

基于 Floyd 算法的活性污泥显微图像的多图像拼接

赵立杰¹, 张桂硕¹, 邹世达¹, 王国刚¹, 范文玉², 张宇红², 黄明忠^{1*}¹沈阳化工大学信息工程学院, 辽宁 沈阳 110142;²沈阳化工大学环境工程学院, 辽宁 沈阳 110142

摘要 针对高倍镜下单张活性污泥显微图像视野范围小、表征污泥样品信息有限的问题,提出了一种基于 Floyd 算法的活性污泥显微图像的多图像拼接方法。首先通过尺度不变特征变换算法提取活性污泥显微图像点特征,使用余弦距离计算多图像特征匹配点的距离矩阵。然后采用 Floyd 算法确定多图像拼接基准图并优化拼接路径。最后通过仿射变换将待拼接图像根据拼接路径及基准图进行拼接。实验结果验证了所提方法的有效性,该方法能够解决显微图像视野受限、多图乱序情况下显微图像的拼接问题。

关键词 图像处理; Floyd 算法; 活性污泥显微图像; 多图像拼接; 分组拼接

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2210005

Multi-Image Stitching of Activated Sludge Microscopic Image Based on the Floyd Algorithm

Zhao lijie¹, Zhang Guishuo¹, Zou Shida¹, Wang Guogang¹, Fan Wenyu², Zhang Yuhong², Huang Mingzhong^{1*}¹College of Information Engineering, Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang 110142, Liaoning, China;²College of Environmental Engineering, Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang 110142, Liaoning, China

Abstract Addressing the problem of a single activated sludge microscopic image under high magnification of a small field of view and limited information for characterizing sludge samples, a multi-image stitching approach of activated sludge microscopic images based on the Floyd algorithm is proposed. First, the scale-invariant feature transform algorithm is used to extract feature points of activated sludge microscopic images, and the distance matrix of multi-image feature matching points is computed using cosine distance. Next, the Floyd algorithm is used to determine the multi-image stitching reference map and the optimized stitching path. Finally, the images are stitched based on the stitching path and the reference map by an affine transformation. The experimental findings show the efficiency of the approach proposed in this study. In the case of a limited field of microscopic and multiple images in disorder, the approach can solve the problem of stitching images.

Key words image processing; Floyd algorithm; activated sludge microscopic image; multi-image stitching; group stitching

1 引言

图像拼接是指将具有重叠区域的多张图像通过合适的图像配准与融合算法,拼成一张包含之前全部图像信息的拼接图像,然后应用拼接图像进行实验研究与应用的技术^[1]。活性污泥显微镜检查是污水处理厂

操作运行常规检测手段^[2-3]。单张数字图像视野小,仅代表局部小区域污泥样品,然而在显微镜图像分析过程中需要视野范围大且分辨率高的显微图像。因此,研究污泥显微图像的拼接以获取完整表征整个污泥样品全局信息的图像,对于后续数字显微图像定量提取至关重要。

收稿日期: 2021-08-18; 修回日期: 2021-10-03; 录用日期: 2021-10-13

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFB1700200)、2020年辽宁省高等学校创新人才支持计划、2021年度高等学校基本科研重点项目重点项目(LJKZ0442)

通信作者: *zlj_lunlun@163.com

图像拼接技术的核心是图像配准,主要方法包括基于区域的匹配方法和基于特征点的匹配方法。目前研究较多的是基于特征点的匹配方法,基于特征的图像配准方法在基于角点特征、边缘特征等的基础上进行配准。1988年,Harris等^[4]提出了经典的Harris角点检测算法,该算法将图像中具有旋转、平移不变性的角点作为特征点进行图像配准。Lowe^[5-6]于1999年提出了尺度不变特征变换(SIFT)算法,并于2004年进行了改进和完善。SIFT在图像旋转和尺度方面具有良好的鲁棒性,同时在噪声干扰、亮度和视角变化方面还能保持良好的稳定性,因此SIFT广泛应用在图像拼接中^[7]。文献[8]将SIFT特征检查算法引入显微图像拼接中,使用欧氏距离算法进行特征匹配实现了医学显微图像的拼接,但该方法只实现了两张显微图像的拼接,没有解决多张显微图像拼接的问题。文献[9]则在得出两两图像之间的变换矩阵后,建立一个分布式优化模型求解出多图拼接的全局最优解,实现了多图拼接。Nawaz等^[10]提出了一种使用自适应阈值的分割方法,该方法将采集到的显微图像分割成二值图像,再使用相位相关法将显微载玻片的每一行的图像在水平方向上找到图像之间的重叠区域,并且随后在垂直方向上,查找图像在行之间的重叠区域,最后将每一行的拼接图像在垂直方向上进行拼接。这两种方法虽然解决了多幅图像拼接的问题,但无法在图像无序的情况下进行拼接。文献[11]通过改进的相位相关法对图像进行互匹配,根据冲激函数能量峰值的大小制定排序规则,解决了多图像拼接过程中的图像乱序问题。文献[12]使用SIFT算法进行多张图像的特征

提取,然后采用k-d Tree算法进行全局匹配,得到图像之间的连通关系,并采用随机抽样一致性(RANSAC)算法和概率模型验证匹配是否正确,最终得出全景图拼接图像。

本文提出了一种基于Floyd算法的活性污泥显微图像的拼接方法。首先,采用SIFT算法进行图像的特征提取,使用余弦距离对得到的SIFT特征点进行特征点匹配,得出多图像之间的匹配点数集矩阵。然后将匹配点数集矩阵转化为距离矩阵,得出基准图,并通过Floyd算法和基准图计算出多图像之间的拼接路径。最后进行拼接,得到活性污泥显微拼接图像。

2 活性污泥显微图像拼接方法

在采集的活性污泥数字显微图像中,由于其图像分辨率高且背景复杂^[13],采用SIFT算法对活性污泥显微图像进行特征检测,可以获取大量的特征点,在计算最优路径时会增加运算时间,因此所提方法由两部分组成。1)对显微图像使用双三次插值法进行图像放缩,生成原图像1/2大小的小尺寸图像,再进行SIFT特征提取、余弦距离特征匹配得出匹配点集合矩阵,并将匹配点集合矩阵转换成距离矩阵,由距离矩阵得出基准图,再由Floyd算法对距离矩阵进行计算,结合基准图,从而确定拼接路径。2)对原始显微图像进行SIFT特征提取,根据步骤1)Floyd法确定的拼接路径进行特征匹配,根据拼接路径计算各图像和基准图的单映性变换矩阵,根据单映性变换矩阵将图像拼接在一起得到活性污泥显微图像的全景拼接图。图像拼接策略如图1所示。

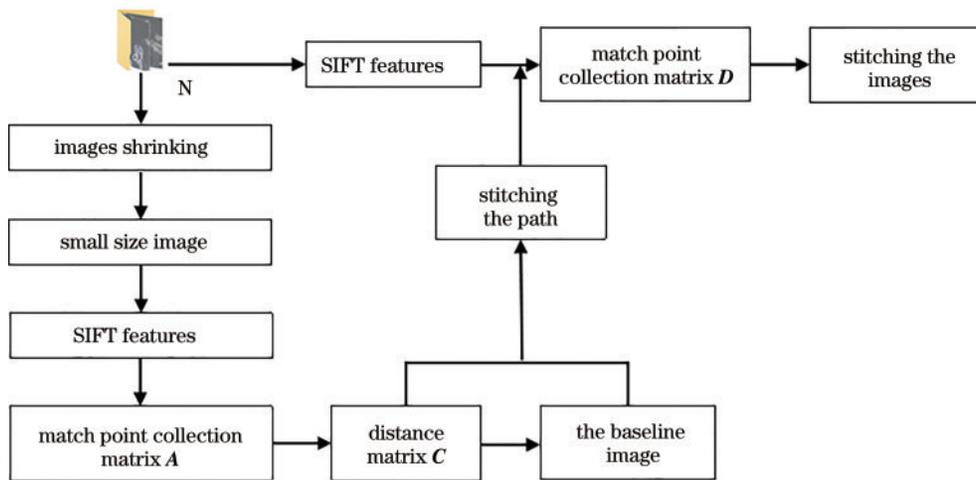


图1 图像拼接策略图

Fig. 1 Image stitching strategy diagram

2.1 特征提取

SIFT由4个主要阶段^[14]组成:1)尺度空间峰值选择;2)关键点定位;3)方向分配;4)特征点描述符生成。第1阶段通过扫描图像的位置和比例来识别潜在的特征点,这可以通过构造一个高斯金字塔,并在一系列高

斯差分图像中搜索局部峰值来实现。第2阶段需要去除那些低对比度的关键点和边缘响应点来精确定位特征点,提高后期图像匹配的稳定性和抗噪声能力。第3阶段确定每个特征点的方向参数,这样图像即使旋转也会有固定的特征点,体现出SIFT特征描述符具

备旋转不变性。最后一个阶段,根据得到的每一个特征点的具体位置、尺寸和方向信息,将每一个特征点描述下来生成特征点描述符^[15]。

在特征匹配时,比较常用的方法是根据欧氏距离^[16]确定特征点之间的匹配关系。而通过 SIFT 算法提取的特征点是包含位置、尺寸、方向等 3 个信息的 128 维向量,若两个特征点相互存在匹配关系,那么特征点向量的方向基本相同。基于这一思想,本实验采用余弦距离^[17]进行特征匹配。设多幅显微图像进行拼接时,其中两幅显微图像 i 和图像 j 的特征点集合为 $M^i = \{M_x^i, x=1, 2, \dots, m\}$ 和 $M^j = \{M_y^j, y=1, 2, \dots, m\}$, 特征点 M_x^i 和 M_y^j 所对应的 128 维的特征向量为 $D_x^i = (d_1^i, d_2^i, \dots, d_{128}^i)$ 和 $D_y^j = (d_1^j, d_2^j, \dots, d_{128}^j)$ 。特征点之间的余弦距离可表示为

$$d(D_x^i, D_y^j) = \arccos \frac{D_x^i D_y^j}{|D_x^i| |D_y^j|} \quad (1)$$

计算图像 i 中每一个特征点与图像 j 中所有特征点的夹角余弦值,按升序排序,找出最小角和次小角,若最小角小于次小角乘以阈值,则认定这两个特征点为匹配特征点。考虑到活性污泥显微图像背景复杂度高, SIFT 算法可计算出足够的特征点,在特征点匹配时,特征点匹配阈值越小,匹配越严格,匹配点对数越少,匹配点对的准确性越高。

在多幅显微图像匹配时,为了避免重复性的匹配计算,设待拼接图像为 N , 则共有 $\frac{N(N-1)}{2}$ 种组合方式,可得到维度为 $N \times N$ 的上三角的匹配点集合矩阵 A 。对于匹配点数集合矩阵 A , 其元素 $A(i, j)$ 数值越大,说明图像 i 和图像 j 之间匹配特征点越多,那么这两张图像重合的范围可能性越大。根据重合度可能性越大,优先拼接的想法来设计路径问题。在一个二维图像中,最少需要 3 个匹配点才能在图像匹配过程中进行映射。因此,需要将矩阵 A 中元素数值小于 3 的点赋值为零,并将其输入 Floyd 算法。将执行过预处理操作的矩阵 A 转换成距离矩阵 C 可描述为

$$A = A + A^T, \quad (2)$$

$$C = \max[A(i, j)] - A, \quad (3)$$

式中:矩阵 C 是得到的初步转换距离矩阵。此时矩阵 C 中元素值 $\max[A(i, j)]$ 表示图像 i 和图像 j 之间没有相匹配的特征点,无连通性,将此时的 $C(i, j)$ 值设为无穷大,而矩阵 C 对角线上的值代表同一幅图像相匹配的结果,将其值归零。

2.2 基于 Floyd 算法的拼接路径优化

Floyd 算法是解决任意两点间的最短路径的一种算法^[18],可以正确处理无向图的最短路径问题,核心思想是对一个带权值的邻接矩阵 G 进行计算,得出最短

路径。 $G(i, j)$ 表示从起点 i 到终点 j 的路径距离,寻找是否存在一个中间节点,使得从起点到终点经过中间节点的路径比直接由起点到终点的路径更短,如果存在,则更新路径。使用处理过后的距离矩阵 C 作为邻接矩阵,定义一个矩阵 P 记录插入的中间节点 k 的信息,初始的矩阵 P 是一个 $P(i, j) = j$ 的矩阵。Floyd 算法需要不断更换节点,当满足式(4)时,代表由起点 i 经过节点 k 到达终点 j 比直接由起点 i 到终点 j 的距离要短。此时通过式(5)和式(6)更新距离矩阵 C 和矩阵 P 。

$$C(i, j) > C(i, k) + C(k, j), \quad (4)$$

$$C(i, j) = C(i, k) + C(k, j), \quad (5)$$

$$P(i, j) = P(i, k). \quad (6)$$

在本研究中,需要确定基准图作为拼接路径的终点图像,而更新后的距离矩阵 C 中第 i 行所有元素的和代表其他图像相对于第 i 张图像的距离总和,当其最小时,表示其他图像与其重叠部分最多,可以将其作为多样本拼接时的基准图。以基准图为终点,其他图像依次为起点,变换中间节点图像,得出每一张图像的拼接路径。具体的 Floyd 算法计算拼接路径的步骤如下:

1) 距离矩阵 C 初始化。使用式(1)和式(2)计算矩阵 C , 对其对角线元素清零并将等于 $\max[A(i, j)]$ 的值赋值无穷大。

2) 初始化矩阵 P , 若 $C(i, j)$ 值不是无穷大,则将 $C(i, j)$ 赋值为 j 。

3) 更新距离矩阵 C 及矩阵 P 。

对每一个起点 i 和每一个终点 j 及节点 k 判断其是否符合式(4)。如果符合就使用式(5)和式(6)更新矩阵 C 及矩阵 P 。

4) 计算矩阵 C 中每一行元素的和,将数值最小时的行值 i 对应的图像作为基准图 N_k 。

5) 根据矩阵 P 计算拼接路径。将 1 到 N 之间的不包含 N_k 的整数存在变量 S 中,变量长度为 $N-1$ 。

a) For $i = 1, 2, 3, \dots, N$, Do

取一张图像,将其作为拼接路径的起点。 $a = S(i)$, path $\leftarrow a$ 。

b) While $a \neq N_k$, Do

存储结点 temp $\leftarrow P(a, N_k)$,

将节点作为下一次循环的路径起点 $a \leftarrow temp$,

整合拼接路径 path $\leftarrow \text{cat}(2, \text{path}, \text{temp})$ 。

2.3 图像拼接

由 Floyd 算法确定拼接路径后,已经得到多张显微图像相对于基准图的拼接路径,再依次对原始图像进行特征提取,按照得出的拼接路径对原始图像进行特征匹配。匹配完成后,图像之间会存在平移、旋转、

缩放、变形等变化,需要计算出它们之间的变换矩阵,采用仿射变换对图像之间的平移、旋转、缩放、变形等变化进行描述,仿射变换可描述为

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & H_{13} \\ H_{21} & H_{22} & H_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式中: $\begin{bmatrix} x' & y' & 1 \end{bmatrix}^T$ 和 $\begin{bmatrix} x & y & 1 \end{bmatrix}^T$ 分别表示同一个特征在不同图像里的齐次坐标; \mathbf{H} 是仿射变换矩阵。在图像匹配的过程中可能产生错误匹配点,对图像之间的变化矩阵会产生影响,本实验组采用RANSAC算法对得到的匹配点进行提纯,提高匹配特征点的鲁棒性。RANSAC算法从特征点匹配对中随机抽取3对,并将其作为初始内点计算变化矩阵,再用剩下的匹配点对检验变换矩阵,将符合变换矩阵的匹配点对放入内点集,最后使用内点集中的匹配点对重新计算变换矩阵,重复这个过程,直到得到最大的内点集,达到去除外点的目的,并且得到图像之间的变换矩阵。根据拼接路径得出的变换矩阵是由起始图像到基准图方向的相邻两张图像之间的变换矩阵,将变换矩阵依次相乘,得到起始图到基准图像的变换矩阵。根据每张图像相对于矩阵图的变换矩阵将所有图像拼接在一起。

3 实验结果与分析

实验程序由MATLAB 2019a编写,运行在Intel i5-10300H 2.500 GHz 8 GB的64位Windows 10平台下。对比方法Autostich由文献[12]提供的C++编写的算法实现程序运行。本次实验特征点匹配阈值设定为0.3。

活性污泥样品采自沈阳某城市污水处理厂。取少量污泥样品放置载玻片上,采用倒置的光学显微镜(Nikon Eclipse TS100),配备工业数码相机(ToupTek ToupCamuconms03100kpa)及图像采集软件(ToupView)进行活性污泥相差显微图像采集。图像采集方式从左上角到右下角呈Z字型路径,100倍放大倍数下,以 6×6 的方式,一次连续采集36张活性污泥显微图像。在活性污泥图像实际拼接过程中,全景参考图像真值很难获取。为了验证所提拼接方法的有效性,在有全景参考图 and 没有全景参考图两种情况下,分别从客观和主观两方面评价图像拼接质量。主观评价基于人的视觉主观评判,达到视觉可接受的范围即可^[19],但由于人的主观带有不确定性及巨大的工作量往往导致评判不准确。而客观评价使用模拟主观判断的算法进行评判,在有全景参考图仿真环境下将所提方法和Autostich^[12]全景图拼接方法对活性污泥显微图像的拼接效果进行客观评价,然后进一步对没有全景参考图真实场景下活性污泥显微图像拼接效果进行主观评价。

3.1 污泥图像拼接客观评价

采用从亮度、对比度、结构等3个方面度量图像相似性的平均结构相似度(MS-SSIM)指标^[20]和基于视觉的可视性指数(VSI)^[21]作为评价拼接质量的定量指标。MS-SSIM的表达式为

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2u_x u_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(u_x^2 + u_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}, \quad (8)$$

式中: x, y 分别表示两张进行图像质量评价的图像; u_x, u_y 分别是图像 x, y 的均值; σ_x^2, σ_y^2 分别是图像 x, y 的方差; σ_{xy} 是图像 x 和 y 的协方差;维持稳定的两个变量 $C_1 = (K_1 L)^2, C_2 = (K_2 L)^2$, L 是像素的动态范围,取 $L = 255, K_1 = 0.01, K_2 = 0.02$ 。利用滑动窗将图像分块,计算每一窗口的均值、方差及协方差,然后计算出对应块的SSIM,最后将平均值作为两幅图像的MS-SSIM。而VSI评价指标通过视觉显著性(VS)模型反应图像局部区域对人眼视觉系统的“显著性”,并结合图像质量评价模型对有参考的图像进行评价。两种评价指标的数值范围是 $[0, 1]$,其评价指标越接近1,代表拼接后的图像与原图的相似度越大,拼接效果越好。

随机选取20张大小为 $2048 \text{ pixel} \times 1536 \text{ pixel}$ 的活性污泥显微图像,将单张显微图像按照3行4列的规格,根据相邻两张图像的重叠度不同,分别裁剪成两种规格的12张子图像,裁剪方式如下:

1)图像大小为 $584 \text{ pixel} \times 576 \text{ pixel}$ 的12张子图像,同行相邻子图像重叠部分图像大小为 $96 \text{ pixel} \times 576 \text{ pixel}$,重叠度为16.4%,同列相邻子图像重叠部分图像大小为 $584 \text{ pixel} \times 96 \text{ pixel}$,重叠度为16.7%。12张子图像的平均重叠度为16.55%。

2)图像大小为 $737 \text{ pixel} \times 712 \text{ pixel}$ 的12张子图像,同行相邻子图像重叠部分图像大小为 $300 \text{ pixel} \times 712 \text{ pixel}$,重叠度为40.7%,同列相邻子图像重叠部分图像大小为 $737 \text{ pixel} \times 300 \text{ pixel}$,重叠度为42.1%。12张子图像的平均重叠度为41.4%。

表1、表2和表3分别是不同子图像重叠度下使用所提算法和Autostich全景图拼接方法的20组图像拼接结果的MS-SSIM评价指标、VSI评价指标及运行时间对比。

从拼接结果来看,当平均重叠度为16.55%时,如表1第4、13、18组所示,所提方法和Autostich方法均会出现拼接失败的情况,当Autostich方法拼接失败时,所提方法有时仍会拼接成功,但当所提方法拼接失败时,Autostich方法也会拼接失败。当平均重叠度为41.4%时,所提方法和Autostich方法均能完成拼接。即所提方法在低重叠度时拼接成功率优于Autostich方法。

从评价指标来看,在16.55%的平均重叠度下,所提方法的MS-SSIM指标在0.9614~0.9838之间,Autostich方法MS-SSIM指标变化较大,数值在

表 1 MS-SSIM 指标对比
Table 1 MS-SSIM indicator comparison

No.	16.55% overlap		41.4% overlap		No.	16.55% overlap		41.4% overlap	
	Proposed method	Autostich	Proposed method	Autostich		Proposed method	Autostich	Proposed method	Autostich
1	0.9653	0.6356	0.9661	0.7408	11	0.9621	0.5567	0.9631	0.7531
2	0.9653	0.6322	0.9655	0.8883	12	0.9637	0.6584	0.9644	0.7651
3	0.9694	0.5502	0.9698	0.7588	13	False	False	0.9611	0.8712
4	0.9631	False	0.9638	0.6788	14	0.9716	0.6577	0.9734	0.9472
5	0.9702	0.5871	0.9707	0.5949	15	0.9695	0.7129	0.9702	0.9476
6	0.9653	0.6356	0.9661	0.7408	16	0.9694	0.7098	0.9707	0.9318
7	0.9648	0.4988	0.9654	0.5167	17	0.9741	0.6038	0.9745	0.8430
8	0.9621	0.6405	0.9630	0.9065	18	0.9736	False	0.9751	0.6574
9	0.9614	0.8460	0.9620	0.8729	19	0.9838	0.7253	0.9841	0.7927
10	0.9618	0.7312	0.9621	0.8398	20	0.9828	0.8799	0.9836	0.8823

表 2 VSI 指标对比
Table 2 VSI indicator comparison

No.	16.55% overlap		41.4% overlap		No.	16.55% overlap		41.4% overlap	
	Proposed method	Autostich	Proposed method	Autostich		Proposed method	Autostich	Proposed method	Autostich
1	0.9994	0.9071	0.9994	0.9616	11	0.9992	0.8932	0.9992	0.9737
2	0.9992	0.9662	0.9992	0.9953	12	0.9992	0.9700	0.9992	0.9850
3	0.9991	0.9592	0.9991	0.9870	13	False	False	0.9992	0.9945
4	0.9993	False	0.9993	0.9544	14	0.9995	0.9488	0.9995	0.9980
5	0.9992	0.9584	0.9992	0.9349	15	0.9994	0.9750	0.9995	0.9981
6	0.9994	0.9071	0.9994	0.9616	16	0.9995	0.9752	0.9995	0.9975
7	0.9991	0.9146	0.9992	0.9290	17	0.9995	0.9357	0.9996	0.9908
8	0.9991	0.9526	0.9992	0.9957	18	0.9995	False	0.9996	0.9544
9	0.9992	0.9919	0.9992	0.9886	19	0.9996	0.9420	0.9996	0.9675
10	0.9991	0.9689	0.9991	0.9880	20	0.9996	0.9877	0.9996	0.9879

表 3 运行时间对比
Table 3 Running time comparison

No.	16.55% overlap		41.4% overlap		No.	16.55% overlap		41.4% overlap	
	Proposed method	Autostich	Proposed method	Autostich		Proposed method	Autostich	Proposed method	Autostich
1	14.32	5.55	20.97	12.90	11	14.23	5.15	23.16	11.03
2	21.62	7.08	35.16	13.46	12	19.45	7.18	34.15	13.26
3	23.92	7.90	41.02	15.67	13	False	False	30.69	13.17
4	12.38	False	19.89	12.51	14	14.83	5.03	24.53	12.36
5	19.06	6.99	31.65	13.89	15	15.12	5.50	24.86	12.57
6	11.58	4.95	18.35	11.79	16	14.59	5.41	24.22	13.46
7	18.78	6.88	32.93	13.94	17	13.49	5.21	21.97	11.20
8	14.88	5.76	23.69	12.20	18	13.15	False	21.16	12.04
9	16.04	5.99	26.00	13.32	19	11.96	5.11	18.53	10.82
10	15.93	5.89	26.99	12.03	20	11.53	5.10	18.64	10.17

0.4988~0.8799 之间。所提方法的 VSI 评价指标则稳定在 0.9991~0.9996 之间, Autostich 方法 VSI 指标在 0.8932~0.9919 之间。在 41.4% 的平均重叠度下, 所提方法的 MS-SSIM 指标在 0.9611~0.9841 之间, Autostich 方法 MS-SSIM 指标变化较大, 数值在

0.5167~0.9476 之间。所提方法的 VSI 评价指标则稳定在 0.9991~0.9996 之间, Autostich 方法 VSI 指标稳定在 0.9290~0.9981 之间。所提方法的 MS-SSIM 指标和 VSI 指标均高于 Autostich 方法, 随着图像重叠度的增加, 两种方法的评价指标都有所上升。从评价指

标来看,所提图像拼接方法优于 Autostich 方法。

从运行时间来看,所提方法和 Autostich 方法在 16.55% 的图像平均重叠度下的 20 组随机图像拼接平均用时分别为 15.62 s 和 5.92 s,在 41.4% 的图像平均重叠度下的 20 组随机图像拼接平均用时分别为 25.92 s 和 12.59 s。所提方法运行时间在 16.55% 图像平均重叠度和 41.4% 的图像平均重叠度下均高于 Autostich 方法,运行效率较慢。

虽然所提方法运行时间高于 Autostich 方法,但在低图像重叠度下的图像拼接成功率和不同图像重叠度下的图像拼接效果均高于 Autostich 方法,从图像拼接效果和图像结果来看,所提方法相对优于 Autostich 方法。

3.2 真实场景下污泥显微图像拼接主观评价

在真实场景下,每个活性污泥样品采集 36 张相差显微图像,图像大小均为 2048 pixel×1536 pixel。由于采样过程中调整手动载物台使得标本左右、前后移动,各图像之间重叠位置和重叠区域大小不固定。图 2 为所提方法和 Autostich 方法活性污泥显微图像拼接的结果,其中[图 2(a)]为相差显微图像原图,

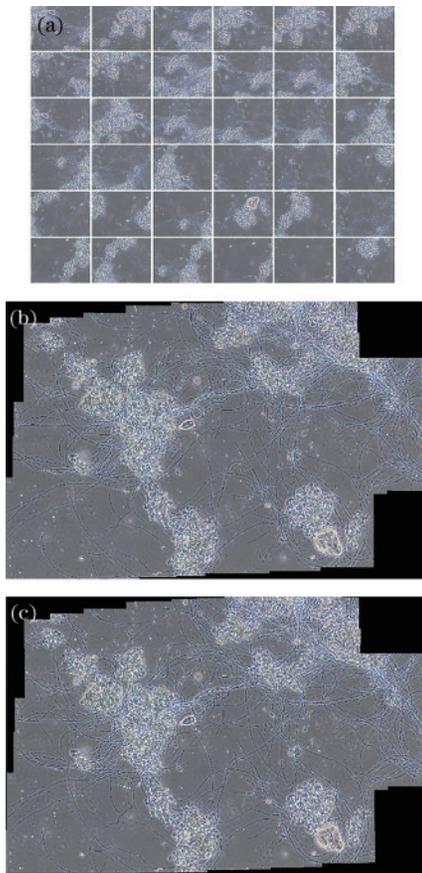


图 2 36 张活性污泥显微图像拼接。(a) 36 张无序活性污泥显微图像;(b) 所提方法拼接结果;(c) Autostich 方法拼接结果

Fig. 2 Mosaic of 36 activated sludge microscopic images. (a) 36 microscopic images of disordered activated sludge; (b) splicing result of proposed method; (c) splicing result of Autostich method

[图 2(b)、(c)]分别是所提方法和 Autostich 方法拼接结果。从人的视觉角度来看,两种方法均能将 36 张子图拼接成一张完整的全景图,[图 2(b)]拼接图像大小是 6424 pixel×4027 pixel,[图 2(c)]拼接图像大小是 6442 pixel×4027 pixel。所提方法和 Autostich 方法的拼接结果在图像分辨率上并无太大区别,以国际无线电咨询委员会制定的 CCIR500-1 评价标准^[18]进行主观评价分析,两种拼接方法得出的拼接结果都属于 CCIR500-1 主观评价标准中的等级 5(丝毫看不出污泥显微图像质量变坏)。

所提方法通过图像之间的特征点匹配对数,确定图像之间的重叠关系。当待拼接图像组中含有非重叠图像时,所提方法将其分组拼接。在[图 2(a)]待拼接图像的基础上,加入与[图 2(a)]中图像不存在重叠关系的另外 6 张图像,分别使用所提方法和 Autostich 方法进行拼接。[图 3(a)]为活性污泥显微图像待拼接图像原图,其中标号为 5、13、15、18、26、29 的 6 张图像为一组相互之间存在重叠关系的图像,剩余图像之间互相存在重叠关系。所提方法拼接结果如[图 3(b)、(c)]所示,当待拼接图像中存在非重叠图像时,所提方法依然可以正常运行,将其进行分组拼接。Autostich 方法拼接结果如[图 3(d)]所示。对比[图 2(b)]和[图 3(c)]可知,分组拼接对所提方法拼接结果没有影响。对比[图 3(b)]、[图 3(d)]和[图 2(c)]可知,当待

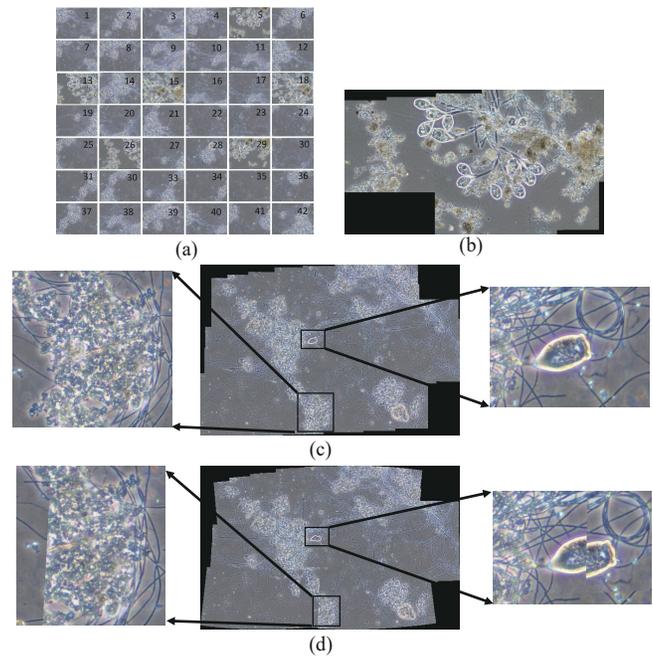


图 3 42 张活性污泥显微图像拼接结果。(a) 活性污泥显微图像;(b) 分组拼图 1;(c) 分组拼图 2;(d) Autostich 方法拼接结果

Fig. 3 Microscopic image stitching results of 42 activated sludge. (a) Microscopic images of activated sludge; (b) grouped mosaic 1; (c) grouped mosaic 2; (d) stitching result of Autostich method

拼接图像组中含有非重叠图像时, Autostich 方法的拼接结果出现了拼接错位和信息丢失的情况。

4 结 论

为了解决数字显微图像视野受限、无法获取完整表征整个污泥样品全局信息的数字显微图像的问题, 对多图像拼接方法进行了研究, 提出了一种使用 SIFT 算法进行特征点提取与匹配后, 将 Floyd 算法与得到的匹配点集合矩阵结合优化, 生成最优的拼接路径的方法。该方法明确图像之间的拼接关系, 最终采用仿射变换, 将乱序、视野较小的活性污泥数字显微图像成功拼接成大视野的显微图像。主观评价和客观评价结果验证了所提活性污泥图像拼接方法的有效性。当待拼接图像组中含有非重叠图像时, 与传统方法拼接失败不同, 所提方法可以实现分组拼接。

参 考 文 献

- [1] 李小雨. 全景图像拼接的关键技术研究及实现[D]. 上海: 华东师范大学, 2017.
Li X Y. Research and implementation on the key technology of panoramic image mosaic[D]. Shanghai: East China Normal University, 2017.
- [2] Jenné R, Cenens C, Geeraerd A H, et al. Towards online quantification of flocs and filaments by image analysis[J]. *Biotechnology Letters*, 2002, 24(11): 931-935.
- [3] Ciresan D, Giusti A, Gambardella L, et al. Deep neural networks segment neuronal membranes in electron microscopy images[C]//*Advances in Neural Information Processing Systems 2012*, December 3-6, 2012, Lake Tahoe, Nevada, United States. New York: Curran Associates, 2012: 2852-2860.
- [4] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C]//*Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*, September, 1988, Manchester, England. Cambridge: Alvey Vision Club, 1988: 147-151.
- [5] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//*Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 1999: 1150-1157.
- [6] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] Wang Z B, Yang Z K. Review on image-stitching techniques[J]. *Multimedia Systems*, 2020, 26(4): 413-430.
- [8] 汤井田, 王凯, 肖嘉莹. 基于 SIFT 特征检测的医学显微图像自动拼接[J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(35): 243-244, 248.
Tang J T, Wang K, Xiao J Y. SIFT based medical microscopic images's automatic mosaicing[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(35): 243-244, 248.
- [9] 柯磊, 刘福强, 康琦. 基于加窗 SIFT 和分布式优化的多图自动拼接算法[J]. *现代电子技术*, 2017, 40(7): 59-62.
Ke L, Liu F Q, Kang Q. Multi-image automatic splicing algorithm based on windowed-SIFT and distributed optimization[J]. *Modern Electronics Technique*, 2017, 40(7): 59-62.
- [10] Nawaz R, Tan L Y, Nisar H, et al. Image stitching of microscopic wastewater images[C]. *AIP Conference Proceedings*, 2019, 2157(2): 020004.
- [11] 厉丹, 肖理庆, 田隽, 等. 基于改进相位相关与特征点配准的多图拼接算法[J]. *计算机科学*, 2018, 45(1): 313-319.
Li D, Xiao L Q, Tian J, et al. Multi-images mosaic algorithm based on improved phase correlation and feature point registration[J]. *Computer Science*, 2018, 45(1): 313-319.
- [12] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(1): 59-73.
- [13] 赵立杰, 左越, 黄明忠. 基于离散余弦变换的活性污泥显微图像融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(24): 241103.
Zhao L J, Zuo Y, Huang M Z. Activated sludge microscopic image fusion based on discrete cosine transform[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(24): 241103.
- [14] 唐忠智, 闫兵, 黄燕, 等. 一种基于双预筛选改进的 SIFT 图像立体匹配算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(22): 2210010.
Tang Z Z, Yan B, Huang Y, et al. Modified SIFT algorithm for image stereo matching based on bidirectional pre-screening[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(22): 2210010.
- [15] 单宝彦, 朱振才, 张永合, 等. 一种适用于行星表面特征提取的实时 SIFT 算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(2): 0210020.
Shan B Y, Zhu Z C, Zhang Y H, et al. A real-time SIFT algorithm for planetary surface feature extraction[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(2): 0210020.
- [16] Zhang J, Chen G X, Jia Z Y. An image stitching algorithm based on histogram matching and SIFT algorithm[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2016, 31(4): 1754006.
- [17] 杨潇谊, 吴建德, 马军. 基于散布熵和余弦欧氏距离的滚动轴承性能退化评估方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(7): 15-24.
Yang X Y, Wu J D, Ma J. Rolling bearing performance degradation assessment method based on dispersion entropy and cosine Euclidean distance[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(7): 15-24.
- [18] Lü D S, Chen Z W, Cai Z S, et al. Robot path planning by leveraging the graph-encoded Floyd algorithm[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2021, 122: 204-208.
- [19] Zhang L, Zhang L, Mou X Q, et al. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(8): 2378-2386.

- [20] Wang Z, Simoncelli E P, Bovik A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment[C]// The Thirty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, 2003, November 9-12, 2003, Pacific Grove, CA, USA. New York: IEEE Press, 2003: 1398-1402.
- [21] Zhang L, Shen Y, Li H Y. VSI: a visual saliency-induced index for perceptual image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(10): 4270-4281.