

doi: 10.3788/gzxb20174607.0715001

基于深度约束的水下稠密立体匹配

李雅倩, 张岩松, 李海滨, 张文明, 贾璐

(燕山大学 工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 针对双目水下图像匹配不满足空气中常规极线约束的问题, 提出一种基于深度约束的半全局算法以实现水下稠密立体匹配. 首先采用深度约束确定匹配过程的深度约束搜索区域. 然后, 基于深度约束区域将绝对差值和梯度计算推广到二维区域并进行加权融合. 在深度约束区域内的搜索过程中, 采用胜者为王的策略确定某一视差值下的最佳行差及最佳行差下的匹配代价, 并将其作为能量函数的数据项应用于半全局算法中, 进行匹配代价的聚合. 最后采用抛物线拟合法得到亚像素级的稠密视差图. 在水下图片上进行的稠密立体匹配结果表明: 相较于其他半全局匹配算法, 本文算法在极大提高运行速度的前提下, 可以获得良好的水下稠密立体匹配效果.

关键词: 机器视觉; 水下立体匹配; 深度约束; 水下图像; 曲线极线; 半全局算法; 稠密视差

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2017)07-0715001-10

Underwater Dense Stereo Matching Based on Depth Constraint

LI Ya-qian, ZHANG Yan-song, LI Hai-bin, ZHANG Wen-ming, JIA Lu

(Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

Abstract: In order to solve the problem that stereo matching of binocular underwater image could not meet conventional epipolar constraint in the air, a semi-global algorithm for dense stereo matching of underwater image based on depth constraint was proposed. Firstly, a depth constraint was used to determine the searching area during stereo matching; based on depth constraint area, the absolute difference function and gradient calculation were extended to two dimensional directions and then fused by weighted factor. During candidate searching in the depth constraint area, the winner-takes-all was adopted to get the best line aberration under each disparity and their corresponding cost values, these cost values were regarded as data item of semi-global algorithm and an initial disparity map was obtained. Finally the sub-pixel dense disparity map was obtained by parabolic fit. Experiments were performed on underwater image to obtain dense disparity map, the results show that compare with other semi-global algorithms, the proposed algorithm could greatly accelerate underwater stereo matching and improve accuracy of matching.

Key words: Machine vision; Underwater stereo matching; Depth constraint; Underwater image; Curve epipolar; Semi-global algorithm; Dense disparity

OCIS Codes: 150.0155; 010.1290; 330.7326

0 引言

近年来海洋资源的开发与利用备受关注, 在海洋资源勘探、水底考古和水下设备监测等^[1-2]方面, 都需要水下探测机器人的视觉系统进行水下图像的获取、匹配以实现探测景物的三维重建. 其中, 双目视觉的立体

基金项目: 河北省自然科学基金(Nos. D2014203153, F2015203212)资助

第一作者: 李雅倩(1982-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为计算机视觉. Email: yaqian.li@gmail.com

收稿日期: 2016-11-28; 录用日期: 2017-03-29

<http://www.photon.ac.cn>

匹配技术是机器人三维重建的基础,也是计算机视觉领域的技术难点之一.

水下成像时光线会因传播介质变化而发生偏折,立体匹配过程中空气中的极限约束条件不再成立. 2011年 Gedge J 等实验证明水下极线约束变为一条曲线,并得出约束极线弯曲程度与摄像机焦距的关系. 若以曲线极线约束作为水下立体匹配的约束条件,则需对每个像素点进行对应约束曲线的计算,计算量很大. 为减小计算量,张强等^[4-5]提出了一种基于最佳搜索域(Optimal Search Area, OSA)的水下图像区域匹配算法,运用曲线极线约束计算出与空气中极线的最大偏离值,确定最佳搜索域. 然而,该搜索域并未考虑水下图像的视差范围,得到的搜索区域是遍历整个水平方向的矩形区域,导致计算量偏大. 此外,文献[3-5]的匹配过程只对感兴趣区域或部分特征点进行匹配,得到的深度信息较少,很难满足水下三维重建的需求. 针对此问题,本文提出一种基于深度约束的水下搜索区域优化方法,考虑水平方向视差的变化范围,进一步缩小匹配过程的搜索区域;同时将深度约束区域应用到空气中常用的绝对差值(Absolute Difference, AD)和梯度(Gradient, GRAD)函数,并加权融合,将其结果作为能量函数的数据项应用于半全局算法(Semi-Global Algorithm, SGM)^[7]进行代价的聚合.

1 水下稠密立体匹配

1.1 深度约束区域

水下成像过程中,由于分界面的折射等原因,极线会发生弯曲、偏折,为水下立体匹配带来不小的困难. 针对此问题文献[5]提出最佳搜索域的思想处理水下立体匹配问题. 由左成像平面上一点通过水下成像模型确定水下物点所在的一条射线,通过改变物点的深度可以确定右成像平面上所对应的曲线极线.

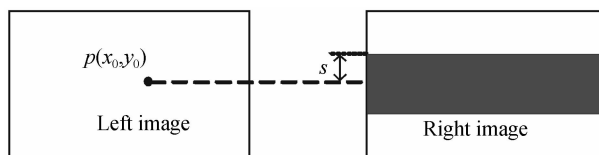


图1 最佳搜索域

Fig. 1 Optimum searching area

利用曲线极线与基准线垂直方向的最大偏差值,可以构成一个矩形区域,即水下环境中区域匹配的最佳搜索域. 如图1,任取左图一点,右图中深色区域即为其对应的最佳搜索域.

该方法得出的最佳搜索区域,物点的深度范围无法确定,未考虑水平视差范围内的约束,得到的是遍历整个水平方向的矩形搜索区域,其竖直方向的偏差值 s 也较大. 若以此区域作为水下稠密匹配的搜索区域,其运算时间必将很长.

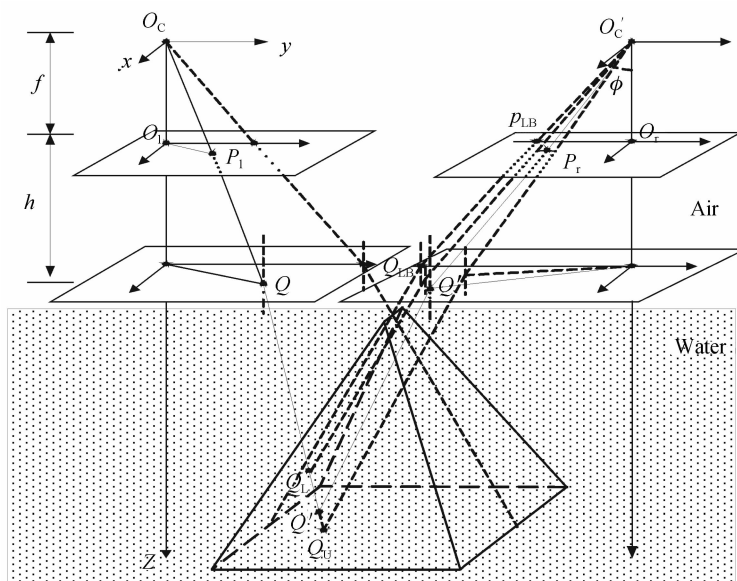


图2 水下成像点深度约束模型

Fig. 2 Depth constraint model of underwater imaging point

对空气中图像进行立体匹配时为提高运算速度,只对极线上视差范围内像素点进行匹配处理,对水下图像进行立体匹配时也应该遵守视差约束. 在摄像机中成像的水下物点应该在摄像机的视角范围之内,通过相

机的最大视角即可确定水下物点的约束平面,得到物点的深度范围,进而确定水下左右图像待匹配点对间的视差范围.根据水下成像模型提出一种基于深度约束的水下立体匹配搜索区域约束方法(Depth Constraint, DC).由于匹配过程在约束区域内进行搜索,而非在一条精确的极线上,可以减弱因玻璃罩的折射所造成的影响,并且实验时玻璃罩较薄,因此忽略玻璃罩的厚度.水下成像点深度约束模型如图2.

根据摄像机成像的最大视角,可以确定物点所在范围的上下左右约束平面.若左成像平面上任一点的 x 坐标大于 0,则物点所在的射线 QQ' 分别与左、上、右约束平面相交于点 Q_L 、 Q_U 、 Q_R . 联立约束平面与物点所在射线 QQ' 的方程,可以得到三个交点对应的深度值 Z_L 、 Z_U 、 Z_R ,它们可以由左成像平面上的点 (x_0, y_0) 、摄像机焦距 f 、两相机的基距 a ,以及光心到折射平面的距离 h 计算而得.然后取 Z_L 作为深度约束的最小值,取 Z_U 与 Z_R 中较小的值作为深度约束的最大值.物点深度的约束范围为

$$Z \in [Z_L, \min(Z_U, Z_R)] \quad (1)$$

同理,若左成像平面的 x 坐标小于 0,则物点所在的射线 QQ' 分别与左、下、右约束平面相交于点 Q_L 、 Q_D 、 Q_R . 联立约束平面与射线 QQ' 的方程,可以得到三个交点对应的深度值 Z_L 、 Z_D 、 Z_R ,物点深度的约束范围为

$$Z' \in [Z_L, \min(Z_D, Z_R)] \quad (2)$$

以左约束平面的推导过程为例,对物点的左深度边界 Z_L 进行计算.

两摄像机的光心为 O_C 和 O'_C ,成像平面与防水罩的距离为 h ,空气中的折射率为 n_a ,水中的折射率为 n_w ,以 O_C 为坐标原点建立坐标系^[6].摄像机的最大入射角为 $\varphi = \alpha_a = \theta_{H-Fov}/2$, O'_C 为摄像机的水平最大视角,最大折射角为 α_w ,左边界线与成像平面、折射平面的 y 轴分别相交于点 P_{LB} 和 Q_{LB} .

根据几何关系可得点 O'_C 、点 P_{LB} 和点 Q_{LB} 的坐标分别为 $O'_C(0, a, 0)$ 、 $P_{LB}(0, a - f \cdot \tan(\theta_{H-Fov}/2), f)$ 和 $Q_{LB}(0, a - (f+h) \cdot \tan(\theta_{H-Fov}/2), f+h)$,然后根据折射定理

$$n_a \sin \alpha_a = n_w \sin \alpha_w \quad (3)$$

以 d_w 表示水下物点距水平面的深度距离,可得水下左边界上的物点坐标为

$$Q'_{LB}(0, \tan \alpha_1 \cdot (f+h) + \tan \alpha_2 \cdot d_w, f+h+d_w) \quad (4)$$

以向量 $\overrightarrow{Q_{LB}Q'_{LB}}$ 和 x 轴单位方向向量 $x(1, 0, 0)$ 可同时确定左约束平面方程为

$$S_L: y = a - (\tan \alpha_a - \tan \alpha_w)(f+h) - \tan \alpha_w z \quad (5)$$

根据左折射面投影坐标 Q 和水下物点坐标 Q' 可以得到水下物点所在的直线 QQ' 的方程为

$$\frac{[fx - x_0(f+h)] \sqrt{(n^2-1)(x_0^2+y_0^2)+n^2f^2}}{d_w f x_0} = \frac{[fy - y_0(f+h)] \sqrt{(n^2-1)(x_0^2+y_0^2)+n^2f^2}}{d_w f y_0} = \frac{z - (f+h)}{d_w} \quad (6)$$

为了表述方便,用 r 来代替 $\sqrt{(n^2-1)(x_0^2+y_0^2)+n^2f^2}$,则式(6)变为

$$\frac{[fx - x_0(f+h)] \cdot r}{d_w f x_0} = \frac{[fy - y_0(f+h)] \cdot r}{d_w f y_0} = \frac{z - (f+h)}{d} \quad (7)$$

联立式(5)和(7)可以得到水下物点与左约束平面的交点 Q_L 为

$$\begin{cases} x = \frac{afx_0 + (f+h)[(2\tan \alpha_w - \tan \alpha_a)f - \tan \alpha_w r]}{f(y_0 - \tan \alpha_w r)} \\ y = \frac{afy_0 + (f+h)[(2\tan \alpha_w - \tan \alpha_a)f - \tan \alpha_w r]}{f(y_0 - \tan \alpha_w r)} \\ z = \frac{afr + (f+h)[(2\tan \alpha_w - \tan \alpha_a)f - y_0]r}{f(y_0 - \tan \alpha_w r)} + (f+h) \end{cases} \quad (8)$$

则点 Q_L 的 z 坐标即为左图像平面上点 (x_0, y_0) 对应水下物点与左约束平面交点的深度值.同理可以求得其他三个约束面的平面方程和水下物点与它们的交点,进而可以确定水下物点的深度范围及在物点深度范围内,左图中一点 (x_0, y_0) 在右图对应的曲线极线.根据曲线极线的最小、最大 x 坐标与基准线 $x = x_0$ 的偏差值,可以得到最小行偏差 s_1 及最大行偏差 s_2 ,同理可得到最小视差 d_{min} 及最大视差 d_{max} .

经过深度约束的水下搜索区域缩小为图3中 $[(x_0 + s_1): (x_0 + s_2), (y_0 - d_{max}): (y_0 - d_{min})]$ 的矩形区

域,水下立体匹配过程在本文提出的深度约束范围内进行搜索,相对于文献[5]提出的最佳搜索域法可以极大提高运行速度,并且由于排除了不必要搜索区域的干扰,匹配准确度也得到进一步提高.

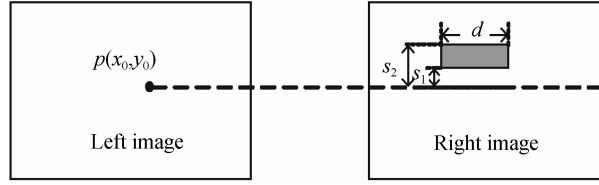


图3 改进后的搜索区域
Fig. 3 Updated optimum searching area

1.2 深度约束区域内的代价计算

空气中相似性度量函数AD在匹配过程中,只考虑在水平视差方向进行待匹配点的搜索,在水下图像中,匹配点会在竖直方向发生一定的偏移,因此要想准确得到水下图像的匹配点,要同时在水平和竖直方向对匹配点进行搜索,因此深度约束区域下的AD(AD_{DC})可以表示为

$$C_{AD}(x, y, d_x, d_y) = \min(|I_l(x, y) - I_r(x - d_x, y + d_y)|, \lambda_1) \quad (9)$$

式中, $I(x, y)$ 表示左图的任一点的像素值, $I_r(x - d_x, y + d_y)$ 表示右图对应待匹配点的像素值, d_x 和 d_y 分别表示左图任一点在右图待匹配点的水平视差和竖直行偏差,这里 $d_x \in (d_{\min}, d_{\max})$, $d_y \in (s_1, s_2)$, $\lambda_1 = 4/255$.若采用胜者为王(Winner Takes All, WTA)方法,当匹配代价在深度约束区域内达到最小时,可以得到最佳的水平方向的视差和竖直方向的行差.

AD作为匹配代价在复杂纹理区域可以获得很好的匹配效果,然而水下环境存在光照变化及噪声等环境的影响.基于梯度的代价计算方法在平衡光照及抗图像噪声等方面具有良好的效果^[8],因此考虑在代价计算过程中引入梯度函数.

常见梯度函数的梯度算子只反应一幅图片的灰度梯度信息,考虑将水下左图和右图待匹配点对的梯度信息结合起来作为水下图像的梯度算子,会增加算法的鲁棒性、减小单一图像梯度信息造成的误差.图像梯度定义为图像沿 x 和 y 方向的一阶偏导数,即

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_x \\ \mathbf{G}_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中, I 为图像灰度,通过式(10)可以得到左右图像的梯度 $\mathbf{G}_L = (\mathbf{G}_{Lx}, \mathbf{G}_{Ly})^T$, $\mathbf{G}_R = (\mathbf{G}_{Rx}, \mathbf{G}_{Ry})^T$,设 $P_l = (x, y)$ 为左图上一点,则右图像上对应视差 d_x 和行差 d_y 的匹配点为 $P_r = (x - d_x, y + d_y)$,由此,可定义水平和竖直的梯度算子为

$$\begin{cases} \mathbf{G}_x = |\mathbf{G}_{Lx} - \mathbf{G}_{Rx}| \\ \mathbf{G}_y = |\mathbf{G}_{Ly} - \mathbf{G}_{Ry}| \end{cases} \quad (11)$$

从而有深度约束搜索区域下的水平和竖直方向的梯度函数($GRAD_{DC}$).

$$C_{GRADX}(x, y, d_x, d_y) = \min(|G_x(x, y)I_l(x, y) - G_y(x - d_x, y + d_y)I_r(x - d_x, y + d_y)|, \lambda_2) \quad (12)$$

$$C_{GRADY}(x, y, d_x, d_y) = \min(|G_y(x, y)I_l(x, y) - G_x(x - d_x, y + d_y)I_r(x - d_x, y + d_y)|, \lambda_3) \quad (13)$$

式中, $\lambda_2 = \lambda_3 = 2/255$,为 $GRAD_{DC}$ 的截断阈值,保证此算法的代价值不会出现跳变现象.

基于梯度的匹配代价在抗图像噪声、平衡光照变化上有较大的优势^[9~10].将深度约束搜索区域下的AD和GRAD进行加权融合,可以在一定程度上适应水下环境中折射、光照变化和噪声等影响,起到较好的匹配效果.最终的初始匹配代价为

$$C(p, d_x, d_y) = \alpha \cdot C_{AD} + (1 - \alpha) \cdot (C_{GRADX} + C_{GRADY}) \quad (14)$$

在视差范围内搜索过程中,采用WTA策略,在行差区间 $d_y \in (s_1, s_2)$ 内选择匹配代价最小的值,作为最佳行差时所对应的匹配代价 $C(p, D)$,即

$$C(p, D) = \arg \min_{s_1 \leq d_y \leq s_2} E(p, d_x, d_y) \quad (15)$$

同时得到水下目标图像相对于左图待匹配点在竖直方向的偏离值 d_y . $C(p, D)$ 将作为半全局算法的数据项.该代价计算方法简称为 GAD_{DC} .

1.3 匹配代价聚合

基于点的匹配代价不能反应与相邻点的相互作用关系,容易受到噪声、重复纹理区域等的影响,因此采用半全局算法进行匹配代价的聚合并得到初始视差,提出的半全局算法的能量函数为

$$E(D) = \sum_p C(p, D_p) + \sum_{q \in N_p} P_1 T[|D_p - D_q| = 1] + \sum_{q \in N_p} P_2 T[|D_p - D_q| > 1] \quad (16)$$

半全局算法的数据项通常采用由 Birchfield 和 Tomasi 提出的 BT 或者互信息 (Mutual Information, MI) 计算而得^[14]. 式(16)的第一项为采用相似性度量函数 GAD_{DC} 计算得到的匹配代价. 第二项和第三项表示,当相邻像素点的视差变化量较小时,给定较小的惩罚因子 P_1 ;当相邻像素点的视差较大时,给定较大的惩罚因子 P_2 . $T[\]$ 为截断函数,当括号内条件为真时, $T[\]$ 的值为 1, 否则为 0. 由于场景中正确的深度变化常常表现为图像颜色强度的变化,因此将 P_2 改为

$$P_2 = \max\left(P_1, \frac{P'_2}{|I_{bp} - I_{bq}|}\right) \quad (17)$$

采用的聚合方法是沿着 8 个方向进行匹配代价的聚合,某一个方向上的代价聚合可计算为

$$L_r(p, d) = C(p, d) + \min \begin{pmatrix} L_r(p-r, d) \\ L_r(p-r, d-1) + P_1 \\ L_r(p-r, d+1) + P_1 \\ \min L_r(p-r, i) + P_2 \end{pmatrix} - \min_k L_r(p-r, k) \quad (18)$$

式中,第一项即对像素点 p 赋予深度 d 的匹配代价;第二项是当前路径上点 p 的上一个点 $p-r$ 的包含了惩罚系数的最小匹配代价;第三项对最优路径的产生没有施加影响,加入这一项的目的是为了防止 L 过大,使得 $L \leq C_{\max} + p_2$. 最终各个路径的匹配代价相加成为总的匹配代价,即

$$S(p, d) = \sum_r L_r(p, d) \quad (19)$$

1.4 稠密视差图的生成

初始视差图按照局部立体匹配的方法来确定,在视差范围内,每个像素点选择该点处使得总的匹配代价 $S(p, d)$ 最小的视差 d , 即

$$D_L(p) = \operatorname{argmin}_d S(p, d) \quad (20)$$

式中视差 d 在深度约束方法所确定的视差范围内变化. 通过式(20)得到的代价最小的视差是整数级的,由于真实世界中的视差是连续的,采用抛物线拟合的方法来达到亚像素分辨率.

抛物线拟合法的原理是由相邻的整数视差值构成一条抛物线,亚像素视差是抛物线的最低点. 横坐标对应视差 $d-1, d, d+1$, 其中 d 是离散的最佳视差值. $C(d-1), C(d), C(d+1)$ 是视差对应的匹配代价,可以从视差空间图 (Disparity Space Image, DSI) 中得到. 利用抛物线拟合的亚像素视差值定义为

$$d_{\text{sub}} = d + \frac{C(d+1) - C(d-1)}{4C(d) - 2C(d+1) - 2C(d-1)} \quad (21)$$

1.5 视差细化

对式(21)的初始视差采用左右一致性检验,得到有效点. 对于未通过左右一致性检验的点分别往左、右搜索得到最近的有效点,取二者的最小值作为该点的视差. 最后采用 3×3 窗口对视差图进行中值滤波,从而得到最终视差图.

1.6 实验步骤

步骤 1: 通过双目水下实验平台得到水下立体图像对,然后采用本文提出的水下物点深度约束思想得到深度约束搜索区域;

步骤 2: 根据 1.2 小节的方法,将深度约束区域应用到 AD 和 GRAD 函数的代价计算中,将原来的一维搜索转换为二维搜索,并将二者加权融合,生成初始代价;

步骤 3: 将步骤 2 中得到的初始匹配代价带入半全局算法中进行代价聚合,并通过抛物线拟合法生成亚像素级的初始视差图;

步骤 4: 对初始视差图进行左右一致性检测和中值滤波得到最终视差.

2 实验设备与结果分析

2.1 实验设备及参量选取

实验在 Win7 系统、Matlab 2014a 环境下运行实现. 实验中使用的的水下合成图像由 Persistence of Vision-Ray tracer 制作生成; 实物图使用两台 MV-VEM200SC 工业数字摄像机采集获得. 水下双目实验平台如图 4.

所选用相机的水平和垂直方向的最大视角分别为 $\theta_{H-Fov} = 56.3^\circ$ 和 $\theta_{V-Fov} = 43.7^\circ$, 根据水下物点深度的约束条件, 可以拟合出水下物点在右成像平面中的曲线极线. 拟合之后的曲线极线, 水平方向最小和最大视差变化范围基本在 50 个像素点以内, 垂直方向上的偏差在 3 个像素点以内. 实验时, 3 组图像的最大视差变化范围 $d_{min} \sim d_{max}$ 分别为 40, 48, 51, 垂直方向偏差值变化范围 Δs 均为 3. 这样水下立体匹配的搜索区域就被约束在一个很小的矩形区域内. 如无特殊说明, 实验中其它参量设置为 $\{\alpha, p_1, p_2\} = \{0.15, 0.01, 0.003\}$.

水下图像每个像素点搜索区域的计算, 只与图像的坐标位置和标定的数据有关, 因此可以在事先计算得出, 然后直接用于水下立体匹配. 任取左图上点 [712, 89] 对最佳搜索域法^[5]所求极线和深度约束方法所求极线进行对比, 结果如图 5.

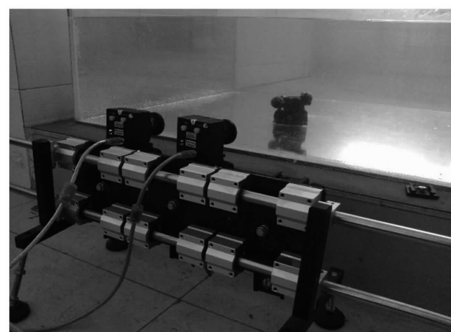


图 4 水下双目实验平台

Fig. 4 Underwater binocular experiment platform

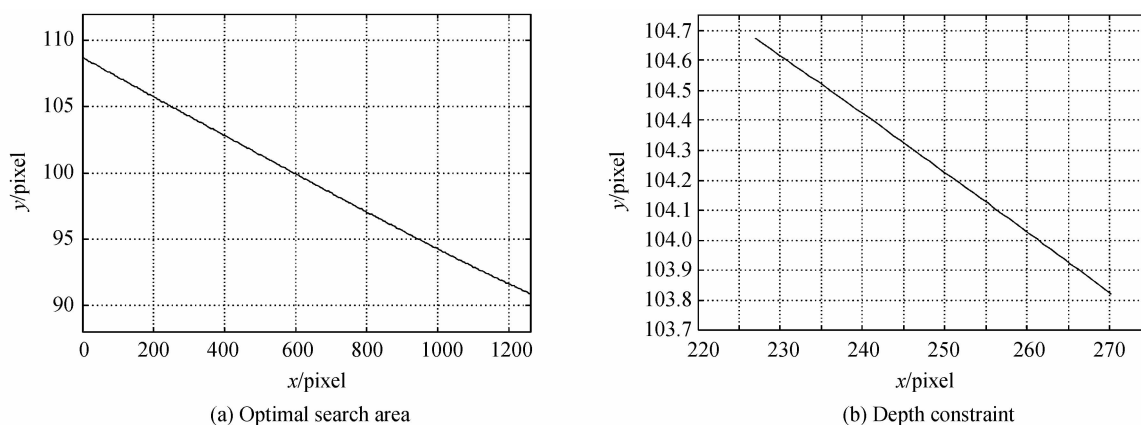


图 5 曲线极线对比

Fig. 5 Comparison of the curve epipolar

观察图 5 可知, 最佳搜索域法所得曲线极线, 其横坐标在整幅图像的水平方向上变化, 纵坐标在垂直方向几十个像素内变化; 深度约束方法所求曲线极线, 考虑了在视差范围内变化, 水平方向基本在 50 个像素范围内变化, 垂直方向的偏差也在 3 个像素范围以内, 极大地缩小了立体匹配过程的搜索区域, 节省了搜索时间.

2.2 实验结果与分析

视差图的仿真结果如图 6. 本文处理的水下图片像素均为 1280×1024 . 第 1 列是由 Persistence of vision-ray tracer 软件制作生成的水下合成图的处理结果; 第 2, 3 列是使用水下实验平台拍摄的两组水下实物图的处理结果. 第 1 行为水下图像的参考图, 第 2 行为最佳搜索域算法下以 AD 作为半全局算法的数据项^[5] ($AD_{OSA} + SGM$) 所得的视差图, 第 3 行为深度约束区域算法下以 AD 作为半全局的数据项 ($AD_{DC} + SGM$) 所得的视差图, 第 4 行为深度约束区域算法下以 MI 作为半全局的数据项 ($MI_{DC} + SGM$) 所得的视差图, 第 5 行为本文所提 $GAD_{DC} + SGM$ 算法的视差图.

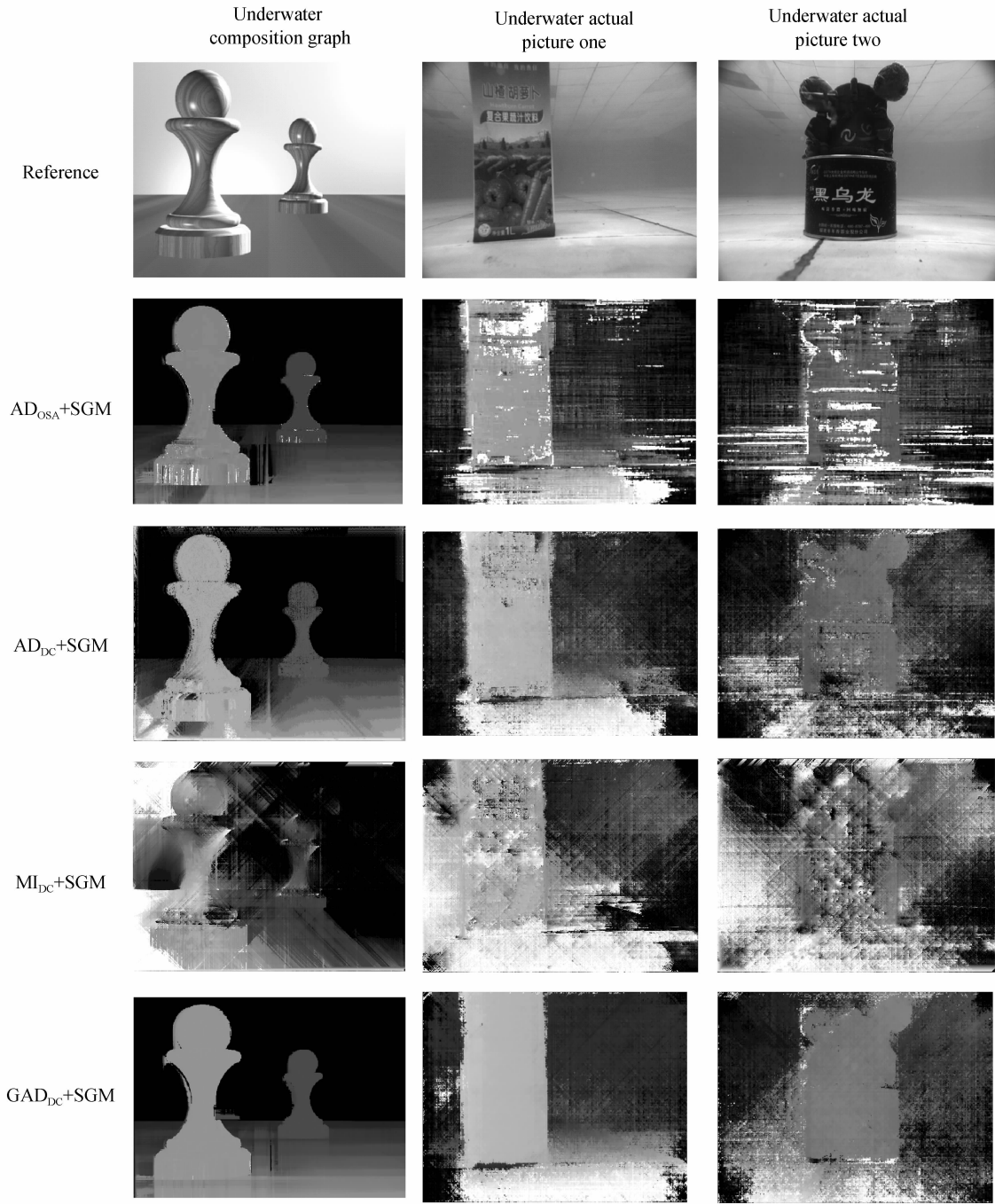


图 6 水下视差图比较

Fig. 6 Comparison of underwater disparity map

通过图 6 可以看出: $AD_{DC}+SGM$ 算法较 $AD_{OSA}+SGM$ 算法在复杂纹理区域有一定的提高; $AD_{OSA}+SGM$ 算法的两组水下真实视差图中存在突然变亮的情况,这是因为其搜索范围过大,造成与其他相似纹理区域进行了误匹配,但其景深却存在较大差异;改进数据项后的 $GAD_{DC}+SGM$ 算法代价中融合梯度信息,在视差图的平滑程度、复杂纹理区域以及弱纹理区域较代价单一的 $AD_{DC}+SGM$ 算法有明显的提高; $MI_{DC}+SGM$ 算法在深度约束区域内使用互信息作为半全局算法的数据项,从仿真结果可知,该方法无法很好地区分前景与背景,视差的平滑程度也略显不足,与其相比本文算法有较大优势。

由于水下图像暂时没有标准的视差图,因此本文得出视差结果不能直接与标准视差图比对以验证其效果.采用右图某元素的行和列分别减去本文得出的视差图和行差图的对应元素,恢复出左图,并与真实左图进行对比,两图越接近说明得出的匹配效果越好.应用此方法恢复出的左图与真实左图比较结果如图 7.

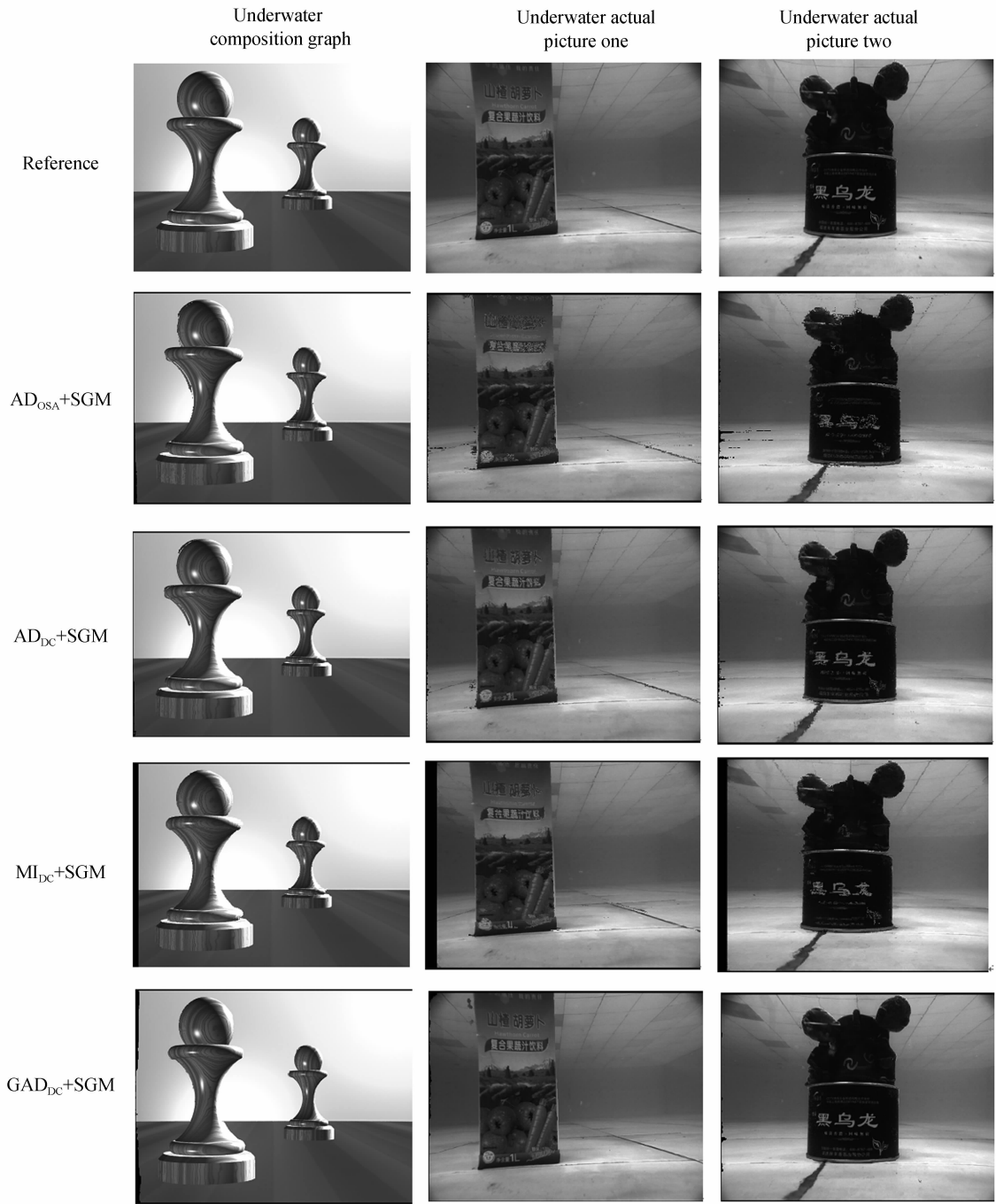


图7 参考图与恢复图比较

Fig. 7 Comparison of reference image and recovery image

通过图7第2、3行的恢复图比较,可知匹配过程应用本文提出的深度约束法较最佳搜索域法^[5],在复杂纹理区域有明显改善.深度约束搜索区域内进行立体匹配的三种算法,总体恢复效果比较接近,因此选取水

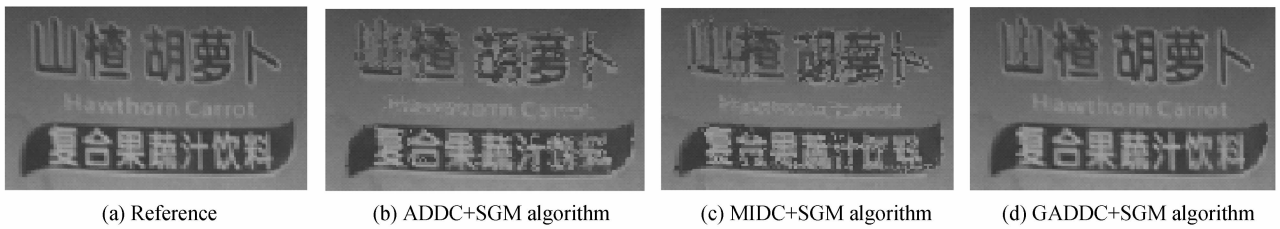


图8 恢复图局部放大比较

Fig. 8 Comparison of recovery image local amplification

下实物图一的某处纹理较复杂区域,将深度约束下三种算法恢复图中对应该区域的部分局部放大进行比较。

三种算法的匹配过程统一在深度约束区域内进行搜索,并且都采用半全局算法进行代价的聚合.通过图7和图8的分析比较可知,半全局算法数据项的计算采用本文提出的 GAD_{DC} 较代价单一的 AD_{DC} 和传统的 MI_{DC} 函数,在复杂纹理区域有明显的优势。

从定量方面进行了分析,反推公式的误差百分比为

$$B = \frac{1}{N} \sum_{(i,j)} |I_r(i - d_x(i,j), j - d_y(i,j)) - I_l(i,j)| > \delta_1 \quad (22)$$

式中, N 为参考图像素的总个数, δ_1 取 1。

分析表 1 可知,本文提出的深度约束区域较最佳搜索区域,其匹配准确度有明显提高.这是由于深度约束区域法相对于最佳搜索域法缩小了水下匹配过程的搜索范围,减小了重复纹理区域和相似纹理区域的干扰,降低了误匹配的机率.由于半全局算法对光照变化不敏感,对噪声有较强的鲁棒性,比较适用于水下环境,因此深度约束下三种算法的总体匹配准确度较高;对于理想环境下的水下合成图,三种算法均能达到较高的匹配准确度;在真实的水下环境下,本文算法匹配准确度的优势则较为明显,更适合水下环境。

表 1 恢复图与参考图的相似性百分比

Table 1 Similarity percentage of recovery and reference image

Algorithm	Underwater composition graph	Underwater actual picture 1	Underwater actual picture 2
$AD_{OSA} + SGM$	88.75%	80.23%	80.56%
$AD_{DC} + SGM$	90.69%	84.81%	85.77%
$MI_{DC} + SGM$	92.48%	86.75%	85.36%
$GAD_{DC} + SGM$	93.53%	90.14%	89.27%

在最佳搜索域范围内进行搜索的 $AD_{OSA} + SGM$ 算法,运行时间过长这里不做比较.本文算法在深度约束搜索域范围内进行立体匹配,其运行时间较最佳搜索域法有显著提高.三种算法匹配阶段的运行时间比较见表 2。

表 2 运行时间比较

Table 2 Comparison of running time

Algorithm	Underwater composition graph	Underwater actual picture 1	Underwater actual picture 2
$AD_{DC} + SGM$	203.1s	212.6s	192.5s
$MI_{DC} + SGM$	211.7s	221.3s	201.2s
$GAD_{DC} + SGM$	204.3s	214.5s	193.6s

由表 2 可知,由于三种算法均在深度约束区域内进行搜索,并且采用半全局算法进行匹配代价的聚合,因此总体上运行时间差距不大;本文改进后算法的代价计算是将 AD_{DC} 和 GAD_{DC} 加权融合,算法准确度显著提高,在运行时间上较 $AD_{DC} + SGM$ 算法稍有增加;而半全局常用代价计算方法 MI 需要进行三次以上迭代运算,因此, $MI_{DC} + SGM$ 算法在运算时间上较本文算法会有明显的增加。

本文算法在保证运行时间较 $AD_{DC} + SGM$ 算法基本不变的前提下,算法的准确度较代价函数简单的 $AD_{DC} + SGM$ 算法和 $MI_{DC} + SGM$ 算法有明显的提高,更加适用于水下立体匹配。

3 结论

本文针对水下环境中极线约束不成立的特点,提出了一种基于水下物点深度约束的搜索区域优化方法,减少了立体匹配的时间;基于深度约束的思想,将空气中匹配过程只在视差范围内的一维搜索,改进为适合水下环境的二维搜索,解决了水下极线发生竖直方向畸变的问题;将深度约束区域内的 AD 和 $GRAD$ 进行加权融合,并作为半全局算法的初始代价进行代价的聚合,并得到初始视差,在一定程度上解决了水下折射、光照变化和噪声等复杂环境的影响.通过仿真实验分析可知,本文算法可以得到较为平滑准确的水下视差图,反推出的左图与真实左图相似性较高,证明本文算法可以得到高准确度的水下稠密立体匹配效果,为后续的水下三维重建及水下目标探测提供参考。

参考文献

- [1] ZHANG H, SHAO N, MENG X, *et al.* Fast image matching method and its applications in underwater positioning[C]. 2010 IEEE International Conference on Electrical and Control Engineering, 2010: 970-973.

- [2] SERVOS J, SMART M, WASLANDER S L. Underwater stereo SLAM with refraction correction[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2013; 3350-3355.
- [3] GEDGE J, GONG M, YANG Y H. Refractive epipolar geometry for underwater stereo matching[C]. Crv 2011, Canadian Conference on Computer and Robot Vision, St Johns, Newfoundland, Canada, 2011; 146-152.
- [4] ZHANG Qiang, HAO Kai, LI Hai-bin. Research on scale invariant feature transform feature matching based on underwater curve constraint[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, **34**(2): 0215003.
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.
- [5] ZHANG Qiang, LIU Ting-ting, LI Hai-bin, *et al.* Research on region matching for underwater images based on optimum searching area[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, **34**(6): 177-182.
张强,刘婷婷,李海滨,等. 基于最佳搜索域的水下图像区域匹配算法研究[J]. 光学学报, 2014, **34**(6):177-182.
- [6] HUANG R, GAO X, YANG Y. The underwater camera calibration[J]. *Journal of Computational Information Systems*, 2014, **10**(24): 10739-10746.
- [7] HIRSCHM& H, LLER. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 807-814.
- [8] ZHU Shi-ping, LI Zheng. A stereo matching algorithm using improved gradient and adaptive window[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, **35**(1): 0110003.
祝世平,李政. 基于改进梯度和自适应窗口的立体匹配算法[J]. 光学学报, 2015, **35**(1):0110003.
- [9] YOON K J, KWEON I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2006, **28**(4): 650-656.
- [10] MEI X, SUN X, ZHOU M, *et al.* On building an accurate stereo matching system on graphics hardware[C]. 2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), Barcelona, Spain, 2011(21): 467-474.
- [11] JIAO J O, WANG R, WANG W, *et al.* Cost-volume filtering-based stereo matching with improved matching cost and secondary refinement[C]. IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2014: 1-6.
- [12] ZHANG K, LU J, LAFRUIT G. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images [J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 2009, **19**(7): 1073-1079.
- [13] DONG Xin, WANG Guo-zhong, FAN Tao, *et al.* Image enhancement based on stereo matching algorithm[J]. *Video Engineering*, 2014, **38**(03): 1-3.
董欣,王国中,范涛,等. 一种基于梯度增强的立体匹配算法[J]. 电视技术, 2014, **38**(03):1-3.
- [14] HIRSCHMULLER H. Stereo processing by semi-global matching and mutual information[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2008, **30**(2): 328-341.
- [15] EGNAL G. Mutual information as a stereo correspondence measure[J]. *Technical Reports*, 2000, **25**(1): 109-113.
- [16] ZHANG Wen-ming, Deng Qian-xue, ZHANG Qiang, *et al.* Underwater images based on non-parallel system transformation model [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2015, **44**(2): 0211002.
张文明,邓茜雪,张强,等. 基于非平行系统的水下图像转化模型[J]. 光子学报, 2015, **44**(2):0211002.