

# 基于结构信息的图像拼接算法<sup>①</sup>



韩伟东, 闵士桐

(东北大学 理学院, 沈阳 110004)

通讯作者: 韩伟东, E-mail: 1206373573@qq.com

**摘要:** 研究了纹理较多、噪声较大的两幅或多幅的图像拼接问题. 两幅图像拼接时, 提取图像特征点的好坏对图像拼接结果有很大影响. 经典的 SIFT 算法是一种较好的局部特征点提取算法. 而对于纹理较多, 噪声较大的图像中, SIFT 算法会提取数量较大的特征点, 影响匹配的准确性和速度. 本文提出基于结构信息的图像拼接算法 (SKM, Structural Keypoint Matching), 利用 RTV 算法提取图像的信息结构, 有效地去除图像中的纹理噪声. 去噪后, 利用 SIFT 算法提取特征点进行匹配, 最后利用 RANSAC 算法对匹配点进行筛选, 提高准确度. 通过由 SKM 算法得到的变换矩阵  $H$  作用于原始图像, 完成图像的拼接.

**关键词:** 图像拼接; RTV; 纹理去噪; 结构信息; SIFT 算子; RANSAC

引用格式: 韩伟东, 闵士桐. 基于结构信息的图像拼接算法. 计算机系统应用, 2019, 28(10): 120-129. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7098.html>

## Image Stitching Algorithm Based on Structural Information

HAN Wei-Dong, MIN Shi-Tong

(College of Sciences, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

**Abstract:** Two or more image stitching problems with more texture and higher noise were studied. When two images are spliced, the extraction of image feature points has a great influence on the image splicing results. The classical SIFT algorithm is a better local feature point extraction algorithm. For images with more texture and higher noise, the SIFT algorithm extracts a large number of feature points, which affects the accuracy and speed of matching. In this study, based on structural information-based image matching algorithm called SKM, the RTV algorithm is used to extract the information structure of the image, and the texture noise in the image is effectively removed. After denoising, the SIFT algorithm is used to extract feature points for matching. Finally, RANSAC algorithm is used to screen matching points to improve the accuracy. The transformation matrix  $H$  obtained by SKM algorithm acts on the original image to complete image mosaic.

**Key words:** image stitching; RTV; texture denoising; structural information; SIFT operator; RANSAC

图像拼接研究已有数十年, 拼接算法也较为成熟. 近年来, 关于灰度信息的方法研究也逐渐减少, 现在提出关于彩色图像的 CSIFT<sup>[1]</sup> (A SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics) 算法, 对于医学图像和遥感图像拼接研究占了很大比例. 利用 Harris 算子提取特征<sup>[2]</sup>时, 由于无法去除误配点对, Capel<sup>[3]</sup>在利用

Harris 算子提取特征点的同时, 引入 RANSAC (Random Sample Consensus)<sup>[4]</sup>算法, 去除由 Harris 提取的误配点对, 进一步提高精度. 而 Harris 算法不能处理尺度变换图像. Lowe 在文献[5]中提出 SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 算法及改进. 提取特征的算法还有点特征提取算子 (如 Harris 算子和改进算子、Susan 算

① 收稿时间: 2019-03-22; 修改时间: 2019-04-19; 采用时间: 2019-04-24; csa 在线出版时间: 2019-10-15

子及其改进算子<sup>[6]</sup>）、线特征提取算子(如 LOG 算子<sup>[7]</sup>、Canny 算子及其改进算子<sup>[8]</sup>) 和区域特征提取算子<sup>[9]</sup>等. 2001 年, EFROS 提出了基于图像渲染的纹理合成算法<sup>[10]</sup>, 进行了对纹理渲染以及合成. 2012 年, Xu 基于相对总变差模型的图像结构提取方法. 本文将利用这种算法与图像配准算法相结合, 处理纹理多、背景复杂的图像拼接问题.

### 1 图像配准概念

相机将三维空间场景拍成二维是一种映射关系. 拍摄时, 世界坐标系  $(X_w, Y_w, Z_w)$ 、相机坐标系  $(X_c, Y_c, Z_c)$ 、图像坐标系  $(X, Y)$  三者关系<sup>[11]</sup>如图 1 所示.

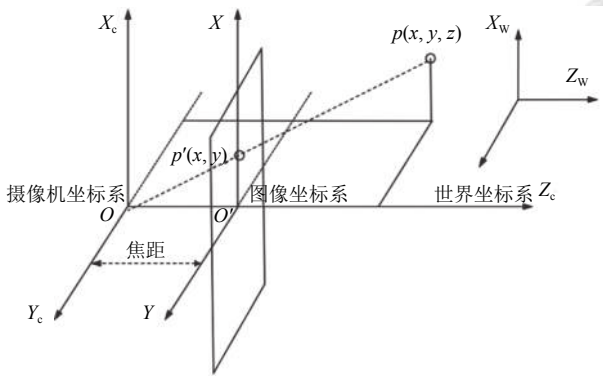


图 1 相机成像坐标系

点由世界坐标系到相机坐标系, 最后在投影到图像平面上. 图像配准就是对这种图像变换的关系进行求解, 使得两幅图像上对应像素点位置保持一致. 对于参考图像  $I_1$  和带配准图像  $I_2$ , 在点  $(x, y)$  处的灰度值可以分别表示为  $I_1(x, y)$  和  $I_2(x, y)$ , 则两幅图像可以表示为:

$$I_1(x, y) = T(I_2(x, y)) \quad (1)$$

图像配准目的是找到映射  $T$ , 使得将两幅图变换为同一坐标系.

对图像处理的配准方法有如下 3 类:

1) 基于图像灰度信息的配准方法

利用搜索算法找出时的相似度最有变换模型. 基于图像灰度信息的配准方法一般可以分为 3 类: 基于互相关法<sup>[12]</sup>、基于序贯相似度检测匹配法<sup>[13]</sup>、基于互信息法<sup>[14]</sup>.

2) 基于变换域内信息的配准方法

利用傅立叶变换为基础进行频域内的配准. 算法具有一定抵抗噪声的鲁棒性.

3) 基于图像特征信息的配准方法

提取点、线、边缘等特征信息, 减少计算量、提高时间效率, 对图像的灰色变化有一定鲁棒性.

### 2 图像结构信息的拼接算法 (SKM)

对于两幅或多幅图像进行拼接时, 提取出的图像特征点的好坏对图像拼接具有巨大影响.

SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)<sup>[1]</sup>算法是一种较好的局部特征提取算法. 但是在存在较多的纹理结构噪声的图像中, 利用 SIFT 算法提取特征点, 会提取数量较大的特征点, 影响匹配的效率 and 准确性. 如图 2 流程图所示, 本文引用 RTV (Relative Total Variation) 算法<sup>[15]</sup>提取图像结构信息, 有效地去除图像纹理噪声. 在此基础上再对结构图像进行 SIFT 特征的提取与匹配, 然后利用 RANSAC (RANDOM SAMPLE CONSENSUS)<sup>[4]</sup>算法对匹配进行筛选, 并将左右两侧的图像进行亮度调整. 由 SKM 算法得到变换矩阵  $H$ , 作用于两幅原图像, 完成图像的拼接.

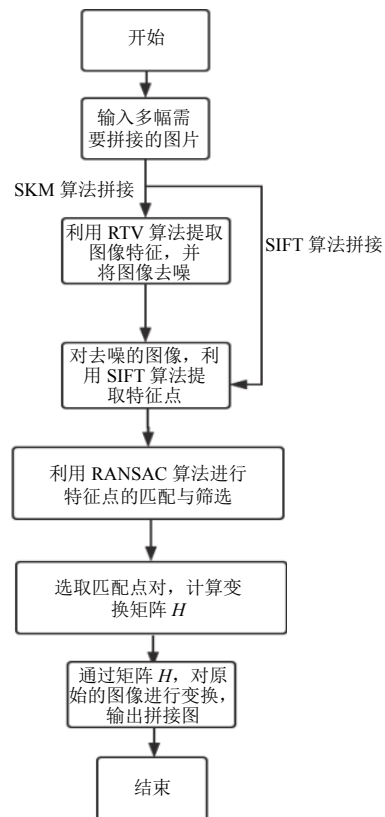


图 2 SKM 算法流程图

#### 2.1 基于总变差模型的图像主结构提取算法

图像纹理的去除选用既有的基于相对总变差模型

的纹理结构提取方法 (RTV)<sup>[15]</sup>, 在图像拼接之前对给定的两幅照片进行主结构提取, 然后进行拼接. 该算法较其之前的双边过滤等算法处理图像的程度更强, 效果也更加明显, 可以充分保证对可能出现在纹理之上的特征点的过滤.

在此算法中, 定义总变差量度:

$$\mathcal{D}_x(p) = \sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot |(\partial_x S)_q| \quad (2)$$

$$\mathcal{D}_y(p) = \sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot |(\partial_y S)_q| \quad (3)$$

其中,  $q$  属于以像素  $p$  为中心的矩形区域  $R(p)$ .  $\mathcal{D}_x(p)$  和  $\mathcal{D}_y(p)$  是  $x$  和  $y$  方向上对于像素  $p$  的图像总变化, 用来计算  $R(p)$  内部的绝对空间差异.  $g_{p,q}$  是加权函数, 表示为:

$$g_{p,q} \propto \exp\left(-\frac{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

其中,  $\sigma$  控制窗口的空间尺度. 在纹理突出的图像中, 表明图像总变化的细节像素和的结构像素变差量度  $\mathcal{D}$  都对视觉显著性有作用.

为了帮助区分突出的结构和纹理元素, 需要计算图像固有的变化量, 表示为:

$$\mathcal{L}_x(p) = \left| \sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot (\partial_x S)_q \right| \quad (5)$$

$$\mathcal{L}_y(p) = \left| \sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot (\partial_y S)_q \right| \quad (6)$$

$\mathcal{L}$  捕获整体空间变化. 因为就方向而言, 一个像素的  $\partial S$  的符号可能是正的或负的, 所以  $\partial S$  的符号取决于图像中的颜色梯度是否一致.

由于一个局部图像中的边缘比复杂图案的纹理能提供更多相近方向的渐变, 算法假定在一个图像中产生的  $\mathcal{L}$  包含的纹理通常小于图像中包括结构边缘的纹理, 即噪声的变差要比图像的自然变化产生的基本变差大. 为进一步增强纹理与结构之间的对比 (尤其对于视觉上显着的区域), 将  $\mathcal{D}$  与  $\mathcal{L}$  组合形成一个更有效的纹理分解正则化器. 从图像中去除纹理的效果由正则化器引导, 该项称为相对总变差 (RTV). 目标函数最终表示为:

$$\arg \min_S \sum_p (S_p - I_p)^2 + \lambda \cdot \left( \frac{\mathcal{D}_\S(p)}{\mathcal{L}_\S(p) + \varepsilon} + \frac{\mathcal{D}_\ddagger(p)}{\mathcal{L}_\ddagger(p) + \varepsilon} \right) \quad (7)$$

其中,  $(S_p - I_p)^2$  可使输入和结果不会产生较大偏差. 从图像中去除纹理的效果由正则化器引导, 该项称为相对总变差 (RTV).  $\lambda$  为权重.  $\varepsilon$  为一小量, 从而使分母不为 0.

通过求解该最小值来提取结构图像. 以  $x$  方向为例:

$$\begin{aligned} & \sum_p \frac{\mathcal{D}_\S(p)}{\mathcal{L}_\S(p) + \varepsilon} \\ &= \sum_q \sum_{q \in R(p)} \frac{g_{p,q}}{\sum_{q \in R(p)} g_{p,q} \cdot (\partial_x S)_q + \varepsilon} |(\partial_y S)_q| \quad (8) \\ &\approx \sum_q \sum_{q \in R(p)} \frac{g_{p,q}}{\mathcal{L}_\S(p) + \varepsilon} \frac{1}{|(\partial_y S)_q| + \varepsilon_S} ((\partial_y S)_q)^2 \end{aligned}$$

设

$$u_{xq} = \sum_{q \in R(p)} \frac{g_{p,q}}{\mathcal{L}_\S(p) + \varepsilon} = G_\sigma * \frac{1}{|G_\sigma * \partial_x S| + \varepsilon} \quad (9)$$

$$w_{xq} = \frac{1}{|(\partial_y S)_q| + \varepsilon} \quad (10)$$

其中,  $G_\sigma$  为标准差为  $\sigma$  的 Gaussian 核函数, \* 表示卷积.  $y$  方向讨论类似. 原目标函数可以写成矩阵形式:

$$(v_S - v_I)^T (v_S - v_I) + \lambda (v_S^T C_S^T U_x W_x C_x v_S + v_S^T C_y^T U_y W_y C_y v_S) \quad (11)$$

其中,  $v_S$  和  $v_I$  分别代表  $S$  和  $I$  的两个列向量,  $C_x$  和  $C_y$  是向前差分梯度算子的 Toeplitz 矩阵,  $U_x, W_x, U_y, W_y$  为对角矩阵, 对角元素分别为  $U_x[i, i] = U_{xi}, U_y[i, i] = U_{yi}, W_x[i, i] = W_{xi}, W_y[i, i] = W_{yi}$ . 模型最终表示为:

$$(E + \lambda L') v_S^{t+1} = v_I \quad (12)$$

其中,  $L' = C_S^T U_x W_x C_x + C_y^T U_y W_y C_y$ . 可通过直接求逆矩阵计算或共轭梯度法求解.

在计算机程序中, RTV 算法函数有两个主要参数  $\lambda$  和  $\varepsilon$ .  $\lambda$  参数控制处理强度, 取值范围为 (0, 0.05];  $\varepsilon$  参数控制最终结果的锐度, 该值越小, 结果图像的锐度越高, 取值范围为 (0.001, 0.03].

## 2.2 基于结构信息的配准算法

SIFT 算法基于尺度空间理论<sup>[16]</sup>, 对于图像的缩放、旋转、仿射变换保持较好的稳定性. SIFT 算子可以在纹理较少的图像中提取更多特征, 具有良好的性质. 但在较多纹理的图像中, 该算子将提取较多的特征点. 所以对于一般具有较多纹理噪声的图像, 利用 RTV 算法对图片纹理处理, 再利用 SIFT 特征点的提取进行匹配. 通过由 SKM 算法得到的变换矩阵  $H$  作用

于原始图像,从而完成对图像进行拼接.

SIFT 算法实现<sup>[17]</sup>如下:

1) 构建图像的尺度空间

文献[18,19]中 Lindeberg 等人证明 Gaussian 核是实现尺度变换的唯一线性变换核. 图像的尺度空间  $L(x, y, \sigma)$  可以定义为图像  $I(x, y)$  与高斯核函数  $G(x, y, \sigma)$  的卷积,

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (13)$$

其中,  $\sigma$  是尺度因子,  $\sigma$  越小, 在视觉上图像就越清晰,  $\sigma$  越大, 图像越模糊,  $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$ , \* 表示卷积,  $(x, y)$  代表像素的位置.

为了在尺度空间中检测到稳定的特征值点, 采用高斯差分尺度空间 (DoG 空间, 即 Difference of Gaussian scale-space), DoG 算子定义为两个相邻尺度的 Gaussian 核间的差分, 公式表示为:

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) * L(x, y, \sigma) \quad (14)$$

其中,  $k$  表示两个相邻尺度空间倍数的常数.

式 (14) 是由尺度归一化的 LoG (Laplace of Gaussian) 函数  $\sigma^{-2}\nabla^2 G$  近似得到, LoG 算子的极值能够产生稳定的图像特征. 用 DoG 算子来代替尺度归一化的 LoG 算子进行极值检测, 在实际计算过程中, 将高斯金字塔 (如图 3) 中每组图像中的相邻的上下两幅图像的像素值相减, 得到高斯差分图像.

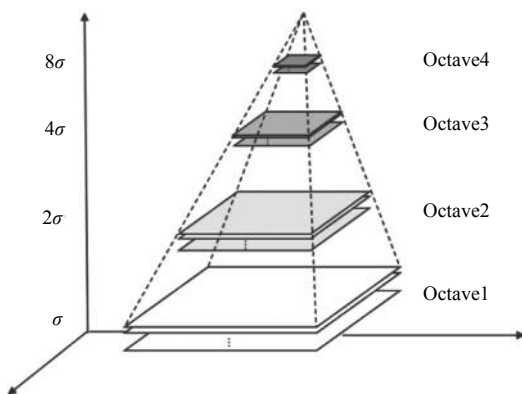


图 3 高斯金字塔模型

如图 4, 左边的图像是由初始图像开始形成的高斯金字塔图像, 每一阶的第一个图像是由上一阶的最后的高斯图像进行降采样得到的.

2) 空间极值点的检测

对尺度空间 DoG 函数进行曲线拟合 (子像素插值), 利用 DoG 函数在尺度空间 Taylor 展开.

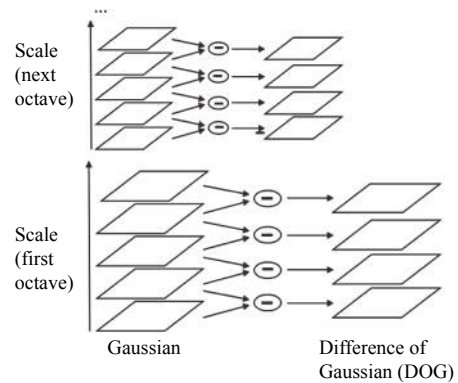


图 4 高斯差分图像的形成

$$D(X) = D + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X \quad (15)$$

其极值点  $\hat{X} = (x, y, \sigma)^T$  表示特征点的位置和尺度, 对上式求一阶导数并令导数为 0, 求得修正量为:

$$\hat{X} = \frac{\partial D^T}{\partial X} \left( \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} \right)^{-1} \quad (16)$$

将修正因子代入, 得到:

$$D(\hat{X}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial X} \hat{X} \quad (17)$$

上式去除那些对比度较低的不稳定极值点. Lowe 的试验显示, 所有取值小于 0.04 的极致点均可舍去.

DoG 算子具有较强的边缘响应现象, 一个较差的 DoG 算子的极值在横跨边缘的地方有较大的主曲率, 而在垂直边缘的方向有较小的主曲率. 主曲率可由 Hessian 矩阵得到:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{yx} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$H$  的特征值  $\alpha$  和  $\beta$  代表  $x$  和  $y$  方向的梯度:

$$\text{tr}(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (19)$$

$$\det(H) = D_{xx} D_{yy} - D_{xy}^2 = \alpha\beta \quad (20)$$

$D$  的主曲率和  $H$  的特征值成正比, 其中  $\alpha$  和  $\beta$  分别为矩阵  $H$  中的较大与小特征值. 令  $\alpha = \gamma\beta$ , 则

$$\frac{\text{tr}(H)^2}{\det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \quad (21)$$

当  $\gamma$  越大时, 即在某一个方向的梯度值越大, 而在另一个方向的梯度值越小,  $(\gamma + 1)^2/\gamma$  值越大, 为了剔除这样的边缘响应点, 需要设置一个阈值  $R$  (在 Lowe 的文章中,  $R$  取 10), 可通过如下公式来检测判断是否需要剔除极值点,

$$\frac{\text{tr}(H)^2}{\det(H)} < \frac{(R+1)^2}{R} \quad (22)$$

3) 特征点方向分配与描述向量的生成

为使算子具有旋转不变性, 利用特征点的邻域像素梯度给分配一个方向参数. 对在 DoG 金字塔中求得特征点, 求其所在的金字塔图像中  $3\sigma$  邻域内像素点的梯度和方向分布, 梯度的大小及方向为:

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \quad (23)$$

$$\theta(x,y) = \arctan \frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \quad (24)$$

用一个梯度方向的直方图进行统计, 范围  $0 \sim 360$  度, 其中每  $10$  度一个柱. 每个采样点按照其梯度方向  $\theta(x,y)$  加权统计到直方图, 权值为幅度  $m(x,y)$  和贡献因子的乘积. 贡献因子是采样点到关键点距离的度量, 距离越大, 贡献因子越小. 直方图的峰值代表了该关键点处邻域梯度的主方向.

接着将坐标轴的方向旋转为特征点的主方向, 并以特征点为中心选取  $16 \times 16$  的邻域窗口, 将窗口平均地划分为  $16$  个  $4 \times 4$  的区域, 在区域内求取  $8$  个分区的梯度直方图, 利用 Gaussian 函数进行加权处理, 如图 5 所示, 得到一个  $16 \times 8$  维的向量, 最后将向量进行归一化处理, 减少光照的影响, 生成特征点的描述向量.

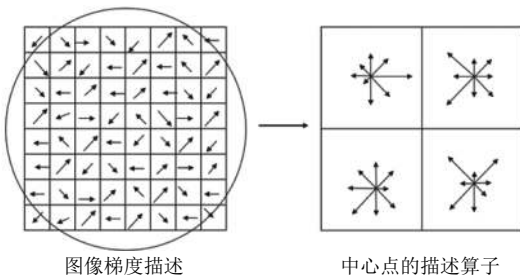


图 5 图像描述算子的生成

图 5 中左图为特征描述子生成时其四分之一的像素的梯度方向, 圆圈表示高斯加权的范围, 右图为加权到  $8$  个方向后生成的描述子.

4) 特征点匹配与筛选

以特征向量的欧氏距离作为特征点判定相似性的度量, 取图像中某个特征点, 找出与另一图像中距离最近的两个特征点, 如果最近距离与次近距离的比值小

于某个阈值就接受这对匹配点, 阈值一般取  $0.4 \sim 0.6$  之间. 阈值越小, 求出的匹配点对越少, 匹配的稳定性越高. 最后利 RANSAC 算法筛选匹配点<sup>[20-22]</sup>, 去掉匹配错误的点, 提高匹配精度. 利用这个模型测试所有数据, 并计算满足这个模型数据点的个数与投影误差 (即代价函数), 选出最优模型即代价函数最小.

$$\sum_{i=0}^n \left( x_i' - \frac{h_{11}x_i + h_{12}y_i + h_{13}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} \right)^2 + \left( y_i' - \frac{h_{21}x_i + h_{22}y_i + h_{23}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} \right)^2 \quad (25)$$

具体步骤如下:

- (1) 从匹配点集中随机选出  $4$  组匹配点对.
- (2) 计算变换矩阵  $H$ :

$$s \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

其中,  $s$  是尺度参数.

(3) 通过变换矩阵  $H$ , 对匹配点进行变换, 并设置误差度量函数, 如果匹配点对变换后不超过误差, 则认为是一致集中的元素, 遍历完所有点对后, 返回一致集中的元素个数. 根据一致集中的元素个数判断是否为最优, 若是则更新最优一致集.

(4) 更新当前的错误概率, 若大于允许的最小概率则重复 (1) 到 (3) 迭代, 知道小于最小概率时结束.

SIFT 算法在特征匹配过程中, 要对  $128$  维的特征描述向量进行计算, 匹配时计算量较大. 特别是在纹理较多的图像中, 提取的特征点个数较多, 计算量就更大了. 而生活中的场景一般有较多纹理结构, 所以利用基于结构信息拼接算法 (Structural Keypoint Matching, SKM), 采用基于 RTV 的图像主结构提取算法来像的结构, 并在提取的结构图像中进行 SIFT 特征点的提取与匹配特征点的提取与匹配, 这样可以避免图像中细致纹理噪声在图像特征提取过程的影响.

SIFT 算法在求特征点时, 若提取了较多的特征点, 就会占据较多内存空间来储这些特征点描述向量, 尤其是在高分辨率的图像中, 并且随着提取特征点数量的增加会极大地增加特征点匹配时的计算量. 而 SKM 算法提取图像的主结构后, 去掉了纹理噪声, 会使特征点数减少, 从而减少计算量. 下面以图 6、图 7 两幅纱窗示意图为例, 介绍基于信息结构的图像拼接算法.

分别对图 6 和图 7 进行主结构提取, 去除纹理.

如图 8 所示, 可以发现大部分细节纹理噪声都被

消去,并保留了图像的主要结构特征,同时对其进行SIFT特征点的提取。



图6 纱窗左侧图



图7 纱窗右侧图



图8 提取与匹配

最后根据特征点匹配的结果,求出图像变换模型矩阵的参数.通过仿射变换,以及得出的模型参数对图像进行变换和拼接,得到最终图像,如图9所示。



图9 变换拼接图

### 3 实验分析与讨论

#### 3.1 图像去纹理效果分析

对图像去除纹理可以使图像的颜色变化趋于连续,在物体和图案的顶点处的特征点更容易识别,若进行直接拼接,有些情况下会造成平行的特征点匹配,或者在某一小范围区域出现大量特征点对.这些特征点对后面的拼接过程起到的作用相当,因此即使去除一部分也不会对拼接造成困难.在进行纹理去除后,上述现象有了明显的改善,特征点较原来可减少一半以上。

由2.1的理论分析知, $\lambda$ 为比较特征差异的程度, $\lambda$ 增大时,由该部分构成的方程(7)在求解时将更偏重于此项,故 $\lambda$ 可以简化看作为去纹理强度。

在实际应用过程中,发现只需取较小的处理强度值 $\lambda$ 即可将纱窗网格去除.另外,当采用不同的 $\lambda$ 值时,该方法对图像的特征点筛选作用也略有不同。

为了达到最好效果,即在保证图像固有元素的完整性和可区分性的基础之上,尽量少地保留特征点,分别对 $\lambda$ 值进行了在0.1和0.01的数量级上的改动(这里进行的是逐步缩小区间的做法,需要大量试验,只展示一组图像,如图10-图12所示),最终发现只需 $\lambda$ 值在(0,0.03]范围时,能够得到较好效果,当超过0.05时,效果便不再显著,且图像清晰度会大幅下降。



图10 RTV 算法测试图 ( $\lambda=0.005, \sigma=2$ )



图11 RTV 算法测试图 ( $\lambda=0.01, \sigma=2$ )

图 12 RTV 算法测试图 ( $\lambda=0.05, \sigma=2$ )

对于另一个参数锐度,在允许范围内更改其值,没有发现拼接过程有很大变化.分析其原因,应为锐度值与图像的细致程度为正相关,不能符合减少特征点的目标.

### 3.2 对虚影的处理结果分析

相对于 RTV 算法对纹理的去除及对后续拼接的影响,其对拼接产生的虚影的去除效果并不明显.事实上,由于固有拼接方法在最后的拼接处理时,将两幅图像的对应像素做线性组合,这种连续变化的模糊像素与网格等有明显特征的、与附近需保留的像素在 RGB 颜色数值上形成突跃的纹理有一定区别,不一定能被 RTV 算法的提取纹理结构的系统所识别,因此处理效果较不明显,但实验发现加强处理强度后同一色块中的像素会相互影响进而融为一体,故仅仅在相近颜色的像素被 RTV 处理之后,虚影有一定减弱的程度.

### 3.3 匹配率对比和 SKM 的算法评价

实验的结果中主要有下列参考值以评判几种算法的性能:

#### (1) 特征点数

特征点是拼接图像的基础.特征点的数量与计算量、准确度等后续要素都密切相关,保证特征点数在合理范围内,是算法的首要目标.

#### (2) 图像匹配率

图像配准后对配准的图像进行图像拼接,根据特征点的匹配率来评价拼接图像的效果.匹配率越高,说明算法的对特征点的利用程度越强,算法的运行更加高效而浪费的数据资源越少.

下面由两组实验测试 SKM 算法与经典特征点算法的各个参数之间的对比和实验效果.

第一组测试中,如图 13、图 14 所示,以纹理较多

的墙面和地砖为实验,测试 SKM 算法和经典算法下特征点数及匹配率.如表 1 所示.

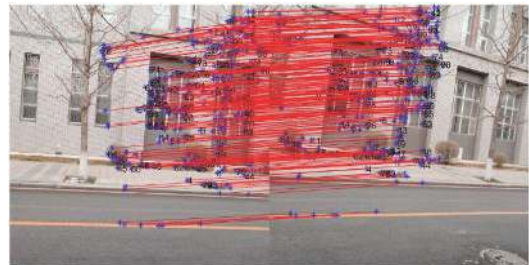


图 13 经典算法下的特征点匹配图像

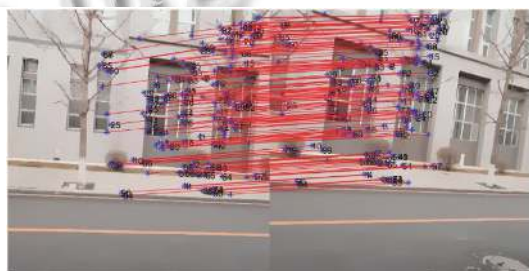


图 14 SKM 算法下的特征点匹配图像

表 1 两种算法对第一组测试图像配准的性能比较

	左图特征点数	右图特征点数	匹配点对数	匹配率 (%)
经典算法	1439	1540	378	24.5
SKM 算法	864	973	221	25.5

由表 1 可以看出,SKM 算法所确定的特征点仅为经典算法的 60%–70%,在运算次数与其平方成正比的匹配过程中,该特质有效减少了特征点匹配时的计算量,由于去噪作用,对拼接产生干扰的特征点被筛去,进而匹配率也有所提升.通过对比可知,SKM 算法的特征点配对数要比经典算法少很多,而特征点的匹配效果还是很好的.

通过类似的一些图像配准实验,很容易发现,在纹理较多的图像中,SKM 算法的效率比经典算法的效率要高,且保证了配准的准确性.甚至在背景十分复杂的图像中,SKM 算法的优势更加明显.

## 4 实验结果对比与分析

实验采用了纱窗、涂鸦墙、篮球场网图、马路等背景复杂且噪声较多的图像作为研究对象.在导入图像之后,立即对图像做去纹理的处理.由于处理后的输出为两个图像矩阵,需将其再转化为图像格式.经此步

后转而进行图像拼接处理。

在图像处理过后,利用 SKM 算法算出变换矩阵  $H$ , 由此得到最终输出结果,完成拼接并显示图片。

#### 4.1 图像数据来源

饰演的所有测试图像均由由 VivoX21A 手机拍摄,由于当图像的尺寸较大(如  $1373 \times 7373$ )时,程序处理时间过长,可能由于速度浮动和而无法比较且未知因素出现几率增加,所以在进行实验前在尽可能保证图像质量的情况下对图像进行了缩放处理,缩小后图像大小为  $500 \times 500$ 。

#### 4.2 实验环境

硬件环境:运行实验的计算机 CPU 型号为 Intel (R) Core (TM) i5-6300HQ CPU @ 2.30 GHz,内存为 8.00 GB (2133 MHz)。

软件环境:操作系统为 Microsoft Windows 10 专业版 (64 位),程序运行平台为 MatlabR2016a,部分代码来源于 Lowe 的 siftDemoV4<sup>[5]</sup>。

#### 4.3 实验结果对比和分析

1) 在第一组实验中,我们采用了马路街道图(如图 15,图 16 所示),场景元素较多且分布复杂,还有些元素两张图仅出现一次,给拼接造成了难度。



图 15 左侧街道图

在表 2 中,反映了图 17 中(上侧图是经典算法的特征点匹配图,下侧是 SKM 算法的特征点匹配图)经典算法与 SKM 算法特征点数量以及匹配率。可以看出 SKM 算法的特征点配对数要比经典算法少很多,而且特征点的匹配率还高。

如图 18,图 19 所示,经典算法拼接时,由于特征点匹配过多,拼接又不能顾及所有特征,故出现较大偏差,如图中信号灯处和斑马线处。去噪后,此两处的拼接均

大幅提高,斑马线处基本无断层。可见 SKM 拼接对图像特征的取舍与对重点拼接位置的聚焦作用。



图 16 右侧街道图

表 2 街道

	左图特征点数	右图特征点数	匹配点对数	匹配率 (%)
经典算法	7947	7695	1022	13.3
SKM 算法	4527	3726	741	19.8

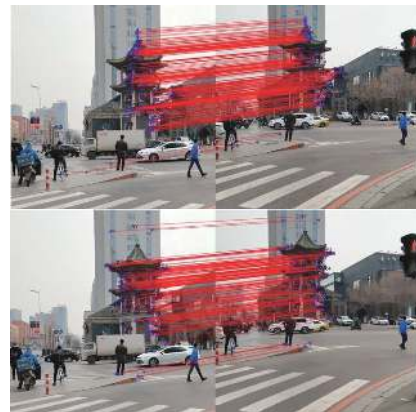


图 17 经典算法和 SKM 算法特征点匹配图



图 18 经典算法下测试结果图 1

2) 在第二组测试中,测试了两幅不同角度的涂鸦墙,如图 20 所示。





图 19 SKM 算法下测试结果图 1



图 20 不同角度的涂鸦图

在涂鸦的图片中存在大量的纹理, 故作为典型案例测试. 表 3 中将 SKM 算法与经典算法相比较, 在这组实验中, SKM 算法减少大量特征点数. 将两幅图像进行配准, 提高了准确度.

表 3 墙

	左图特征点数	右图特征点数	匹配点对数	匹配率 (%)
经典算法	8411	8946	3546	42.1
SKM 算法	3599	3881	1113	30.9

结果表明, 直接拼接中的效果图能够大致吻合, 但在拼接处有极窄的纵向图像带并没有显示出来. 而在去噪拼接中有效的避免了这一现象, 并且右下方黑色形状的边界拼接的更加光滑, 其上方的纹理也显示的较为完整, 如图 21, 图 22 所示.



图 21 经典算法下测试结果图

3) 第三组实验, 以篮球场为背景图像进行拼接, 如图 23 所示. 两种算法实验结果如图 24 所示.



图 22 SKM 算法下测试结果图



图 23 篮球场图



图 24 篮球场拼接结果图

在最后一组实验中, 篮球场围栏的纹理在整个图像范围内都很相似, 对提取特征略有影响, 从数据上看可以证实这一点. 去噪后特征点数明显降低, 且拼接边界也有可见的优化效果. 如表 4 所示, 虽然 SKM 从特征点匹配率上表现稍差, 但减少对特征点的计算量的效果突出, 算法仍具有一定的可取性.

表 4 篮球场

	左图特征点数	右图特征点数	匹配点对数	匹配率 (%)
经典算法	11 362	20 405	2085	18.3
SKM 算法	6394	6891	355	5.6

## 5 总结

通过多次图像配准实验,可以发现,SKM 算法的效率比经典算法效率要高,且保证了配准的准确性。SIFT 特征点提取是一种较成熟的算法,但对于多纹理的图像拼接时,耗时较长。本文提出的 SKM 算法将基于相关总变差模型的图像主结构提取算法与基于 SIFT 特征点提取算法相融合。实验表明,SKM 算法在纹理较多的图像中进行配准时,继承了经典算法的稳定性,适用于纹理较多的图像,并且在纹理较多的图像配准过程中相比于经典算法而言有着更高效率。而日常拍摄的景物图像中纹理结构不少,尤其是对于纹理结构特别多的图像,SKM 算法具有较好的性质。

### 参考文献

- 1 Abdel-Hakim AE, Farag AA. CSIFT: A SIFT descriptor with color invariant characteristics. Proceedings of 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, NY, USA. 2006. 1978–1983.
- 2 唐永鹤,陶华敏,卢焕章,等.一种基于 Harris 算子的快速图像匹配算法.武汉大学学报·信息科学版,2012,37(4): 406–409,414.
- 3 Capel D, Zisserman A. Automated mosaicing with super-resolution zoom. Proceedings of 1998 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Santa Barbara, CA, USA. 1998. 885–891.
- 4 Fischler MA, Bolles RC. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381–395. [doi: 10.1145/358669.358692]
- 5 Lowe DG. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110. [doi: 10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94]
- 6 肖玲玲,赵秀鸟.一种基于数学形态学与改进的 SUSAN 算子边缘提取快速算法.微型机与应用,2009,28(23): 76–78. [doi: 10.3969/j.issn.1674-7720.2009.23.024]
- 7 Botha M, von Solms R. Utilising fuzzy logic and trend analysis for effective intrusion detection. Computers & Security, 2003, 22(5): 423–434.
- 8 王植,贺赛先.一种基于 Canny 理论的自适应边缘检测方法.中国图象图形学报,2004,9(8): 957–962. [doi: 10.3969/j.issn.1006-8961.2004.08.011]
- 9 张瑜慧,王海燕,郑步芹,等.一种结合边缘与区域信息的图像特征提取算法.太赫兹科学与电子信息学报,2013,11(4): 624–628.
- 10 Efros AA, Freeman WT. Image quilting for texture synthesis and transfer. Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, NY, USA. 2001. 341–346.
- 11 Hartley R, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- 12 张德新,马广富,曲国志.利用仿射变换和互相关法的航侦图像快速拼接.光电子·激光,2011,22(2): 307–312.
- 13 沈慧玲,戴本祁.一种基于序贯相似性检测算法(SSDA)的加速算法.光电技术应用,2006,21(4): 60–63,70. [doi: 10.3969/j.issn.1673-1255.2006.04.016]
- 14 韦春荣,何楚.基于改进型互信息的遥感图像配准方法.广西师范大学学报(自然科学版),2014,32(2): 20–25. [doi: 10.3969/j.issn.1001-6600.2014.02.004]
- 15 Xu L, Yan Q, Xia Y, et al. Structure extraction from texture via relative total variation. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6): 139.
- 16 Witkin AP. Scale-space filtering. Fischler MA, Firschein O. Readings in Computer Vision: Issues, Problems, Principles, and Paradigms. Amsterdam: Elsevier, 1987. 329–332.
- 17 戴维理.基于 SIFT 的图像拼接和特征提取的研究[硕士学位论文].成都:电子科技大学,2015.
- 18 Lindeberg T. Scale-space theory: A basic tool for analyzing structures at different scales. Journal of Applied Statistics, 1994, 21(1–2): 225–270. [doi: 10.1080/757582976]
- 19 Koenderink JJ. The structure of images. Biological Cybernetics, 1984, 50(5): 363–370. [doi: 10.1007/BF00336961]
- 20 罗文超,刘国栋,杨海燕. SIFT 和改进的 RANSAC 算法在图像配准中的应用.计算机工程与应用,2013,49(15): 147–149,156. [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.1112-0200]
- 21 王卫兵,白小玲,徐倩. SURF 和 RANSAC 的特征图像匹配.哈尔滨理工大学学报,2018,23(1): 117–121.
- 22 薛佳乐.图像拼接算法的研究[硕士学位论文].天津:天津理工大学,2018.