

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107149

# 一种改进的GMS图像特征点匹配算法\*

胡欣 胡陆明 刘归航

(长安大学电子与控制工程学院 西安 719000)

**摘要:** 网格运动统计(GMS)匹配算法中网格化图像加速了算法的实现,然而网格边缘的特征点没有进行有效地处理,导致匹配对中存在着错误匹配对,为此提出了一种融入自适应边距的网格运动统计的图像误匹配剔除算法。首先采用了自适应算法计算出最佳网格边缘距离,将网格边缘的特征点归属到相邻的其他网格,使得这些特征点可以有效发挥对正确匹配点的支持作用,提高了正确匹配点的得分;最后通过表征运动平滑约束的统计特性剔除初始匹配中的错误匹配点。仿真实验表明,该方法相比GMS算法召回率提高了10%左右,同时实时性也提高了30%左右,相比于SIFT算法,运行时间平均缩短了17倍;相比于SURF算法,正确匹配个数平均提高了8倍,充分说明能有效、高效地剔除错误匹配点,进一步提高图像匹配质量。

**关键词:** 图像匹配;去除误匹配;网格运动统计;算法融合;自适应边距

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## An improved GMS image point feature matching algorithm

Hu Xin Hu Luming Liu Guihang

(School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 719000, China)

**Abstract:** The grid-based image speeds up the implementation of the algorithm in the grid-based motion statistics (GMS) matching algorithm. However, the feature points at the edge of the grid are not effectively processed, which leads to the existence of wrong matching pairs. This paper proposes an image mismatching elimination algorithm based on adaptive margin mesh motion statistics. Firstly, the adaptive algorithm is used to calculate the optimal distance of the grid edge, and the feature points of the grid edge are assigned to other adjacent grids, so that these feature points can effectively play a supporting role for the correct matching points and improve the score of the correct matching points. Finally, the statistical characteristics representing the motion smoothing constraint were used to eliminate the wrong matching points in the initial matching. Simulation experiments show that the recall rate of the proposed method is about 10% higher than that of the GMS algorithm, and the real-time performance is also about 30% higher. Compared with the SIFT algorithm, the running time is shortened by 17 times on average. Compared with SURF algorithm, the number of correct matches is increased by 8 times on average, which fully indicates that the wrong matching points can be removed effectively and efficiently, and the image matching quality can be further improved.

**Keywords:** image matching; eliminating false matches; grid motion statistics; fusion algorithm; adaptive margin

## 0 引言

特征匹配是许多计算机视觉算法的基本任务<sup>[1]</sup>,近年来特征匹配在很多领域有着广泛的应用,如无人机巡检<sup>[2]</sup>、智能变电站<sup>[3]</sup>、医学<sup>[4]</sup>和文字识别等等领域。特征匹配就是为了对两幅不同时间、不同光照和不同视角拍摄的同一物体进行识别<sup>[5]</sup>,国内外研究人员对这一方面进行了大量的研究。

经典的基于特征的图像匹配算法主要包括尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)算法<sup>[6]</sup>、加速稳健特征(speeded up robust features, SURF)算法<sup>[7]</sup>、快速特征点提取和描述 ORB (oriented FAST (features from accelerated segment test) and rotated BRIEF (binary robust independent elementary features))<sup>[8]</sup>等算法。为了提高图像匹配的准确率,在构建图像之间的映射关系时,经常与随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)

收稿日期:2021-07-03

\* 基金项目:陕西省科技计划项目(2019JQ-678)、国家重点研发计划项目(2019YFB1600800)资助

算法<sup>[9]</sup>相结合, Etezadifar 等<sup>[10]</sup>提出基于稀疏编码(sample consensus based on sparse coding, SCSC)的图像特征匹配新方法, 与 RANSAC 相比, 该方法具有更好的结果, 然而由于去除误匹配过程复杂, 导致实时性难以达到标准。Bian 等<sup>[11]</sup>提出一种基于网格的运动统计量(grid-based motion statistics, GMS)的特征匹配算法, 该方法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, 其召回率比较低, 导致有很多正确匹配点并没有检测出来。程向红等<sup>[12]</sup>提出将运动平滑性约束和 RANSAC 算法相结合, 该方法虽然提高了算法的召回率, 但是只是将两个算法进行简单的拼凑结合。丁辉等<sup>[13]</sup>提出将 GMS 算法和矢量系数相似度(VCS)、图割随机抽样一致性(GC-RANSAC)相结合, 进一步提高了平均匹配速度。Tang 等<sup>[14]</sup>提出一种以网格的运动统计(GMS)为指导的特征点匹配算法, 该方法最大的贡献是在处理包含大量离群点或少量内点的假定对应集时具有明显的优势。这些方法都没有从本质上解决 GMS 算法中存在的问题, 即: GMS 算法没有有效处理位于网格边缘的特征点, 导致将很多正确匹配点误判为错误匹配点。

由于原始 GMS 算法没有有效处理网格边缘的特征点, 导致将很多这类型的正确匹配点误判为错误匹配点, 本文针对这个缺陷提出了一种改进的 GMS 特征匹配算法。改进方法是通过在 GMS 算法中引入网格边缘距离对位于网格边缘的特征点进行有选择的得分赋值, 提高正确匹配点的得分, 然后通过和其他匹配算法进行对比实验, 仿真结果表明本文提出的方法可以在各种情况下(视角变换、旋转变换、图像模糊和光照变换)进行很好的特征点匹配, 相比初始 GMS 算法召回率、实时性均有大幅提高, 验证了本文提出的方法不仅提高了匹配的准确性, 也同时提高了匹配效率。

## 1 GMS 算法原理分析

来自同一场景的不同视角拍摄的一对图像具有特征对应关系, 这意味着一个图像中的特征点可以对应另一图像中相同的特征点。由于场景、运动、视角等具有连续性, 所以特征点邻域内像素点会和其一起移动, 因此, 正确配准的特征点对(可称为主同名点), 在各自的微小邻域内应还存在一些相当数量的附带同名点(可称为辅同名点), 因为是对主同名点对配准可靠性的一种支持, 这些附带的同名点称为主同名点的支持点。如果一对主同名点对邻域内几乎没有辅同名点, 那么这对主同名点就是错误匹配。正确匹配和错误匹配支持点个数分布如图 1 所示。

其中实线是正确匹配点周围邻域的最少支持点个数, 虚线是错误匹配周围邻域的最多支持点个数, 从图 1 中可以看出, 正确匹配支持点个数远远大于错误匹配支持点个数, 两者之间的差距非常大。GMS 算法统计一对区域中支持点的个数(即得分), 通过这个得分可以区分正确匹配对和错误匹配对。

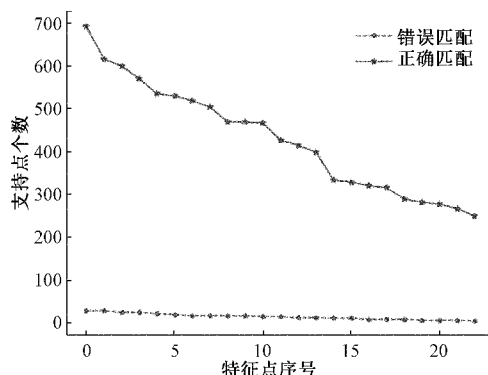


图 1 正确匹配和错误匹配支持点个数分布图

GMS 算法各个特征点  $X_i$  的得分  $S_{ij}$  的计算公式为:

$$S_{ij} = \sum_{k=1}^9 N_{i,j,k}, k = 1, 2, 3, \dots, 9 \quad (1)$$

其中,  $N_{ij}$  是每个邻域网格中支持点的个数,  $k$  代表特征点  $X_i$  所在网格的周围 9 个邻域网格(包括自己所属的网格), 也就是说特征点  $X_i$  的得分就是邻域 9 个网格包含所有的其余特征匹配对总个数。

在区分正确匹配对和错误匹配对时可以用二项分布来近似得分的分布<sup>[15]</sup>, 即:

$$S_i \sim \begin{cases} B(n, p_i), & X_i \text{ 是正确匹配} \\ B(n, p_f), & X_i \text{ 是错误匹配} \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $X_i$  代表某一个具体的特征点,  $n$  是每个网格的平均特征点个数,  $p_i$  代表特征点是正确匹配时, 匹配到对应区域事件发生的概率,  $p_f$  代表特征点是错误匹配时, 匹配到对应区域事件发生的概率。正确匹配和错误匹配的得分遵循两个截然不同的二项分布, 如图 2 所示。

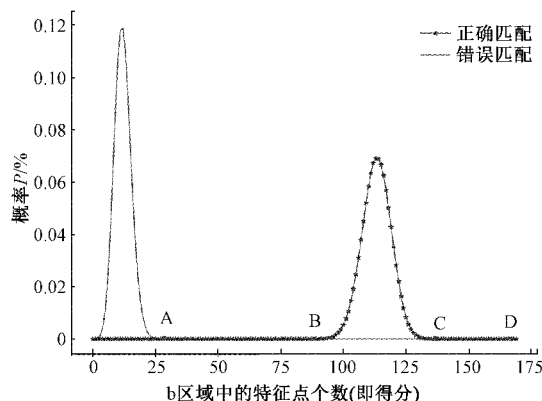


图 2 正确匹配和错误匹配的得分概率分布图

从图 2 二项分布的概率分布曲线可以看出, 特征点得分的整体分布是双峰值的。在处理统计事件时, 认为偏离均值很远的事件为极不可能发生事件, 也就是说图 2 中 AB 段和 CD 段极不可能发生(概率  $P$  为 0)。

GMS 算法判断正确匹配和错误匹配的计算公式如式(3)所示。

$$cell - pair\{i, j\} \in \begin{cases} True, & S_{ij} > \tau \\ False, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $S_{ij}$  代表各个特征点  $X_i$  的得分,  $\tau$  代表阈值, 得分大于阈值则判断为正确匹配点。

## 2 本文算法的改进

如图3所示, 以 $\pm 10\%$ 为网格边缘, 这些特征点是图像中位于网格边缘的正确匹配点, 占有正确匹配点的20%, 实际中网格边缘的正确匹配点比例会有轻微波动, 此图仅作为示例。

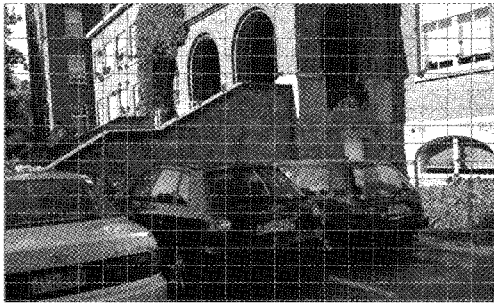


图3 位于网格边缘的正确匹配点示例

GMS算法特征匹配结果部分示例如图4所示, 实心端点是检测到的正确匹配对, 而空心端点对本应该是正确匹配对却被GMS误判为了错误匹配对, 可以看到这些特征点都是位于各个网格边缘, 这是因为GMS算法没有对边缘特征点进行有效地处理, 本文通过改进, 可以正确计算出边缘特征点的实际得分, 把更多的正确匹配点找到。

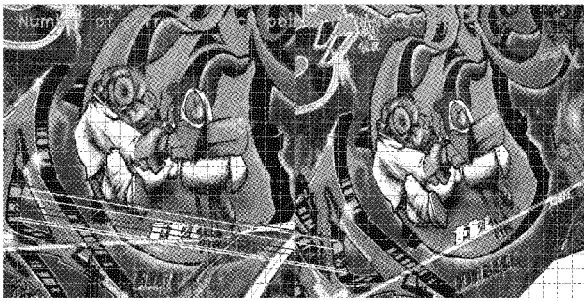


图4 GMS匹配算法的缺陷示例

由于GMS算法对于网格边缘特征点的处理方法只是简单将特征点的坐标分别在  $x$  方向、 $y$  方向和  $x-y$  斜方向上移动半个网格, 然后重复遍历计算4次各个特征点的得分, 这样的网格边缘处理方法一方面将很多正确匹配点误判为错误匹配点, 降低了召回率, 另一方面因为核心程序循环执行了4次, 降低了算法运行速度, 实时性有待改进, 本文针对这两个缺陷进行了改进。

改进的思路就是通过对位于网格边缘的特征点进行有效处理, 更大的拉开这些特征点正确匹配和错误匹配的分度, 让正确匹配的得分更大。改进的方法是让网格边缘

上的支持点分配给周围多个邻域网格, 这样正确匹配点的得分就会增加, 从而和错误匹配点得分拉开距离, 增加了正确匹配和错误匹配的可区别性。

如图5所示, 点  $A$  在网格6的边缘, 包含边缘的网格是实际计算得分时支持点的统计区域, 也就是令边缘特征点  $A$  不仅计算到网格6中, 同时让其还属于网格5和网格3, 这样当计算特征点  $X1$  和  $X3$  时, 如果是正确匹配, 则他的支持点个数会加1, 也就是其得分会增加1, 相反如果是错误匹配, 则得分并不会增加(因为  $P_f$  很小)。同时由于通过ORB检测算法得到的特征点中, 有相当多的特征点正是和点  $A$  一样位于各个网格边缘, 因此这样处理会极大地提升正确匹配点的得分。

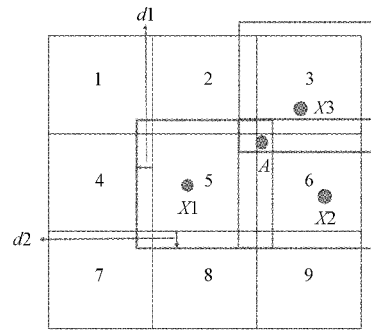


图5 边缘特征点的处理

值得注意的是在这个处理过程中本文引入了自适应算法, 用来计算网格的边缘距离, 即图5中短箭头的长度, 不同的网格边缘距离会导致不同的结果, 如果距离过大会增加更多的错误支持点, 而距离太小又会导致支持点统计不足, 因此通过式(4)计算最佳的网格边缘距离参数  $d$ ,  $d$  的取值和图像的长、宽有关, 计算公式如下:

$$d = \alpha \frac{(w, h)}{\sqrt{G}} \quad (4)$$

其中,  $d$  是最佳的网格边缘距离,  $w, h$  分别是图像的长和宽,  $G$  是所有网格的个数,  $\alpha \in [0, 1]$  是边缘距离的权重因子。

因为对网格边缘特征点进行了有效地处理, 本文算法判断是否是正确匹配对并不需要像原始GMS算法一样循环执行4次, 提高了算法的实时性, 另外计算特征点  $X_i$  的得分  $S_{ij}$  时也不需要像原始GMS算法一样统计特征点  $X_i$  所在网格和周围8个邻域网格中的支持点, 只需要统计本网格中的支持点个数。

本文定义一个距离指标  $D$  来量化正确匹配分布和错误匹配分布之间的距离(图2AB之间的距离):

$$D = (m_s - m_D) - (s_s + s_D) \quad (5)$$

其中,  $m_s, m_D, s_s, s_D$  分别是两个二项分布的均值和标准差, 根据二项分布的均值和标准差公式有:

$$D = (n \cdot p_i - n \cdot p_f) - (\sqrt{n \cdot p_i(1-p_i)} + \sqrt{n \cdot p_f(1-p_f)}) \quad (6)$$

因为  $P_f$  趋向于 0, 所以有:

$$D = n \cdot p_i - \sqrt{n \cdot p_i (1 - p_i)} \quad (7)$$

从距离指标  $D$  的表达式可以看出  $n$  (网格中特征匹配对个数) 越大,  $D$  的值就越大, 本质上  $D$  就是两个二项分布可能发生的事件之间的距离,  $D$  的值越大, 说明两个分布之间的距离就越远, 即越能区分出正确匹配和错误匹配。本文算法相当于在减少算法主体循环次数的同时增大了得分  $S_i$ , 即增大了  $n$  的值,  $D$  随着  $n$  的增大而增大, 也就是可以更好的区分正确匹配和错误匹配。

通过本文的改进方法将会增大很多误判为错误的匹配点的得分, 使其准确判断为正确的匹配对, 如图 6 所示, 其中的特征点是改进后算法多检测到的正确匹配特征点。

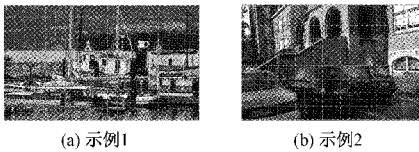


图 6 改进 GMS 算法检测到的更多的正确特征点示例图  
(可以看的的大多数位于网格边缘)

本文提出的改进 GMS 算法伪代码如算法 1 所示。

#### 算法 1 改进的 GMS 特征匹配算法

输入: 一对图像 ( $I_a, I_b$ )

输出: 正确匹配点集合 (Inliers)

初始化:

1. 检测特征点并计算其描述符
2. 对于  $I_b$  中的每个特征, 在  $I_a$  中找到其最近邻
3. 用网格分别划分两个图像
4. 计算自适应网格边缘距离 改进的步骤 (对网格边缘特征点的处理)
5. **for**  $i=1$  to  $G$  **do**
6.      $j=1$ ;
7.     **for**  $k=1$  to  $G$  **do**
8.         **if**  $|X_{ik}| > |X_{ij}|$  (注:  $X_{ik}$ —网格支持点个数, 包括网格边缘的支持点)
9.              $j=k$ ;
10.         **end if**
11.     **end for**
12.     计算  $S_{ij}, \tau_i$ ;
13.     **if**  $S_{ij} > \tau_i$
14.         cell\_pairs
15.     **end if**
16. **end for**
17. **for**  $i=1$  to 10 000 **do**
18.     **if** cell\_pairs
19.         Inliers=T
20.     **end if**
21. **end for**

### 3 仿真实验

#### 3.1 仿真实验搭建

为了验证改进后算法的有效性, 本文进行了大量的图像特征点匹配的对比仿真实验。实验硬件环境: 系统为 Windows 10, 处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-8250U CPU, 内存为镁光 8 G; 实验软件环境: 通过 Pycharm 软件编程实现。图像数据集采用 Mikolajczyk 数据集上的图像, Mikolajczyk 数据集来自牛津大学 Visual Geometry Group 这一项目的图像数据库, 这个数据库包括 2 组模糊变化图像、2 组视角变化图像、1 组压缩处理图像、1 组光照变化图像和 2 组缩放加旋转图像, 每组包括 1 张参考图像和 5 张不同程度的变化图像, 共有 5 对, 一共 40 对图像。本文采用该数据集的每一种变化的一组图像进行特征点匹配的对比实验。

#### 3.2 仿真结果的评价指标

为了衡量改进后 GMS 算法的优越性, 本文通过一些图像匹配中常用的评价指标来衡量改进后算法的优势, 这些评价指标包括各个算法的运行时间、正确匹配数和匹配对总个数、召回率和准确率等。

为了更好地说明改进后图像匹配算法的效果, 本文定义了一个新的指标: 优化度  $P$ 。这个指标是一个衡量图像匹配算法优化程度的指标, 计算公式如下:

$$P = \frac{M - N}{N} \times 100\% \quad (8)$$

其中,  $M$  是改进后算法检测到的正确匹配对个数,  $N$  是改进前算法检测到的正确匹配对个数, 这样通过指标  $P$  就可以很直观地看出一个算法的改进程度。

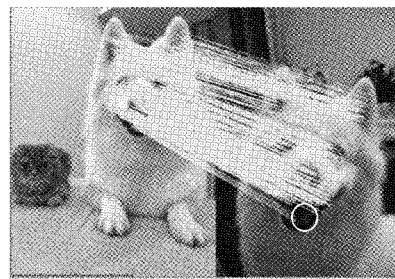
### 4 实验结果与分析

#### 4.1 优化度 $P$ 的实验分析

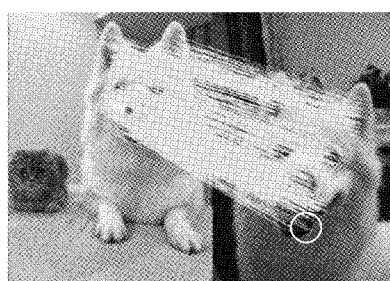
GMS 算法源代码给出了一组猫狗的图像, 通过 GMS 算法最终找到了 646 对正确特征匹配对, 而经过本文算法找到了 835 对正确特征匹配对。另外在其他数据集上有相同的结果, 仿真结果示例如图 7 所示。

从图 7 中 (a)、(b) 仿真图可以计算得到本文算法对于 GMS 算法的优化度指标  $P$ :

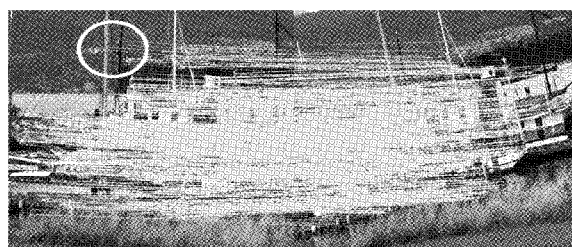
$$P = \frac{M - N}{N} \times 100\% = \frac{835 - 646}{646} \times 100\% = 29.25\%$$



(a) 例图 1 的原始 GMS 算法匹配结果



(b) 例图1的改进GMS算法匹配结果



(c) 例图2的原始GMS算法匹配结果



(d) 例图2的改进GMS算法匹配结果

图7 算法优化度对比仿真图

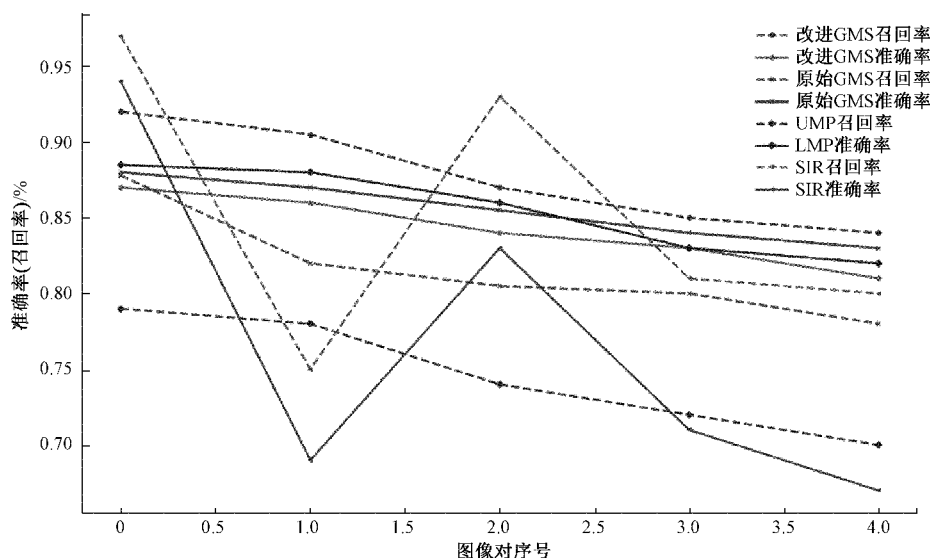


图8 准确率和召回率对比图

部分特征匹配结果如图9所示,为了可视化示例中图像对的变换,首先通过叠加两个图像,然后连接图像对中正确特征点的位置来形成特征点的运动场。理想情况下,箭头方向应该与实际图像变换方向具有一致性。

在其他数据集上更多的仿真结果如表1所示。

表1 优化度  $P$  的实验结果

算法	模糊 变化	视角 变化	压缩 变化	光照 变化	缩放 旋转
GMS	699	18	2 589	1 834	943
本文	800	23	2 610	1 982	1 133
优化度/%	14.4	27.8	0.8	8	20.1

由表1可以看出,本文算法对于视角变化情况下优化最高,优化了近30%;而对于压缩变化几乎没有优化,这是因为压缩变化没有改变图像的内容,只是分辨率不同而已,GMS算法本身已经可以很好地进行图像匹配,所以优化较小;对于其他的各种情况都有一定的优化,各种情况综合平均相对GMS算法优化了18%左右。

#### 4.2 在 Mikolajczyk 数据集上的对比试验

为了客观地评价本文提出的优化算法,将本文算法和近两年的其他去除误匹配的优秀算法做对比,选取LPM算法<sup>[16]</sup>和SIR算法<sup>[17]</sup>。在Mikolajczyk数据集上召回率和准确率折线图如图8所示,虚线代表召回率,实线代表准确率。

从图8可以看出,SIR算法在特征匹配实验中效果波动非常大,这是由于该算法主要目的是针对图像配准算法的,在特征匹配环节效果并不稳定;另外改进后的GMS算法在准确率没有明显下降的情况下(粗实线),召回率(粗虚线)远远高于GMS算法和LMP算法,也就是说改进后的算法可以找到更多的正确匹配对,这对于之后的一系列处理有很大意义。

针对本文提出的改进的GMS算法,将其和SIFT算法、SURF算法、原始的GMS算法进行特征点匹配的对比实验,包括运行时间对比、总匹配对个数对比和正确匹配对个数对比,下面是对这些仿真结果的分析。

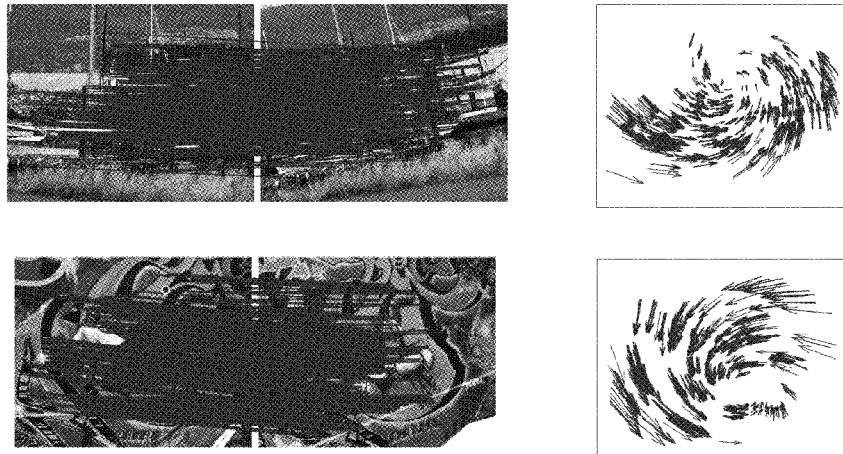


图 9 部分特征匹配结果和变换场

1) 运行时间对比

4 种算法运行时间仿真实验结果如表 2 所示。

表 2 运行时间

算法	模糊 变化	视角 变化	压缩 处理	光照 变化	缩放 旋转
改进 GMS	<b>0.52</b>	<b>0.50</b>	<b>0.35</b>	<b>0.39</b>	<b>0.45</b>
初始 GMS	0.96_1.8	0.72_1.4	0.57_1.6	0.48_1.2	0.63_1.4
SIFT 算法	3.99_7.6	8.54_17	7.57_21	7.67_19	9.66_21
SURF 算法	1.56_3	1.77_3.5	1.84_5.2	0.73_1.8	2.07_4.6
提高比/%	45.8	30.5	38.6	18.8	28.6

注:加粗字体是最优值;“\_”之后的数字是以本文算法为单位的转换值;提高比是指相比初始 GMS 算法的提升比率。

表 2 中显示了 4 种算法进行特征匹配的运行时间,为了说明改进后算法的计算效率,在 5 种变化下分别进行仿真实验,计算每一组变化的 5 对图像的平均运行时间,仿真结果显示本文提出的改进后的算法在 5 种变化中运行时间都是最短的,相比于原始 GMS 算法运行时间至少提高了 18.8%,最多甚至提高了 45.8%,大幅度提高了算法的实时性,为接下来的图像拼接过程节约了时间,可以更好地应用到后期视频图像处理中。

2) 总匹配对个数对比

4 种算法的总匹配对个数仿真实验结果如表 3 所示。

表 3 总匹配个数

算法	模糊 变化	视角 变化	压缩 处理	光照 变化	缩放 旋转
改进 GMS	<b>890</b>	<b>805</b>	<b>2 664</b>	<b>2 059</b>	<b>1 352</b>
初始 GMS	755_0.8	683_0.8	2 635_0.9	1 887_0.9	986_0.7
SIFT 算法	788_0.8	316_0.3	885_0.33	937_0.45	450_0.3
SURF 算法	270_0.3	108_0.1	771_0.28	279_0.13	274_0.2
提高比/%	17.9	17.9	1.1	9.1	37.1

注:加粗字体是最优值;“\_”之后的数字是以本文算法为单位的转换值;提高比是指相比初始 GMS 算法的提升比率。

从仿真结果来看,改进后的算法在 5 种变化下的匹配的总个数都保持最高,相比于原始 GMS 算法匹配对个数平均提高了 16.62%,大幅度提高了算法的匹配能力。

3) 正确匹配对个数对比

4 种算法的正确匹配对个数仿真实验结果如表 4 所示。

表 4 正确匹配对个数

算法	模糊 变化	视角 变化	压缩 处理	光照 变化	缩放 旋转
改进 GMS	<b>800</b>	<b>23</b>	<b>2 610</b>	<b>1 982</b>	<b>1 133</b>
初始 GMS	699_0.87	18_0.78	2 589_0.99	1 834_0.92	943_0.83
SIFT 算法	235_0.29	21_0.91	846_0.32	213_0.10	156_0.13
SURF 算法	87_0.10	6_0.26	750_0.28	105_0.05	99_0.08
提高比/%	14.4	27.8	0.8	8	20.1

注:加粗字体是最优值;“\_”之后的数字是以本文算法为单位的转换值;提高比是指相比初始 GMS 算法的提升比率。

从表 4 中的数据可以看出,原始 GMS 检测到的正确匹配对个数远远大于 SIFT 算法和 SURF 算法,而改进后算法检测到的个数相比 GMS 算法有了进一步提高,也就是说原始 GMS 算法在各种情况下都将这一部分正确匹配点误判为了错误匹配点,其中尤其是缩放旋转变化将近 200 个正确匹配点进行了误判,而改进后的算法在各种情况下的正确匹配对个数都保持最高,相比于原始 GMS 算法正确匹配对个数平均提高了 14.2%,说明改进后算法可以检测到更多的正确匹配对,提高了算法的召回率。

结合表 2 和 3 可以看出,改进的算法比原始的算法在运行时间更短,实时性更好、检测到更多的匹配对;结合表 3 和 4 可以看出,改进后的算法在比原始的算法检测到了更多的匹配对的情况下检测出了更多正确的匹配对。

综合来说,对于特征点匹配,算法应该追求更快速、更精准的匹配,本文提出的改进的 GMS 算法,在提升检测速

度的情况下有效地实现了更多、更精准的特征匹配,有利于后续的图像拼接、视频检测和无人机巡检等实时性应用。

## 5 结 论

本文提出了一种改进的GMS方法,由特征点检测、初始匹配、计算最佳网格边距和去除错误匹配对4个部分组成。首先通过ORB算法提取两幅图像的特征点并计算其描述符,接着通过暴力匹配进行特征点的初始匹配;然后通过自适应算法计算出最佳网格边缘距离,将网格边缘的特征点归属到相邻的其他网格,使得这些特征点可以有效发挥对正确匹配点的支持作用,提高正确匹配点的得分;最后通过基于网格的运动统计去除初始匹配中的错误匹配点。经过仿真实验和结果分析验证了本文提出的改进方法在各种情况下(光照、旋转、模糊、压缩等等)降低了原始GMS算法的时间复杂度,缩短了算法的匹配时间,在保证准确率只有略微降低的同时极大的提高了正确匹配点的召回率,因此可以进行实时的、稳定的(鲁棒性)、高质量的特征点匹配,这将会进一步提升后续的一些图像处理(图像拼接、三维重建等)的效果,如何利用本文提出的算法进行图像拼接和三维重建等处理,将是本文后续工作的研究内容。

## 参考文献

- [1] 罗久飞,邱广,张毅,等. 基于自适应双阈值的SURF双目视觉匹配算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3):240-247.
- [2] 韩玉洁,曹杰,刘琨,等. 基于改进YOLO的无人机对地多目标检测[J]. 电子测量技术, 2020, 43(21):19-24.
- [3] 马助兴,张立硕,李焱,等. 基于可穿戴设备感知的变电站工作状态监测预警平台研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(1):63-71.
- [4] 李姗姗,张娜娜,张媛媛,等. 基于VV-Net的三维医学图像配准[J]. 电子测量技术, 2021, 44(6):117-121.
- [5] 王施意,张丽荷. 基于复合算子异源图像匹配方法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(22):98-103.
- [6] 魏利胜,丁坤,段志达,等. 融合单应性约束SIFT特征匹配的轴承滚子检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(9):107-113.
- [7] 秦铭谦,曾青松. 基于对抗颜色空间梯度SURF特征匹配复制黏贴篡改检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(10):147-153.
- [8] 高如新,朱烜甫. 基于ORB算法的双目视觉定位[J]. 电子测量技术, 2017, 40(4):142-145.
- [9] LI H, QIN J, XIANG X, et al. An efficient image matching algorithm based on adaptive threshold and RANSAC [J]. IEEE Access, 2018, 6(8):66963-66971.
- [10] ETEZADIFAR P, FARSI H. A new sample consensus based on sparse coding for improved matching of SIFT features on remote sensing images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(8):5254-5263.
- [11] BIAN J W, LIN W Y, MATSUSHITA 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.
- [12] 程向红,李俊杰. 基于运动平滑性与RANSAC优化的图像特征匹配算法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(6):765-770.
- [13] 丁辉,李丽宏,原钢. 融合GMS与VCS+GC-RANSAC的图像配准算法[J]. 计算机应用, 2020, 40(4):1138-1143.
- [14] TANG Q, YANG J, JIA W, et al. A GMS-guided approach for 2D feature correspondence selection[J]. IEEE Access, 2020, 8:36919-36929.
- [15] 闫娜. 基于特征点概率模型与匹配的图像拼接算法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(8):135-149.
- [16] MA J, ZHAO J, JIANG J, et al. Locality preserving matching [J]. International Journal of Computer Vision, 2019, 127(5):512-531.
- [17] ZHANG S, ZHAO W, HAO X, et al. A context-aware locality measure for inlier pool enrichment in stepwise image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29:4281-4295.

## 作者简介

胡欣,副教授,主要研究方向为电力巡检可视化分析、电网大数据分析、异源图像特征提取与特征学习。

E-mail:huxin@chd.edu.cn

胡陆明(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为电力巡检可视化和图像特征匹配。

E-mail:2019132015@chd.edu.cn

刘归航,硕士研究生,主要研究方向为图像特征匹配。

E-mail:56247487@qq.com