光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021.01.016

KAZE结合感知哈希的图像匹配算法

徐梦莹[1,2*]，刘文波[1,2]，蔡　超[1,2]，郑祥爱[1,2]

（1. 南京航空航天大学 自动化学院，南京 211106；
2. 高速载运设施的无损检测监控技术工业和信息化部重点实验室，南京 211106）

摘　要： 针对目前图像特征匹配中存在不同程度误匹配的问题，提出了一种KAZE结合感知哈希的图像匹配算法。首先采用KAZE算法提取图像特征点并匹配，然后使用感知哈希算法筛选提纯初始匹配对，最后运用随机抽样一致（RANSAC）算法再次筛选，得到最终的匹配结果。在Mikolajczyk标准图像集上的实验结果表明，该算法在图像发生旋转缩放、光照变换、模糊以及JPEG压缩等变化下均能够保持较高的匹配正确率，具有良好的可靠性和鲁棒性。

关键词： KAZE算法；图像匹配；感知哈希；RANSAC算法

中图分类号： TP391.41　**文章编号：** 1001－5868(2021)01－0087－06

Image Matching Algorithm Based on KAZE and Perceptual Hash

XU Mengying[1,2], LIU Wenbo[1,2], CAI Chao[1,2], ZHENG Xiangai[1,2]

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, CHN;
2. Non-Destructive Testing and Monitoring Technology for High-Speed Transport Facilities, Key Laboratory of Ministry of Industry and Information Technology of the People's Republic of China, Nanjing 211106, CHN)

Abstract: An image matching algorithm based on KAZE and Perceptual Hash is proposed to solve the mismatching problem in image feature matching. Firstly, it uses KAZE algorithm to extract and match the image feature points. Then the perceptual Hash algorithm is used to filter and purify the initial matching pairs. Finally, random sampling consensus (RANSAC) algorithm is adopted to remove the false matching points, and thus the final matching results are obtained. Experiments performed on Mikolajczyk standard dataset indicate that the matching accuracy of the proposed algorithm is high with image changes in rotation, scale, illumination, blurring and JPEG compression, and has good reliability and robustness.

Key words: KAZE algorithm; image matching; Perceptual Hash; RANSAC

0　引言

图像匹配是计算机视觉和图像处理领域的重要研究课题，广泛应用于医学影像、遥感图像、文字识别、产品缺陷检测以及目标识别等方面[1]。图像匹配即在不同拍摄条件下（如不同时间、视角、传感器）对同一物体或场景进行图像采集，然后寻求采集的两幅或多幅图像相同部分之间的关联性。现有的图像匹配算法一般分为基于灰度的匹配算法[2-3]和基于特征的匹配算法[4-5]。其中基于特征的匹配算法因具有匹配速度快、性能稳定、运算量小等优点[6]，而应用更为广泛。

基于特征的图像匹配算法通常提取图像的局部特征，如点特征、线特征等。目前主流的基于局部特征的图像匹配算法有尺度不变特征变换（Scale Invariant Feature Transform，SIFT）[7]算法、加速

收稿日期：2020－10－21.
基金项目：国家重点研发计划项目（2018YFB2003304）；国家自然科学基金项目（61871218）；南京航空航天大学研究生创新基地（实验室）开放基金项目（kfjj20190306）.
* 通信作者：徐梦莹　E-mail：2532261027@qq.com

鲁棒特征(Speeded Up Robust Features,SURF)[8]算法、KAZE[9]算法等。其中 SIFT 和 SURF 都是利用高斯滤波构建线性尺度空间来提取图像特征信息,然而这种方式容易造成图像边界清晰度下降和原始图像的细节丢失,导致图像匹配正确率和精度降低。KAZE 算法的出现很好地解决了这个难题,该算法通过非线性扩散滤波来建立非线性尺度空间,在模糊图像时不仅保留了图像的边缘细节,而且提升了局部精度。

特征点匹配是图像匹配中非常关键的一个步骤,特征点能否准确匹配直接影响最终的图像匹配效果[10]。通常情况下使用随机抽样一致(Random Sample Consensus,RANSAC)算法[11-12]来筛选匹配点对集,剔除错误匹配点对。但如果获得的匹配点对集中误匹配点对占比较高时,该算法的运行时间会呈指数递增,而且经过筛选后的匹配点对集合中错误匹配的点对占比也会较高。

本文从改善特征点匹配方面对其进行改进,提出了一种 KAZE 算法与感知哈希相结合的图像匹配算法。首先采用 KAZE 算法来提取图像特征点并描述,通过最近邻次近邻距离比值法实现初始匹配,然后利用感知哈希筛选初始匹配点对集,最后利用 RANSAC 算法实现精确匹配。其流程如图 1 所示。实验结果证明,本文算法不仅可以提高匹配点对集的质量,提升匹配正确率,而且在多种图像变化下均具有优异的鲁棒性。

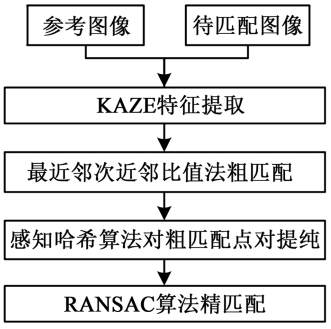


图 1 本文匹配算法流程

1 KAZE 算法

1.1 非线性扩散滤波

非线性扩散滤波的过程是将图像上不同区域的亮度变化演变为流动函数的散度来表示:

$$\frac{\partial L}{\partial t}=\mathrm{div}(c(x,y,t)\cdot\nabla L) \tag{1}$$

其中,div 为散度,∇ 为梯度,L 代表图像的亮度,$c(x,y,t)$是传导函数,时间 t 表示尺度参数,其值与图像复杂度成反比关系。

传导函数的定义为

$$c(x,y,t)=g(|\nabla L_\sigma(x,y,t)|) \tag{2}$$

其中,∇L_σ 为高斯滤波后的图像梯度,函数 g 的表达形式与其扩散程度及效果密切相关。KAZE 算法中一般采用 g_2 函数,g_2 函数可表示为

$$g_2=\frac{1}{1+\dfrac{|\nabla L_\sigma|}{k^2}} \tag{3}$$

其中,k 是一个对比度因子,与扩散程度相关。

1.2 建立非线性尺度空间

与 SIFT 算法、SURF 算法不同的是,KAZE 算法中所建立尺度空间的类型是非线性的,而且其尺度级别共有 O 组,每组有 S 子层,对其进行组合可实现尺度空间的离散化,并且它是以对数形式递增的。与 SIFT 算法中逐层降采样的方式不同,KAZE 中每组所有子层所采用的图像和初始图像完全相同。用序号 o 和序号 s 分别代表不同的组和层,其中组、层与尺度参数 σ 之间的关系可表示为

$$\sigma_i(o,s)=\sigma_0 2^{o+s/S} \tag{4}$$

其中,$o\in[0,O-1]$,$s\in[0,S-1]$,$i\in[0,N-1]$,σ_0 表示尺度参数初值,N 表示图像总数。

非线性扩散滤波模型中 t 表示的是时间单位,而尺度参数 σ_i 表示的是图像像素单位,因此两者存在如下转换关系:

$$t_i=\frac{1}{2}\sigma_i^2 \tag{5}$$

其中,t_i 为进化时间。

1.3 特征点检测与定位

KAZE 算法检测特征点的方式是利用 Hessian 矩阵求解局部极大值点。Hessian 矩阵的计算如下式所示:

$$\boldsymbol{L}_{\mathrm{Hessian}}=\sigma^2(L_{xx}L_{yy}-L_{xy}^2) \tag{6}$$

其中,σ 为当前层尺度参数 σ_i 的整数值,L_{xx},L_{yy} 分别表示图像在 x,y 处的二阶微分值,L_{xy} 则为二阶交叉偏导数,该点值大于其他点值。

KAZE 检测图像特征点时,需将每个像素点与它所在空间及紧邻上下空间的 3×3 窗口区域内的所有像素点进行比较,若其值比其他所有像素点值大,说明该像素点是极值点,即该点就是当前空间的特征点,如图 2 所示。最后使用泰勒展开式对特征点进行定位,精确至亚像素级。

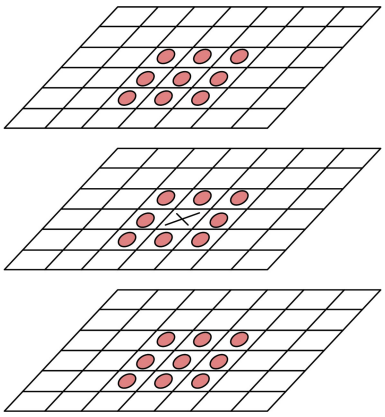


图 2　特征点检测示意图

1.4　确定特征点主方向

在以特征点为圆心、半径为 $6\sigma_i$ 的圆形区域内进行搜索，计算该圆形区域内的像素点的一阶微分值 L_x 和 L_y，然后进行高斯加权运算。再用一个 60°扇形窗口以特征点为中心转动，同时累加该窗口内的一阶微分值，寻找最长矢量。最长矢量所在的位置方向即为特征点的主方向。

1.5　特征描述

用 M-SURF 描述，选择尺度参数为 σ_i 的特征点为中心点，并选取大小为 $24\sigma_i \times 24\sigma_i$ 的方形区域，再将其分成 4×4 个子区域，各个子区域的大小为 $9\sigma_i \times 9\sigma_i$，并且紧邻的子区域间有大小为 $2\sigma_i$ 的重叠部分，然后对各个子区域使用高斯核（$\sigma_1 = 2.5\sigma_i$）进行加权运算，取得相应子区域内的描述向量 $\boldsymbol{d}_v$：

$$\boldsymbol{d}_v = \left(\sum L_x, \sum L_y, \sum |L_x|, \sum |L_y|\right) \tag{7}$$

其中，L_x，L_y 表示一阶微分。再将每个子区域的向量通过高斯核（$\sigma_2 = 1.5\sigma_i$）函数加权并归一化，最终得到 4×4×4=64 维的描述向量。

1.6　特征匹配

基于以上步骤，最后一步就是特征匹配。KAZE 算法中通过计算特征向量间的欧式距离并结合最近邻次近邻比值法作为准则来确定两个特征点是否匹配。已知在一幅图像上的某个特征点，求解该点的特征描述向量与待匹配图像上所有特征点的特征描述向量的欧式距离，然后可以得到该点的最近邻特征向量与次近邻特征向量的欧式距离之比，并与设好的阈值进行比较，如果该比值更小，那么就认为是匹配点对，反之剔除。阈值一般取值范围在 0.6～0.8，本文取值为 0.75。

2　误匹配对剔除

2.1　感知哈希算法

感知哈希是通过对图像进行离散余弦变换来获取其低频分量，与均值哈希等算法相比，其精度更高。感知哈希实质上是将图像转化为 64 位二进制代码，也被称为图像的指纹序列。因而，可以根据两幅图像的指纹序列差异来衡量图像是否相似。依次比较序列中的数值，统计不相同的个数，若两幅图像的指纹序列中不相同个数小于等于 5，那么就认为这两幅图像很相像，反之则说明两幅图像差异较大。

2.2　匹配点对筛选

基于最近邻次近邻比值的匹配方法由于阈值设定、噪声等原因会存在许多误匹配点，会对图像之间变换参数解算的精度造成影响。因此，本文提出通过感知哈希算法对初始匹配集进行筛选，以降低错误匹配点对。其基本思想为：分别以两幅图像中匹配的特征点为中心，选取预先设定大小的图像区域并计算该区域的指纹序列，将其作为匹配点的指纹序列，根据匹配点的指纹序列进而判断是否为正确匹配对。

得到初始匹配对后，因为匹配正确的特征点对其周围图像区域具有相似性，匹配错误的特征点对其周围图像区域具有差异性[13]，所以可以利用这个特性，通过感知哈希对初始匹配点对集进行筛选提纯。算法流程如下：

步骤(1)：选择图像块区域。以 KAZE 算法提取的特征点为中心，选取大小为 8×8 的窗口作为感知哈希计算区域；

步骤(2)：灰度化。将上一步获得的大小为 8×8 的图像转化为灰度图像；

步骤(3)：离散余弦变换(DCT)。对上一步获得的灰度图像进行离散余弦变换操作，得到 8×8 大小的 DCT 系数矩阵，计算矩阵的均值；

步骤(4)：计算哈希值。将矩阵中的每个值与均值进行对比，大于或等于均值的记 1，否则记 0。将其按照规定顺序排列组合，构成一个 64 位序列，这样就得到了该点的指纹序列；

步骤(5)：筛选匹配对。比较步骤(4)中获得的指纹序列，统计 64 个相同位置的值中不一样的数目，如果统计值不超过 5，表明该匹配对是正确匹配的，反之说明是错误的匹配对。

使用感知哈希算法筛选初始匹配点对后，利用

RANSAC 算法再次剔除误匹配点对并求解最佳变换模型参数。对初始匹配对筛选提纯，可提高匹配对集的质量，求解最优变换模型参数更高效。

3 匹配评价标准

3.1 点对匹配正确性判断

为了验证得到的匹配点对的正确性，利用已知的单应性矩阵 $\boldsymbol{H}$ 将原始图像特征点(x_1,y_1)映射到待检测图像的理论点位(x'_1,y'_1)，如式(8)所示：

$$\begin{bmatrix} x'_1 \\ y'_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \boldsymbol{H} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{8}$$

在待检测图像上，其理论点位(x'_1,y'_1)与实际匹配点位(x_2,y_2)存在相对位置误差 d，计算公式为

$$d = \sqrt{(x'_1 - x_2)^2 + (y'_1 - y_2)^2} \tag{9}$$

当 d 小于某一阈值（本文设为 1.5 像素），则认为该点对是正确的，反之则是错误的[14]。

3.2 匹配正确率

匹配正确率(Correct Matching Rate，CMR)是衡量图像匹配性能的重要指标，其表示正确的匹配点对数占全部匹配点对数的百分比，通常用来对算法的可靠性进行评价。可用下式计算：

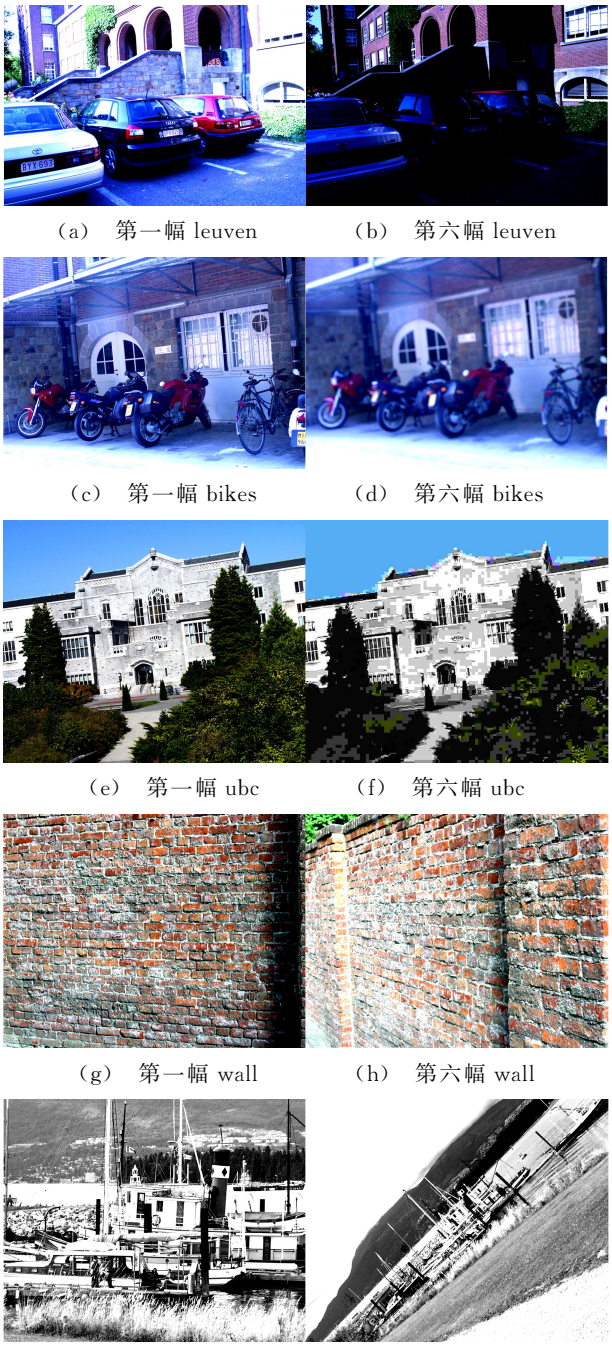
$$CMR = N_c / N \tag{10}$$

其中，N_c 表示正确的匹配点对数，N 表示所有匹配点对数。

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的可靠性和实用性，本文选用了经典 Mikolajczyk 标准数据集中光照变换(leuven)组、图像模糊(bikes)组、JPEG 压缩(ubc)组、视角变换(wall)组和旋转缩放变换(boat)组。每组中有 6 张变化程度逐渐增强的图像，实验图像如图 3 所示。本文所用的实验平台是 Windows8.1 操作系统的个人电脑，配置为 Intel Core i5-4210U CPU，4GB 内存，编程环境为 Pycharm，基于 Opencv3.4.1 进行仿真实验。

选择匹配正确率和匹配过程中算法的运行时间作为评价指标，来对本文算法进行分析评估。实验中，将每个数据集中的第一幅图像依次与后几幅图像进行匹配，采用结合 RANSAC 算法的 SIFT，SURF，KAZE 特征算法以及本文算法进行实验。实验结果如图 4 所示。



(a) 第一幅 leuven (b) 第六幅 leuven

(c) 第一幅 bikes (d) 第六幅 bikes

(e) 第一幅 ubc (f) 第六幅 ubc

(g) 第一幅 wall (h) 第六幅 wall

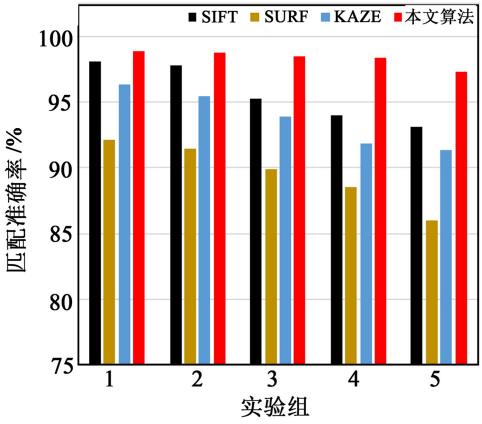
(i) 第一幅 boat (j) 第六幅 boat

图 3 实验中所用的样本图像

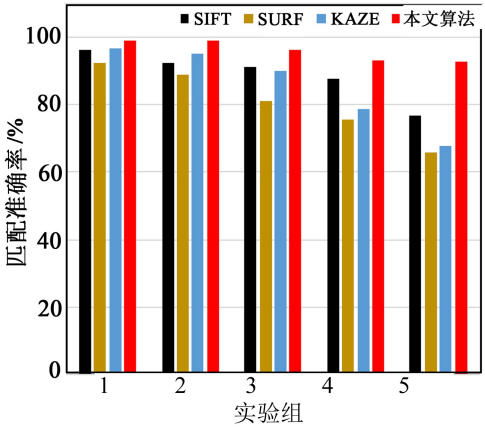
图 4 为多种图像变化下实验所用的四种算法在图像匹配中的匹配正确率结果。匹配正确率的高低能够反映出所用算法的可靠性和稳定性。横轴的 1～5 代表每个数据集中的第一幅图像依次与后面五幅图像进行匹配(记为实验组 1～5)。

由图 4(a)可知，对于光照变换的图像，在变换强度增加的情况下，相比于其他三种算法，本文算法

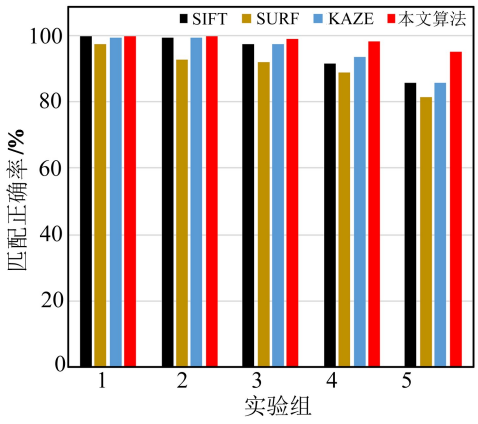
具有优异的表现，并且其匹配正确率都高于 97%。KAZE 和 SIFT 的匹配效果差不多，SURF 匹配效果欠佳，而且本文算法和 KAZE 相比，平均匹配正确率提高了 4.6%。对于不同程度模糊的图像，图 4(b)中 SURF 匹配效果最差，SIFT 和 KAZE 算法在对第五幅图像匹配时，其效果已经整体下降，而本文算法仍旧优势显著，较 KAZE 算法正确率大幅度提升了 10.24%。图 4(c)中对于压缩变化的图像，前几组实验图像变换幅度较小时，本文算法、



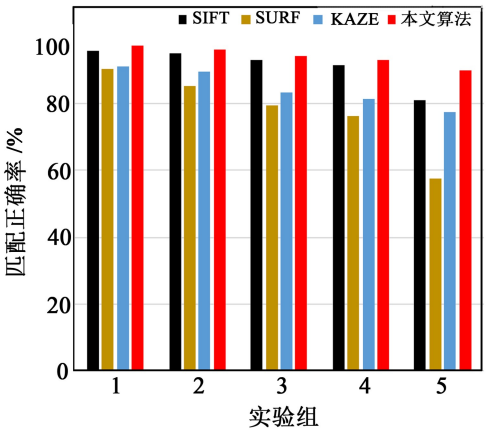
(a)　光照变换(leuven 集)



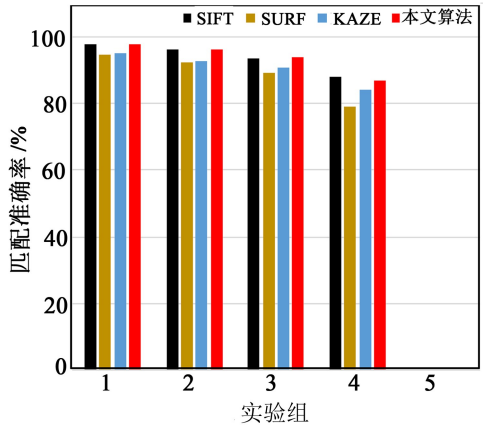
(b)　图像模糊(bikes 集)



(c)　JPEG 压缩(ubc 集)



(d)　旋转缩放(boat 集)



(e)　视角变化(wall 集)

图 4　各算法在多种图像变换下的匹配正确率

SIFT 和 KAZE 三种算法的匹配效果差距甚微，随着图像变换程度愈加强烈，本文算法的总体表现优于其他几种算法。与 KAZE 算法相比，本文算法的匹配正确率提高了 3.76%。图 4(d)中对于旋转缩放的图像，随着旋转角度和尺度变化的增大，各算法的匹配正确率都呈现出下降的趋势，总体而言，本文算法下降趋势最平缓，匹配效果最佳。图 4(e)中对于视角变化的图像，在最后一组实验图像匹配时，由于视角变化程度太大，本文算法、KAZE、SIFT 和 SURF 算法获取的匹配点对数都小于设定的最小匹配点对数，认为匹配失败。在前四组图像匹配时，本文算法与 SIFT 算法的总体表现大同小异。综上所述，本文算法除了对视角变化的图像集匹配效果欠佳，在其他不同场景测试下，相较于其他三种算法，本文算法的总体匹配效果最佳，其平均正确率都高于 94%。

表 1 为实验所用算法在标准图像库上的运行时间情况。将本文算法用时与 KAZE 算法作对比，对于图像组(wall)中，两者运行时长相差很小，而在其

他组中，本文算法耗时更长。再与 SIFT 算法、SURF 算法对比，虽然这两种算法总体上具有较好的时间效率，但本文算法在每组图像上的运行时间都比较均衡。总地来说，本文算法在实时性上略有欠缺，后期需要在时间上进行优化。

表 1 各算法在每组图像集上的运行时间 单位：s

图像组	SIFT	SURF	KAZE	本文算法
leuven	0.61	1.17	1.74	2.01
bikes	0.72	1.33	2.42	2.51
ubc	1.56	1.59	1.96	2.33
boat	2.08	1.63	2.35	2.40
wall	3.81	2.62	2.41	2.48

5 结论

本文提出的 KAZE 结合感知哈希的图像匹配算法改善了匹配点对集的质量，具有良好的稳定性和鲁棒性。首先，使用 KAZE 算法和最近邻次近邻距离比值法得到初始匹配点对，其次用感知哈希算法对其筛选，最后用 RANSAC 算法再次筛选，剔除错误的匹配点对。由实验结果可知，本文算法拥有最佳的匹配性能，表现优异。但是本文算法对于视角变化较大的图像匹配效果欠佳，而且在图像匹配过程中运行时间较长，这将是后续研究的重点。

参考文献：

[1] 陈抒璐，李 勃，董 蓉，等. Contourlet-SIFT 特征匹配算法[J]. 电子与信息学报，2013(5)：1215-1221.
Chen Shuzhen，Li Bo，Dong Rong，et al. Contourlet SIFT feature matching algorithm [J]. Acta Electronica and Informatics，2013(5)：1215-1221.

[2] 王 凯，李志伟，朱成德，等. 基于二次引导滤波的局部立体匹配算法[J]. 激光与光电子学进展，2019，56(8)：108-114.
Wang Kai，Li Zhiwei，Zhu Chengde，et al. Local stereo matching algorithm based on quadratic guided filtering [J]. Progress in Laser and Optoelectronics，2019，56(8)：108-114.

[3] 范 旭，曹中清. 基于灰色关联与风驱动优化的图像匹配算法[J]. 计算机工程与设计，2018，39(8)：2598-2602.
Fan Xu，Cao Zhongqing. Image matching algorithm based on grey correlation and wind driven optimization [J]. Computer Engineering and Design，2018，39(8)：2598-2602.

[4] 王晓华，方 琪，王文杰. 基于网格运动统计的改进快速鲁棒特征图像匹配算法[J]. 模式识别与人工智能，2019，32(12)：1133-1140.
Wang Xiaohua，Fang Qi，Wang Wenjie. An improved fast robust feature image matching algorithm based on grid motion statistics[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence，2019，32(12)：1133-1140.

[5] 马 丹，赖惠成. 改进 ORB 算法的图像匹配[J]. 计算机仿真，2018，35(10)：274-278.
Ma Dan，Lai Huicheng. Image matching based on improved ORB algorithm[J]. Computer Simulation，2018，35(10)：274-278.

[6] 卢朝梁，马丽华，陈 豪. 改进的 SIFT 特征匹配算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版)，2014(1)：72-76.
Lu Chaoliang，Ma Lihua，Chen Hao. Improved SIFT feature matching algorithm[J]. J. of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)，2014(1)：72-76.

[7] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. Inter. J. of Computer Vision，2004，60(2)：91-110.

[8] Bay H，Ess A，Tuytelaars T，et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision & Image Understanding，2008，110(3)：346-359.

[9] Pablo Fernandez Alcantarilla，Bartoli A，Davison A J. KAZE features[C]// Proc. of European Conf. on Computer Vision，Berlin：Springer，2012：214-227.

[10] 李 敏. 基于 KAZE 算法的图像特征提取与匹配研究[D]. 西安：西安电子科技大学，2018.
Li Min. Research on image feature extraction and matching based on KAZE algorithm [D]. Xi'an：Xi'an University of Electronic Science and Technology，2018.

[11] 冯文斌，刘宝华. 改进的 SIFT 算法图像匹配研究[J]. 计算机工程与应用，2018，54(3)：200-205，232.
Feng Wenbin，Liu Baohua. Research on image matching based on improved SIFT algorithm[J]. Computer Engineering and Application，2018，54(3)：200-205，232.

[12] 孙雪强，黄 旻，张桂峰，等. 改进 RANSAC 算法在多光谱图像匹配中的应用[J]. 半导体光电，2018，39(4)：563-568.
Sun Xueqiang，Huang Min，Zhang Guifeng，et al. Application of improved RANSAC algorithm in multispectral image matching[J]. Semiconductor Optoelectronics，2018，39(4)：563-568.

[13] 宋 博，姜万里，孙 涛，等. 快速特征提取与感知哈希结合的图像配准算法[J]. 计算机工程与应用，2018，54(7)：206-212.
Song Bo，Jiang Wanli，Sun Tao，et al. Image registration algorithm based on fast feature extraction and Perceptual Hashing[J]. Computer Engineering and Applications，2018，54(7)：206-212.

[14] Mikolajczyk K，Schmid C. An affine invariant interest point detector[C]// Proc. of European Conf. on Computer Vision，Berlin：Springer，2002：128-142.

作者简介：

徐梦莹(1996—)，女，浙江金华人，硕士研究生，主要研究方向为图像处理；

刘文波(1968—)，女，辽宁海城人，博士，教授，主要研究方向为信号处理、图像处理，以及电磁无损检测等。