

旋转图像的网格运动统计快速匹配算法

付璐^{1*}, 樊彦国¹, 李国胜¹, 禹定峰², 柴江龙³

¹ 中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院, 山东 青岛 266580;

² 齐鲁工业大学(山东省科学院)山东省科学院海洋仪器仪表研究所, 山东 青岛 266061;

³ 海信集团, 山东 青岛 266071

摘要 为了解决网格运动统计(GMS)算法在图像发生旋转时特征匹配时间过长的问题,提出一种改进的快速GMS图像匹配算法。首先采用快速特征点提取和描述算法对图像进行暴力匹配以得到初始匹配点对,根据汉明距离选取其中匹配质量较高的特征匹配对。然后通过计算匹配对特征点主方向的差值得到两个图像的近似旋转角度,根据旋转角度直接确定运动核的最佳形态。最后采用GMS算法根据运动核来实现正确匹配与错误匹配的区别,避免循环计算不同形态运动核的匹配结果,减少算法运行时间。实验结果表明,改进算法正确匹配点的数目比传统特征点匹配算法至少提高28%,在匹配速度方面较GMS算法至少可提高36%。

关键词 图像处理; 特征匹配; 网格运动统计; 主方向; 运动核

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1210005

Grid Motion Statistics Fast Matching Algorithm for Rotating Images

Fu Lu^{1*}, Fan Yanguo¹, Li Guosheng¹, Yu Dingfeng², Chai Jianglong³

¹ College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum, Qingdao, Shandong 266580, China;

² Institute of Oceanographic Instrumentation, Qilu University of Technology, Shandong Academy of Sciences, Qingdao, Shandong 266061, China;

³ Hisense, Qingdao, Shandong 266071, China

Abstract To solve the problem of the extensive feature-matching time of the grid motion statistics (GMS) algorithm when the image is rotated, an improved fast GMS image matching algorithm is proposed herein. First, a fast feature point extraction and description algorithm is used to violently match the image to obtain the initial matching point pair. The feature matching pair with a higher matching quality is selected according to the Hamming distance. Second, the approximate rotation angle of the two images is obtained by calculating the difference between the main directions of the matching and the feature points. The best form of the motion core is directly determined according to the rotation angle. Finally, the GMS algorithm is used to distinguish between correct and wrong matching points according to the motion core, avoiding the loop calculation of the matching results of different forms of motion cores and reducing the running time of the algorithm. The experimental results show that the number of correct matching points of the improved algorithm is at least 28% higher than that of the traditional feature point matching algorithm, and the matching speed can be at least 36% higher than that of the GMS algorithm.

Key words image processing; feature matching; grid motion statistics; main direction; motion kernel

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.4994

收稿日期: 2020-09-07; 修回日期: 2020-09-21; 录用日期: 2020-10-15

基金项目: 山东省重点研发计划(2019GHY112017)

* E-mail: 1357757872@qq.com

1 引言

特征匹配作为计算机视觉领域的基础过程之一,在摄影测量、医学诊断和无人驾驶等方面都是必不可少的步骤。基于点特征的图像匹配算法具有计算速度快和配准精度高等特点,为此受到相关领域研究人员的持续关注,目前已提出多个优秀的特征匹配算法。尺度不变特征变换 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT) 算法^[1]和加速稳健特征 (Speeded Up Robust Features, SURF) 算法^[2]稳定性强,不受图像旋转和尺度缩放等变化的干扰,但计算过程复杂,运行时间较长。快速特征点提取和描述 (Oriented fast and Rotated Brief, ORB) 算法^[3]的计算速度比 SURF 算法和 SIFT 算法高一至两个数量级,并表现出不亚于 SIFT 算法和 SURF 算法的匹配效果。上述算法通常与比率检验 (Ratio-Test, RT) 算法^[4]结合可以获得较好的匹配效果,但在实际运用中仍存在匹配错误多和精确匹配对数较少等问题。随机采样一致性 (Random Sample Consensus, RANSAC) 算法^[4]可以剔除错误的匹配结果,文献[5-7]对 RANSAC 算法进行不断改进与优化,使其在时间和稳定性方面得到优化,但准确率会随着错误匹配比例的增大而降低,而且不能直接应用于存在大量错误匹配的初始匹配。Lin 等^[8]发现匹配点对数量少不是由初始匹配中正确的匹配数量太少造成的,而是难以在初始匹配中可靠地分离出真假匹配点对。近年来,文献[9-13]已经集中于使用匹配分布约束来分离真假匹配点对,但是算法比较复杂,需要花费大量的时间。2017 年, Bian 等^[14]提出了基于网格运动统计 (Grid-based Motion Statistics, GMS) 的图像匹配算法,该算法将运动平滑约束转化为剔除错误匹配的统计问题,通过网格运动统计的方式将较多数量的匹配转化为较高质量的匹配。文献[15]对 GMS 算法的匹配效果进行详细的实验分析,证明其在不同环境下的鲁棒性。在此基础上,朱成德等^[16]将 GMS 算法与改进的 RANSAC 算法结合,陈方杰等^[17]提出了一种简化运动核的特征匹配算法,贾强汉等^[18]对运动核进行高斯加权评分,则匹配质量得到了一定的改善。GMS 算法在图像无旋转变化的情况下匹配速度快,但当图像发生旋转变化的时候,该算法需要依次计算 8 次不同形态运动核的运动支持量并选取最大值作为最佳的匹配结果,这增加了额外 7 次运动核的计算量,所以匹配速度明显下降。

针对上述问题,本文提出一种基于图像旋转变化的 GMS 快速匹配算法。在初始匹配中,根据汉明距离来选择匹配效果较好的特征匹配对,通过计算特征匹配对的主方向角度的变化值来确定旋转角度,利用旋转角度直接确定运动核可以实现错误匹配的剔除工作。结果表明,对于旋转变化的图像,所提算法在保证 GMS 算法匹配准确率的基础上,大大提高了特征点的匹配速度。

2 GMS 算法

2.1 运动统计

根据运动的平滑性原理,GMS 算法采用网格划分的方式对特征点进行统计约束,可以实现错误匹配的剔除,匹配过程如图 1 所示,其中 $|S_1|$ 为匹配对 c_1 的运动支持量, $|S_2|$ 为匹配对 c_2 的运动支持量。正确匹配的特征点比错误匹配的特征点在其邻域内具有更多的特征匹配对,定义 C 为图像 I_a 到 I_b 所有特征匹配对的集合, c_i 为两幅图像中特征点 p_i 与 q_i 所构成的一组对应匹配对, c_j 为两幅图像中特征点 p_j 与 q_j 所构成的一组对应匹配对, p_j 为 p_i 邻域内的点, q_j 为 q_i 邻域内的点。定义集合 C 中位于图像 I_a 的特征点在 p_i 邻域内的特征匹配集 N_i 为

$$N_i = \{c_j \mid c_j \in C, c_j \neq c_i, d(p_i, p_j) < r_1\}, \quad (1)$$

式中: d 为两点间的欧氏距离; r_1 为 p_i 邻域的阈值。定义 N_i 中位于图像 I_b 的特征点在 q_i 邻域内的特征匹配集 S_i 为

$$S_i = \{c_j \mid c_j \in N_i, d(q_i, q_j) < r_2\}, \quad (2)$$

式中: r_2 为 q_i 邻域的阈值。将 c_i 在 S_i 中的特征匹配对数称为运动支持量,记作 $|S_i|$ 。运动支持量用来判别特征匹配对的真假对应关系,为此 $|S_i|$ 服从

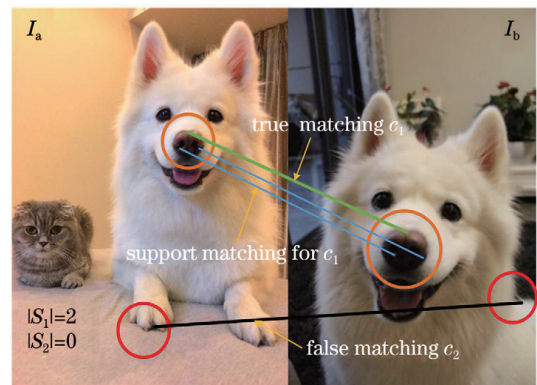


图 1 运动统计模型的匹配过程

Fig. 1 Matching process of motion statistical model

二项分布,即

$$|S_i| \sim \begin{cases} B(|N_i|, t), & \text{if } c_i \text{ is true} \\ B(|N_i|, f), & \text{if } c_i \text{ is false} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: B 表示二项分布函数; $|N_i|$ 表示 N_i 中特征匹配对的个数; t 和 f 分别为特征匹配对为正确匹配或错误匹配的概率。

根据(3)式可得, $|S_i|$ 的期望可以表示为

$$E_{|S_i|} \sim \begin{cases} E_t = |N_i| \cdot t, & \text{if } c_i \text{ is true} \\ E_f = |N_i| \cdot f, & \text{if } c_i \text{ is false} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: E_t 和 E_f 分别为特征匹配对为正确匹配或错误匹配的期望。方差可表示为

$$V_{|S_i|} \sim \begin{cases} V_t = |N_i| \cdot t \cdot (1-t), & \text{if } c_i \text{ is true} \\ V_f = |N_i| \cdot f \cdot (1-f), & \text{if } c_i \text{ is false} \end{cases}, \quad (5)$$

式中: V_t 和 V_f 分别为特征匹配对为正确匹配或错误匹配的方差。此时特征点的真假匹配分割能力函数可表示为

$$P = \frac{|E_t - E_f|}{\sqrt{V_t} + \sqrt{V_f}} = \frac{|N_i| \cdot (t - f)}{\sqrt{|N_i| \cdot t \cdot (1-t)} + \sqrt{|N_i| \cdot f \cdot (1-f)}}, \quad (6)$$

式中: $P \propto \sqrt{|N_i|}$ 。当 $|N_i| \rightarrow \infty$ 时, $P \rightarrow \infty$, 表示基于 S_i 的真假匹配分割能力随着特征匹配对数量的增加而提高, 因此可以通过增加特征点的检测数量来获得图像中的正确匹配对。

GMS 算法通过对 S_i 设置阈值 τ_i 来判别 c_i 的真假, 判别函数为

$$c_i \in \begin{cases} T, & \text{if } |S_i| > \tau_i \\ F, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (7)$$

式中: T 和 F 分别为真、假特征匹配对的集合。由(6)式可知, 阈值 τ_i 可设置为

$$\tau_i = \alpha \sqrt{|N_i|}, \quad (8)$$

式中: α 为一个超参数。一般情况下 α 值较小, 这会降低真假匹配的分割能力; 当 α 值较大时, 这会剔除大量的正确匹配对, 减少最终匹配对的个数。

2.2 网格框架与运动核

计算一个特征匹配对 S_i 的算法复杂度为 $O(M)$, 其中 $M = |C|$ 表示所有特征匹配对的数量。因为需要对集合 C 中的每个特征匹配对计算 S_i , 此时算法的复杂度为 $O(M^2)$ 。为了降低算法的复杂度, GMS 算法基于网格划分的框架将图像划分为无重叠区域的网格, 将每个特征匹配对的运动支持量

评分转化为其所在网格的支持量评分, 并且位于相同网格对中的特征匹配对具有相同的运动支持量。网格数目多会导致计算量大, 运行效率低; 网格数目过少, 网格内错误匹配的数量会增加, 降低算法的精度。综合以上因素, 将网格数目设为 20×20 。为了提高算法的分割能力, GMS 算法使用九宫格形式的运动核来增加特征匹配对的个数。运动核的基本形态如图 2 所示。在网格对 C_{ab} 的基础上, 增加了相邻 8 个网格对 $(C_{a_1 b_1}, \dots, C_{a_9 b_9})$, 用来计算 C_{ab} 的运动支持量, 其中 a 和 b 为匹配的网格位置。

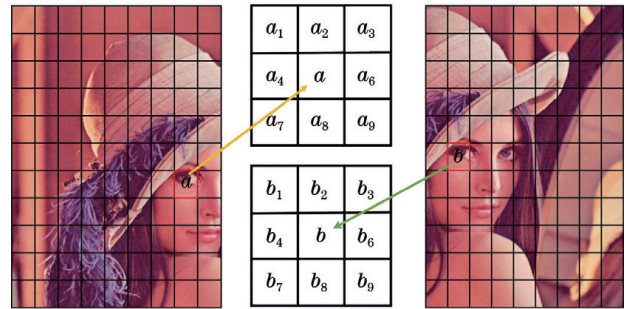


图 2 网格框架和运动核模型

Fig. 2 Mesh frame and motion kernel model

假设 c_i 是位于网格对 C_{ab} 中的一组对应匹配对, 此时 N_i 可表示为

$$|N_i| = \{c_j | c_j \in C_A, c_j \neq c_i\}, \quad (9)$$

式中: $C_A = C_{a_1} \cup C_{a_2} \cup C_{a_3} \cup \dots \cup C_{a_9}$ 。 S_i 可表示为

$$S_i = \{c_j | c_j \in C_{AB}, c_j \neq c_i\}, \quad (10)$$

式中: $C_{AB} = C_{a_1 b_1} \cup C_{a_2 b_2} \cup C_{a_3 b_3} \cup \dots \cup C_{a_9 b_9}$ 。

运动核的基本形态适用于两个图像无旋转变化或只有小角度的相对旋转。当旋转角度过大时, GMS 算法设定图 3 的 8 种形态。通过对初始运动核进行旋转, 可以依次计算每种形态运动核的运动支持量并得到最佳结果, 但这会增加额外 7 次运动核的计算量, 降低了算法的运行效率。针对此问题,

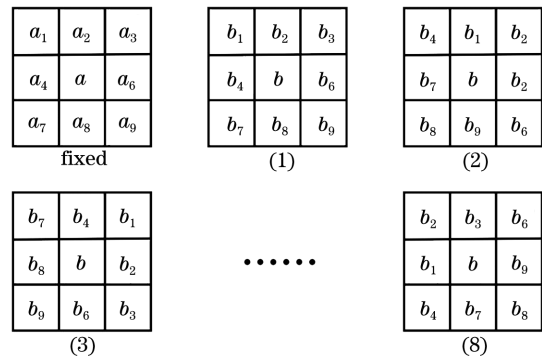


图 3 旋转运动核

Fig. 3 Rotating motion kernels

提出一种基于特征点主方向确定运动核形态的方法。因为运动核共有 8 种形态,所以每种形态运动核所对应的旋转角度为 45° 。将运动支持量评分最高的运动核形态作为最佳形态,当图像旋转角度不同时,运动核的最佳形态也不相同,对运动核进行编号如图 3 所示。表 1 为当图像发生旋转变化时,旋转角度与最佳形态运动核的对应关系。因此对于旋转图像,如已知图像的旋转角度,则可以直接通过指定形态的运动核得到最优的匹配结果。

表 1 运动核最佳形态对应的旋转角度

Table 1 Rotation angles corresponding to optimal shape of motion kernels

No.	Rotation angle /($^\circ$)
(1)	337.5–360.0,0–22.5
(2)	22.5–67.5
(3)	67.5–112.5
(4)	112.5–157.5
(5)	157.5–202.5
(6)	202.5–247.5
(7)	247.5–292.5
(8)	292.5–337.5

3 基于主方向的运动核确定方法

3.1 特征点主方向

ORB 算法将 FAST (Features From Accelerated Segment Test)^[19] 特征点检测方法与 BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features)^[20] 特征点描述方法结合,并在原来的基础上对其进行改进与优化。ORB 算法采用灰度质心法来确定特征点的主方向,通过矩来计算特征点以 r 为半径范围内像素的质心,特征点坐标到质心形成的向量作为该特征点的主方向。矩定义为

$$m_{uv} = \sum_{x,y \in r} x_u y_v I(x,y), \quad (11)$$

式中: $I(x,y)$ 为灰度表达式; (x,y) 为像素点的坐标; u 和 v 为非负的整数。质心点坐标定义为

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right). \quad (12)$$

则特征点 O 到质心 C 可构成一个方向向量 \vec{OC} , 特征点处的主方向夹角可表示为

$$\theta = \arctan(m_{01}/m_{10}). \quad (13)$$

ORB 算法在特征检测的同时计算每个特征点的主方向。当图像发生旋转时,特征点的主方向也会发生相应的角度变化,旋转前后特征点主方向的角度变化值应与旋转角度近似相等,因此可通过计算匹配对特征点主方向的角度变化值得到图像旋转的角度。

3.2 图像旋转角度计算

对于旋转图像,将旋转图像与参考图像采用 ORB 算法来提取特征点并进行暴力匹配^[21],可以计算特征匹配对主方向的角度差。为了避免选取的特征匹配对出现局部聚集的现象,将参考图像按照 GMS 算法划分成 20×20 的网格,对具有特征匹配对的网格根据汉明距离进行优劣排序,在每一网格中选取匹配效果最好的特征匹配对以计算主方向的变化值,最后取平均值作为旋转角度的结果。

将参考图像按照逆时针每 72° 旋转一次,共得到 4 张旋转图片,如图 4 所示。计算参考图像与旋转图像的特征点主方向的变化值,结果如图 5 所示。从图 5(a) 可以看到,大部分主方向的角度变化值分布在旋转角度的周围,经检验数据服从正态分布,但存在部分计算结果与旋转角度偏差较大的值,这是由于错误的特征匹配点主方向的变化值不能用于计算旋转角度,应该剔除。采用拉依达准则 (3σ 准则) 来剔除错误匹配的角度计算值,最终的主方向变化结果如图 5(b) 所示。

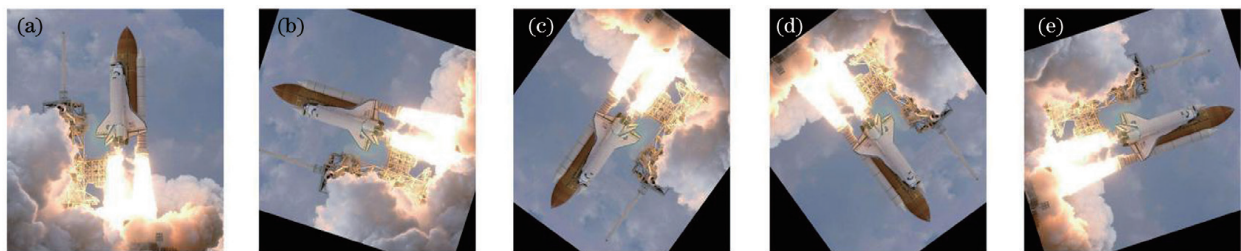


图 4 旋转角度计算的实验图像。(a) 参考图像; (b) 72° ; (c) 144° ; (d) 216° ; (e) 288°

Fig. 4 Experimental images of rotation angle calculation. (a) Reference image; (b) 72° ; (c) 144° ; (d) 216° ; (e) 288°

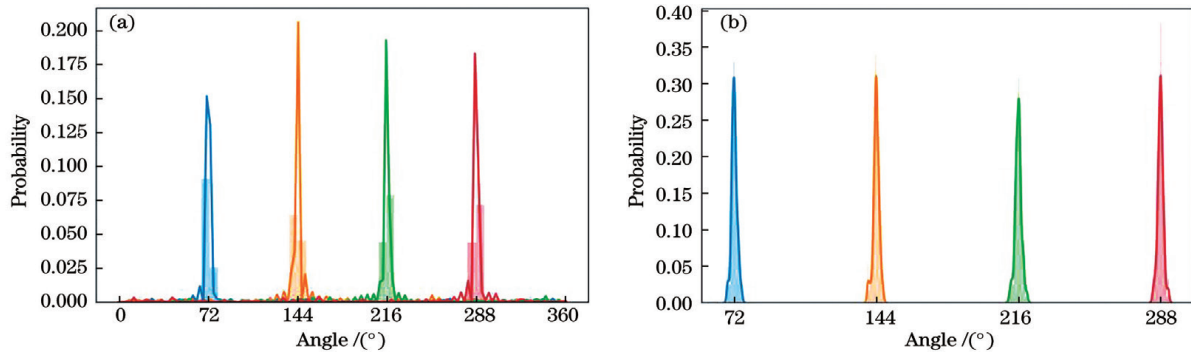


图 5 剔除错误匹配前后的主方向角度变化分布图。(a)剔除错误匹配前;(b)剔除错误匹配后

Fig. 5 Main direction angle change distribution before and after mismatch elimination. (a) Before mismatch elimination; (b) after mismatch elimination

对剔除错误匹配的主方向变化角度求平均值, 并比较其与旋转角度的差值, 结果如表 2 所示。从表 2 可以看到, 4 幅图像的实际旋转角度与计算结果的差值远小于 1° , 可以用于确定运动核的最佳形态。

表 2 主方向角度的统计结果

Table 2 Statistical results of main direction angle

Rotation angle / ($^\circ$)	Mean value / ($^\circ$)	Standard deviation / ($^\circ$)	Difference from actual rotation angle / ($^\circ$)
72	71.99	1.42	0.01
144	143.89	1.52	0.11
216	215.87	1.61	0.13
288	287.93	1.43	0.07

4 实验结果分析

所提算法的实验环境为 Intel(R) Core(TM)i7-7700U CPU, 内存为 12.00 GB, OpenCV 3.4.2, 使用 Python 语言编程实现。将参考图像和待匹配图像划分为 20×20 互不重叠的网格区域, 总体算法流程如下。1) 对两幅图像进行网格划分, 采用 ORB 算法对特征点进行提取, 采用暴力匹配算法得到特征粗

匹配集。2) 根据汉明距离对粗匹配集进行优劣排序, 计算主方向的角度变化值, 根据主方向的角度变化值来确定运动核的最佳形态。3) 采用 GMS 算法计算运动核的运动支持量, 从而实现真假匹配对的区分。

Mikolajczyk 标准图像数据集中涉及模糊、光照和旋转角度等不同类型的图像, 实验选取其中具有角度变化的 boat 三组图像, 图像尺寸为 $850 \text{ pixel} \times 680 \text{ pixel}$, 如图 6 所示。同时选取三组实际拍摄的

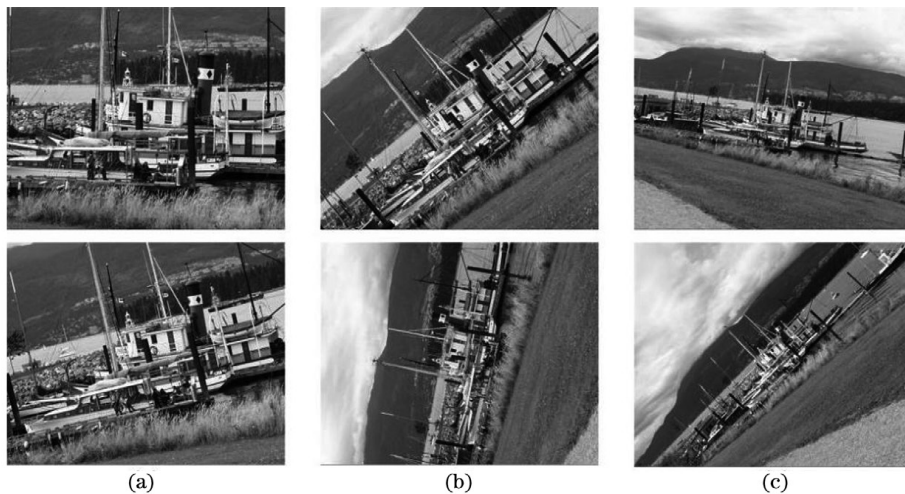


图 6 不同角度下的三组 boat 图像。(a) 图像 1; (b) 图像 2; (c) 图像 3

Fig. 6 Three groups of boat images from different angles. (a) Image 1; (b) image 2; (c) image 3

图像来验证所提算法的实际效果, 图像尺寸为 $4000 \text{ pixel} \times 3000 \text{ pixel}$, 如图 7 所示。所提算法是对 GMS 算法在运行时间上进行改进, 与 GMS 原算法仍保持相同的网格划分框架, 所以两种算法具有相同的匹配数量。为了验证 GMS 算法和所提算法在图像旋转情况下的匹配效果, 将其与 SIFT+RT 算法和 ORB+RT 算法进行对比, 从正确匹配对数

量和运行时间两方面进行评价分析。实验数据参数均使用 GMS 算法的默认参数, 根据图像像素设置前三组图像特征点检测数量为 1000, 后三组图像特征点检测数量为 3000。

通过设置相同的特征点数量来检测算法剔除错误匹配对的能力, 不同算法剔除错误匹配对的结果如图 8 所示, 其中所提算法只对 GMS 的匹配时间

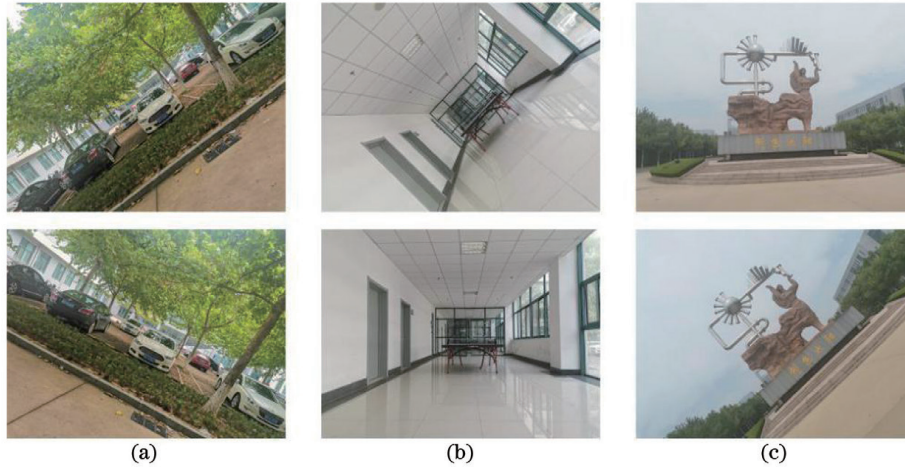


图 7 实际拍摄的图像。(a) 图像 4; (b) 图像 5; (c) 图像 6

Fig. 7 Actual images taken. (a) Image 4; (b) image 5; (c) image 6

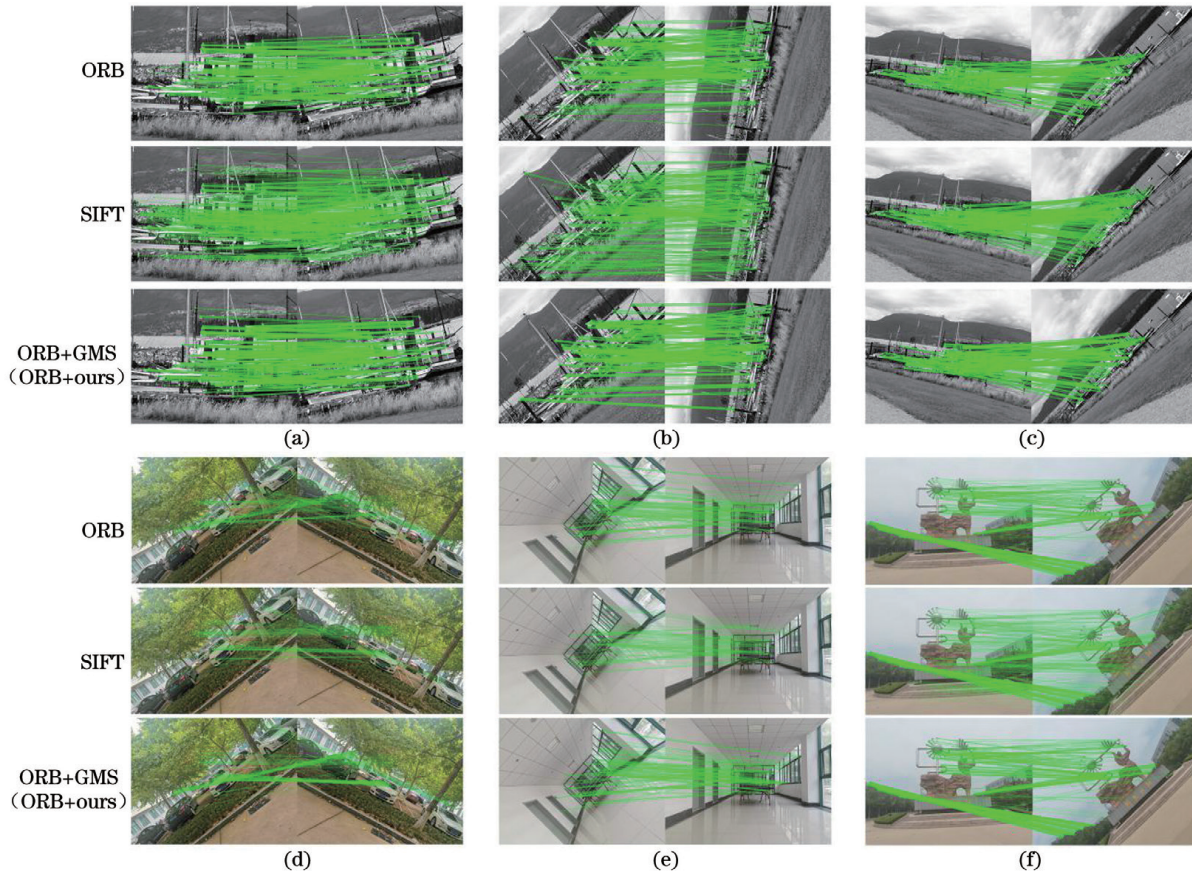


图 8 特征匹配结果的对比。(a) 图像 1; (b) 图像 2; (c) 图像 3; (d) 图像 4; (e) 图像 5; (f) 图像 6

Fig. 8 Comparison of feature matching results. (a) Image 1; (b) image 2; (c) image 3; (d) image 4; (e) image 5; (f) image 6

进行改进,不改变匹配效果,而且两种方法的匹配效果一致,特征匹配结果相同。从图 8 可以看到,GMS 算法较其他两种算法能够保留更多正确的特征匹配对。为了进一步比较各算法的匹配效果,对 6 组图像各算法的匹配结果进行统计,结果如表 3 所示。从表 3 可以看到,在粗匹配一定的条件下,RT 算法虽然可以保证较高的准确率,但剔除了大

量正确的特征匹配对;GMS 算法通过网格划分的方式可以更准确地区分正确匹配和错误匹配,避免一些正确的特征匹配对被剔除;6 组实验数据中,GMS 算法得到的正确特征匹配对数量较其他两种算法至少增加 28%,最多可达 42%,表明当图像发生旋转时,GMS 算法仍具有很好的匹配效果。

表 3 不同算法的匹配数量
Table 3 Number of matches for different algorithms

Image	Algorithm	Rough matching pair	Fine matching pair	Correct matching pair
Fig. 6(a)	ORB+RT	1000	463	432
	SIFT+RT	1000	458	426
	ORB+GMS(ORB+ours)	1000	654	634
Fig. 6(b)	ORB+RT	1000	373	349
	SIFT+RT	1000	333	308
	ORB+GMS(ORB+ours)	1000	563	529
Fig. 6(c)	ORB+RT	1000	265	218
	SIFT+RT	1000	299	256
	ORB+GMS(ORB+ours)	1000	467	378
Fig. 7(a)	ORB+RT	3000	574	226
	SIFT+RT	3000	492	180
	ORB+GMS(ORB+ours)	3000	840	347
Fig. 7(b)	ORB+RT	3000	983	464
	SIFT+RT	3000	948	258
	ORB+GMS(ORB+ours)	3000	1726	651
Fig. 7(c)	ORB+RT	3000	1372	1269
	SIFT+RT	3000	1071	921
	ORB+GMS(ORB+ours)	3000	2107	1856

所提算法在保持 GMS 算法匹配效果的基础上减少算法的运行时间,对上述算法的运行时间进行多次测试并取平均值,统计结果如表 4 所示。

从表 4 可以看到,ORB+RT 算法所用的时间最少,SIFT 算法对于 boat 数据的运行时间是 ORB 算法的 2~3 倍,但对于实际的拍摄数据,运行时

表 4 不同算法的匹配时间对比
Table 4 Comparison of matching time of different algorithms

Algorithm	Time /s					
	Fig. 6(a)	Fig. 6(b)	Fig. 6(c)	Fig. 7(a)	Fig. 7(b)	Fig. 7(c)
ORB+RT	0.094	0.093	0.089	1.795	0.987	1.135
SIFT+RT	0.245	0.235	0.230	4.596	4.175	4.191
ORB+GMS	1.024	0.925	0.802	3.068	1.942	2.168
ORB+ours	0.218	0.205	0.190	1.962	1.106	1.244

间增加明显,最多是 ORB 算法的 4.2 倍;所提算法的运行时间较 GMS 算法可减少 36%~78%,这是由于 GMS 算法需要依次计算每种运动核形态的匹配结果,而所提算法直接利用确定形态的运动核进行计算,减少算法的运行时间,提高 GMS 算法的匹配效率。

5 结 论

GMS 算法利用运动平滑度约束可以快速有效地分离真假匹配对,当图像旋转时仍具有很强的鲁棒性。与传统算法相比,GMS 算法可以保留更多的正确匹配对。针对 GMS 算法在图像发生旋转变换时匹配时间长的问题,提出一种基于特征点主方向确定运动核的快速图像匹配算法。实验结果表明,所提算法的运行时间比原算法可减少 36%~78%,在保证匹配质量的基础上大幅度提高了图像匹配的速度。

参 考 文 献

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [3] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2564-2571.
- [4] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus [J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [5] Wang R D, Li H, Zhao K, et al. Robust localization based on kernel density estimation in dynamic diverse city scenes using lidar[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(5): 0528003.
王任栋, 李华, 赵凯, 等. 基于核密度估计的城市动态密集场景激光雷达定位[J]. *光学学报*, 2019, 39(5): 0528003.
- [6] Wang P, Zhu R Z, Sun C K. Point cloud coarse registration algorithm with scene classification based on improved RANSAC[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 041510.
王鹏, 朱睿哲, 孙长库. 基于改进的 RANSAC 的场景分类点云粗配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(4): 041510.
- [7] Yang Q N, Ma T L, Yang C K, et al. RANSAC image matching algorithm based on optimized sampling [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(10): 101104.
杨琼楠, 马天力, 杨聪锐, 等. 基于优化采样的 RANSAC 图像匹配算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(10): 101104.
- [8] Lin W Y D, Cheng M M, Lu J B, et al. Bilateral functions for global motion modeling[M]//Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. *Computer vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2014, 8692: 341-356.
- [9] Pizarro D, Bartoli A. Feature-based deformable surface detection with self-occlusion reasoning [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2012, 97(1): 54-70.
- [10] Lin W Y, Liu S Y, Jiang N J, et al. RepMatch: robust feature matching and pose for reconstructing modern cities[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2016, 9905: 562-579.
- [11] Lipman Y, Yagev S, Poranne R, et al. Feature matching with bounded distortion [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(3): 26.
- [12] Wang C, Wang L, Liu L Q. Density maximization for improving graph matching with its applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(7): 2110-2123.
- [13] Maier J, Humenberger M, Murschitz M, et al. Guided matching based on statistical optical flow for fast and robust correspondence analysis [M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2016, 9911: 101-117.
- [14] Bian J W, Lin W Y, Matsushita Y, et al. GMS: grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2828-2837.
- [15] Bian J W, Lin W Y, Liu Y, et al. GMS: grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2020, 128(6): 1580-1593.
- [16] Zhu C D, Li Z W, Wang K, et al. Image matching algorithm based on improved RANSAC-GMS [J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(8): 2396-2401.
朱成德, 李志伟, 王凯, 等. 基于改进网格运动统计特征的图像匹配算法[J]. *计算机应用*, 2019, 39(8): 2396-2401.
- [17] Chen F J, Han J, Wang Z W, et al. Image

- registration algorithm based on improved GMS and weighted projection transformation [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(11): 111006.
- 陈方杰, 韩军, 王祖武, 等. 基于改进 GMS 和加权投影变换的图像配准算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(11): 111006.
- [18] Jia Q H, Zhou Z F, Wang L D. Image registration algorithm for optimizing grid motion statistics [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12): 121014.
- 贾强汉, 周志峰, 王立端. 优化栅格移动统计的图像配准算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12): 121014.
- [19] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection [M]//Leonardis A, Bischof H, Pinz A. *Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science*. Berlin: Springer, 2006, 3951: 430-443.
- [20] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features [C]//Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. *Computer vision-ECCV 2010. Lecture notes in computer science*. Berlin: Springer, 2010, 6314: 778-792.
- [21] Wang C H, Xu D, Sun J. A BF fast matching algorithm structure to reduce false positive rate [C]//*Proceedings of 2010 National Communication Security Academic Conference*. [S.l.: s.n.], 2010.
- 王春厚, 许都, 孙健. 一种降低误判率的 BF 快速匹配算法结构 [C]//2010 年全国通信安全学术会议论文集. [出版地不详: 出版者不详], 2010.