

# 基于深度特征提取的深海序列图像拼接网络

赵 帅 张春堂 樊春玲

(青岛科技大学自动化与电子工程学院 青岛 266061)

**摘要:** 利用图像拼接获得海底全景图对了解深海地形地貌具有重要意义。受限于深海环境,海底图像特征模糊,序列图像的连续拼接需要一种稳定、有效的拼接网络。针对上述问题,本研究提出一种结合改进 ALIKED(ALKED-P)和 LightGlue 的深海序列图像拼接网络 AP-LG。首先,用可变形卷积 v2 替代 ALIKED 网络中可变形卷积,引入调节机制,增强网络的特征捕获能力;然后,通过特征金字塔网络实现多尺度特征融合,增强网络对环境变化的鲁棒性;最后,以 LightGlue 特征匹配网络为核心,基于单应性估计策略,实现多张序列图像的连续对齐拼接。实验结果表明,在 UIEBD 和 DISD 数据集上,AP-LG 网络分别以 32.91% 和 49.41% 匹配率使得 86.00% 和 93.60% 的图像对匹配到 100 对以上的有效特征点,所提方法能够稳定提取深海图像特征,有效实现特征匹配,完成深海序列图像拼接。

**关键词:** 图像拼接;特征提取;特征匹配;ALIKED;LightGlue

中图分类号: TN98 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.60

## Deep feature extraction-based sequential image stitching network for deep-sea environments

Zhao Shuai Zhang Chuntang Fan Chunling

(College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

**Abstract:** Obtaining a panoramic view of the seafloor through image stitching is of great significance for understanding deep-sea topography and geomorphology. Due to the challenges posed by the deep-sea environment, seafloor image features are often blurred, making the continuous stitching of sequential images require a stable and efficient stitching network. To address the issue, this paper proposes a deep-sea sequential image stitching network called AP-LG, which combines an improved ALIKED with LightGlue. Firstly, Deformable ConvNets v2 is used to replace the original deformable convolutional networks in ALIKED, introducing an adjustment mechanism to enhance the network's feature capture capability. Then, multi-scale feature fusion is achieved through feature pyramid networks, improving robustness of the network to environmental changes. Finally, LightGlue is employed as the core feature matching network, and based on homography estimation strategies, continuous alignment and stitching of multiple sequential images are achieved. The experimental results indicate that on the UIEBD and DISD datasets, the AP-LG network achieved matching rates of 32.91% and 49.41%, respectively, enabling 86.00% and 93.60% of the image pairs to be matched with over 100 valid feature points. The proposed method can stably extract seafloor image features, achieve feature matching, and effectively complete the stitching of sequential seafloor images.

**Keywords:** image stitching; feature extraction; feature matching; ALIKED; LightGlue

## 0 引言

海底地形地貌的结构、分布、类型及其演化过程是深海资源开发利用的重要参考。然而由于深海的特殊成像条件和复杂环境,自主式水下航行器(AUV)获取的海底图像具有特征模糊的特点,且单幅图像范围小、视野窄,仅仅通过单幅图像不足以正确反映海底地形地貌。图像拼接能够将

具有重叠区域的若干图像按照一定的规则进行变形对齐,最终获得具有更大视野的全景图像<sup>[1]</sup>,是解决海底图像视野受限的有效方法。

传统的图像拼接得益于特征检测算法的发展。自 1988 年 Sun 等<sup>[2]</sup>提出 Harris 特征点检测算法,基于特征的图像拼接方法逐渐发展并成为主流;2004 年, Liu 等<sup>[3]</sup>提出一种基于尺度不变特性变换 (scale-invariant feature

transform, SIFT)的特征提取算法,该算法具有较强的鲁棒性但特征匹配时容易出现误匹配;此后, SURF<sup>[4]</sup>、FAST<sup>[5]</sup>、ORB<sup>[6]</sup>等算法相继被提出,但这几个算法都在一定程度上舍弃了精度和鲁棒性以追求更快的特征检测速度。近年来,SIFT 算法在水下图像拼接方面发挥了重要作用;2015 年,Chen 等<sup>[7]</sup>结合 SIFT 和小波变换完成水下图像拼接,其在复杂环境下的有效性有待验证;2021 年,王昕平等<sup>[8]</sup>基于 SIFT 特征提取和图像增强技术完成水下图像拼接,但其匹配到的有效特征点数量有限,图像拼接质量不佳。

近年来,基于深度学习的特征提取和特征匹配网络不断发展。2018 年,Detone 等<sup>[9]</sup>提出一种完全卷积的深度学习网络 SuperPoint 用以检测关键点并计算描述符,但对于边角信息较少的图像 SuperPoint 提取能力相对较差;2020 年,Tyszkiewicz 等<sup>[10]</sup>基于强化学习的策略梯度,搭建 UNet 架构特征提取网络 DISK,虽然其特征提取十分密集,但特征匹配效果不佳;2023 年,Zhao 等<sup>[11]</sup>提出 ALIKED 网络,通过可变形变换实现更加稳定特征提取;2023 年,Lindenberger 等<sup>[12]</sup>提出 LightGlue 深度学习网络进行快速、准确的特征匹配。

目前,利用深度学习网络进行海底图像拼接的研究还处在发展阶段,Sheng 等<sup>[13]</sup>在 2020 年提出一种基于深度学习的水下图像拼接方案,利用 VGG<sup>[14]</sup>网络提取图像特征,但 VGG 网络在低特征深海图像上的特征提取能力有限。深度学习网络相对于传统算法在特征提取方面能够学习图像高级特征,具有更好的精度和鲁棒性,利用深度学习网络进行图像拼接具有较高的研究价值。

本研究针对深海序列图像拼接问题,提出一种结合

ALIKED-P 和 LightGlue 的深海序列图像拼接网络 AP-LG,该网络能够稳定、有效完成深海图像的特征提取和特征匹配,实现深海序列图像拼接。本文主要做了以下工作:

1)提出一种深海序列图像拼接网络。采用 ALIKED-P+LightGlue 架构实现序列图像的特征提取和特征匹配,基于单应性估计策略实现图像对齐拼接。

2) ALIKED-P 网络。用可变形卷积 v2 (deformable ConvNets v2, DCNv2) 替代 ALIKED 网络中的可变形卷积 (deformable ConvNets, DCN),并用特征金字塔 (feature pyramid networks, FPN) 实现多尺度特征融合。

3) 构建用于图像拼接的深海数据集。本研究以马里亚纳海沟视频为基础,结合图像处理技术构建了一个用于图像拼接的深海数据集 (deep-sea image stitching dataset, DISD)。

## 1 AP-LG 深海序列图像拼接网络

AP-LG 网络模型主要包括两部分:改进的 ALIKED-P 可变形特征提取和以 LightGlue 特征匹配为核心的图像对齐。

深海序列图像拼接主要目的是将序列图像按照一定的对应关系进行依次对齐,完成图像拼接。首先,将序列图像依次输入到 ALIKED-P 模块中,以获得每个图像的特征关键点和描述符;然后,将每相邻两图像的特征关键点和描述符依次输入 LightGlue 网络中进行特征匹配,根据特征匹配计算单应性矩阵<sup>[15]</sup>,以中间图像为基准依次向两侧对齐,通过图像间单应性矩阵运算实现序列图像拼接。AP-LG 网络可以适应不同数量的序列图像,实现对若干张序列图像的拼接。AP-LG 网络结构如图 1 所示。

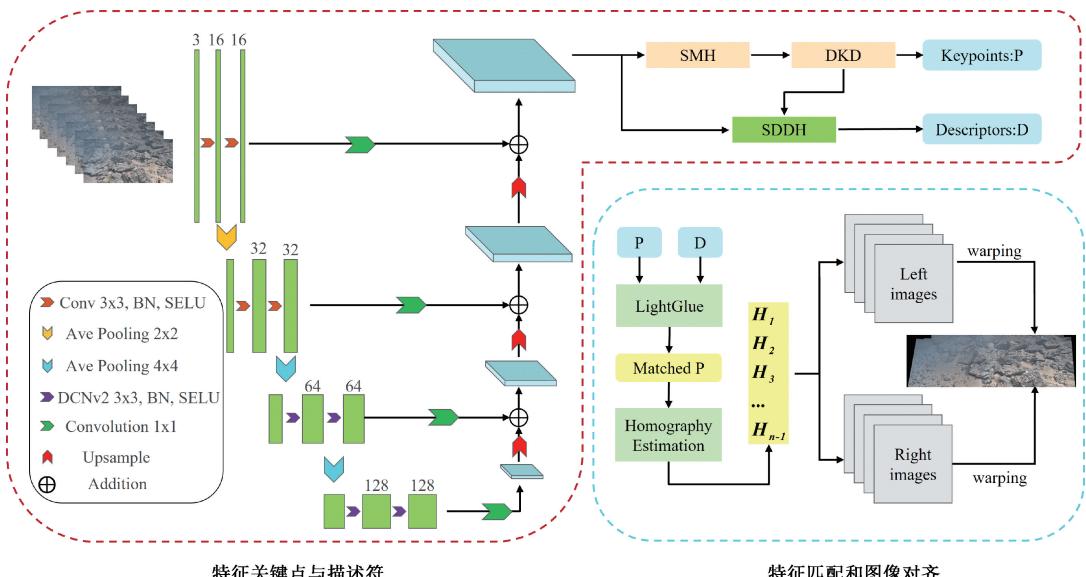


图 1 AP-LG 深海序列图像拼接网络结构

Fig. 1 AP-LG deep-sea sequence image stitching network structure

## 1.1 基于 ALIKED-P+LightGlue 架构

ALIKED 特征提取网络通过类 U-Net<sup>[16]</sup>结构的特征编码器提取输入图像特征,然后计算特征分数图(score map head, SMH),可微分关键点检测(differentiable keypoint detection, DKD)模块根据特征分数图输出关键点,引入稀疏可变形描述符(sparse deformable descriptor head, SDDH)模块,提取可变形的不变描述符。该网络可以实现具有较强鲁棒性的关键点和描述符提取。

LightGlue 是基于深度学习的局部特征匹配方法,该网络接收图像对的关键点和描述符作为输入,通过多层自注意力<sup>[17]</sup>和交叉注意力<sup>[18]</sup>,增强特征描述符,最后通过计算相似度和可匹配性得到匹配关键点、描述符和匹配分数。LightGlue 具有自适应的特性,可以根据图像对的难度对注意力层数进行灵活调整。

本研究针对深海图像,改进 ALIKED 网络特征编码器卷积层和特征融合方式,增强特征提取能力,提取图像的可靠关键点和可变形描述符;基于 ALIKED-P+LightGlue 架构的 AP-LG 网络,能够实现稳定且有效的特征提取和匹配,进而实现准确的图像拼接,ALIKED-P+LightGlue 架构如图 2 所示。

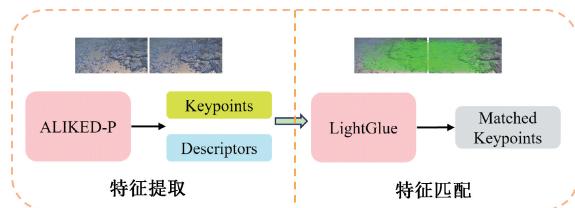


图 2 ALIKED-P+LightGlue 核心架构

Fig. 2 Core architecture of improved ALIKED-P+LightGlue

## 1.2 可变形卷积 v2

深海图像具有特征模糊、形状复杂的特点,卷积层使用固定形状和位置的卷积核,对于不规则形状的海底图像,其局部特征的捕捉能力较弱。DCN<sup>[19]</sup>网络通过学习采样位置偏移量,寻找有效信息的区域位置,但 DCN 有可能引入了无用的上下文来干扰特征提取。本文将 ALIKED 网络编码器中 DCN 替换为 DCNv2<sup>[20]</sup>,DCNv2 在 DCN 的基础上引入权重系数,给有效位置赋予权重,保证有效信息的准确提取。DCNv2 结构如图 3 所示。

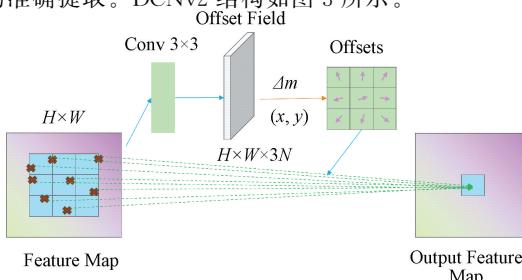


图 3 DCNv2 原理图

Fig. 3 DCNv2 schematic diagram

DCNv2 首先通过一个作用在输入特征图的卷积操作得到一组卷积核偏移的预测结果。这个偏移特征图的尺寸和输入特征图保持相同。偏移特征图的通道数为 3N,其中 3 是指偏移量  $(x, y)$  和权重系数  $\Delta m$ ,N 是卷积核的像素个数。DCNv2 的计算过程如式(1)所示。

$$y(P_o) = \sum_{P_n \in R} w(P_n) \cdot x(P_o + P_n + \Delta P_n) \cdot \Delta m_n \quad (1)$$

式中:  $R$  表示采样网格,  $P_o$  表示当前采样点,  $P_n$  表示  $R$  中所有采样点,  $\Delta P_n$  表示偏移量,  $\Delta m_n$  表示权重系数。

## 1.3 FPN 特征融合

FPN 通过对卷积神经网络中不同层次的特征进行融合,以实现对多尺度特征的充分利用。本文利用 FPN 特征融合<sup>[21]</sup>把具有更强语义信息的高层特征图进行上取样,然后把该特征横向连接至前一层特征,实现高低层的特征融合,保留更多细节信息。FPN 结构如图 4 所示。

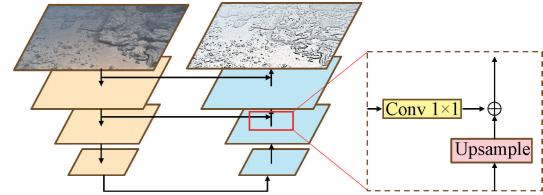


图 4 FPN 结构图

Fig. 4 FPN structure diagram

## 2 数据集与实验环境

DISD 自建数据集属于深海类水下图像数据集。DISD 图像来源为 AUV 拍摄的马里亚纳海沟视频,对视频进行抽帧筛选以后得到 2 500 对海底图像,主要场景为深海海底地形地貌。针对原始图像存在的特征模糊、色偏较大问题,结合同态滤波、MSRCP 和白平衡 3 种算法进行图像增强后组成 DISD 数据集。图像增强算法原理如图 5 所示。

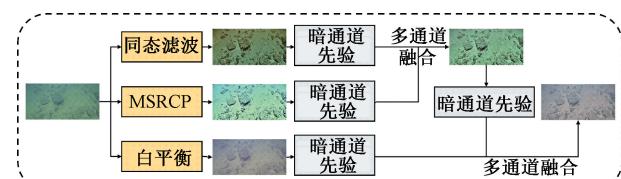


图 5 图像增强算法原理图

Fig. 5 DCNv2 schematic diagram

UIEBD 数据集由 Li 等<sup>[22]</sup>发布于 2019 年,其包含 950 张水下图像,属于浅海类水下图像数据集。其拥有多样化水下场景,有助于验证 AP-LG 网络特征提取的泛化能力;同时本文对 UIEBD 数据集的图像进行整理,得到可用于图像拼接的 50 对图像,包含海底地形、珊瑚、鱼类等水下场景和生物,有助于验证 AP-LG 网络特征匹配的泛化能力。

实验环境为 Windows 11 64 位操作系统, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090,16 GB 内存,基于 Pytorch 深

度学习框架,使用 Python3.6 语言编写程序。DISD 数据集包含 2 500 对深海图像,其中(训练集:验证集):测试集=(9:1):2,使用  $\beta=0.9$  和 0.999 的 Adam 优化器。

### 3 实验结果分析

#### 3.1 评价指标

本节将从 ALIKED-P 网络稳定性和鲁棒性、AP-LG 特征匹配的有效性、AP-LG 网络结果可视化 3 个方面分析 AP-LG 拼接网络。主要的客观评价指标有:

1) 特征点数量(number of keypoint, NK)。NK 为在特征检测和提取过程中算法得到的图像特征点的数量,NK 能在一定程度上反映网络的特征提取能力,但其值并不能决定网络的优劣,是一种中性指标。

2) 特征点重复率<sup>[23]</sup>(repeatability of keypoint, RK)。RK 是一种特征点检测器评价指标,表示特征点检测器在同一位置检测出相同特征点的能力。特征点检测器的重复率越高,说明它在不同条件下的检测稳定性和鲁棒性越好,这对后续的特征匹配至关重要。本文通过人工标记特征点获得高精度单应性矩阵,完成单应性变换后,计算符

合要求特征点数占特征点总数的比例。

3) 特征点检测速度(Speed)。Speed 表示每张图片执行特征点检测算法的时间,以“s/张”为单位,速度越快,表示算法在实际应用中的效率越高。

4) 匹配率<sup>[24]</sup>(matching ratio, MR)。MR 表示匹配特征点占检测特征点的比率,其反映了特征点和描述符的有效性。MR 值越高,表示网络提取有效特征点的能力越强。

5) 匹配特征点区间分布。对于多张序列图像的连续拼接,只有拥有稳定的匹配特征点数量才能保证拼接过程的顺利进行。匹配特征点在低数量区间分布比例越小,表示拼接网络越稳定。

#### 3.2 ALIKED-P 网络

本小节引入 SIFT 特征检测算法和 SuperPoint、DISK、ALIKED 特征提取网络,在 DISD 测试集和 UIEBD 数据集上进行特征点检测实验和消融实验,统计检测特征点数量和特征点检测速度,并计算特征点检测的重复率,结果如表 1 所示。其中 ALIKED-1 表示只添加 DCNv2 的改进网络,表 1 中各项数值均为平均值。

表 1 特征点检测器提取特征点数量、重复率和检测速度

Table 1 The number, repeatability and speed of keypoints of feature detector

数据集	指标	算法/网络					
		SIFT	SuperPoint	DISK	ALIKED	ALIKED-1	ALIKED-P
DISD	NK	4 642	1 148	8 648	2 096	2 144	2 218
	RK	43.42%	41.58%	42.45%	<b>48.32%</b>	50.52%	<b>51.87%</b>
	Speed	0.24	0.35	1.54	0.74	0.75	0.79
UIEBD	NK	4 887	1 807	8 854	2 176	2 266	2 306
	RK	69.47%	50.38%	<b>73.35%</b>	68.91%	70.03%	<b>70.46%</b>
	Speed	0.32	0.53	2.06	0.95	0.97	1.08

表 1 数据表明,在特征点检测数量方面,SIFT 作为具有代表性的传统特征检测算法,特征点检测数量良好;DISK 作为一种密集特征点检测器,特征点检测数量在比较算法和网络中表现最好;SuperPoint 网络在不规则特征较多的深海图像检测中表现相对一般;本文的 ALIKED-P、ALIKED-1 网络特征点检测数量较 ALIKED 均有所提升,虽然数量相对 DISK 和 SIFT 少一些,但足以满足拼接需求。数量较少的主要原因在于 ALIKED-P 作为一种稀疏特征点检测网络,其主要特点不在于密集特征提取,而在于可靠特征点的检测和可变形描述符的提取,图 6 可可视化结果中 AP-LG 网络检测特征点的分布和匹配特征点的数量也印证了此结论。

在重复率方面,ALIKED-1 和 ALIKED-P 网络较 ALIKED 网络,在 DISD 测试集上分别提升了约 2.20% 和 3.55%,在 UIEBD 数据集上分别提升了约 1.12% 和 1.55%;和其他网络相比,在 DISD 测试集上 ALIKED-P 网

络表现最佳,在 UIEBD 数据集上 ALIKED-P 仅略逊于 DISK 网络。

在检测速度方面,SIFT 传统算法较快;在深度学习算法中,SuperPoint 检测速度相对较快,DISK 相对较慢,ALIKED-P 相对 ALIKED 速度小幅下降,主要原因是 FPN 特征融合模块降低了检测效率。

综合表 1 数据可知,对于深海图像的特征点检测,ALIKED-P 网络效率适中,其能在提取到较多特征点的基础上,拥有更高的重复率,具有较好的特征检测稳定性和鲁棒性。

#### 3.3 AP-LG 网络特征匹配

以 LightGlue 为特征匹配网络,比较 SIFT 特征提取算法和 SuperPoint、DISK、ALIKED、ALIKED-P 网络与 LightGlue 匹配器的组合性能。特征匹配率和匹配特征区间分布的结果如表 2 和表 3 所示,部分图像的特征提取和特征匹配的可视化效果如图 6 所示。

表 2 特征匹配数和匹配率

Table 2 Feature matching number and matching rate

数据集	指标	算法/网络				
		SIFT	SuperPoint	DISK	ALIKED	AP-LG
DISD	NK	4 642	1 148	8 648	2 096	2 218
	匹配数	1 479	409	1 849	962	1 096
	MR	31.86%	35.63%	21.38%	45.96%	<b>49.41%</b>
UIEBD	NK	4 887	1 807	8 865	2 174	2 267
	匹配数	1 138	455	2 125	691	746
	MR	23.28%	25.18%	23.97%	31.78%	<b>32.91%</b>

表 3 匹配特征数区间分布

Table 3 Interval distribution of feature matching numbers

%

数据集	网络	匹配特征数范围				
		0~10	10~20	20~50	50~100	>100
DISD	SIFT+LightGlue	14.20	5.40	3.20	1.40	75.80
	DISK+LightGlue	17.00	2.20	1.00	1.00	78.80
	SuperPoint+LightGlue	2.80	3.60	5.40	11.00	77.20
	ALIKED+LightGlue	1.60	1.80	2.00	1.40	93.20
	AP-LG	<b>0.60</b>	<b>1.40</b>	2.40	2.00	<b>93.60</b>
UIEBD	SIFT+LightGlue	8.00	4.00	2.00	2.00	84.00
	DISK+LightGlue	10.00	4.00	2.00	0	84.00
	SuperPoint+LightGlue	4.00	<b>2.00</b>	4.00	6.00	84.00
	ALIKED+LightGlue	4.00	4.00	4.00	4.00	84.00
	AP-LG	<b>2.00</b>	<b>2.00</b>	4.00	6.00	<b>86.00</b>

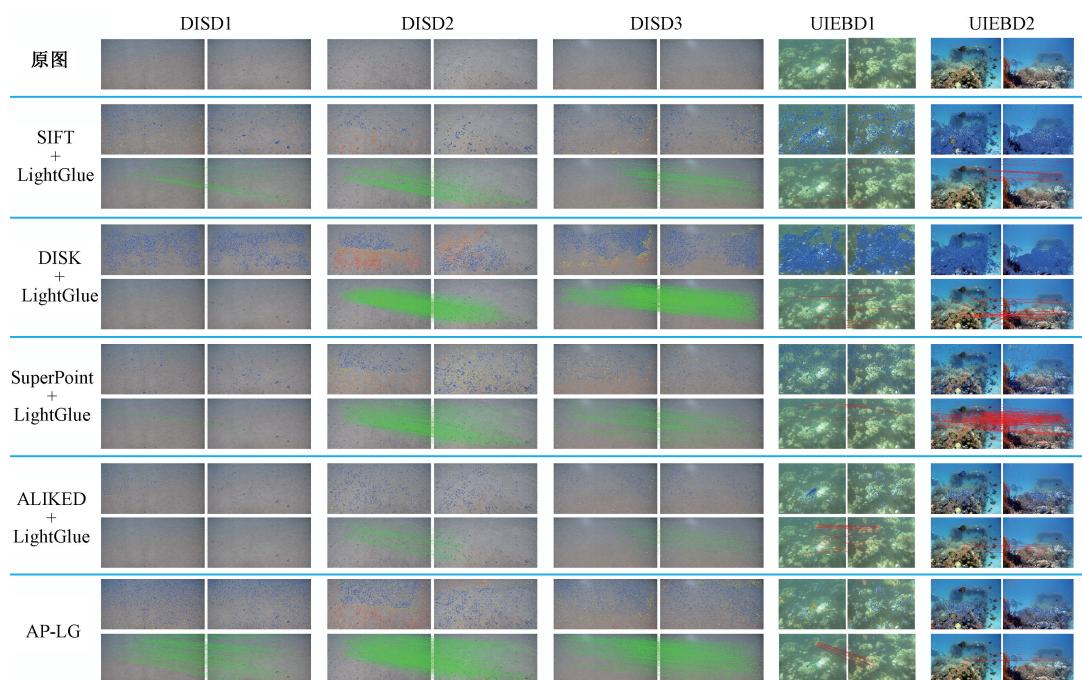


图 6 AP-LG 网络与其他网络的特征提取点(上)和特征匹配点(下)可视化结果对比

Fig. 6 Comparison of the results of feature extraction points (up) and feature matching points (down) between AP-LG and other networks

表2数据表明,在DISD和UIEBD数据集上,AP-LG网络都有较高的特征匹配率,这说明AP-LG网络提取有效特征的能力较强。基于密集特征提取的DISK+LightGlue的组合特征对匹配数平均值最高,但是匹配特征率较低,且结合表3数据不难发现,DISK+LightGlue的特征匹配方案在一些图像中无法匹配到足够的特征对用于计算可靠、有效的单应性矩阵。

在单应性估计中,影响单应性矩阵精确度和可靠性主要因素之一是特征对数量。表3数据表明,DISK+LightGlue的特征匹配方案,在DISD的500对测试集图像中,匹配特征对数量小于10的占比约17.00%,小于100的占比约21.20%;即在500对图像中存在85对图像匹配特征数小于10,106对图像特征匹配数小于100;SIFT+LightGlue和SuperPoint+LightGlue的特征匹配方案,匹配特征数小于100的占比也都在20%以上,稳定性和可靠性不足;ALIKED+LightGlue具有较好表现,AP-LG网络在ALIKED+LightGlue的基础上进一步减少了0~20区间内的低匹配数占比,进一步提高网络稳定性和有效性。在UIEBD的50对图像中,AP-LG网络有43对图像匹配特征数大于100,占比较高;仅有2对图像匹配特征点数量小于20,占比较低,进一步验证了AP-LG网络的稳定性和有效性。

图6的可视化结果中,图像DISD1、DISD2、DISD3反映出AP-LG在特征点较少、特征不明显情况下较其他网络能够实现更为稳定的、有效的特征提取,通过LightGlue

网络实现较多数量的特征匹配;在图像UIEBD1中,其他对比算法或网络均出现误匹配,只有AP-LG完成正确的特征匹配并匹配到较多特征点,这说明在复杂情况下,AP-LG能够提取更具有代表性的可变形特征,完成有效的特征匹配;在UIEBD2中,SIFT、DISK、SuperPoint容易受到周围动态物体(鱼类、潜水员)的干扰,提取特征点的匹配效果不佳,AP-LG能够在一定程度上降低干扰的影响,具有较好稳定性。

综合表2、表3和图6可以得出结论,AP-LG网络具有较高的正确匹配率和较低的无效匹配数,其可变形特征提取能力能够在低特征、大形变、多干扰等情况下稳定提取特征,实现有效特征匹配。

### 3.4 深海序列图像拼接效果

在本章前两节中,验证了基于深度特征提取的AP-LG网络在深海图像上具有稳定、有效的特征提取和特征匹配能力。本节将进一步验证AP-LG在深海序列图像拼接中的稳定性和有效性。

运用基于深度特征提取的AP-LG网络进行多组不同场景海底序列图像拼接实验,部分实验结果如图7和图8所示,3组序列图像分别来自不同的海底地形地貌场景,待拼接图像数量分别是5、6、7张。在不同场景下的多张图像连续拼接中,图像之间均无出现明显的特征错位和图像不齐现象。图7和图8详细展示了3组序列图像基于AP-LG网络的特征提取结果、特征匹配结果和图像拼接效果。

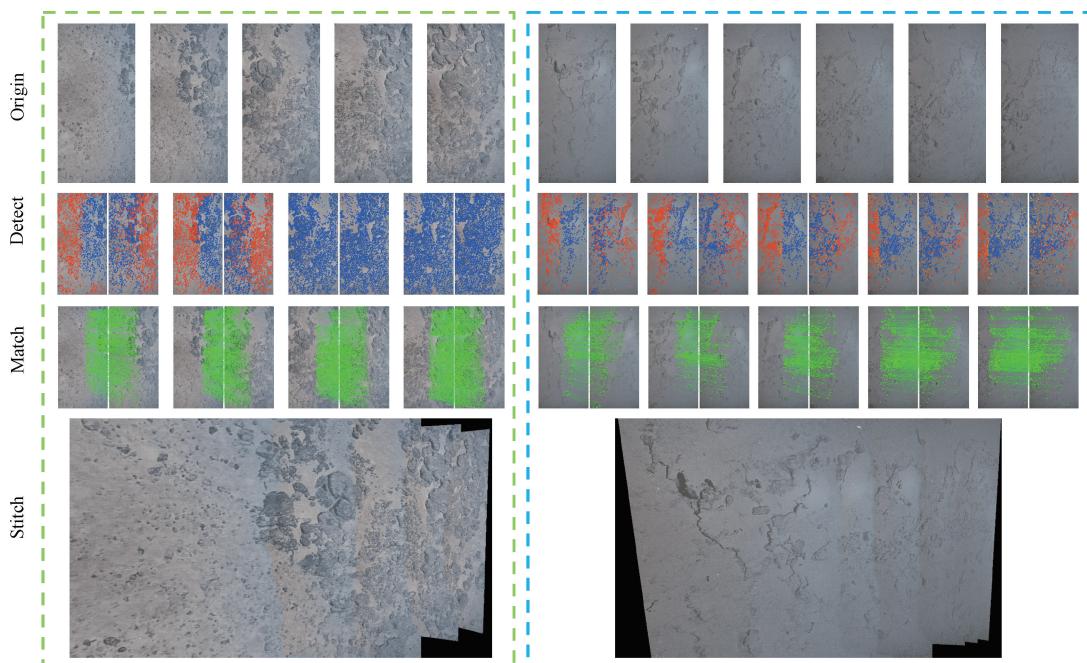


图7 海底序列图像拼接结果(5张、6张)

Fig. 7 Seafloor sequence image stitching result (5 images and 6 images)

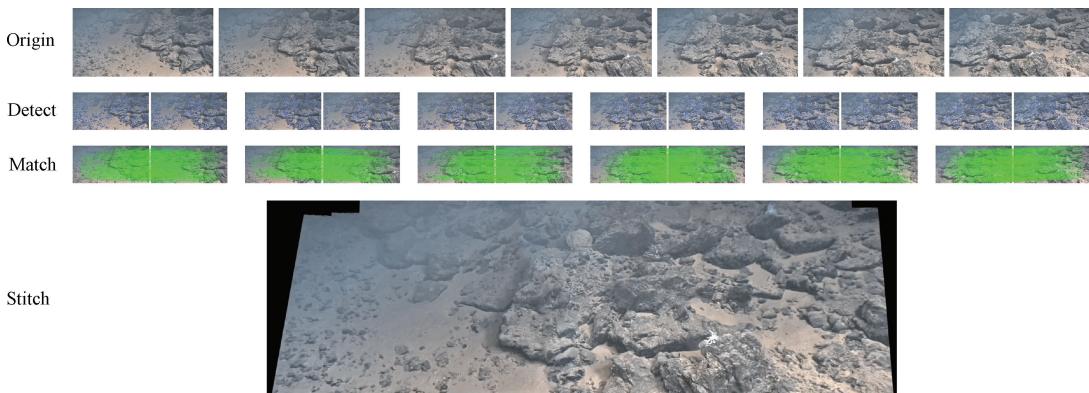


图 8 海底序列图像拼接结果(7 张)

Fig. 8 Seafloor sequence image stitching result (7 images)

图 7 和图 8 结果可知,AP-LG 拼接网络适用于多种海底场景,能够自适应输入图像的数量,稳定、有效地完成多种海底序列图像拼接。

## 4 结 论

针对低特征海底序列图像拼接问题,本文提出一种基于深度特征提取的海底序列图像拼接网络 AP-LG。AP-LG 网络以 ALIKED-P 为特征提取网络,在 ALIEKD 网络的基础上,引入 DCNv2 卷积层和 FPN 特征融合,增强特征提取能力;结合 LightGlue 特征匹配网络和单应性估计算法,通过单应性变换实现序列图像连续对齐拼接。

实验结果表明,ALIKED-P 特征提取网络在 DISD 测试集和 UIEBD 数据集上都有较高的特征点重复率,表现出较为稳定的特征提取能力和较强的鲁棒性;AP-LG 网络在 UIEBD 和 DISD 中分别以 32.91% 和 49.41% 匹配率使得 86.00% 和 93.60% 的图像对匹配到 100 对以上的有效特征点,具有较高的稳定性和有效性;结合最后的序列图像拼接结果,表明该网络能够稳定、有效地完成不同场景下海底序列图像之间特征提取、特征匹配和对齐拼接。

目前 AP-LG 网络虽然展现出一定的优势,但受限于海洋类数据集的稀少,网络训练难度较大。下一步将考虑通过图像增广扩充数据集,进一步加强网络模型的性能。

## 参考文献

- [1] 崔晨阳, 方宇, 高玮玮, 等. 基于 AKAZE 和 PROSAC 的风机叶片裂纹图像拼接方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(7): 177-183.
- [2] CUI CH Y, FANG Y, GAO W W, et al. Wind turbine blade crack image stitching method based on AKAZE and PROSAC[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(7): 177-183.
- [3] LIU Y, TIAN J W, HU R R, et al. Improved feature point pair purification algorithm based on SIFT during endoscope image stitching [J]. Frontiers in Neurorobotics, 2022, 16: 840594.
- [4] AN Q, CHEN X J, WU SH S. A novel fast image stitching method based on the combination of SURF and cell[J]. Complexity, 2021(1): 9995030.
- [5] 聂婷, 郝贤鹏, 付天骄, 等. 基于改进 FAST 特征匹配的电子稳像算法[J]. 电子测量技术, 2015, 38(11): 42-45.
- [6] NIE T, HAO X P, FU T J, et al. Electronic image stabilization based on improved FAST feature matching[J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(11): 42-45.
- [7] ZHANG G X, QIN D Y, YANG J Q, et al. UAV low-altitude aerial image stitching based on semantic segmentation and ORB algorithm for urban traffic[J]. Remote Sensing, 2022, 14(23): 6013.
- [8] CHEN M M, NIAN R, HE B, et al. Underwater image stitching based on SIFT and wavelet fusion[C]. Oceans 2015-Genova IEEE, 2015.
- [9] 王听平, 张森林, 刘妹琴, 等. 基于多尺度图像融合和 SIFT 特征的水下图像拼接研究[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(5): 213-217, 230.
- [10] WANG X P, ZHANG S L, LIU M Q, et al. Underwater image stitching based on Multi-scale image fusion and SIFT feature [J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(5): 213-217, 230.
- [11] DETONE D, MALISIEWICZ T, RABINOVICH A. Superpoint: Self-supervised interest point detection and description[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2018, 224-236.
- [12] TYSZKIEWICZ M, FU A P, TRULLS E. DISK: Learning local features with policy gradient [J].

- Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 54-65.
- [11] ZHAO X M, WU X M, CHEN W H, et al. Aliked: A lighter keypoint and descriptor extraction network via deformable transformation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-6.
- [12] LINDENBERGER P, SARLIN P E, POLLEFEYS M. Lightglue: Local feature matching at light speed [C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 17627-17638.
- [13] SHENG M W, TANG S Q, CUI ZH, et al. A joint framework for underwater sequence images stitching based on deep neural network convolutional neural network [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17 (2), DOI: 10.1177/1729881420915062.
- [14] TABRIZCHI H, PARVIZPOUR S, RAZMARA J. An improved VGG model for skin cancer detection[J]. Neural Processing Letters, 2023, 55(4): 3715-3732.
- [15] LUO Y H, WANG X Y, LIAO Y H, et al. A review of homography estimation: Advances and challenges [J]. Electronics, 2023, 12(24): 4977.
- [16] HONG ZH H, FAN Z Y, ZHOU R Y, et al. Pyramidal image segmentation based on U-Net for automatic multiscale crater extraction[J]. Sensors & Materials, 2022, 34(1): 237-250.
- [17] WANG Y, YANG G C, LI SH B, et al. Arrhythmia classification algorithm based on multi-head self-attention mechanism[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 79: 104206.
- [18] ATES G C, MOHAN P, CELIK E. Dual cross-attention for medical image segmentation [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 126: 107139.
- [19] QIU ZH, YUAN L, LIU L H, et al. Generative image inpainting with dilated deformable convolution[J]. Journal of Circuits, Systems and Computers, 2022, 31(6): 2250114.
- [20] HUANG M, MI W K, WANG Y M. EDGS-YOLOv8: An improved YOLOv8 lightweight UAV detection model[J]. Drones, 2024, 8(7): 337.
- [21] XIE J, PANG Y W, NIE J, et al. Latent feature pyramid network for object detection [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2022, 25: 2153-2163.
- [22] LI CH Y, GUO CH L, REN W Q, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 76-89.
- [23] CHRISTIANSEN P H, KRAGH M F, BRODSKIY Y, et al. Unsuperpoint: End-to-end unsupervised interest point detector and descriptor [J]. ArXiv preprint arXiv: 1907. 04011, 2019.
- [24] 李炳超, 王军, 李海丰, 等. 弱纹理飞机蒙皮曲面图像特征匹配及拼接[J]. 电子测量技术, 2024, 47(5): 124-132.
- LI B CH, WANG J, LI H F, et al. Weak texture aircraft skin curved image feature matching and stitching [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(5): 124-132.

## 作者简介

赵帅,硕士研究生,主要研究方向为智能感知与信息处理。

E-mail: 2022040024@mails.ust.edu.cn

张春堂(通信作者),副教授,硕士生导师,主要研究方向为深度学习、图像处理、模式识别、检测技术与智能装置。

E-mail: zct1999@163.com

樊春玲,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为图像信息处理技术和多相流传感系统与流体流动。

E-mail: chunlingfan@ust.edu.cn