

一种基于内河航行环境图像的特征匹配方法

彭纾闵¹, 刘磊²

(1. 大连海事大学 公共管理与人文艺术学院, 辽宁 大连 116026;
2. 辽宁师范大学 教育学部, 辽宁 大连 116026)

摘要: 图像特征配准是船舶在内河航行中拼接生成大视场图像的关键步骤。针对传统特征匹配算法在内河航行环境图像匹配时水面特征点稀疏且效率低下的问题,提出一种基于图像超分辨率重建的特征匹配方法。对输入图像利用超分辨率生成对抗网络(SRGAN)进行超分重建,丰富图像细节信息,增加图像特征点数量。使用导向快速、旋转简短算子和增强的高效二值局部图像特征描述符进行特征点检测和描述。基于汉明距离进行粗匹配,使用改进的随机抽样一致算法(RANSAC)进一步剔除粗差、提纯内点,从而获得稳健的匹配效果。选取5组具有低能见度、光照差异、尺度变化、模糊变化和旋转变化的内河航行环境图像进行试验。结果表明:该方法通过图像超分辨率重建提取的特征点数量增加,匹配正确率(R_{CM})和匹配速度均优于对比算法,满足内河航行环境图像高精度和实时匹配的需求。

关键词: 内河航行环境图像;超分辨率生成对抗网络;特征描述符;随机抽样一致性;图像配准

中图分类号: U6 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1000-4653.2025.01.009

A feature matching method based on the images of inland river navigation environment

PENG Shumin¹, LIU Lei²

(1. College of Public Administration and Humanities, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China; 2. Faculty of Education, Liaoning Normal University, Dalian 116026, China)

Abstract: Image feature registration is a critical step for stitching and generating large-field images during the inland navigation of ships. To address the problems of sparse water surface feature points and low efficiency in traditional feature matching algorithms for image registration in inland navigation environments, this paper proposes a feature matching method based on image super-resolution reconstruction. Firstly, the input images are subjected to super-resolution reconstruction using generative adversarial networks to enrich image details and increase the number of image feature points. Secondly, the ORB operator and BEBLID algorithm are employed for feature point detection and description. Then, coarse matching is performed based on Hamming distance. Finally, an improved random sampling consistency algorithm is utilized to further eliminate gross errors and purify inliers, achieving robust matching results. The study conducts experiments using five sets of inland navigation environment images with challenges such as low visibility, varying lighting conditions, scale changes, blur, and rotation. The results demonstrate that the proposed approach, leveraging image super-resolution reconstruction for feature point extraction, achieves an increased number of feature points and outperforms comparative algorithms in terms of matching accuracy and speed. This method meets the requirements of high-precision and real-time image matching in inland navigation environments.

Key words: image of the inland river navigation environment; SRGAN; feature descriptor; RANSAC; image matching

收稿日期:2023-12-04

作者简介:彭纾闵(1983—),女,副教授,博士生,研究方向为高等航海教育。E-mail: dmupengshumin@dlmu.edu.cn

通信作者:刘磊(1989—),男,讲师,博士生,研究方向为航海教育领导与管理。E-mail: dmuliulei@dlmu.edu.cn

引用格式:彭纾闵,刘磊.一种基于内河航行环境图像的特征匹配方法[J].中国航海,2025,48(1):69-76.

PENG S M, LIU L. A feature matching method based on the images of inland river navigation environment[J]. Navigation of China, 2025, 48(1): 69-76. (in Chinese)

在内河航行中,船舶需要实时获取周围环境的信息,以确保航行安全^[1]。而图像特征配准作为船舶在内河航行中拼接生成大视场图像的关键步骤^[2],对提高船舶航行的安全性具有重要意义。

近年来,国内外学者已提出许多基于不同算法的图像特征匹配方法。其中,最典型的算法是LOWE^[3]提出的尺度不变特征转换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)算法,该算法是一种基于尺度空间的特征提取算法,可在不同的尺度下检测到关键点,并计算出每个关键点的局部特征向量,其具有尺度不变性、特征丰富性等优点,但存在计算量大、匹配时间较长等问题。针对SIFT算法的匹配耗时问题,杨友良等^[4]提出主成分分析尺度不变特征变换(Principal Components Analysis-Scale-Invariant Feature Transform, PCA-SIFT)算法,对SIFT特征向量进行降维,提高了计算效率。BAY等^[5]在SIFT算法的基础上提出加速稳健特征(Speeded Up Robust Feature, SURF)算法,该算法采用加速结构和Haar小波响应函数,进一步提高了算法的计算速度,同时具有更好的尺度不变性和旋转不变性。文献[6]中AKAZE(Accelerated-KAZE)算法则是一种基于非线性尺度空间的特征提取算法,在SURF的基础上引入非线性扩散和方向选择机制,从而提高对旋转、缩放和噪声的鲁棒性。文献[7]中提出导向快速与旋转简短特征提取算法(Oriented Fast and Rotated Brief, ORB)则是在关键点检测算法(Features From Accelerated Segment Test, FAST)和二进制独立鲁棒特征(Binary Robust Independent Elementary Features, BRIEF)特征描述子的基础上,结合优化的算法流程,具有更高的匹配速度,但匹配精度较差。文献[8]中二进制鲁棒不可变伸缩关键点(Binary Robust Invariant Scalable Keypoints, BRISK)算法则是一种基于二进制描述子的特征提取算法,可通过加速的方式计算图像的特征点和特征向量,具有更高的速度,但其二进制描述子的维度较高,容易受到噪声和光照变化的影响。

此外,基于深度学习的图像配准方法得到了广泛关注。深度学习技术在图像配准中的应用主要是利用深度神经网络来预测配准参数^[9-13],此外,无监督的方法在没有标记数据的情况下也能实现良好的特征匹配^[14]。这些方法相对于传统的基于特征的方法,可直接从图像中学习到更高级别的特征,从而提高配准的准确性和鲁棒性。

在内河航行中,内河航行环境图像存在光照变化、旋转变化和水面特征点稀疏等问题,这使传统特

征匹配算法难以满足内河航行环境图像高精度和实时匹配的需求。因此,本文提出一种基于图像超分辨率重建的特征匹配方法,首先利用超分辨率生成对抗网络(Super-Resolution Generative Adversarial Network, SRGAN)算法^[15]进行超分重建,使用ORB算法和高效二进制局部图像描述符(Boosted Efficient Binary Local Image Descriptor, BEBLID)算法^[16]进行特征点检测和描述。然后比较2个二进制编码的特征向量,通过计算2个字符串在相同位置上不同字符的个数来衡量他们之间的距离,即基于汉明距离进行粗匹配。最后使用改进的随机抽样一致性算法(Random Sample Consensus, RANSAC)^[17]提纯内点,该算法应用于内河航行环境中图像特征匹配,能获得较高的匹配正确率(Correct Matching Rate, R_{CM})和匹配速度。

1 内河航行图像特征匹配算法

本文提出的内河航行环境图像特征匹配流程见图1。主要包括6个步骤。

- 1) 对输入图像使用SRGAN算法进行超分辨率重建。
- 2) 使用ORB算法在超分图像上检测图像特征点。
- 3) 对检测到的特征点构建BEBLID二进制局部描述符进行描述。
- 4) 基于汉明距离完成初步匹配并进行第一次粗差剔除。
- 5) 利用改进的RANSAC算法进一步剔除粗差、提纯内点。
- 6) 构建单应性变换矩阵,将匹配点变换到原始图像,最终输出匹配结果。

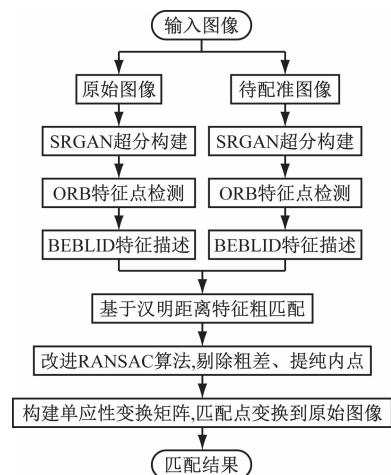


图1 内河航行环境图像特征匹配流程

Fig. 1 Flow chart of feature matching of inland navigation environment images

本文算法的关键步骤是 SRGAN 超分图像重建和图像特征匹配。

2 SRGAN 图像超分辨率重建

内河航行过程中,雨雾天气会导致内河航行环境图像的失真和模糊。因此,采用 SRGAN 模型对图像进行超分辨率重建。

SRGAN 是一种针对图像超分辨率问题的生成式对抗网络模型。SRGAN 模型可通过学习低分辨率图像和相应的高分辨率图像之间的映射关系,实现将低分辨率图像转换为高分辨率图像的功能。SRGAN 模型主要由生成器、判别器和感知损失函数(包括内容损失函数和对抗损失函数)等 3 部分组成。SRGAN 的主要思想是通过训练 1 个生成器和 1 个判别器 2 个神经网络来完成超分图像重建任务。在训练过程中,生成器和判别器相互博弈,以使生成器能不断改进其生成高质量图像的能力。

2.1 生成器

SRGAN 模型的生成器是一个深层次的 ResNet 网络结构,其接收低分辨率图像作为输入,并输出相应的高分辨率图像,SRGAN 模型的生成器网络结构见图 2^[13]。在 SRGAN 模型中,生成器一共包含 16 个残差块。在每个残差块内,图像被分别通过 2 个卷积层和批量归一化层进行处理,再与输入的低分辨率图像跳跃相加得到残差结果,最后将所有残差结果进行相加。在卷积神经网络的输出上,使用一个像素逐点变换网络将低分辨率图像转化为最终的高分辨率图像。

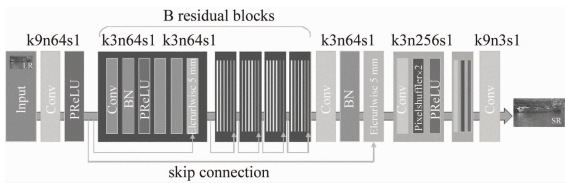


图 2 SRGAN 模型的生成器网络结构

Fig. 2 Generator network structure of SRGAN model

因此,SRGAN 模型生成器的残差块可有效地减少梯度消失和信息损失,从而提高模型的性能和鲁棒性。

2.2 判别器

SRGAN 模型的判别器网络的主要任务是评价生成器生成的高分辨率图像是否与真实高分辨率图像相似。SRGAN 模型的判别器网络结构见图 3。在训练过程中,判别器接收一对图像(即真实高分辨率图像和生成的高分辨率图像)作为输入,并输出一个表示这对图像相似程度的分数。SRGAN 的

判别器网络采用卷积神经网络来提取图像的特征,逐渐降低图像分辨率,并使用归一化层和激活单元增强表达能力。在卷积层之后,还包含 2 个密集连接模块融合低级和高级特征,最后使用 Sigmoid 函数进行二分类,将输出映射到 $[0, 1]$ 区间内,表示生成的图像为真实图像的概率。

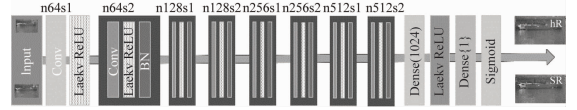


图 3 SRGAN 模型的判别器网络结构

Fig. 3 Discriminator network structure of SRGAN model

2.3 感知损失函数

SRGAN 模型的感知损失函数由内容损失函数和对抗损失函数两部分组成。

1) 内容损失函数使用 VGG19 网络计算生成的高分辨率图像与真实高分辨率图像之间的差异。将生成的高分辨率图像和真实高分辨率图像都输入到卷积神经网络中,并提取出其中某些层的特征图。然后通过计算这些特征图之间的欧氏距离来得到损失内容,计算公式为

$$l_{V/i,j}^S = \frac{1}{W_{i,j} H_{i,j}} \sum_{x=1}^{W_{i,j}} \sum_{y=1}^{H_{i,j}} (\phi_{i,j}(I_H)_{x,y} - \phi_{i,j}(G_{\theta_G}(I_L)_{x,y})^2 \quad (1)$$

式(1)中: V 为 VGG 网络; i,j 为第 j 次卷积后第 i 个最大池化; $\phi_{i,j}$ 为经过第 j 次卷积后第 i 个最大池化前获得的特征映射; $W_{i,j}, H_{i,j}$ 为 VGG 网络中相应的特征图的维度; G_{θ_G} 为生成器的映射; I_H 为高分辨率图像; I_L 为低分辨率图像。

2) 对抗损失函数用于指导生成器产生更逼真的图像,并鼓励判别器能准确区分真实图像和生成图像。对抗损失函数基于生成器和判别器之间的对抗博弈,计算公式为

$$l_{Gen}^S = \sum_{n=1}^N -\log D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I_L)) \quad (2)$$

式(2)中: D_{θ_D} 为重建图像是自然高分辨率图像的概率; \log 无需下标,表示一种对数关系。

结合内容损失函数和对抗损失函数,SRGAN 模型的总感知损失函数为

$$l_S = l_{V/i,j}^S + 10^{-3} l_{Gen}^S \quad (3)$$

原图和超分重建后图像对照图见图 4。由图 4 可知:图像经 SRGAN 模型超分处理后,其细节信息更加丰富,有利于后续特征点的检测。

3 图像特征匹配

1) 重建超分辨率图像后,在重建的超分辨率图



(a) 原图 (b) 超分重建后图像

图4 原图和超分重建后图像对比

Fig. 4 Comparison between the original image and the reconstructed image

像上利用 ORB 和 BEBLID 进行特征点的检测和描述。

2) 基于汉明距离进行粗匹配,利用改进的 RANSAC 算法剔除粗差、提纯内点。

3) 实现单应性变换。

3.1 ORB 特征点检测

当检测到图像中局部像素灰度值发生变化时,ORB 算法使用 FAST 算法检测特征点,见图 5。图 5^[7]中:从图像中选取一个像素点 p 作为圆心,在半径为 3 的圆周上选取 16 个像素点,并比较这些像素点的灰度值与点 p 的灰度值来判断点 p 是否为特征点。

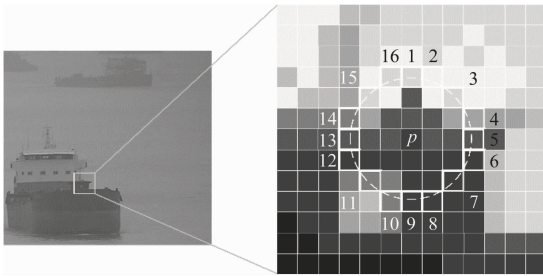


图5 FAST 算法检测特征点

Fig. 5 FAST algorithm detects feature points

1) 为提高算法速度,采用一种快速排除非特征点的策略,即检测点 p 的 4 个斜向位置(1、9、5、13)上的像素值,如果有 3 个或以上的像素点的灰度值都大于或小于点 p 的灰度值,则进一步进行特征点判断,否则直接排除此点。

2) ORB 使用 Harris 响应函数来计算每个特征点的权重,选取前 N 个具有最大响应值的特征点作为最终的特征点集合。

3) 使用金字塔结构对图像进行多尺度处理以获得特征点的尺度不变性。

4) ORB 通过质心法解决了特征点旋转不变性的问题。特征点坐标到质心的向量方向作为该特征点的方向。具体步骤如下:

① 定义图像块 A 的矩为

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in A} x^p y^q I(x,y) \quad (4)$$

式(4)中: $I(x,y)$ 为像素点 (x,y) 的灰度值; $p,q \in$

$\{0,1\}$,组合后表示不同阶的矩。

② 通过矩求解图像块 A 的质心为

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (5)$$

式(5)中: m_{00} 为图像块内所有像素的灰度之和; m_{10} 为图像块内像素 x 坐标加权灰度之和; m_{01} 为图像块内像素 y 的坐标加权灰度之和。

③ 特征点与质心连线的方向为

$$\theta = \arctan(m_{01}/m_{10}) \quad (6)$$

式(6)中: θ 为特征点的方向。

因此,ORB 法通过非极大值抑制算法和方向分配技术筛选出最优的关键点,以此用于后续的描述符构建任务。

3.2 BEBLID 描述符构建

内河航行过程中,容易受到光照变化和天气条件多样性的影响。使内河航行环境图像的配准变得更加困难。为克服图像的光照、旋转和缩放变化,采用具有较强的旋转、缩放和光照不变性的 BEBLID 进行特征描述,能准确地匹配不同尺度、角度和光照条件下的图像特征。

BEBLID 是一种高效率的二进制局部图像描述符算法,通过选择局部图像区域中最具判别力的像素,使用积分图像计算关键点周围不同区域的平均灰度值之差来生成特征。利用 AdaBoost 和改进后的 weak-learner 训练方法,得到更强的局部描述信息。同时,该描述符专门针对图像匹配和补丁检索进行优化,以解决这些问题的不对称性。

BEBLID 描述符提取的流程见图 6^[14]。图 6 中:实线和虚线方框代表着具有尺寸为 s 的窗口对,分别用 $R(p_1,s), R(p_2,s)$ 表示,函数 $f(x)$ 计算实线方框和虚线方框内像素的平均灰度值之间的差异,计算公式为

$$f(x;p_1,p_2,s) = \frac{1}{s^2} \left(\sum_{q \in R(p_1,s)} I(q) - \sum_{r \in R(p_2,s)} I(r) \right) \quad (7)$$

式(7)中: s 为实线和虚线方框的尺寸; I 为像素的灰度值; q 为实线方框内的像素; r 为虚线方框内的像素。

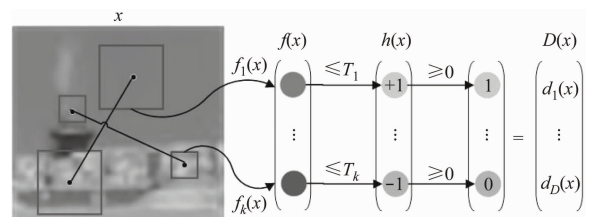


图6 BEBLID 描述符提取的流程

Fig. 6 Flow chart of BEBLID descriptor extraction

根据给定阈值 T 和 $f(x)$ 获得特征 $h(x)$ 和二进制文件描述符 $D(x) = h(x) \geq 0$, 有

$$h_k(x; f, T) = \begin{cases} 1, & f(x) \leq T(x) \\ -1, & f(x) > T(x) \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中: $T(x)$ 为 x 对应给定阈值; 为获得二进制局部图像描述符 BEBLID, 将 $h(x)$ 输出的 -1 和 1 转化为 0 和 1 表示。

3.3 改进 RANSAC 算法内点提纯

在进行内点提纯之前, 本文先进行基于汉明距离的粗匹配。

1) 对于每个图像的特征描述子, 计算他们与其他图像的特征描述子之间的汉明距离, 汉明距离是通过比较 2 个等长字符串在相同位置上不同字符的个数来度量他们之间的距离。

2) 设定一个合适的阈值来筛选汉明距离小于该阈值的特征描述子对, 通常情况下, 距离越小表示 2 个特征描述子越相似。

3) 将通过阈值筛选的特征描述子对确定为候选匹配对, 这些候选匹配对可能是图像中相似区域的候选匹配。在基于汉明距离进行粗匹配的候选匹配对中, 匹配点对通常存在噪声和异常值。本文采用基于稳定性选择抽样的 RANSAC 算法去除错误的匹配点, 从而得到更加准确的匹配结果。传统的随机抽样可能会导致选取的样本不够有代表性。基于稳定性选择的抽样方法能筛选出对预测结果具有重要贡献的特征。基于稳定性选择的抽样方法步骤如下。

① 定义特征集合: 首先定义待选择的特征集合。

② 重采样: 对原始数据进行重采样, 得到多个不同的数据集。

③ 模型训练: 对每个重采样数据集使用支持向量机训练一个预测模型。

④ 特征重要性计算: 根据模型对每个特征的重要性进行排序。

⑤ 稳定性选择: 根据每个特征在多次重采样中出现的频率和对应的重要性进行综合评估, 并确定特征的最终重要性排名。

⑥ 特征选择: 根据特征重要性排名选择前 4 个特征作为最终的特征集合。

改进的 RANSAC 算法的主要步骤如下。

① 基于稳定性选择的抽样方法抽取经汉明距离粗匹配后的 4 组匹配点作为初始样本, 并计算图像的单应性变换矩阵 H 。

② 用单应性变换矩阵 H 来测试其他匹配点,

将符合模型的匹配点加入内点集合, 不符合的加入外点集合。

③ 重复以上 2 个步骤 k 次, 每次得到一个单应性变换矩阵 H 和其对应的内点集合, 有

$$k = \frac{\log(1 - z)}{\log(1 - w^n)} \quad (9)$$

式(9)中: n 为初始样本数; z 为在所有匹配点对中随机选取的 n 个样本均为正确匹配点的概率; w 为匹配点在內点集合中的概率。

④ 选择具有最多内点的集合作为最优一致性集合, 返回其中的参数。

4 试验结果及分析

为客观公正地比较, 本文试验采用 Intel (R) Core(TM) i7-10875H CPU 2.30GHz, 16GB RAM, 64 位 Win10 操作系统的 PC 机。本文算法基于 OpenCV4.5.1 计算机视觉库完成, 采用 C++ 编程语言, 编程环境为 Visual Studio 2017。

4.1 试验数据与评价指标

为验证本文所提算法的有效性, 本文选取 5 组内河航行环境图像^[18]进行试验, 图像尺度为 $1\ 920\ \text{pixel} \times 1\ 080\ \text{pixel}$, 见图 7, 尺度变化、旋转变换、光照差异、模糊变化和低能见度分别如图 7a ~ 图 7e 所示。

本文综合考虑所提算法在不同方面的性能表现, 包括精度和速度等。采用 R_{CM} , 特征点检测到匹配结束的整体运行时间作为匹配精度和速度的评价指标。其中, R_{CM} 的计算为

$$R_{\text{CM}} = \frac{N_c}{N_m} \quad (10)$$

式(10)中: N_c 为 RANSAC 提纯内点后的精匹配数; N_m 为基于汉明距离剔除粗差的粗匹配数。通过计算 N_c 和 N_m 的比值得到一个相对的评价指标, 反映匹配算法在准确性和鲁棒性上的表现。如果比值接近于 1, 说明 RANSAC 算法和汉明距离筛选方法都能较好地去除错误匹配, 从而得到准确的匹配结果。而如果比值较低, 说明匹配算法在去除错误匹配方面可能存在较大的误差, 导致准确的匹配结果较少。因此, 比值可作为一种综合考虑 RANSAC 算法的提纯能力和汉明距离筛选效果的有效评价指标, 用于评估匹配算法在特征点匹配中的准确性。

4.2 精度和实时性评估

为验证本文所提算法的有效性, 每组内河航行环境图像均采用 SIFT 算法、SURF 算法、ORB 算法、AKAZE 算法、BRISK 算法和本文算法分别对图像进

行特征点提取和配准,并取 20 次运行结果的平均值作为最终性能测试结果。不同算法的特征 R_{CM} 和匹配时间对比见表 1,由表 1 可知:本文算法在 5 组内河航行环境图像配准中均表现出优异的性能。



(a) 尺度变化



(b) 旋转变换



(c) 光照差异



(d) 模糊变化



(e) 低能见度

图 7 内河航行环境图像

Fig. 7 Images of inland river navigation environment

在尺度变化和旋转变换方面(a组和b组),本文算法所提取的特征点数量最多, R_{CM} 均高于其他算法,针对尺度变化的 R_{CM} 为72.95%,相较于ORB算法提高18.88%。针对旋转变化的 R_{CM} 超过90%,特征点检测到特征点匹配结束的整体耗时最少。

在有光照差异的c组图像中,本文算法受其影响较小, R_{CM} 高达97.83%。本文算法整体耗时303.96 ms,仅为经典SIFT算法的1/3。在模糊变化d组中,由表1可知:各种算法受其影响较大,SURF算法的 R_{CM} 未达到50%。针对模糊变化的情况,本文算法最终精准匹配的点对数为392对, R_{CM} 均高于其他算法,比ORB算法提高9.58%,特征点检测和匹配整体耗时304.58 ms,满足内河航行环境图像配准实时性的要求。

在内河航行中,低能见度是内河航行环境图像的典型特征,在低能见度条件下,传统的特征匹配算法均检测并提取出较少的特征点,且耗时较长。由表1的e组试验可知:本文算法能在低能见度条件下提取更多的特征点,从而证明了图像超分辨率重建的有效性。此外,本文算法的 R_{CM} 达到98.85%,且整体耗时为260.32 ms,在精度和实时性方面均优于其他算法。

为直观地展示本文算法的优越性能,不同算法在不同组别图像上的 R_{CM} 测试曲线见图8。由图8可知:本文算法在5组内河航行环境图像下均具有良好的鲁棒性,其 R_{CM} 均高于其他算法。不同算法在不同组别图像上的特征点检测到匹配整体运行时间的对比折线图见图9。由图9可知:本文算法在每组试验中的整体耗时均为最低,因此,本文算法在保证具有较高 R_{CM} 的同时,为内河航行环境图像的实时配准提供了保证。

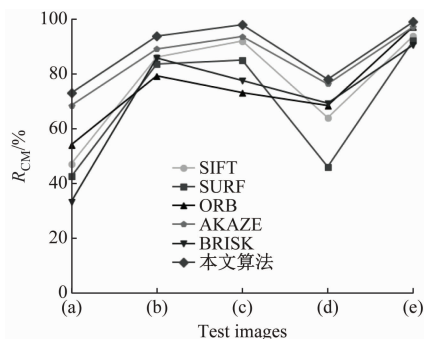


图 8 不同算法匹配正确率测试曲线

Fig. 8 Correct matching rate curve different algorithms

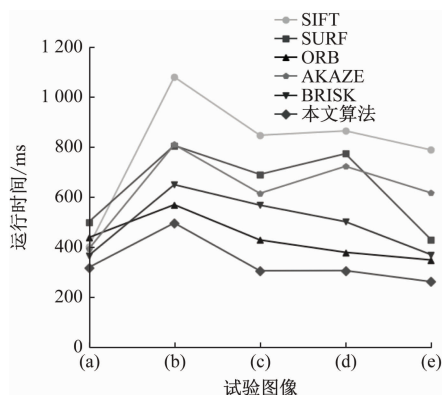


图 9 不同算法特征点检测到匹配整体运行时间

Fig. 9 Overall runtime from feature detection to matching of different algorithms

不同算法的匹配可视化对比图见图10。图10中:每组匹配结果第一行从左至右对应的算法分别是SIFT、SURF和ORB,第二行从左至右对应的算法分别是AKAZE、BRISK和本文算法,从试验结果来看,由于内河航行环境图像存在光照、模糊等变化,

表 1 不同算法的特征匹配准确率和匹配时间对比
 Tab.1 Feature matching accuracy and matching time comparison of different algorithms

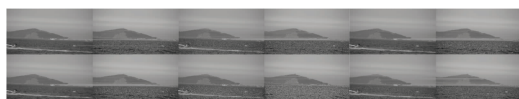
试验图像	算法	左/右图像特征点数/个	粗匹配点对数/对	精匹配点对数/对	$R_{cm}/\%$	特征点检测到特征点匹配整体运行时间/ms
a	SIFT	1 782/1 831	87	41	47.13	401.76
	SURF	4 795/4 932	186	79	42.47	499.04
	ORB	6 435/6 874	209	113	54.07	436.74
	AKAZE	2 844/3 311	38	26	68.42	390.94
	BRISK	7 244/7 922	57	19	33.33	364.80
	本文算法	7 533/8 073	122	89	72.95	317.04
b	SIFT	9 717/7 259	408	351	86.03	1 079.15
	SURF	7 108/8 981	697	582	83.50	805.07
	ORB	7 953/8 000	457	362	79.21	568.16
	AKAZE	7 417/9 304	435	387	88.97	808.46
	BRISK	7 187/11 177	35	30	85.71	648.37
	本文算法	9 784/9 883	221	207	93.67	495.07
c	SIFT	1 315/5 114	37	34	91.89	846.09
	SURF	8 807/5 173	146	124	84.93	689.54
	ORB	1 793/7 101	130	95	73.08	427.12
	AKAZE	1 062/2 056	31	29	93.55	613.74
	BRISK	9 695/10 534	40	31	77.50	566.59
	本文算法	2 179/8 451	92	90	97.83	303.96
d	SIFT	11 115/556	86	55	63.95	863.73
	SURF	14 811/2 844	304	140	46.05	772.21
	ORB	8 000/1 300	139	95	68.35	377.76
	AKAZE	12 109/2 693	164	125	76.22	721.74
	BRISK	134 24/1 063	117	81	69.23	500.35
	本文算法	9 966/2 386	503	392	77.93	304.58
e	SIFT	417/404	174	163	93.68	787.49
	SURF	855/819	398	366	91.96	428.80
	ORB	1 001/976	348	338	97.13	347.22
	AKAZE	789/840	376	365	97.07	615.59
	BRISK	1 047/1 099	84	76	90.48	368.52
	本文算法	1 401/1 368	380	376	98.85	260.32



(a) 尺度变化



(b) 旋转变换



(c) 光照差异



(d) 模糊变化



(e) 低能见度

图 10 不同算法匹配结果可视化对比

Fig. 10 Visual comparison of matching results of different algorithms

SIFT、ORB 算法在原始图像上的匹配效果较差,匹配点的数量较少。SURF 算法、BRISK 算法和 AKAZE 算法在图像尺度发生变化时也表现不佳。本文算法在 5 组试验图像上能获得数量较多且分布均匀的特征点,能克服尺度、旋转、光照、模糊、低能见度变化等带来的影响。

5 结束语

本文提出一种适用于内河航行环境图像配准的方法,解决传统图像配准算法精度低且实时性差的问题。高分辨率图像往往包含更多图像细节信息,能检测出更多的特征点,因此,本文在提取特征点之前先对输入图像利用 SRGAN 模型进行图像超分辨率重建,以丰富图像细节信息。

1) 在特征点检测和描述方面,本文将 ORB 算法与 BEBLID 进行结合,显著提升了算法的匹配速度。

2) 在特征匹配阶段,本文基于汉明距离和改进的 RANSAC 算法实现最终匹配。通过在 5 组具有尺度变化、旋转变换、光照差异、模糊变化和低能见度变化的内河航行环境图像数据上试验,验证本文算法具有较高的 R_{CM} 且能满足实时性的需求。但在试验中也发现本文算法在部分旋转变化的场景中虽然表现出较高的 R_{CM} ,但匹配点对数较少。因此,将针对这一问题以及后续的图像融合阶段进一步研究。

参 考 文 献

- [1] HESSELBARTH A, MEDINA D, ZIEBOLD R, et al. Enabling assistance functions for the safe navigation of inland waterways [J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2020,12(1):123-135.
- [2] 李正忠. 基于多目摄像头的船舶航行环境全景感知技术研究[D]. 大连:大连海事大学, 2022.
LI Z Z. Research on panoramic perception technology of ship navigation environment based on multi-camera[D]. Dalian:Dalian Maritime University, 2022. (in Chinese)
- [3] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60(2):91-110.
- [4] 杨友良, 王梓任, 马翠红. 一种改进 PCA-SIFT 和粒子群优化的图像匹配算法[J]. 激光杂志, 2019,40(12):53-57.
YANG Y L, WANG Z R MA C H. An improved image matching algorithm based on PCA-SIFT and particle swarm optimization[J]. Laser Journal, 2019,40(12):53-57. (in Chinese)
- [5] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: speeded up robust features [M]. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006:404-417.
- [6] SHARMA S K, JAIN K. Image stitching using AKAZE features[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2020,48:1389-1401.
- [7] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]. 2011 International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2011:2564-2571.
- [8] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: Binary robust invariant scalable key points[C]. 2011 International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2011:2548-2555.
- [9] QUAN D, WANG S, LI Y, et al. Multi-relation attention network for image patch matching[J]. IEEE Transactions on Image Processing. New York: IEEE, 2021, 30:7127-7142.
- [10] QUAN D, WANG S, GU Y, et al. Deep feature correlation learning for multi-modal remote sensing image registration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, New York: IEEE,2022, 60:1-16.
- [11] YAO G, ZHANG J, GONG J, et al. Automatic production of deep learning benchmark dataset for affine-invariant feature matching [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2023, 12(12):33-49.
- [12] HOANG V D, TRAN D P, NHU N G, et al. Deep feature extraction for panoramic image stitching [C]. Intelligent Information and Database Systems: 12th Asian Conference, 2020:141-151.
- [13] SARLIN P E, DETONE D, MALISIEWICZ T, et al. SuperGlue: learning feature matching with graph neural networks[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020:4938-4947.
- [14] NIE L, LIN C, LIAO K, et al. Unsupervised deep image stitching: reconstructing stitched features to images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30:6184-6197.
- [15] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:4681-4690.
- [16] SUÁREZ I, SFEIR G, BUENAPOSADA J M, et al. BEBLID: boosted efficient binary local image descriptor [J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 133:366-372.
- [17] BARATH D, CAVALLI L, POLLEFEYS M. Learning to find good models in RANSAC[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022:15744-15753.
- [18] ZHOU Z, SUN J, YU J, et al. An image-based benchmark dataset and a novel object detector for water surface object detection[J]. Frontiers in Neurobotics, 2021,15:723336-723350.