

## 基于 LK 和 FAST 的时间序列图像快速配准算法

荆 滢<sup>1</sup>, 齐乃新<sup>2</sup>, 杨小冈<sup>2</sup>, 卢瑞涛<sup>2</sup>

- (1. 南京理工大学 自动化学院, 江苏 南京 210094;
2. 火箭军工程大学 导弹工程学院, 陕西 西安 710025)

**摘要:** LK 光流算法是一种精确高效的特征跟踪算法, 能够较大幅度提高图像配准的精度和速度。针对时间序列图像的配准问题, 基于 LK 光流算法, 通过基于图像金字塔的方式跟踪改进后的 FAST 特征角点, 采用一种鲁棒的单应矩阵估计算法解算配准参数, 提出了一种基于 LK 光流和改进 FAST 特征的实时鲁棒配准算法。通过一组时间序列图像从配准精度和配准速度两个方面对所提出算法的性能进行了验证分析, 平均重投影误差为 0.16, 平均处理速度为 30 Hz。实验结果表明, 该算法能够提取稳定的 FAST 角点, 快速准确地跟踪匹配序列图像之间的特征, 较好地解决时间序列图像的实时配准问题。

**关键词:** 时间序列图像; 图像配准; LK 光流; FAST 特征点; 特征匹配

**中图分类号:** TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.1126006

## Fast registration algorithm of image sequence by time based on LK and FAST

Jing Ying<sup>1</sup>, Qi Naixin<sup>2</sup>, Yang Xiaogang<sup>2</sup>, Lu Ruitao<sup>2</sup>

- (1. Department of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;
2. Department of Control Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** LK optical flow is an accurate and efficient feature tracking method which can be used to improve the performance of the image registration algorithm. For the registration problem of image sequence by time, a real-time and robust registration algorithm combining LK optical flow and improved FAST corners was proposed. The improved FAST corners was tracked by using the LK optical flow based on image pyramid and the registration parameters were calculated by adopting a robust homography estimation algorithm. In the experimental part, a real image sequence by time was used to verify the performance of the proposed algorithm from two aspects: registration accuracy and registration speed. The average re-projection error was 0.16 with the processing speed of 30 Hz. The experimental results show that the proposed algorithm can extract stable FAST corners and match the features between images efficiently and accurately, which solve the real-time registration problem of image sequence by time.

**Key words:** image sequence by time; image registration; LK optical flow; FAST corner; corner matching

收稿日期: 2018-06-10; 修订日期: 2018-07-28

基金项目: 国家自然科学基金(61203189, 61806209)

作者简介: 荆滢(1984-), 女, 助理工程师, 主要从事指挥自动化仿真方面的研究。Email: 2535664268@qq.com

## 0 引言

时间序列图像是指采用同一成像模式沿时间轴连续获得的序列图像,时间序列图像配准就是将一组时间序列图像进行匹配、叠加的过程。目前,图像配准是图像的复原与融合、目标分割与识别等技术的基础,被广泛应用于遥感数据分析<sup>[1]</sup>、医学成像<sup>[2]</sup>、协同目标识别<sup>[3]</sup>以及图像处理<sup>[4]</sup>等领域,具有重要的研究意义。

在国内外的图像处理领域,图像配准方法的相关研究工作比较多,其大体可以分为三类:基于灰度信息的配准方法<sup>[5]</sup>、基于变换域的配准方法<sup>[6]</sup>和基于特征的配准方法<sup>[7]</sup>。其中,基于特征的配准方法是利用配准图像的特征,采用相似性度量建立对应关系,然后通过解算图像空间坐标变换参数进行图像配准,具有特征稳定、配准率高、计算复杂度小的特点,被广泛应用于现有的序列图像配准中。张鹏强等<sup>[8]</sup>利用直线特征作为控制基础,提出了一种序列图像自动配准方法,突破了相应特征必须严格“同名”的限制,实现了概略对准条件下的序列图像全自动配准。在参考文献[9]中,王志强等人采用图像斑点特征和角点特征相结合的方式,提高了图像配准结果的可靠性,实现了基于全局图像配准的目标快速定位。何林阳等<sup>[10]</sup>改进了 BRISK 特征,提出了一种快速图像配准算法,实现了超分辨率图像重建中高精度快速图像配准。参考文献[11]中提出了一种尺度不变特征变换(SIFT)结合区域互信息优化的遥感图像配准方法,进一步提高了遥感图像的配准精度。张

健等<sup>[12]</sup>在 SURF 算法对星图进行精确配准的基础上,实现了一种对 16 Bits 星图的多目标检测算法。现有的基于特征的配准算法一部分依赖于 SIFT、SURF 特征的提取与匹配,以牺牲计算的实时性为代价换来精确的提升;另一部分就是采用 ORB 特征提取与匹配,为了提高算法的实时性忽略了精度上的要求。

从时间序列图像配准的原理、步骤和方法来看,配准的速度、精度和可靠性是评价配准算法的三个重要指标,如何在尽可能提高配准质量、特别是满足精度和可靠性要求的前提下进一步提高时间序列图像的配准速度,一直是计算机视觉、图像处理和模式识别等领域的热点研究课题。为此,文中提出了一种基于 LK 光流和改进 FAST 特征的配准算法,首先采用改进 FAST 特征检测算法提取稳定的特征点,然后通过 LK 光流较准确地跟踪匹配特征点,最后通过鲁棒的单应矩阵估计算法建立待配准图像之间的函数映射关系,完成时间序列图像之间的配准工作。该算法在保证精度和可靠性的基础上,较大程度地提高了时间序列图像的配准速度。

## 1 LK 光流特征跟踪算法

光流是一种描述像素随时间在图像之间运动的方法,如图 1 所示。随着时间的流逝,同一像素会在图像中运动,而笔者希望追踪它的运动过程。其中,计算部分像素运动的称为稀疏光流,计算所有像素的称为稠密光流,稀疏光流以 Lucas-Kanade 光流(Lucas-Kanade, LK)为代表。

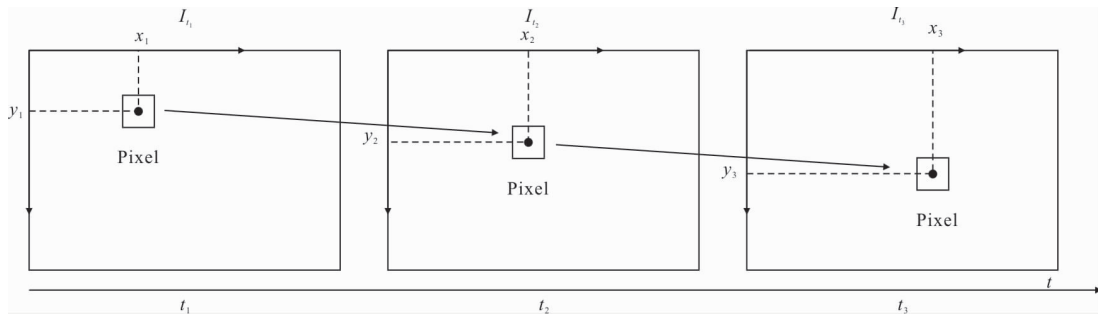


图 1 光流法示意图

Fig.1 Schematic of optical flow

### 1.1 LK 光流算法

LK 光流算法是一种经典的特征跟踪算法。首先假设一个包含特征纹理信息的特征窗口  $W$ , 用一个

平移模型描述特征窗口内像素点的变化, 设  $t$  时刻对应的图像帧表示为  $I(x, y)$ ,  $t+\tau$  时刻对应的图像帧表示为  $J(x, y)$ , 它们的位置满足方程(1), 运动量  $d=$

$(\Delta x, \Delta y)$ 称为像素点  $X(x, y)$ 的偏移。

$$I(x, y) = J(x + \Delta x, y + \Delta y) \quad (1)$$

接下来决定运动参数的问题相当于找到能够使灰度差平方和 (Sum of Squared intensity Differences, SSD) (用  $\varepsilon$  表示) 最小化的  $d$ ,  $\varepsilon$  定义为:

$$\varepsilon = \iint_W [J(X+d) - I(X)]^2 dX \quad (2)$$

一般  $d$  是远小于  $X$  的量, 所以可将  $J(X+d)$  在点  $a = [a_x, a_y]^T$  处展开成 Taylor 公式, 则有:

$$J(\zeta) \approx J(a) + (\zeta_x - a_x) \frac{\partial J}{\partial x}(a) + (\zeta_y - a_y) \frac{\partial J}{\partial y}(a) \quad (3)$$

其中,  $\zeta = [\zeta_x, \zeta_y]^T$ 。

根据导数的定义, 假设  $X+d=\zeta, X=a$ , 去掉高次项, 只保留前两项可得下式:

$$J(X+d) \approx J(X) + d_x \frac{\partial J}{\partial x}(X) + d_y \frac{\partial J}{\partial y}(X) \quad (4)$$

定义  $g$  为泰勒展开的一阶泰勒系数, 如公式(5)所示:

$$g = \left[ \frac{\partial J}{\partial x}(X) \quad \frac{\partial J}{\partial y}(X) \right]^T \quad (5)$$

则公式(4)可以化简为:

$$J(X+d) \approx J(X) + g^T \cdot d \quad (6)$$

因此, 公式(2)可以写为:

$$\varepsilon = \iint_W [J(X) - I(X) + g^T \cdot d]^2 dX \quad (7)$$

令  $h = J(X) - I(X)$ , 则公式(7)化简为:

$$\varepsilon = \iint_W (h + g^T \cdot d)^2 dX \quad (8)$$

根据公式(8)对  $d$  求导可得:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial d} = \iint_W [h + g^T \cdot d] g(X) dX \quad (9)$$

为了求解偏移量  $d$ , 令  $\frac{\partial \varepsilon}{\partial d} = 0$ , 这时  $\varepsilon$  取得极小值, 可将公式(9)变换为:

$$\iint_W h \cdot g(X) dX = - \left[ \iint_W g^T(X) g(X) dX \right] d \quad (10)$$

若令

$$Z = \iint_W g^T(X) g(X) dX = \iint_W \begin{bmatrix} g_x^2 & g_x g_y \\ g_x g_y & g_y^2 \end{bmatrix} dX \quad (11)$$

$$e = \iint_W h \cdot g(X) dX = \iint_W h \cdot \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} dX \quad (12)$$

可将公式(10)改写为:

$$Zd = e \quad (13)$$

其中, 对特征窗口  $W$  内的每个像素点  $X(x, y)$  利用公式(13)进行牛顿迭代, 直到满足一定精度就可以求得最终解  $d$ , 实现图像点的跟踪:

$$d_{k+1} = d_k + \begin{bmatrix} g_x^2 & g_x g_y \\ g_x g_y & g_y^2 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \left[ \iint_W [I(X) - J(X)] \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} dX \right] \quad (14)$$

式中:  $d_k$  为第  $k$  次牛顿迭代法计算得到的  $d$  的值。在没有  $d$  的先验知识的情况下, 迭代计算的初始估计值  $d_0$  设为 0。

### 1.2 基于图像金字塔的 LK 光流算法

$J(X+d)$ 能够在点  $a = [a_x, a_y]^T$  处展开成 Taylor 公式(3)的前提是  $d$  是一个远小于  $X$  的量, 这就要求特征点的运动量不能过大, 否则极容易出现跟踪失败的情况, 针对这一问题, Jean-Yves Bouguet<sup>[13]</sup>利用高斯金字塔, 改进了 LK 光流的跟踪效果, 设计了一种多尺度的 LK 光流特征跟踪算法。

图像金字塔定义: 已知一幅大小为  $n_x \times n_y$  的图像  $I(x, y)$ , 令  $I^0(x, y) = X(x, y)$  为第 0 层的图像, 具有最高的分辨率, 其宽和高分别定义为  $n_x^0 = n_x$  和  $n_y^0 = n_y$ 。图像金字塔的其他层图像采用回归递推的方法计算得到: 根据  $I^0(x, y)$  计算  $I^1(x, y)$ , 根据  $I^1(x, y)$  计算  $I^2(x, y)$ , 依次类推完所有  $L$  层的图像, 其中  $L=1, 2, 3, \dots$  为图像金字塔的层数。令  $I^{L-1}(x, y)$  为第  $L-1$  层的图像,  $n_x^{L-1}$  和  $n_y^{L-1}$  为图像的宽和高, 则  $I^{L-1}(x, y)$  可以定义为:

$$\begin{aligned} I^L(x, y) = & \frac{1}{4} \cdot I^{L-1}(2x, 2y) + \frac{1}{8} \cdot (I^{L-1}(2x-1, 2y) + \\ & I^{L-1}(2x+1, 2y) + I^{L-1}(2x, 2y-1) + I^{L-1}(2x, 2y+1) + \\ & \frac{1}{16} \cdot (I^{L-1}(2x-1, 2y-1) + I^{L-1}(2x+1, 2y+1) + \\ & I^{L-1}(2x-1, 2y+1) + I^{L-1}(2x+1, 2y-1)) \end{aligned} \quad (15)$$

定义:

$$\begin{aligned} I^{L-1}(-1, y) & \doteq I^{L-1}(0, y) \\ I^{L-1}(x, -1) & \doteq I^{L-1}(x, 0) \end{aligned}$$

$$I^{L-1}(n_x^{L-1}, y) \doteq I^{L-1}(n_x^{L-1}, -1, y) \quad (16)$$

$$I^{L-1}(x, n_y^{L-1}) \doteq I^{L-1}(x, n_y^{L-1}, -1)$$

$$I^{L-1}(n_x^{L-1}, n_y^{L-1}) \doteq I^{L-1}(n_x^{L-1}, -1, n_y^{L-1}, -1)$$

由此可知,公式(15)中  $x$  和  $y$  的定义域分别为  $0 \leq 2x \leq n_x^{L-1} - 1$  和  $0 \leq 2y \leq n_y^{L-1} - 1$ , 因此有:

$$n_x^L \leq \frac{n_x^{L-1} + 1}{2} \quad (17)$$

$$n_y^L \leq \frac{n_y^{L-1} + 1}{2} \quad (18)$$

根据公式(16)~(18)可以依次得到  $I(x, y)$  和  $J(x, y)$  的图像金字塔:  $\{I^L\}_{L=0, \dots, L_m}$  和  $\{J^L\}_{L=0, \dots, L_m}$ 。其中,  $L_m$  是图像金字塔的最顶层, 在实际应用中  $L_m$  一般取值为 2, 3, 4。

定义图像金字塔上的待跟踪像素点  $X^L(x, y), L=0, \dots, L_m$ , 根据公式(16)~(18)可得:

$$X^L(x, y) = \frac{X(x, y)}{2^L} \quad (19)$$

基于图像金字塔的 LK 光流算法的过程为: 首先, 根据公式(14)迭代计算  $L_m$  层的最优解  $d^{L_m}$ , 然后将  $d^{L_m}$  作为  $L_m - 1$  的初始估计值  $d_0^{L_m - 1}$  迭代计算  $L_m - 1$  的最优解  $d^{L_m - 1}$ , 依次类推得到第 0 层的最优解  $d^0$  即为跟踪的最终解。

## 2 时间序列图像快速鲁棒配准算法

### 2.1 FAST 角点检测算法

FAST<sup>[14]</sup>是由 Edward Rosten 和 Tom Drummond 提出的一种简单快速的角点检测算法, 该算法定义某个像素点周围邻域内有足够多的像素点与该点处于不同的灰度区域为特征角点, 具有较好的实时性。在 FAST 检测算法中, 通常选择一个半径为 3 的离散 Bresenham 圆作为模板, 如图 2 所示。

候选像素点  $p$  是否能够定义为 FAST 角点可以通过定义以下角点响应函数来判断:

$$N = \sum_{x \in \text{circle}(p)} |I(x) - I(p)| > \zeta_d \quad (20)$$

式中:  $I(p)$  为中心像素点的图像灰度值;  $I(x)$  为中心像素点邻域圆周上任意一点的图像灰度值;  $\zeta_d$  为给定的一个判断阈值;  $N$  为累加的满足公式(20)的像素点

的个数, 如果  $N$  大于给定的阈值(通常取 12), 就可以确定该点为 FAST 角点。

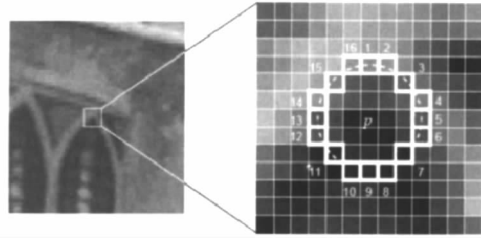


图 2 FAST 角点检测模板

Fig.2 Detecting template of FAST corners

### 2.2 改进 FAST 角点检测算法

FAST 算法检测出的角点个数是由公式(20)中的判断阈值  $\zeta_d$  决定的。如果要提取出较多的角点, 就要适当减小  $\zeta_d$  的值, 但此时提取出的角点中存在较多的不稳定点, 影响特征跟踪的效果。而想要提取出稳定的角点, 就要适当增加  $\zeta_d$  的值, 但此时将会减少角点的提取数量, 并且检测出的角点会相对集中在特征丰富的区域, 不能覆盖图像的整个区域, 影响配准的精度。同时, FAST 角点对边缘具有较高的响应值, 而 LK 光流算法对边缘点的跟踪效果并不理想, 最终将导致配准的精度下降。针对上述问题, 文中对 FAST 算法做了一定程度的改进, 使其能够较好地适应 LK 光流算法的特征跟踪。

为了检测出在满足数量要求的前提下, 具有较好的稳定性, 同时还能够适应光照变化的角点, 首先将  $\zeta_d$  设置为一个较小的阈值提取出较多的候选特征点, 然后将图像  $I(x, y)$  均分成  $m \times n$  的图像块 ( $m$  和  $n$  的取值视图像的大小来定), 如图 3 所示。采用 Harris 角点评价准则计算出每个小图像块内候选特征点的评价得分, 选出得分较高的前  $\frac{M}{m \cdot n}$  个特征点 ( $M$  为

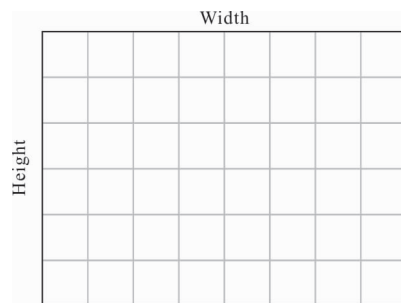


图 3 图像  $I(x, y)$  的分块示意图

Fig.3 Block scheme of image  $I(x, y)$

待提取 FAST 角点的个数)作为提取出的 FAST 角点。

改进后的 FAST 角点提取效果对比如图 4 所示,图 4(b)为原始 FAST 算法提取的 500 个特征点的结果,图 4(c)为文中改进的 FAST 算法提取的 500 个特征点的结果,通过对比可以直观地分析出文中改

进算法提取的 FAST 特征具有较好的分布性,没有产生簇聚集的现象,另外文中算法删除了一些边缘点和不稳定的点。由此分析可知,文中提出的改进 FAST 特征提取算法具有更好的稳定性,能够提取出质量更好的特征角点。



(a) 输入图像 (b) FAST 特征提取结果 (c) 改进 FAST 特征提取结果  
(a) Input image (b) Result of FAST corners extracted (c) Result of improving FAST corners extracted

图 4 FAST 特征提取结果

Fig.4 Result of FAST corners extracted

### 2.3 单应矩阵鲁棒估计算法

图像帧之间通过光流算法建立好对应的匹配关系之后,图像配准的下一步关键问题就是如何利用已知匹配点,鲁棒精确地估计出配准图像之间存在的映射关系,对于二维图像来说,此问题就转成了单应矩阵  $H$  的鲁棒估计问题<sup>[15-16]</sup>。

单应矩阵  $H$  是一个  $3 \times 3$  的非奇异矩阵,可以定义为:

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \quad (21)$$

对于配准的两幅图像  $I(x, y)$  和  $J(x, y)$  的匹配点对  $x_i \leftrightarrow x'_i$  存在如下约束关系:

$$Hx_i = x'_i \quad (22)$$

表示为向量叉积形式为:

$$x'_i \times Hx_i = 0 \quad (23)$$

将  $H$  矩阵的第  $j$  行记为  $h^{jT}$ ,  $x'_i = (x'_i, y'_i, w'_i)$ , 则公式(23)可以写成下列形式:

$$\begin{bmatrix} 0^T & -w'_i x_i^T & y'_i x_i^T \\ w'_i x_i^T & 0^T & -x'_i x_i^T \\ -y'_i x_i^T & -x'_i x_i^T & 0^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h^1 \\ h^2 \\ h^3 \end{bmatrix} = 0 \quad (24)$$

公式(24)中的三个方程中只有两个是线性独立的,因此令  $A_i = \begin{bmatrix} 0^T & -w'_i x_i^T & y'_i x_i^T \\ w'_i x_i^T & 0^T & -x'_i x_i^T \end{bmatrix}$  可以得到  $A_i h = 0$ 。对应到所有的点对,可以得到线性系统  $Ah = 0$ , 其中  $A$  是  $2n \times 9$  的矩阵,  $n$  是匹配特征点的对数。

在没有噪声干扰的条件下,零空间矩阵  $A$  的秩为 1,但是在噪声的干扰下可以增加至 3。假设零空间矩阵  $A$  的秩始终是 1 的情况下,零空间矩阵的解中不存在 0,但是由于噪声和外点的存在,促使零空间矩阵  $A$  的数值解趋向于 0。因此,用  $L$  表示不含噪声的零空间  $A$ , 为了有效剔除外点,可以根据公式(25)得到零空间  $A$  的解:

$$\begin{aligned} & \underset{L, w}{\operatorname{argmin}} \|W(A-L)\|^2 \\ & \text{s.t. rank}(L) = \text{rank}(A) - 1 \end{aligned} \quad (25)$$

式中:  $W = \text{diag}(w_1, w_1, \dots, w_n, w_n)$  为一个  $2n \times 2n$  的对角索引矩阵,矩阵中的元素是 1 或 0,表示相应的特征点是内点( $w_i = 1$ )还是外点( $w_i = 0$ )。

为了估计零空间  $A$  的解,将先前得到的  $h$  的最小解与零空间相乘,得到新的优化函数。将已知的零空间的最小解  $h$  以及  $L$  中所在的行数代入互补子空间  $Lh = 0$  中,约束函数公式(25)可以化为一个关于未知量  $h$  和  $A$  的非线性最小化代数误差约束函数:

$$\underset{x, w}{\operatorname{argmin}} \|WAh\|^2 \quad (26)$$

通过不断地迭代估计  $W$  和  $x$ , 最终可以得到零空间的最优解。

### 2.4 配准算法流程

文中提出的时间序列图像快速鲁棒配准算法的计算框架如图 5 所示, 首先采用文中提出的改进 FAST 特征检测算法提取第一幅待配准图像的 FAST 特征点, 然后采用基于图像金字塔的 LK 光流算法跟踪第二幅图像中对应于第一幅图像的 FAST 特征点, 其次采用单应矩阵鲁棒估计算法解算待配准图像之间的配准参数, 最后将待配准图像配准融合成同一坐标系下的图像。

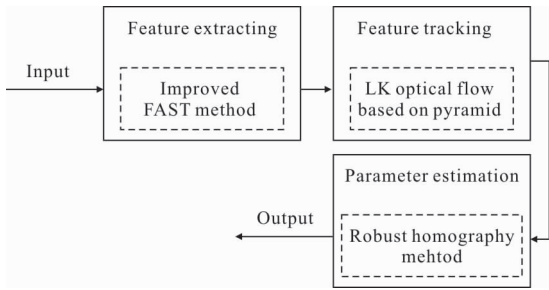


图 5 图像配准算法框架

Fig.5 Image registration algorithm framework

下面给出文中提出的时间序列图像快速鲁棒配准算法的具体计算过程。

目的: 给定时间序列图像  $\{I_k(x, y)\}_{k=1}^{k=n}$ , 其中  $n$  为时间序列图像的帧数, 解算每帧图像之间的映射参数, 完成整个图像序列的配准。

Step1: 读取图像序列  $\{I_k(x, y)\}_{k=1}^{k=n}$ ;

Step2: 采用文中提出的改进 FAST 算法提取图像  $I_1(x, y)$  的特征点  $kpt1$  (特征点的数量可以根据图像任意给定);

Step3: 采用基于图像金字塔的 LK 光流算法跟踪 Step2 中提取的特征点  $kpt1$ , 得到图像  $I_2(x, y)$  中的对应匹配点  $kpt2$ ;

Step4: 根据匹配点  $kpt1$  和  $kpt2$ , 采用单应矩阵鲁棒估计算法解算图像  $I_1(x, y)$  和  $I_2(x, y)$  之间的单应矩阵最优解, 得到两幅图像之间的配准参数;

Step5: 针对整个图像序列, 依次重复 Step2、Step3 和 Step4, 完成整个图像序列之间的配准参数解算过程;

Step6: 根据整个图像序列的配准参数, 完成整个

图像序列的配准拼接。

结果: 得到整个时间序列图像之间的配准参数和配准拼接后的图像。

## 3 实验验证分析

为了充分检验文中算法的性能, 从两个层面出发, 对算法的配准速度、精度和可靠性进行了分析验证。实验所采用的实验数据来自于“航拍中国-陕西”中拍摄的大雁塔的一组时间序列图像, 对比算法采用大家所熟知的基于 SIFT 的图像配准算法、基于 SURF 的图像配准算法以及基于 ORB 的图像配准算法。实验硬件平台为 Intel Core i3 的联想笔记本电脑, 软件平台为 Ubuntu14.04 系统, 配置 OpenCV 3.0, C++ 编程语言。

### 3.1 配准算法精度分析

配准精度是评价配准算法的一个重要指标, 为了检验文中算法的配准精度, 文中实验中采用匹配点的重投影误差<sup>[17]</sup>和配准图像的重叠误差两个指标来分析算法的精度。其中, 重叠误差定义为:

$$\vartheta_k = \frac{1}{\text{cols} \cdot \text{rows}} \cdot \sum_{x=0}^{\text{cols}-1} \sum_{y=0}^{\text{rows}-1} \left( \left| I_k^T(x, y) - I_k(x, y) \right| \right) \quad (27)$$

式中:  $I_k(x, y)$  为第  $k$  帧的图像;  $I_k^T(x, y)$  表示  $I_k(x, y)$  经过投影变换后的图像; cols 和 rows 分别表示图像  $I_k^T(x, y)$  的宽和高;  $\vartheta_k$  为第  $k$  帧的重叠误差。

实验中采用基于 ORB 的图像配准算法(ORB)、基于 SIFT 的图像配准算法(SIFT)以及基于 SURF 的图像配准算法(SURF)作为对比算法, 文中算法在实验中简记为 LK-FAST。实验数据图像的大小为  $640 \times 480$ , 提取的特征点数量为 200, 实验结果如图 6、图 7 和表 1 所示。

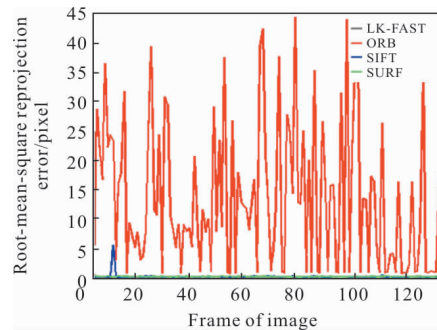


图 6 图像序列的重投影误差

Fig.6 Root mean square re-projection error of image sequence

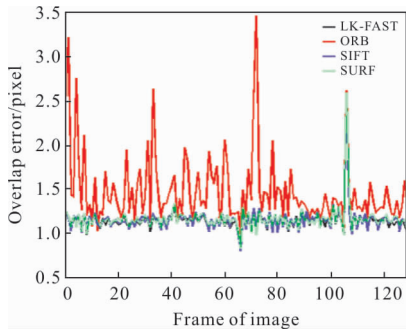


图 7 图像序列的重叠误差

Fig.7 Overlap error of image sequence

表 1 图像序列的均方根重投影误差和重叠误差统计表

Tab.1 Root mean square re-projection error and overlap error statistics of image sequence

Method	ORB	SIFT	SURF	LK-FAST
Re-projection error/pixel	13.11	0.36	0.37	0.16
Overlay error/pixel	1.47	1.14	1.15	1.13
Time/s	0.06	0.34	0.25	0.03

图 6 是图像序列中每帧图像对应的重投影误差,从图中可以直观地看到,ORB 算法的重投影误差较大,SIFT 算法和 SURF 算法的重投影误差较小,文中算法的重投影误差和 SIFT 算法与 SURF 算法在同等数量级上,结合表 1 可以进一步明确文中算法的重投影误差是 SIFT 算法和 SURF 算法的一半左右,具有较高的配准精度。分析原因可知,ORB 特征的二进制描述子使得特征点在匹配过程中存在一定的误匹配,而 SIFT、SURF 以运算时间为代价构造了比较严格的特征描述子,减少了误匹配的数量。文中算法采用 LK 光流跟踪 FAST 特征点,对时间序列图像跟踪的准确性较高,存在极少数的误匹配,而且算法中的单应矩阵估计算法可以进一步有效地剔除这一小部分误匹配,同时还能抑制噪声的影响,因此具有较高的精度。

### 3.2 配准算法速度分析

配准速度是评价配准算法的另一个重要指标,为了检验文中算法的配准性能,对每帧图像的配准时间进行了统计分析,结果如图 8 和表 1 所示。

由图 8 和表 1 可知,SIFT 算法的计算耗时最长,平均为 0.34 s/帧,其中有一大块时间用于 SIFT 特征

提取、特征描述和特征匹配;SURF 算法是 SIFT 算法的加速版本,耗时短于 SIFT 算法,为 0.25 s/帧。相比之下,ORB 算法的计算耗时比较短,为 0.06 s/帧,这得益于 ORB 特征提取和描述的快速性,而文中算法的计算耗时保持在 ORB 算法的一半左右,平均耗时为 0.03 s,可以达到 30 帧/s 的处理速度,具有较好的实时性。

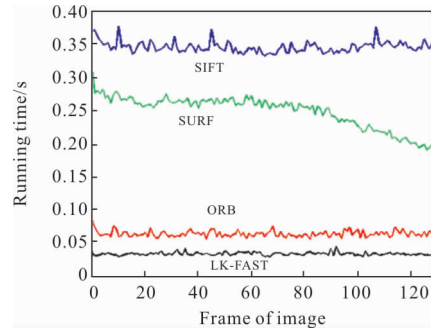
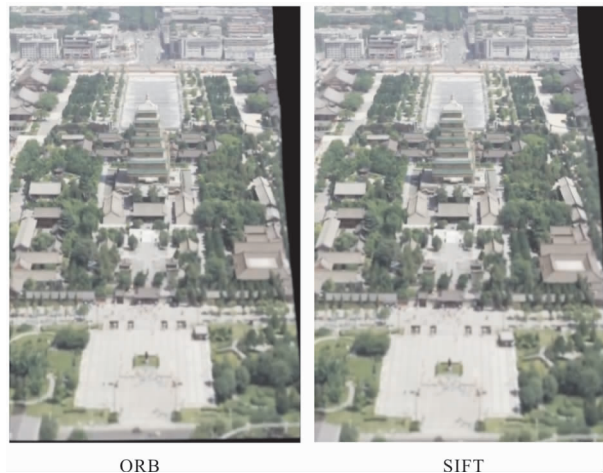


图 8 图像序列的配准时间

Fig.8 Registration time for the image sequence

### 3.3 配准后的图像结果

上述从算法的精度和计算速度对文中算法的性能进行了实验验证,从分析结果来看,文中算法在精度方面要高于以计算耗时为代价而提高精度的 SIFT 算法和 SURF 算法,在计算速度方面,文中算法要高于以计算精度为代价而提高实时性的 ORB 算法,在时间序列图像配准中表现出了较为明显的优势,具有较好的性能。为了有一个直观的效果,实验中将配准后的序列图像每间隔 5 帧进行一次拼接处理,结果如图 9 所示。从图 9 可以直观地看出,文中算法具有较好的拼接效果。



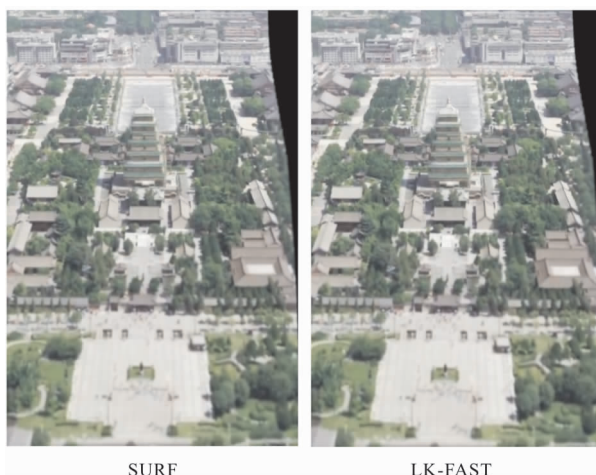


图 9 图像序列配准拼接后的结果

Fig.9 Registration results for the image sequence

## 4 结 论

文中提出了一种结合 LK 光流和改进 FAST 特征的时间序列图像快速鲁棒配准算法, 相比于现阶段的算法具有三个方面的优越性: 第一, 采用改进 FAST 算法提取特征, 在保持提取速度的同时, 增加了特征的稳定性和分布的均匀性; 第二, 算法提出采用基于图像金字塔的 LK 光流算法跟踪时间序列图像之间的 FAST 特征点, 具有较高的跟踪精度和速度, 确保了匹配点对的准确性和算法处理的实时性; 第三, 算法中的单应矩阵鲁棒估计算法能够有效地抑制误匹配点和噪声对配准参数求解结果的影响, 具有较好的鲁棒性。综上所述, 文中算法在配准精度、配准速度以及对误匹配和噪声的抑制等三个方面都具有较好的性能, 为时间序列图像的配准问题提供了一种新的解决思路, 在协同目标识别、遥感数据分析和医学影像分析等领域具有较高的应用价值。

### 参考文献:

[1] Jende P, Nex F, Gerke M, et al. Fully automatic feature-based registration of mobile mapping and aerial nadir images for enabling the adjustment of mobile platform locations in gnss-denied urban environments [J]. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2017, 42: 317.

[2] Ruppert G C S, Chiachia G, Bergo F P G, et al. Medical image registration based on watershed transform from greyscale marker and multi-scale parameter search [J].

*Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization*, 2017, 5(2): 138-156.

[3] Chang C H, Chou C N, Chang E Y. CLKN: Cascaded Lucas-Kanade networks for image alignment [C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.

[4] Modin K, Nachman A, Rondi L. A multiscale theory for image registration and nonlinear inverse problems [J/OL]. *arXiv preprint arXiv*: 1803.01790, 2018.

[5] Liu S, Jiang J. Remote sensing image registration based on feature points of global edge [C]//Imaging Systems and Techniques (IST), 2017 IEEE International Conference on, IEEE, 2017: 1-6.

[6] Fan J, Wu Y, Li M, et al. SAR image registration using multiscale image patch features with sparse representation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(4): 1483-1493.

[7] Li C, Ma Q, Xiao L, et al. Image splicing detection based on Markov features in QDCT domain [J]. *Neurocomputing*, 2017, 228: 29-36.

[8] Zhang Pengqiang, Yu Xuchu, Han Li, et al. Automatic registration of image sequence based on line matching approach [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(8): 676-679. (in Chinese)

张鹏强, 余旭初, 韩丽, 等. 基于直线特征匹配的序列图像自动配准 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2007, 32(8): 676-679.

[9] Wang Zhiqiang, Cheng Hong, Yang Guang, et al. Fast target location method of global image registration[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(S1): 225-229.

王志强, 程红, 杨光, 等. 全局图像配准的目标快速定位方法[J]. 红外与激光工程, 2015, S1(44): 225-229.

[10] He Linyang, Li Jinghong, Li Gang, et al. Fast image registration approach based on improved BRISK [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(8): 2722-2727. (in Chinese)

何林阳, 刘晶红, 李刚, 等. 改进 BRISK 特征的快速图像配准算法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(8): 2722-2727.

[11] Zhao Liaoying, Lv Buyun, Li Xiaorun, et al. Multi-source remote sensing image registration based on scale-invariant feature transform and optimization of regional mutual information[J]. *Acta Phys Sin*, 2015, 64(12): 190-200. (in Chinese)

赵辽英, 吕步云, 厉小润, 等. 基于尺度不变特征变换和区域互信息优化的多源遥感图像配准 [J]. 物理学报, 2015,



- 64(12): 190–200.
- [12] Zhang Jian, Lou Shuli, Ren Jiancun. Space target detection algorithm based on sequential multi-frames projection [J]. *Laser & Infrared*, 2015, 45(1): 88–93. (in Chinese)  
张健, 娄树理, 任建存. 基于时序多帧投影的空间目标检测算法[J]. *激光与红外*, 2015, 45(1): 88–93.
- [13] Bouquet J Y. Pyramidal implementation of the affine lucas kanade feature tracker description of the algorithm [J]. *Intel Corporation*, 2001, 5(1–10): 4.
- [14] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection [C]//European Conference on Computer Vision, 2006: 430–443.
- [15] Qi Naixin, Zhang Shengxiu, Cao Lijia, et al. An estimation method robust to outliers for multiple homographies [J]. *Robot*, 2017, 39(5): 608–619. (in Chinese)  
齐乃新, 张胜修, 曹立佳, 等. 一种对错误匹配点鲁棒的多单应矩阵估计方法[J]. *机器人*, 2017, 39(5): 608–619.
- [16] Qi Naixin, Zhang Shengxiu, Cao Lijia, et al. Fast and robust homography estimation method with algebraic outlier rejection [J]. *IET Image Processing*, 2017, 12(4): 552–562.
- [17] Szpak Z L, Chojnacki W, Eriksson A, et al. Sampson distance based joint estimation of multiple homographies with uncalibrated cameras [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2014, 125: 200–213.