

基于快速稳健特征最大子矩阵的光谱图像配准方法

刘加林¹, 王慧琴^{1*}, 王可¹, 吴萌¹, 赵丽娟¹, 张小红²

¹西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055;

²西安科技大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710054

摘要 为解决多通道光谱图像数据成像过程中更换滤光片造成的几何畸变问题, 研究了一种基于快速稳健特征 (SURF) 与最大子矩阵的多通道光谱图像配准方法。利用 SURF 算法提取了多通道光谱图像的特征, 经过透视变换得到初步配准图像。针对配准后图像边缘出现零像素值无效区域的问题, 提出了通过最大子矩阵检测图像中最大内接矩形的方法, 去掉了无效边缘区域, 最大化地保留了有效区域信息。对壁画的多通道成像数据进行了实验。结果表明, 所提方法在图像尺度与亮度变化方面具有更好的稳健性, 能够避免其他配准方法中无效区域对后续光谱重建与颜色复原的影响, 在配准精度、信息最大化保留、时间效率方面也具有更好的性能。

关键词 光谱学; 几何畸变; 图像配准; 光谱图像; 特征提取; 最大子矩阵

中图分类号 O433.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.063002

Spectral Image Registration Method Based on SURF Maximum Submatrix

Liu Jialin¹, Wang Huiqin^{1*}, Wang Ke¹, Wu Meng¹, Zhao Lijuan¹, Zhang Xiaohong²

¹*School of Information and Control Engineering, Xi'an University of
Architecture and Technology, Xi'an, Shaanxi 710055, China;*

²*Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology,
Xi'an, Shaanxi 710054, China*

Abstract In order to solve the geometric distortion caused by filter change in the imaging process of multi-channel spectral data, a multi-channel spectral image registration method based on speed up robust features (SURF) and maximum submatrix is investigated. The features of the multi-channel spectral images are extracted by the SURF algorithm, and the preliminary registration images are obtained through perspective transformation. In addition, aiming at the problem that there exists the invalid regions with zero pixel value on the image edge after registration, a method for detecting the largest inner rectangle in images by maximum submatrix is proposed to remove the invalid edge regions and maximize the retention of valid area information. The multi-channel imaging data of the murals are tested. The results show that the proposed method has better robustness to image scale and brightness variation, and can avoid the influence of invalid regions on the subsequent spectral reconstruction and color restoration occurred in the other registration methods. It also has better performance in registration accuracy, information maximization retention, and time efficiency.

Key words spectroscopy; geometric distortion; image registration; spectral image; feature extraction; maximum submatrix

OCIS codes 300.6550; 110.4234; 100.200

收稿日期: 2018-08-29; 修回日期: 2018-09-27; 录用日期: 2018-10-22

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(61701388)、教育部归国留学人员科研扶持项目(K05055)、陕西省科技厅国际合作资助项目(2017KW-036)、陕西省自然科学基金基础研究计划(2018JM5127, 2018JM6080)、西安市科技计划[2017079CG/R042(XAKD004)]

* E-mail: hqwang@xauat.edu.cn

1 引言

多通道光谱成像设备在采集数据过程中,需要更换滤光片来调整成像通道参数。更换滤光片会造成多光谱相机位置的偏移,导致成像的多通道光谱图像之间产生几何畸变和偏移,并对后续的光谱图像像元分析产生影响。因此,必须对多通道光谱图像进行配准预处理校正。

配准方法主要有基于区域的配准和基于特征的配准^[1]。由于基于特征的配准方法计算量相对较小、稳健性强,对图像偏移和旋转等变化有较好的适应能力,已逐渐成为图像配准的主流方向^[2-3]。图像配准的关键在于寻找一种较好的特征点提取算法,目前常见的特征点提取方法有角点(Harris)特征、最小吸收核同值区(SUSAN)特征、尺度不变特征变换(SIFT)、快速稳健特征(SURF)等提取方法^[4-7]。Bay等^[8]提出的SURF相对于Harris与SUSAN特征具有尺度、旋转不变特性,在SIFT的基础上简化了图像金字塔分解的操作,对图像的卷积作近似处理,在特征点定位环节引入积分图的概念,使求解Hessian矩阵的计算量大大降低,运算时间低于基于SIFT特征方法的1/3^[9]。

多通道光谱相机成像为灰度图像,各通道反映不同波段的光谱特性,图像灰度值变化比较明显。相比于SIFT方法,SURF方法能够更好地反映光谱图像的特性,在亮度变化较大的情况下可以较好地提取特征点^[10]。但是使用SURF方法配准后的多通道光谱图像中存在边界区域像素值为零的无效区域,该区域会给后续基于多通道图像的光谱反射率重建和高精度复制带来计算误差。针对上述问题,本文提出了一种基于SURF融合最大子矩阵(MSM)的多通道光谱图像配准方法。利用SURF对多通道光谱图像进行初步配准,再提出最大子矩阵算法检测图像有效区域的最大内接矩形(MER),利用最大内接矩形分割初步配准结果中的有效信息区域,最大化地保留了有效区域。

2 特征提取与透视变换

2.1 特征提取

SURF算法对SIFT算法进行了改进,尺度不变性相对于Harris较好,时间复杂度相对SIFT较低,并且对图像亮度变化稳健性较强。SURF算法包括两个主要部分:特征点检测定位和生成特征点描述算子。

1) 特征点检测与定位。Hessian矩阵 $\mathbf{H}(x, \sigma)$ 是SURF算法的核心,是一个多元函数的二阶偏导数构成的方阵,描述了函数的局部曲率。SURF检测特征点之前,首先要计算积分图像 I ,利用图像 I 的Hessian矩阵完成特征点的选取与尺度变换,图像 I 中任意一个像素点 $p(x, y)$ 处的值为原图像左上角到任意点 p 相应矩形区域的灰度值的总和,其数学公式为

$$I(p) = \sum_{i=1}^{i \leq x} \sum_{j=1}^{j \leq y} I(i, j), \quad (1)$$

式中: i 为行变量; j 为列变量。在尺度 σ 上,点 p 的Hessian矩阵 $\mathbf{H}(x, \sigma)$ 定义为

$$\mathbf{H}(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中: x 为特征点坐标; σ 为尺度; $L_{xx}(x, \sigma)$ 、 $L_{xy}(x, \sigma)$ 和 $L_{yy}(x, \sigma)$ 为图像 I 在点 p 与高斯二阶偏导数 $\partial^2 g(\sigma)/\partial x^2$ 的卷积, $g(\sigma)$ 为

$$g(\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp[-(x^2 + y^2)/2\sigma^2]. \quad (3)$$

为简化计算,SURF算法以盒子滤波器近似替代二阶高斯滤波器。在保证性能的同时,又提高了速度。以 $9 \text{ pixel} \times 9 \text{ pixel}$ 盒子滤波器为例,取尺度 $\sigma=1.2$,则高斯二阶偏导可近似如图1所示。

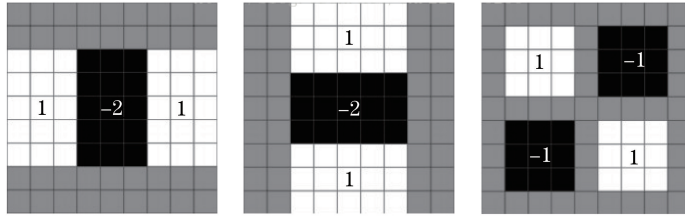
假设图像与上述盒子滤波器卷积后得到的Hessian矩阵中参数分别为 L_{xx} 、 L_{xy} 和 L_{yy} ,则(2)式中的 $\mathbf{H}_{\text{essian}}$ 矩阵行列式 $\text{Det}(\mathbf{H}_{\text{essian}})$ 可近似表示为

$$\text{Det}(\mathbf{H}_{\text{essian}}) = L_{xx}L_{yy} - (\omega L_{xy})^2, \quad (4)$$

式中: ω 为盒子滤波器的权重系数,当 $\sigma=1.2$ 时, ω 可近似为0.9。建立尺度空间,在尺度空间中一个 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 的邻域内取每个点的 $\text{Det}(\mathbf{H}_{\text{essian}})$ 值与当前尺度相邻位置和相邻尺度周围26个邻域的 $\text{Det}(\mathbf{H}_{\text{essian}})$ 值进行比较,得到局部极大值点,通过插值计算可以求得在连续空间中最终的特征点。

2) 生成特征点描述算子。为了保证特征点的旋转不变性,需要为特征点赋予一个主方向,这是生成特征点描述算子的第一步。方法是在以该特征点为中心、6倍尺度为半径的圆形区域内,计算各点的 x 和 y 方向上Haar小波响应。然后对这些响应赋予高斯权重,将每 60° 的扇形区域 w 内的水平响应 d_x 和垂直响应 d_y 相加,得到局部方向矢量 $\mathbf{N}(m_w, \theta_w)$,

$$\begin{cases} m_w = \sum_w dx + \sum_w dy \\ \theta_w = \arctan\left(\sum_w dx / \sum_w dy\right) \end{cases}, \quad (5)$$

图1 盒子滤波器。(a) x 方向;(b) y 方向;(c) xy 方向Fig. 1 Box filter. (a) x -scale; (b) y -scale; (c) xy -scale

式中: m_w 为 w 扇形区域内所有点的水平、垂直 Haar 小波特征总和; θ_w 为 w 扇形区域内 Haar 小波特征局部方向角。比较所有局部方向矢量 N , 将最长矢量 θ 作为该特征点的主方向,

$$\theta = \{\beta \mid \beta = \max(N)\}。 \quad (6)$$

生成特征点描述算子的第二步是为特征点建立特征描述符。在获得特征点主方向后, 以该主方向为 x 轴, 在特征点周围的邻域内选取 $20 \text{ pixel} \times 20 \text{ pixel}$ 的矩形区域, 将该矩形区域等分为 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 的 16 个子域, 再利用 Haar 小波模板获得沿主方向和垂直于主方向的高斯加权 d_x 和 d_y , 分别统计出 $\sum d_x$ 、 $\sum |d_x|$ 、 $\sum d_y$ 和 $\sum |d_y|$, 形成特征矢量 $\mathbf{v} = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$, 每个特征矢量是 4 维, 共 16 个子域, 所以最后得到一个 64 维的特征点描述算子。

2.2 特征点匹配

特征描述算子生成后, 利用原图像与目标图像的特征描述算子进行相似度匹配。由于对比度相同的特征点对应的 Hessian 矩阵迹为同号, 不同对比度对应的为异号, 因此首先使用 Hessian 矩阵迹进行特征点的初步匹配, 选择同号特征对, 然后采用欧式距离匹配法对选择的同号特征对进行相似度判断, 找到目标图像与源图像中待匹配特征点的一一对应关系。假设 $(x_1, x_2, \dots, x_N), (x'_1, x'_2, \dots, x'_N)$ 为一对待匹配特征向量, 则两向量之间的欧式距离为

$$D = \sqrt{\sum_{k=1}^N (x_k - x'_k)^2}, \quad (7)$$

式中: k 为待匹配特征向量的元素序号; N 为总的匹配特征点对数量。

计算目标图像与源图像上所有待匹配特征点的欧式距离, 选出最小欧式距离 D_{near} 和次最小欧式距离 $D_{\text{sub_near}}$, 求出 $D_{\text{near}}/D_{\text{sub_near}}$ 的比值 η , 将 η 与设定阈值 D_{th} 进行比较, 若 $\eta < D_{\text{th}}$, 则证明目标图像上该特征点与源图像上 D_{near} 对应点匹配; 否则不匹配。

实验表明, 当 D_{th} 在 $0.6 \sim 0.9$ 之间时, 可以取得较好的匹配效果^[11]。

2.3 特征点筛选

通过初步匹配得到的特征点中还存在大量错误的匹配点, 为了保证透视变换模型的计算精度, 应尽量消除错误匹配点, 保证图像配准的质量和效果, 选用随机采样一致性算法 (RANSAC) 对特征点进行筛选。RANSAC 是目前广泛采用的一种剔除错误匹配点的算法, 由 Fischler 和 Bolles 于 1981 年最先提出^[12]。使用 RANSAC 算法的基本流程如下:

- 1) 随机从初步匹配集 P 中抽出 4 组特征点对 (此 4 个特征点对不共线), 计算变换矩阵 \mathbf{H} , 记为模型 M ;
- 2) 计算 P 中所有数据与模型 M 的投影误差, 若小于阈值 t , 加入内点集 Z , 并记录该模型下的统计误差;
- 3) 重复上述步骤, 当计算得到新的模型时, 比较其统计误差 e 与 e_{min} 大小, 如果 e 更小, 则更新模型 M 和 e_{min} ;
- 4) 输出最大内点集 Z 的最优模型 M 。

取 4 组特征点对是由于本文选用几何变换模型为透视变换模型, 模型中有 8 个未知数, 至少需要 8 组线性方程求解, 一组特征点对可以列出两个方程, 因此选择 4 组特征点对。将阈值设置为 $t=0.7$ 时, 可以获得较好的匹配正确率^[13-14]。

2.4 透视变换

根据匹配点转换源图像与目标图像间的坐标关系, 即两幅图像之间的透视变换矩阵 \mathbf{H} 可表示为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & 1 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

式中: h_0, h_1, \dots, h_7 为矩阵 \mathbf{H} 的元素, 若 $p(u, v)$, $q(x, y)$ 为匹配的特征点对, 则投影变换公式为

$$(x, y, w)^T = \mathbf{H} \times (u, v, 1)^T, \quad (9)$$

式中: (u, v) 为原始图像坐标; $(x/w, y/w)$ 为变换之后的目标图像坐标, 由 1.3 节得到的最优模型 M

可得 \mathbf{H} 中的各参数 h_0, h_1, \dots, h_7 , 再利用透视变换完成原图像到目标图像的配准。

3 多通道光谱图像配准方法

3.1 基于 SURF 算法的光谱图像配准

使用 SURF 提取与透视变换对多通道光谱图像进行配准, 先任取一个通道的光谱图像作为目标图像, 依次计算其他通道光谱图像到目标图像的变换矩阵 \mathbf{H} , 经过透视变换, 可以得到配准后的多通道光谱图像。由(9)式可知, 透视变换配准公式为

$$\begin{cases} x' = \frac{x}{w} = \frac{h_0 u + h_1 v + h_2}{h_6 u + h_7 v + 1} \\ y' = \frac{y}{w} = \frac{h_3 u + h_4 v + h_5}{h_6 u + h_7 v + 1} \end{cases}, \quad (10)$$

式中: (x', y') 为原图像上的像素点 (u, v) 通过(10)式转换到目标图像上的坐标。

图 2(a) 中, Target 为目标图像, Channel 1、Channel 2 和 Channel 3 为待配准图像, 使用 SURF 对 3 个通道的光谱图像配准后的效果如图 2(b) 所示。

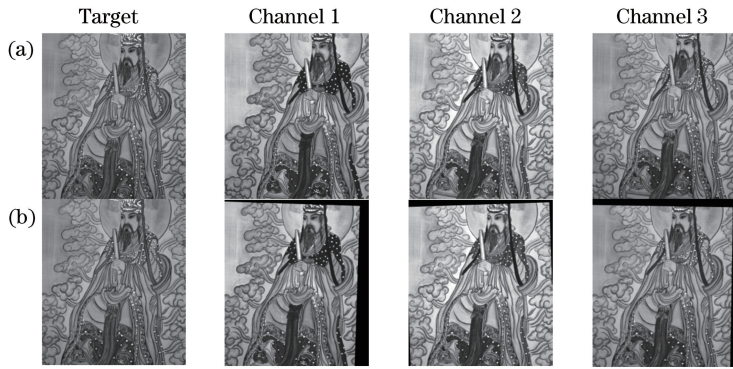


图 2 多通道光谱原图和 SURF 配准后的图像。(a) 目标图像与待配准多通道光谱图像;
(b) 目标图像与 SURF 配准后的多通道光谱图像

Fig. 2 Multi-channel spectral original image and image after SURF registration. (a) Target image and multi-channel spectral image to be registered; (b) target image and multi-channel spectral image after SURF registration

从图 2 可以看出, 由于透视变换, SURF 配准后各通道图像的边缘都存在不同程度的黑边, 对所有通道进行叠加, 得到的光谱立方体图像若具有不规则边缘, 则会对后期的像元分析、光谱重建以及颜色再现造成误差, 故需要对不规则边缘进行截取处理。

3.2 最大内接矩形检测

处理不规则边界主要是为了解决目标对象的最大内接矩形^[15]问题。在获取目标物体最小外接矩形后, 在最小外接矩形内查找该物体的最大内接矩形, 获取最大内接矩形面积。目前, 常用的获取最大内接矩形的方法有遍历法和中心扩散法^[15]。

1) 遍历法。给出一个坐标点, 计算以该点为右上角并且所有点都位于目标物体内的所有矩形面积, 比较矩形面积, 得到以该点为右上角的最大矩形面积。对目标物体内每一点均调用上述方法, 即可求得目标物体最大内接矩形。

2) 中心扩散法。计算最小外接矩形中心点 $O(\hat{x}, \hat{y})$, 即

$$\begin{cases} \hat{x} = (p_l + p_r) / 2 \\ \hat{y} = (p_u + p_d) / 2 \end{cases}, \quad (11)$$

式中: p_l, p_u 分别为最小外接矩形的左上角顶点横坐标与纵坐标; p_r, p_d 分别为最小外接矩形的右下角顶点横坐标与纵坐标。设定 4 个变量 p'_u, p'_d, p'_l, p'_r , 并赋初值

$$\begin{cases} p'_l = \hat{x} - 1, p'_l \leq p_l \\ p'_r = \hat{x} + 1, p'_r \leq p_r \\ p'_u = \hat{y} - 1, p'_u \leq p_u \\ p'_d = \hat{y} + 1, p'_d \leq p_d \end{cases}. \quad (12)$$

在区间 (p'_l, p'_r) 上遍历 p'_u 行, 判断像素是否为 0, 若当前行像素均不为 0, 将 p'_u 行向上移动, 即 $p'_u - 1$, 否则停止移动; 同样在区间 (p'_l, p'_r) 上遍历 p'_d , 若当前行像素值均不为 0, 则 p'_d 行下移, 即 $p'_d + 1$, 否则停止移动; 在区间 (p'_u, p'_d) 上遍历 p'_l , 若当前列像素值均不为 0, 将 p'_l 列左移, 即 $p'_l - 1$, 否则停止移动; 同样在区间 (p'_u, p'_d) 上遍历 p'_r , 若当前列像素值均不为 0, 则 p'_r 列右移, 即 $p'_r + 1$, 否则停止移动。当 p'_l, p'_r, p'_u, p'_d 均停止移动时, 计算其围成的面积。

在实际使用中, 遍历法具有很强的稳健性, 但是算法复杂度较高, 不适合大面积目标物体检测, 中心扩散法算法复杂度较低, 但是对不规则的物体边缘

十分敏感,且检测准确性较低。

3.3 基于 MSM-SURF 的多通道光谱图像配准

针对 SURF 初步配准和现有最大内接矩形检测方法存在的问题,提出了将 SURF 提取与 MSM 相融合的 MSM-SURF 算法,用于实现多通道光谱图像配准。MSM-SURF 算法框图如图 3 所示。

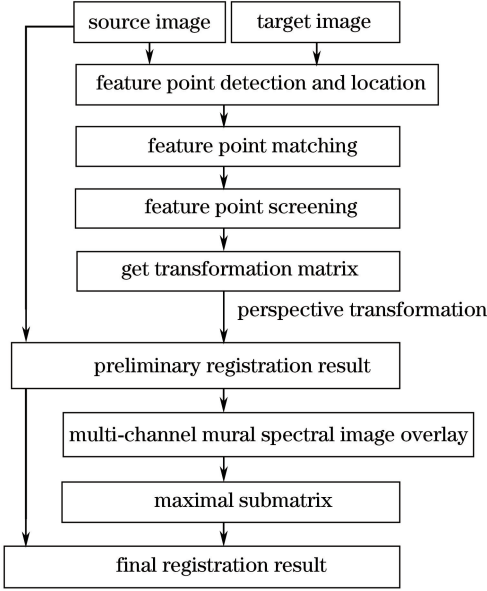


图 3 MSM-SURF 算法框图

Fig. 3 Block diagram of MSM-SURF algorithm

将 SURF 初步配准后的 n 个通道光谱图像 M_g ($g=1,2,\dots,n$) 叠加,得到矩阵 I ,叠加过程为

$$I_{ab} = \begin{cases} 0, & \min(\{k \mid m_{k,ab}\}) = 0, \\ \max(\{k \mid m_{k,ab}\}), & \min(\{k \mid m_{k,ab}\}) \neq 0, \end{cases} \quad (13)$$

式中: a, b 分别为矩阵 M_g 的行和列; I_{ab} 为矩阵 I 的第 a 行 b 列元素; $m_{k,ab}$ 为初步配准后第 k 个通道的光谱图像矩阵 M_k 在 a, b 处的像素值。580, 620, 715 nm 通道光谱图像矩阵 M_g 经过(13)式叠加后得到的 I 矩阵效果图如图 4 所示。

从图 4 可知,SURF 初步配准后得到的叠加矩阵将各个通道图像边缘的无效区域都进行了累积叠



图 4 叠加效果图

Fig. 4 Effect image of superposition

加,图像立方体的边缘是不规则的。对叠加矩阵 I 进行二值化,完成最大内接矩形检测。

针对遍历方法和中心扩散方法求解中的问题,本文提出了 MSM 方法进行最大内接矩形检测,采用最大子矩阵方法的思路如下。

在给定矩阵中,假设矩阵元素只包含 0 与 1,找出其中不包含任何 0 元素的所有子矩阵,计算所有子矩阵面积,其中面积最大的子矩阵即为最大子矩阵。算法框图如图 5 所示。

主要包含以下步骤:

1) 将矩阵 I 中值大于阈值 Q 的点的值设定为 1,其余点值均为 0,对目标矩阵 I 进行二值化。由于多通道光谱图像是灰度图像,经透视变换后边缘无效区域像素值均为 0,因此,本文中将阈值 Q 设置为 0。

$$I_{ij} = \begin{cases} 0, & I_{ij} = Q \\ I_{ij}, & I_{ij} > Q \end{cases} \quad (14)$$

2) 创建矩阵 N ,大小与矩阵 I 相同;对 N 初始化,令 $N_{1j} = I_{1j}$,当 $i > 1$ 时,若 $I_{ij} \neq 0$,则 $N_{ij} = I_{ij} + I_{(i-1)j}$,否则 $N_{ij} = 0$,即

$$N_{ij} = \begin{cases} I_{1j}, & i = 1 \\ 0, & i > 1, I_{ij} = 0 \\ I_{ij} + I_{(i-1)j}, & i > 1, I_{ij} \neq 0 \end{cases} \quad (15)$$

3) 创建数组 $A_{arr}[r_{ow}]$, r_{ow} 为矩阵 N 的列数, A_{arr} 存放数组原始数据,遍历数组;

(1) 当 $i=0$ 时,此时栈为空,将数组索引 $i=0$ 入栈;当 $i \neq 0$ 时,先获取栈顶元素 p_{op} ,若 $A_{arr}[i] \geq A_{arr}[p_{op}]$,则将 i 入栈;

(2) 若 $A_{arr}[i] < A_{arr}[p_{op}]$,弹出栈顶元素 p_{op} ,令 $h = A_{arr}[p_{op}]$, $w = p_{op} - p'_{next} - 1$,其中 p'_{next} 为 p_{op} 出栈后新的栈顶元素,令 $S_k = h \times w$,重复步骤(1),直到数组遍历完成;

(3) 比较 S_k 大小,求出其中最大值 $S_{max} = \{k = 1, 2, \dots, n \mid \max(S_k)\}$;

4) 按行遍历矩阵 N ,令 $A_{arr}[r_{ow}] = N_i$,重复执行 3),得到每一行 S_{max} ,第 i 行中 S_{max} 围成区域即为矩阵 I 第 1~ i 行中最大子矩阵 S'_{max} ,令 $P = \{i = 1, 2, \dots, n \mid \max(S'_{max})\}$,则 P 即为矩阵 I 最大子矩阵。

计算得到的最大子矩阵如图 6 所示。

使用最大子矩阵对 SURF 初步配准后的每个通道的光谱图像 M_g 进行截取,得到每个通道截取后的配准结果,MSM-SURF 配准后的多通道光谱图像如图 7 所示。

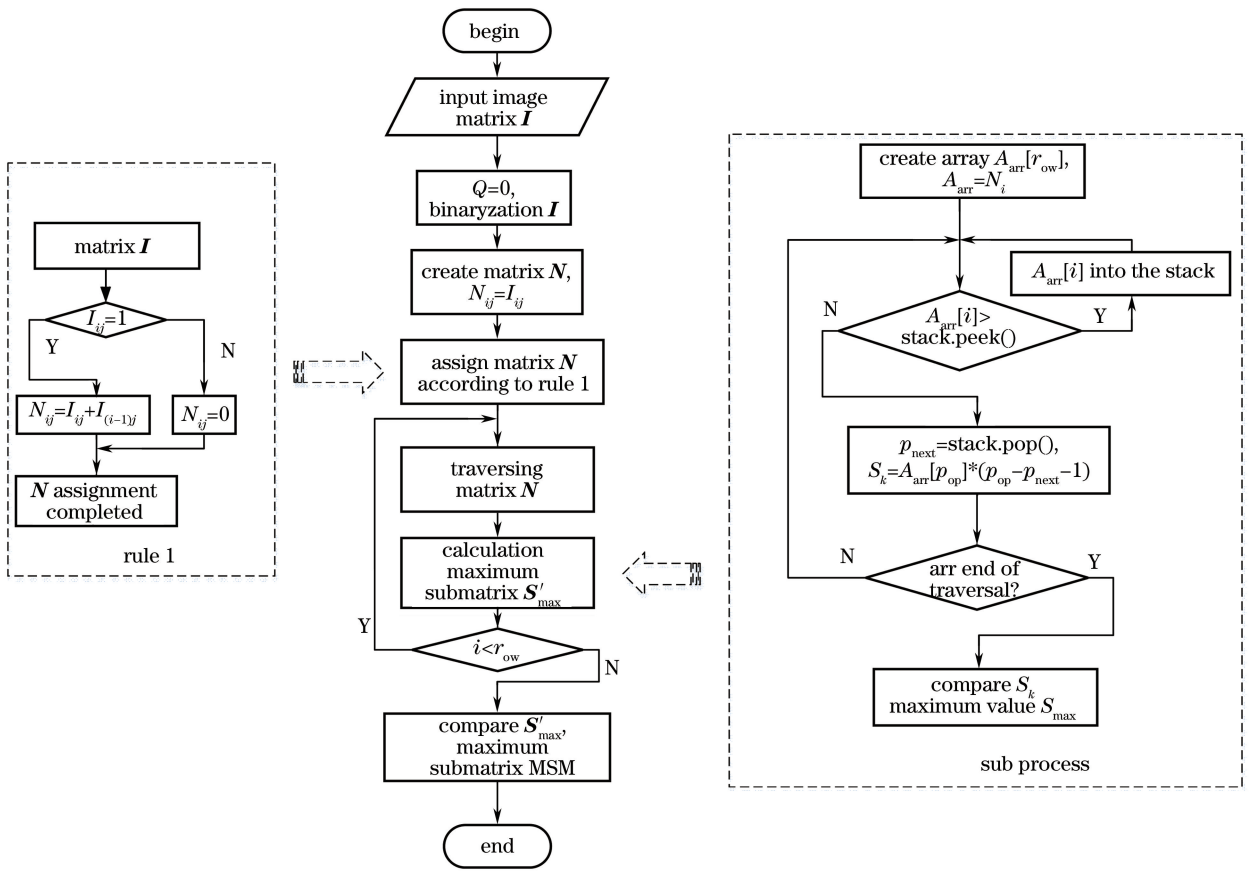


图 5 最大子矩阵算法流程图

Fig. 5 Flow chart of maximum submatrix algorithm

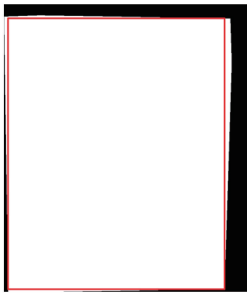


图 6 最大子矩阵

Fig. 6 Maximum submatrix

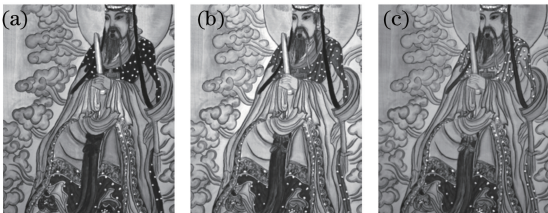


图 7 MSM-SURF 配准后的多通道光谱图像。

(a) 580 nm; (b) 620 nm; (c) 715 nm

Fig. 7 Multichannel spectral images after MSM-SURF registration. (a) 580 nm; (b) 620 nm; (c) 715 nm

综上所述, MSM-SURF 算法首先使用 SURF 提取与投影变换对多通道光谱图像进行初配准, 再针对初步配准后的图像边缘像素值为 0 的无效区域, 使用最大子矩阵 MSM 进行分割, 在截取每个通道光谱图像的无效区域的同时, 能够最大化地保留有效区域的信息。

4 实验结果及分析

4.1 实验数据

本实验方案采用两组壁画共 6 个通道的光谱图像作为实验数据。采集系统包括海洋光学公司的 SpectroCam VIS 型号电荷耦合器件 (CCD) 多光谱相机 (500 万像素)、6 个窄带干涉滤光片和 CIE (Commission Internationale de L'Éclairage) 标准 A 照明光源。实验采用 Matlab 仿真, 平台为 Intel i5-2400 3.1 GHz 四核处理器、4G 内存。采集得到每组壁画在 6 个不同波段通道下的光谱图像如图 8 所示, 图中每组均以 580 nm 通道的壁画为配准目标图像。图 8 中, 每组壁画中的各通道光谱图像都存在不同程度的位移几何畸变, 需要进行配准校正。

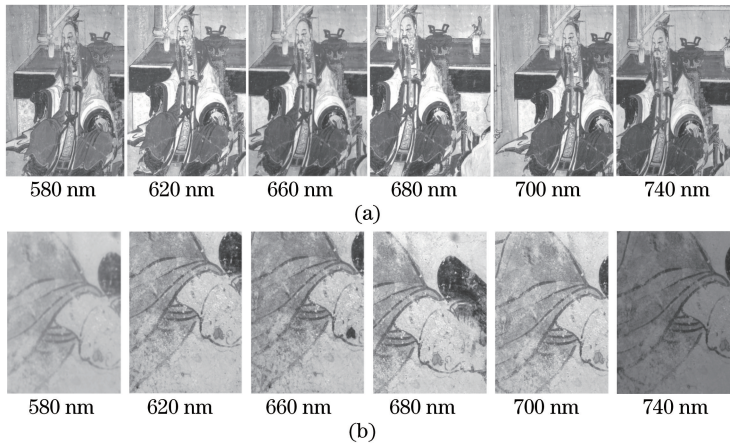


图 8 壁画的 6 通道多光谱图像。(a)壁画 A;(b)壁画 B

Fig. 8 6-channel multi-spectral images of murals. (a) Mural A; (b) mural B

4.2 评价标准

为了测试算法的配准性能,从配准精度、特征点匹配准确率、有效区域像素点占比率以及运算时间效率 4 个方面对两种算法进行客观评价^[15-16]。

1) 配准精度 R_{MSE} 。由源图像与目标图像所有匹配特征点对之间坐标的方均根误差 R_{MSE} 确定,即

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{\tau=1}^n \|(x'_\tau, y'_\tau) - f(x_\tau, y_\tau)\|^2}, \quad (16)$$

式中: (x'_τ, y'_τ) 为目标图像上第 τ 个特征点坐标; (x_τ, y_τ) 为待配准图像上第 τ 个特征点坐标; f 表示坐标转换关系; n 为经筛选后的匹配特征点数目。

2) 特征点匹配准确率 K 。正确匹配特征点对数目在所有匹配特征点对数目中的比例,即

$$K = \frac{R}{N} \times 100\%, \quad (17)$$

式中: R 为最终正确匹配特征点对数量。

3) 有效区域像素点占比率 R_{ate} 。最大内接矩形提取的区域所包含像素点数目与整幅图像像素点总数的比例,即

$$R_{ate} = \frac{c}{s} \times 100\%, \quad (18)$$

式中: c 为最大内接矩形包含像素点数目; s 为整幅图像像素点数目。

4.3 实验结果分析

将 SURF 与不同的内接矩形检测方法融合。对壁画 A 和 B 的数据分别采用遍历 SURF (T-SURF)、中心扩散 SURF (CD-SURF) 和 MSM-SURF 算法进行配准对比。3 种方法对初步配准后叠加矩阵的检测结果如图 9 所示。

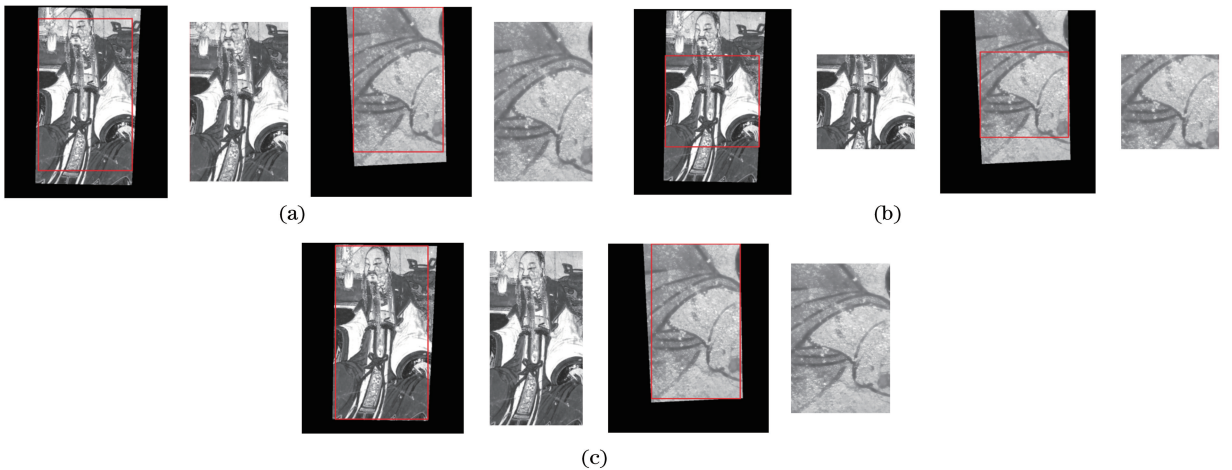


图 9 3 种内接矩形检测方法的检测结果。(a) T-SURF;(b) CD-SURF;(c) MSM-SURF

Fig. 9 Test results with three inscribed rectangle detection methods. (a) T-SURF; (b) CD-SURF; (c) MSM-SURF

从图 9 可以看出,相比于 T-SURF 和 CD-SURF 算法,MSM-SURF 算法对叠加矩阵的检测结果的信息保留最大。

对上述检测结果进行量化分析,得到最终配准

表 1 T-SURF、CD-SURF 和 MSM-SURF 算法的配准结果对比

Table 1 Registration result comparison among T-SURF, CD-SURF and MSM-SURF algorithms

Method	R_{MSE}		$K / \%$		Time /ms		$R_{ate} / \%$	
	A	B	A	B	A	B	A	B
T-SURF	1.402	1.422	64.30	62.60	3251	3015	46.87	43.76
CD-SURF	1.405	1.419	64.20	61.10	997	859	29.21	27.62
MSM-SURF	1.401	1.421	63.70	60.90	951	862	53.11	46.86

从表 1 可以看出,由于 3 种算法均使用 SURF,在配准精度与特征点匹配正确率上几乎相同;MSM-SURF 的有效占比略高于 T-SURF,CD-SURF 的有效占比只有 T-SURF 与 MSM-SURF 算法的 60%;CD-SURF 和 MSM-SURF 在运行时间上相近,但 T-SURF 算法的复杂度远高于 CD-SURF 和 MSM-SURF 算法,T-SURF 的时间效率是 CD-SURF 与 MSM-SURF 的 3 倍左右。综合上述分析,MSM-SURF 算法不仅具有较高的检测有效占比,并且算法时间复杂度较低,更适合于多通道光谱图像的配准。

5 结 论

针对多通道光谱图像的特点,提出了一种 SURF 与最大子矩阵融合的 MSM-SURF 算法来改进现有匹配和内接矩形检测方法的缺陷。并对采集的实际壁画的多通道光谱图像数据进行了实验。实验结果表明,MSM-SURF 算法能有效地将 SURF 与最大子矩阵检测相结合,解决了 SURF 配准出现无效边缘区域的问题,同时能够将有效区域信息最大化地保留,对于多通道光谱图像的配准具有较好的实际应用意义。

参 考 文 献

- [1] Feng Y D, Sun Y. Image matching algorithm based on SURF feature extraction and FLANN search[J]. Journal of Graphics, 2015, 36(4): 650-654.
冯亦东,孙跃.基于 SURF 特征提取和 FLANN 搜索的图像匹配算法[J].图学学报,2015,36(4): 650-654.
- [2] Jing J F, Xie J, Li P F. Application of SURB combined with random sample consensus algorithm in shoe uppers matching[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011005.

后的配准精度 R_{MSE} 、特征点匹配准确率 K 、运行时间 Time 和有效区域像素点占比率 R_{ate} 的结果,如表 1 所示。

- [3] Ren K Q, Hu M Y. Color image registration algorithm based on improved SURF[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(5): 748-756.
任克强,胡梦云.基于改进 SURF 算子的彩色图像配准算法[J].电子测量与仪器学报,2016,30(5): 748-756.
- [4] Harris C J. A combined corner and edge detector[C]// Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, Alvey, UK, 31 August-2 September 1988. [S. l. : s. n.], 1988: 147-151.
- [5] Smith S M, Brady J M. SUSAN - A new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- [6] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] Jin J J, Lu W L, Guo X T, *et al.* Position registration method of simultaneous phase-shifting interferograms based on SURF and RANSAC algorithms[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(10): 1012002.
靳京京,卢文龙,郭小庭,等.基于 SURF 和 RANSAC 算法的同步相移干涉图位置配准方法[J].光学学报,2017,37(10): 1012002.
- [8] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: Speeded up robust features [C] // Leonardis A, Bischof H, Pinz A. European Conference on Computer Vision. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 404-417.
- [9] Yao S Y, Wang X M, Zuo S. Fast feature point matching algorithm based on SURF [J]. Laser & Infrared, 2014, 44(3): 347-350.
尧思远,王晓明,左帅.基于 SURF 的特征点快速匹配算法[J].激光与红外,2014,44(3): 347-350.

- [10] Tong R Q, Huang Y Q, Tian R J. SURF algorithm and its detection effect on object tracking[J]. Journal of Southwest University of Science and Technology, 2011, 26(3): 63-67.
仝如强, 黄玉清, 田瑞娟. SURF 算法及其对运动目标的检测跟踪效果[J]. 西南科技大学学报, 2011, 26(3): 63-67.
- [11] Zhao Y L, Xu D, Pan Z G. Image registration system based on SURF feature points[J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(s1): 73-75.
赵毅力, 徐丹, 潘志庚. 基于 SURF 特征点的图像配准系统[J]. 计算机应用, 2011, 31(s1): 73-75.
- [12] Kim T, Im Y J. Automatic satellite image registration by combination of matching and random sample consensus [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(5): 1111-1117.
- [13] Liu C X, Zhao R J, Liu E H, *et al.* Estimate threshold of SIFT matching adaptively based on RANSAC [J]. Computer Science, 2017, 44(s1): 157-160.
刘川熙, 赵汝进, 刘恩海, 等. 基于 RANSAC 的 SIFT 匹配阈值自适应估计[J]. 计算机科学, 2017, 44(s1): 157-160.
- [14] Xu X, Sun S Y, Sha Y J, *et al.* A method of infrared image mosaic based on improved RANSAC [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(11): 111001.
徐鑫, 孙韶媛, 沙钰杰, 等. 一种基于改进 RANSAC 的红外图像拼接方法[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(11): 111001.
- [15] Xie X H, Liang D, Zhang X Q, *et al.* Detecting maximum inscribed rectangle area of target object based on image processing [J]. Science Technology and Engineering, 2015, 15(17): 193-197, 217.
谢新华, 梁栋, 张香倩, 等. 基于图像处理的目标物体最大内接矩形面积的检测[J]. 科学技术与工程, 2015, 15(17): 193-197, 217.
- [16] Zhang Z B, Zhao S L, Luo X W, *et al.* Matching method of green crops based on SURF feature extraction[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(14): 172-178.
张志斌, 赵帅领, 罗锡文, 等. 基于 SURF 算法的绿色作物特征提取与图像匹配方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14): 172-178.