

基于 PatchMatch 的半全局高效双目立体匹配算法



桑苗苗¹ 彭进先² 达通航¹ 张旭峰¹

1 中国人民解放军 63618 部队 新疆 库尔勒 841000

2 中国人民解放军 63611 部队 新疆 库尔勒 841000

摘要 近年来双目立体匹配技术发展迅速,高精度、高分辨率、大视差的应用需求无疑对该技术的计算效率提出了更高的要求。由于传统立体匹配算法固有的计算复杂度正比于视差范围,已经难以满足高分辨率、大视差的应用场景。因此,从计算复杂度、匹配精度、匹配原理等多方面综合考虑,提出了一种基于 PatchMatch 的半全局双目立体匹配算法,在路径代价计算过程中使用空间传播机制,将可能的视差由整个视差范围降低为 t 个候选视差(t 远远小于视差范围),显著减少了候选视差的数量,大幅提高了半全局算法的计算效率。对 KITTI2015 数据集的评估结果表明,该算法以 5.81% 的错误匹配率和 20.2 s 的匹配时间实现了准确性和实时性的明显提高。因此,作为传统立体匹配改进算法,该设计可以为大视差双目立体匹配系统提供高效的解决方案。

关键词 双目立体匹配; PatchMatch 算法; 计算效率; 高精度大视差

中图分类号 TP311.5

Efficient Semi-global Binocular Stereo Matching Algorithm Based on PatchMatch

SANG Miao-miao¹, PENG Jin-xian², DA Tong-hang¹ and ZHANG Xu-feng¹

1 Unit 63618 of PLA, Korla, Xinjiang 841000, China

2 Unit 63611 of PLA, Korla, Xinjiang 841000, China

Abstract In recent years, the binocular stereo matching has developed rapidly. The application of high accuracy, high resolution and large disparity put forward higher requirement for the computational efficiency. Since the computational complexity inherent in the traditional stereo matching algorithm is proportional to the disparity range, it has been difficult to meet the high resolution and large disparity applications. Considering the pros and cons of several types of stereo matching algorithms from the aspects of computational complexity, an efficient semi-global stereo matching algorithm based on PatchMatch through the effective combination of the two algorithms is proposed. It significantly reduces the computational complexity of the original SGM algorithm, since it reduces the possible disparity with only a group of best t candidate disparities (t is much smaller than the disparity range) instead of the whole disparity range by means of the PatchMatch spatial propagation scheme. The evaluation results on KITTI2015 dataset demonstrate that the proposed algorithm achieves a significant improvement in accuracy and real-time performance with an 5.81% error matching rate and a matching time of 20.2 seconds. Therefore, as an improved algorithm for traditional stereo matching, this design can provide an efficient solution for large disparity binocular stereo matching system.

Keywords Binocular stereo matching, PatchMatch algorithm, Computational efficiency, High accuracy and large disparity

1 引言

双目立体匹配技术是计算机视觉领域的研究热点之一,被广泛应用于三维重建、机器人自主导航、智能监视系统^[1-2]等领域。双目立体匹配主要包括全局^[3]、局部^[4]和半全局立体匹配(Semi-Global Matching, SGM)算法^[5]。全局算法具有实现高精度的潜力,但该方法基于全局能量函数在整个图像内进行优化以确定每个像素的视差,计算成本较高。局部算法仅在局部支撑窗内执行匹配,其由于高度模糊性而受到低纹理或重复纹理区域的挑战^[6]。SGM 算法是全局立体匹配动态规划的变体,动态规划通常沿着 8 条或 16 条不同的路径来执行全局能量函数的优化,以在视差精度和计算要求之间

实现更好的平衡,因此 SGM 算法备受欢迎。近年来,研究人员主要利用其固有的高度并行性来提高原始 SGM 算法的效率,并且随着计算机设备性能大幅提升,计算所花费的实际时间也大幅下降,然而 SGM 算法中匹配代价和路径代价聚合的计算复杂度与视差范围成正比,因此以往的研究在效率和存储器成本方面面临严峻挑战,尤其在视差范围较大的情况下。文献[7]提出了一种高效立体匹配硬件架构,其虽以合理的硬件资源耗费实现了 $1280 \times 720 @ 60 \text{ Hz}$ 的高精度立体匹配实时处理,但视差计算与后处理步骤的计算复杂度和硬件耗费均与视差范围成正比,因此,在大视差场景下其硬件开销仍然很大,在计算效率和存储成本方面仍存在突出问题。

本文旨在通过减少有效立体匹配的候选视差数量来提高

SGM 算法的效率,结合 PatchMatch 算法和 SGM 算法的优点提出了一种 PatchMatch 半全局立体匹配(Patch Match Semi-Global Matching, PMSGM)算法。该算法仅使用一组最佳的 t 个候选视差替代整个视差范围进行像素匹配代价和路径代价的计算,显著降低了原始 SGM 算法的计算复杂度。实验结果表明,在视差精度相当的情况下,本文提出的 PMSGM 算法与其他基于 PatchMatch 的同类算法、基于神经网络的立体匹配改进算法相比,在运行速度方面有较大提升。

2 技术基础

2.1 半全局立体匹配算法

典型的 SGM 算法^[5]包括匹配代价计算、匹配代价聚合、视差计算和视差后处理 4 个基本步骤。相比全局算法,SGM 算法规避了复杂的迭代操作,显著降低了计算复杂度。相比局部算法,SGM 算法可以有效减少甚至消除低纹理、重复纹理等区域造成的匹配错误,大面积地提高了无纹理区域的视差精度。SGM 算法用包含有数据项和平滑项的全局能量函数来表示,匹配代价和平滑约束采用取决于视差图像 D 的能量函数 $E(D)$ 来表示。SGM 算法旨在最小化全局能量函数 $E(D)$,该函数的定义为:

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

其中,第一项为数据项,第二项和第三项为平滑项。当相邻像素 q 与当前像素 p 的视差值区别较小($\Delta d = 1$)时,惩罚系数为 P_1 ,当两者视差值相差较大($\Delta d > 1$)时,惩罚系数为 P_2 ,一般 P_1 远小于 P_2 。 $\delta(\cdot)$ 表示克罗内克函数。

SGM 算法在视差图质量和计算效率之间实现了良好的平衡,且在众多场合具有更强的鲁棒性与精确性,尤其是基于深度学习^[8]和深度神经网络的立体匹配算法^[9]。

2.2 PatchMatch 算法

PatchMatch 算法^[10]最早被用于提高两个图像区域之间的近似最近邻域的计算效率,通过大量随机采样找到良好的 Patch 匹配。该算法的核心是通过随机初始化,寻找正确的 Patch 匹配,再将结果传播给周围的 Patch,最后利用迭代操作作为每个 Patch 找到正确的匹配。

PatchMatch 算法分为 3 步。首先赋予最近邻域随机偏移或先验信息;然后迭代更新该已被随机初始化的最近邻域,将良好的 Patch 补偿偏移传播到相邻像素;最后在当前找到的最佳偏移邻域中随机搜索,进一步改善匹配结果。

1) 初始化。给 Patch 分配随机值或使用先验信息初始化最近邻域。如图 1(a) 所示,为图像 A 中的每个 Patch 赋予一个随机偏移,在图像 B 中以初始偏移对应位置进行 Patch 相似度的计算。图 1 中选取了全图的 3 个 Patch 匹配块作为展示。初始化之后对图像 A 中的每个 Patch 以从左到右、从上到下的扫描顺序检查偏移,再进行随机搜索。

2) 传播。检查来自每个像素相邻块的偏移是否具有更优的匹配,若存在,则该像素采用相邻块的偏移量。如图 1(b) 所示,对图像 A 中蓝色 Patch 和图像 B 中对应偏移量的蓝色 Patch 分别做相似度比较,将图像 A 中相似度最高的 Patch 对应偏移量赋予蓝色 Patch 作为其偏移的更新。

3) 搜索。仅与邻近块比较容易陷入局部最优,很难得到

大范围正确映射关系,需增加一定的随机扰动,在更大范围内搜索以提供更多的映射。

PatchMatch 算法示意图如图 1 所示。

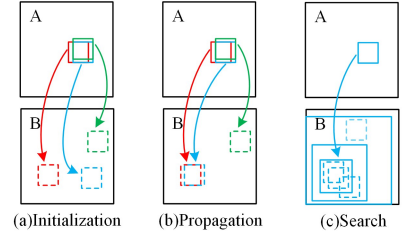


图 1 PatchMatch 算法示意图

Fig. 1 Diagram of PatchMatch algorithm

2.3 PatchMatch 立体匹配算法

结合 PatchMatch 算法思想的传统 SGM 立体匹配视差计算的步骤如下:

1) 随机初始化。首先给左右图像的每个像素分配 t 个初始随机视差值。

2) 传播。如图 2 所示,奇数次传播过程如下:从左上角像素开始,以光栅扫描方式逐行逐点传播,在右下角像素结束。从 0° 和 90° 方向上的相邻像素中选择最佳候选视差来替换当前像素的 t 个初始随机视差。对于偶数迭代,传播方向完全相反,并且最佳候选视差从 180° 和 270° 方向传播产生。

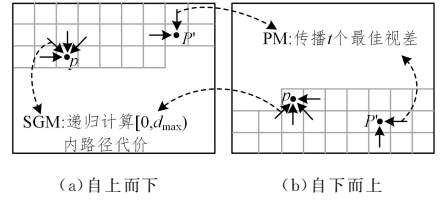


图 2 计算 SGM 路径代价和 PM 空间传播

Fig. 2 Calculation of SGM path cost and PM spatial propagation

3) 随机搜索。如果发现某一视差存在更低的聚合代价,则将其替换为当前视差作为新的视差结果。每个像素的最终视差由 t 个候选视差经过 WTA 策略确定。

PatchMatch 算法是一种有效且前景广阔的立体匹配方法,因为它很大程度上减少了候选视差的数量。然而,结合局部支持窗很难在非常大的平滑区域中找到可靠的对应关系,而 PatchMatch 随机搜索过程需要多次迭代以获得收敛的视差结果。因此,设计更高效的立体匹配方法仍然是一个有价值的课题,特别是对于分辨率和视差范围要求不断增长的情况。

3 PatchMatch 半全局双目立体匹配算法

由于 PatchMatch 算法和 SGM 算法均采用传播的思想,简化了计算复杂度,提高了算法效率。因此,本文结合两种算法的优点,通过在 PatchMatch 算法和 SGM 算法之间建立一种新的联系,来实现一种 PatchMatch 半全局立体匹配(PMSGM)算法。其性能明显优于 SGM 以及单纯利用 PatchMatch 进行立体匹配视差计算。PMSGM 算法通过 PatchMatch 空间传播方案显着减少了候选视差的数量,在 SGM 算法的基础上进一步简化了计算复杂度,避免了传统算法的随机搜索迭代过程,显著提高了半全局立体匹配的效率。

PMSGM 算法旨在通过减少有效立体匹配的候选视差数

量来提高 SGM 算法的效率,其算法结构如图 3 所示。PMSGM 流程图以输入图像的左图为例,展示了完整的 PatchMatch 半全局立体匹配算法结构。首先,采用 Census

变换进行像素匹配代价计算,接着采用 PatchMatch 半全局立体匹配算法计算聚合代价,最后运用 WTA 策略计算视差值。

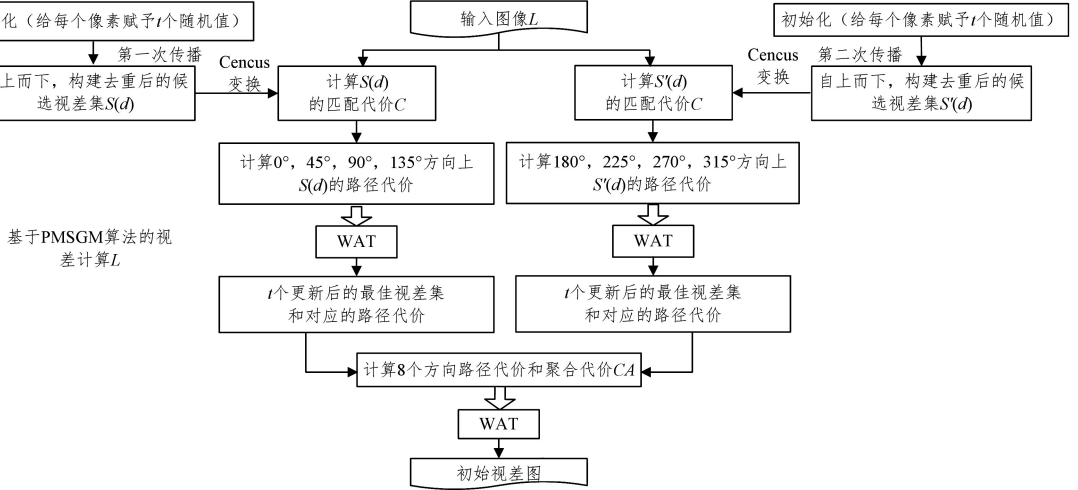


图 3 PatchMatch 半全局立体匹配算法的整体流程图

Fig. 3 Overall flow of PMSGM stereo matching methods

PMSGM 的主要思想是仅针对 t 个最佳候选视差逐像素计算像素匹配代价和路径代价,不再遍历整个视差范围 d_{\max} 内的每个视差进行代价计算,其中最佳视差由每个路径方向上的相邻像素传播产生。图 4 给出自顶向下(图 4 中左图)和自底向上(图 4 中右图)计算 PMSGM 路径代价的过程。PMSGM 算法主要包括候选视差随机初始化和两次空间传播过程。

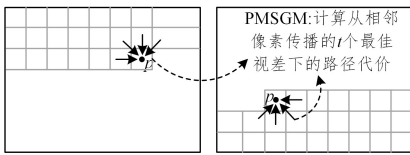


图 4 PMSGM 算法路径代价的计算过程

Fig. 4 Path cost calculation proces of PMSGM

1) 为已校正的左右图像中的每个像素生成 t 个不同的随机视差 $d_{\text{ini}}(x, y, t)$, 该随机视差值位于 $[0, d_{\max})$ 范围内。

2) 利用顺序完全相反的两次空间传播更新每个像素的 t 个初始随机视差。对于第一次传播,半全局匹配的路径代价计算从左上角像素开始传播到右下角像素结束。首先为像素 $p(x, y)$ 构建候选视差集 $s(d)$, 该视差集由 $d_{\text{ini}}(x, y, t)$ 和 $d_{r, \text{new}}(p-r, t)$ 组成, 其中 $d_{r, \text{new}}(p-r, t)$ 表示 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 4 个路径方向上 $p(x, y)$ 相邻像素已更新的 t 个最佳视差, 分别为 $d_{\text{new}}(x-1, y, t), d_{\text{new}}(x-1, y-1, t), d_{\text{new}}(x, y-1, t), d_{\text{new}}(x+1, y-1, t)$ 。第一次计算像素匹配代价和 4 个路径代价之前,需要去除候选视差集 $s(d)$ 中的重复值。然后以递归的方式计算每个路径方向 r 和视差 d 下的路径代价 $L_r(p, d)$, 如式(2)所示:

$$L_r(p, d) = C(p, d) + \min \begin{cases} L_r'(p-r, d), & \text{if } d_i = d \\ L_r'(p-r, d_i) + P_1, & \text{if } |d - d_i| = 1 \\ L_r'(p-r, d_i) + P_2, & \text{if } |d - d_i| > 1 \end{cases} - \min L_r'(p-r, d_i) \quad (2)$$

其中, $C(p, d)$ 为像素匹配代价, $d \in s(d)$, $d_i \in d_{r, \text{new}}(p-r, t)$,

如 $d_i \in d_{\text{new}}(x-1, y, t)$ 属于 0° 方向路径。分别计算出 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 方向的路径代价后,通过简单的排序得到当前像素 $p(x, y)$ 的 t 个最佳候选视差 $d_{r, \text{new}}(p, t)$ 和相对应每个路径代价 $L_r'(p, d_i)$, 并将这些中间结果按扫描顺序进行传播,计算下一个像素的路径代价。

除了传播顺序从右下像素开始到左上像素结束之外,第二次传播的计算步骤与第一次几乎相同,因此最佳的 t 个候选视差的路径代价 $L_r'(p, d_i)$ 从 $180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$ 路径方向获得。最后,对 8 条路径的聚合代价用 WTA 策略进行计算,得到初始视差图 $D(p)$ 。

原始 SGM 算法中计算像素匹配代价和路径代价的候选视差数量为整个视差范围 d_{\max} , 而 PMSGM 算法中计算这两项的候选视差分别为 $s(d)$ 和 t 。显然, PMSGM 算法避免了高计算耗费的迭代操作,利用传播思想构建的候选视差集 $s(d)$ 替代整个视差范围进行匹配代价计算与路径代价聚合。

4 实验与结果分析

为了验证 PMSGM 加速算法,本节就视差图质量和计算效率等性能对该算法与其他传统的基于神经网络的算法进行评估比较。所有方法都是通过 C++ 实现的,演示是在具有 Intel Core i7-8700 CPU(3.20GHz)和 32GB RAM 的 PC 上进行。本文实验严格遵循典型的 SGM 立体匹配流程。

匹配代价计算均采用鲁棒性强的 Census 函数;在代价聚合过程中,对于 KITTI2015 和 Middlebury V3 数据集, PMSW 和 PMBP 的支持窗口大小设置为 11×29 ; 对于 SGM 和 PMSGM, 其惩罚系数 P_1 和 P_2 分别设置为 12 和 48; 视差计算采用 WTA 策略; 视差后处理采用左右一致性检测和孔填充等方法^[11]及 sWMF^[12]算法,其滤波窗尺寸设为 15×15 。

本文首先就计算复杂度进行分析。由于本文的 PMSGM 算法、基于 PatchMatch 的局部算法^[13](PMSW)、基于 PatchMatch 的置信度传播算法^[14](PMBP)均借助于相同的块匹配机制进行算法优化,因此对以上几种算法及原始 SGM 立体

匹配算法进行计算复杂度的对比分析。然后对算法的视差图质量和计算效率进行评估。近年来,基于深度学习和神经网络的立体匹配技术在准确度和匹配效率等方面优于传统算法,为了体现本文算法在计算效率和视差质量方面的有效性,分别在 KITTI2015^[15]数据集和 Middlebury V3^[16]数据集上,将 PMSGM 算法的错误率和运行时间与传统的立体匹配方法 SGM^[5],PMSW^[13],PMBP^[14],CSCA^[17],以及基于神经网络的立体匹配算法 SGM-Nets^[9],MC-CNN-acrt^[8],GC-Net^[7],PSMNet^[17]的结果进行了比较。最后就主观视差图质量将本文算法与几种典型算法进行了直观比较。

4.1 计算复杂度分析

表 1 列出了 PMSW 算法^[13]、PMBP 算法^[14]、SGM 算法和本文的 PMSGM 算法的匹配代价和路径代价的计算复杂度,其中 M 表示图像大小, W 表示局部支持窗大小, n 是迭代次数。

表 1 不同算法的计算复杂度比较

Table 1 Computational complexity comparison of different algorithms

	PMSW ^[13]	PMBP ^[14]	SGM ^[5]	PMSGM
匹配代价	$O(MW_s)$	$O(MW_s)$	$O(Md_{\max}^2)$	$O(Ms)$
路径代价	—	$O(Mstn)$	$O(Md_{\max}^2)$	$O(Mst)$

原始 SGM 算法中像素项和路径项的候选视差数量都是 128,PMSGM 算法中这两项的候选视差数量分别为 s 和 t 。因此,PMSGM 算法将像素匹配代价项的计算复杂度从 $O(Md_{\max}^2)$ 降低到 $O(Ms)$,将路径代价项的计算复杂度从 $O(Md_{\max}^2)$ 降低到 $O(Mst)$ 。与其他基于 PatchMatch 的立体匹配算法相比,PMSW 和 PMBP 都计算了局部支持窗中的像素匹配代价,因此它们的计算复杂度为 $O(MW_s)$,远大于所提出的 PMSGM 算法的复杂度。因此,对于更大的窗口尺寸,PMSW 和 PMBP 将面临严重的计算复杂度问题。同时,PMBP 算法需要多次迭代才能获得收敛视差图,因此 PMBP 的路径复杂度同样大于 PMSGM 的路径复杂度。基于以上结果可以看出,无论哪种方法,在像素匹配代价和路径代价聚合两方面的计算复杂度均明显高于 PMSGM 算法。

4.2 计算效率评估

PMSGM 算法通过减少候选视差数量来提升计算效率,因此,设置恰当的参数 t 非常关键。若 t 取值太小,则视差结果错误率高;若 t 取值太大,则在计算精度没有明显提高的情况下会增大计算复杂度。表 2 通过设置不同数量的候选视差,即 $t=5,10,15,20,25,128(d_{\max})$,展示了 PMSGM 算法在 200 张 KITTI2015 训练图像对上的平均误差率和运行时间。

表 2 不同 t 值下 KITTI2015 数据集上的错误率和运行时间的比较

Table 2 Accuracy and runtime comparison with different number of candidate disparities on KITTI2015 dataset

t	Error/%	Time/s
5	17.8	16.3
10	6.07	18.4
15	5.81	20.2
20	5.78	22.5
128	5.78	95.6

由表 2 中不同 t 值下的错误率和时间变化趋势可以看出,当 t 为 15 时,算法在视差精度和计算时间之间实现了最优的平衡,在保证较高的结果准确性的前提下,实现了计算复

杂度最大程度的简化。基于以上结果,当 t 为 15 时,我们在 KITTI2015 数据集上进一步评估了 PMSGM 算法的视差精度和匹配效率,结果如表 3 所列。实验数据表明,在不明显降低匹配精度的前提下,PMSGM 算法在计算效率方面有显著的提高。

表 3 不同算法在 KITTI2015 数据集上错误率和运行时间的比较 ($t=15$)

Table 3 Accuracy and runtime comparison of different algorithms on KITTI2015 dataset($t=15$)

	Rank	Method	Error/%	Time/s
传统方法	1	PMSGM(ours)	5.81	20.2
	2	SGM ^[5]	5.78	95.6
	3	PMSW ^[13]	7.57	182
	4	PMBP ^[14]	5.72	2370
	5	CSCA ^[17]	20.82	0.37
神经网络方法	6	SGM-Nets ^[9]	4.27	67
	7	MC-CNN-acrt ^[8]	4.51	67
	8	GC-Net ^[7]	6.61	0.9

表 3 列出了 8 种不同算法在 KITTI2015 数据集上的错误率和运行时间的比较情况($t=15$)。可以看出,前 5 种方法均为基于传统的立体匹配方法,在准确度相差无几的情况下,本文 PMSGM 算法的运行时间最短。CSCA^[17] 算法虽然用时较短,但其错误率很高,牺牲了匹配质量来加快速度,没有达到二者之间良好的平衡。与基于神经网络的算法相比,在匹配质量相差无几的情况下,PMSGM 算法的用时(20.2 s)明显比 MC-CNN-acrt^[8] 和 SGM-Nets^[9] 算法的用时(67 s)短。GC-Net^[7] 算法虽然用时较短,但准确率没有 PMSGM 算法高,并且基于神经网络的算法本来比传统算法具有优势。综上,本文算法在效率提升方面具有优越特性。

4.3 视差图质量评估

图 5 和图 6 展示了主观视差图的对比情况,其分别为在 KITTI2015 和 Middlebury V3 数据集上,通过原始 SGM 算法、MC-CNN-acrt 算法、SGM-Nets 算法和 PMSGM 算法处理后生成的主观视差质量对比图,图中匹配错误像素点用红色标记。从视差图结果对比情况可以看出,当 $t=15$ 时,本文实现的 PMSGM 算法与其他算法的视差图效果基本相同。该主观视差质量图进一步证实了本文实现的 PMSGM 算法大大简化了计算复杂度,显著提高了立体匹配效率。



图 5 KITTI2015 数据集上视差图的质量比较(电子版为彩色)
Fig. 5 Disparity image quality comparison on KITTI2015 dataset

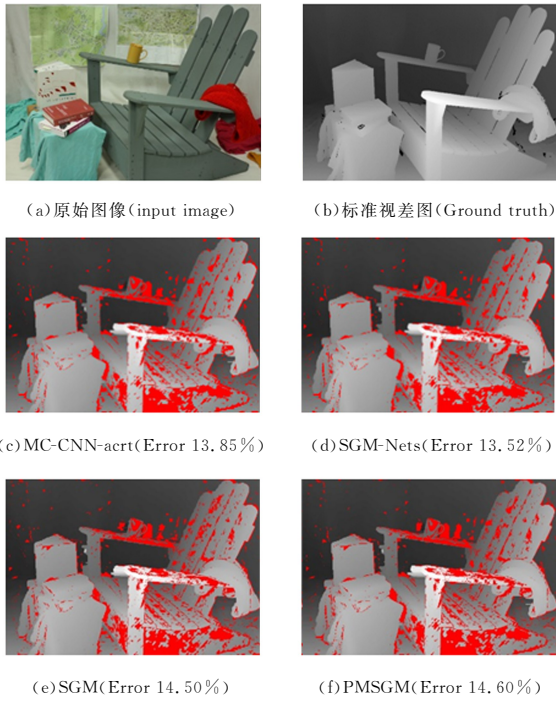


图6 Middlebury V3数据集上视差图质量的比较(电子版为彩色)

Fig. 6 Disparity image quality comparison on Middlebury V3

综上所述,由于 PatchMatch 和半全局立体匹配的组合极大地减小了候选视差的数量,并且不需要额外的迭代,因此本文实现的 PMSGM 算法是一种非常有效的立体匹配解决方案。在视差精度相当的情况下,该算法的计算效率大幅提升,尤其是在视差范围较大的情况下,算法效率提升得更明显。

结束语 为提高匹配效率、加快处理速度,本文提出了一种 PatchMatch 半全局立体匹配算法。该算法同样针对视差计算过程,通过减少立体匹配的有效候选视差数量来提高 SGM 算法的立体匹配效率。结合 PatchMatch 算法的传播思想,通过构建候选视差集,利用两次不同方向的传播实现了算法的简化过程,显著提高了立体匹配效率。实验结果表明,在匹配精度相当的情况下,与其他先进匹配算法相比,本文算法的运行效率得到明显提升,说明本文算法实现了更快的运行速度和良好的视差图质量。

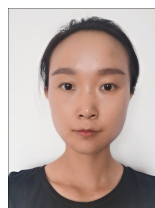
本文算法虽提高了匹配质量,加速了匹配效率,但算法的性能和基于神经网络的立体匹配算法存在一定差距。在今后的研究中,考虑将传统和新型神经网络技术相结合,用神经网络的训练结果替换传统立体匹配的相关步骤,以进一步提升算法的性能。

参考文献

- [1] WANG W T, HAN Z G, LIU P F. Multi-sensor Image Registration Algorithm Based on SIFT Points and Canny Edge Features Matching[J]. Computer Science, 2011, 38(7): 287-289.
- [2] XU Z G, CHEN C. Robust and Fast Feature Points Matching [J]. Computer Science, 2013, 40(2): 294-296.
- [3] MOZEROV M G, WEIJER J. Accurate Stereo Matching by Two-Step Energy Minimization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24: 1153-1163.
- [4] ZHAN Y, GU Y, ZHANG K C, et al. Accurate image-guided

stereo matching with efficient matching cost and disparity refinement[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2015, 99: 11.

- [5] HIRSCHMULLER H. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005: 807-814.
- [6] HIRSCHMULLER H, SCHARSTEIN D. Evaluation of cost functions for stereo matching[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2007: 1-8.
- [7] KENDALL A, MARTIROSYAN H, DASGUPTA S, et al. End-to-End Learning of Geometry and Context for Deep Stereo Regression[C] // IEEE International Conference on Computer Vision. 2017: 66-75.
- [8] ZBONTAR J, LECUN Y, et al. Stereo matching by training a convolutional neural network to compare image patches [J]. Journal of Machine Learning Research, 2016, 17(2): 1-32.
- [9] SEKI A, POLLEFEYS M. SGM-Nets; Semi-global matching with neural networks[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2017: 21-26.
- [10] BARNES C, SHECHTMAN E, FINKELSTEIN A, et al. Patch-Match: A randomized correspondence algorithm for structural image editing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(3): 24-28.
- [11] TTOFIS C, KYRKOU C, THEOCHARIDES T. A low-cost real-time embedded stereo vision system for accurate disparity estimation based on guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Computers, 2016, 65(9): 2678-2693.
- [12] CHEN S Q, ZHANG X C, SUN H B, et al. sWMF: Separable weighted median filter for efficient large-disparity stereo matching[C] // IEEE International Symposium on Circuits and Systems. 2017: 1-4.
- [13] BLEYER M, RHEMANN C, ROTHER C. Patchmatch stereo-stereo matching with slanted support windows[C] // Machine Vision Conference. 2011: 1-11.
- [14] BESSE F, ROTHER C, FITZGIBBON A W, et al. PMBP: Patchmatch belief propagation for correspondence field estimation [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 110(1): 2-13.
- [15] MENZE M, GEIGER A. Object scene flow for autonomous vehicles[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 3061-3070.
- [16] SCHARSTEIN D, HIRSCHMÜLLER H, KITAJIMA Y, et al. High-resolution stereo datasets with subpixel accurate ground truth[C] // German Conference on Pattern Recognition. 2014: 31-42.
- [17] AN W, FANGRONG W, BAICANG G, et al. Disparity map optimization based on edge detection[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(7): 236-241.



SANG Miao-miao, born in 1992, master, assistant engineer. Her main research interests include computer vision and so on.