

遮挡检测/立体匹配中的分段动态规划法

郭大波^{1,2}, 卢朝阳¹, 焦卫东¹, 崔玲玲¹

(1. 西安电子科技大学 ISN 国家重点实验室, 陕西西安 710071; 2. 山西大学物理电子工程学院, 山西太原 030006)

摘 要: 为了显式地在视差图上标记出遮挡区域, 本文在计算视差空间的基础上, 利用动态规划算法搜索出最佳视差曲线. 计算所得的视差曲线上有三种状态标记: 匹配状态和二种遮挡状态. 为了保证视差曲线通过路径控制点, 提出了一种分段式动态规划算法. 算法将视差空间影像划分为路径控制区和非路径控制区. 在路径控制区强制路径通过路径控制点, 在非路径控制区采用动态规划进行路径最佳搜索. 为保证路径控制点高度可靠, 提出了选择路径控制点的4个准则. 实验结果表明, 新算法比传统的动态规划算法在遮挡检测和匹配精度上都有一定的提高, 算法可靠性强, 运算量小.

关键词: 动态规划; 遮挡检测; 立体匹配; 视差估计

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 07-1516-06

Dynamic Programming in Segments for Occlusion Detection/ Stereo Matching

GUO Da-bo^{1,2}, LU Zhao-yang¹, JIAO Wei-dong¹, CUI Ling-ling¹

(1. State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. College of physics & Electronics Engineering, Shanxi University, Taiyuan, Shanxi 030006, China)

Abstract: In order to mark occluded regions explicitly on the disparity map, the dynamic programming is employed to search optimal disparity curve on base of the calculating disparity space at first. Each point on the optimal disparity curve must be in one of three states: matching state or other two occlusion states. To guarantee the disparity curve passing through ground control points (GCP), an algorithm of dynamic programming in segments is proposed, that is, the disparity space image is divided into ground control regions and non-ground control regions. In the ground control region, the searching path is forced to pass GCPs. In the non-ground control region, the optimal path searching is under dynamic programming. For the reliability of the GCP, four criterions are presented to choose a point as a GCP. Experimental results show that the new algorithm has certain enhancement in the precision of occlusion detection and matching, and is more reliable and faster than conventional dynamic algorithms.

Key words: dynamic programming; occlusion detection; stereo matching; disparity estimation

1 引言

立体匹配是早期视觉 (early vision) 核心问题. 在立体匹配算法中, 半遮挡区域^[4] (以后统一称为遮挡区域), 均匀区域和重复性区域是算法处理的难点. 特别是遮挡区域, 由于只在一个摄像机成像, 另一图像中不存在匹配对象, 因此在匹配过程中必然产生错误匹配, 从而产生错误的视差图和深度图. 以前, 许多立体匹配算法忽略了遮挡问题, 但在许多应用场合, 这是不允许的, 如立体图像编码和自动驾驶. 因此, 遮挡检测显得日益重要.

下面以前对遮挡检测所做的工作进行回顾.

早期多数作者^[1]出于对遮挡的直观认识, 即遮挡部分的似然值较低或误差较大, 采用阈值分割方法得到遮挡区域. 但并不是只有遮挡区域的似然值低或误差大, 如有些视差变化较大的区域. 这是一种间接检测方法, 得到的遮挡区域比实际的遮挡区域要大, 并且不准确.

协同式算法^[2,3]利用了相似性和唯一性, 通过局部支持策略和幻影抑制策略, 经过多次迭代加强匹配点, 抑制遮挡点. 这种方法仍属间接遮挡检测. 由于局部支持具有低通滤波的功能, 得到的遮挡区域会扩大, 边界模糊.

P. Belhumeur^[4~6]在他的三篇论文中, 应用了贝叶斯理论, 将最大后验概率问题转化为两个能量项的能量最

小化问题.最优化过程要求先验知识,使算法在视差陡变处和遮挡处停止平滑项作用并施加惩罚项,然后用动态规划寻找最小能量路径.由于采用了动态规划算法,同名核线上任一像素的错误匹配都会影响后继像素的匹配.

S. S. Intille^[7]提出了视差空间影像的数据结构,动态规划在视差空间影像上进行.针对动态规划的错误累积现象,提出了路径控制点(GCP: Ground Control Point)的概念,动态规划算法力图使路径通过控制点,以减少错误概率,提高可靠性,减少运算量.实验结果显式地在视差图中标记出遮挡部分.但由于采用全局动态规划,并不能保证最终路径一定会经过所有路径控制点.

本文在文献[7]的基础上,提出了动态规划子区和路径控制区的概念,动态规划在子区上进行,在路径控制区保证路径一定通过路径控制点,从而提高了可靠性,减少了运算量.

2 遮挡场景分析

典型的双目遮挡场景如图1所示. O_L 、 O_R 分别是左平行摄影机的光心,场景中有物体ABCDE.在图1(a)

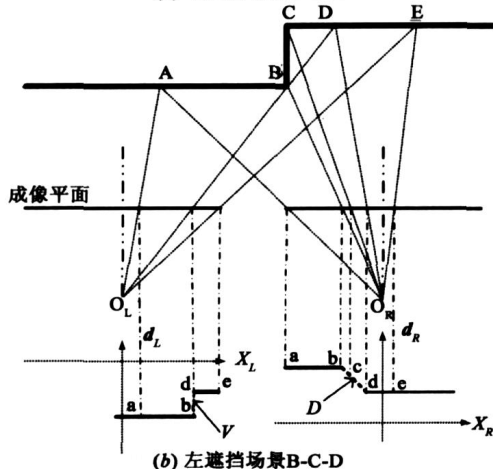
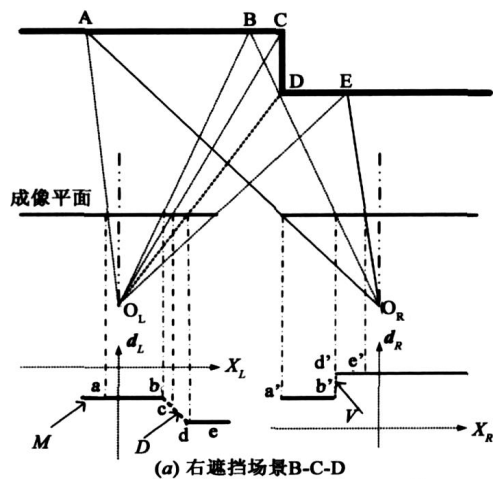


图1 遮挡情景分析.在视差曲线上有三种状态:M-Match; D-Diagonal; V-Vertical

中,BCD在左图像中可见,在右图像中不可见,我们称其为右遮挡区.由于这部分在右图像中找不到对应点,因而其匹配似然值较低,在左视差曲线上呈现一段水平间隔.可用虚线连接这段间隔的端点形成bcd直线段,发现其斜率正好为-1,用符号标记该直线段为D;它与右视差曲线的一斜率为+的垂直跳跃相对应,用虚线连接这段间隔的端点形成b'd'直线段,用符号标记为V;视差曲线的其余部分有较高的匹配似然值,用实线连接,并符号标记为M.这样就使视差曲线上各点必处于M、D、V三种状态之一.图1(b)反映的是左遮挡场景,与图1(a)正好相反.

可见视差满足称之为视差梯度极限(disparity gradient limit)的约束,即:

$$-1 \leq \frac{\partial d_i}{\partial x} \leq 1 \quad (1)$$

该约束已得到心理学实验的验证^[8,9],并在文献[10,11]中得到应用.

还有更复杂的遮挡情景,如前景中有视差大的窄物体,将会破坏视差梯度极限约束,甚至破坏顺序性约束.但这种情景较少见,本文不将其列入讨论范围,这种情况的细节可参考文献[3,12].

3 视差空间影像及其表示和视差空间

3.1 视差空间影像的产生及其表示

由文献[7]提出的视差空间影像(DSI: Disparity Space Image)是一种反映立体图像对同名核线间视差关系的数据结构,并可用图像表示视差关系,从而使视差分析有些类似于谱分析.其数学描述为:

$$DSI_{row}^L(d, col) = \begin{cases} L(row, col, d), & 0 \leq col - d \leq W \\ NaN, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中W为图像的宽度;NaN表示在该视差值为d时不可能有对应点,如可将其赋值为-999; $L(\cdot)$ 是对应点之间的似然性函数,可用相关系数或SAD计算得到.相关系数可直接表示似然值L,即:

$$L(row, col, d) = \frac{cov_{row, col, d}(I^l, I^r)}{\sqrt{var_{row, col}(I^l) \cdot var_{row, col+d}(I^r)}} \quad (3)$$

其中,cov为相关值;var为均方根值.SAD需要下述转换才能表达似然值:

$$SAD(row, col, d) = \sum_{(i,j) \in B^l, (m,n) \in B^r} |I^l(i,j) - I^r(m,n)| \quad (4)$$

$$MAD(row, col, d) = SAD(row, col, d) / B^2 \quad (5)$$

$$= 1 - MAD(row, col) / 255 \quad (6)$$

$$\text{则 } L(row, col, d) = 2 - 1 \quad (7)$$

式(4)中, B^l 、 B^r 是左右块窗口;

式(5)中,B是窗口大小.

DSI 的形成过程如图 2 所示.

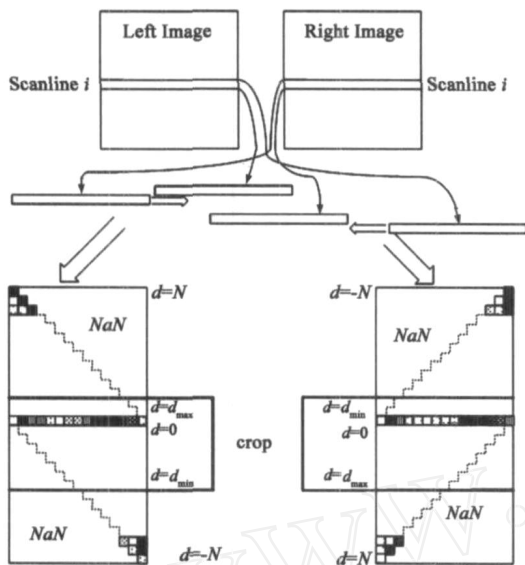


图2 DSI的产生过程

图 3 是 JISCT 测试图 Sphere. 上部是左右 DSI, 下部是原图像. 下部的白线是上部 DSI 影像对应的同名核线. 从上部的影像中可以隐约看出一条白色的视差曲线, 曲线上有匹配曲线, 并有水平和垂直间隔出现. 左曲线的水平间隔与右曲线的垂直间隔对应, 反之亦然.

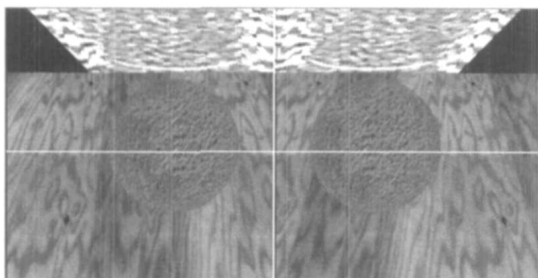


图3 Sphere的DSI(按视差范围20-80剪切)

3.2 视差空间

计算每一行的 DSI, 将每一片 DSI 叠加起来构成一个立方体, 我们称之为视差空间, 如图 4 所示. 它蕴涵了图像中每一像素点所有可能视差取值, 用 C 语言的数组

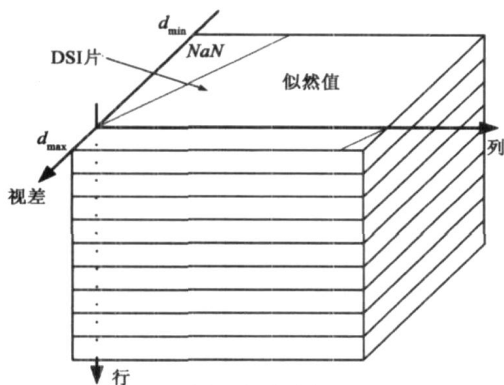


图4 视差空间

定义这一数据结构为 $L (ROW_MAX, COL_MAX, D)$. 其中 ROW_MAX 、 COL_MAX 是图像中的长和宽, $D = d_{max} - d_{min}$.

4 最佳路径搜索

这一步将从 DSI 平面 (d-column) 中找出视差曲线, 曲线上的点将处于三种状态之一: M 、 D 、 V . 这是一个最佳路径问题, 可用确定性动态规划 (DP: Dynamic Programming) 解决.

4.1 DP 数学模型

在当前应用下, 我们构造 DP 的数学模型. 定义 DP 为一五重组 $\{D, S, U, T, f_j(d_j, s_k, u_j)\}$ 上的决策过程. 设 W 是图像的宽度, $D = \{d_j, j = 0, \dots, W-1\}$, $d_j \in [d_{min}, d_{max}]$; $S = \{s_k, s_k \in \{M, D, V\}\}$; 则 (D, S) 为状态空间. $U = \{u_{j,k}, u_{j,k} \in \{D, S\}\}$ 为决策空间; 搜索过程的任一路径是一允许策略过程 $p_{0W}(d_0, s_k) = \{u_0(d_0, s_k), u_1(d_1, s_k), \dots, u_{W-1}(d_{W-1}, s_k)\}$ 是允许决策集合; 搜索路径的总数为 $[3(d_{max} - d_{min})]^W$. T 为状态转移过程, 状态转移方程为: $f_j(d_{j+1}, s_k) = T_j(d_j, s_k, u_{j,k})$; $f_j(d_j, s_k, u_{j,k})$ 是第 j 段上 s_k 状态下采取 $u_{j,k}$ 时的最优报酬.

根据决策过程的最优化原理^[13,14], 最优路径搜索过程可由下面的递推方程组表示:

$$\begin{cases} f_j(d_j, s_k) = \max_{u_{j,k} \in \{D, S\}} \{e(d_j, s_k, u_{j,k}) + f_{j-1}(T_{j-1})\} \\ f_j(d_j, s_k) = e(d_j, s_k, u_{j,k}^*) + f_{j-1}(T_{j-1}) \\ f(d_0, M) = L(row, 0, d_0) \\ f(d_0, D) = f(d_0, V) = e_{min} \end{cases} \quad (8)$$

这里 $*$ 表示最优, $e(\cdot)$ 是报酬函数. 第四行为初始边界条件, 意味着初始视差 d_0 下只能处于 M 状态, 报酬 e_{min} 是对应的似然值. 整个搜索过程为最优化过程:

$$(d_{W-1}^*, s_k^*) = \arg \max_{d_{W-1} \in [d_{min}, d_{max}], s_k \in \{D, S\}} f_{W-1}(d_{W-1}, s_k) \quad (9)$$

4.2 状态转移图及报酬方程

以下将对 DP 搜索过程进行简化. 图 5 表示了当前网格点的状态转移关系.

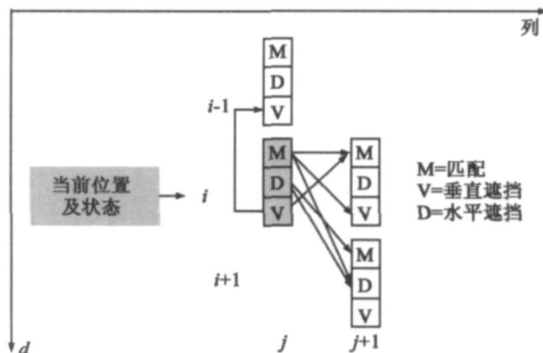


图5 DSI的DP状态转移图

从图 5 中可以看出总共有 7 种状态转移方式,据此可以得出任一节点满足下式的路径关系:

$$\begin{aligned} p(i, j, M) &= p(i, j-1, M) + p(i, j-1, V) + p(i-1, \\ &\quad j-1, D) \\ p(i, j, D) &= p(i-1, j-1, M) + p(i-1, j-1, D) \\ p(i, j, V) &= p(i+1, j, V) + p(i, j-1, M) \end{aligned} \quad (10)$$

可见每个节点只有 7 个路径选择! 这样路径总数将大大减少, 缩减为 $3(d_{\max} - d_{\min})7^{W-1}$. 类似于文献[15], 这里构造出报酬方程:

$$\begin{cases} e(p_0, M) = e(p_{-1}, s_{-1}) + L(p_0) \\ e(p_0, D) = e(p_{-1}, s_{-1}) + e_o \\ e(p_0, V) = e(p_{-1}, s_{-1}) + e_o \end{cases} \quad (11)$$

这里 p_0, p_{-1} 分别表示当前位置和前继位置, s_0, s_{-1} 分别表示当前状态和前继状态, e_o 表示遮挡报酬.

4.3 分段式 DP

本文在文献[7]的 GCP 概念的基础上, 提出了分段式 DP 思想.

GCP 必须是高可信点, 同时也必须是“从众”点, 而且是非均匀区域点. 本文制定了 DSI 中像素点是否 GCP 的 4 个准则:

(1) 必须是高似然点. 设 P_j 影像中第 j 列的一点, 则

$$L(P_j) \geq 0.9 \quad (12)$$

(2) 必须是 CC(Cross Correspondence) 点, 即

$$CC(P_j) = \begin{cases} 1, & \|d_L^*(P_j) + d_R^*(P_j + d_L^*(P_j))\| = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

这里
$$d^*(\cdot) = \arg \max_{d \in [d_{\min}, d_{\max}]} L(\cdot) \quad (14)$$

(3) 必须是“从众”点, 以保证视差曲线保持一定的平滑性, 避免 GCP 落在毛刺点上:

$$\begin{aligned} &\|d^*(P_{j-1}) + d^*(P_j)\| \leq 2 \\ \text{或} &\|d^*(P_j) + d^*(P_{j+1})\| \leq 2 \end{aligned} \quad (15)$$

(4) 必须使 GCP 不落在均匀区域上. 判断图像点 (i, j) 在均匀区域的方法是:

$$\text{var}_{ij}^2(I) = \frac{1}{m-k} \sum_{m=i-k}^{i+k} \sum_{n=j-k}^{j+k} (I_{mn} - \bar{I}_{mn})^2 < F_{\min} \quad (16)$$

即该点窗口内的方差小于最小浮点数 F_{\min} .

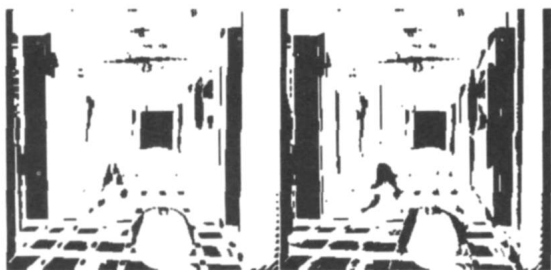


图6 Corridor 的 GCP 点

不失典型性, 这里给出 JISCT 的 Corridor 的 GCP 图, 如图 6. 白色区域为 GCP 点.

在文献[7]中, 为了强迫路径通过 GCPs, 作者曾赋值 GCP 点的费用为 0, 同一列的其它点的费用很大. 然而这种做法并不能保证最优路径一定通过 GCP, 且算法较复杂, 可靠性较低. 为此我们设计了一种分段式 DP, 基本思想是: 将 DSI 影像划分为多个 GCP 区和非 GCP 区. 在 GCP 区, 各点的视差就是 GCP 点的视差, 状态是 M ; 在非 GCP 区, 我们把它安排为动态规划子区 (如图 7 中 DP1、DP2、DP3 和 DP4), 每一列的视差和状态由 DP 搜索而得.

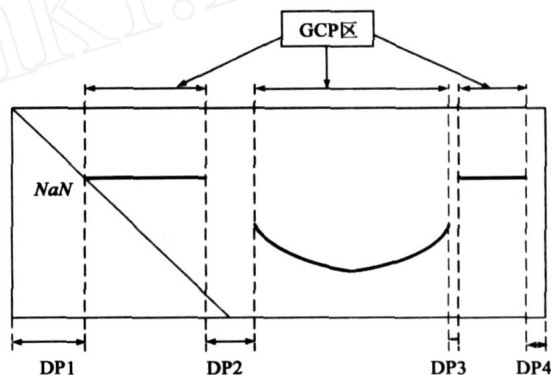


图7 分段DP示意图

在本文的实现中, 将各个 DP 子区延伸一个像素, 将相邻的 GCP 区的一个点包含进来, 这样就使 DP 子区的 DP 过程有了边界条件. 如 DP1 中右边有一个 GCP, 以其为起始边界条件, 从右向左搜索, 找出最大报酬路径; DP2 和 DP3 的左右各有一个 GCP, 则以左边的 GCP 为起始边界条件, 从左向右搜索, 以右边的 GCP 作为结束搜索的边界条件; DP4 与 DP1 的性质和过程正好相反, 反向动作. 最后, 分段 DP 的结果和 GCP 区的结果拼接起来, 形成完整的视差曲线. 这时候选路径总数会进一步减少, 假设非 GCP 区占图像总宽度的 20%~30%, 则路径总数为 $3(d_{\max} - d_{\min})7^{(20\% \sim 30\%)(W-1)}$.

5 实验结果及分析

实验中用白色显式地表示出遮挡. 这样并不会和最大视差混淆, 如图 8 的视差图中, 最大视差对应的灰度只有 240, 而遮挡是用 255 表示. 从图 8 中的结果来看, 遮挡情况和实际遮挡相符, 左边界遮挡区域正好反映了射影投射关系. 从图 9 的结果来看, 较好地反映了左遮挡边界; 也反映了锥体, 球体和右墙的一些遮挡关系; 当然, 也有一些不应有的遮挡标记, 是由于噪声引起的视差陡变造成的.

算法的计算时间主要用在了视差空间的计算上, 用于动态规划的时间非常少. 而计算视差空间的时间主要取决于图像的大小和视差范围. 如在 Pentium 1.7

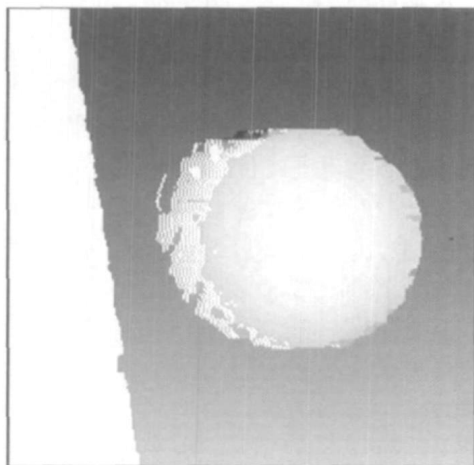


图8 JISCT的Sphere左视差图
(scaler=8,min disp=20,max disp=80>window=7,相关法)

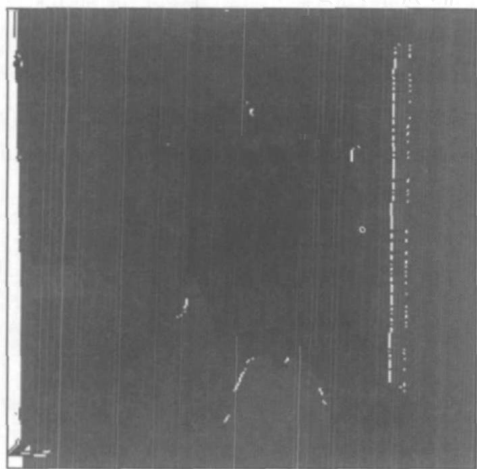


图9 JISCT的Corridor左视差图
(scaler=3,min disp=0,max disp=10>window=9,SAD法)

上计算 Corridor 的过程只需 4.9s 的时间,而计算 Sphere 的过程则需 23s.

为了客观地评价算法的性能,本文参考文献[16],以 Venus、Sawtooth、Map、Tsukuba 图像对为比对标准,并把 <http://bj.middlebury.edu/~schar/stereo/web/eval.php> 提供的标准视差图和遮挡图与本文的结果进行了计算比较.出于本文主题,本文对 $B_{\bar{O}}$ (非遮挡区域错误匹配百分比) 和 B_O (遮挡区域错误匹配百分比) 两个参数感兴趣,现将本文方法与其它方法的参数比较列于表 1.

从表 1 看出,在遮挡检测方面,动态规划占优,本文方法是其中最好的(只有一项不及);在非遮挡区域的视差估计精度方面,本文算法在动态规划算法中表现最优(参见表中阴影部分),与其它局部最优化方法相比差距不大,与全局最优化方法相比还有一定的距离.作为全局最优化的方法 Graph Cut 在非遮挡区域的视差估计上表现最优,但在遮挡检测上却表现不佳,而且运行时间令人难以忍受的(十几分钟).由此可以得出结

论,在遮挡检测方面,动态规划在目前仍是最优方法;在非遮挡区域的视差估计精度上,全局最优方法最好.

表 1 本文方法和其它方法的定量指标

Method	Venus		Sawtooth		Map		Tsukuba	
	$B_{\bar{O}}$ (%)	B_O (%)	$B_{\bar{O}}$ (%)	B_O (%)	$B_{\bar{O}}$ (%)	B_O (%)	$B_{\bar{O}}$ (%)	B_O (%)
Proposed method	4.56	2.71	4.29	2.68	2.03	3.48	6.33	2.88
Dyn. prg	10.10	48.47	4.84	54.48	3.33	20.25	4.12	45.7
Dyn from ^[18]	-	3.74	-	3.16	-	2.96	-	2.93
Scanl. opt	9.44	58.83	4.06	57.13	1.84	25.79	5.08	59.08
SSD + MF	3.74	86.13	2.21	68.70	0.66	71.78	5.23	69.66
Graph Cut	1.69	85.59	0.42	91.85	2.39	82.73	1.86	82.02

6 结论

本文从理论上分析了遮挡形成的原理,并用动态规划方法显式地在视差图中标记出遮挡部分,同时也为非遮挡部分估计了视差值.

与传统的 DP 方法相比较,本文提出的分段 DP 算法保证了搜索路径必然地通过 GCP,动态规划子区减短了 DP 算法的路径搜索范围,提高了算法的可靠性和效率.而传统的 DP 并不能保证路径通过 GCP.本算法高度依赖于 GCP 的正确性,这在大多数情况下是优点,但在极个别情况下是缺点.尽管我们制定了选择 GCP 的 4 个策略,但仍有可能产生极个别错误 GCP,从而导致局部性能下降.今后我们将把 MRF^[19]理论和局部支持策略^[2,3]应用于该算法中,以期降低错误 GCP 的几率,进一步提高性能.

参考文献:

- [1] U R Dhond, J K Aggarwal. Structure from stereo: A review[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1989, 19 (6): 1489 - 1510.
- [2] D Marr, T Poggio. Cooperative computation of stereo disparity [J]. Science, 1976, 194 (4262): 283 - 287.
- [3] C L Zitnick, T Kanade. A cooperative algorithm for stereo matching and occlusion detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22 (7): 675 - 684.
- [4] P Belhumeur, D Mumford. A bayesian treatment of the stereo correspondence problem using half-occluded regions [A]. IEEE Proceedings of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 92) [C]. Champaign, IL, USA, 1992. 506-512.
- [5] P Belhumeur. Bayesian models for reconstructing the scene geometry in a pair of stereo images [A]. Proceedings of IEEE

表 1 部分数据来自于文献[16 - 18]及实现

- Conference on Information Sciences [C]. Johns Hopkins University, 1993.
- [6] P Belhumeur. A binocular stereo algorithm for reconstructing sloping, creased, and broken surfaces in the presence of half-occlusion [A]. Proceedings of Fourth International Conference on Computer Vision [C]. Berlin, Germany, 1993. 431 - 438.
- [7] Aaron F Bobick, Stephen S Intille. Large occlusion stereo [J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 33 (3) : 181 - 200.
- [8] P Burt, B Julesz. A gradient limit for binocular fusion [J]. Science, 1980, 208 (9) : 615 - 617.
- [9] S Pollard, J Porrill, J Mayhew, J Frisby. Disparity gradient, lipshitz continuity, and computing binocular correspondence [A]. O D Faugeras, G Giralt editors, Robotics Research: The Third International Symposium [C]. Massachusetts: MIT Press, 1986. 19 - 26.
- [10] N Grammalidis, M G Strintzis. Disparity and occlusion estimation in multi-ocular systems and their coding for the communication of multi-view image sequences [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1998, 8 (3) : 328 - 344.
- [11] Z Zhang, Y Shan. A progressive scheme for stereo matching [A]. Springer LNCS 2018: 3D Structure from Images-SMILE 2000 [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2001. 68 - 85.
- [12] 罗秋明, 周敬利, 余胜生. 具备完整性与幻影敏感性的立体匹配与遮挡检测 [J]. 计算机研究与发展, 2003, 40 (2) : 297 - 303.
- [13] 张之翀, 李建德. 动态规划及其应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1994, 6: 1 - 73.
- [14] 张润琦. 动态规划 [M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1989, 1: 1 - 56.
- [15] 徐奕, 周军, 周源华. 基于动态规划的相位匹配和遮挡检测 [J]. 电子学报, 2004, 32 (4) : 291 - 295.
- Xu Yi, Zhou Jun, Zhou Yuan-hua. Phase matching and occlusion detection based on dynamic programming [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32 (4) : 291 - 295. (in Chinese)
- [16] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47 (1) : 7 - 42.
- [17] 周秀芝, 文贡坚, 王润生. 自适应窗口快速立体匹配 [J]. 计算机学报, 2006, 29 (3) : 473 - 479.
Zhou Xiuzhi, Wen Gong-jian, Wang Run-sheng. Fast stereo matching using adaptive window [J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29 (3) : 473 - 479. (in Chinese)
- [18] 林国余, 张为公. 基于控制点的分层双向动态规划立体匹配算法 [J]. 信息与控制, 2006, 35 (3) : 412 - 416.
- [19] S Geman, D Geman. Stochastic relaxation, gibbs distributions and the bayesian restoration of images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6 (6) : 721 - 741.

作者简介:



郭大波 男, 1963 年 11 月出生于山西阳泉. 副教授, 硕士生导师. 1985 年、2002 年、2009 年分别于东南大学无线电系、西安电子科技大学通信工程学院获工学学士、硕士和博士学位. 主要从事立体及多视点视频编码研究.
E-mail: dabo.guo@sxu.edu.cn



卢朝阳 男, 1963 年 10 月出生于陕西华县. 教授、博士生导师、中国图象图形学会学术委员会委员、中国电子学会高级会员. 1978 年至 1990 年在西安电子科技大学分别获通信与信息系统专业学士、硕士和博士学位. 主要从事图象图形处理、文字处理与识别、生物特征(指纹等)识别、(立体)图象和视频编码以及图象视频处理在智能交通系统中的应用等方面的研究工作.