的图像中,即

$$E(x, y, t) = E(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)。 \quad (4)$$

在(4)式右边应用泰勒展开,可以得到二维光流约束,

$$\frac{\partial E_t}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial E_t}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{\partial E_t}{\partial t} = 0。 \quad (5)$$

定义损失函数为

$$\sigma = \sum_x (u_m e_x + v_m e_y + e_t)^2, \quad (6)$$

式中: $u_m = x' - x$; $v_m = y' - y$; $e_x = \frac{\partial E_t}{\partial x}$; $e_y = \frac{\partial E_t}{\partial y}$; $e_t = \frac{\partial E_t}{\partial t}$ 。

最小化损失函数以满足光流约束条件,损失函数越小,配准越好。由于光流法是基于泰勒公式展开的,并且用 $x' - x$ 和 $y' - y$ 代替了 $\frac{dx}{dt}$ 和 $\frac{dy}{dt}$,因此当图像运动较大时计算结果不准确,甚至可能导致匹配结果与真实值相差巨大。本文在光流跟踪前通

过模板匹配进行了初步估计得到图像的重叠区域,该重叠区域位移较小,做进一步的光流跟踪时,可以避免因图像位移较大导致结果不准确,从而进一步优化了配准精度。

由于待配准的图像为不同时刻采集,部分图像是在运动过程中采集的,因此可能会出现运动模糊,两幅待配准图像清晰度不一致,导致光流法出现较多的误匹配,这也对图像配准算法提出了更高的要求。为此,引入误匹配点剔除方法来解决这一问题。常用的误匹配点对剔除方法有通过相似度剔除和通过哈尔矩阵的值剔除。特征点相似性主要通过计算特征点对邻域的相似性,将特征点对邻域内像素值相减,即得到点对的相似性,但是由于显微图像的高度相似性,这种剔除方法效果一般。且由于显微图像有大量复杂的微观结构,哈尔矩阵特征值对点对点度量效果非常差。因此,本文在相似性度量的基础上添加了位置约束条件。位置约束计算方式如下。

光流法得到的特征点对集 $P(P_1, P_2, \dots, P_N)$, 其中 $P_i = [(x_i, y_i), (x'_i, y'_i)]$, (x_i, y_i) 和 (x'_i, y'_i) 分别为目标图像和参考图像中配对的点。对点对集中任意一对点对 P_A , 从点对集 P 中任取另一点对 P_{B_i} , 计算向量 \mathbf{AB}_i 和 $\mathbf{A'B}'_i$ 的夹角大小的余弦值 D_θ 和长度差距 D_L , 分别为

$$D_\theta = \left| \frac{\mathbf{AB} \cdot \mathbf{A'B}'}{|\mathbf{AB}| \cdot |\mathbf{A'B}'|} \right| = \left| \frac{(x_{B_i} - x_A)(x_{B'_i} - x_{A'}) + (y_{B_i} - y_A)(y_{B'_i} - y_{A'})}{\sqrt{(x_{B_i} - x_A)^2 + (y_{B_i} - y_A)^2} \cdot \sqrt{(x_{B'_i} - x_{A'})^2 + (y_{B'_i} - y_{A'})^2}} - 1 \right|, \quad (7)$$

$$D_L = \left| \sqrt{(x_{B_i} - x_A)^2 + (y_{B_i} - y_A)^2} - \sqrt{(x_{B'_i} - x_{A'})^2 + (y_{B'_i} - y_{A'})^2} \right|, \quad (8)$$

式中: (x_A, y_A) 和 $(x_{A'}, y_{A'})$ 分别表示目标图像中的一个特征点和参考图像中与之配对的点; (x_{B_i}, y_{B_i}) 和 $(x_{B'_i}, y_{B'_i})$ 表示与 A 不同的另一对点。如果计算得到的 D_θ 和 D_L 满足相似标准阈值,则

$$C_i = \begin{cases} 1, & \text{if } D_\theta < T_\theta, D_L < T_L \\ 0, & \text{other} \end{cases}。 \quad (9)$$

其中,本文采用的阈值为 $T_\theta = 0.10$, $T_L = 3.0$, 该值由经验得出。随机抽取 8 次 P_{B_i} , 计算 C_i 的总和为

$$C = \sum_{i=1}^8 C_i。 \quad (10)$$

C 表示随机抽取的 8 个点中位置关系匹配正确的点的个数, C 值越大,表示点对 A 配准正确率越高。若 C 值大于 6,说明点对 A 满足位置约束条件,则认为点对 A 是正确匹配的点对,否则剔除点对 A 。

2.3 图像融合

完成配准后,利用位置关系将图像变换到同一坐

标系下, 然后进行图像融合。为了避免出现拼接缝, 直接使用加权平均融合法进行融合。令 $f_1(x, y)$ 、

$f_2(x, y)$ 表示待拼接图像, $f(x, y)$ 表示拼接图像, 那么

$$f(x, y) = \begin{cases} f_1(x, y) & , x, y \in f_1 \\ \alpha f_1(x, y) + \beta f_2(x, y) & , x, y \in (f_1 \cap f_2), \\ f_2(x, y) & , x, y \in f_2 \end{cases} \quad (11)$$

$$\alpha = \frac{x - x_1}{x_r - x_1}, \beta = \frac{x_r - x}{x_r - x_1}, \quad (12)$$

式中: x_r 和 x_1 表示两张待拼接的图像的重叠区域的右边缘和左边缘。这样就可以得到无缝的拼接图了。

3 分析与讨论

实验程序由 Microsoft Visual Studio 2017 配置 opencv4.1.1 编写, 运行在 Intel i5-8300 2.30 GHz 8 G 的 64 位 Win10 平台下。

本文通过对 450 组 1536×1024 的显微图像进行配准, 统计平均配准时间, 与 Autostitch^[10] 和金字塔 Lucas-Kanade 光流法^[11] 进行比较。其中一组图片的原图如图 3 所示, 其拼接结果如图 4 所示。

由于 Autostitch 采用尺度不变特征变换(SIFT)和 RANSAC 算法进行配准, 且显微图像细节丰富, 因此其在显微镜图像拼接中耗时极大。模板匹配法实时性较好, 但精度一般, 如图 4(b) 所示, 拼接处会有轻微的错位。金字塔光流法匹配较快, 但是由于图像位移较大, 该方法无法处理位移较大的配准, 如图 4(c) 所示, 匹配失败, 拼接结果明显错位。本文提出的算法得益于使用了模板匹配估计初始位置, 弥补了光流法无法处理较大位移配准的缺陷, 同时保留了光流速度较快的优点。如表 1 所示, 本文算法平均耗时为 0.121 s, 每秒能处理 8 frame, 较 Autostitch 快了 30 多倍, 较模板匹配法也快了 2 倍, 基本上可以

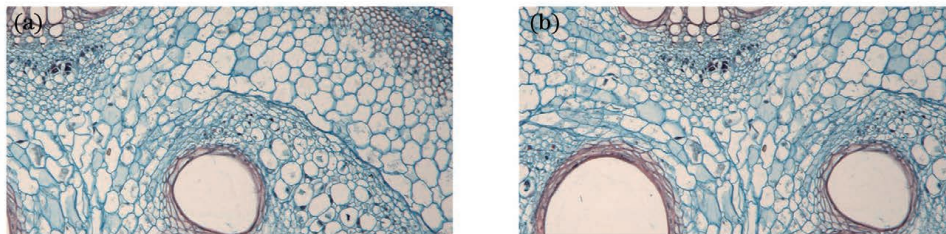


图 3 测试原图

Fig. 3 Original images

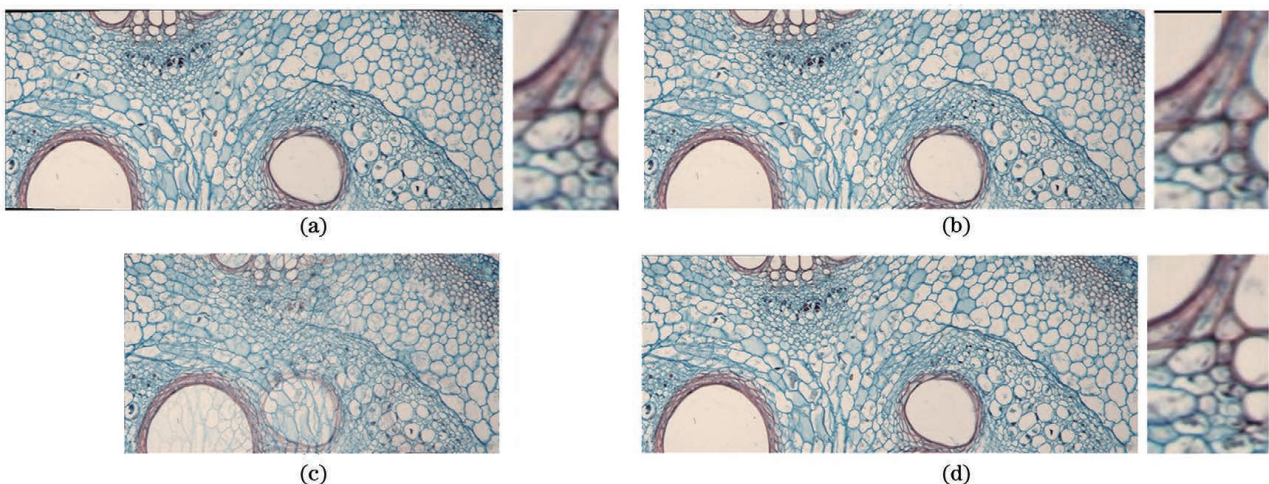


图 4 拼接结果。(a) Autostitch 法; (b) 模板匹配法; (c) 光流法; (d) 本文算法

Fig. 4 Stitching results. (a) Autostitch method; (b) template matching method; (c) optical flow method; (d) proposed method

表 1 不同算法的耗时比较

Table 1 Running time of different algorithms

Algorithm	Autostitch	Template matching	Optical flow	Proposed method
Time /s	3.780	0.278	0.216	0.121

满足实时的需求。最后,本文使用加权平均融合算法进行图像融合,进一步降低计算成本。如图 4 所示,本文算法可以满足实时无缝图像拼接的要求。

接下来通过对模板匹配获得的重叠区域进行光流法配准来验证所提剔除坏点算法的效果。分别使用添加位置约束前后的配准算法对 2 对有重叠区域的 300×300 的图像进行实验,测试图像如图 5 所示。首先查看位置约束剔除的点情况,图 6(a)、

(b)中的线表示用光流法相似度剔除后得到的点对,可以看出还有大量匹配失败的点对未被剔除。黄色线表示位置约束剔除的点对,可以看出本文算法正确识别了大量匹配失败的点对。当图像边缘不够锐利或者两幅待匹配图像清晰度不一致时,会出现提取的特征点位置不准确或者直接跟踪失败的情况,如图 6(b)中错位明显,添加约束条件可以有效改善这种情况。

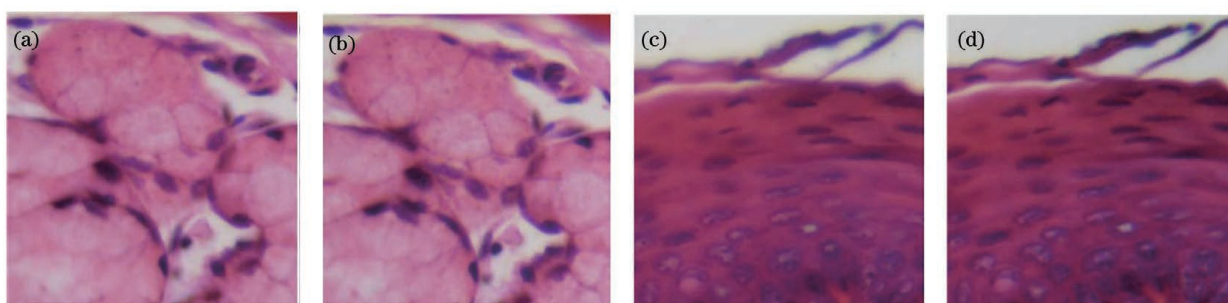


图 5 测试原图

Fig. 5 Original images

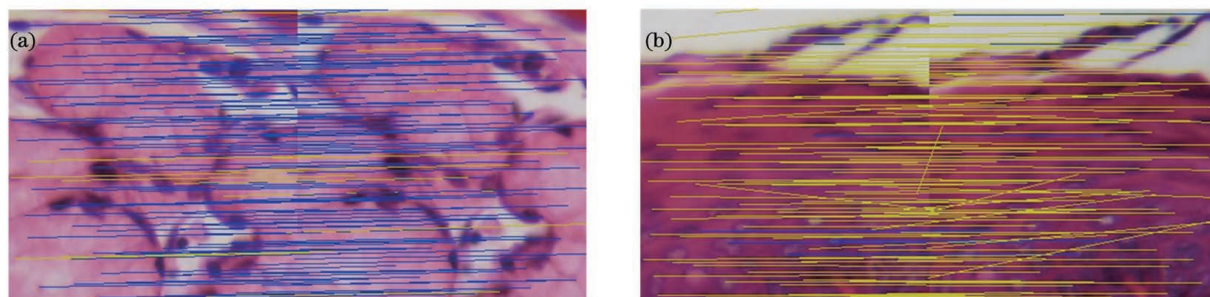


图 6 改进前后的点匹配结果

Fig. 6 Point matching results before and after improvement

图 7 为添加约束条件前后的配准结果,为了方便观察配准的错位情况,图 7 未进行图像融合操作。

可以看出,未添加约束条件情况时[图 7(a)、(c)],特征点的误匹配率较高,导致图像拼接时产生轻微

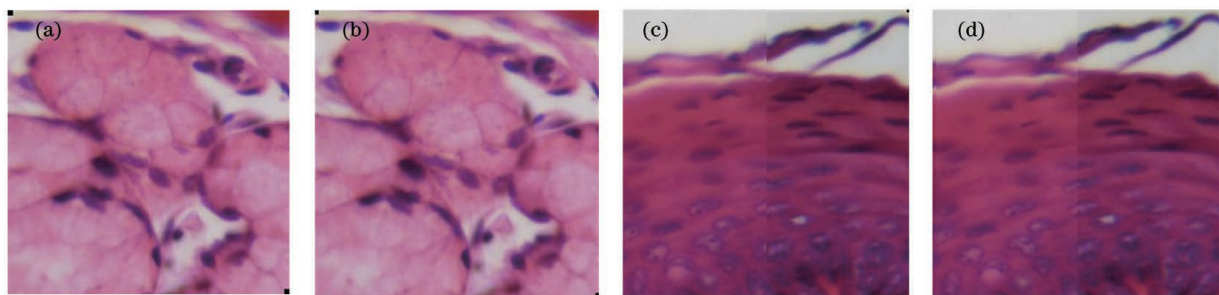


图 7 改进前后的配准结果。(a)(c)改进前;(b)(d)改进后

Fig. 7 Stitching results before and after improvement. (a)(c) Before improvement; (b)(d) after improvement

错位,导致拼接结果不精准;添加约束条件后[图 7(b)、(d)],剔除匹配错误的点,可以有效改善错位情况。

为了进一步客观地评价本文提出的基于位置约束的错误匹配对剔除算法的效果,接下来实验比较了点对准准确率以评价这一算法,其中点对准确率的计算公式为

$$R_{acc} = \frac{N_c}{N_t} \times 100\%, \quad (13)$$

式中: N_c 表示正确匹配的点对数; N_t 表示总点对数。通过测试 6 组添加约束条件前后的匹配点对,测得的匹配点对数和准确率如表 2 所示。统计添

表 2 添加约束条件前后的准确率分析

Table 2 Analysis of accuracy rate before and after adding constraints

Group	Number of matches	Number of matches after eliminate outlier	Number of correct matches	Accuracy / %
1	132	130	122	93.85
	132	123	116	96.75
2	131	120	53	44.17
	131	15	11	73.33
3	121	108	72	66.67
	121	54	45	83.33
4	123	120	104	86.67
	123	90	86	95.56
5	108	98	61	62.24
	108	33	27	81.31
6	105	97	89	81.82
	105	87	84	96.55

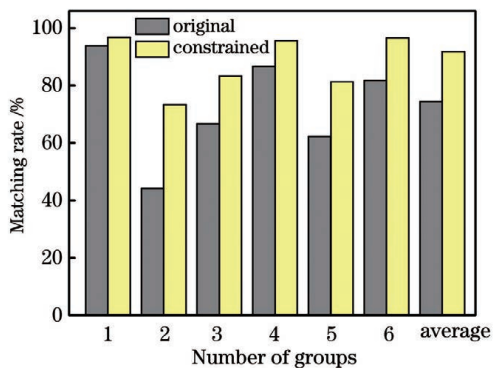


图 8 添加约束条件前后正确匹配率

Fig. 8 Correct matching rate before and after adding constraints

加约束条件前后的匹配正确率如图 8 所示,对所有实验组,添加约束条件后正确匹配率均有提高。添加约束条件后,匹配点对数目减小,正确匹配率增加,大部分的错误匹配点被成功剔除。此外如图所示,在剔除错误匹配对的同时,也剔除了少部分正确匹配的点对。但由于计算位移仅需要少量的精确匹配的点对,保留正确匹配点的前提下适量减少匹配点数量反而会加快 RANSAC 拟合的速度。添加约束条件后,特征点平均正确匹配率均值由 72.57% 提高到了 87.81%,提高了 15.24 百分比,说明添加约束条件可以有效提高图像配准的质量。

接下来采用本文算法对不同的显微图像进行拼接测试。取图 9 所示的两组不同的显微图像进行测试,得到的拼接结果及其细节如图 10 所示。可以看出配准结果比较准确,拼接质量高,无错位、鬼影等情况,图像过渡平缓自然,看不出拼接痕迹。

图 11(a)是由本文算法扫描得到的显微切片全景图,视野较大,包含整个切片的全部信息。图 11(b)~(d)为全景图的拼接细节,该全景图可以放大观察显微切片各个位置的细节。由图可知,本文算法拼接效果好,看不到错位情况和明显拼接缝,无重影、鬼影情况。本文算法不仅减小了计算量,提高了拼接速度,还保持着较高的准确度,配准精度较高。

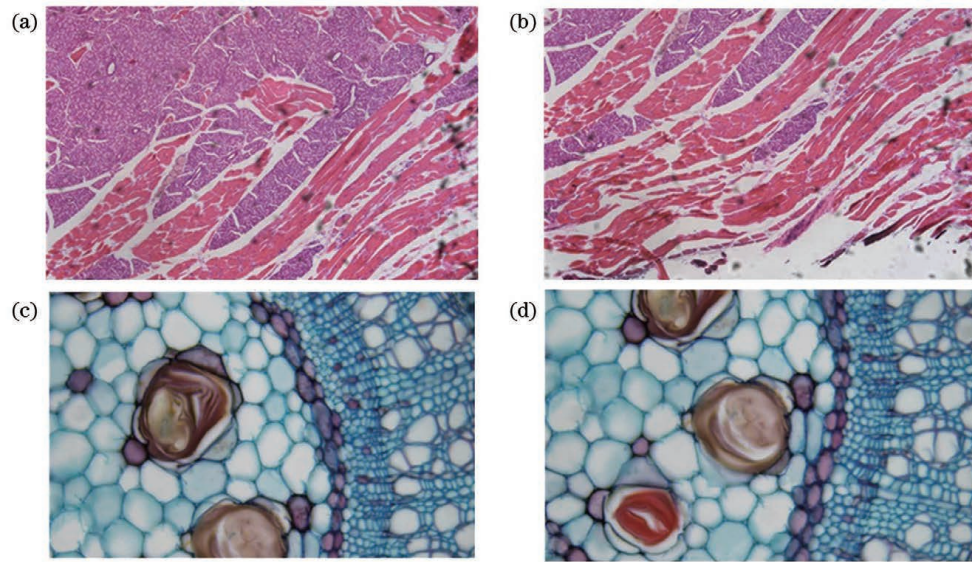


图 9 拼接测试原图像

Fig. 9 Original images for mosaic test

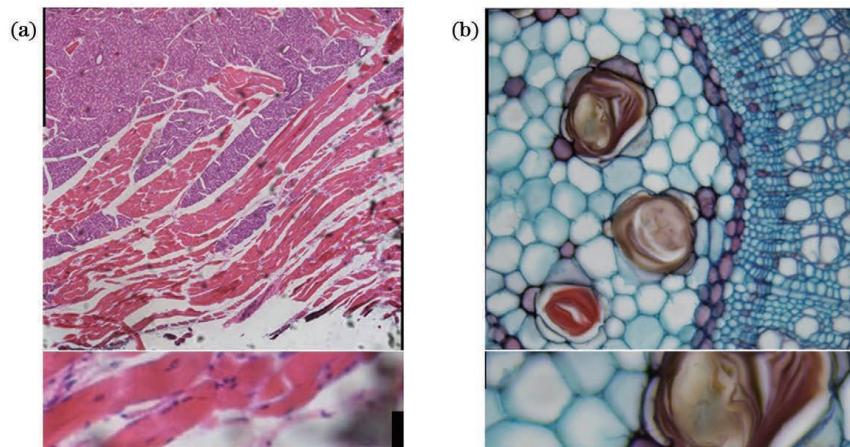


图 10 拼接测试结果

Fig. 10 Results of mosaic test

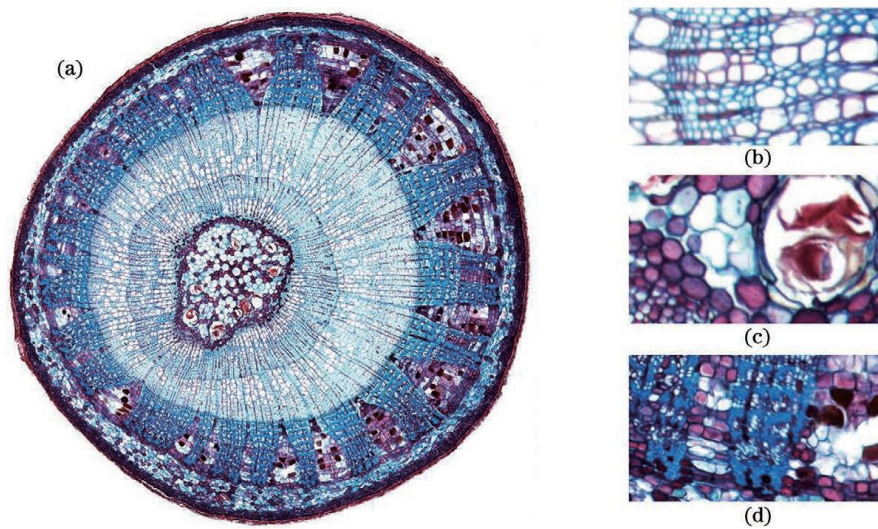


图 11 显微切片全景图。(a)本文算法整体拼接效果；(b)~(d)拼接细节

Fig. 11 Panorama of microscopic slices. (a) Overall stitching performance of proposed method; (b)-(d) stitching detail

4 结 论

本文提出了一种显微镜图像实时拼接方法,该方法利用模板匹配做初始运动估计,并通过添加约束条件的光流法做进一步的精确配准,最后通过加权平均法进行图像融合。实验结果表明,添加位置约束条件可以有效剔除误匹配点,使得光流法具有更高的配准正确率和更强的鲁棒性。这种两步匹配的方法相对于传统的特征点匹配来说,可以在保证配准精度的同时,进一步缩短配准时间,提高算法的效率。

参 考 文 献

- [1] Adel E, Elmogy M, Elbakry H. Image stitching based on feature extraction techniques: a survey[J]. International Journal of Computer Applications, 2014, 99(6): 1-8.
- [2] Han J F, Zhang Y. Research on stitching algorithm based on UAV based on aerial photography[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201003.
韩建峰, 张妍. 基于无人机航拍路面的拼接算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201003.
- [3] Yang S, Kang K X, Ma F. Image matching algorithm based on gradient information descriptor[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(14): 141022.
杨顺, 康可馨, 马飞. 基于梯度信息描述符的图像匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(14): 141022.
- [4] Kuglin C D, Hines D C. The phase correlation image alignment method++[J]. Proceedings of International Conference Cybernetics Society, 1975: 163-165.
- [5] Chen Q S, Defrise M, Deconinck F. Symmetric phase-only matched filtering of Fourier-Mellin transforms for image registration and recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(12): 1156-1168.
- [6] Cooper M C. Formal hierarchical object models for fast template matching[J]. The Computer Journal, 1989, 32(4): 351-361.
- [7] Tsai C J, Galatsanos N P, Katsaggelos A K. Optical flow estimation from noisy data using differential techniques[C]//1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings. ICASSP99 (Cat. No. 99CH36258), March 15-19, 1999, Phoenix, AZ, USA. New York: IEEE Press, 1999: 3393-3396.
- [8] Bereziat D, Herlin I, Younes L. A generalized optical flow constraint and its physical interpretation[C]//Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2000 (Cat. No. PR00662), June 15-15, 2000, Hilton Head, SC, USA. New York: IEEE Press, 2000: 487-492.
- [9] Xu G F, Zeng J C, Liu X X. Visual odometer based on optical flow method and feature matching[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201501.
许广富, 曾继超, 刘锡祥. 融合光流法和特征匹配的视觉里程计[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201501.
- [10] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73.
- [11] Bouguet J Y. Pyramidal implementation of the affine lucas kanade feature tracker description of the algorithm[J]. Intel Corporation, 2001, 5: 1-9.