

# 基于改进网格划分统计的特征点快速匹配方法

陈方杰<sup>1,2</sup>, 韩军<sup>1,2</sup>, 王祖武<sup>1,2</sup>

(1. 上海大学 通信与信息工程学院, 上海 200444;

2. 上海先进通信与数据科学研究院, 上海 200444)

**摘要:** 针对图像特征点匹配算法大多存在数据量大和计算耗时长等问题, 提出一种改进网格划分统计的特征点快速匹配算法; 首先将图像的长宽比作为约束项, 把图像划分成多个非重叠的方形状网格, 并统计网格内的粗匹配特征点数量, 然后利用改进的五宫格统计方法剔除错误匹配, 即将特征点所在网格的相邻对称的 4 个网格作为邻域范围, 把五宫格特征分数与新提出的阈值公式计算的值进行比较, 最终得到精匹配特征点集; 在 Oxford 数据集和实际拍摄的无人机遥感图像上, 将文章算法与多种算法进行比较, 实验结果表明, 该方法在保证精确率和召回率接近当前最新的特征点快速匹配算法的情况下, 运行速度相对提高了 35.6%, 证明了特征点匹配的实时性和有效性。

**关键词:** 图像处理; 图像匹配; 特征点匹配; 网格划分统计

## Fast Feature Point Matching Algorithm Based on Improved Meshing Statistics

Chen Fangjie<sup>1,2</sup>, Han Jun<sup>1,2</sup>, Wang Zuwu<sup>1,2</sup>

(1. School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

2. Shanghai Institute for Advanced Communications and Data Science, Shanghai 221008, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of image feature point matching algorithm, such as large data volume and long calculation time, a fast feature matching algorithm for improved mesh segmentation statistics is proposed. Firstly, the aspect ratio of the image is taken as the constraint, the image is divided into a plurality of non-overlapping square shape meshes, and the number of rough matching feature points in the grid is counted, and then the modified five-square grid statistical method is used to eliminate the false match. The four adjacent grids of the grid where the feature points are located are taken as the neighborhood range, and the five-square grid feature score is compared with the value calculated by the newly proposed threshold formula, and finally the fine-matched feature point set is obtained; in the Oxford dataset compared with the actual UAV remote sensing images, the algorithm is compared with various algorithms. The experimental results show that the proposed method can guarantee the accuracy and recall rate close to the current feature point fast matching algorithm. It has increased by 35.6%, which proves the real-time and effectiveness of feature point matching.

**Keywords:** image processing; image matching; feature point matching; meshing statistics

## 0 引言

图像特征匹配是计算机视觉领域中基础又重要的研究课题, 其广泛应用于视觉 SLAM, 图像拼接和三维重建等领域<sup>[1]</sup>。基于特征的匹配策略一般是通过寻找两幅图像之间的局部映射关系来完成, 主要包括点匹配<sup>[2]</sup>, 线匹配<sup>[3]</sup>和区域匹配<sup>[4]</sup>等。由于特征点更易提取, 匹配方式灵活, 所以基于特征点的匹配算法在图像特征匹配中被普遍采用。基于特征点的匹配算法有两种: 特征描述子相似约束和几何约束。

对于特征描述子相似约束, 其实是使用特征点周围的信息作为描述特征, 通过优化描述特征, 提高匹配精度和匹配速度。SIFT (scale invariant feature transform) 算法<sup>[5]</sup>在关键点邻域计算局部梯度, 生成的描述子具有较好的尺度不变性和旋转不变性, 但计算耗时较长, 匹配描述子的计算量很大, 实时性较低。文献 [6] 对 SIFT 算法进行改进, 提出 SURF (speed-up robust features) 算法, 其采用 Hessian 矩阵和积分图加快计算, 但当图像间视角变换过大时, 提取的特征点没有 SIFT 稳定, 而且仍达不到实时性要求。Rublee 等人<sup>[7]</sup>提出 ORB (ORiented Brief) 算法, 其先利用改进的 FAST (features from accelerated segment test)<sup>[8]</sup>算法检测特征点, 再利用改进的 BRIEF (binary robust independent elementary features)<sup>[9]</sup>算法计算特征点描述子, 极大地提高了特征点检测和匹配速度。LIFT 算法<sup>[10]</sup>利用卷积神经网络实现图像特征点检测、方向估计和特征描述符提取。其通过三步训练, 可以比 SIFT 算法得到更多

收稿日期:2019-02-21; 修回日期:2019-03-04。

基金项目:国家自然科学基金项目(61471230)。

作者简介:陈方杰(1994-),男,安徽淮南人,硕士研究生,主要从事图像拼接和目标检测的方向的研究。

韩军(1965-),男,上海人,硕士生导师,副教授,主要从事图像视频分析处理和无人机电力线巡检等方向的研究。

的正确特征点匹配对, 对光照和季节性变化的图像具有更强的鲁棒性, 但在训练过程中容易出现过拟合, 而且对数据集依赖较大。

对于几何约束, 传统的特征点匹配方法先使用 NNDR (nearest neighbour distance ratio) 算法<sup>[11]</sup>进行特征点匹配, 再利用 RANSAC (random sample consensus) 算法<sup>[12]</sup>剔除错误匹配。RANSAC 算法是从包含错误匹配的特征点匹配点集中, 通过迭代方式估计数学模型参数的方法。其鲁棒性较好, 但准确率会随着错误匹配的比例增大而降低, 增大迭代次数可以提高一定的准确率, 但运算时间也会增加, 实时性较低。为了提供特征点匹配的效率和精度, Yuille 等人<sup>[13]</sup>提出 VFC (vector field consensus) 算法, 其使用公认集和几何约束来建立对应点, 通过内插两个点集之间的矢量场来求解对应关系, 然后使用 Tikhonov 正则化器计算图像的 Hilbert 空间。在此基础上, 利用 EM 算法计算所提取的贝叶斯模型方差, 最后与预期值对比, 剔除错误特征匹配点对。Bian 等人<sup>[14]</sup>提出 GMS (grid-based motion statistics) 算法, 其将运动平滑度转换为区域对之间具有一定数量特征匹配的统计似然性。GMS 算法提出九宫格划分法, 较大地提高了特征点匹配速度, 实时性较高。但该算法存在两个问题, 第一个问题是当图像间旋转角度较小, 甚至无旋转角度时, 特征点匹配的准确率最高, 但大多数成对的图像都会存在一定的旋转关系。该算法的解决方法是根据九宫格形状, 计算 8 次不同状态下最大的九宫格特征分数, 即增加额外 7 次旋转统计操作, 此方法一定程度上解决了旋转关系问题, 但相应增加了额外计算量。第二个问题是对于任何图像, GMS 算法都是根据设定好的经验值来固定网格的划分数目, 而且一般设定成横向网格数量与纵向网格数量相同。这种划分方法对于长宽比不一致的图像, 其划分的网格呈矩形形状, 会使得在旋转统计操作时, 网格中的特征点可能出现分布不均等问题。

基于上述分析, 本文针对几何约束的 GMS 算法所存在的问题进行优化, 提出一种改进网格划分统计的特征点快速匹配算法。本文主要的创新点是: 1) 改进网格统计方法, 提出一种五宫格统计法, 保证结构对称性的同时, 减少了旋转次数, 减少了计算量; 2) 改进网格划分方法, 提出一种方形状网格划分法, 将输入图像的长宽比作为约束项, 确保划分后的网格形状不受输入图像的形状影响。

## 1 GMS 算法

### 1.1 运动平滑

GMS 算法本质上是匹配统计约束模型。对于从不同角度拍摄同一场景的成对图像, 特征点匹配表示一幅图像上的特征点在另一幅图像上是一致的。如果场景中的物体发生移动, 那么特征点相邻的像素和特征也将一块移动。运动平滑保证正确匹配的邻域看到相同的区域, 而错误匹配的邻域看到不同的区域。从特征点的角度来看, 在两幅图像上正确匹配特征点的邻域中会存在一些匹配特征点, 而

错误匹配特征点的邻域是不同的, 所以错误匹配邻域中正确匹配的数量基本为零。

将  $\{F_1, F_2\}$  记为输入图像  $\{I_1, I_2\}$  的初始匹配点集, 假设一共有  $N$  组匹配点对, 所以其中  $F_1 = \{f_{1,1}, f_{1,2}, \dots, f_{1,N}\}$  和  $F_2 = \{f_{2,1}, f_{2,2}, \dots, f_{2,N}\}$ 。

令  $\{N_1, N_2\}$  表示为  $\{F_1, F_2\}$  匹配点集的邻域, 即  $N_1 = \{N_{1,1}, N_{1,2}, \dots, N_{1,N}\}, N_2 = \{N_{2,1}, N_{2,2}, \dots, N_{2,N}\}$ 。针对  $\{f_{1,i}, f_{2,i}\}$  粗匹配特征点对, 计算在  $N_{1,i}$  中的粗匹配特征点集  $\{f_{1,i,1}, f_{1,i,2}, \dots, f_{1,i,W_i}\}$  和粗匹配特征点数量  $W_i$ 。然后统计上述特征点初始匹配的特征点集  $\{f_{2,i,1}, f_{2,i,2}, \dots, f_{2,i,W_i}\}$  和  $\{f_{2,i,1}, f_{2,i,2}, \dots, f_{2,i,W_i}\}$  位于  $N_{2,i}$  中的数量, 记为特征邻域分数  $S_i$ 。其中令  $s_{i,k}$  表示  $N_{1,i}$  中第  $k$  个特征点粗匹配对应的特征点是否位于  $N_{2,i}$  的标志分数, 若位于  $N_{2,i}$  中, 计分为 1, 反之不计分。最后根据分数阈值  $T$  来判定第  $i$  组粗匹配特征点对  $\{f_{1,i}, f_{2,i}\}$  是正确匹配还是错误匹配。

根据上述规则, 即可得到  $N'$  组精匹配点集  $\{F'_1, F'_2\}$ 。特征邻域分数  $S_i$  的计算过程如下:

$$s_{i,k} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } f_{2,i,k} \text{ 位于 } N_{2,i} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad k = 1, \dots, W_i \quad (1)$$

$$S_i = \sum_{k=1}^{W_i} s_{i,k} - 1 \quad (2)$$

### 1.2 九宫格统计法

为了提高特征邻域分数的计算速度, GMS 算法将输入图像进行网格划分, 生成  $G = P \times Q$  个网格, 其中  $P$  表示纵向网格数量,  $Q$  表示横向网格数量, 即将邻域统计问题转化为网格统计问题, 如图 1 所示。在统计特征点所在网格的特征分数的同时, 统计环绕其四周相邻的 8 个网格的特征分数, 其中  $S_{i,j}$  表示第  $i$  个网格所在的九宫格中第  $j$  个网格特征分数。九宫格如图 2 所示, 其中  $G_{1,5}$  表示  $I_1$  中一个特征点所在的网格,  $G_{1,1}, G_{1,2}, \dots, G_{1,9}$  表示  $G_{1,5}$  相邻对称的 8 个网格。GMS 算法将此方法的特征邻域分数之和称为九宫格特征分数  $S$ , 公式如下:

$$S_i = \sum_{j=1}^9 S_{i,j} \quad (3)$$

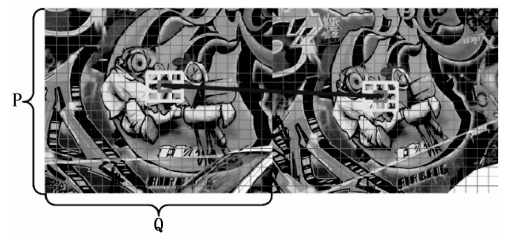


图 1 网格划分和九宫格网格邻域

针对图像间可能存在一定的旋转关系问题, GMS 算法提出旋转九宫格统计方法。 $G_{2,5}$  表示  $I_2$  中粗匹配对应特征点所在的网格, 其位于九宫格的中心, 所以旋转操作不会改变其位置, 但围绕在  $G_{2,5}$  相邻的网格会发生移动。一开始, 九宫格左上角框内的网格是  $G_{2,1}$ , 如图 3 (a) 所示。顺时针

旋转第 1 次后框内是  $G_{2,4}$ , 如图 3 (b) 所示。顺时针旋转第 7 次后框内是  $G_{2,2}$ , 如图 3 (d) 所示。但是当旋转到第 8 次时, 状态与图 3 (a) 相同, 因此需要共统计 8 次不同情况下最大的九宫格特征分数  $S_i^R$ , 然后统计当前九宫格内网格的粗匹配特征数量的均值  $W_i$ :

$$S_i^R = \max \left\{ \sum_{j=1}^9 S_{i,j}^k, k = 0, 1, \dots, 7 \right\} \quad (4)$$

$$W_i = \frac{1}{9} \sum_{j=1}^9 W_{i,j} \quad (5)$$

其中:  $S_{i,j}^k$  是九宫格旋转第  $k$  次后第  $j$  个网格的特征分数。 $W_{i,j}$  表示九宫格中第  $j$  个网格内粗匹配特征点数量。当旋转情况下的九宫格特征分数  $S_i^R$  大于阈值  $T$  时, 判定该特征点对为正确匹配, 反之, 为错误匹配。 $T$  的计算公式如下:

$$T \approx \alpha \sqrt{W_i} \quad (6)$$

$$\{f_{ai}, f_{bi}\} = \begin{cases} \text{正确匹配, } S_i^R > T \\ \text{错误匹配, 其它} \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $\alpha$  为权重稀疏系数, 一般设置为 6。

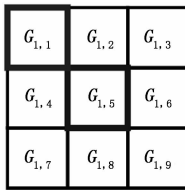
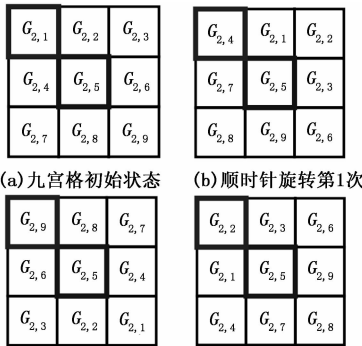


图 2 九宫格示意图



(a) 九宫格初始状态 (b) 顺时针旋转第 1 次  
(c) 顺时针选择第 4 次 (d) 顺时针旋转第 7 次  
图 3 九宫格旋转示意图

## 2 改进的五宫格划分统计

### 2.1 五宫格统计法

对特征点所在的网格需要计算 8 个额外相邻网格的特征分数, 这种统计方法会增加不必要的计算量。根据观察, 本文针对网格分布的对称性, 旨在保持鲁棒性的前提下, 只统计与当前网格相邻且对称的 4 个网格特征分数, 分布情况如图 4 所示。将此方法的特征邻域分数之和称为五宫格特征分数  $S$ , 计算公式如下:

$$S_i = \sum_{j=1}^5 S_{i,j} \quad (8)$$

对五宫格进行旋转操作, 状态如图 5 (a) ~ (d) 所

示。其中  $G_{2,3}$  位于五宫格的中心, 其相对位置始终不变, 但围绕在  $G_{2,3}$  相邻的网格会移动。一开始, 五宫格最上角框内的网格是  $G_{2,1}$ , 顺时针旋转第 1 次后框内是  $G_{2,2}$ , 如图 5 (b) 所示。同理, 顺时针旋转第 2 次后框内是  $G_{2,5}$ , 如图 5 (c) 所示。但当顺时针旋转到第 4 次时, 状态与图 5 (a) 一样。因此只要统计 4 次不同情况下最大的五宫格特征分数  $S_i^R$ :

$$S_i^R = \max \left\{ \sum_{j=1}^5 S_{i,j}^k, k = 0, \dots, 3 \right\} \quad (9)$$

$$W_i = \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 W_{i,j} \quad (10)$$

阈值  $T$  的计算公式修改如下:

$$T = \mu \ln(\alpha W_i + \beta) \quad (11)$$

其中:  $\alpha$  是特征点数量均值  $W_i$  的权重系数,  $\beta$  是对数函数的偏差系数,  $\mu$  是对数函数的权重系数。

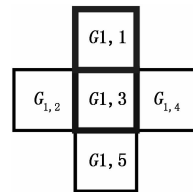
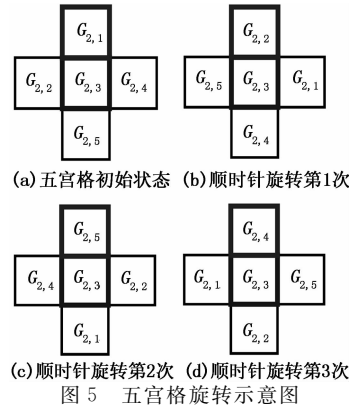


图 4 五宫格示意图



(a) 五宫格初始状态 (b) 顺时针旋转第 1 次  
(c) 顺时针旋转第 2 次 (d) 顺时针旋转第 3 次  
图 5 五宫格旋转示意图

### 2.2 方形状网格划分法

GMS 算法中网格划分的  $P$  值和  $Q$  值都是人工定义的经验值, 一般设置为  $P = Q$ , 这样的经验值会限制网格划分数, 对于长宽比例不一致的图像, 会生成不同的矩形网格, 导致九宫格或者五宫格内每个网格中粗匹配特征点数量分布不均, 如  $I_w : I_h = 4 : 3, P = Q = 8$  时, 划分结果如图 6 所示。

针对这个问题, 本文提出将每幅图像的长宽比值作为约束项, 目的使得划分的网格形状接近规则的正方形, 即只通过一个经验值  $E$  和图像自身的长宽比值来初始化  $P$  值和  $Q$  值。经验值  $E, P$  值和  $Q$  值的计算关系如下:

$$\begin{cases} P = E, & Q = P \left( \frac{I_w}{I_h} \right) & \text{if } I_w < I_h \\ Q = E, & P = Q \left( \frac{I_h}{I_w} \right) & \text{if } I_w > I_h \end{cases} \quad (12)$$

比如当  $I_w : I_h = 4 : 3$  时, 令  $E = 8$ , 则  $P = 6, Q = 8$ , 所以五宫格划分的结果如图 7 所示。

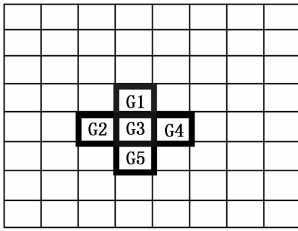


图 6 矩形网格

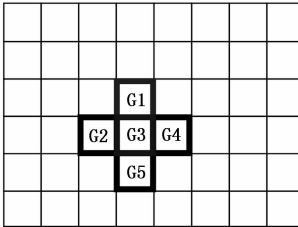


图 7 方形网格

### 3 实验结果与分析

本文算法利用 Visual Studio 2013 编写 C++ 代码，在 CPU 为 2.3 GHz Intel core i5，12 GB 内存的计算机上运行。本文采用了被广泛使用的 Oxford 公开标准数据集<sup>[15]</sup>，该数据集共有 8 组图像，包含多种类型的图像变化，如平移、旋转和视角变换等，本文针对其中 bike 和 graffiti 这两组图像进行测试，图像尺寸分别为 1 000×700 和 800×640，如图 8 (a)~8 (b) 所示。同时为了验证本文算法的实际应用效果，本文采用两组由无人机实际拍摄的遥感图像进行测试，图像尺寸为 7 952×5 304，如图 8 (c)~8 (d) 所示。

本文算法的实验数据参数统一设置为  $\{N, E, \mu, \alpha, \beta\} = \{3\ 000, 25, 10, 1.1, 2\}$ ，其它比较算法均使用默认参数。为公平起见，所有算法的输入是相同的 ORB 特征点和粗匹配点集。

#### 3.1 图像匹配评价指标

本文采用精确率，召回率和运算时间 3 个评价指标对算法进行综合评价。

1) 精确率 (Precision) 表示预测为正确匹配的样本中真正正确匹配的比例，定义如下：

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

2) 召回率 (Recall) 表示预测为正确匹配的样本占所有真正正确匹配的比例，定义如下：

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

其中：TP 表示检测出的正确匹配的样本数量，FP 表示将错误匹配误检为正确匹配的数量，FN 表示将正确匹配误检为错误匹配的数量。

3) 采用精匹配运行时间对匹配速度进行评价。

#### 3.2 图像匹配实验结果

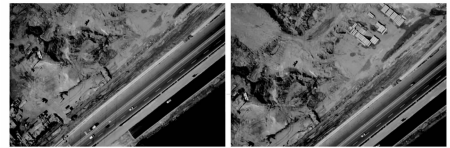
首先使用实时性较高的 ORB 算法对每幅图像检测出



(a) bikes图



(b) graffiti图



(c) 无人机航拍图1



(d) 无人机航拍图2

图 8 实验图片

3 000 个特征点，然后利用暴力匹配法得到图像间的 3 000 组粗匹配点对，最后利用 RANSAC 算法，VFC 算法，GMS 算法和本文算法进行特征点精匹配的实验比较。最终的实验结果都是对每组图像数据进行 50 次测试的平均结果。

表 1 特征点精匹配对数结果

方法	图 8(a)	图 8(b)	图 8(c)	图 8(d)
RANSAC	2275	1658	645	469
VFC	2462	1941	1142	603
GMS	2324	1907	989	564
本文算法	2319	1845	925	521

表 2 运算时间结果

方法	图 8(a)	图 8(b)	图 8(c)	图 8(d)	ms
RANSAC	93.19	132.28	122.65	131.27	
VFC	41.89	48.63	39.86	48.97	
GMS	20.22	23.75	26.13	29.77	
本文算法	14.87	17.52	19.68	21.53	

通过表 1 和表 2 上的实验结果可知，RANSAC 算法剔除特征点错误匹配后，剩余的特征点数量最少，且由于自身算法复杂度较大，因此运算时间最长，平均耗时 119.85 ms。VFC 算法剔除错误匹配后，剩余的特征点数量相对最多，运行速度明显优于 RANSAC 算法，但运算时间还是较长，平均耗时 44.84 ms。GMS 算法剔除错误匹配后，剩余

的特征点数量与 VFC 算法相近, 平均耗时 24.97 ms。而本文算法剔除错误匹配后, 剩余的特征点数量也相对较多, 略少于 VFC 算法, 但运行速度最快, 平均耗时 18.41 ms, 相对于 GMS 算法, 提高 35.6%。因此在运算速度方面, 本文算法相对于 RANSAC 算法, VFC 算法和 GMS 算法有明显的提升。

表 3 精确率结果 %

方法	图 8(a)	图 8(b)	图 8(c)	图 8(d)
RANSAC	97.52	95.39	98.21	96.43
VFC	98.69	96.74	97.21	98.48
GMS	98.47	97.92	97.52	96.32
本文	98.38	97.34	97.12	96.15

表 4 召回率结果 %

方法	图 8(a)	图 8(b)	图 8(c)	图 8(d)
RANSAC	92.19	91.86	85.19	89.58
VFC	96.62	96.79	95.19	92.58
GMS	95.43	95.39	97.52	91.25
本文	94.58	93.22	91.27	90.32

通过表 3 和表 4 上的实验结果可知, RANSAC 算法的平均精确率适中, 而平均召回率为 89.71%, 在这 4 种算法中相对最低。VFC 算法的平均精确率整体高于 RANSAC 算法, 且平均召回率在这 4 种算法中最高。GMS 算法的平均精确率略低于 VFC 算法, 而平均召回率较高。本文算法的平均精确率与 GMS 算法相近, 平均召回率略低于 GMS 算法, 分别可达 97.25% 和 92.85%。由上述可知, 将九宫格统计法替换成五宫格统计法, 精确率没有明显变化, 虽然召回率相对略有减小, 但仍然属于有效范围内。

#### 4 结束语

针对目前特征点匹配算法计算时间长, 无法应用在对实时性要求较高的领域等问题, 如视觉 SLAM, 本文提出了一种改进网格划分统计的特征点快速匹配算法。把图像的长宽比作为约束项, 使得划分的网格呈方形状, 并根据对称性将特征点所在网格相邻的 4 个网格作为邻域来统计五宫格邻域分数。相比于 GMS 算法, 统计网格数量和旋转次数都减少一半, 较大地提高了特征点匹配效率。实验结果表明, 与目前特征点匹配算法相比, 本文算法在保持较高精度的情况下, 具有较大的速度优势, 综合效率较高。

#### 参考文献:

[1] Li J, Hu Q, Ai M, et al. Robust feature matching via support-line voting and affine-invariant ratios [J]. *Isprs Journal of*

*Photogrammetry & Remote Sensing*, 2017, 132.

- [2] 张 勇, 王志锋, 马 文. 基于改进 SIFT 特征点匹配的图像拼接算法研究 [J]. *微电子学与计算机*, 2016, 33 (3): 60-64.
- [3] Cho H, Kim E K, Kim S. Indoor SLAM application using geometric and ICP matching methods based on line features [J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2018, 100: 206-224.
- [4] Pun C M, Yan C P, Yuan X C. Image Alignment based Multi-Region Matching for Object-level Tampering Detection [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*, 2017, PP (99): 1-1.
- [5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60 (2): 91-110.
- [6] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: speeded up robust features [A]. *European Conference on Computer Vision [C]*. Springer-Verlag, 2006: 404-417.
- [7] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [A]. *International Conference on Computer Vision [C]*. IEEE, 2012: 2564-2571.
- [8] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection [A]. *European Conference on Computer Vision [C]*. Springer-Verlag, 2006: 430-443.
- [9] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features [A]. *European Conference on Computer Vision [C]*. 2010: 778-792.
- [10] Yi K M, Trulls E, Lepetit V, et al. LIFT: Learned Invariant Feature Transform [A]. *European Conference on Computer Vision [C]*. Springer International Publishing, 2016.
- [11] Park H, Mitsumine H, Fujii M. Automatic adjustment of the distance ratio threshold in nearest neighbor distance ratio matching for robust camera tracking [J]. *IEEE Transactions on Information & Systems*, 2011, 94-D (4): 938-940.
- [12] Redzuwan R, Radzi N A M, Din N M, et al. Affine versus projective transformation for SIFT and RANSAC image matching methods [A]. *IEEE International Conference on Signal & Image Processing Applications [C]*. IEEE, 2016.
- [13] Yuille A L, Ma J, Tu Z, et al. Robust Point Matching via Vector Field Consensus [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23 (4): 1706-1721.
- [14] Bian J, Lin W Y, Matsushita Y, et al. GMS: Grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature Correspondence [A]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*. IEEE, 2017: 2828-2837.
- [15] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, et al. A Comparison of Affine Region Detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 65 (1-2): 43-72.