

基于双目视觉的水下动态目标识别 与定位方法研究

柳靖彬, 刘卫东, 李乐, 张帅军, 张文博, 李艳丽
(西北工业大学 航海学院, 西安 710072)

摘要: 针对动态水下目标跟踪定位过程需要良好的实时性与鲁棒性问题, 提出一种基于双目视觉的水下动态目标定位方法; 利用快速引导滤波提取水下图像的光照分量, 构造了一种改进的二维伽马函数, 并对其参数利用光照分量的分布特性进行调整, 实现了对水下不同环境图像下的亮度自适应校正处理; 利用卡尔曼滤波预估下一时刻目标的位置, 将预测空间作为 ROI 区域进行图像校正, 极大降低了算法的运行时间; 在 HSV 空间对目标进行掩膜提取, 识别之后通过双目定位算法对目标进行精确定位; 经过水箱试验验证, 与多尺度高斯函数、双边滤波等算法相比, 该方法在运行速度上有着显著的提高, 达到了 35FPS, 在定位过程中有着较高定位精度, 在方向的平均相对误差为 (3.59%, 3.35%, 1.42%); 结果表明, 该算法可以满足水下动态目标跟踪定位的实时性与鲁棒性要求。

关键词: 图像增强; 二维伽马函数; 快速引导滤波; 卡尔曼滤波; 双目视觉

Research on Underwater Dynamic Target Recognition and Location Method Based on Binocular Vision

LIU Jingbin, LIU Weidong, LI Le, ZHANG Shuaijun, ZHANG Wenbo, LI Yanli

(School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Aiming at the problem that the dynamic underwater target tracking and positioning process requires good real-time and robustness, an underwater dynamic target positioning method based on binocular vision is proposed. Fast guided filtering is used to extract the illumination component of underwater images, build the improved two-dimensional Gamma function, adjust its parameters by using the distribution characteristics of illumination components, and realize the adaptive image brightness correction under different underwater environments. Kalman filter is used to estimate the position of the target at the next moment, and taking the prediction space as the ROI region for image correction, it greatly reduces the running time of the algorithm. The target is masked in the HSV space, and it is accurately located by the binocular localization algorithm after recognition. Through the water tank testing, compared with multi-scale Gaussian function, bilateral filtering and other algorithms, the proposed method has a significant improvement in running speed, reaching 35 FPS, and it has a high positioning accuracy during the positioning process, with the average relative errors of 3.59%, 3.35%, 1.42% in the X, Y and Z directions. The results show that the algorithm can meet the real-time and robustness requirements in underwater dynamic target tracking and positioning.

Keywords: image enhancement; two-dimensional Gamma function; fast guided image filter; Kalman filter; binocular vision

0 引言

当今, 大量的水下探测设备在水底用于海洋开发, 当其完成任务之后, 需要进行打捞和回收以获取其工作信息^[1]。在这一过程中, 如何快速精准的对动态设备进行实时定位是完成设备回收的关键环节。

由于水和悬浮粒子对不同波长的光有选择性的吸收和散射以及相机自身的局限性^[2-3], 水下图像通常存在光照不

均匀的情况, 成像设备所获得的图像的亮度和对比度整体不足, 会对图像的识别造成极大的干扰, 因此, 需要对图像进行校正以获得更清晰的图像^[4-7]。

目前, 针对光照不均匀问题, 比较常见的方法主要有 Retinex 理论、直方图均衡化以及伽马校正等。基于 Retinex 理论的方法通过对原始图像进行高斯滤波来获取光照图像, 最后将光照图像从原始图像中分离出来, 从而获得反射图像^[8-9]; 直方图均衡化方法过改变图像的直方图来扩

收稿日期: 2023-04-12; 修回日期: 2024-01-08。

基金项目: 国家自然科学基金(61903304); 中央高校基本科研业务费项目(3102020HHZY030010); “111”引智计划项目(B18041.0)。

作者简介: 柳靖彬(1997-), 男, 硕士研究生。

刘卫东(1962-), 男, 教授, 博导。

李乐(1986-), 男, 副教授, 硕士生导师。

引用格式: 柳靖彬, 刘卫东, 李乐, 等. 基于双目视觉的水下动态目标识别与定位方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(3): 306-312.

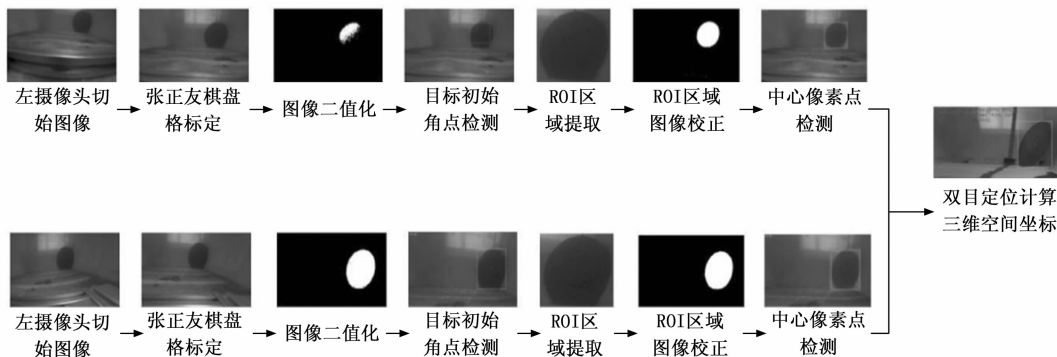


图1 水下双目视觉定位系统框图

大图像中各区域像素的区别, 最终得到高对比度的图像^[10-11]。伽马校正方法通过提高图像过低灰度区域以及降低图像过高灰度区域来进行图像校正, 对亮度过高或过低的图像有着明显的增强效果^[12]。

目前已有多位学者在以上算法的基础上展开了进一步研究, 李学明^[13]依据 Retinex 的色彩理论将 Retinex 色度空间内的色彩线性映射到 RGB 空间, 获得了具有色彩逼真度、动态范围大的增强图像, 但该方法运算量比较大, 且无法保证动态范围大幅度压缩和对比度增强两个指标; 刘志成等^[14]在 Retinex 理论的基础上利用多尺度高斯函数提取出场景的光照分量, 然后构造了一种二维伽马函数, 得到了高对比度的增强图像, 但是该算法增强亮度差异大区域的图像时会产生光晕现象, 并且对高光区域敏感度较小; 李锦等^[15]将直方图均衡化和多尺度 Retinex 彩色恢复算法进行了结合, 用直方图均衡化对彩色图像进行增强, 将图像按照一定的图像融合规则进行加权融合, 使图像的亮度、对比度、细节等都有很大的增强, 但运算时间过长, 无法用于实际的运动物体识别过程中; 陈育群等^[16]利用双边滤波算法提取出图像的光照信息对二维伽马函数的图像亮度校正因子进行改进, 该算法具有较好的边缘保持特性, 虽然相比较上述方法在运算方面有较大提升, 但是本身算法的运算复杂度依旧过高; 王殿伟^[17]等基于引导滤波提出了一种基于改进二维伽马函数自适应亮度校正算法, 该算法的运算时间与文献 [16] 相比降低了 10 倍, 且可以在保持原图像的边缘细节的前提下具有优秀的背景平滑特性, 在实际应用中有着较好的应用前景, 但在连续工作的过程中仍然存在设备卡顿的问题。

本文基于快速引导滤波的改进二维伽马函数提出一种有着良好实时性与稳定性的水下动态目标双目定位方法。首先利用卡尔曼滤波对目标运动区域进行预测, 随后利用改进的二维伽马函数对预测区域进行增强, 然后利用双目相机对目标进行识别定位, 最后经过试验验证了该算法的实时性与稳定性。

1 方案总体设计

本文的算法流程框架如图 1 所示, 主要分解为 4 个阶

段: 1) 对原始水下图像进行张正友棋盘格标定之后进行图像检测获取初始目标区域角点值 $(x_o, y_o, \omega_o, h_o)$; 2) 利用卡尔曼滤波算法预测目标区域下一刻角点的预测值 $(x_v, y_v, \omega_v, h_v)$; 3) 根据角点预测值截图 ROI 区域, 利用基于快速引导滤波调整光照分量后的二维伽马函数进行图像校正; 4) 对左右相机图像检测后获得的中心像素点进行定位算法结算, 得到目标在右摄像机坐标系下的三维空间坐标 (x, y, z) 。

2 算法研究与改进

2.1 基于快速引导滤波的光照分量提取

根据 Retinex 理论^[18]可知, 人通过肉眼感知得到的图像 $F(x, y)$ 是由两部分的乘积组成, 分别为反射分量 $R(x, y)$ 与光照分量 $L(x, y)$, 其表达式为:

$$F(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y) \quad (1)$$

其中: 光照分量代表图像的低频特性, 而反射分量决定了图像的本质特性, 代表图像的高频特性, 能够决定图像的细节信息。在以图像视觉为主的 CV 任务中, 经常会遇到光照不均匀的图像, 此类图像由于所处环境中的光照程度不同, 导致目标物处的光照情况不同, 这种情况往往会将对图像的对比度产生较大的干扰, 从而影响到 CV 任务的最终结果。如果不能保证图像中目标物的每处光强度都是均匀的会导致目标的某些重要的节信息无法提取, 从而影响到最终的识别定位结果。因此, 研究一种可以有效平衡光照不均匀图像的算法有着重要的研究价值。

在设备方面, 对于常用的光学成像设备而言, 靠设备并不能满足单独分别光照分量的需求, 这是因为设备获取的图像是由光照分量和反射分量共同作用的结果。因此, 在对光照不均匀图像的校正处理时, 最大的难题是在充分保留图像细节的前提下进行光照分量的提取。

目前, 在图像处理中使用较多的是 HSV 颜色空间。因为 RGB 通道并不能很好地反映出物体具体的颜色信息, 而相对于 RGB 空间, HSV 空间能够非常直观的表达色彩的明暗, 色调, 以及鲜艳程度, 以方便进行颜色之间的对比, 因此, HSV 空间在多项领域中更加常用。HSV 表达彩色图像的方式由 3 个部分组成, 分别是色调 H 、饱和度

S 以及明度 V。色调的取值范围为 0~360°，从红色为起点按逆时针方向划分颜色范围分别为红色 (0°)、绿色 (120°) 及蓝色 (240°)。饱和度是光谱色与白色混合的结果，代表颜色与光谱色的匹配程度。饱和度高的颜色视觉上会更加鲜艳。通常取值范围为 0%~100%，值越大，颜色越饱和。明度表示颜色的明亮程度，对于光源色，明度值与发光体的光亮度有关；对于物体色，此值和物体的透射比或反射比有关。通常取值范围为 0% (黑) 到 100% (白)。可以看到，H 与 S 空间分别代表图像的色彩信息以及光谱色的饱和度，而 V 空间决定了颜色空间中颜色的明暗程度，故本文通过从 HSV 空间中提取 V 分量进行光照分量的提取，可以在分离出光照分量的同时，最大程度的保存图像的细节信息。

引导滤波算法是一种可以保持边缘的滤波算法。该算法显式地利用引导图像 (guidance image) 计算输出图像，其中引导图像可以是输入图像本身或者其他图像，与其他同类滤波相比，引导滤波有良好的边缘保持效果并具有线性时间的速度优势。引导滤波可以用于降噪、细节平滑以及联合采样等多个方面。对光照不均匀图像进行引导滤波处理能够有效得到图像的低频信息，并且引导滤波算法在同类算法中具有最低的运算复杂度。引导滤波算法中某像素点的输出为：

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (2)$$

式中， q 为输出图像， I 为引导图像， a_k 和 b_k 为当窗口中心位于 k 时该线性函数的不变系数， ω_k 为滤波窗口。该滤波算法的假定条件是： q 和 I 在以像素 k 为中心的窗口中存在局部线性关系。对该式求导 (即表示边缘) 可知，当引导图像存在边缘时，输出结果便会出现边缘，因此能最大限度的保留引导图像的边缘信息。为了求解 a_k 和 b_k 并得到最小输入图像和引导的差值，假设 p 是 q 滤波前的结果，并满足 p 与 q 之间的差值最小，根据无约束图像复原的方法即可转化为求最优化问题，其损失函数为：

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2] \quad (3)$$

式中， ϵ 为规则化参数，输入图像为 p 。将 i 限制在窗口 ω_k 中可避免 a 出现数值过大的情况。令损失函数分别在 a_k 和 b_k 处的偏导函数等于 0 可得到 a_k 和 b_k 的最优解，即可得到损失函数的最小值：

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \frac{\sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (4)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (5)$$

式中， ω_k 滤波窗口内的像素点数目为 $|\omega|$ ；图像 I 在窗口中的方差与均值分别为 σ_k 和 μ_k ；窗口中 p_k 的均值为 \bar{p}_k 。由于在不同的窗口中的 a_k 和 b_k 取值不同，并且这些不同的窗口会包含同一点像素，故需求出 a_k 和 b_k 在以该像素为中心点的不同窗口中的均值作为求 q_i 的参数，其表达式为：

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (6)$$

虽然引导滤波算法在各种具有边缘保持效果的滤波算法中具有最低的运算复杂度，但仍然无法满足运动图像识别定位的实时性。为了进一步降低引导滤波算法的时间复杂度，在该算法的基础上通过下采样减少需要的像素点，利用输入图像和引导图像的降采样图像来求解 a_k 和 b_k 后再上采样恢复到原来大小。假设缩放比例为 s ，则快速引导滤波运算的时间复杂度由 $O(N)$ 降为 $O(N/s^2)$ ，一般而言，该算法的运算速度会比引导滤波算法快 10 倍以上。

对摄像机提取的原图像分离 V 空间作为输入图像 p 以及引导图像 I ，则光照分量 $L(x, y)$ 即为算法的最终结果 q 。

2.2 基于二维伽马函数的自适应亮度校正

提取了图像的光照分量后便可利用二维伽马函数进行亮度校正，其表达式为：

$$O(x, y) = 255 \times \left(\frac{I(x, y)}{255} \right)^\gamma, \quad (7)$$

$$\gamma = \left(\frac{m}{255} \right)^{m-L(x, y)/m}$$

式中， $I(x, y)$ 是输入图像的亮度； $O(x, y)$ 是输出图像； $L(x, y)$ 是提取出的当前点 (x, y) 上的光照分量值； γ 为用于亮度增强的指数值，其中包含了图像的光照分量特性； m 值采用为当前图像光照值的均值，为了节省算法的运算时间，采用文献 [17] 的测量平均值 128。

利用该算法对一幅光照不均匀图像进行校正，处理前后图像及其直方图分别如图 2 与图 3 所示。

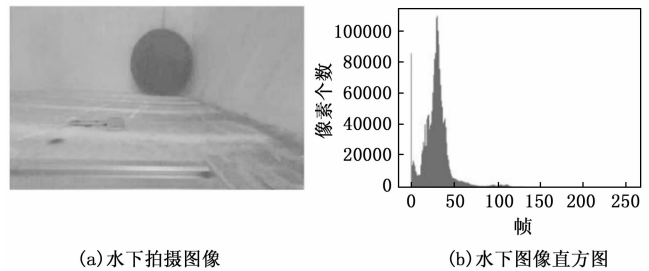


图 2 水下拍摄图像与直方图

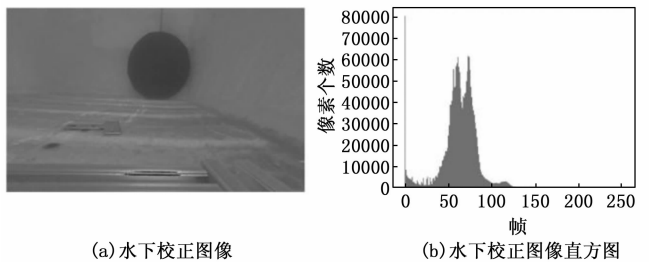


图 3 水下校正图像与直方图

对比可知，经过算法处理后，原图像中亮度过低区域图像的亮度值得到了有效增强，而亮度过高区域的亮度得到了有效降低有利于发现亮度过高和亮度过低区域的细节信息。因此，本算法在提高图像的视觉质量、发现过亮或

者过暗区域的细节信息等方面具有重要的作用。

2.3 基于卡尔曼滤波的目标检测方法

为了一进一步提高算法的运算速度, 本文利用经典卡尔曼滤波器用于预估下一时刻的状态的特性对运动目标区域位置进行预测, 以缩小图像校正算法的校正区域, 使算法的运算速度得到进一步提升。

采用初始时刻在图像中检测到的目标区域的像素值坐标 $X(O) = (x_o, y_o, w_o, h_o)$ 分别作为系统观测值初始卡尔曼滤波器, 通过状态更新方程来预测下一时刻目标区域的位置, 从而获得系统在下一时刻的估计 $X_v(k)$ 。其中, x, w 分别代表目标区域矩形左上角点的相机像素坐标系横坐标方向像素值以及矩阵的像素宽度值, y, h 代表目标区域矩形左上角点相机像素坐标系纵坐标方向像素值以及矩阵的像素高度值。

其动态 ROI 窗口示意图以及卡尔曼滤波预测效果如图 4 与图 5 所示。可以看到, 卡尔曼滤波算法可以实时预估下一时刻目标在相机视场的位置, 并且可以根据距离目标的远近动态的调整 ROI 窗口的大小, 避免了当目标发生旋转等而导致目标在 ROI 窗口中部分丢失的情况, 有力的保证了检测识别的稳健性与算法的实时性。

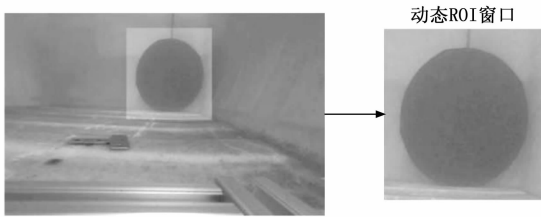


图 4 动态 ROI 窗口示意图

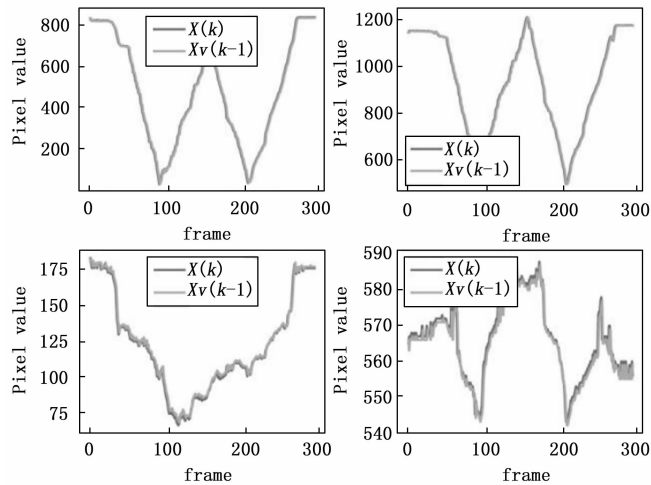


图 5 卡尔曼滤波算法跟踪示意图

2.4 水下目标检测算法研究

结合 2.1 及本文实际应用场景中主要影响目标检测的因素考虑, 决定将图像从 RGB 色彩空间转换到 HSV 色彩空间, 以便更好地感知图像颜色, 利用 HSV 分量从图像中

提取感兴趣的区域。

首先选取目标物, 本文采用蓝色圆盘状物体。通过 2 000 张理想环境目标物图片的分量提取计算, 采用 HSV 阈值范围如下: $H: [100, 124], S: [100, 255], V: [100, 255]$ 。

灰度阈值计算流程具体工作步骤为:

1) 读取当前视频帧图像并保存为 frame, 对 frame 进行 RGB 到 HSV 的空间转换, 转换后的图片保存为 img, 提取 img 的尺寸大小分别赋值给 a, b ;

2) 赋值 $i=1, j=1$, 遍历 img 空间, 根据上文的阈值, 按如下公式计算得到二值化图像 imgMask 的每一个像素点值 $P(i, j)$, imgMask 图像如图 6 所示。

$$P(i, j) = \begin{cases} 1 & 100 \leq H \leq 124 \&\& \\ & 255 \leq S \leq 255 \&\& \\ & 100 \leq V \leq 255 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

3) 利用摩尔邻域跟踪算法对 imgMask 进行轮廓提取, 对提取到的参数进行融合计算即可得到目标中心点像素值, 具体如图 7 所示。



图 6 imgMask 掩膜区域

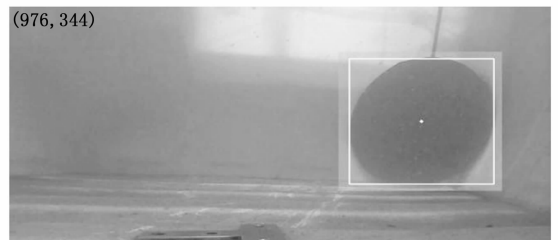


图 7 目标识别示意图

2.5 水下目标定位算法研究

根据摄像机的个数, 目标定位方法分为单目、双目以及多目定位方法。由于单目相机在测距的范围和距离方面存在一个不可调和的矛盾, 即摄像头的视角越宽, 所能探测到精准距离的长度越短, 视角越窄, 探测到的距离越长而多目相机需要的设备空间较大以及运用成本翻倍, 且多路图像数据的处理难度加大, 这对处理芯片的要求以及硬件的可靠性要求增高, 因此采用双目系统来研究水下运动目标定位算法。

在安装好双目摄像头后, 首先利用张正友标定法对双目相机进行标定, 得到双目相机的内外参数矩阵模型;

其次,根据单目相机的坐标转换关系建立相机坐标系到世界坐标系的转换关系:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \\ 0 \\ 0 \\ f \\ 0 \\ v_0 \\ 1 \end{bmatrix} [R] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_1 \mathbf{M}_2 \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} \\ m_{21} \\ m_{31} \\ m_{22} \\ m_{32} \\ m_{23} \\ m_{33} \\ m_{24} \\ m_{34} \\ m_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, w 为世界坐标系, c 代表相机坐标系, \mathbf{M}_1 为相机内参矩阵, \mathbf{M}_2 为相机坐标系到世界坐标系的外参矩阵;

随后,根据(9)建立左右相机坐标系下的转换关系,将世界坐标系与右相机坐标系进行重合,对两式联立即可得到如下的关于世界三维坐标点的方程组:

$$\begin{cases} Z_l = \mathbf{M}_l Z_w \\ Z_r = \mathbf{M}_r Z_w \end{cases} \begin{cases} (u_l m_{31}^l - m_{11}^l) X_w + (u_l m_{32}^l - m_{12}^l) Y_w + (u_l m_{33}^l - m_{13}^l) Z_w = m_{14}^l - u_l m_{34}^l \\ (v_l m_{31}^l - m_{21}^l) X_w + (v_l m_{32}^l - m_{22}^l) Y_w + (v_l m_{33}^l - m_{23}^l) Z_w = m_{24}^l - u_l m_{34}^l \\ (u_r m_{31}^r - m_{11}^r) X_w + (u_r m_{32}^r - m_{12}^r) Y_w + (u_r m_{33}^r - m_{13}^r) Z_w = m_{14}^r - u_r m_{34}^r \\ (v_r m_{31}^r - m_{21}^r) X_w + (v_r m_{32}^r - m_{22}^r) Y_w + (v_r m_{33}^r - m_{23}^r) Z_w = m_{24}^r - u_r m_{34}^r \end{cases} \quad (10)$$

式中, l 为左相机坐标系, r 为右相机坐标系, (u, v) 目标点再相机坐标系下的像素位置;

最后,将世界坐标系设在右相机坐标系位置,即 \mathbf{M}_r 为单位阵,对方程组(10)进行求解后即可得到目标在有相机坐标系下的三维坐标 (X_w, Y_w, Z_w) 。

3 试验结果与分析

3.1 试验场地与设备参数

本次实验在水池实验室的水箱中进行定位性能测试,如图8所示。使用的双目相机系统左右相机采用了 deepsea power&light 公司的 Multi Sea Cam 相机,其标定参数如表1与表2所示。

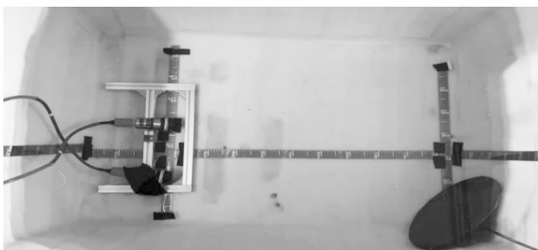


图 8 水箱试验装置

表 1 左右摄像机水下标定参数

| | 左摄像机 | 右摄像机 |
|------|---|---|
| 内参矩阵 | $\begin{bmatrix} 925.2 & 0 & 933.7 \\ 0 & 925.3 & 538.6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 943.9 & 0 & 960.8 \\ 0 & 944.0 & 529.3 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ |
| 有效焦距 | (925.2, 925.3) | (943.9, 944.0) |
| 基准点 | (933.7, 538.6) | (960.8, 529.3) |
| 畸变参数 | (-0.221 5, 0.050 8, 0, 0) | (-0.291 4, 0.129 1, 0, 0) |

表 2 水下立体标定参数

| | |
|-----------------|--|
| \mathbf{R} 矩阵 | $\begin{bmatrix} 0.985 4 & -0.170 0 & -0.005 8 \\ 0.169 6 & 0.984 6 & -0.041 9 \\ 0.012 8 & 0.040 3 & 0.999 1 \end{bmatrix}$ |
| \mathbf{T} 矩阵 | [280.133 8, 9.721 8, 5.767 2] |

3.2 图像校正算法试验与分析

分别在明亮(场景1),平常(场景2)以及昏暗(场景3) 3个场景下对多尺度高斯函数(尺度因子 c 分别为 15, 80 和 250)、双边滤波(空间域权重 $\sigma_s=8$, 灰度域权重 $\sigma_r=4$, 滤波半径 $r=21$)、快速引导滤波(滤波半径 $r=16$, 调整参数 $\epsilon=0.01$, 下采样倍率 $s=4$)以及本文算法进行了图像校正,为了方便对比,本文分别从主观与客观方面进行了展示,主观效果如图9至图11所示,为了进一步比较不同算法的处理效果,衡量不同算法之间的校正效果,利用以下4个指标来展现不同算法校正后的图像效果:标准差(SD, standard deviation)、平均梯度(AG, average gradient)、熵(entropy)以及单帧图像处理时间(t/s)。标准差可以用来完美地表示数据的离散程度,标准差与均值相结合,可以描述正态分布特征,即估计正态分布下数据的频数分布情况,标准差越大说明图像的边缘细节越清晰,图像质量越好;平均梯度能反映图像中细节反差和纹理变换,平均梯度越大说明图像越清晰;熵是指图像的平均信息量,它从信息论的角度衡量图像中信息的多少,图像中的信息熵越大,说明图像包含的信息越多。单帧图像处理时间(t/s)是算法处理图像所需要的运行时间,时间越短,算法的实时性越好。以上3种场景的图像经过不同方法处理前后的数据对比如表3所示。

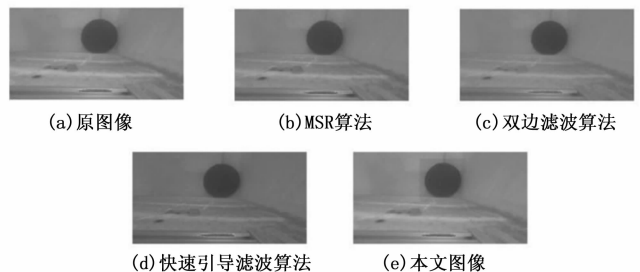


图 9 明亮环境下的滤波校正效果对比图

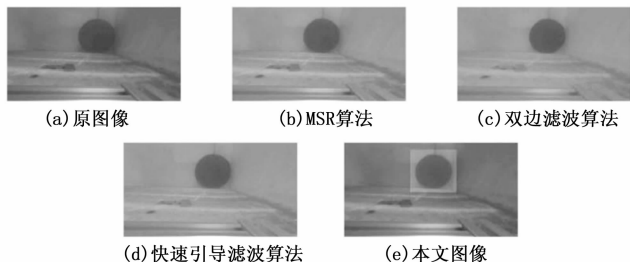


图 10 平常环境下的滤波校正效果对比图

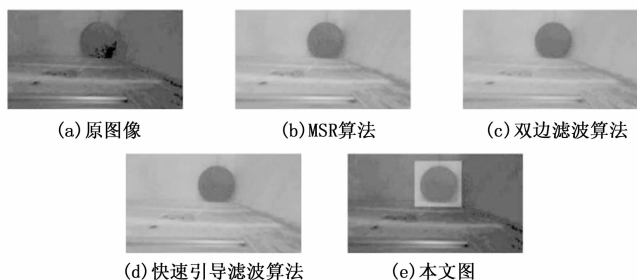


图 11 昏暗环境下的滤波校正效果对比图

表 3 不同算法处理前后的客观质量

| 场景 | 参数项 | 原始图像 | MSR | 双边滤波 | 快速引导滤波 | 本文算法 |
|----|---------|-------|------|------|--------|-------|
| 1 | SD | 22.2 | 24.6 | 27.6 | 30.9 | 43.8 |
| | AG | 0.97 | 1.18 | 0.96 | 1.21 | 1.26 |
| | Entropy | 6.37 | 6.7 | 6.41 | 6.68 | 6.78 |
| | t | 0.031 | 8.28 | 1.98 | 0.23 | 0.032 |
| 2 | SD | 21.9 | 21.7 | 23.3 | 22.3 | 32.4 |
| | AG | 0.90 | 1.09 | 1.16 | 1.18 | 1.31 |
| | Entropy | 6.00 | 6.10 | 6.03 | 6.26 | 6.43 |
| | t | 0.027 | 7.95 | 1.84 | 0.21 | 0.028 |
| 3 | SD | 12.7 | 21.0 | 20.7 | 21.2 | 31.5 |
| | AG | 0.77 | 1.03 | 1.00 | 1.04 | 1.12 |
| | Entropy | 5.54 | 5.90 | 5.84 | 5.97 | 6.02 |
| | t | 0.025 | 8.12 | 1.83 | 0.19 | 0.027 |

从图中可以看出, 在不同环境中, MSR 算法可以显著提高整幅图像的亮度, 但对于高亮图片的处理效果一般, 导致处理后的图像的视觉质量不高, 同时处理过程中放大

了图像中的噪声, 明显地模糊了边缘, 对于高频细节的保护效果并不明显; 双边滤波算法可以取得较好的处理效果, 较好地保留了图像的边缘细节, 但是由于保存了过多的高频信息, 对于彩色图像里的高频噪声, 双边滤波器不能够干净的滤掉, 只能对于低频信息进行较好的滤波; 快速引导滤波算法在高亮与高暗处的细节信息增强、提升图像对比度等方面均取得了比较好的处理结果, 而且处理后的图像具有更好的视觉质量; 而本文算法加入 ROI 预测区域后, 缩小了图像增强的区域, 降低了算法计算区域, 显著提高了算法的处理时间, 同时降低了非目标区域增强而对后续识别定位算法造成的干扰从表中数据可以看到, 经过本文算法处理后图像在标准差, 平均梯度, 信息熵与算法运算时间上均有显著的提升, 有效的提升了图像的对比度, 清晰度, 信息量以及处理速度, 为目标的识别定位的实时性与稳定性提供了有力保证。

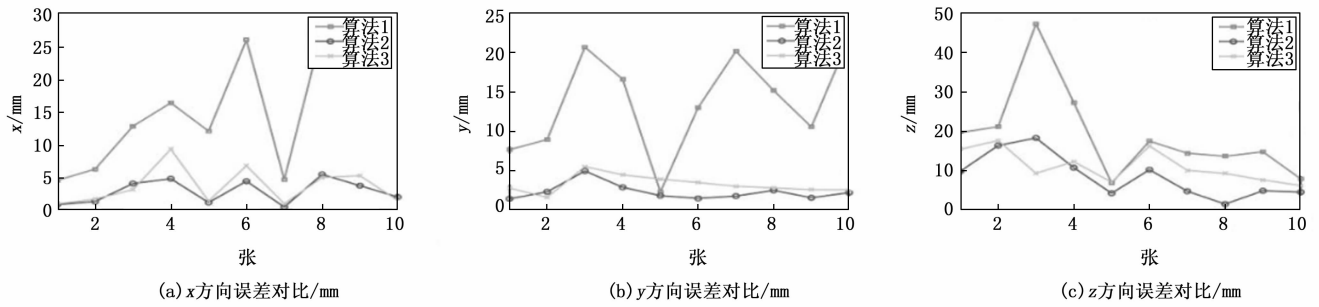
3.3 双目定位算法试验与分析

为了验证本文水下动态目标定位方法的准确性, 分别使用传统的双目定位算法 (算法 1)、全局图像校正增强后的双目定位算法 (算法 2) 以及基于 ROI 区域校正增强后的本文定位算法 (算法 3) 在场景 2 中选取了 10 个点进行了目标中心点的三维坐标定位并与人工测量结果进行了对比结果如表 4 所示, 并给出三组定位算法计算数据的误差曲线如图 12 所示。

对比在不同位置的测量中, 不做图像增强的双目定位算法在 3 个方向上的平均误差分别为 (1.6, 1.4, 1.9) (cm); 全局图像校正增强后的双目定位算法在 3 个方向上的平均误差分别为 (0.3, 0.4, 0.9) (cm); 基于 ROI 区域校正增强后的本文定位算法在 3 个方向上的平均误差分别为 (0.4, 0.3, 1.1) (cm)。可以看到, 经过图像校正增强后的双目定位算法对区域中运动目标定位的测量精度均远小于传统的双目定位算法所得定位误差值, 而本文所采用的算法与全局增强后的双目定位算法测量误差精度基本一致。表明本文算法在保证运行速度显著提升的前提下在水下动态目标定位中能够获得有效的目标中心点空间位置信息, 具有较高的定位精度。

表 4 不同算法处理前后的目标三维坐标

| 测试编号 | 算法 1/cm | 算法 2/cm | 算法 3/cm | 人工测量三维坐标(X,Y,Z)/cm |
|------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| 1 | (-5.5, -8.9, 79.9) | (-5.0, -8.3, 78.9) | (-5.2, -8.4, 79.4) | (-5.1, -8.2, 77.9) |
| 2 | (-14.0, -24.5, 102.0) | (-13.4, -23.4, 101.5) | (-13.5, -23.5, 101.7) | (-13.4, -23.7, 99.9) |
| 3 | (-24.6, -26.5, 118.0) | (-23.7, -25.0, 111.4) | (-23.6, -25.0, 114.2) | (-23.3, -24.5, 113.3) |
| 4 | (-40.7, -19.5, 93.1) | (-39.6, -20.9, 96.9) | (-38.2, -20.7, 97.0) | (-39.1, -21.2, 95.8) |
| 5 | (6.8, -22.7, 81.8) | (5.8, -22.3, 82.1) | (5.5, -22.1, 83.3) | (5.6, -22.5, 82.6) |
| 6 | (-6.7, -21.0, 98.8) | (-6.5, -19.9, 101.6) | (-6.5, -20.1, 102.2) | (-6.4, -19.7, 100.6) |
| 7 | (6.0, -26.7, 98.6) | (5.5, -24.9, 96.6) | (5.4, -25.1, 98.1) | (5.5, -24.7, 97.1) |
| 8 | (-23.5, -13.5, 72.5) | (-21.4, -12.3, 70.9) | (-21.3, -12.3, 72.0) | (-20.8, -12.0, 71.1) |
| 9 | (-20.6, -6.0, 42.9) | (-18.1, -5.1, 44.9) | (-18.3, -5.2, 45.1) | (-17.7, -4.9, 44.4) |
| 10 | (-19.0, 17.8, 42.2) | (-16.8, 15.9, 41.9) | (-16.7, 15.9, 42.1) | (-16.6, 15.7, 41.4) |

图 12 x, y, z 方向误差

4 结束语

在水下图像拍摄的过程中, 由于水和悬浮粒子对不同波长的光有选择性的吸收和散射以及相机自身的局限性, 拍摄到的图像通常存在光照不均匀的情况, 成像设备所获得的图像的亮度和对比度整体不足, 会导致图像具有的许多细节信息被忽略。针对这个问题, 本文提出基于二维伽马函数的亮度校正方法; 针对亮度校正算法运行时间太长导致实际操作过程中图像卡顿的问题, 采用快速引导滤波算法进行光照分量的提取, 并利用卡尔曼滤波对目标运动区域进行预测, 大大降低了图像算法校正处理的像素量, 有效降低了算法处理的时间, 提出了一种基于双目视觉的水下动态目标定位方法, 经过实验验证, 本文算法在运行速度方面有着显著提升, 对比快速滤波算法由 5 FPS 提升到了 35 FPS, 且在保证算法的运算速度前提下, 本文算法也有着较高的精度, 在 x 方向的平均相对误差为 3.59%, 在 y 方向的平均相对误差为 3.35%, 在 z 方向的平均相对误差为 1.42%。结果表明, 该算法可以满足水下动态目标跟踪定位的实时性与鲁棒性要求。

参考文献:

[1] 刘政鑫. 深之蓝: 以核心技术深化水下机器人价值 [J]. 机器人产业, 2023 (1): 42-45.

[2] 鲁超宇, 贾风光, 于利民. 水下图像目标检测研究综述 [J]. 数字海洋与水下攻防, 2023, 6 (1): 34-40.

[3] 刘柯, 梁永全, 李旭健. 面向水下和低光图像的复原及增强方法 [J]. 计算机工程与设计, 2021, 42 (5): 1392-1401.

[4] LU H, LI Y, SERIKAWA S. Computer vision for ocean observing [M]. Artificial Intelligence and Computer Vision. Springer, Cham, 2017: 1-16.

[5] DENG X, WANG H, LIU X. Underwater image enhancement based on removing light source color and dehazing [J]. IEEE Access, 2019, 7: 114297-114309.

[6] 杜永生, 黄传波. 基于质量度量与颜色校正的多曝光图像融合算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33 (1): 90-98.

[7] 刘卫东, 李吉玉, 张文博, 等. 基于 Retinex 和 ADMM 优化的水下光照不均匀图像增强算法 [J]. 西北工业大学学报,

2021, 39 (4): 824-830.

[8] 郑凤仙, 王夏黎, 何丹丹, 等. 单幅图像去雾算法研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58 (3): 1-14.

[9] LI J. Application of image enhancement method for digital images based on retonex theory [J]. Optik, 2013, 124: 5986-5988.

[10] LEE P, WU S, HUNG Y. Illumination compensation using oriented local histogram equalization and its application to face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21 (9): 4280-4289.

[11] 李少荣. 基于改进直方图均衡化的红外图像增强技术的研究 [J]. 工业控制计算机, 2022, 35 (12): 52-53.

[12] 李华昆, 李恒, 赵磊, 等. 改进的伽马校正与多尺度融合的水下图像增强 [J]. 光电子·激光, 2022, 33 (7): 700-708.

[13] 李学明. 基于 Retinex 理论的图像增强算法 [J]. 计算机应用研究, 2005 (2): 235-237.

[14] 刘志成, 王殿伟, 刘颖, 等. 基于二维伽马函数的光照不均匀图像自适应校正算法 [J]. 北京理工大学学报, 2016, 36 (2): 191-196, 214.

[15] 李锦, 王俊平, 万国挺, 等. 一种结合直方图均衡化和 MSRCR 的图像增强新算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2014, 41 (3): 103-109.

[16] 陈育群, 陈颖频, 刘美滢. 光照不均匀航拍绝缘子图像自适应校正算法 [J]. 长春师范大学学报, 2022, 41 (10): 74-81.

[17] 王殿伟, 王晶, 许志杰, 等. 一种光照不均匀图像的自适应校正算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39 (6): 1383-1390.

[18] LAND E H. An alternative technique for the computation of the designator in the Retinex theory of color vision [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1986, 83 (10): 3078-3080.

[19] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35 (6): 1397-1409.

[20] HE K, SUN J. Fast guided filter [C] // Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1-2.