文章编号:1674-2974(2024)12-0098-09 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2024287

基于潜水器观测影像的深海底质图像拼接方法

丁忠军[1,2,4],王兴宇[1,2†],刘晨[2,3],马广洋[1,2],李德威[1,2]
(1. 山东科技大学 海洋科学与工程学院, 山东 青岛 266590;
2. 国家深海基地管理中心, 山东 青岛 266237;
3. 山东科技大学 电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590;
4. 哈尔滨工程大学 船舶工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要:深海潜水器的视野通常有限,仅凭单个视野的视频图像难以全面地观察周围海底情况,这为研究人员了解海底底质的整体分布增加了难度.针对上述问题,提出了一种基于深海潜水器影像的海底底质图像快速拼接方法.首先,基于通道补偿的图像增强技术对视频帧的红色通道进行校正,并进行亮度增强和CLAHE处理.接着,利用CUDA加速的SURF算法提取特征点和描述符,利用KD树算法初步匹配前后帧的特征点.然后,采用KNN分类算法消除误匹配,对筛选后的匹配点进行帧间运动估计,通过变换矩阵生成底图并拼接前后帧.最后,融合特征点坐标与帧间运动信息.重复上述过程,生成连续的拼接图像.实验验证采用"蛟龙号"在某航次获取的视频图像进行拼接处理,结果表明该方法具有较好的拼接效果,验证了其技术的可行性.

关键词:深海潜水器;海底底质图像;水下图像增强;快速图像拼接
中图分类号:TP391 **文献标志码**:A

Image Mosaic Method of Deep-sea Substrate Based on Submersible Observation Images

DING Zhongjun[1,2,4], WANG Xingyu[1,2†], LIU Chen[2,3], MA Guangyang[1,2], LI Dewei[1,2]
(1. College of Ocean Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;
2. National Deep Sea Center, Qingdao 266237, China;
3. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;
4. College of Shipbuilding Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: The field of vision of deep-sea submersibles is usually limited, and it is difficult to comprehensively observe the surrounding seabed through the video image of a single field of vision, which makes it more difficult for researchers to understand the overall distribution of seabed substrate. To solve the above problems, this paper proposes a fast stitching method of seabed substrate image based on the deep-sea submersible image. Firstly, the red

* **收稿日期**:2023-12-09
基金项目:国家重点研发计划资助项目(2017YFC0306600, 2021YFC2802100), National Key Research and Development Program of China (2017YFC0306600, 2021YFC2802100);山东省重点研发计划项目(2020JMRH0101), Key Research and Development Program of Shandong Province(2020JMRH0101)
作者简介:丁忠军(1974—),男,山东德州人,山东科技大学教授,博士
† 通信联系人,E-mail: wang20000331@163.com

channel of the video frame is corrected based on the image enhancement method of channel compensation, and the brightness enhancement and CLAHE processing are carried out. Secondly, the CUDA accelerated SURF algorithm is used to extract feature points and descriptors, and the KD tree algorithm is used to initially match the feature points of the front and back frames. Then, the KNN classification algorithm is used to eliminate the mismatching, and the interframe motion estimation is carried out for the screened matching points. The base map is generated through the transformation matrix and the front and rear frames are spliced. Finally, the feature point coordinates and interframe motion information are fused, and the above process is repeated to generate a continuous mosaic image. The video images obtained by "Jiaolong" in a certain voyage are used for mosaic processing experiments. The results show that this method has a good mosaic effect, and its feasibility is verified.

Key words: deep-sea submersible; seafloor substrate image; underwater image enhancement; fast image stitching

深海底质是深海生态系统和地质环境的重要组成部分，蕴藏着丰富的生态、地质与资源等信息. 载人潜水器作为深海探测的常规手段，在深海底质研究中起到了重要作用[1]. 近年来，随着水下摄影技术的进步，以“蛟龙号”为代表的潜水器为深海底质研究提供了大量的视频数据. 然而，目前对视频数据的提取方式大多为人工处理，由于数据量十分庞大，且单幅视频图像只能获取和记录有限距离和视角内的信息[2]，难以完整地展现海底的空间结构和地貌特征，为提取底质的多尺度信息增加了难度. 因此，需要对底质图像进行快速高质量拼接，以获取更加全面和连续的深海观测数据，使工作人员可以快速直观地提取海底信息[3].

在水下图像拼接领域，国内外已有大量研究. 在国外，Haywood[4]最早提出利用计算机辅助图像拼接，但该方法需要人工搜索图像特征，导致自动化程度较低，难以处理大量数据. Marks 等[5]提出了一种实时的底质图像拼接方法，但该方法对于相机位姿与光源设定提出了很高的要求，在深海场景下有一定局限性. Leone 等[6]提出了一种高度自动化的深海图像拼接方法，但该方法采用逐帧拼接的策略，导致实时性较差. Elibol 等[7]提出了一种基于多机器人的水下大面积视觉映射的图像拼接算法，但拼接精度需要高度依赖机器人的运动估计. Jatmiko 等[8]验证了 BRISK 特征点检测算法在水下图像拼接的有效性，但其所采用的二进制描述子在处理大尺度图像时需要使用更多的位数来表示特征点，从而导致计算和存储的开销增加. 国内对于水下图像拼接的研究起步较晚，但近年来研究成果逐渐丰富. 贺彬等[9]提出了一种基于多视点图像的拼接方法，但该方法依赖图像本身的质量，导致拼接精度较差. 谢雨来等[10]对水下图像进行预处理，提出了一种基于 SURF(speeded-up robust feature)的水下图像配准方法，该方法在浅水区域进行实验验证，但所提图像预处理方法在深海环境中并不完全适用. 王昕平等[11]提出基于改进 SIFT(scale-invariant feature transform)的水下图像拼接方法，大大增加了计算复杂度，缺乏实时性. 欧阳婷[12]利用基于金字塔网格的 ORB(oriented FAST and rotated BRIEF)算法进行多金属结核图像拼接，但忽略了深海环境下人工光源对图像色彩的影响，导致提取的特征点的质量有较大不确定性. 虽然现有的水下图像拼接方法已经足够实现底质图像拼接，但大都以水下三维空间为研究模型，采用多参数的仿射变换或透视变换进行图像配准，难以平衡拼接的鲁棒性与实时性.

通常情况下，对于深海视频数据中底质信息的提取为离线进行，但由于数据量过于庞大，实时性对于拼接方法依然十分重要. 因此，本文基于深潜器抵近海底进行走航观测的特点，将所拍摄视频的维度近似为二维平面，依据深海成像模型对视频图像进行预处理，对相邻取样帧进行特征点检测与匹配后，用计算量较小的平移变换方法进行图像拼接，并改进了取样帧之间的拼接逻辑，兼顾拼接的实时性与准确性. 该方法以深潜器拍摄到的底质视频为输入，输出海底底质图像的全景大图，实现了端到端的视频数据处理，为研究人员通过深潜器挖

掘深海底质信息提供了一种有效的框架.

1 方法流程

基于潜水器所拍摄到的深海底质视频,本文设计了一种快速且高质量的深海底质图像拼接处理方法,旨在为研究人员提供更直观的科研信息.首先,依据潜水器的速度信息设定视频帧的取样间隔,基于深海人工光源下的成像模型对视频帧进行预处理.其次,使用CUDA加速的SURF算法提取特征点,并采用KD树算法进行特征点匹配.然后,采用KNN分类算法对异常匹配进行筛选,估计前后取样帧之间的平移向量,进而得到后帧平移变换后的拼接大图.本文方法的整体流程如图1所示.

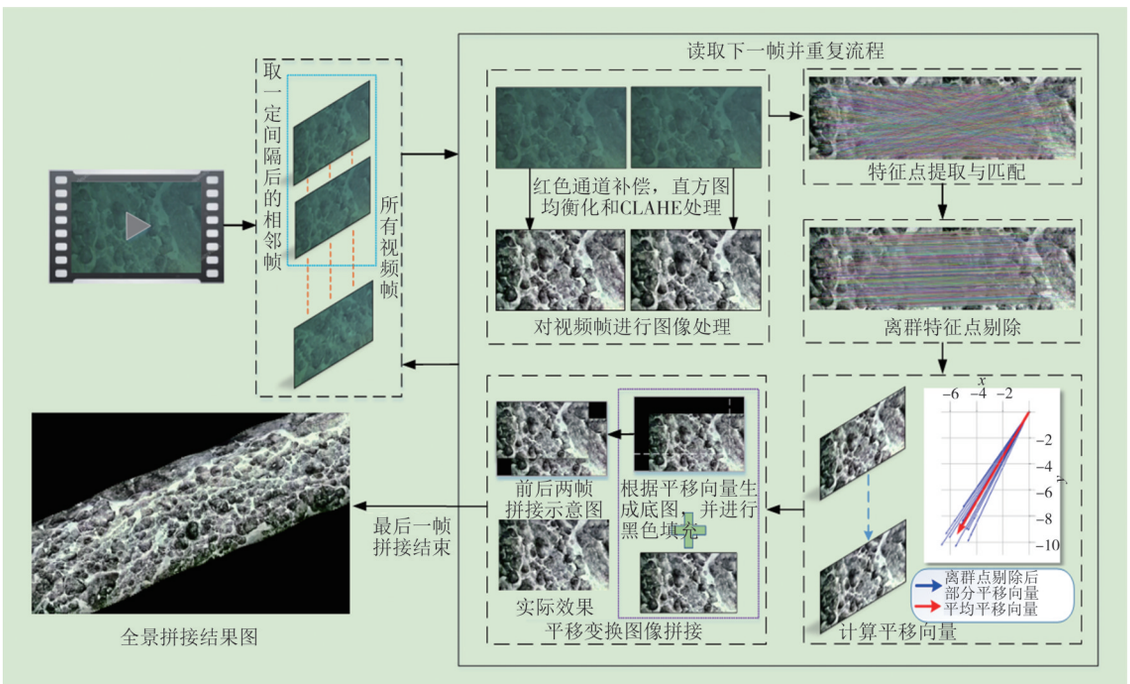


图1 本文方法流程图

Fig.1 Flow chart of this paper method

2 图像预处理

在深海图像拼接工作中,特征点的数量与鲁棒性极为重要,直接影响着图像配准的质量.然而,在深海场景下几乎没有自然光线,水下成像高度依赖于人工光源,这导致深海图像存在色彩失真、对比度低等问题,难以稳定地提取高质量特征点.根据Jaffe-McGlamery水下成像模型[13],基于主动光照的深海图像退化模型可以表示为:

$$I_c(x) = P_c(x) \times r_c(x) + B_c\left[1 - r_c(x)\right] \tag{1}$$

式中:I为实际图像,P为真实图像,r为光的透射率,B为背景光,c为颜色通道.

通常情况下红光波长相对较长,更容易被水分子吸收和散射,导致其在水中传播的透射率r较低.因此,在深海成像模型中,红光往往会发生更强烈的衰减,使得深海图像呈现出蓝绿色调,导致图像色彩失真.此外,背景光的不均匀分布会导致图像部分区域出现阴影,进而影响图像的亮度与对比度.

针对上述分析的问题,本文提出了一种深海场景下基于通道补偿的图像增强的方法,以获得具有高质量特征点的图像.具体步骤如下:

step1:基于绿色通道对红色通道进行补偿,解决图像的色彩失真问题.

step2:将图像转换到YUV颜色空间,对Y通道进行直方图均衡化,提高图像的亮度与对比度.

step3:将图像转换到RGB颜色空间,采用CLAHE(contrast limited adaptive histogram equalization)算法处理图像的RGB三通道,进一步修复图像中的细节信息,得到增强后的图像.

2.1 红色通道补偿

随着光在水中传输距离的增加,不同颜色的光由于波长的差异会发生不同程度的衰减,导致图像色偏严重.相对而言,与蓝绿通道相比,红色通道在

水下损失较大.因此,需要增强图像的红色通道,通过补偿红色通道来减小光线透射率对成像的影响.由于图像中的不同像素点光衰减程度不一,若对图像的红色通道进行整体线性补偿会导致颜色分布不均.而在灰度世界法的假设下,所有通道衰减前的均值相同,绿光在水中衰减程度较小,因此本文基于绿色通道对红色通道进行校正:

$$Y_{r2}(x)=Y_{r1}(x)\times\left(1+k\times\frac{Y_g(x)}{Y_{r1}(x)+0.01}\right)\tag{2}$$

式中:$Y_{r1}(x)$和$Y_{r2}(x)$分别表示补偿前后的红色通道值;$Y_g(x)$表示图像的绿色通道值;k表示调节红色通道补偿效果的增益系数,经试验可知在本文数据中取0.3时补偿效果较好;$\frac{Y_g(x)}{Y_{r1}(x)+0.01}$为红绿两通道的比例项,以两通道的偏差为参考对红色通道进行校正,使得可以动态补偿每个像素点的红色损失.

2.2　直方图均衡化

深海中物体对光线的反射和漫射能力较弱,即使有光线照射到物体表面,也很难形成足够明亮的反射,从而降低了图像的亮度和对比度,进而造成图像清晰度低、纹理特征差.针对这一问题,本方法首先将图像转为YUV颜色空间,对亮度分量Y进行全局直方图均衡化,然后将图像转换到RGB颜色空间,对RGB三通道进行CLAHE处理,从而得到亮度与对比度增强后的图像.

YUV颜色空间将亮度信息与色度信息分开存储,进而指定像素的颜色,其中Y为亮度,即灰阶值,U和V为色度,用以描述图像色彩及饱和度,其与RGB模型的转换关系如式(3)所示:

$$\begin{cases}Y=0.299\times R+0.587\times G+0.114\times B\\U=-0.147\times R-0.289\times G+0.436\times B\\V=0.615\times R-0.515\times G-0.100\times B\end{cases}\tag{3}$$

式中:Y, U, V和R, G, B分别表示YUV和RGB颜色空间的分量.对亮度分量Y进行全局直方图均衡化:

$$S_k=T(r_k)=(L-1)\sum_{j=0}^{k}P(r_j)=(L-1)\sum_{j=0}^{k}\frac{n_j}{N}\tag{4}$$

式中:S_k表示均衡后的像素值;r_k表示原始图像中的像素值;$T(r_k)$表示r_k经过直方图均衡化后的新像素值;L表示灰度级的总数;$P(r_j)$表示原始图像中像素值r_j所占的比例;n_j表示原始图像中具有灰度级j的像素数量;N表示图像的总像素数量.

通过计算前k个像素值的频率之和得到其映射关系,将原始图像中的像素值r_k映射到均衡后的像素值S_k.$\sum_{j=0}^{k}\frac{n_j}{N}$为累积分布函数,表示灰度级小于或等于$r_k$的像素值在图像中出现的概率.将累积分布函数乘以($L$−1),使得新像素值$S_k$映射到从0到($L$−1)的灰度级范围内.在进行全局直方图均衡化之后,较低频率的像素值被映射到较低的新像素值,而较高频率的像素值被映射到较高的新像素值,从而使得亮度值分布更加平均,实现对亮度分布的调整.

深海环境下的图像往往受到照明条件的限制,存在大片暗区和亮区,具有较大的局部对比度变化.传统的全局直方图均衡化会导致一些局部区域的对比度被过度增强,使得图像的某些细节信息丢失,而CLAHE能够根据图像的局部特征进行自适应的直方图均衡化,因此能够更好地保存图像局部细节和特征,同时提高局部区域的对比度,CLAHE算法步骤如下:

1)将图像分为大小相同且互不重叠的$m\times n$个子块.

2)将每个子块的像素个数均匀分配给各灰度级,得到各灰度级平均分配的像素个数N_a,计算公式如式(5)所示:

$$N_a=\frac{N_x\times N_y}{N_g}\tag{5}$$

式中:N_x和N_y分别为各子块在x和y方向上的像素个数;N_g表示子块的灰度级数.实际裁剪阈值T为:

$$T=N_c\times N_a\tag{6}$$

式中:N_c为裁剪限制系数,限制各灰度级平均分配的像素个数N_a的N_c倍不超过阈值T.

3)基于阈值T裁剪各子块的灰度直方图,将多余像素划分到灰度直方图的各个灰度级中:

$$A=\frac{S}{N_g}\tag{7}$$

式中:A为各灰度级均分到的像素数量;S为裁剪到的像素总数.采用以下过程进行像素重分配:

```
if P(i)>T:
P(i)=T
elif P(i)+A>T and P(i)<T:
P(i)=T
else:
P(i)+=A
```

其中,$P(i)$表示重分配前第i个灰度级的像素个数.

由于原始图像的像素值分布不均匀,以及重分

配算法的特性，难以保证所有像素点都能准确地映射到新的灰度级上，因此需要对像素进行循环分配，直到剩余像素为0，从而得到新的直方图.

4)对各子块的直方图分别进行均衡化处理.

5)以各子块中心点的灰度值为参考值，采用双线性插值法对图像中不同子块的像素进行处理，消除图像的块状效应.其中,红色部分采用其子块的变换函数进行灰度映射,绿色部分参考两个相邻子块进行线性插值,紫色部分则参考四个相邻子块进行双线性插值.过程如图2所示.

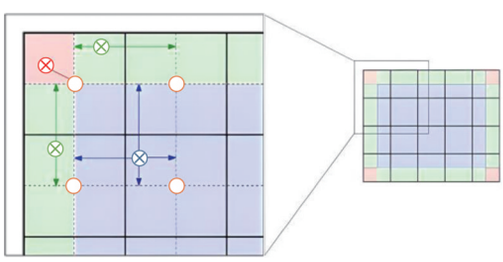


图2 双线性插值过程

Fig.2 Bilinear interpolation procedure

3 底质图像拼接

潜水器走航时视角并不完全固定,且帧间的特征点匹配效果与两帧的重叠面积呈负相关,若选取帧的间隔较大很容易造成误差累积,引发拼接图像畸变，而选取帧的间隔较小则会增加处理时间.因此，本方法结合潜水器中速度传感器的历史数据，依据视频对应拍摄时间下的潜水器速度信息,在拼接前选取合适的间隔提取视频帧进行后续处理.本文的图像拼接流程包括特征提取,特征匹配,计算图像变换关系和图像映射.在图像的特征提取与特征匹配阶段，本文采用OpenCV提供的SURF算法的CUDA版本提取图像特征点与描述符.相较于SIFT特征提取算法，SURF利用积分图像和Haar小波响应的优势，改进了特征点的提取方式,在计算效率上具有很大的优势.为建立两帧之间的初步关联,使用KD树算法找出初步可匹配的特征点对.通常情况下，初步匹配点对存在大量误匹配,因此需要筛选出异常点并剔除，进而计算图像的几何变换矩阵.本文选用KNN分类算法剔除误匹配点对，同时计算正常点对分别在x，y方向的平均位移向量$\boldsymbol{t}_x$和$\boldsymbol{t}_y$，即帧间运动估计向量，通过式(8)得到平移变换矩阵$\boldsymbol{M}$.

$$\boldsymbol{M}=\begin{bmatrix}1 & 0 & \boldsymbol{t}_x\\ 1 & 0 & \boldsymbol{t}_y\\ 1 & 0 & 0\end{bmatrix} \tag{8}$$

在完成图像变换关系的计算后，基于当前帧的平移变换矩阵$\boldsymbol{M}$生成拼接所需的底图，并将当前帧缝合到底图上，完成图像映射.重复上述拼接流程，得到拼接全景图.

此外，随着所处理帧数的增加，计算资源与内存空间的不足会严重影响拼接处理的实时性.因此，本文改进了拼接逻辑，提出了一种基于传递特征点坐标向量的增量式图像拼接方法，将帧间运动估计向量融合到特征点的坐标向量，从而实现每次拼接时只和上一帧进行图像配准，大大降低了计算复杂度.

3.1 帧间运动估计

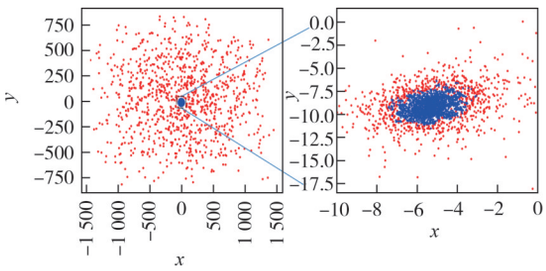
KNN是一种简单有效的非参数化分类算法，具有无须模型训练的特点，适用于低维数据.在得到初步的匹配结果后，假设待测数据为$\boldsymbol{t}$，已知样本为$\boldsymbol{k}$,通过式(9)计算待测数据样本与已知样本之间的欧氏距离，选择距离最近的K临近点，并依据临近样本的投票结果确定待测数据样本是否为异常点.通过交叉验证，本文K取5时效果较好.

$$D(\boldsymbol{t},\boldsymbol{k})=\sqrt{(t_1-k_1)^2+(t_2-k_2)^2+\cdots+(t_n-k_n)^2}=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(t_i-k_i)^2} \tag{9}$$

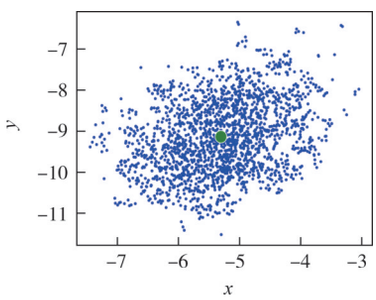
经过上述步骤,得到在点群中筛选后的平移向量,反向推理得到KNN筛选后的特征匹配点对.对筛选后的向量坐标取均值，得到基于上一帧坐标原点的下一帧运动估计向量，进而求得平移变换矩阵$\boldsymbol{M}$.最后，采用平移变换生成拼接所需的底图,并利用运动估计结果将相邻帧在底图上进行叠加,从而快速生成连续的拼接图像.如图3所示,其中二维平移向量用散点表示,红点代表离群点，蓝点代表正常点，绿点代表运动估计向量.

3.2 增量式图像拼接

传统拼接方法在拼接时，需要重新对当前帧和已拼接大图进行特征点检测和匹配，随着拼接进程的进行，所需处理的特征点数量增加，图像变换矩阵的求解速度降低，从而导致计算冗余和误差累积，严重影响拼接的质量与实时性.针对这一问题，



(a)离群点剔除



(b)计算运动估计向量

图 3　离群点剔除并计算运动估计向量

Fig.3　Outliers are eliminated and motion estimation vectors are calculated

本文设计了一种基于传递特征点坐标向量的增量式图像拼接方法,通过融合帧间运动估计向量与特征点坐标信息,不断更新上一帧特征点在拼接大图中的坐标,省去了新一轮拼接时需要在已拼接大图上重新搜索特征点的过程,大幅提升了拼接效率,降低了误差传递的可能性,具体流程如图 4 所示.

如图 4 所示,$\boldsymbol{T}$表示运动估计向量;i表示视频帧的取样间隔. 在对第 1 帧与第 1+i帧进行特征点匹配后,根据向量$\boldsymbol{T}_1$更新第 1+i帧的特征点坐标,保存第 1+i帧的特征点在上次拼接大图上的位置信息,接着与第 1+2×i帧直接进行特征点匹配,计算出第 1+i帧与第 1+2×i帧之间的平移向量,并依据向量$\boldsymbol{T}_2$更新第 1+2×i帧的特征点坐标. 以此类推,通过传递和增量式更新特征点位置信息,以实现特征点在整个序列中的有效利用. 此外,由于避免了对整幅图像重复搜索特征点,节约了计算资源,使得本方法在处理大规模图像序列时更加高效.

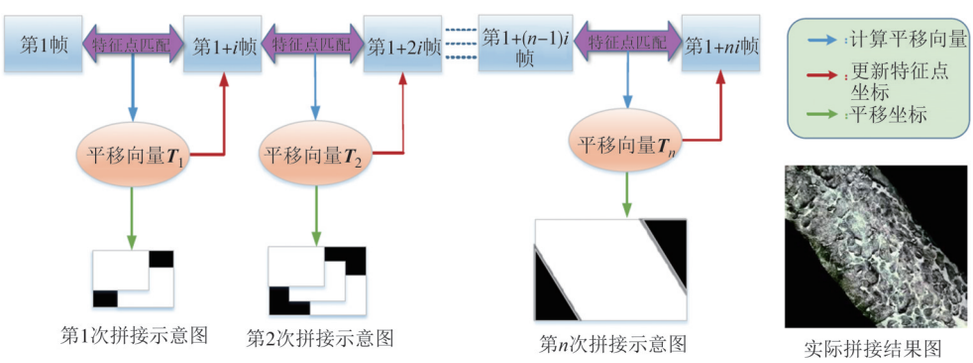


图 4　增量式拼接流程图

Fig.4　Incremental splicing flow chart

4　实验

4.1　实验环境

本文实验的操作系统为 Windows11,CPU 型号为 Intel Core i5−12500H,内存为 16 GB,GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3060,显存为 6 GB,编译语言为 Python 3.7,编程平台为 PyCharm,所用 OpenCV 版本为 4.5.4,CUDA 版本为 11.3.

4.2　实验数据

本文实验数据采用 2014 年 7 月“蛟龙号”在采薇海山及周边海域拍摄的高清视频,由于相机拍摄时,视野中长时间存在采样设备等遮挡物,影响特征点匹配,因此首先对原始视频进行预处理,处理后的视频参数如表 1 所示,部分视频图像如图 5 所示.

表 1　视频参数信息

Tab. 1　Video parameter information

时长/s	分辨率	帧率/(帧·s^{-1})	格式	编码方式	色彩空间
40	1 500x876	25	MP4	H.264	RGB

4.3　图像预处理实验

4.3.1　定性分析

选取实验视频中的 4 帧进行实验,图 6 为采用上述图像预处理各步骤后的结果. 可见图像经过 step1 后,图像的颜色得到了校正,经过 step2 后,图像的亮度显著增强,经过 step3 后,图像的对比度明显提升. 在主观评价方面,本方法显著提升了图像

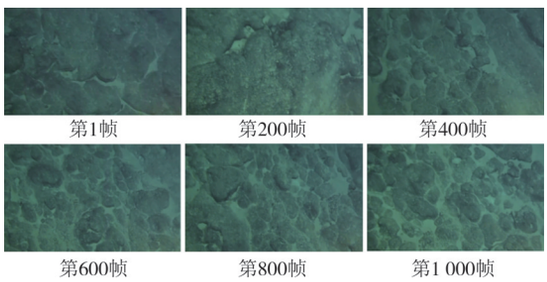
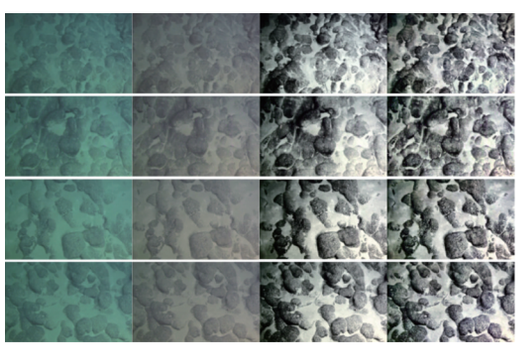


图5 实验视频部分图像

Fig.5 Partial images of experimental video

清晰度,改善了深海图像的色偏、亮度低和对比度低等问题,从而可以更加准确地把握图像的多尺度信息.



(a)原图 (b)step1 (c) step2 (d) step3

图6 各步骤图像增强结果

Fig.6 Image enhancement results of each step

4.3.2 定量分析

特征点数量是评价图像增强效果的客观评价指标之一,也是图像拼接工作的前提.为了验证所提算法对深海底质图像的特征修复能力,本文采用SURF特征检测算法,对增强前后图像所提取的特征点数量进行实验.实验结果可视化如图7所示,图中绿点代表特征点,左侧为增强前的图像,右侧为增强后的图像.

由图7可见,该方法明显增加了可检测到的特征点数量,有利于后续的特征匹配,进一步提升拼接精度.表2为采用各算法处理图像后,特征点提取数量的对比结果,其中,实验的最优结果用粗体标出.由表2可知,采用本文图像预处理方法对实验图像进行处理后,所提取的平均特征点数量约为原图的5.46倍,分别约为MSRCR、AGCIE、JHE算法特征点提取数量的1.71倍、2.06倍、1.23倍,图像特征信息变得更加丰富.

除此之外,为了进一步评估增强前后图像的质量变化情况,本文引入了多种客观评价指标来量化

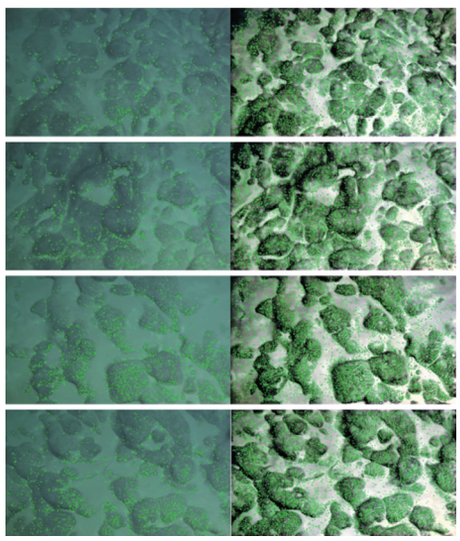


图7 图像增强前后特征点分布

Fig.7 Distribution of feature points before and after image enhancement

表2 特征点提取数量

Tab.2 Number of feature points extracted

image	原图	MSRCR	AGCIE	JHE	本文算法
1	1 029	3 607	4 619	7 725	**9 794**
2	1 608	5 815	2 007	8 080	**10 223**
3	2 671	6 917	6 345	8 520	**10 222**
4	2 229	7 695	4 982	9 295	**10 950**
平均	1 885	6 009	4 988	8 405	**10 297**

本文所提图像增强算法的效果,其中包括水下图像质量度量(underwater image quality measurement, UIQM)[14],水下彩色图像质量评价度量(underwater color image quality evaluation, UCIQE)[15]以及信息熵(information entropy, IE)[16].实验结果如表3、表4和表5所示,可见本文图像增强算法在上述各项指标中均取得了最优结果,验证了本文算法在提升深海图像质量方面的有效性.

表3 UIQM指标对比

Tab.3 Comparison of UIQM metrics

Image	原图	MSRCR	AGCIE	JHE	本文算法
1	0.015	0.226	0.290	0.572	**0.861**
2	0.125	0.425	0.218	0.571	**0.892**
3	0.110	0.301	0.283	0.675	**0.938**
4	0.093	0.493	0.303	0.663	**0.962**

图像预处理阶段会对整个方法架构的实时性产生一定影响,因此,对不同算法处理实验图像的所用时间进行对比实验,以验证所提方法的实时性.由表6所示可知,MSRCR与JHE算法处理图片的用

表4　UCIQE指标对比

Tab.4　Comparison of UCIQE metrics

Image	原图	MSRCR	AGCIE	JHE	本文算法
1	0.406	0.445	0.447	0.524	**0.533**
2	0.431	0.462	0.393	0.526	**0.532**
3	0.401	0.458	0.423	0.526	**0.529**
4	0.425	0.469	0.441	0.525	**0.532**

表5　IE指标对比

Tab.5　Comparison of IE metrics

Image	原图	MSRCR	AGCIE	JHE	本文算法
1	5.848	5.739	7.082	7.721	**7.954**
2	6.275	6.231	6.375	7.816	**7.955**
3	6.028	6.270	7.005	7.732	**7.953**
4	6.073	6.330	7.106	7.799	**7.965**

时较长，对于大批量视频图像无法保证实时性，AGCIE算法用时较短，但其特征点提取数量仅为本文所提方法的48.4%. 相较之下，本文所提算法实时性较好，且在上述算法中效果最好，进一步验证了该方法的有效性与优越性.

表6　算法处理时间

Tab.6　Algorithm processing time　　s

Image	MSRCR	AGCIE	JHE	本文算法
1	11.56	0.02	1.37	**0.04**
2	10.73	0.03	1.37	**0.04**
3	10.87	0.02	1.39	**0.04**
4	11.16	0.03	1.39	**0.04**
总时长	44.32	0.10	5.52	**0.16**

4.4　图像拼接实验

根据上述流程，结合图像预处理与拼接方法对实验数据进行处理，得到最终的拼接大图. 本研究旨在使研究人员可以快速直观地看到某个区域的全貌，因此本文采用主观评价的方式评估拼接效果，并计算拼接所用时间验证其快速性. 设定拼接的帧取样间隔i为3，以预处理后的视频为输入，从读取视频的第一帧开始计时，最后一帧拼接完成后结束计时，得到最终的全景拼接大图.

拼接结果如图8所示，整个处理流程共用时61.52 s，证明此方法具有较强的实时性. 从拼接结果图中可知，本方法在图像拼接过程中保持了原始细节和清晰度，从而在主观视觉上呈现出连续统一的效果，使得拼接结果图中基本看不见局部细微的拼接痕迹，研究人员以此可以更好地把握全局信息，快速直观地对视频中的深海底质信息进行解读，满足了科研需求，从而验证了此方法的可行性.

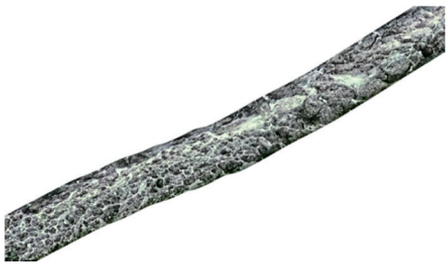


图8　拼接结果

Fig.8　Stitching result

5　总结与展望

针对深海潜水器搭载相机所拍摄的底质视频，本文提出了一种快速且高质量的图像拼接方法. 该方法首先结合深海光源下的成像模型，基于采样帧的绿色通道对红色通道进行补偿，进而将图像转换到YUV颜色空间，对Y分量进行全局直方图均衡化，最后将图像转换到RGB颜色空间，采用CLAHE方法处理R，G，B分量，得到增强后的图像. 在此基础上，使用CUDA加速的SURF算法提取特征点，并利用KD树算法进行初匹配. 采用KNN算法分离异常匹配点对，根据正常点对的位移向量进行帧间运动估计. 针对拼接过程中的误差累计与计算资源浪费问题，设计了一种基于传递特征点坐标向量的增量式拼接方法，重复流程后得到拼接结果. 该方法实现了从视频数据到深海底质全景大图的完整拼接处理流程，并通过实验验证了该方法在深海底质信息处理中的可行性和有效性.

但是，本文所提方法仍存在一定局限性，例如，当人工光源与拍摄目标的距离有较大变化时，需要重新对调节红色通道补偿效果的增益系数k进行人工调参，从而降低该方法的实时性，后续研究将考虑具有较强实时性的自适应图像增强方法，使研究人员可以得到更加清晰、连贯的海底地质信息，进一步节省人工操作的时间与精力，为深海勘探和研究提供更完整的数据.

参考文献

[1]　COLLOT J Y, LALLEMAND S, PELLETIER B, et al. Geology of the d'Entrecasteaux-new Hebrides arc collision zone: results from a deep submersible survey[J]. Tectonophysics, 1992, 212(3/4): 213-241.

[2]　曹贝贝. 海底光学图像拼接方法研究[D]. 大连:大连海事大

学,2017.
CAO B B. Research on stitching method of submarine optical images [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2017. (in Chinese)

[3] BARREYRE T, ESCARTÍN J, GARCIA R, et al. Structure, temporal evolution, and heat flux estimates from the Lucky Strike deep-sea hydrothermal field derived from seafloor image mosaics [J]. Geochemistry, Geophysics, Geosystems, 2012, 13(4).

[4] HAYWOOD R. Acquisition of a micro scale photographic survey using an autonomous submersible [C]//OCEANS '86. September 23-25, 1986, Washington, DC, USA: IEEE, 1986: 1423-1426.

[5] MARKS R L, ROCK S M, LEE M J. Real-time video mosaicking of the ocean floor [C]//Proceedings of IEEE Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology (AUV'94). July 19-20, 1994, Cambridge, MA, USA: IEEE, 1994: 21-27.

[6] LEONE A, DISTANTE C, MASTROLIA A, et al. A fully automated approach for underwater mosaicking [C]//OCEANS. September 18-21, 2006, Boston, MA, USA: IEEE, 2006: 1-6.

[7] ELIBOL A, KIM J, GRACIAS N, et al. Efficient image mosaicing for multi-robot visual underwater mapping [J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 46: 20-26.

[8] JATMIKO D A, PRINI S U. Study and performance evaluation binary robust invariant scalable keypoints (BRISK) for underwater image stitching [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2020, 879(1): 012111.

[9] 贺彬,王国宇. 不同视点海底图像拼接算法[J]. 微计算机信息,2005,21(26):152-154.
HE B, WANG G Y. Multi-perspective marine terrain image mosaic [J]. Control & Automation, 2005, 21(26): 152-154. (in Chinese)

[10] 谢雨来,李醒飞,吕津玮,等. 基于SURF算法的水下图像实时配准方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(12):2215-2220.
XIE Y L, LI X F, LÜ J W, et al. Underwater images real-time registration method based on SURF [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(12): 2215-2220. (in Chinese)

[11] 王昕平,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.
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. (in Chinese)

[12] 欧阳婷. 水下图像拼接与海底多金属结核检测方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2021.
OUYANG T. Research on underwater image mosaic and detection method of seabed polymetallic nodules [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021. (in Chinese)

[13] MCGLAMERY L B. A computer model for underwater camera systems [J]. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 1980, 208(208): 221-231.

[14] PANETTA K, GAO C, AGAIAN S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41(3): 541-551.

[15] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.

[16] 王浩,张叶,沈宏海,等. 图像增强算法综述[J]. 中国光学,2017,10(4):438-448.
WANG H, ZHANG Y, SHEN H H, et al. Review of image enhancement algorithms [J]. Chinese Optics, 2017, 10(4): 438-448. (in Chinese)