

基于改进 SURF 的图像匹配算法^①



陈雪松¹, 陈秀芳¹, 毕波², 唐锦萍³

¹(东北石油大学 电气信息工程学院, 大庆 163318)

²(海南医学院 公共卫生学院, 海口 571101)

³(黑龙江大学 数据科学与技术学院, 哈尔滨 150080)

通讯作者: 毕波, E-mail: 405329204@qq.com

摘要: 本文针对传统 SURF (Speeded Up Robust Features) 算法精度和速度较低的问题, 提出一种优化的图像匹配算法. 在特征点提取阶段引入局部二维熵来刻画特征点的独特性, 通过计算特征点的局部二维熵并设置合适的阈值来剔除一部分误点; 在匹配阶段用曼哈顿距离代替欧式距离, 并引入最近邻和次近邻的概念, 提取出模板图像中特征点与待匹配图像中特征点曼哈顿距离最近的前两个点, 如果最近的距离除以次近的距离得到的比值小于设定的阈值 T , 则接受这一对匹配对, 以此减少错误匹配. 实验结果表明该算法优于传统算法, 精度和速度均有一定程度的提高.

关键词: 图像匹配; SURF 算法; 局部二维熵; 曼哈顿距离; 欧式距离; 最近邻; 次近邻

引用格式: 陈雪松, 陈秀芳, 毕波, 唐锦萍. 基于改进 SURF 的图像匹配算法. 计算机系统应用, 2020, 29(12): 222-227. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7727.html>

Image Matching Algorithm Based on Improved SURF

CHEN Xue-Song¹, CHEN Xiu-Fang¹, BI Bo², TANG Jin-Ping³

¹(School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

²(School of Public Health, Hainan Medical University, Haikou 571101, China)

³(Institute of Data Science and Technology, Heilongjiang University, Harbin 150080, China)

Abstract: In order to solve the problem of low accuracy and speed of traditional SURF (Speeded-Up Robust Features) algorithm, an optimized image matching algorithm is proposed. A local two-dimensional entropy is introduced to characterize the uniqueness of feature points in the stage of feature point extracting. Some error points are eliminated by calculating the local two-dimensional entropy of the feature points and setting appropriate thresholds. The Euclidean distance is replaced by the Manhattan distance during the matching phase. The concept of the nearest neighbors and nearer neighbors is introduced. The first two points are extracted with the closest Manhattan points between the feature points in the template image and one in the image to be matched. If the ratio obtained by dividing the nearest distance by nearer distance is less than the threshold T , then this pair of matches is accepted to reduce mismatches. The experimental results show that the algorithm is superior to the traditional algorithm, and the accuracy is improved while the speed is also improved.

Key words: image matching; SURF algorithm; local two-dimensional entropy; Manhattan distance; Euclidean distance; nearest neighbor; second nearest neighbor

图像匹配^[1]是计算机视觉中的重要研究技术之一, 是一种图像处理技术. 目前, 图像匹配的两种主流

方法可以分为: 基于像素灰度^[2]的图像匹配和基于特征^[3]的图像匹配. 前者就是逐像素地把一个实时图像

① 基金项目: 国家自然科学基金 (11701159)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (11701159)

收稿时间: 2020-04-13; 修改时间: 2020-06-23; 采用时间: 2020-06-28; csa 在线出版时间: 2020-11-30

窗口的灰度矩阵与参考图像的所有可能的窗口灰度矩阵按某种相似性度量方法进行搜索比较的匹配方法,包括绝对误差和算法 SAD (Sum of Absolute Differences)^[4]、误差平方和算法 SSD (Sum of Squared Differences)^[5]、归一化积相关算法 NCC (Normalized Cross Correlation)^[6]等,但是该类匹配算法计算量较大,且对噪声敏感,导致匹配效果很差;基于特征的匹配方法是在原始图像中提取特征,然后用相似性度量和一些约束条件确定几何变换,最后将该变换作用于待匹配图像,包括 SUSAN(Small Univalve Segment Assimilating Nucleus)角点检测^[7]、Harris 角点检测^[8]等方法.现有的基于特征的匹配方法虽然可以解决旋转、平移等问题,但是,当存在复杂变化时,如:大尺度、光照、模糊等,都会使得上述方法失效.2004年,Low 提出了一种尺度不变特征变换算法 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)^[9,10],该算法对尺度、旋转、缩放、仿射变换等具有不变性,而且有很好的稳定性和鲁棒性,但是 SIFT 算法复杂度较高,计算量很大,需要耗费较长时间完成特征描述和匹配.因此, Bay 等针对 SIFT 算法的不足提出了改进算法 SURF (Speeded Up Robust Features),SURF^[11,12] 算法具有良好的鲁棒性,速度也比 SIFT 提高了 3 倍左右.但是由于目前的 SURF 算法存在错误匹配的问题,使得匹配结果的准确度有所降低,速度也会由于不稳定特征点及误匹配对的存在而大大减慢,本文基于 SURF 提出了一种优化算法,并通过 Matlab 语言进行了算法的实现,分析其在光照、模糊、JPEG 压缩变化下的鲁棒性.

1 传统 SURF 算法特征检测与匹配

1.1 提取特征点

SURF 算法采用 Hessian 矩阵行列式来检测特征点,每一个像素点都可以求出一个 Hessian 矩阵:

$$H(x, \delta) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \delta) & L_{xy}(x, \delta) \\ L_{xy}(x, \delta) & L_{yy}(x, \delta) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $L(x, \delta)$ 是经过高斯滤波器、二阶微分在点 $X=(x, y)$ 处和图像 I 的卷积. $L_{xx}(x, \delta)$ 、 $L_{yy}(x, \delta)$ 有类似的含义.为了提高运算速度, SURF 使用盒式滤波器 (box filter) 来近似高斯滤波器,卷积运算后的值分别为 D_{xx} 、 D_{yy} 、 D_{xy} ,因此, Hessian 矩阵的行列式最终简化为:

$$\det(H) = D_{xx} * D_{yy} - D_{xy} * D_{xy} \quad (2)$$

其中, $\det(H)$ 表示点 X 附近区域的盒式滤波响应值,用

它检测极值点.为了平衡因使用盒式滤波器近似所带来的误差,在 D_{xy} 上乘了一个加权系数 ω , ω 一般取值为 0.9.因此每个像素的 Hessian 矩阵判别式的近似值为:

$$\det(H) = D_{xx} * D_{yy} - (\omega * D_{xy})^2 \quad (3)$$

盒式滤波器对图像的滤波转化成计算图像上不同区域间像素和的加减运算问题,只需要简单几次查找积分图就可以完成.

1.2 在尺度空间中实现特征点定位

为了获得不同尺度的采样点,需要构建图像的尺度空间,在尺度空间上提取特征点. SURF 的尺度空间是由 O 组 L 层组成,同一组间不同层间使用相同尺寸的滤波器,但是滤波器的模糊系数逐渐增大.如图 1 所示,图 1(a) 是传统方式建立的金字塔结构;图 1(b) 是 SURF 算法的金字塔结构,它使原始图像保持不变而只改变滤波器大小.

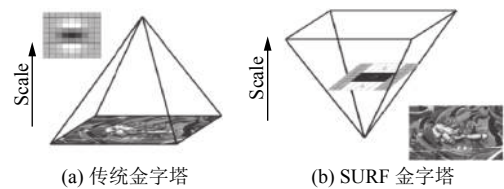


图 1 尺度空间对比

SURF 特征点的定位是在不同尺度特征点的响应图像上采用邻域非极大值抑制,将每个像素点与二维图像空间和尺度空间邻域内的 26 个点进行比较,选出特征点候选点;再利用三维线性插值法对候选点进行定位,获得亚像素级别的特征点,由此完成特征点的提取.具体过程如图 2 所示.

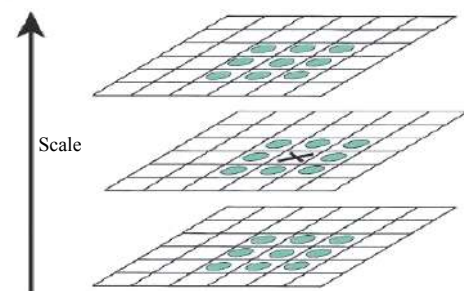


图 2 极值点检测

1.3 确定特征点方向

为了满足旋转不变性,必须确定特征点的主方向.具体做法是统计特征点领域内的 Haar 小波特征,即在特征点的领域内,统计 60 度扇形内所有点的水平 Haar 小波特征和垂直 Haar 小波特征总和,这样一个扇形就

得到了一个响应值. 将响应值分别加起来, 形成矢量, 选择其中最长的矢量方向, 作为最终特征点的主方向. 该过程的示意图如图3所示.

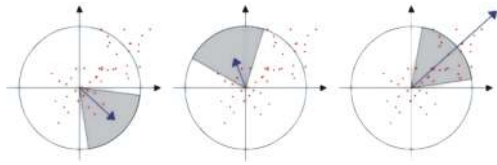


图3 特征点主方向

1.4 构建特征描述子实现匹配

特征点确定之后, 就要根据特征点构建描述子. 具体做法是在特征点周围取一个 4×4 的矩形区域块, 所取得矩形区域方向是沿着特征点的主方向. 每个子区域统计 25 个像素的水平方向和垂直方向的 Haar 小波特征. 把 Haar 小波值作为每个子块区域的特征向量, 所以一共有 $4 \times 4 \times 4 = 64$ 维向量作为 SURF 特征的描述子. 具体过程见图4.

根据描述子进行特征匹配, 传统 SURF 是通过计算两个特征点间的欧式距离来确定匹配度, 实现匹配, 欧氏距离越短, 代表两个特征点的匹配度越好.

2 改进的 SURF 算法

SURF 算法分为特征检测和特征匹配两个阶段, 在特征检测阶段, 由于存在错误检测, 使得一些误点被检测为特征点, 降低匹配精度. 在匹配阶段, 错误的匹配对的存在, 使得匹配精度降低的同时, 增加了计算量. 本文针对这两个阶段对 SURF 算法进行了改进, 在特征点检测阶段, 引入图像的局部二维熵^[13,14], 从降低冗余信息出发, 实现对不稳定特征点的剔除. 在匹配阶段, 引用曼哈顿距离^[15]代替传统的欧式距离, 降低复杂度, 减少计算量, 并引入最近邻和次近邻^[16]的概念实现特征匹配. 改进算法和原始 SURF 算法图像特征匹配流程图如图5所示.

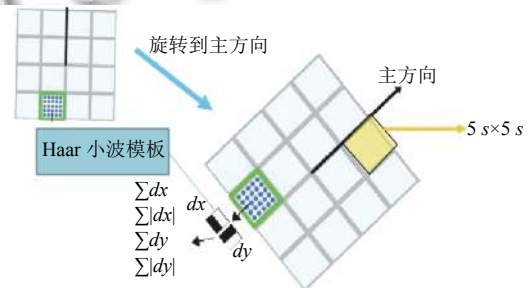


图4 构建特征描述子

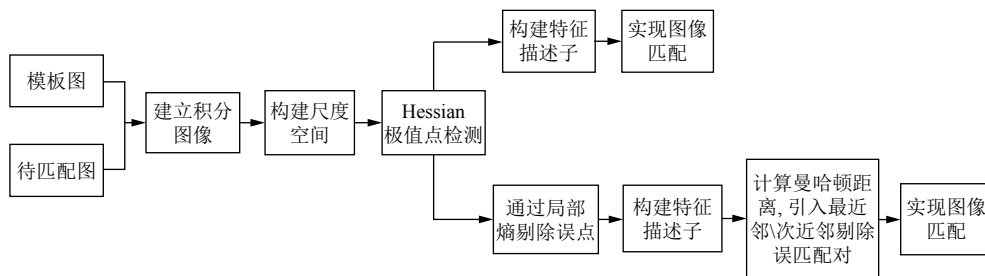


图5 改进 SURF 算法和原算法特征匹配对比流程图

2.1 基于局部熵的 SURF 算法特征点检测

图像熵^[17], 一种特征的统计形式, 反映了图像中包含平均信息量的多少, 当图像为纯色图时 (纯白或者纯黑图), 图像就只包含一种灰度值, 此时熵最小, $H=0$, 认为图像的信息量为 0. 当图像包含多个灰度值时, 也就是说图像每个像素的灰度值都不一样, 此时熵最大, $H=\lg N$, 认为图像息量最大. 因此我们可以认为图像的熵 H 越大, 图像包含的像素灰度越丰富, 灰度分布越均匀, 图像的包含的目标越多, 其信息量越大, 反之亦然. 目前, 图像信息熵已经广泛用于显著性区域提取、图像分割等. 图像的一维熵表示图像中灰度分布的聚集特征所包含的信息量, 但是却不能反映图像灰度分布

的空间特征, 为了表征这种空间特征, 在一维熵的基础上引入能够反映灰度分布空间特征的特征量来组成图像的二维熵. 选择图像的邻域灰度均值作为灰度分布的空间特征量, 与图像的像素灰度组成特征二元组, 记为 (i, j) , 其中 i 表示像素的灰度值 ($0 \leq i \leq 255$), j 表示邻域灰度均值 ($0 \leq j \leq 255$):

$$p_{ij} = f(i, j) / N^2 \tag{4}$$

式 (4) 能反映某像素位置上的灰度值与其周围像素灰度分布的综合特征, $f(i, j)$ 为特征二元组 (i, j) 出现的频数, N 为图像的尺度. 定义离散的二维熵为:

$$H = - \sum_{i=0}^{255} p_{ij} \log p_{ij} \tag{5}$$

想要建立图像特征点的局部二维熵^[18],可以在特征点所包含信息量的前提下,突出反映该像素位置的灰度信息,以及其邻域内灰度分布的综合特征.由图像局部熵的特性,本文根据采样点的局部二维熵来刻画特征点的独特性,检测真正属于特征的采样点.特征点的局部邻域二维熵越大,其与邻域像素灰度值相差越大,即携带的信息量越大,特征点则更稳定.具体策略如下:

(1) 选择某一采样点的局部邻域(本文用 3×3 邻域),计算该点邻域二维熵,统计所有 SURF 提取出的采样点的局部邻域二维熵.

(2) 设置合适的阈值,当采样点的二维熵值大于阈值 T_1 且小于阈值 T_2 时,则认为该点是特征点,否则剔除该点,实现特征点的筛选.

具体做法是根据二维熵定义计算待匹配图和参考图特征点位置的二维熵值,假设为 Q ,判断其与阈值 $[T_1, T_2]$ 的关系,若 $Q < T_1$ 或者 $Q > T_2$,则认为该点不是稳定的点,予以删除.通过遍历图像中的所有采样点的二维熵值,得出大部分的熵值都在 $[2, 4.5]$ 之间,当取值小于2或者大于6时,则难以剔除不稳定的特征点,故本文选取 $T_1 = 2, T_2 = 4.5$,选取阈值范围内的点,有效剔除一部分不稳定的点.

2.2 基于曼哈顿距离的 SURF 匹配算法

在匹配阶段, SURF 算法是通过计算一幅图像中所有特征点与另外一幅图像中所有特征点之间的欧氏距离来实现. SURF 特征描述符是 64 维,遍历计算所有对应点的欧式距离,导致匹配阶段的计算效率极低,为了减少计算量,本文从两个方面来提高匹配阶段的效率:

(1) 用曼哈顿距离代替欧式距离,作为衡量特征点描述符相似度的标准,减少了计算量.

(2) 引入最近邻与次近邻比,减少特征点相似性比较过程中的次数,降低时间复杂度.

2.2.1 曼哈顿距离代替欧式距离

n 维点 $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 与 $Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$ 之间的欧式距离定义为:

$$D_0 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (6)$$

二者的曼哈顿距离定义为:

$$D_1 = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (7)$$

通过验证我们可以知道, $D_1 \geq D_0$, 而且根据定义不难看出 D_1 的计算比 D_0 简单, SURF 的描述符是 64 维的,对于每个特征点,需要计算 64 次欧式距离,包含 64 次减法, 64 次平方, 64 次加法和一次开方;对于曼哈顿距离的计算则需要 64 次减法, 64 次绝对值运算和 63 次加法运算.显然,曼哈顿距离比欧式距离少了开方运算,极大地减少了计算量.

2.2.2 采用最近邻次近邻的特征匹配

为了排除因为图像遮挡和背景混乱而产生的无匹配关系的关键点,引入最近邻距离与次近邻距离比进行匹配:求取一幅图像中的一个 SURF 关键点 X_1 ,并找出其与另一幅图像中某一特征点 X_2 的曼哈顿距离,求其最近邻 C_1 和次近邻 C_2 ,得出 C_1 和 C_2 的比值,记为 α ,若该比值大于给定的匹配阈值 T_3 而小于阈值 T_4 ,则认为 X_1 和 X_2 是一对正确匹配对,否则认为 X_1 在待匹配图像中没有匹配点.对当前图像中的其他特征点重复 X_1 寻找匹配点的过程,直到找到所有的匹配对,匹配过程完成.对于匹配阈值的选取,由于 α 的取值范围为 $[0, 1]$,本文通过多次对存在光照变化、模糊变化、JPEG 压缩变化的两幅图进行匹配,发现 α 取值在 $[0.3, 0.75]$ 时匹配效果最佳,小于 0.3 时,很少有匹配点,大于 0.75 时,则保留大量的错误匹配点,因此本文匹配阈值取 $T_3 = 0.3, T_4 = 0.75$,保留阈值范围内的点,实现有效剔除一部分误匹配对.

3 实验结果与分析

为了验证本文改进算法的鲁棒性,将 Mikolajczyk^[19] 图像库中的数据作为测试数据,采用计算机为 i5 处理器,4 GB 内存,进行程序开发,实验验证;本文用到了数据库中的 leuven、trees、ubc 图像,分别在光照、模糊和 JPEG 压缩等条件下,对 SURF 算法、BRISK 算法、Harris 算法与本文算法在匹配准确率和时间上进行比较分析,给出了算法的定量评估结果.

3.1 光照条件下鲁棒性比较

不同光照下,图像的某些特征会被弱化,本实验通过将原图与数据集中亮度变化最大的图进行匹配,观察结果.光照变化匹配结果如图 6 所示,数据分析如表 1 所示.其中,正确率=(正确匹配对数/总的匹配对数).

由匹配图可知, SURF、BRISK、Harris 算法在进行光照变化的匹配时,都有无序匹配对的存在,改进后

的算法相比于其他算法有更好的匹配效果,不存在无序匹配连线对。

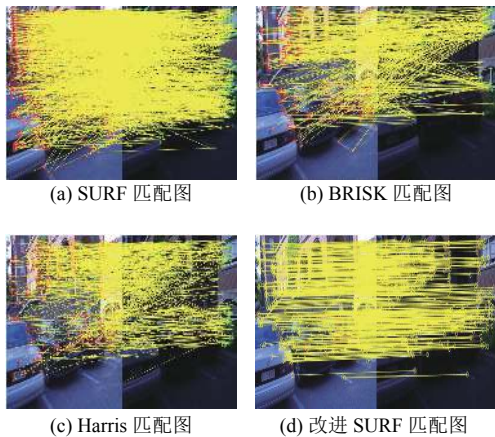


图6 光照变化匹配效果图

表1 图像光照变化匹配结果分析

指标	SURF	BRISK	Harris	改进的SURF
找到特征点数	1947/715	2001/846	1939/782	1761/755
剔除后特征点数	1947/715	1490/669	1631/651	1657/691
匹配点数	1169	443	620	381
正确匹配点数	1042	404	559	358
匹配时间(s)	19.880	11.795	14.188	11.022
正确率(%)	89.2	91.3	90.3	94.2

分析表中数据易知,由于 leuven 图像光照变化较大,使得算法在待匹配图中检测到较少的特征点. SURF 算法在特征检测阶段没有剔除不稳定点, BRISK、Harris 及改进后的算法对光照变化条件下的图像能有效检测特征点,并在特征点检测阶段剔除部分不稳定的点;在匹配阶段各个算法均对误匹配点进行了剔除. 观察数据可知本文算法与 SURF、BRISK、Harris 相比,速度加快的同时正确率也得到了提高。

3.2 模糊条件下鲁棒性比较

图像模糊处理后,分辨率会降低,特征点的识别度也会随之下降,本实验用数据集中模糊度最高的的图像与原图匹配,实验结果如图7所示,数据分析如表2所示. 其中,正确率=(正确匹配对数/总的匹配对数)。

从匹配结果中可以看出,对于模糊条件下的匹配, SURF、BRISK、Harris 算法匹配效果都变得有些无序,本文改进的算法,表现出更好的优势,几乎不存在无序匹配对,直观上来看匹配效果达到最好。

分析表2中的数据,由数据可知,在对模糊图像进行特征检测时,由于 trees 图像模糊度较大,在待匹配图中检测到的特征点数目较少. 观察数据可知 SURF

算法在特征点检测阶段没有进行误点的剔除, BRISK、Harris 和本文改进后的算法对模糊条件下的图像进行匹配时,能有效检测特征点并在特征点检测阶段剔除部分不稳定的特征点,在匹配阶段,各算法都剔除部分误匹配点. 本文算法在速度上相比于 SURF 有所加快,与 BRISK、Harris 算法几乎相当,正确率比 SURF 算法高出将近 20%,比 BRISK、Harris 稍高,因此可以看出在处理模糊变化的图像时,本文算法有更好的鲁棒性。

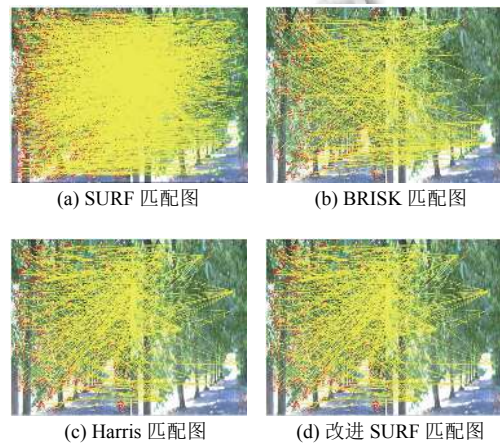


图7 模糊变化匹配效果图

表2 图像模糊变化匹配结果分析

指标	SURF	BRISK	Harris	改进的SURF
找到特征点数	3864/2350	3970/2737	3869/2114	3956/2384
剔除后特征点数	3864/2350	3426/2487	3580/2497	3704/2296
匹配点数	1303	352	375	194
正确匹配点数	969	315	330	176
匹配时间(s)	19.821	10.235	11.765	13.282
正确率(%)	74.4	89.7	88.1	90.7

3.3 JPEG 压缩条件下鲁棒性比较

对图像进行 JPEG 压缩,会使得图像信息发生变化, JPEG 压缩属于有损压缩,去掉了视角的冗余信息和数据本身的冗余信息,对压缩处理最严重的图像与原图匹配,各个算法结果如图8所示. 数据分析总结如表3所示. 其中,正确率=(正确匹配对数/总的匹配对数)。

观察匹配结果图,对于 JPEG 压缩条件下的图像匹配,几种算法都达到良好的效果, SURF 和 BRISK 存在少量错误无序匹配, Harris 相比之下无序对数较多,改进后的算法几乎无无序匹配对,匹配效果达到最好。

分析数据如表3所示,由数据可知, SURF 在特征点检测阶段没有进行不稳定点的剔除, BRISK、Harris 和改进后的算法对 JPEG 条件下的图像匹配能有效检测特征点并剔除部分误点,由于 JPEG 压缩改变了图像

的信息,因此改进算法采用局部熵对误点进行剔除时,能剔除更多无效的点;在匹配阶段各个算法都进行了误匹配点的剔除.可以看到改进后的算法与其他算法相比,正确率得到提高的同时,也减少了计算量.

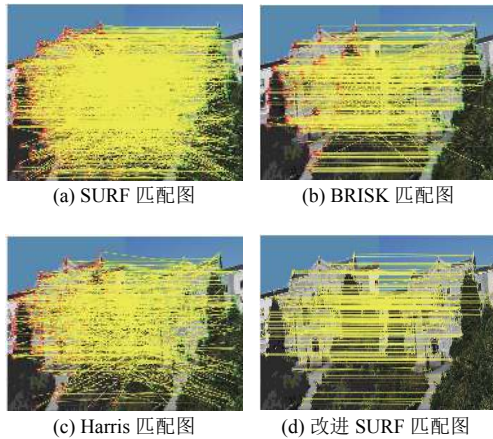


图8 JPEG压缩鲁棒性效果图

表3 JPEG压缩变化下的匹配结果分析

指标	SURF	BRISK	Harris	改进的SURF
找到特征点数	2024/2360	2104/2267	1945/2220	1894/2070
剔除后特征点数	2024/2036	1811/2000	1781/1995	490/1953
匹配点数	1184	729	533	227
正确匹配点数	1025	680	493	214
匹配时间(s)	19.363	12.467	13.226	12.510
正确率(%)	86.6	93.4	92.2	94.2

4 总结

本文在传统 SURF 算法图像匹配的基础上,提出了一种改进算法,特征提取阶段,结合了局部二维熵,用于剔除误点;特征匹配阶段,用曼哈顿距离代替欧式距离,降低计算复杂度,并引入了最近邻和次近邻比实现匹配.实验结果表明,改进后的算法能够有效剔除误点,减少误匹配,降低匹配时间,与传统算法相比,本文算法有很好的鲁棒性和准确率.

参考文献

- 戴涛,朱长仁,胡树平.图像匹配技术综述.数字技术与应用,2012,(3):174-175,177.
- Hu JW. Fast image matching algorithm based on pixel gray value. Proceedings of the 2017 5th International Conference on Frontiers of Manufacturing Science and Measuring Technology. Taiyuan, China. 2017. 166.
- 陶静,李逸琳,霍艺文,等.基于特征点匹配的图像配准研究.现代电子技术,2019,42(20):90-93.
- 李养胜,李俊.基于角点检测与特征点配准的图像拼接算

- 法.舰船电子工程,2018,38(4):69-72.
- 汪宋,费树岷.SSD(Single Shot MultiBox Detector)目标检测算法的研究与改进.工业控制计算机,2019,32(4):103-105.
- 杨通钰,彭国华.基于NCC的图像匹配快速算法.现代电子技术,2010,33(22):107-109.
- 崔乐,李春,李英.Harris算法和Susan算法的实现及分析.计算机与数字工程,2019,47(10):2396-2401.
- 韩松奇,于微波,杨宏涛,等.改进Harris角点检测算法.长春工业大学学报,2018,39(5):470-474.
- 冯文斌,刘宝华.改进的SIFT算法图像匹配研究.计算机工程与应用,2018,54(3):200-205,232.
- Ren DF, Wang QB. An improved SIFT matching algorithm for multi-source satellite images with multiple similar contents. Proceedings of 2014 International Conference on Remote Sensing and Smart City (RSSC2014). Shenzhen, China. 2014. 229-235.
- Zhang HJ, Hu Q. Fast image matching based-on improved SURF algorithm. Proceedings of 2011 International Conference on Electronics, Communications and Control. Ningbo, China. 2011. 1460-1463.
- 张文卿,李为相,李为,等.改进的SURF特征快速匹配算法.计算机工程与设计,2019,40(12):3526-3532.
- 马海波,张鹏程,张权,等.基于二维熵的快速SIFT图像匹配方法.中北大学学报(自然科学版),2019,40(1):63-69.
- Zhao SJ. Coagulation detection method based on the image information entropy from a new microscopic dew-point hygrometer. Proceedings of 2018 4th International Conference on Green Materials and Environmental Engineering (GMEE 2018). Beijing, China. 2018. 65-72.
- Huang YK, Jin WD, Li B, et al. Automatic modulation recognition of radar signals based on Manhattan distance-based features. IEEE Access, 2019, 7: 41193-41204. [doi: 10.1109/ACCESS.2019.2907159]
- 刘星毅,韦小铃.基于欧式距离的最近邻改进算法.广西科学院学报,2010,26(4):409-411.
- 程玉胜,汪辉,李雨,等.基于熵值优化的图像感兴趣区域提取改进方法.安庆师范学院学报(自然科学版),2017,23(3):48-52.
- Dong KK, Hu MZ. A new parallel algorithm for image matching based on entropy. Journal of Harbin Institute of Technology (New Series), 2001, 8(4): 399-402.
- Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630. [doi: 10.1109/TPAMI.2005.188]