

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208927

基于跨尺度 PatchMatch 的立体匹配算法^{*}

王正家¹ 陈长乐¹ 徐研彦² 陈帆齐²

(1. 湖北工业大学机械工程学院 武汉 430068; 2. 湖北工业大学底特律绿色工业学院 武汉 430068)

摘要: 针对现有的 PatchMatch(3D 标签优化)立体匹配算法存在对图像中弱纹理、视差不连续区域匹配精度低的问题,提出了一种结合超像素分割和跨尺度 PatchMatch 的立体匹配算法。首先,通过高斯下采样获得多尺度图像并对各尺度图像超像素分割。其次,基于四色定理腐蚀超像素边界使 3D 标签在超像素上迭代传播具有子模性和独立性,生成的子模能量用图割(graph cut,GC)算法得到最优解。最后,提出跨尺度能量函数模型,约束不同尺度下同名像素 3D 标签能量一致,使 3D 标签迭代传播可在不同尺度进行 GC 优化,获得最优视差图。在 Middlebury 数据集上的实验结果表明,本文算法对 21 组弱纹理、复杂纹理图像的平均误匹配率为 2.20%,相比其他改进的 PatchMatch 立体匹配算法误匹配率降低了 10.1%,且视差图误匹配可视化显示,弱纹理、视差不连续区域匹配效果优于其他改进的 PatchMatch 立体匹配算法。

关键词: 立体匹配;3D 标签;跨尺度;超像素;视差图

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Stereo matching algorithm based on across-scale PatchMatch

Wang Zhengjia¹ Chen Changle¹ Xu Yanyan² Chen Fanqi²

(1. School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, CHN;

2. School of Detroit Greed Technology, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, CHN)

Abstract: To solve the problem of Insufficient matching accuracy of the weak texture and disparity discontinuity regions in the image, A stereo matching algorithm combining superpixel segmentation and cross-scale PatchMatch is proposed. Firstly, multi-scale images are obtained by the gaussian under-sampling, and superpixel segmentation of each scale image. Then, based on the four-color theorem, corroding superpixel boundaries makes the iterative propagation of 3D labels on superpixels sub-modular and independent, and the generated sub-modular energy is optimized by the Graph Cut (GC) algorithm. Finally, aim to make 3D label iterative propagation can be cross-scale GC optimization to obtain the optimal disparity map, a cross-scale energy function model is proposed to constrain the consistent energy of 3D labels of the same pixel at different scales. Experimental results on Middlebury data set show that the average mismatch rate of the proposed algorithm for 21 groups of weak texture and complex texture images is 2.20%. Compared with other improved PatchMatch stereo matching algorithm, the false matching rate is reduced by 10.1%. Visualization of disparity map mismatched regions shows the proposed algorithm is better than other improved PatchMatch stereo matching for weak texture and disparity discontinuity regions algorithm.

Keywords: stereo matching;3D label;cross-scale;superpixel;disparity map

0 引言

立体匹配计算双目摄像头拍摄的成对图像,生成包含物体深度信息的视差图,获取物体三维信息^[1-2]。广泛应用于医疗诊断、工业检测、考古学等领域^[3]。随着医学和工业技术的进一步发展,对立体匹配算法提出了更高的要求。

传统立体匹配算法基于图像窗口内空间点深度一致假设进行立体匹配,在对曲面和斜面的匹配结果上会出现阶梯效应。为了解决此问题,Bleyer 等^[4]提出了倾斜支持窗口模型,为视差值随机分配 3D 标签生成视差平面,增加了切平面法向量信息。3D 标签通过邻域传播等方法收敛至最优解,使视差平面可随窗口内物体表面朝向动态变化。该

收稿日期:2022-01-24

* 基金项目:国家自然科学基金(51275158)项目资助

PatchMatch 立体匹配算法(patch match stereo, PMS)精度达到亚像素级。但 PMS 算法缺乏有效的平滑约束,视差不连续区域匹配精度低。代价计算时采用一元能量函数求解,容易得出局部极小值,影响匹配精度。

Frederic 等^[5]将置信度传播算法(belief propagation, BP)应用于 PMS 算法的 3D 标签邻域传播,同时增加成对平滑项,该基于置信度传播的 PatchMatch 立体匹配算法(patchmatch belief propagation, PMBP)解决了 PMS 算法中平滑约束的不足。但置信度传播作为全局优化算法增大了算法复杂度,依靠单次收敛后的节点置信度求取视差不能有效获得全局最小值。Li 等^[6]结合 Žbontar 等^[7]的卷积神经网络计算匹配代价,与图像超像素分割后对子图像计算的匹配代价共同构建双层代价计算模型。能量函数由双层代价计算模型结合基于曲率的二阶平滑项构建。该基于超像素分割的 PatchMatch 立体匹配算法(PatchMatch-based superpixel cut, PMSC)通过提高像素间代价计算的准确度来提高立体匹配效果,但卷积神经网络计算的代价值准确率与参与训练的数据量大小、数据多样性有关,实际应用时不同场景立体匹配效果不稳定。Tanai 等^[8]提出的局部扩展移动算法(local expansion moves, LocalExp)以 GC^[9]算法作为优化算法,通过考虑变量间的交互作用同时改进所有变量,此全局属性有效避免所得视差值为局部最小值。

上述算法针对 PMS 算法的局限性给出了不同的解决方法,但这些算法在弱纹理区域、视差不连续区域仍存在匹配精度低的问题。针对这一问题,在 LocalExp 算法基础上提出了一种跨尺度 PatchMatch 的立体匹配算法。该方法通过超像素分割图像域,聚类纹理相同像素生成超像素,使视差不连续区域作为超像素边界的子集,提高算法对图像中弱纹理、视差不连续区域的识别度。再基于不同尺度图像像素邻域信息丰富程度不同的思想,使 3D 标签在粗尺度和细尺度的图像上交迭代传播,丰富弱纹理、视差不连续区域像素特征,进一步提高算法对以上区域的匹配精度。

1 改进的立体匹配算法

LocalExp 算法的主要流程如下:LocalExp 算法的主要流程如下:1) 初始化每个像素视差平面的 3D 标签;2) 通过代价-体积滤波计算的左右视图各像素匹配代价作为数据项,结合二阶平滑正则项构建代价能量函数;3) 使用不同尺寸网格分割图像域,以 3×3 的网格为一组单元,每个单元通过一组网格分隔开,目的是针对每个网格进行并行运算,提高处理速度;4) 在单元内对 3D 标签进行迭代传播、GC 优化、局部扩展移动进行优化 3D 标签,获得正确视差平面,生成视差图。

本文基于 LocalExp 算法主要有以下改进:

1) 通过高斯下采样获得多尺度图像,代替不同网格尺寸划分的多幅图像;2) 以超像素分割图像域生成超像素图

像,超像素将颜色梯度变化平缓的像素聚为一类,即将纹理相同像素提前进行聚类,同时避免同一区域内存在少量深度不连续像素时 3D 标签其无法收敛至最优问题;3) 超像素中大多数像素具有相同 3D 标签,因此采用边缘检测滤波方式,同时计算它们的匹配代价,而不是对每个 3D 标签执行冗余计算;4) 基于多尺度图像,建立跨尺度能量函数模型,约束不同尺度下同名像素 3D 标签能量一致,使 3D 标签迭代传播可在不同尺度进行迭代传播和 GC 优化;5) LocalExp 算法为保证单元的子模性,存在一个网格宽度间隙无法带入单元迭代传播,影响图像整体匹配准确度。本文基于四色定理^[10]腐蚀超像素边界产生间隙,保证 3D 标签在超像素上迭代传播具有子模性和独立性,同时增大了单元迭代传播区域;6) 通过迭代传播、局部扩展、GC 优化 3D 标签,获得最优视差图。具体流程如图 1 所示。

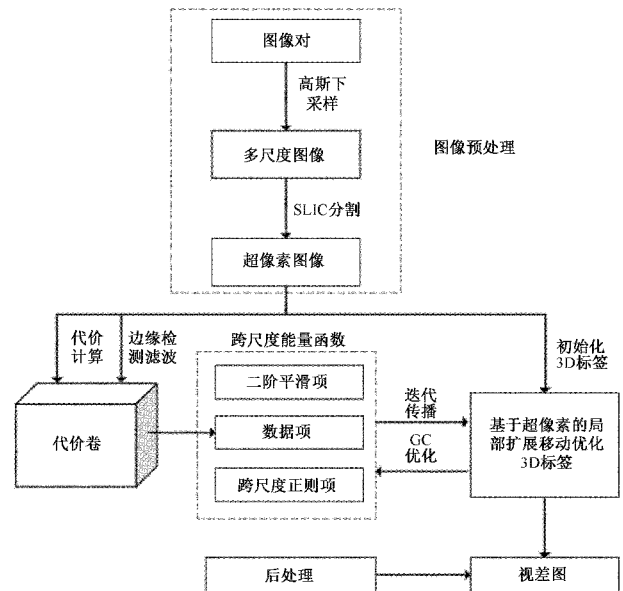


图 1 本文算法流程图

1.1 图像预处理

图像预处理阶段首先对图像进行多次高斯滤波和下采样,以获得不同尺度图像。高斯滤波目的是平滑图像,防止下采样后出现锯齿现象。多尺度图像生成可表示为:

$$I^{s+1} = G \times D \times I^s \quad (1)$$

式中: G 表示高斯滤波; D 表示下采样,方式为抽取当前尺度图像偶数列像素点; I^s 表示当前尺度图像; I^{s+1} 为高斯下采样后生成图像。

使用简单的线性迭代聚类(simple linear iterative cluster, SLIC)^[11]对各尺度图像 I^s 分割成 K^s 个超像素区域,其中 $K^s = 2K^{s+1}$ 。超像素区域边长 $S = \sqrt{N/K}$,聚类中心为超像素区域中心 3×3 网格的最小梯度处。获得 K 个初始聚类中心后,计算聚类中心邻域 $2S \times 2S$ 范围内像素点到中心点的特征距离。遍历每个像素到聚类中心特征距离,将离聚类中心 c_k 距离最近的一组像素聚类。像素聚

类完后更新聚类中心,新的聚类中心 c_k 更新为当前类别中所有像素点的特征均值向量。对于任一像素点 i , 聚类中心更新计算方式如下所示:

$$c_k = \frac{1}{|c_k|} \sum_{i \in c_k} i \quad (2)$$

1.2 基于边缘检测滤波的代价计算

图像预处理阶段首先对图像进行多次高斯滤波和下采样,以获得不同尺度图像。高斯滤波目的是平滑图像,防止下采样后出现锯齿现象。多尺度图像生成可表示为:

代价计算目的是评估当前像素与待匹配像素的一致性,代价值越小,像素匹配度越高。其中颜色与梯度等信息作为匹配依据,结合边缘检测滤波聚类相同 3D 标签像素,达到高精度快速计算目的。代价计算公式如下:

$$\phi_p(f_p) = \sum_{s \in W_p} \omega_{ps} \rho(s | f_p) \quad (3)$$

利用 3D 平面标签公式,将像素 p 的视差 d_p 参数化为 3D 平面 $d_p = a_p u + b_p v + c_p$, 其中 3D 标签 $f_p = (a_p, b_p, c_p)$, (u, v) 为像素 p 空间坐标。式中 s 是像素 p 所在超像素 W_p 内任意像素。 ω_{ps} 为边缘检测滤波核,本文选用双边滤波核^[12]进行代价滤波,滤波公式如下所示:

$$\omega_{ps} = \underset{x}{\text{minimize}} \frac{\lambda}{2} \sum_{p,s} \hat{W}_{p,s} (x_p - x_s)^2 + \sum_p c_p (x_p - W_p)^2 \quad (4)$$

双边滤波目的是遍历超像素 W_p , 使滤波结果最小化,既要双边平滑又使 s 与 p 像素最相似。式(4)中 x 为变量, c 为当前像素的置信度, $\hat{W}_{p,s}$ 为相似性矩阵,计算 p 与 s 在 YUV 色彩空间的相似度。

式(3)中 $\rho(s | f_p)$ 通过颜色和梯度计算 I_L, I_R 上 s 与 s' 像素的代价值,计算公式如下:

$$\rho(s | f_p) = (1 - \alpha) \min(\|I_L(s) - I_R(s')\|_1, \tau_{col}) + \alpha \min(\|\nabla_x I_L(s) - \nabla_x I_R(s')\|_1, \tau_{grad}) \quad (5)$$

α 作为权重平衡颜色和梯度, $\nabla_x I$ 表示图像的灰度值梯度 I 的 x 梯度。 τ_{col}, τ_{grad} 作为截断量,增强鲁棒性。对 $I_R(s')$ 使用线性插值,对 ∇_x 使用 Sobel 滤波核 $[-0.5, 0, 0.5]$, 同时为像素 s 分配 3D 标签。

1.3 基于跨尺度的能量函数模型

Kang 等^[13]提出的跨尺度代价聚合模型,结合视觉系统在匹配搜索时通过粗尺度和细尺度交互处理思想,在局部立体匹配算法的代价聚合阶段由粗到精优化不同尺度图像同名像素视差值。基于跨尺度计算思想,本文在能量函数增加跨尺度正则项,约束不同尺度同名像素 3D 标签能量一致,使 3D 标签迭代传播可在不同尺度图像进行。能量函数构建函数如下:

$$E(f) = \sum_{s=0}^S \sum_{p \in \Omega} \phi_p^s(f_p^s) + \lambda_1 \sum_{s=0}^S \sum_{(p^s, q^s) \in \mathcal{A}} \psi_{p^s, q^s}(f_p^s, f_q^s) + \lambda_2 \sum_{s=1}^S \|z^s - z^{s-1}\|^2 \quad (6)$$

式中: s 代表不同尺度图像,第一项为基于边缘检测滤波的代价计算数据项,第二项为基于曲率的二阶平滑项,权重为 λ_1 , 具体计算方式如式(7)所示。

$$\psi_{pq}(f_p, f_q) = \max(\omega_{pq}, \epsilon) \min(\bar{\psi}_{pq}(f_p, f_q), \tau_{dis}) \quad (7)$$

其中, ω_{pq} 为对比权重,计算像素间色彩差异。 $\bar{\psi}_{pq}(f_p, f_q)$ 计算像素视差平面 $d_p(f_p), d_q(f_q)$ 的差异。

式(6)中第 3 项为跨尺度正则项,权重为 λ_2 。 z 为当前尺度下数据项与平滑项的能量大小。不同尺度的能量差异由减法体现。各尺度图像通过降采样因子 η 构建内在联系,假设像素 i 的 3D 标签为 l , 则 $\{i^s\}_{s=0}^S$ 和 $\{l^s\}_{s=0}^S$ 为各尺度图像的变量,满足 $i^{s+1} = i^s / \eta, l^{s+1} = l^s / \eta$ 。其中权重 λ_2 值越大,同一像素不同尺度间一致性约束越强,但会降低其他超像素区域视差估计准确度。

1.4 基于超像素的局部扩展移动

基于超像素的图像分割,将 3D 标签相同的像素聚类至同一子模块内,分割时基于四色定理腐蚀超像素边界产生间隙使 3D 标签在超像素上迭代传播具有子模性和独立性,具有更合理的局部扩展结构。具体步骤如图 2 所示。

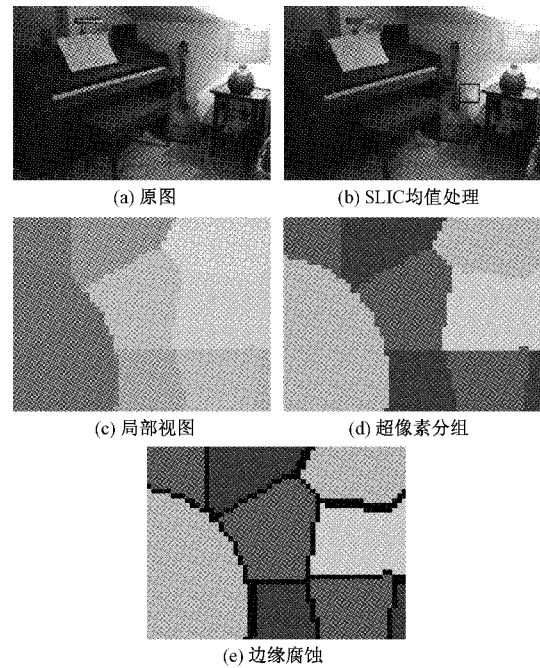


图 2 图像分割步骤

SLIC 分割后实现了 3D 标签的聚类,对分割后的超像素进行均值处理,均值处理效果如图 2(b)所示,图 2(c)为图 2(b)黑色框内视图。将超像素分成 M 组,根据四色定理, $M = 4$ 的解一定存在,对超像素进行分组,使同一组的任意两个超像素在邻域都不相邻,如图 2(d)所示。对于第 i 个超像素,保持 K_i 组的超像素不变,定义一个 5×5 卷积核,对其他组超像素执行腐蚀操作。图示为保持蓝色组不变,腐蚀效果如图 2(e)所示。腐蚀后的像素为无效像

素,保证任何两个相邻像素要么属于同一超像素,要么包含至少一个无效像素。

对分割后的图像通过迭代传播、局部扩张移动更新当前像素的 3D 标签。局部扩张移动方法为,以超像素 S_{ij} 为扩张中心,与 S_{ij} 边界重合的超像素 R_{ij} 为局部扩张区域。从超像素 S_{ij} 内选择聚类中心像素 c_k ,其 3D 标签为 $(a, b, c) = f(c_k)$ 。扰动当前标签 $a_{ij} = (a, b, c) + \Delta$ 生成候选标签 a_{ij} 。选择各尺度下 R_{ij} 内任意像素 p 的当前标签 f_p 或候选标签 a_{ij} 更新 p 的当前标签。更新方法将 3D 标签带入能量函数,通过 GC 算法最小化能量函数计算能量大小,选择能量最小的标签作为当前标签。迭代使用局部扩展移动,更新所有像素 3D 标签后获得最优视差图。

2 实验结果与分析

为了验证本文算法对图像中弱纹理、视差不连续区域匹配的有效性,在 Windows 平台下采用 C++ 语言在 Visual Studio 2017 环境下进行开发实现。硬件条件为 CPU AMD Ryzen™ 5 3600X,主频率 3.8 GHz,内存 16 GB RAM。算法性能验证方法采用 Middlebury 网站提供的数据集^[14],该数据集提供标准视差图用于计算误匹配率。本

文跨尺度能量函数参数设置如表 1 所示。

表 1 实验参数设置

参数	s	K	λ_1	λ_2	ϵ	τ_{col}	τ_{grad}	α	γ
值	2	300	0.6	0.8	1	0.2	0.9	0.9	10

现进行 PatchMatch 算法对比实验,对比算法: PMBP^[12], SPM-BP^[13], Local-Exp^[8], PMSC^[6]。为验证算法在弱纹理区域匹配有效性,选取 Middlebury2006 中 4 组弱纹理图像 Bowling2、Flowerpots、Plastic、Midd2 作为评估对象。通过不同 PatchMatch 算法立体匹配以上 4 组图像生成的视差图,并对所生成的视差图与标准视差图逐像素比较,对匹配误差大于 1 个像素距离的像素进行深色标注,标注效果如图 3 所示。由标注后的误匹配可视化结果可知,本文算法对 4 组弱纹理图像均取得了良好的匹配效果。同时,对图像中视差不连续区域,如 Bowling2 中保龄球边缘区域、Flowerpots 中花盆边缘区域、Plastic 中书本边缘区域,匹配效果优于其他 PatchMatch 立体匹配算法。证明了本文算法对图像中弱纹理区域、视差不连续区域匹配的有效性。

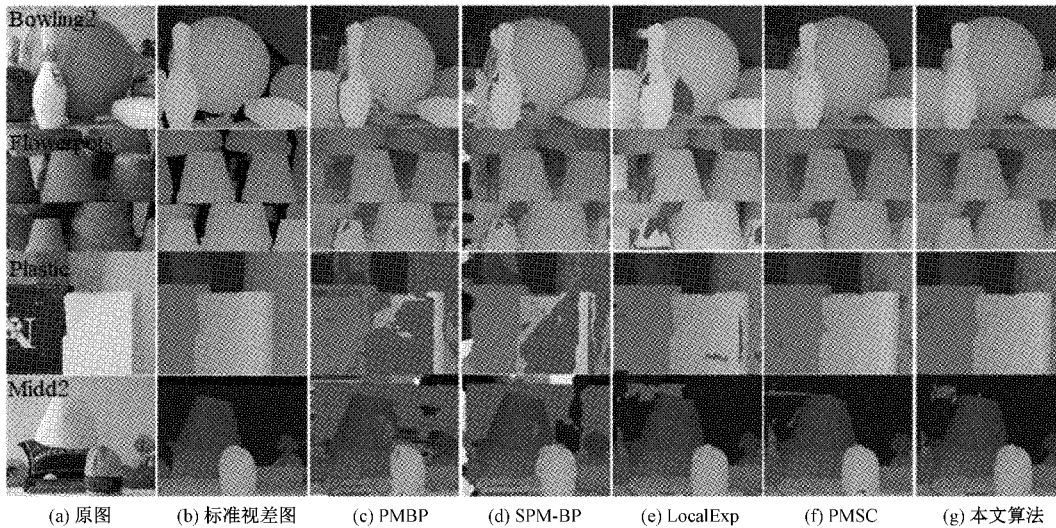


图 3 不同 PatchMatch 算法误匹配可视化

为验证本文算法整体匹配效果优于其他 PatchMatch 立体匹配算法,对 Middlebury2006 中纹理程度不同的 21 组图像进行评估。不同 PatchMatch 算法在非遮挡区域的误匹配率见表 2,本文算法在 13 组图像视差结果中排名第一,其中包括弱纹理图像 Bowling2、Flowerpots,重复纹理图像 Cloth2、Cloth3,复杂纹理图像 Wood2。在 21 组图像非遮挡区域的平均误匹配率最低,为 2.20%,相比于 PMBP 算法误匹配率降低了 10.1%。

为进一步验证算法的有效性,对 Middlebury V2 的 4 组图像 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 在非遮挡区域 (Non-occ)、所有区域 (All) 和视差不连续区域 (Disc) 进行误

匹配率计算。选用 4 种热门立体匹配算法作为对比,包括基于粒子滤波的立体匹配算法^[16] (stereo matching-based particle filters, SMPF)、基于多种代价度量的立体匹配算法^[17] (multiple cost metrics stereo matching, MCM)、基于树滤波的立体匹配算法^[18] (tree filtering, TF)、基于分段图滤波的立体匹配算法^[19] (segment graph filtering, SGF)。对比结果见表 3,可以看出,本文算法整体匹配精度优于其他立体匹配算法,平均误匹配率为 3.32%。在 Teddy 和 Cones 图中,匹配精度远高于其他算法,其中视差不连续区域分别比最高误匹配率降低了 10.8%, 8.18%。证明本文算法匹配效果优于其他类型立体匹配算法。

表 2 不同 PatchMatch 算法在非遮挡区域的误匹配率

%

测试图像	PMBP	SP-MBP	LocalExp	PMSC	本文算法
Aloe	4.51	6.75	3.17	3.06	2.32
Baby1	4.10	3.27	2.22	1.98	1.42
Baby2	4.77	3.97	1.52	1.05	0.80
Baby3	4.77	3.82	3.26	3.12	2.52
Bowling1	14.1	12.1	3.32	2.06	3.02
Bowling2	4.64	5.27	2.04	1.45	1.42
Cloth1	1.68	1.17	0.58	0.60	0.72
Cloth2	4.19	4.52	2.23	2.39	2.03
Cloth3	2.88	2.15	1.69	1.57	1.52
Cloth4	3.10	2.2	1.66	1.87	1.84
Flowerpots	9.28	8.8	5.87	2.49	1.90
Lampshade1	13.5	8.67	8.60	1.50	4.23
Lampshade2	16.5	17.2	9.32	0.99	1.58
Midd1	37.4	37.4	7.73	12.8	3.23
Midd2	38.2	33.2	6.42	4.37	4.01
Monopoly	42.4	32.7	8.60	3.46	6.23
Plastic	44.8	35.2	3.68	4.40	4.83
Rocks1	4.15	2.6	1.59	1.80	1.15
Rocks2	1.82	1.68	1.27	1.20	0.86
Wood1	1.52	4.19	0.45	0.73	0.46
Wood2	0.70	0.49	0.26	0.37	0.21
平均误差	12.3	10.83	3.59	2.53	2.20

表 3 不同算法在不同区域的误匹配率

%

算法	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			平均 误差
	Non-occ	All	Disc	Non-occ	All	Disc	Non-occ	All	Disc	Non-occ	All	Disc	
SMPF ^[16]	0.98	1.53	5.31	0.25	0.69	2.60	9.93	14.5	22.6	6.51	13.1	14.8	7.73
MCM ^[17]	1.02	1.23	5.51	0.08	0.20	1.11	5.16	9.43	13.0	2.07	7.16	5.97	4.33
TF ^[18]	1.02	1.54	5.52	0.24	0.41	2.86	5.86	11.2	13.6	3.00	7.00	8.49	5.06
SGF ^[19]	1.21	1.47	6.54	0.24	0.31	3.42	4.57	9.84	12.4	2.83	7.60	8.44	4.91
本文算法	1.07	1.46	5.28	0.13	0.32	1.67	1.98	4.53	11.8	1.86	3.63	6.62	3.36

3 结 论

提出一种跨尺度的 PatchMatch 立体匹配算法,用于提高对图像中弱纹理区域、视差不连续区域的匹配精度。图像初始化阶段,通过超像素分割,聚类纹理相同像素。腐蚀超像素边缘,提高视差不连续区域的识别度。提出了跨尺度能量函数模型,能够约束不同尺度下同名像素 3D 标签能量一致,使 3D 标签可在各尺度图像进行迭代传播,获得最优视差图。实验结果表明,在不同纹理图像上,本文算法有效降低了图中弱纹理、视差不连续区域的误匹配率。在今后的研究中,考虑将代价计算、能量函数最小值计算和新型神经网络技术结合,以进一步提升算法性能。

参 考 文 献

- [1] 曹毅,包祥威,吴翔. 基于重排序 Census 变换的半全局立体匹配算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(24): 40-46.
- [2] 赵倩. 基于 3D 卷积模块和视差分割的立体匹配方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(18): 72-77.
- [3] 张淇舸,王乾一,屈玉福. 基于双目视觉的非凸复杂形貌物体干涉分析[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 262-269.
- [4] BLEYER M, RHEMANN C, ROTHER C. Patchmatch stereo-stereo matching with slanted support windows [C]. Proceedings of the British

- Machine Vision Conference, Dundee, Durham: BMVA Press, 2011: 1-11.
- [5] FREDERIC, BESSE, CARSTEN, et al. PMBP: PatchMatch belief propagation for correspondence field estimation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2014, 110(1): 2-13.
- [6] LI L, ZHANG S, YU X, et al. PMSC: PatchMatch-Based superpixel cut for accurate stereo matching[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018, 28(3): 679-692.
- [7] ŽBONTAR, JURE, LECUN Y. Stereo matching by training a convolutional neural network to compare image patches[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2016, 17(1): 2287-2318.
- [8] TANIAI T, MATSUSHITA Y, SATO Y, et al. Continuous 3D label stereo matching using local expansion moves[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(99): 2725-2739.
- [9] 陈田, 李文国. 基于自适应权值的图割立体匹配算法[J]. *计算机测量与控制*, 2018, 26(3): 153-157.
- [10] 邓硕, 王献芬. 四色定理获证历程及对图论的影响[J]. *科技视界*, 2016(25): 125-126.
- [11] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [12] JONATHAN T, BARRON, BEN P. The fast bilateral solver [C]. *European Conference on Computer Vision*, The Netherlands: Springer, 2016: 617-632.
- [13] KANG Z, FANG Y, MIN D, et al. Cross-scale cost aggregation for stereo matching[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(5): 965-976.
- [14] SCHARSTEIN D, HIRSCHMULLER H, KITAJIMA Y, et al. High-resolution stereo datasets with subpixel-accurate ground truth [C]. *German Conference on Pattern Recognition*, Münster, German: 2014: 31-42.
- [15] YU L, MIN D, BROWN M S, et al. SPM-BP: Sped-up PatchMatch belief propagation for continuous MRFs [C]. *2015 IEEE International Conference on Computer Vision*, Santiago, Chile: IEEE, 2015: 4006-4014.
- [16] PLOUMPIS S, AMANATIADIS A, GASTERATOS A. A stereo matching approach based on particle filters and scattered control landmarks[J]. *Image & Vision Computing*, 2015, 38(2): 13-23.
- [17] KORDELAS G A, ALEXIADIS D S, DARAS P, et al. Enhanced disparity estimation in stereo images [J]. *Image & Vision Computing*, 2015, 35(12): 31-49.
- [18] YANG Q. Stereo matching using tree filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(4): 834-846.
- [19] ZHANG F, DAI L, XIANG S, et al. Segment graph based image filtering: Fast structure-preserving smoothing [C]. *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Santiago, Chile: IEEE, 2015: 361-369.

作者简介

王正家, 工学博士, 硕士生导师, 主要研究方向为机器视觉、图像处理等。

E-mail: zhengjia.wang@qq.com

陈长乐, 硕士研究生, 主要研究方向为双目视觉、图像处理等。