

水下结构状态观测中的悬浮杂质遮挡消除方法

徐永兵^{1,3}, 周亚琴^{2*}, 叶倩², 贾江灿², 王芮^{1,3}¹山东省水利勘测设计院有限公司, 山东 济南 250013;²河海大学信息科学与工程学院, 江苏 常州 213022;³山东省水利勘测设计院有限公司济南市数字孪生与智慧水利重点实验室, 山东 济南 250013

摘要 水下结构状态视觉检测过程中, 观测相机镜头易受到水体中枯叶、藻类等悬浮杂质遮挡, 导致水下结构表观影像信息丢失, 影响检测效果。针对该问题, 利用水下视频序列中的帧内空间信息与帧间运动信息, 提出一种悬浮杂质遮挡消除方法。根据相邻帧间的光流场分布信息, 提出位移补偿策略, 消除相机移动导致的帧间背景偏移; 结合悬浮杂质成像特性, 建立动态视觉感知模型, 在对齐后的相邻帧基础上, 实现不同形态悬浮杂质的准确检测; 构建一种混合引导修复模型, 确立帧间最优互补信息, 还原悬浮杂质遮挡区域。在构建的真实与合成数据集上的测试结果表明, 本文方法能够准确检测并消除悬浮杂质的遮挡, 处理后的图像质量在多项指标上均得到明显提升。

关键词 水下图像复原; 悬浮杂质遮挡消除; 位移补偿; 动态视觉感知; 混合引导模型

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231118

1 引言

水下结构在长期运行过程中易出现开裂、脱落、渗漏等缺陷问题, 会降低结构的安全性与可靠性。在不放空条件下及时排查水下结构的安全隐患, 对保障我国社会经济的平稳发展至关重要。目前, 利用水下机器人搭载可见光相机对水下结构表观影像进行采集与分析已经成为水下结构表观状态检测的常用手段^[1-3]。但是, 由于水下成像干扰因素众多, 易造成水下图像质量的大幅降低, 给后续的水下结构状态检测带来诸多不利影响^[4-7]。

目前, 研究人员主要关注的是水体介质吸收与水中悬浮微粒散射造成的图像退化现象^[8-9]。这种退化问题主要体现为图像清晰度与对比度下降, 但不会影响图像内容的表示。该问题可通过增设光源、缩短探测距离进行解决, 还可通过水下图像处理技术进一步提升图像质量^[10-13]。众多学者围绕水下图像颜色校正与图像去雾开展了大量研究, 并取得了显著成果^[14-17]。但是, 现有研究常忽略了实际水体环境中大颗粒悬浮杂质视觉遮挡造成的图像信息丢失问题。大尺寸悬浮杂质的遮挡面积大, 会造成水下内容的改变; 单个小尺寸悬浮杂质的遮挡面积小, 但当其在图像画面中密集分布时, 将导致水下图像的严重降质。尤其当机器人

在水中运行时, 其桨叶旋转与自动移动会引起水流的加速, 导致藻类、腐烂树叶等悬浮杂质四散运动, 将进一步加剧视觉遮挡的干扰, 严重影响后续的信息处理与水下构筑物表观状态的准确检测^[18]。因此, 研究水下悬浮杂质遮挡消除方法对提升水下结构表观状态检测效果具有重要意义。

目前, 水下悬浮杂质去除的相关研究较少, 主要集中在海洋探测领域的海洋雪去除方面^[19]。海洋雪属于悬浮杂质的一类, 主要由海洋中较小的动植物组成, 其粒子在水中如同飘动的雪花, 因此被称为海洋雪^[20]。由于海洋雪颗粒大都尺寸较小, 整体形状呈现近似椭圆圆锥, 在图像中会形成白色的亮点。因此, 诸多研究人员将其视为水下图像中的斑点噪声进行处理。如 Banerjee 等^[21]提出了一种基于海洋雪存在概率的改进中值滤波方法。该方法将图像拆分成若干个区域, 并统计高亮度像素的出现概率进行海洋雪区域的检测, 再对检测出的海洋雪区域进行中值滤波以达到消除海洋雪噪声的目的。随后, Farhadifard 等^[22]提出了一种改进的监督中值滤波器, 在基于多尺度面片的监督噪声检测基础上进行中值滤波, 以提高海洋雪噪声去除的效果。然而, 这两种方法只适用于相对较小的粒子, 无法消除具有更大尺寸的悬浮颗粒。随着神经网络技术在图像复原领域的广泛应用, Koziarski 等^[23]利用卷

收稿日期: 2023-06-13; 修回日期: 2023-07-18; 录用日期: 2023-07-25; 网络首发日期: 2023-08-02

基金项目: 国家自然科学基金(62201197)、中国博士后科学基金(2023M730918)、中央高校基本科研业务费专项资金(B220201037)、江苏省卓越博士后计划(305375)、济南市数字孪生与智慧水利重点实验室开放研究基金(37H2022KY040113)

通信作者: *hhu_zyq@163.com

积神经网络对合成数据集进行学习,实现海洋雪区域的检测,然后在检测结果的引导下,利用自适应中值滤波去除海洋雪的干扰。Jiang 等^[24]训练对抗生成网络将含有海洋雪的图像转化为干净的图像,实现海洋雪遮挡区域的修复。Cyganek 等^[25]提出单帧的检测通常具有很大的局限性,难以准确区分水体中较亮的目标与海洋雪,于是尝试利用时间域的动态信息对背景进行建模以提高海洋雪的检测准确率。本文研究的水下悬浮杂质在形态、颜色、尺寸等各方面具有多样性,且其造成的信息丢失相较于海洋雪效应更为严重。然而,上述方法的研究均建立在海洋雪单一视觉特性的检测基础上,无法满足本文拟解决的多形态水下悬浮杂质遮挡消除的需求,因此需要研究适应性更广的水下悬浮杂质检测与遮挡区域修复方法。

为此,本文首先对水下机器人拍摄的多组实际水下结构检测视频进行观察,深入分析水中悬浮杂质的成像特性,为水下悬浮杂质遮挡区域检测与修复提供

先验信息,利用相邻帧之间的动态感知与信息互补,提出一种悬浮杂质遮挡消除方法,并建立合成与真实的两类水下悬浮杂质视频数据集,以充分验证所提算法的有效性。

2 本文方法

为有效消除水下悬浮杂质的视觉遮挡,本文首先以图 1 展示的两组含有悬浮杂质遮挡的实际水下结构检测视频为例,分析悬浮杂质的成像特性,为后续的信息处理提供更多先验信息。从图 1 可以看出,水下悬浮杂质的种类繁多,颜色、形状、大小多样。此外,受水体中急流、漩涡等多方向的水流运动的影响,悬浮杂质将随着水流出现翻转、移动、分裂等动态变化,且变化过程中的方向与速度不一,难以寻找规律。过快的运动还会导致悬浮杂质在成像过程中出现不同程度的运动模糊,如运动多向性,形状、大小和颜色不确定性,形态变化不确定性等。

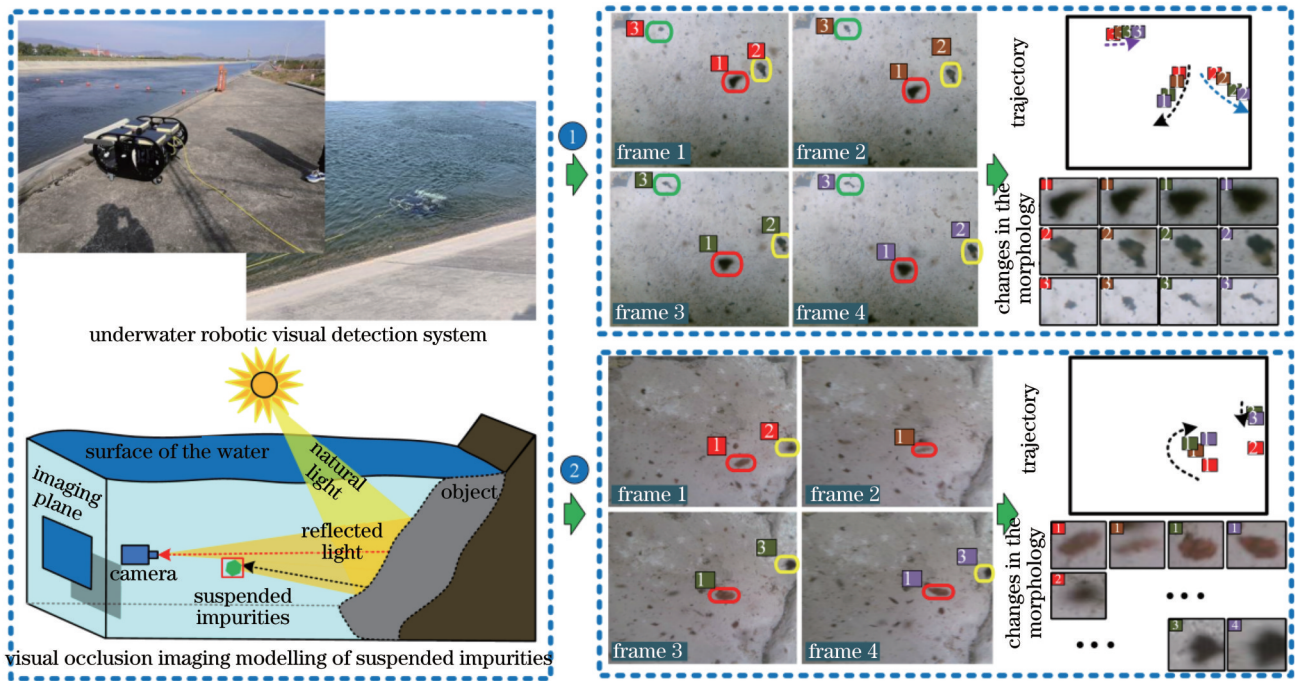


图 1 受悬浮杂质遮挡的水下结构检测视频帧情况分析

Fig. 1 Analysis of video frames of underwater structure detection with visual occlusion from suspended impurities

由于水下结构是静止目标,本文结合悬浮杂质成像特点,利用相邻连续帧之间的运动信息与互补信息,提出一种水下悬浮杂质遮挡消除方法,总体流程如图 2 所示。首先将当前帧 I_k 及其相邻前后帧 I_{k-1} 与 I_{k+1} 组成的三帧帧段作为输入数据,分别估算当前帧与前后两帧之间的运动光流场,根据光流场信息与边缘引导的区域分割信息,计算相邻帧之间的背景位移值,并将背景位移作为补偿信息对相邻帧进行对齐,消除相机运动对悬浮杂质运动信息检测的干扰。然后建立动态视觉感知模型,提取对齐相邻帧之间的运动与颜色信息,实现不同形态悬浮杂质遮挡区域的准确检测。

接着构建混合引导修复模型,利用对齐后的相邻帧之间的互补信息对遮挡区域进行初步修复,最大限度保留真实场景信息,再使用视频修复的联合时空变换网络(STTN)^[26]对相邻帧无法补充的遮挡区域进行二次修复,融合两次修复结果得到最终的图像修复帧。当前输入数据处理完成后,更新三帧帧段,直至视频帧全部修复完成。

2.1 基于背景位移补偿的相邻帧对齐

由于悬浮杂质具有运动特性,在相机静止情况下可轻易分割悬浮杂质区域。然而,当相机在水下移动拍摄时,产生的成像背景运动将对悬浮杂质运动信息

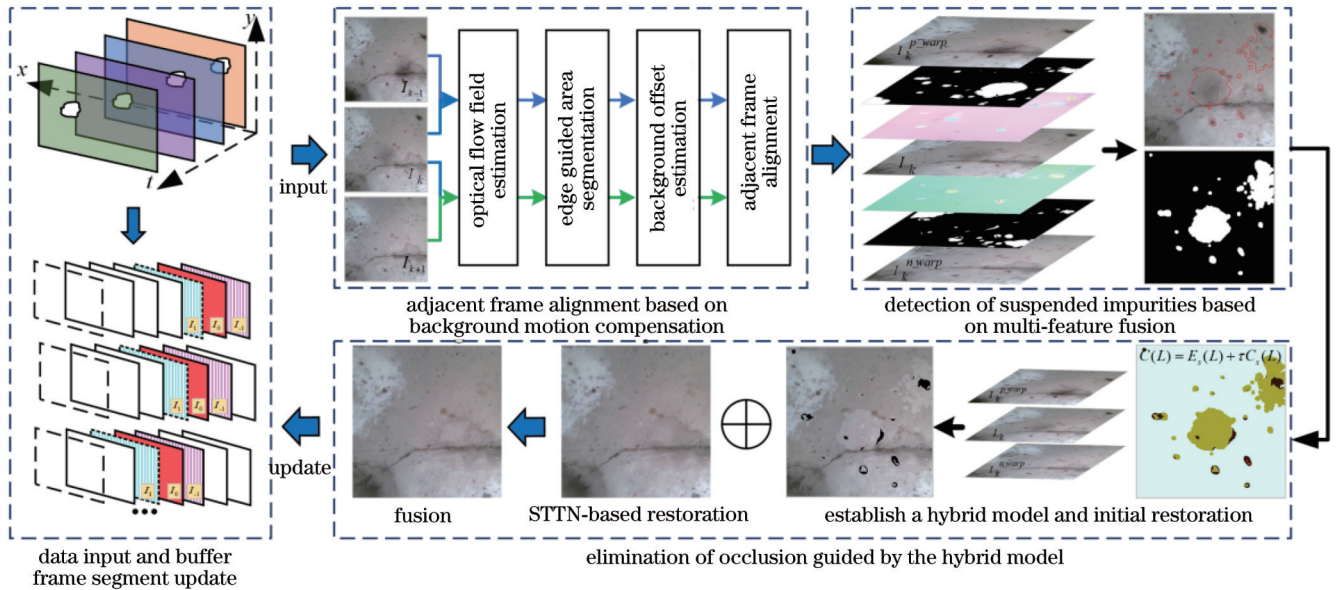


图 2 水下悬浮杂质遮挡消除方法流程图

Fig. 2 Flow chart of suspended impurity occlusion removal method

的检测造成不同程度的干扰,尤其当相机的移动方向与悬浮杂质的移动方向相反时,悬浮杂质在画面中的位移将被抵消,造成视频中的悬浮杂质出现短期的“静止”状态,导致悬浮杂质检测的失效。为了提高悬浮杂质区域的检测准确率,本文首先消除相机运动产生的背景偏移,根据运动信息将相邻帧与当前帧进行对齐,使得相邻帧之间的背景趋于一致,以最大程度地突显前景目标的运动变化。光流是空间运动物体在观察成像平面上产生的像素运动瞬时速度,反映了图像内每个像素点的运动趋势。为了得到整幅图像内的运动物体及其运动趋势,本文采用Selflow光流法^[27]分别估计当前帧与前后相邻帧的运动光流场,将光流场梯度图进一步转换为可视化彩色图 $I_k^{p,color}$ 和 $I_k^{n,color}$,再经过以下处理,实现画面中前景与背景的区别。

首先采用Canny算法对可视化彩色图 $I_k^{p,color}$ 和 $I_k^{n,color}$ 进行边缘检测,计算每个像素点的边缘概率,对边缘图进行定向分水岭变换与超度等高线图变换(UCM)^[28],将不闭合的边界概率区域转换成若干个闭合的区域 $I_k^{p,ucm}$ 与 $I_k^{n,ucm}$ 。然后分别以 $I_k^{p,ucm}$ 与 $I_k^{n,ucm}$ 的均值作为图像分割阈值,获取光流图像的区域分割结果 $I_k^{p,edge}$ 与 $I_k^{n,edge}$ 。最后将可视化光流彩色图转换至CIELAB颜色空间,构建每个区域内的颜色直方图,根据下式计算分割区域*i*与其他区域之间的加权对比度 C_i^c ,获取前景区域概率估计图 $I_k^{p,forp}$ 与 $I_k^{n,forp}$ 。

$$C_i^c = \sum_{j=1}^N \|c_i^{lab}, c_j^{lab}\|_2 \cdot \exp\left(\frac{-\|p_i, p_j\|_2^2}{2 \cdot \sigma_{spa}^2}\right), \quad (1)$$

式中: N 为分割区域个数; c_i^{lab} 和 c_j^{lab} 表示分割区域*i*和*j*的颜色直方图; $\|\cdot\|_2$ 为欧氏距离; $\|p_i, p_j\|_2$ 为分割区域*i*

和*j*的中心点位置距离; σ_{spa} 是空间加权方案的参数,此处取经验值0.4。

使用最大类间差方法分别计算 $I_k^{p,forp}$ 与 $I_k^{n,forp}$ 的全局图像阈值,得到前景与背景区域的区分标记图 $I_k^{p,label}$ 与 $I_k^{n,label}$ 。在帧对齐操作前,需对被前景区域遮挡的背景区域进行运动矢量估计,实现该区域的背景位移补偿。

背景光流场中的位移矢量取决于两个因素:相机的运动方向与速度、背景目标表面与成像相机间的距离。因此,背景区域的运动矢量值之间存在一定差异,且相邻像素点的矢量值间变化相对平缓。基于上述分析,如图3所示,本文根据前景区域附近的背景位移矢量对该区域进行补偿。

对相邻前一帧进行变换,使其背景区域与当前帧的背景区域一致。提取任一前景区域 Rf_i ,并对其进行膨胀处理,依次以膨胀区域的边缘像素点为中心构建8连通域窗口,计算所有窗口内的光流矢量均值作为该前景区域的背景位移补偿值,循环计算所有前景区域的背景位移作为前景目标区域的补偿信息,得到补偿后的背景光流场 $u_k^{p,flow}$,再按同样的步骤求取相邻后一帧的补偿背景光流场 $u_k^{n,flow}$,其数学表达式为

$$\begin{cases} u_k^{p,flow}(Rf_i) = \text{mean}[P_k^{p,label'}(x')] \\ u_k^{n,flow}(Rf_i) = \text{mean}[P_k^{n,label'}(x')] \end{cases} \quad (2)$$

式中: x' 表示前景目标区域膨胀后的边缘像素点; $P_k^{n,label'}(x')$ 表示边缘像素点 x' 对应8连通域的光流平均矢量值; $\text{mean}(\cdot)$ 为均值计算符号。

利用补偿背景光流场 $u_k^{p,flow}$ 与 $u_k^{n,flow}$ 分别对前、后相邻帧进行对齐变换,即根据光流矢量将图像坐标进行对应的偏移调整,得到对齐帧 $\tilde{I}_k^{p,warp}$ 与 $\tilde{I}_k^{n,warp}$ 。

$$\begin{cases} \tilde{I}_k^{p,\text{warp}}(x, y) = I_{k-1} [x + u_k^{p,\text{flow}}(x), y + u_k^{p,\text{flow}}(y)] \\ \tilde{I}_{k+1}^{n,\text{warp}}(x, y) = I_{k+1} [x + u_k^{n,\text{flow}}(x), y + u_k^{n,\text{flow}}(y)] \end{cases} \quad (3)$$

如图 3 所示, 补偿后的背景光流图中, 各个区域位移矢量变化平缓, 可以准确估计被前景区域遮挡的背

景位移。此外, 该图中展示了直接在全局光流图上进行帧对齐的结果。然后, 与背景位移补偿后的对齐帧进行对比, 可以看出, 不经过补偿直接进行帧对齐会导致前景区域出现明显畸变, 不利于后续步骤的进行。基于背景位移补偿得到的对齐帧能够有效恢复其背景区域, 避免前景与背景区域相对运动的干扰。

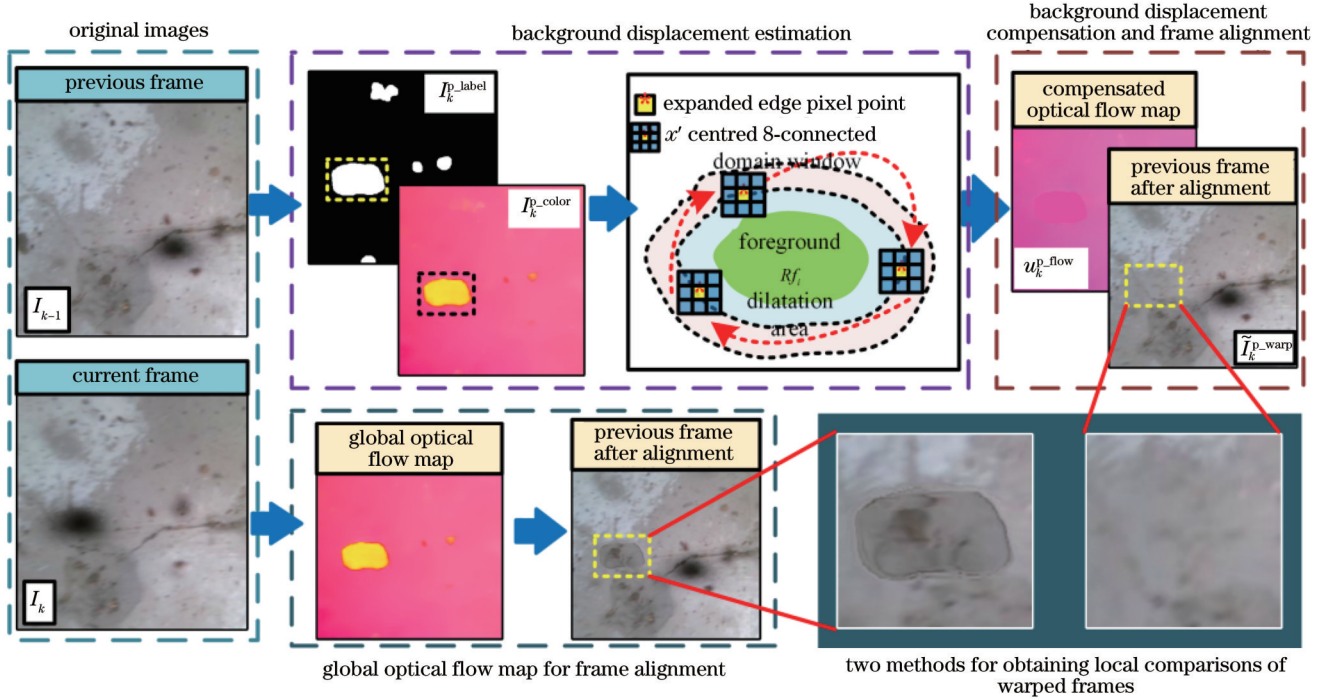


图 3 背景位移补偿与相邻帧对齐过程示意图

Fig. 3 Flow chart of background displacement compensation and adjacent frame alignment

2.2 动态视觉感知的水下悬浮杂质区域检测

全局光流场能够有效凸显尺寸较大的悬浮杂质区域, 但难以捕捉尺寸小或因运动速度快而呈现半透明特征的悬浮杂质。经过统计分析可知, 在实际应用中, 悬浮杂质尺寸小于整张图像 1/10 时, 光流法无法识别出其运动信息, 因此, 将其归类于“小尺寸悬浮杂质”。帧间差分法通过对相邻帧进行逐像素的差分实现运动目标的感知, 对小尺寸运动目标敏感度高, 能够用于弥补光流法对小尺寸的悬浮杂质检测灵敏度较低的缺陷。因此, 本文将上文获取的前景区域作为悬浮杂质的粗略检测结果, 利用帧间差分构建动态视觉感知模型, 对悬浮杂质区域进行补充与细化, 实现不同尺寸悬浮杂质目标的全面、准确检测。算法流程如图 4 所示。

分别对当前帧 I_k 与对齐的相邻帧 $\tilde{I}_k^{p,\text{warp}}$ 和 $\tilde{I}_k^{n,\text{warp}}$ 进行前向帧差与后向帧差计算, 获得相邻帧之间的差分图 D_k^p 与 D_k^n , 并将其作为动态感知的运动信息。

$$\begin{cases} D_k^p(x, y) = \max \{ \tilde{I}_k^{p,\text{warp}}(x, y) - I_k(x, y), T' \} \\ D_k^n(x, y) = \max \{ \tilde{I}_k^{n,\text{warp}}(x, y) - I_k(x, y), T' \} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: (x, y) 表示像素点的位置; T' 为差分图阈值, 用于分别在 RGB 三个通道内过滤差异图像的噪点, 在本

文中取经验值 15。

对获取的 D_k^p 与 D_k^n 进行中值滤波, 减少成像噪声、光照变化等因素在差分图中的影响, 得到前向运动特征图 $D_k^{p'}$ 与后向运动特征图 $D_k^{n'}$ 。根据下式分别获取前向运动特征图与后向运动特征图的阈值 T_d^p 与 T_d^n , 通过阈值分割得到小尺寸悬浮杂质检测图 I_k^{p-s} 和 I_k^{n-s} 。

$$\begin{cases} T_d^p = \max \{ \text{mean} \{ D_k^p [D_k^{p'} > \text{mean}(D_k^{p'})] \}, \text{Otsu}(D_k^p) \} \\ T_d^n = \max \{ \text{mean} \{ D_k^n [D_k^{n'} > \text{mean}(D_k^{n'})] \}, \text{Otsu}(D_k^n) \} \end{cases}, \quad (5)$$

式中: $\text{Otsu}(\cdot)$ 表示最大类间方差法获取的阈值。

为减少基于光流场的悬浮杂质检测误差, 利用运动特征图细化基于全局光流场获取的大尺寸悬浮杂质粗略检测结果。悬浮杂质与水下结构背景的颜色通常存在较大差异, 尤其是大尺寸悬浮物的边界区域存在较大的梯度变化, 可通过采用 2.1 节中 Canny 与 UCM 结合的方法获取当前帧 I_k 的区域分割结果 I_k^s , 实现背景区域与大尺寸悬浮杂质区域的区分。依次提取 I_k^s 中每个区域中的像素点, 分别计算每个区域中对应前向运动特征值与后向运动特征值的均值, 生成运动对比感知热力图 W_k^p 与 W_k^n , 再通过阈值分割获取细化标志

图。计算细化标志图与基于全局光流场获取的粗略悬浮杂质检测结果的交集,得到大尺寸悬浮杂质区域的细化结果,即 $I_k^{k,b} = W_k^p \cap I_k^{p,label}$, $I_k^{n,b} = W_k^n \cap I_k^{n,label}$ 。最

后将补充与细化结果相结合,得到悬浮杂质的最终检测结果 $S_k = (I_k^{p,s} \cup I_k^{p,b}) \cup (I_k^{n,s} \cup I_k^{n,b})$ 。

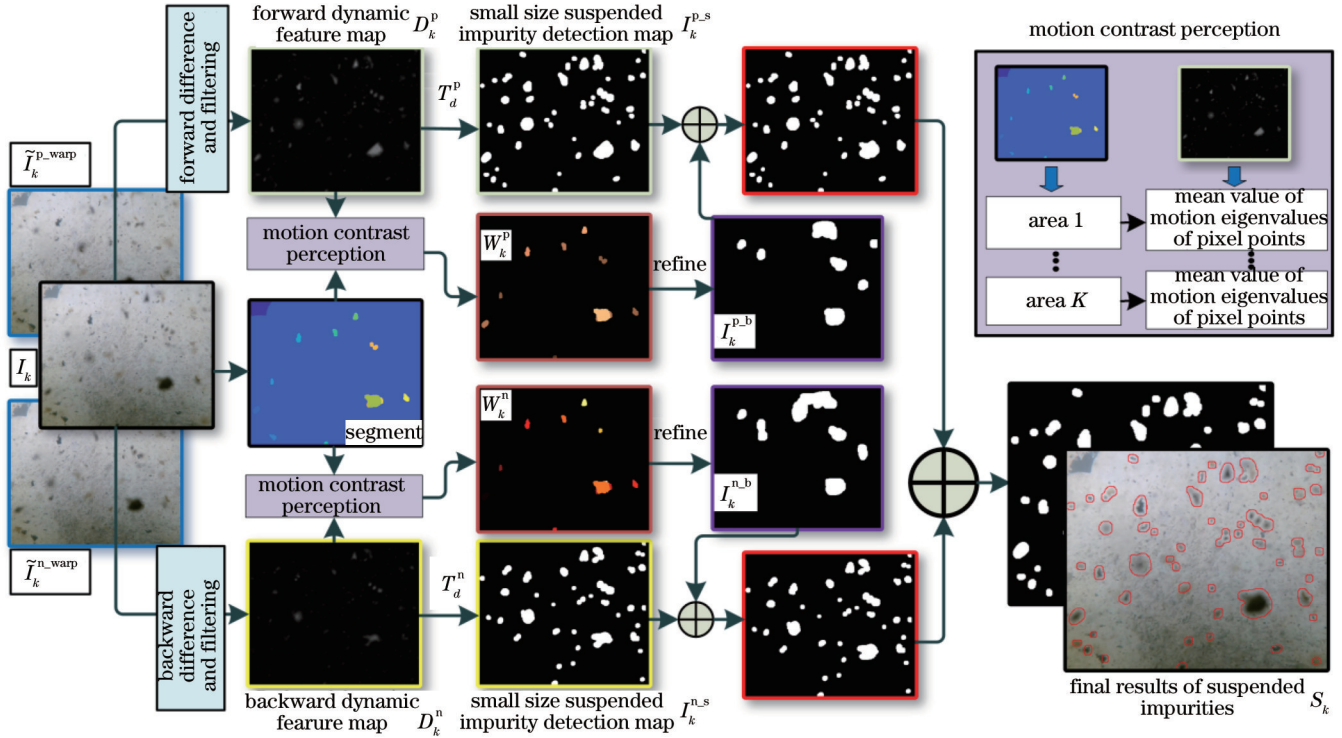


图 4 动态视觉感知的水下悬浮杂质区域检测流程示意图

Fig. 4 Flow chart of detection process of underwater suspended impurity area based on dynamic visual perception

2.3 混合模型引导的悬浮杂质遮挡区域修复

为了最大程度地保留真实的水下结构图像信息,本文利用对齐后的相邻帧之间的背景冗余信息,构建混合引导修复模型,确定对齐后的相邻帧中的最佳匹配区域,对当前帧的悬浮杂质遮挡区域进行初步复原,再结合 STTN^[26]对无法修复的区域进行补充,实现悬浮杂质遮挡区域的全面修复。

依据前文分析的水下悬浮杂质特性,相邻帧中的最佳匹配区域应满足以下条件,并据此构建混合引导模型:1)由于悬浮杂质具有运动特性且存在明显的颜色差异,因此,对齐相邻帧中的最佳匹配区域与当前帧中的对应区域差异较大;2)对齐相邻帧中的最佳匹配区域与当前帧中的邻近区域间具有平滑性。

混合引导修复模型是根据相邻帧中最佳匹配区域构建的四元标签图,在本文中 $L = \{0, 1, 2, 3\}$ 表示,其中 $L(x, y) = 1$ 表示该像素点未被悬浮杂质遮挡,不需要修复。当 $L(x, y) = 2$ 时,表示该像素点的最佳匹配点为相邻前一帧 $\tilde{I}_k^{p,warp}$ 的对应像素点;当 $L(x, y) = 3$ 时,表示该像素点的最佳匹配点为相邻后一帧 $\tilde{I}_k^{n,warp}$ 的对应像素点;当 $L(x, y) = 0$ 时,表示该像素点在三帧帧段中未搜寻到有效匹配点进行修复,需要通过周边信息的学习进行估计。本文采用最小化标签代价的方法,求解混合引导修复标签图,根据上述匹配条件计

算标签代价 $C(L)$ 。

$$\begin{cases} C(L) = C_d(L) + \tau C_s(L) \\ C_d(L) = \exp \left[- \sum_{(x,y)} |I_k(x,y) - I_k^{warp}(x,y)| \right], \\ C_s(L) = \sum_{(x,y)} \sum_{\tau \in \mathbb{N}_{(x,y)}} [I(x,y) \oplus I(\tau)] \end{cases} \quad (6)$$

式中: $C_d(L)$ 用于衡量对齐后相邻帧与当前帧之间的差异; $C_s(L)$ 用于度量对齐相邻帧中的最佳匹配区域与当前帧中的邻近区域之间的平滑代价; $\tau = 50$ 是正则化参数; I_k^{warp} 表示对齐后的相邻帧; $\mathbb{N}_{(x,y)}$ 是像素点 (x, y) 的 4 连接邻居的集合; \oplus 为异或运算符。

通过最小化代价 $C(L)$, 获得混合引导修复图 L , 再将当前帧中未被悬浮杂质遮挡的区域(掩模 $S_k = 0$) 全部置 0。图 5 为基于混合模型引导的悬浮杂质区域修复流程。根据混合修复引导标签图 L 对当前帧 I_k 进行初步修复, 并采用多频段融合方法消除修复后的图像光照不均匀痕迹。利用高斯金字塔将待修复的当前帧 I_k 与对齐后的相邻前后帧 $\tilde{I}_k^{n,warp}$ 和 $\tilde{I}_k^{p,warp}$ 分解为多个多频段的子图像。以 I_k 为例, 首先以 I_k 作为高斯金字塔的底层图像 Gu_k^0 , 然后通过一个 5×5 的低通高斯内核 $g_{5 \times 5}$ 从底层图像开始逐层卷积和下采样获取其他金字塔层图像, 最终构建一个 $N + 1$ 层高斯金字塔图

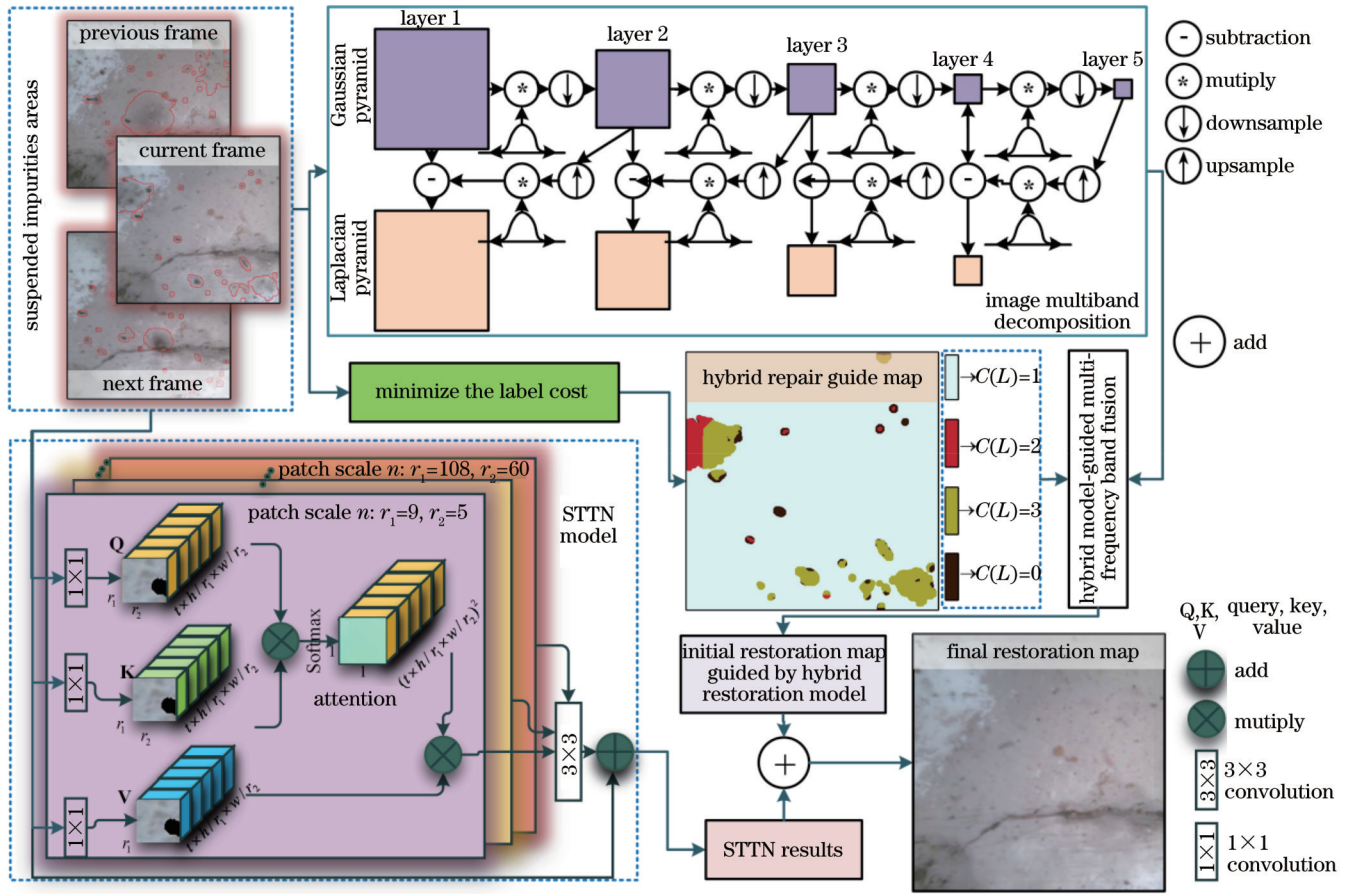


图 5 混合模型引导悬浮杂质遮挡区域修复流程图

Fig. 5 Flow chart of suspended impurity occlusion area inpainting guided by the hybrid model

像 $G_k^i = \text{down}(G_k^{i-1}, 2) \otimes g_{5 \times 5}, i \in [1, N]$, 其中 $\text{down}(a, b)$ 表示将 a 下采样 b 倍。为了减少高斯金字塔中的冗余信息,需要进一步构建拉普拉斯金字塔。拉普拉斯图像层通过从下至上减去高斯金字塔的两个相邻层而获得。

$$La_k^i = \begin{cases} G_k^i - \text{up}(G_k^{i+1}, 2), & i \in [0, N] \\ G_k^i, & i = N \end{cases} \quad (7)$$

选取混合修复引导标签图中 $L = \{1, 2, 3\}$ 的部分, 分别作为融合掩模, 并构建组合金字塔 $Ls^i = La_k^i \cdot (L=1) + La_k^{i-1} \cdot (L=2) + La_k^{i+1} \cdot (L=3)$, 其中 $i \in [0, N]$ 。将每一层的组合金字塔上采样至原图尺寸并累加, 获得初步修复结果 $\bar{I}_k = \sum_{i=0}^4 \text{up}(Ls^i, 2^i)$ 。

针对相邻帧中无法提供有效修复信息的区域, 采用 STTN 进行进一步修复。将三帧帧段作为网络输入数据, 并将悬浮杂质的检测结果 S_k 作为遮挡掩模, 对当前帧进行二次修复, 得到修复图 \bar{I}_k 。针对 \bar{I}_k 中修复区域部分结构信息被模糊化, 造成内部细节缺失的情况, 将两次的修复图 \bar{I}_k 与 \bar{I}_k 进行融合, 获取最终的修复图像 $\tilde{I}_k = \bar{I}_k \cdot g \cdot (L=3) + [(1-v') \cdot \bar{I}_k \cdot g + v' \cdot \bar{I}_k] \cdot (L < 3)$, 其中 v' 为设定的权重系数, 本文取 0.5。该方

式获得的最终修复图像 \tilde{I}_k 可在修复过程中最大程度地保留真实背景信息, 为水下结构外观状态检测提供真实清晰的水下图像。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

为了充分验证本文算法对水下悬浮杂质遮挡的去除效果, 本文利用水下机器人实际拍摄的多组水下结构检测视频, 分别制作了真实与合成的两组水下悬浮杂质视频数据集, 并从多个角度开展算法测试。

1) 真实水下悬浮杂质视频数据集分析。该数据集由从实际水下结构检测视频中截取的含有各类悬浮杂质遮挡的 12 组连续视频帧组成。在该组测试实验中, 首先将本文算法与 3 种代表性海洋雪去除方法进行对比分析, 然后对本文算法处理前后的水下图像质量进行定量与定性分析, 验证算法对水下成像质量的提升效果。

2) 合成水下悬浮杂质视频数据集分析。为了进一步验证水下遮挡区域修复的保真度, 本文从真实的水下悬浮物遮挡视频中手动分割出不同尺寸、形状和颜色的悬浮杂质作为合成素材, 利用视频合成软件(AE)中的 Particular 粒子插件将素材合成到 8 组没有悬浮杂

质的水下结构检测视频中,并根据前文分析获得的悬浮杂质特点,设计不同的运动轨迹与运动方向,构建悬浮杂质合成视频数据集。通过对比无悬浮杂质的原始水下视频图像帧与合成视频帧的修复结果之间的差异性,对图像修复区域的保真性进行定量评估。

3.2 真实水下悬浮杂质遮挡消除结果分析

如前文所述,由于现有水下悬浮杂质去除相关研究较少,仅有少量关于海洋雪去除算法的研究。其中,Banerjee方法^[21]是经典的海洋雪去除方法,Cyganek方法^[25]将视频帧的运动信息用于海洋雪的去除,Koziarski方法^[23]利用神经网络对海洋雪进行检测与去除。上述三种方法是具有代表性的三类海洋雪去除算法。因此,本文首先测试了三种方法在水下结构表观状态检测视频悬浮杂质遮挡消除的效果,并将其与本文算法的结果进行了视觉效果对比。图6展示了4组真实水下悬浮杂质遮挡图像以及不同算法处理后的结果。通过对各算法处理前后图像的视觉效果进行对比,可以看出,三种海洋雪去除方法对水下结构检测场景中的悬浮杂质几乎失效。这是由于现有海洋雪去除方法仅针对较小尺寸、颜色相对单一的白色悬浮物质进行检测,而无法识别大尺寸、多颜色的其他悬浮杂

质。本文方法考虑到了悬浮杂质的多样性,对各类悬浮杂质的去除效果良好。

图7为真实水下悬浮杂质视频数据集中随机选取的4组连续图像帧,并给出了相应的悬浮杂质检测结果、混合模型图以及遮挡区域修复结果图。其中,混合模型中的红色表示该区域应根据相邻前一帧图像内容进行修复,绿色说明该区域应根据相邻后一帧图像内容进行修复,棕色表示该区域无法从当前帧段中获取有效信息进行修复。从4组连续视频帧中可以看出,悬浮杂质明显遮挡了画面中的重要区域,且部分悬浮杂质由于快速运动在画面中呈现出半透明状和不同程度的运动模糊,导致悬浮杂质的边界弱化,难以区分,且由于水下机器人在拍摄过程中受到水体晃动与自身运动的影响,导致背景发生了不同程度的偏移,增大了悬浮杂质的检测难度。本文方法通过背景位移补偿进行的相邻帧对齐,有效消除了背景移动对悬浮杂质区域检测的干扰,通过动态视觉感知进行悬浮杂质的检测,不受其颜色、大小、形态的影响,能够准确检测并分割图中各种类型的悬浮杂质区域。同时,该算法估计的混合引导修复模型图能够准确判断相邻帧中的最佳匹配区域,有效引导遮挡区域的有效修复。

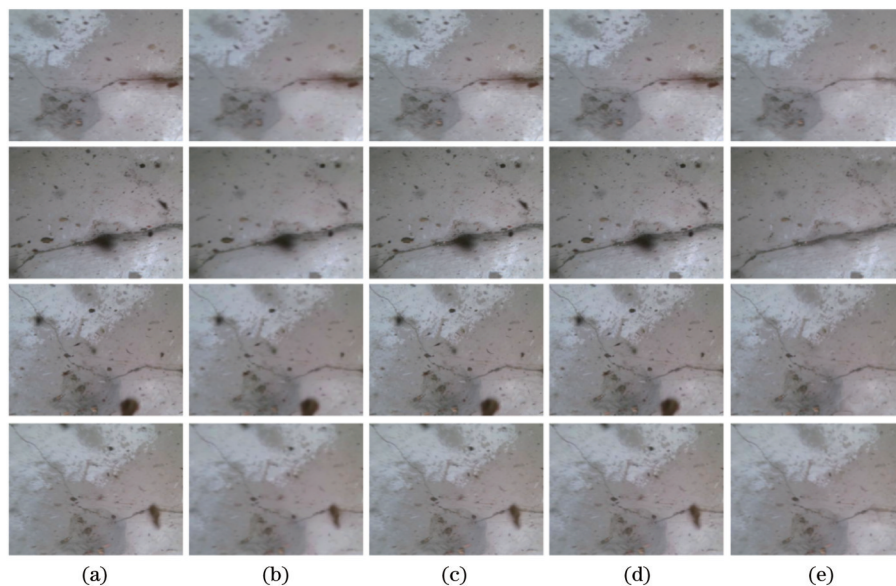


图6 本文方法与三种代表性海洋雪去除算法的对比。(a)原图;(b)Banerjee方法;(c)Cyganek方法;(d)Koziarski方法;(e)本文方法
Fig. 6 Comparison between the proposed method and three typical marine snow removal algorithms. (a) Original images; (b) Banerjee method; (c) Cyganek method; (d) Koziarsk method; (e) proposed method

图8展示了4组连续视频帧中的部分悬浮杂质修复前后的细节对比效果。图中框选出了部分被悬浮杂质遮挡的水下结构裂缝区域。经过对比可以看出,本文方法能够有效恢复被遮挡区域的图像信息,其修复区域与周边像素之间平滑性好,过渡自然,并且图中的裂缝等区域的原始细节信息得到了较好的保留。

为了进一步评估经过本文算法修复后的图像质量提升情况,采用Brenner函数、能量梯度(EOG)函数、

Laplace函数、Tenengrad函数无参照图像指标^[29]对本文算法修复前后的图像质量进行测试分析。4项无参照图像指标均可反映图像的清晰度,数值越高,则表明图像越清晰,成像质量越高。图9展示了12组水下真实悬浮杂质遮挡视频修复前后的图像质量评估参数的平均值。可见,经过本文遮挡图像修复方法处理后,每组水下视频的4项清晰度指标平均值都得到了不同程度的提升,进一步验证了该算法的有效性。

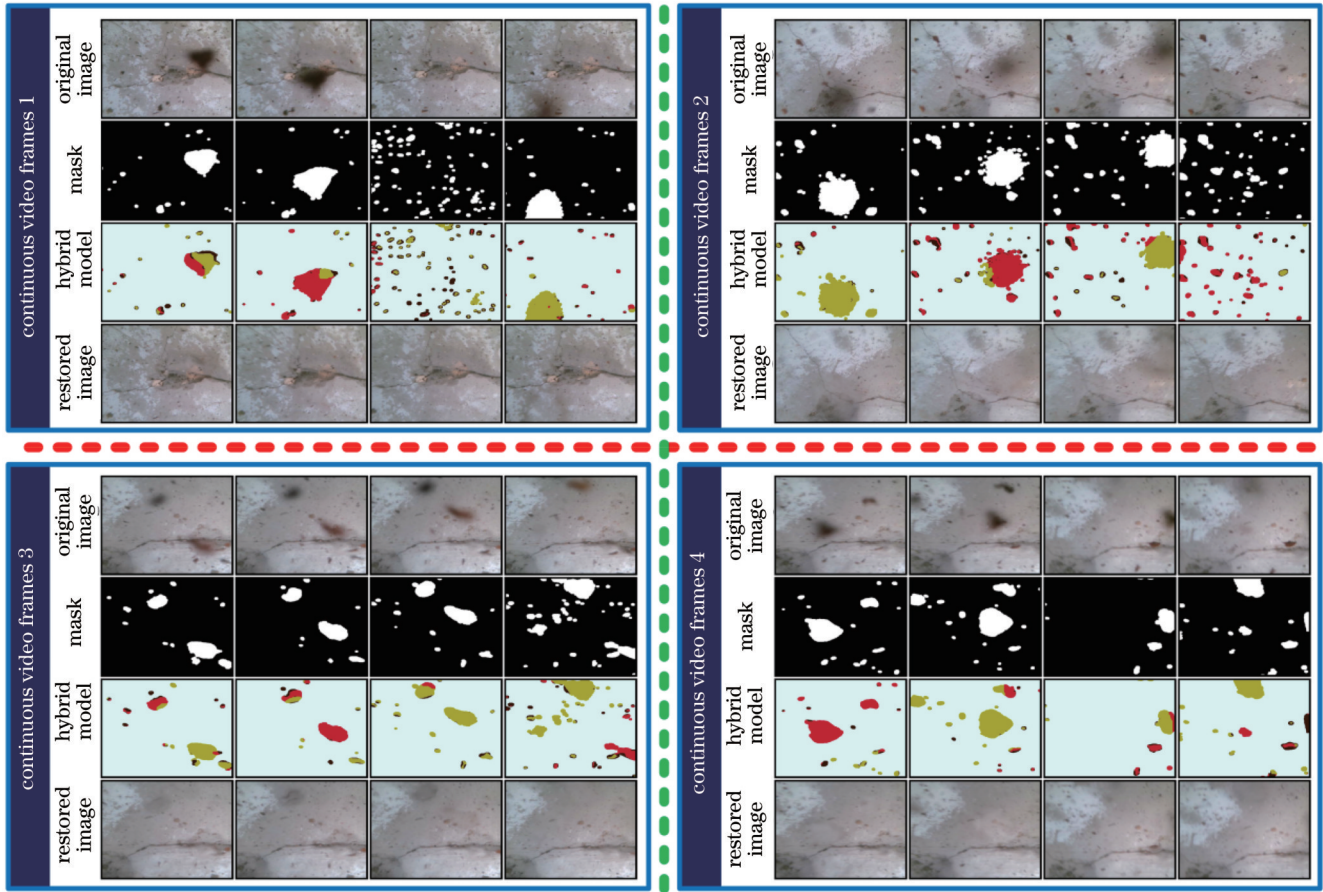


图 7 真实水下悬浮杂质遮挡视频的检测与修复效果

Fig. 7 Detection and inpainting effect of real underwater suspended impurity occlusion video

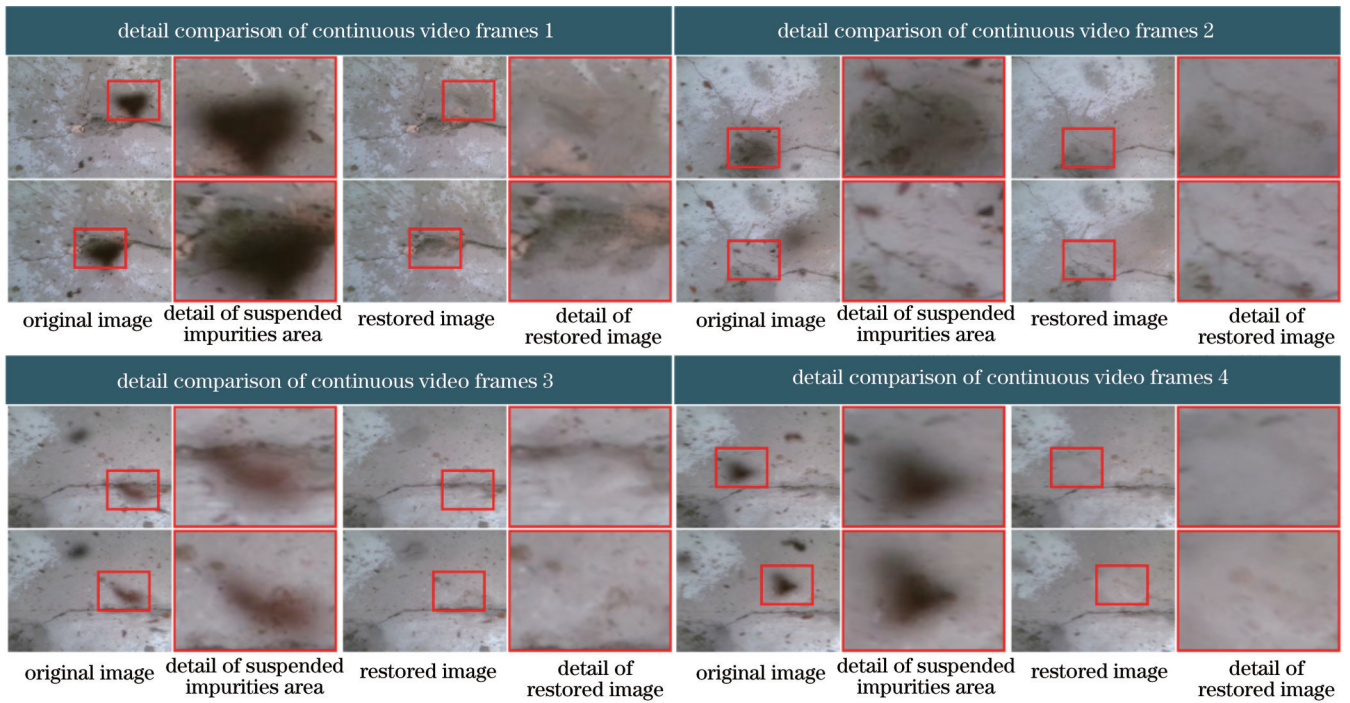


图 8 悬浮杂质遮挡消除前后细节对比

Fig. 8 Comparison of details before and after occlusion removal of suspended impurity

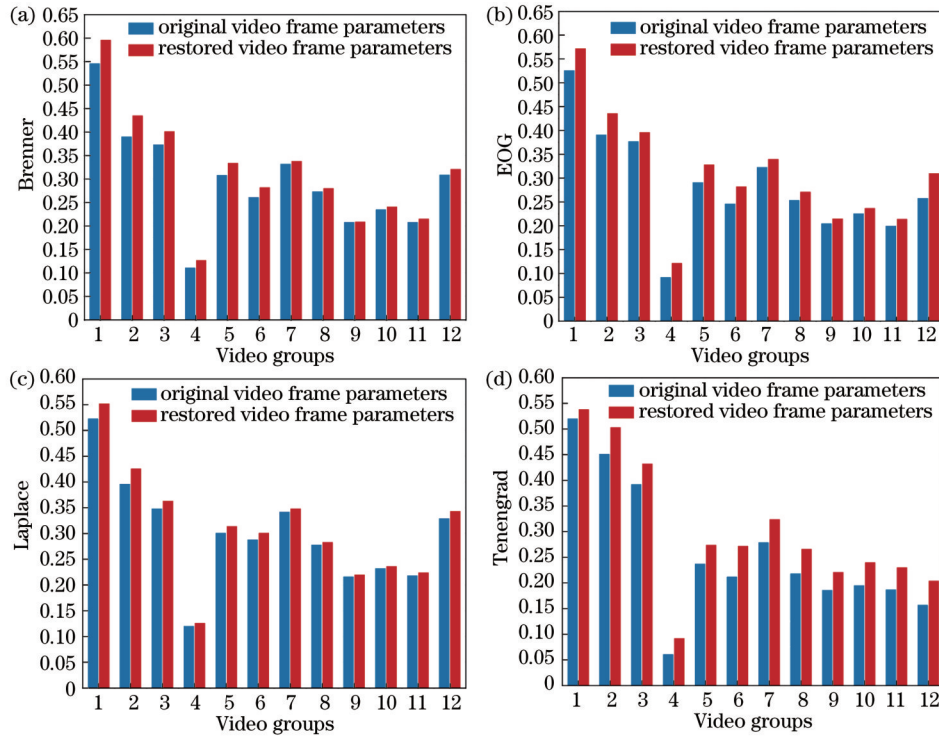


图 9 真实水下视频遮挡消除前后的图像质量指标对比。(a)Brenner 函数指标均值对比;(b)EOG 函数指标均值对比;(c)Laplace 函数指标均值对比;(d)Tenengrad 函数指标均值对比

Fig. 9 Comparison of image quality indicators before and after occlusion removal of real underwater videos. (a) Comparison of mean values for Brenner function indicators; (b) comparison of mean values for EOG function indicators; (c) comparison of mean values for Laplace function indicators; (d) comparison of mean values for Tenengrad function indicators

3.3 合成水下悬浮杂质遮挡消除结果分析

图 10 与图 11 分别展示了 2 组合成水下悬浮杂质遮挡视频连续帧与修复结果。其中,真值图是通过合成图与原始图进行差分获得的,而修复误差图是通过修复结果与原始图进行差分获得的。为了直观地对比修复前后图像帧与原始帧的差异,本文采用热力图形式显示悬浮杂质遮挡区域真值图与修复误差图,颜色越红越亮,表明该区域与原始图像的差异越大。可以看出,在合成的视频帧中,不同的悬浮杂质素材在连续帧中以不同方向、不同形态、不同速度运动,并模拟了真实场景中的运动模糊、纵向运动时的景深感变化等,与真实场景下的悬浮杂质运动情况趋于一致。通过对合成水下悬浮视频帧修复结果与原始清晰图之间的对比,即可验证悬浮杂质检测以及遮挡区域修复结果的准确性。

在图 10 与图 11 所示的场景中,悬浮杂质对原本的混凝土构筑物表面造成了斑块状遮挡。从混合模型图可以看出,本文方法准确地检测出了该组图中的绝大部分悬浮杂质区域。修复后图像视觉效果良好,且修复结果与原始图像之间的误差小,表明本文算法能够有效恢复原始的图像信息。然而,图 10 与图 11 中均存在偏移量较小悬浮杂质的漏检。由于本文算法对悬浮杂质的检测依赖于对场景运动特性的感知,当悬浮杂质位移较小时,利用本文算法可能无法准确判别该目

标是否为悬浮杂质,造成漏检问题。该问题将在未来工作中结合深度感知信息进一步解决。

为了全面分析该算法的性能,采用查准率(P)、查全率(R)、平均绝对误差(MAE)对悬浮杂质的检测结果进行定量分析。其中,查准率是指检测悬浮杂质的检测结果正确值与所有检测结果的比值,查全率用于判断悬浮杂质检测是否全面,平均绝对误差用于计算检测出的悬浮杂质结果与悬浮杂质真值图间的误差值。假设悬浮杂质的真值图为 G_{suso} ,检测出的悬浮杂质为 S_{suso} 且视频帧的尺寸为 $H \times W$,则查全率、查准率与平均绝对误差的计算式为

$$\left\{ \begin{array}{l} P = \frac{\sum_{(x,y)} G_{\text{suso}}(x,y) S_{\text{suso}}(x,y)}{\sum_{(x,y)} S_{\text{suso}}(x,y)} \\ R = \frac{\sum_{(x,y)} G_{\text{suso}}(x,y) S_{\text{suso}}(x,y)}{\sum_{(x,y)} G_{\text{suso}}(x,y)} \\ M_{\text{MAE}} = \frac{\sum_{(x,y)} |G_{\text{suso}}(x,y) - S_{\text{suso}}(x,y)|}{H \times W} \end{array} \right. \quad (8)$$

同时定义修复图 \tilde{I} 与原始无悬浮杂质视频帧 I_{input} 之间的平均修复误差为

$$D_{\text{diff}} = \frac{\sum_{(x,y,c)} |\tilde{I}(x,y,c) - I_{\text{input}}(x,y,c)|}{3 \times H \times W}, \quad (9)$$

式中 (x,y,c) 表示在 (x,y) 位置的 c 通道。

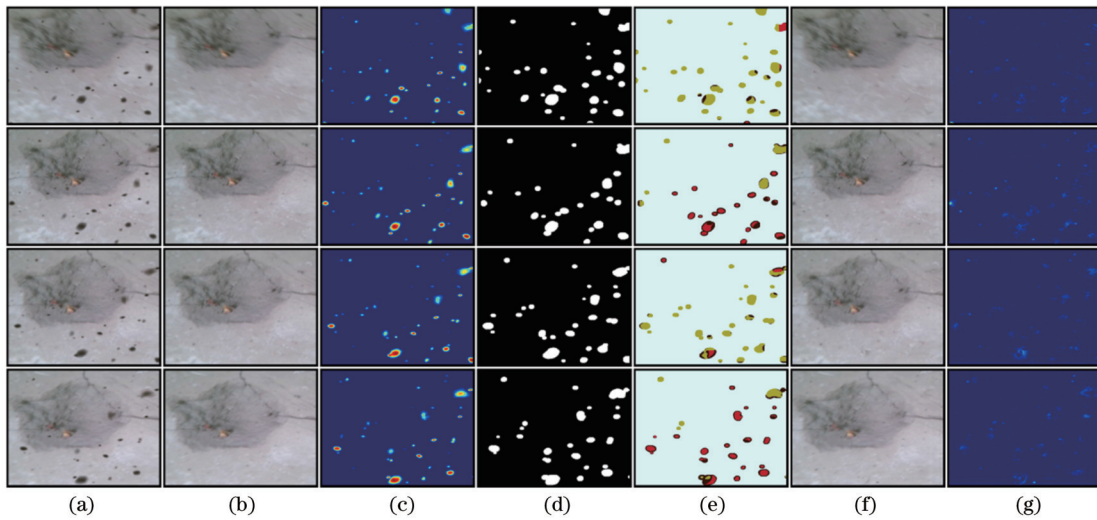


图 10 合成水下悬浮杂质视频帧 1 的遮挡消除结果。(a)合成图;(b)原图;(c)真值图;(d)检测结果;(e)混合模型图;(f)修复结果;(g)误差图

Fig. 10 Occlusion elimination results of video frame 1 for synthetic underwater suspended impurities. (a) Synthetic images; (b) original images; (c) ground truths; (d) detection masks; (e) hybrid model maps; (f) restored images; (g) difference maps

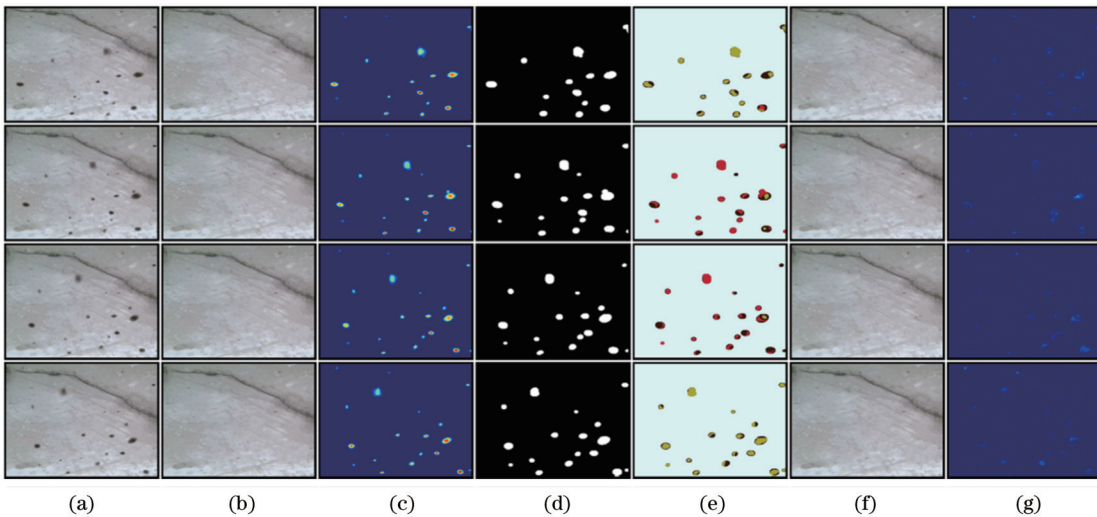


图 11 合成水下悬浮杂质视频帧 2 的遮挡消除结果。(a)合成图;(b)原图;(c)真值图;(d)检测结果;(e)混合模型图;(f)修复结果;(g)误差图

Fig. 11 Occlusion elimination results of video frame 2 for synthetic underwater suspended impurities (a) Synthetic images; (b) original images; (c) ground truths; (d) detection masks; (e) hybrid model maps; (f) restored images; (g) difference maps

在该场景下,悬浮杂质的查全率比查准率更为重要。为避免模糊边缘的漏检导致图像修复结果的不自然,本文算法在检测结果后增加了膨胀操作以扩大悬浮杂质的检测区域,提高对不同的悬浮杂质检测的灵敏性。从表 1 可以看出,虽然本文算法结果的查准率不高,但查全率普遍接近 1,表明合成数据集中添加的悬浮物绝大多数可以被正确检测。同时,本文算法中设置的混合模型引导策略可在图像修复过程中最大程度地保留图像的原始信息。并且膨胀操作引入的部分误检可通过混合引导模型确定的前后帧最佳匹配区域进行有效修复,而不会影响最后的修复结果。表中极小的 D_{diff} 值可验证本文算法的修复结果具有较高的保

真度。

此外,本文还进一步采用 4 种全参考质量评价指标对修复前后的视频帧与原始图像的相关性进行定量分析,包括峰值信噪比 (PSNR)^[30]、结构相似性 (SSIM)^[31]、特征相似性 (FSIM)^[32] 和梯度幅度相似度偏差 (GMSD)^[33]。上述指标中,除 GMSD 值越小,图像质量越高外,其余 3 种评价指标值均与图像质量正相关。图 12 直观地显示了合成视频修复帧与原始视频帧之间的质量参照指标变化情况。可见,4 项全参照指标在处理后的均有了不同程度的改善,验证了本文算法在图像质量提升方面的有效性。

表 1 悬浮杂质遮挡区域检测与修复结果定量分析

Table 1 Quantitative analysis of detection and inpainting results of suspended impurities obscured area

Index	Video frame							
	1	2	3	4	5	6	7	8
Recall	0.918	0.860	0.912	0.938	0.962	0.978	0.962	0.854
Precision	0.183	0.169	0.236	0.286	0.205	0.202	0.187	0.204
Mean absolute error	0.034	0.051	0.025	0.024	0.041	0.038	0.027	0.041
Mean restoration error	0.272	0.331	0.293	0.245	0.509	0.466	0.470	0.493

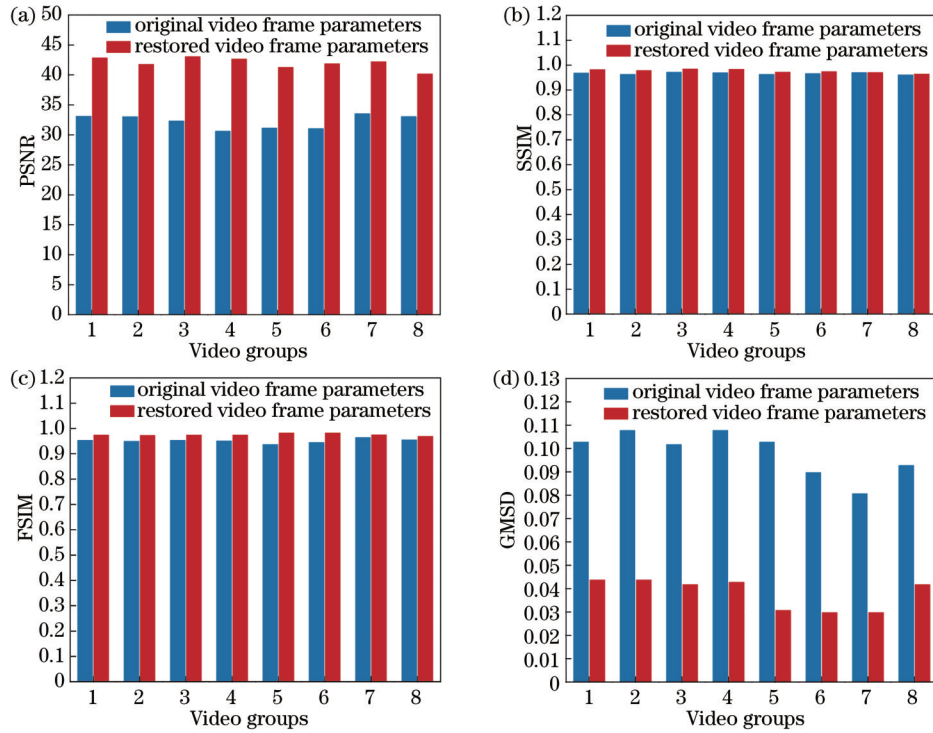


图 12 合成水下悬浮杂质视频的修复前后的图像质量评估指标对比。(a)PSNR 均值对比;(b)SSIM 均值对比;(c)FSIM 均值对比;(d)GMSD 均值对比

Fig. 12 Comparison of image quality evaluation indexes before and after inpainting of synthetic underwater suspended impurity videos.

(a) Comparison of PSNR means; (b) comparison of SSIM means; (c) comparison of FSIM means; (d) comparison of GMSD means

3.4 本文方法性能分析与讨论

1) 算法时耗分析

为了公平地评估所提出的方法的性能,本文将真实与合成的两组水下悬浮杂质视频数据集统一成分辨率为 640×480 的视频,本节所有实验均在配有一个 NVIDIA GeForce RTX 3060 GPU 和一个 13th Gen Intel(R) Core(TM) i7-13700KF CPU 的电脑上运行和测试。为了计算每个步骤的平均时间,将处理一组三帧帧段(相邻帧及其前后帧)的时间作为比较基准,得到的各步骤平均时间如表 2 所示。可见,本文方法

在相邻帧对齐上所用的时间最多。经过对相邻帧对齐步骤的仔细分析发现,SelfFlow 光流法耗时最长,在真实数据集中平均每个帧段需要 5.904 s 来估计运动光流场,造成方法运行速度大幅度下降。因此,本文方法在实时性上存在一定不足。未来,为了提高算法的实时性,将制作更大规模的水下悬浮杂质数据集,建立端到端的水下悬浮杂质检测与修复模型,对光流法做出进一步的改进,降低模型的复杂度,提高视频处理速度,以满足实际的应用需求。

表 2 本文方法运行时间分析

Table 2 Analysis of running time of the proposed method

Dataset	Average running time /s			
	Adjacent frame alignment	Detection of suspended impurities	Elimination of occlusion	Total time
Real-world dataset	7.192	1.426	1.197	9.815
Synthetic dataset	6.978	0.138	0.955	8.071

2) 参数设置对算法性能的影响分析

本文方法中,一些公式中的参数均采用在已有数据集上选取的经验值,但在实际应用中,如遇到与数据集中场景差异较大的情况,则可能会对处理结果造成一定偏差。

① 式(1)中的 σ_{spa} 是空间加权方案的参数,本文取的经验值是 0.4,如果选取较大或者较小,则会导致每个分割区域 i 与其他区域之间的对比度过高或者过低,影响后续计算的全局图像阈值,导致背景的位移未实现有效的补偿。

② 式(4)中的 T' 为差分图阈值,分别用于在 RGB 三个通道内过滤差异图像的噪点,在本文中取经验值 15。该经验值是规定像素在相邻帧之间变化的阈值,高于 T' 时判定为运动像素。如果过高,则会导致运动缓慢的悬浮粒子未被检测到;如果过低,则部分背景像素由于成像噪声和光照变化等会被判定为前景像素。

③ 2.3 节的公式 $\tilde{I}_k = \bar{I}_k g \cdot (L=3) + [(1-v') \cdot \bar{I}_k g + v' \cdot \bar{I}_k g] \cdot (L<3)$ 中 v' 为设定的权重系数,本文取 0.5,该系数是对两次修复结果的权重判定,初步修复结果利用前后帧的真实区域信息,二次修复采用 STTN 对内部细节进行修复。在 $L<3$ 时该像素点的最佳匹配点为相邻前一帧 \tilde{I}_k^{p-warp} 的对应像素点或者在三帧帧段中未搜寻到有效匹配点进行修复。因此,需要两次修复进行叠加。如果权重选择过大,则会导致修复的图像与真实水下图像相差较大;如果选择过小,则会导致修复的图像内部细节未被完全修复。

为了降低具体参数选取不恰当导致的处理结果偏差,将在未来研究中进一步开展以下方面的改进,以提高算法的普适性。一方面,将继续扩充在不同水下环境中的悬浮杂质数据,建立更具有代表性的数据集,增加算法模型的适用性;另一方面,将进一步建立各项参数的优化项,减少使用具体参数,使算法参数根据输入图像进行自适应调节,提高算法性能。

3) 相机与悬浮杂质间的相对运动对算法的影响

在 2.1 节中,悬浮颗粒物与相机之间的相对运动速度对本文所提的悬浮杂质遮挡消除方法具有一定的影响,具体包括以下两个方面。

① 相机静止不动。相机与背景之间相对静止,悬浮杂质随水流运动产生相对运动速度。悬浮杂质相对相机和背景的运动速度越快,则相邻前后帧之间的原始互补信息越充足,在此情况下,遮挡区域的修复结果还原度高。

② 相机自身也在运动。当相机运动方向、速度与悬浮杂质运动方向、速度趋于一致时,两者的相对运动速度将趋于 0,会导致运动差异约束的失效,只能依赖颜色差异先验检测悬浮杂质区域,且前后相邻帧无法提供悬浮杂质遮挡区域的匹配信息,只能通过 STTN 算法进行估计,悬浮杂质遮挡结果可能存在一定失真。

4 结 论

本文针对实际水体环境中悬浮杂质遮挡镜头导致的信息丢失问题,提出了一种水下结构表观状态检测视频中的悬浮杂质遮挡消除方法。该方法首先通过对前景区域的位移信息进行补偿,获取背景运动光流场,实现相邻帧的有效对齐,以消除相机运动造成的背景偏移;然后通过相邻帧间的动态感知信息,实现悬浮杂质区域的准确检测;再根据相邻前后帧的关联性分析,构建混合引导修复模型,确定相邻帧中的最佳修复区域,引导拍摄视频中的原有信息对遮挡区域进行初步修复,采用 STTN 算法对相邻帧信息无法填补的区域进行二次修复;最后将两种方式修复的结果进行加权融合,得到遮挡图像的最终修复结果。在真实与合成的两组水下悬浮杂质视频数据集上的实验表明,该方法能够准确检测不同大小、颜色与密度的水下悬浮杂质区域,并能有效恢复被遮挡区域的原有信息,对提升水下图像质量、帮助水下机器人更好地完成水下结构状态检测任务,具有重要意义。

然而,该方法仍具有一定局限性有待进一步攻克。由于本文提出的方法主要依靠运动与颜色信息实现水下悬浮杂质的检测,对于因移动较为迟缓或者与相机自身运动方向与速度趋于一致导致运动特性不明显的悬浮杂质检测与去除效果不佳。因此,在未来的研究工作中将结合深度信息感知,进一步提高水下悬浮杂质的检测与去除效果。此外,还将进一步建立包含更多场景的水下悬浮杂质数据集,建立端到端的水下悬浮杂质检测与修复模型,建立各项参数的优化项,减少使用具体参数,降低模型的复杂度,提高视频处理速度,以满足实际的应用需求。

参 考 文 献

- [1] Wang R, Wang S, Wang Y, et al. Development and motion control of biomimetic underwater robots: a survey[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(2): 833-844.
- [2] Sivčev S, Coleman J, Omerdić E, et al. Underwater manipulators: a review[J]. Ocean Engineering, 2018, 163: 431-450.
- [3] Wang R, Wang S, Wang Y, et al. Vision-based autonomous hovering for the biomimetic underwater robot—RobCutt-II[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8578-8588.
- [4] 郭威, 张有波, 周悦, 等. 应用于水下机器人的快速深海图像复原算法[J]. 光学学报, 2022, 42(4): 0410002.
- [5] Guo W, Zhang Y B, Zhou Y, et al. Rapid deep-sea image restoration algorithm applied to unmanned underwater vehicles [J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(4): 0410002.
- [6] Baykal Y. Adaptive optics correction of scintillation in underwater medium[J]. Journal of Modern Optics, 2020, 67(3): 220-225.
- [7] Huang Y F, Liu M Y, Yuan F. Color correction and restoration based on multi-scale recursive network for underwater optical image[J]. Signal Processing: Image Communication, 2021, 93: 116174.

- [7] Ancuti C O, Ancuti C, De Vleeschouwer C, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 27(1): 379-393.
- [8] 李靖怡, 侯国家, 张孝嘉, 等. 基于场景深度估计和背景分割的水下图像复原[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(2): 0210010.
Li J Y, Hou G J, Zhang X J, et al. Underwater image restoration based on scene depth estimation and background segmentation[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(2): 0210010.
- [9] 陈清江, 解亚丽. 基于稠密级联卷积神经网络的水下图像增强[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(22): 2215004.
Chen Q J, Xie Y L. Underwater image enhancement based on dense cascade convolutional neural network[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(22): 2215004.
- [10] 李庆忠, 白文秀, 牛炯. 基于改进 CycleGAN 的水下图像颜色校正与增强[J]. *自动化学报*, 2023, 49(4): 820-829.
Li Q Z, Bai W X, Niu J. Underwater image color correction and enhancement based on improved cycle-consistent generative adversarial networks[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(4): 820-829.
- [11] Wang Y D, Guo J C, Gao H, et al. UIEC²-Net: CNN-based underwater image enhancement using two color space[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2021, 96: 116250.
- [12] Zhou J C, Liu Z Z, Zhang W D, et al. Underwater image restoration based on secondary guided transmission map[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(5): 7771-7788.
- [13] 刘国栋, 冯立辉, 卢继华, 等. 基于分类与最小卷积区域暗通道先验的水下图像恢复[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(4): 0401003.
Liu G D, Feng L H, Lu J H, et al. Underwater image restoration based on classification and dark channel prior with minimum convolutional area[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(4): 0401003.
- [14] Li M D, Liu J Y, Yang W H, et al. Structure-revealing low-light image enhancement via robust retinex model[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(6): 2828-2841.
- [15] Gu Z H, Li F, Lv X G. A detail preserving variational model for image Retinex[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2019, 68: 643-661.
- [16] 邱啟蒙, 张亚加, 高智强, 等. 基于四叉树分级搜索和透射率优化的水下图像复原[J]. *光学学报*, 2023, 43(12): 1201002.
Qiu Q M, Zhang Y J, Gao Z Q, et al. Underwater image restoration based on quadtree hierarchical search and transmittance optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(12): 1201002.
- [17] 简梦真, 李旦, 张建秋. 基于非均匀入射光成像模型的水下图像复原[J]. *光学学报*, 2021, 41(15): 1501003.
Jian M Z, Li D, Zhang J Q. Underwater image restoration based on non-uniform incident light imaging model[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(15): 1501003.
- [18] Lin H T, Zhang H A, Li Y L, et al. 3D point cloud capture method for underwater structures in turbid environment[J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(2): 025106.
- [19] Wang Y, Yu X, An D, et al. Underwater image enhancement and marine snow removal for fishery based on integrated dual-channel neural network[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 186: 106182.
- [20] Boffety M, Galland F. Phenomenological marine snow model for optical underwater image simulation: applications to color restoration[C]//2012 Oceans-Yeosu, May 21-24, 2012, Yeosu, Korea (South). New York: IEEE Press, 2012.
- [21] Banerjee S, Sanyal G, Ghosh S, et al. Elimination of Marine Snow effect from underwater image-an adaptive probabilistic approach[C]//2014 IEEE Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science, March 1-2, 2014, Bhopal, India. New York: IEEE Press, 2014.
- [22] Farhadifard F, Radolko M, Freiherr von Lukas U. Single image marine snow removal based on a supervised Median filtering scheme[C]//Proceedings of the 12th International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications, February 27-March 1, 2017, Porto, Portugal. Setúbal: SCITEPRESS-Science and Technology Publications, 2017: 280-287.
- [23] Koziarski M, Cyganek B. Marine snow removal using a fully convolutional 3D neural network combined with an adaptive median filter[M]//Zhang Z X, Suter D, Tian Y L, et al. Pattern recognition and information forensics. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2019, 11188: 16-25.
- [24] Jiang Q, Chen Y, Wang G Y, et al. A novel deep neural network for noise removal from underwater image[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 87: 115921.
- [25] Cyganek B, Gongola K. Real-time marine snow noise removal from underwater video sequences[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2018, 27(4): 043002.
- [26] Zeng Y H, Fu J L, Chao H Y. Learning joint spatial-temporal transformations for video inpainting[M]//Vedaldi A, Bischof H, Brox T, et al. Computer vision - ECCV 2020. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2020, 12361: 528-543.
- [27] Liu P P, Lyu M, King I, et al. SelfFlow: self-supervised learning of optical flow[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 4566-4575.
- [28] Arbeláez P, Maire M, Fowlkes C, et al. Contour detection and hierarchical image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(5): 898-916.
- [29] 王志明. 无参考图像质量评价综述[J]. *自动化学报*, 2015, 41(6): 1062-1079.
Wang Z M. Review of No-reference image quality assessment [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(6): 1062-1079.
- [30] Wang Z, Bovik A C. Mean squared error: love it or leave it? A new look at signal fidelity measures[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2009, 26(1): 98-117.
- [31] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [32] Zhang L, Zhang L, Mou X Q, et al. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [33] Xue W F, Zhang L, Mou X Q, et al. Gradient magnitude similarity deviation: a highly efficient perceptual image quality index[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(2): 684-695.

Method for Eliminating Visual Occlusion from Suspended Impurity in Underwater Structural State Observation

Xu Yongbing^{1,3}, Zhou Yaqin^{2*}, Ye Qian², Jia Jiangcan², Wang Di^{1,3}

¹Shandong Survey and Design Institute of Water Conservancy Co., Ltd., Jinan 250013, Shandong, China;

²College of Information Science and Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, Jiangsu, China;

³Key Laboratory of Jinan Digital Twins and Intelligent Water Conservancy, Shandong Survey and Design Institute of Water Conservancy Co., Ltd., Jinan 250013, Shandong, China

Abstract

Objective During the visual inspection of underwater structures, the camera lens used for observation is often obscured by suspended impurities such as dead leaves and algae in the water. This obstruction leads to a loss of clear image information, affecting the effectiveness of the inspection. Currently, there is limited research focused on removing these suspended impurities underwater. To address this issue, we propose a method for eliminating visual occlusion from impurities using the intra-frame spatial information and inter-frame motion information from underwater video sequences. Our approach thoroughly analyzes the imaging characteristics of these impurities in water. Then we provide prior information according to analysis and leverage the dynamic perception and information complementarity between adjacent frames to detect and repair occluded regions affected by underwater suspended impurities. We aim to enhance the quality of underwater images and enable underwater robots to more effectively detect the condition of underwater structures.

Methods In this study, we propose an underwater suspended impurity occlusion elimination method by combining the characteristics of suspended impurity imaging, the motion information and complementary information between adjacent consecutive frames. Firstly, we take the current frame and its two adjacent frames as a set of input data and estimate the optical flows of the three input frames. Based on the distribution of optical flow between adjacent frames, a displacement compensation strategy is proposed to eliminate the background shift caused by camera movement. Secondly, considering the imaging characteristics of suspended impurities, we build a dynamic visual perception model by extracting the motion and color information, which aims to accurately detect impurities with different shapes in aligned neighboring frames. Finally, a hybrid guided restoration model is constructed to determine the optimal complementary information between frames and restore the areas obstructed by suspended impurities. In detail, there are three steps. According to the built hybrid guided repair model, we match the complementary information between the aligned adjacent frames to initially repair the occluded regions, maximizing the retention of the real scene information. Then we adopt the STTN algorithm to carry out the secondary repair of the occluded regions that cannot be complemented by adjacent frames. Next, the two repair results are merged to obtain the final image repair frame. After the current input data processing is completed, the next set of adjacent frames are updated and the above processes are conducted until all the video frames are repaired.

Results and Discussions Test results on both real and synthetic datasets demonstrate that the proposed method can accurately detect and eliminate obstructive impurities, resulting in significantly improved image quality across multiple metrics. Specifically, the adjacent frame alignment by background displacement compensation effectively eliminates the interference of background movement on the detection of suspended impurity regions. The detection of suspended impurities by dynamic visual perception is not affected by their color, size and morphology and can accurately detect and segment various types of suspended impurity regions in the map (Fig. 6). The estimated hybrid guided repair model map can accurately judge the best matching region in adjacent frames (Fig. 7), effectively guiding the effective repair of the occluded region. The proposed method enables good smoothness and natural transition between the repaired region and the surrounding pixels, and the original detail information of the crack and other regions is better preserved (Fig. 8), which improves the clarity and quality of the image (Fig. 9). This method takes approximately 8 – 9 s to process each frame segment, and the processing speed needs to be further improved. The selection method of parameters also needs further optimization.

Conclusions In this paper, we propose a suspended impurity occlusion elimination method in underwater structure apparent state detection video for information loss caused by suspended impurities occluding the lens in the actual water body environment. Experiments on the real and synthetic underwater suspended impurity video datasets verify the validity of the proposed method. This method can accurately detect underwater suspended impurity regions of different sizes, colors and densities and can effectively restore the original information of the occluded regions. In conclusion, this study is

of great significance for improving the quality of underwater images and helping underwater robots to better detect the state of underwater structures. However, this method still has some limitations that need to be further overcome. Since the proposed method mainly relies on motion and color information to detect underwater suspended impurities, the detection and removal of suspended impurities with unclear motion characteristics due to slow movement or convergence with the camera's motion direction and speed are not effective. Therefore, in future research work, depth information perception will be combined to further improve the detection and removal effect of underwater suspended impurities. In addition, a dataset containing more scenes of underwater suspended impurities will be further established, and an end-to-end underwater suspended impurity detection and repair model will be established. Optimization terms for various parameters will be designed to decrease specific parameters, reduce the complexity of the model, and improve video processing speed to meet practical application needs.

Key words underwater image restoration; elimination of visual obstruction from impurities; displacement compensation; dynamic visual perception; hybrid guided model