

引用格式: 田嘉禾, 王宁, 陈廷凯, 等. 基于自适应深度约束的水下双目图像特征匹配[J]. 中国舰船研究, 2021, 16(6): 124-131.

TIAN J H, WANG N, CHEN T K, et al. Adaptive depth constraint-based underwater binocular image feature matching[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(6): 124-131.

基于自适应深度约束的水下 双目图像特征匹配



扫码阅读全文

田嘉禾¹, 王宁^{2,3}, 陈廷凯¹, 李春艳¹, 陈帅¹

1 大连海事大学 船舶电气工程学院, 辽宁 大连 116026

2 大连海事大学 轮机工程学院, 辽宁 大连 116026

3 哈尔滨工程大学 船舶工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

摘要: [目的] 针对水下双目图像特征点稀疏、极线约束模型失效等难题, 提出一种基于自适应深度约束的水下图像特征匹配(ADC-UFM)算法。[方法] 结合FAST算子与SIFT描述子, 提高图像匹配精度; 提出基于水下折射因子的特征匹配约束模型(MCM), 有效剔除误匹配点; 提出自适应阈值选取(ATC)方法, 最大限度地保留复杂水下环境下的图像特征信息。[结果] 实验结果显示, ADC-UFM算法优于现有的SIFT, SURF和UCC-SIFT等典型方法, 匹配准确率可达85.2%, 满足实时匹配需求。[结论] 研究成果可为基于双目视觉系统的水下三维重建提供关键技术支撑。

关键词: 自适应深度约束; 水下双目图像; 特征匹配; 误匹配点剔除

中图分类号: U662.9

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.02197

Adaptive depth constraint-based underwater binocular image feature matching

TIAN Jiahe¹, WANG Ning^{2,3}, CHEN Tingkai¹, LI Chunyan¹, CHEN Shuai¹

1 College of Marine Electrical Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China

2 College of Marine Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China

3 College of Shipbuilding Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

Abstract: [Objective] In this paper, to address sparse feature points and unique epipolar constraints, an adaptive depth constraint-based underwater feature matching (ADC-UFM) scheme is proposed. [Methods] By combining a features from accelerated segment test (FAST) operator with scale invariant feature transform (SIFT) descriptors, the matching accuracy can be dramatically improved. By introducing an underwater refractive factor, the matching constraint model (MCM) can be effectively established, thereby contributing to eliminating mismatched points. The adaptive threshold choosing (ATC) module is finely devised to preserve image feature information in changeable underwater environments to an extreme extent. [Results] Comprehensive experiments show that the proposed ADC-UFM scheme can outperform typical matching schemes including SIFT, speeded-up robust features (SURF) and SIFT feature matching based on underwater curve constraint (UCC-SIFT), which not only achieves 85.2% matching accuracy but also meets the real-time requirements. [Conclusion] The results of this study can provide a reliable guarantee for subsequent underwater 3D reconstruction based on the binocular vision system.

Key words: adaptive depth constraint (ADC); underwater binocular images; feature matching; mismatched point elimination

收稿日期: 2020-11-23 修回日期: 2021-03-26 网络首发时间: 2021-11-09 14:31

基金项目: 辽宁省“兴辽英才计划”资助项目(XLYC1807013); 装备预研重点实验室基金资助项目(6142215200106); 基础加强计划重点基础研究项目资助(2020-JCJQ-ZD-153); 青年科学家培育基金资助项目(79000006)

作者简介: 田嘉禾, 男, 1996年生, 硕士。研究方向: 双目视觉三维重建。E-mail: tianj_h@163.com

王宁, 男, 1983年生, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向: 无人系统建模与控制, 自适应智能控制, 机器学习, 非线性控制。E-mail: n.wang.dmu.cn@gmail.com

陈廷凯, 男, 1993年生, 博士生。研究方向: 目标识别与检测。E-mail: tingkai.chen@aliyun.com

*通信作者: 王宁

0 引言

随着海洋智能体技术的快速发展, 基于计算机视觉的水下环境智能感知技术在海洋开发中扮演着越来越重要的角色, 尤其是在海底地形勘察、海洋环境监测以及水下目标检测识别等领域, 具有重要的研究意义^[1]。双目立体匹配作为双目视觉系统的核心技术, 其精度与效率对后续的三维重建等工作有着极大的影响^[2]。高精度的图像匹配技术引起了国内外学者的广泛关注, 针对空气中的立体匹配研究, Lowe^[3]提出了具有旋转和尺度不变性的 SIFT (scale invariant feature transform) 图像描述方法, 但使用高维的描述向量不可避免地会导致 SIFT 算法计算缓慢, 难以满足实时性要求。Bay 等^[4]等提出了稳健加速 SURF (speeded-up robust features) 算法, 即在匹配过程中采用具有 64 维向量的特征点描述子, 可有效提高匹配效率。PCA-SIFT (principal components analysis-SIFT) 算法^[5]借助主成分分析的策略可改善 SIFT 平滑加权直方图的描述方法, 能使特征描述更加简洁、快速; ORB (oriented FAST and rotated BRIEF) 算法^[6]结合 FAST (features from accelerated segment test) 算子与 BRIEF (binary robust independent elementary features) 描述符, 可使匹配速率提升 2 个量级。上述算法虽然能够提高匹配速率, 但难以保证水下图像匹配的准确率。

需要指出的是, 一方面, 水中折射会影响光线的照射方向^[7], 导致相机的水下成像模型与空气中不同; 另一方面, 水下光照不均匀, 会导致图像特征点稀疏, 空气中的匹配方法难以直接平移应用于水下图像匹配。就目前而言, 水下匹配方法主要分为稠密匹配与稀疏特征匹配 2 种。李雅倩等^[8]提出了一种基于深度约束的半全局算法, 通过采用抛物拟合法得到亚像素级的稠密视差图, 有效实现了高精度的水下稠密立体匹配; Gedge^[9]提出了一种水下相机反投影折射模型并建立了曲线约束条件, 可有效删除误匹配点, 获取稠密的特征点视差; Ferreira 等^[10]分析了折射因素对水下图像的影响并进行了近似估计, 在对水下图像进行处理时, 弱化折射因素对水下图像的影响可提高水下双目图像匹配的正确率。针对稀疏特征匹配研究, 张强等^[11]提出了基于曲线约束的 UCC-SIFT (SIFT feature matching based on underwater curve constraint) 特征匹配算法, 通过对水下成像模型的分析建模, 并引入折射率因素, 构建曲线约束方程来改善空气中的极线约束模型, 改善了 SIFT

算法在水下双目立体匹配中误匹配率高的问题, 但对于约束剔除阈值的选取不具泛化性; 李佳宽等^[12]将 ORB 算法与水下曲线约束策略相结合, 可有效剔除水下图像的误匹配点, 提高了匹配效率。

需要注意的是, 上述方法在匹配的过程中并未考量水下特征信息缺失的因素, 剔除了大量带有水下特征信息的关键点。另外, 上述匹配算法的效率与精度还受最邻近匹配阈值的影响, 阈值的选取难以统一。基于此, 本文拟提出一种基于自适应深度约束 (ADC) 的水下双目图像稀疏特征匹配算法, 针对水下图像中的稀疏特征, 结合 FAST 算子与 SIFT 描述子来有效提高正确匹配点对的数量, 在保证算法稳定性的同时提高匹配效率; 然后, 通过建立自适应阈值约束的方法降低阈值选取对图像匹配的影响, 极大程度地还原图像原始特征信息。

1 水下图像特征匹配方法

在水下拍摄的图像受光照和介质散射的影响, 具有纹理不清、色彩单一以及光照不均的特点, 若采用传统的特征点检测方法, 将仅能获取有限的特征点^[13]。因此, 本文拟采用 FAST 算法提取大量特征点, 用于描述水下图像的纹理信息, 然后采用 SIFT 方法构建高维匹配基元, 用以保证匹配准确率。

1.1 FAST 特征检测

FAST^[14]作为一种角点检测算法, 不涉及特征点的特征描述。为获取图像中的特征点位置, 首先, 对图像施加 FAST 算子以提取响应值最大的特征点, 然后, 对相应的特征点添加方向属性, 以此获取具有位置和旋转属性的特征区域。

为了获取不同位置的像素状态 $S_{p \rightarrow m}$, 如图 1 所示, 以像素点 P 为圆心, 以 $r=3$ 为半径作圆^[14], 覆盖周围的 16 个像素点分别对应 16 个位置, 则 $S_{p \rightarrow m}$ 可以表示为:

$$S_{p \rightarrow m} = \begin{cases} d, & I_{p \rightarrow m} - I_p \leq -t \\ s, & -t \leq I_{p \rightarrow m} - I_p \leq t \\ b, & t \leq I_{p \rightarrow m} - I_p \end{cases} \quad (1)$$

式中: $m \in \{1, 2, \dots, 16\}$, 为点 P 周围像素点的索引值; $I_{p \rightarrow m}$ 为对应像素点的像素值; t 为检测时的经验阈值。当周围像素的像素值与 P 点像素值的差值分别小于、大于和等于经验阈值时, 该位置像素点的状态分别为 d (dark), b (bright) 和 s (similar), 分别表示周围像素点的亮度为暗、亮和约等于 P 点的亮度。

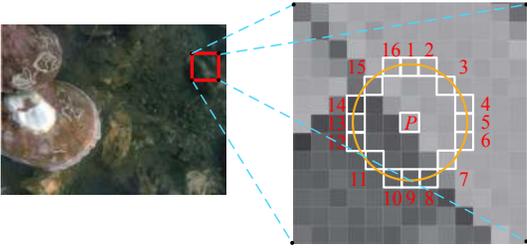


图1 FAST特征检测原理图

Fig. 1 Schematic diagram of FAST feature detection

为了获得关键点集合,计算每个检测到的角点得分,如式(2)所示。

$$V = \max \left(\sum_{m \in S_b} |I_{p \rightarrow m} - I_p| - t, \sum_{m \in S_d} |I_{p \rightarrow m} - I_p| - t \right) \quad (2)$$

其中,

$$\begin{cases} S_b = \{m | I_{p \rightarrow m} - I_p \geq t\} \\ S_d = \{m | I_{p \rightarrow m} - I_p \leq -t\} \end{cases} \quad (3)$$

式中, S_b, S_d 分别指像素点状态为 b 和 d 时该像素点所在位置的集合。计算以 P 点为中心的邻域内 16 个像素点与 P 点的像素值差的总和,保留响应分数最大的特征点,得到最终的关键点集合。

1.2 SIFT 特征描述方法

SIFT^[4] 特征匹配方法由特征检测与特征点描述 2 部分组成。针对特征点描述部分, SIFT 方法通过计算像素梯度方向,为每个像素点分配高维的、具有独特性的描述符,以使匹配度量不受角度影响。本文将借助 SIFT 描述子的稳定性来对

$$\begin{cases} m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \\ \theta(x, y) = \tan^{-1}((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $m(x, y), \theta(x, y)$ 分别为图像中像素点的梯度模值与方向角; $L(x+1, y), L(x-1, y), L(x, y+1)$ 和 $L(x, y-1)$ 分别为对应像素点在其邻域内的尺度空间函数。通过构建关键点邻域梯度分布直方图,选取分布最广的方向作为关键点的主方向。

旋转后的坐标 (x, y) 表示为

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta_0 & -\sin \theta_0 \\ \sin \theta_0 & \cos \theta_0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中: (x_i, y_i) 为关键点的初始坐标; θ_0 为绕基准方向旋转的角度。在图像半径区域内,根据每个像素点的梯度幅值与方向,通过分配高斯权重来生成方向分布直方图。

利用上述方法,在 4×4 区域内生成 8 个方向的梯度方向直方图,然后将每个方向的梯度累加,形成一个种子点。在 16×16 区域内共生成了

经过 FAST 方法检测后的关键点建立描述向量。首先,根据输入的图像建立尺度空间,即利用高斯函数对图像进行模糊和降采样工作来得到图像高斯金字塔,计算公式为:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma)I(x, y) \quad (4)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

式中: $L(x, y, \sigma)$ 为高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 对图像 $I(x, y)$ 的模糊函数; σ^2 为分布方差。

经高斯金字塔筛选出的关键点具有尺度不变性,在匹配过程中,为使匹配度量不受角度的影响,为每个关键点建立了独特的描述符,如图 2 所示。

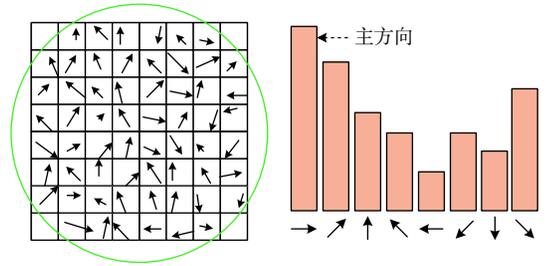


图2 关键点主方向分配原理图

Fig. 2 Schematic diagram of main direction assignment of key points

采用 16×16 的窗口建立关键点描述区域,将关键点的基准方向旋转至与 x 轴重合,其中,像素点梯度方向的选取如式(6)所示:

16 个种子点,因为每个描述子包含邻域 128 维相关信息,因此,每个关键点的描述向量都具备独特性与互异性,提高了算法的抗噪能力。

1.3 水下图像特征点匹配

使用欧氏距离对双目图像中待匹配点的相似性进行度量,即寻找与关键点欧氏距离最小的特征点,即可得到最近相邻点距离 N 。根据欧氏距离计算次近相邻点距离 S ,通过比较相邻点距离与次近点距离的比值是否小于阈值 T 来判断是否接受这一对匹配点,如式(8)所示:

$$T > N/S \quad (8)$$

式中, T 为预设阈值,且 $0 < T \leq 1$ 。匹配对数会随着预设阈值 T 的增大而增加,匹配对数增加,特征点匹配正确率却逐渐降低;相反,当降低预设阈

值 T 时, 匹配的对数减少, 匹配过程更加稳定。

2.1 水下匹配深度约束模型

2 水下自适应深度约束框架

当双目相机在水下环境工作时, 空气中的极线约束方法由于受到光的折射影响难以适用^[15], 因此在实际水下环境中, 可通过考虑不同介质之间的折射率, 设计自适应深度约束模型来减小图像匹配过程中的搜索区域, 提高匹配效率。

为了减小匹配过程中关键点的搜索范围并提高匹配精度, 在空气中常用极线约束方法来对最终匹配结果进行筛选^[16]。考虑到水介质会对水下图像带来不良影响^[17], 为剔除误匹配点, 本文构建了不同介质间相对折射率的约束模型, 具体如图 3 所示。

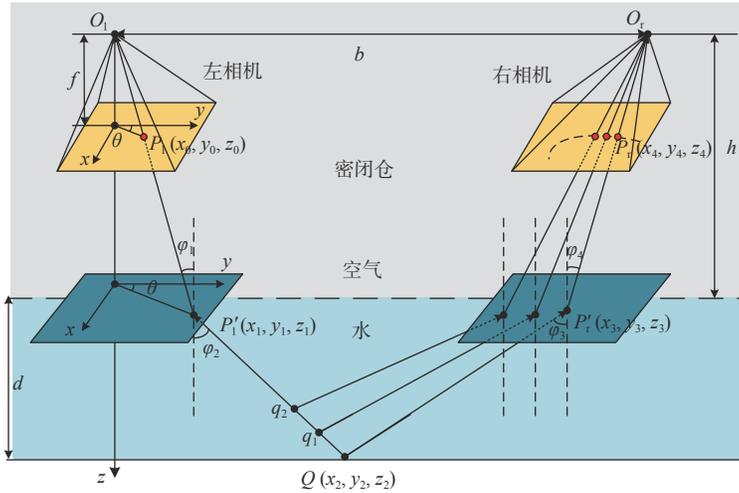


图 3 水下反投影模型

Fig. 3 Underwater back projection model

图 3 中: 水下目标点 Q 在相机坐标系下的坐标为 (x_2, y_2, z_2) ; 投影到左、右成像面上的投影点分别为 P_l 和 P_r ; 投影到折射平面上的投影点分别为 P'_l 和 P'_r ; 双目相机焦距为 f ; 光心到水面的距离为 h ; 目标点至水面的距离为 d ; θ 为左成像点与相机坐标系下 y 轴的夹角; φ_2 和 φ_3 分别为左、右折射面对应的入射角; φ_1 和 φ_4 分别为左、右折射面对应的折射角。根据相似三角形原理, 可将坐标 (x_1, y_1, z_1) 表示为

式中, $n = \frac{\sin \varphi_4}{\sin \varphi_3}$, 为空气与水的相对折射率。设基线距离 $O_l O_r = b$, 则根据折射定律, 可求得右折射点 $P'_r(x_3, y_3, z_3)$ 与水下目标点 Q 的关系式为

$$\begin{cases} x_1 = h \tan \varphi_1 \sin \theta = \frac{h}{f} x_0 \\ y_1 = h \tan \varphi_1 \cos \theta = \frac{h}{f} y_0 \\ z_1 = h \end{cases} \quad (9)$$

$$\frac{(x_3 - x_2)^2 + (y_3 - y_2)^2}{d^2} = \frac{x_3^2 + (y_3 - b)^2}{n^2 h^2 + (n^2 - 1) [x_3 + (y_3 - b)]^2} \quad (11)$$

相应地, 根据 d 和 h 以及折射点之间的位置关系, 得到水下目标点 Q 的坐标 (x_2, y_2, z_2) 为

利用 Q, P'_r 和 O_r 这 3 点的坐标, 求得平面方程为 $[y_2 h - y_3 h - y_3 d + b d] x_3 + [h(x_3 - x_2) + x_3 d](y_3 - b) + [x_2 y_3 - x_3 y_2 + b(x_3 - x_2)] h = 0$ (12)

$$\begin{cases} x_2 = (d \tan \varphi_2 + h \tan \varphi_1) \sin \theta = \frac{d y_0}{\sqrt{n^2(x_0^2 + y_0^2 + z_0^2) - (x_0^2 + y_0^2)}} + \frac{h}{f} x_0 \\ y_2 = (d \tan \varphi_2 + h \tan \varphi_1) \cos \theta = \frac{d x_0}{\sqrt{n^2(x_0^2 + y_0^2 + z_0^2) - (x_0^2 + y_0^2)}} + \frac{h}{f} y_0 \\ z_2 = d + h \end{cases} \quad (10)$$

利用 P'_r 和 P_l 的坐标, 建立直线 $P'_r P_l$ 的方程为 $\frac{x}{x_3} = \frac{y - b}{y_3 - b} = \frac{z}{h}$ (13)

由于 P_l 的纵坐标 $z = f$, 由此可得 P_l 的坐标方程为

$$\begin{cases} x_4 = \frac{f}{h} x_3 \\ y_4 = \frac{f}{h} (y_3 - b) + b \\ z_4 = f \end{cases} \quad (14)$$

结合式 (11)、式 (12) 可解得 P'_r 的坐标, 再将该坐标代入式 (14) 中, 可解算得最终的 P_l 坐标。当

物体在不同的点 q_1 和点 q_2 时,对于不同的深度 d ,会得到不同的 P_r 坐标。需要注意的是,不同于空气中的成像模型,不同深度 d 对应的 P_r 坐标点会拟合成一条曲线,以此条曲线替代极线对匹配结果进行约束,即可剔除误匹配点。

2.2 水下误匹配点剔除策略实现

本文在 SIFT 算法的基础上,结合 FAST 角点检测算法,并引入水下折射率因素的约束条件,实行了水下双目图像特征匹配,具体的流程如图 4 所示。匹配过程主要分为 4 个步骤:

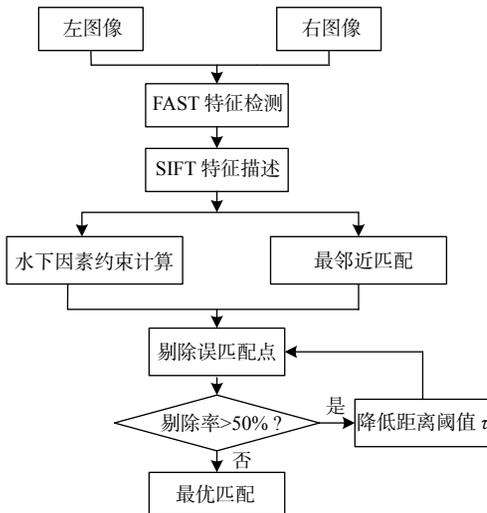


图 4 水下图像匹配流程图

Fig. 4 Flow chart of underwater image matching

1) 利用 FAST 角点提取算法,通过设定阈值计算像素点状态,并提取左、右两幅图像关键点的位置。通过计算关键点的 FAST 得分,得到两幅图像各自的待匹配特征点集。

2) 使用 SIFT 算法对两幅图像的待匹配特征点集进行描述,并利用中心像素点周围像素的梯度信息生成 128 维描述子。

3) 通过关键点的描述信息计算左、右图像特征点的欧氏距离,得到最近相邻点距离以及次近邻点距离。计算 2 个距离的比值,筛选出比值小于阈值 T 的左、右图像特征点来作为预备匹配点对, T 值通常取为 0.4~0.6^[3]。

4) 利用相机的内、外参数以及水下折射率,对不在约束方程的匹配点对进行筛选。在筛选过程中,由于误差的存在,特征点不会完全落在约束曲线上,此时,检测特征点与约束曲线的距离,当该距离小于设定阈值 τ 时,保留该匹配结果,其中 τ 的初值为 1 像素,即 $\tau_0 = l_{\text{pix}}$ (l_{pix} 为图像中相邻两像素点的间距)。当保留点对数少于总匹配点对数的 50% 时,重新设置阈值,使阈值大小增加一个像素距离,即 $\tau_1 = \tau_0 + l_{\text{pix}}$,然后扩大搜索区

域,重新进行匹配点对的剔除操作,直至循环 i 次,阈值 $\tau_i = \tau_0 + i l_{\text{pix}}$,使保留特征点对数满足条件,从而获取最终的匹配点对。

3 实验结果与分析

3.1 实验结果

为了证明本文算法的有效性与其优越性,将本文所提算法与经典的 SIFT^[3],SURF^[4]以及 UCC-SIFT^[11]在匹配对数、准确率和实时性方面进行了对比。为了体现本文算法的鲁棒性和普适性,本文针对自采数据与公开数据集^[18-19]分别计算了匹配结果,数据采集平台如图 5 所示。



图 5 水下数据采集平台

Fig. 5 Underwater data acquisition platform

实验所用相机尺寸为 80 mm×22 mm×25 mm,分辨率为 640×480,视场角为 72°,焦距为 3.6 mm,数据采集地址为大连海事大学凌海港口水域。为避免水域特性对实验结果产生影响,选取了公开的数据集^[18-19]。其中,文献[18]中数据集所选取图片的分辨率为 512×512,水体颜色偏绿,水质较为浑浊;文献[19]中数据集所选取图片的分辨率为 640×360,水体呈蓝色,数据的亮度皆较暗。实验平台基于 win10 系统,Intel Core i3 8 代处理器,配置 Visual Studio 2013 与 Opencv2.4 环境。本文通过张正友标定法计算了相机内部参数,如表 1 所示。表中, (f_x, f_y) 为相机的焦距相关参数, (u_0, v_0) 为像素坐标系下原点坐标, \mathbf{K} 为相机畸变参数矩阵。

表 1 双目相机内部参数

Table 1 Internal parameters of binocular camera

参数	左相机	右相机
(f_x, f_y)	(1 201.30, 1 200.86)	(1 211.81, 1 207.01)
(u_0, v_0)	(319.24, 255.25)	(322.34, 316.32)
\mathbf{K}	(0.28, -0.74, 0.01, 0.03, 0.0)	(-0.10, -0.06, 0.02, 0.01, 0.00)

在 3 种典型的水下环境(暗光、旋转、浑浊)下共选取 6 组图片进行了对比,相应的匹配结果如图 6 所示。

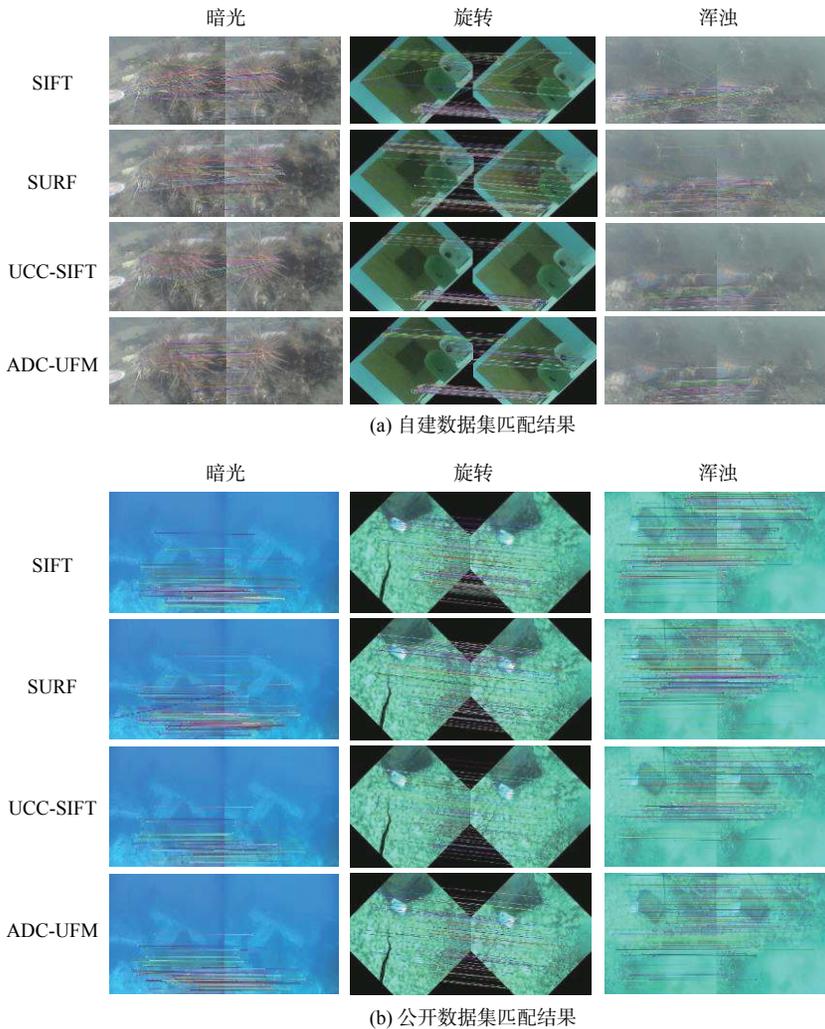


图 6 不同数据集匹配结果

Fig. 6 Matching results under different data sets

如图 6 所示, 在 3 种典型的水下环境中, SIFT 与 SURF 算法在匹配的过程中同名点之间连线的斜率不一致, 存在明显的误匹配点; 基于水下约束的 UCC-SIFT 算法则能明显降低误匹配点对, 但特征点数量有所下降。需要强调的是, 本文所提的 ADC-UFM 算法与传统的 SIFT, SURF 算法相比, 能够明显剔除误匹配点, 与 UCC-SIFT 算法相比能够保留更多的特征点对, 且不受水下环境影响, 更加稳定。

3.2 实验数据分析

除上述匹配结果图外, 采用 4 种匹配算法在 $T=0.4$ 的情况下测得相应的量化指标如表 2 所示。

如表 2 所示, 在匹配点对数方面, 采用本文所提 ADC-UFM 算法对双目图像匹配进行条件约束时, 匹配点对数在绝大多数水下环境中均少于传统的 SIFT 和 SURF 算法, 考虑到水下图像特征点易聚簇的情况, 本文所提方法在迭代阈值 τ 的过程中易接受多余的特征点, 因此自采数据在浑浊环

境下的特征点对数高于 SIFT 算法, 且此时本文所提 ADC-UFM 算法的准确率有所下降, 低于 UCC-SIFT 算法。另外, 借助 FAST 算子, 本文所提 ADC-UFM 算法在特征提取方面能够比 UCC-SIFT 算法获取更多的匹配点对数, 更适用于双目视觉后续的三维重建工作。

在匹配正确率方面, 对于缺乏误匹配点剔除策略的 SIFT 和 SURF 算法, 其准确率在上述 3 种典型水下环境中均低于本文所提 ADC-UFM 算法。需要指出的是, 缺乏自适应阈值选取的 UCC-SIFT 算法不可避免地会剔除正确的匹配点对。因此, 本文所提 ADC-UFM 算法的匹配正确率要高于 UCC-SIFT 算法。图 7 所示为在自建数据集和公开数据集下不同算法匹配正确率与阈值 T 的关系, 由于数据集包含的图像较多, 所以每组数据集皆采用 50 组图像。由图 7 可知, 与 SIFT, SURF 和 UCC-SIFT 算法相比, 本文所提 ADC-UFM 方法在 $T=0.4\sim 0.8$ 之间有着较高的准确率, 在 $T=0.4$ 时准确率能够达到 85.2%。

表2 实验结果数据对比

Table 2 Comparison of experimental data

数据来源	算法	匹配对数	正确率/%	匹配时间/s
暗光	SIFT	53	84.9	0.108
	SURF	64	84.3	0.060
	UCC-SIFT	26	84.6	1.930
	ADC-UFM	52	86.5	0.721
采集的数据 旋转	SIFT	98	82.7	0.112
	SURF	103	83.4	0.062
	UCC-SIFT	52	84.6	1.963
	ADC-UFM	73	84.9	0.730
浑浊	SIFT	34	79.4	0.093
	SURF	70	78.5	0.058
	UCC-SIFT	29	86.2	1.884
	ADC-UFM	40	82.5	0.710
暗光	SIFT	62	81.3	0.098
	SURF	80	82.5	0.060
	UCC-SIFT	43	83.7	1.901
	ADC-UFM	60	85.0	0.712
公开数据 旋转	SIFT	121	84.2	0.293
	SURF	107	83.1	0.061
	UCC-SIFT	62	85.4	1.970
	ADC-UFM	90	85.6	0.732
浑浊	SIFT	172	84.3	0.300
	SURF	195	83.5	0.064
	UCC-SIFT	98	85.7	1.991
	ADC-UFM	120	86.7	0.753

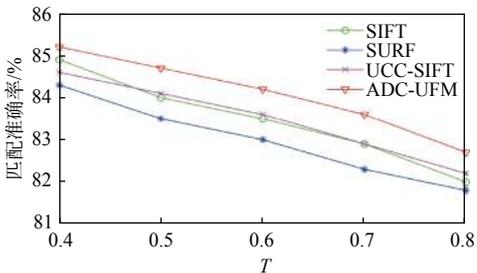
在匹配效率方面,由于采用的是外加深度约束策略,本文所提 ADC-UFM 算法在匹配效率方面要低于无约束策略的 SIFT 和 SURF 算法。但相比 SIFT 特征提取方法,因本文采用了效率更高的 FAST 算子,因此在旋转、浑浊和暗光的水下环境中,其匹配速率高于 UCC-SIFT 算法。

4 结 语

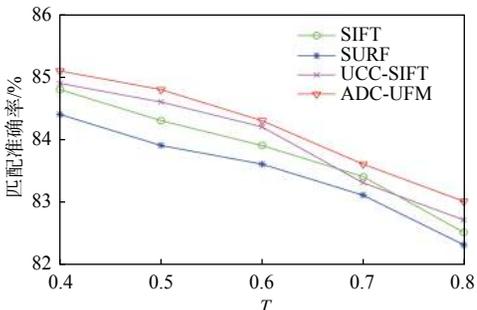
本文提出了一种基于 FAST 与 SIFT 算法相结合的高精度双目水下图像特征匹配方法。通过考虑水下折射率,明显提升了水下匹配约束模型的可用性,能够有效剔除误匹配点对。通过设计自适应阈值选取模块,最大程度地保留了水下图像特征信息的完整性。实验结果和比较分析验证了本文所提出 ADC-UFM 算法的有效性和优越性,为基于双目视觉的三维重建以及测距等提供了新的技术手段。需要指出的是,ADC-UFM 算法在抵抗光照性与匹配效率方面略有不足,还有一定的提升空间。

参考文献:

- [1] KAWAI R, YAMASHITA A, KANEKO T. Three-dimensional measurement of objects in water by using space encoding method[C]//Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe, Japan: IEEE, 2009: 2830-2835.
- [2] BROWN M Z, BURSCHKA D, HAGER G D. Advances in computational stereo[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(8): 993-1008.
- [3] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoint[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [4] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [5] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Washington, DC, USA: IEEE, 2004: 506-513.
- [6] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision (ICCV). Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [7] NEGAHDARIPOUR S, SARAFRAZ A. Improved stereo matching in scattering media by incorporating a backscatter cue[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(12): 5743-5755.



(a) 自建数据



(b) 公开数据

图7 不同算法匹配准确率对比图

Fig. 7 Comparison of matching accuracy of different algorithms

- [8] 李雅倩, 张岩松, 李海滨, 等. 基于深度约束的水下稠密立体匹配[J]. *光子学报*, 2017, 46(7): 0715001-1-0715001-10.
LI Y Q, ZHANG Y S, LI H B, et al. Underwater dense stereo matching based on depth constraint[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, 46(7): 0715001-1-0715001-10 (in Chinese).
- [9] GEDGE J. Underwater stereo matching and its calibration[D]. Edmonton: University of Alberta, 2011.
- [10] FERREIRA R, COSTEIRA J P, SANTOS J A. Stereo reconstruction of a submerged scene[M]//MARQUES J S, PÉREZ DE LA BLANCA N, PINA P. *Pattern Recognition and Image Analysis*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2005: 102-109.
- [11] 张强, 郝凯, 李海滨. 水下环境中基于曲线约束的SIFT特征匹配算法研究[J]. *光学学报*, 2014, 34(2): 0215003-1-0215003-7.
ZHANG Q, HAO K, LI H B. Research on scale invariant feature transform feature matching based on underwater curve constraint[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(2): 0215003-1-0215003-7 (in Chinese).
- [12] 李佳宽, 孙春生, 胡艺铭, 等. 一种基于ORB特征的水下立体匹配方法[J]. *光电工程*, 2019, 46(4): 180456.
LI J K, SUN C S, HU Y M, et al. An underwater stereo matching method based on ORB features[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(4): 180456 (in Chinese).
- [13] CHEN H H, WANG C C, SHIU D C, et al. A preliminary study on positioning of an underwater vehicle based on feature matching of seafloor images[C]//2018 OCEANS-MTS/IEEE Kobe Techno-Oceans (OTO). Kobe, Japan: IEEE, 2018: 1-6.
- [14] ROSTEN E, PORTER R, DRUMMOND T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(1): 105-119.
- [15] 张岩松. 基于深度约束的水下立体匹配研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2017.
ZHANG Y S. Researching on underwater stereo matching based on depth constraint[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2017 (in Chinese).
- [16] 刘士荣, 吴楚, 张波涛, 等. 基于极线约束SIFT特征和粒子滤波的目标跟踪算法[J]. *上海交通大学学报*, 2014, 48(7): 1026-1032, 1038.
LIU S R, WU C, ZHANG B T, et al. A tracking algorithm based on SIFT feature and particle filter with epipolar constraint[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2014, 48(7): 1026-1032, 1038 (in Chinese).
- [17] 李炼, 李维嘉, 吴耀中. 基于红色暗通道先验理论与CLAHE算法的水下图像增强算法[J]. *中国舰船研究*, 2019, 14(增刊1): 175-182.
LI L, LI W J, WU Y Z. An underwater image enhancement algorithm based on RDCP and CLAHE[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2019, 14(Supp 1): 175-182 (in Chinese).
- [18] SKINNER K A, ZHANG J M, OLSON E A, et al. UW StereoNet: unsupervised learning for depth estimation and color correction of underwater stereo imagery[C]//Proceedings of 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal, QC, Canada: IEEE, 2019: 7947-7954.
- [19] SWIRSKI Y, SCHECHNER Y Y. 3D deflicker from motion[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP). Cambridge, MA, USA: IEEE, 2013: 1-9.