

基于自适应聚合的立体视觉合作算法^{*}

李鸣翔⁺, 贾云得

(北京理工大学 计算机科学技术学院, 北京 100081)

Adaptive Aggregation Based Cooperative Stereo Vision

LI Ming-Xiang⁺, JIA Yun-De

(School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

+ Corresponding author: E-mail: {lmx,jiayunde}@bit.edu.cn

Li MX, Jia YD. Adaptive aggregation based cooperative stereo vision. Journal of Software, 2008,19(7): 1674-1682. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/19/1674.htm>

Abstract: This paper proposes a stereo vision cooperative algorithm for high quality dense disparity mapping. This algorithm iteratively performs the local adaptive aggregation and inhibitive magnification based on the morphologic similarity with adaptive weight, and generates high quality dense disparity map effectively. This paper also extends the cooperative algorithm to trinocular stereo vision system. By rebuilding the camera coordinate system, the trinocular images are rectified, and the support area and trinocular inhibition area are established in disparity space based on the continuity and uniqueness constrains. Experimental results show that the trinocular stereo vision cooperative algorithm can generate accurate real dense disparity maps, and the occlusions in multiple baseline directions can also be detected. This algorithm is especially suitable for stereo vision system with multiple cheap camera to realize high quality dense disparity mapping without more hardware and software.

Key words: stereo vision; trinocular; cooperative algorithm; adaptive aggregation

摘要: 提出了一种恢复高质量稠密视差图的立体视觉合作算法.该算法采用基于形态学相似性的自适应加权方法,迭代地进行局部邻域的自适应聚合和抑制放大,实现高效率 and 高质量稠密视差图计算.将该算法推广到三目摄像机立体匹配系统中,通过重建摄像机坐标系实现图像校正,并根据连续性假设和唯一性假设,建立视差空间中的支持关系和三目摄像机之间的抑制关系.实验结果表明,三目立体合作算法能够得到精确的场景视差映射,并可以实现多基线方向的遮挡检测.该算法特别适用于由多个廉价摄像机组成的立体视觉系统,在几乎不增加软件和硬件资源的情况下,就可以得到高质量的稠密视差图.

关键词: 立体视觉;三目摄像机;合作算法;自适应聚合

中图分类号: TP391 文献标识码: A

立体视觉匹配本身存在不确定性问题,例如难以在弱纹理区域确定视差、遮挡区域影响非遮挡区域匹配的准确性等,这些问题制约了基于邻域计算视差方法(即局部方法^[1])的应用.与局部方法对应的全局方法一般首

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60675021 (国家自然科学基金); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2002AA113020 (国家高技术研究发展计划(863))

Received 2006-11-06; Accepted 2007-01-24

先建立匹配代价函数,然后求取匹配代价函数极值对应的视差集合.全局方法通常能够获得比局部方法更高质量的稠密视差图,但是涉及全局优化过程,计算复杂度高.Marr和Poggio^[2]基于人类立体视觉机制提出了双目立体匹配合作算法.该算法迭代地进行局部计算,并通过产生全局影响的非线性计算得到与全局优化相近的稠密视差图计算结果,但计算效率较高.目前,具有代表性的合作算法还有文献[3-5]等.

为了进一步提高稠密视差图的质量,本文提出了基于自适应局部聚合的立体视觉合作算法.该算法采用基于形态学相似性的自适应加权方法,迭代地进行局部邻域的自适应聚合和抑制放大,实现高效率和高质量的稠密视差图计算.本文还将该算法推广到三目摄像机立体视觉系统中,建立了三目立体视觉合作算法,该算法不仅能够得到精确的场景视差映射,而且可以实现多基线方向的遮挡检测.与双目立体视觉合作算法相比^[5],三目立体视觉合作算法通过 3 台摄像机之间的匹配评价积累,非常有效地提高了计算效率、计算精确度和鲁棒性.三目立体视觉合作算法特别适用于由廉价摄像机组成的多目立体视觉系统,在不增加软件和硬件资源的条件下,可以得到高质量的稠密视差图.

1 视差空间与两个基本约束

视差空间是基于行(r)、列(c)、视差(d)等 3 个坐标方向的三维空间,其中每个元素代表参考图像中相应行、列坐标的像素在某个视差下的立体匹配评价.绝大部分立体匹配算法都在视差空间内进行计算.假设双目摄像机 C_1, C_2 经过校正,即两幅校正图像间的立体对应点具有相同的行坐标.以摄像机 C_1 为参考摄像机建立视差空间,如图 1 所示.一般情况下,视差空间中的匹配评价基于匹配像素之间的光度相似性.

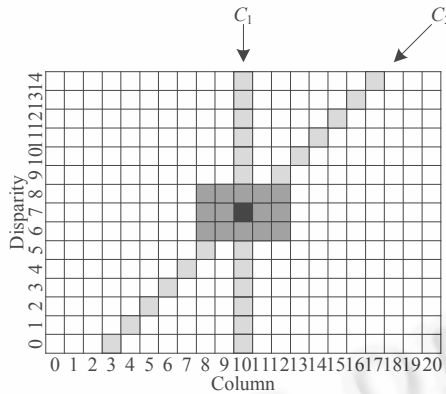


Fig.1 Column and disparity plane in disparity space

图 1 视差空间中的行、视差平面

立体视觉合作算法遵循 Marr 提出的两个基本假设:连续性假设和唯一性假设.连续性假设要求几何位置相似的点应当具有相似的视差.与局部方法的视差聚合类似,在大多数情况下(深度不连续、遮挡等情况除外),视差空间中任意一点的邻域对该点的匹配评价应当具有支持作用,定义该邻域在视差空间中构成中心点的支持集 ϕ .如图 1 中深灰色区域.假定视差空间为 D ,行、列、视差分别为 c, r, d ,视差空间中邻域支持集聚合为 S ,则有

$$S(c, r, d) = \sum_{(x, y, z) \in \phi(c, r, d)} D(x, y, z).$$

唯一性约束要求在立体图像对之间最多存在一个正确的匹配,即不同视差级的匹配评价之间是互斥的.假设摄像机 C_1, C_2, C_3 采集的图像分别为 I_1, I_2, I_3 .视差空间中点 $D(c, r, d)$ 表示 I_1 中点 $I_1(c, r)$ 与 I_2 中点 $I_2(c-d, r)$ 之间的相似度评价.从摄像机 C_1 的角度观察,则点 $I_1(c, r)$ 与 I_2 中点集 $\{I_2(c-i, r) | i \in [1, \text{Max}] \cap i \neq d\}$ 之间的匹配评价为

$$\{D(c, r, i) | i \in [1, \text{Max}] \cap i \neq d\}.$$

构成 $D(c, r, d)$ 以 C_1 为参考的抑制集,记为 IA_1 .同理,如果从摄像机 C_2 的角度观察,则 I_2 中点 $I_2(c-d, r)$ 与 I_1 中点集 $\{I_1(c-d+i, r) | i \in [1, \text{Max}] \cap i \neq d\}$ 之间的匹配评价为

$$\{D(c-d+i r i)|i=[1 \text{ Max}] \cap i \neq d\}.$$

构成 $D(c r d)$ 以 C_2 为参考的抑制集,记为 IA_2 . IA_1 和 IA_2 分别为图 1 中的垂直、倾斜的浅灰色区域.总的抑制区域 ψ 由每个摄像机产生的抑制区域共同组成,即 $\psi=IA_1 \cup IA_2$;定义视差空间抑制集聚合为 I ,则有

$$I(c r d) = \sum_{(x y z) \in \psi(c r d)} S(x y z).$$

2 视差空间的非线性迭代与遮挡检测

合作算法通过视差空间的非线性迭代,实现匹配价值的扩散;在某种意义上也等价地产生全局优化的效果,生成精化、平滑的结果.Zitnick等人^[5]提出一种简单、有效的视差空间迭代计算方法.假定初始视差空间为 D_0 ,经过 n 次非线性迭代后的视差空间为 D_n .根据支持集和抑制集,定义视差空间的增益放大为

$$G_n(c r d) = \left[\frac{S_n(c r d)}{I_n(c r d)} \right]^\alpha,$$

其中, α 为抑制放大系数.为减少由于局部区域聚合产生的过平滑和边界失真,使用初始视差空间进行迭代更新:

$$D_{n+1}(c r d) = D_0(c r d) \times G_n(c r d).$$

经过多次非线性迭代,视差空间将收敛,而视差方向最大匹配值对应的视差可以作为真实视差的理想估计.

遮挡是立体视觉计算中最具挑战性的问题之一.由于参考图像中被遮挡的点在另一幅图像中不可见(匹配点不存在),被遮挡点的匹配不存在,导致立体视觉计算无效.因此,遮挡是立体视觉计算中误差的主要来源之一.在合作立体视觉计算中,遮挡被定义为结合了唯一性约束的非线性迭代收敛后,匹配评价的放大幅度.既然在遮挡区域不存在正确的匹配,那么,理论上被遮挡点的不同视差级对应的匹配评价均应较小.经过非线性迭代的抑制放大,如果视差方向最大值不能达到某一个设定的阈值,则可以认为该点存在遮挡.

3 自适应局部聚合

在局部支持集聚合过程中,在深度不连续区域,由于前景、背景纹理强度、清晰程度不同有可能产生边界膨胀和失真.通常情况下,这种边界膨胀是从高视差区域向低视差区域(从前景向背景)进行,因为前景通常比背景更明显、更清晰.Mayer^[6]从支持集的对称性、彩色信息、梯度信息等方面对合作算法进行了分析,并作出了一些相应的改进.从几何、光学等形态学特征出发对局部窗口聚合加以权值约束,也可以有效地提高局部聚合的效果和鲁棒性^[7].

由连续性约束和支持集定义可知,理想情况下,局部支持邻域应当包括且仅包括具有相同视差的元素.相同或相近视差近似等价于位于同一空间表面,而同一空间表面原则上应当具有相似的形态学特征.可以推断,局部支持邻域应当包含且仅包含具有相似形态学特征的点.因此,通过基于形态学相似的加权聚合,可以有效地提高支持集聚合的正确性和可靠性.

考察视差空间点 $M_0=(c_0, r_0, d_0)$ 以及其局部支持集中某一点 $M=(c, r, d)$.视差空间中点的几何距离定义为行、列、视差之间的欧式距离:

$$D_G = \sqrt{(c-c_0)^2 + (r-r_0)^2 + (d-d_0)^2};$$

而灰度图像的光度距离可以定义为像素灰度差

$$D_P = |I(c r) - I(c_0 r_0)|.$$

相似度(similarity)和近似度(proximity)是基于形态的聚类中的两个重要概念,也是主要的判别原则.针对视差空间中的匹配问题,光度相似和几何相似决定局部聚合过程中邻域元素和中心元素之间的相关程度.假定聚合权值为 $w(M M_0)$,则

$$w(M M_0) \propto f(D_G D_P),$$

其中, f 为相关评价函数.通常,几何相似性和光度相似性是无关事件,因此有

$$f(D_G D_P) = f_G(D_G) : f_P(D_P).$$

视差空间局部聚合的自适应权值可以表示为

$$w(M M_0) \propto f_G(D_G) \cdot f_P(D_P).$$

我们采用 Gaussian 函数评价距离和光度的相关性,即

$$f_G(D_G) = e^{-2\left(\frac{D_G}{\delta_G}\right)^2}, \quad f_P(D_P) = e^{-2\left(\frac{D_P}{\delta_P}\right)^2},$$

则局部区域聚合的自适应权值为

$$w(M M_0) = e^{-2\left[\left(\frac{D_G}{\delta_G}\right)^2 + \left(\frac{D_P}{\delta_P}\right)^2\right]},$$

其中, δ_G 和 δ_P 分别为几何权值的方差和光度权值的方差. 自适应聚合由下式给出:

$$S(M_0) = \frac{\sum_{M \in \phi(M_0)} w(M M_0) \cdot D(M)}{\sum_{M \in \phi(M_0)} w(M M_0)}.$$

通常,基于局部邻域聚合的立体视觉计算结果会受到邻域大小的影响.理论上为了获得最优结果,对于每个像素都应该选择最适当的局部邻域^[4].在引入基于几何相似性、光度相似性的自适应权值之后,支持集的大小通过权值的调节,实现自动地优化.尽管局部支持集采用固定的矩形,基于自适应权值,可以实现各种形状的局部邻域,甚至不连续邻域.因此,与其他局部窗口优化方法相比,例如,可移动窗口、子窗口等,自适应权值的方法能够实现更深入的局部优化,计算精确稠密视差图.

4 立体视觉合作算法的三目摄像机扩展

使用 3 个或 3 个以上摄像机构成多基线立体视觉系统是提高稠密视差图质量的有效途径.目前,应用在多基线立体视觉系统中的立体匹配评价函数仍以传统的 SAD(sum of absolute difference)和 SSD(sum of square difference)方法为主^[8,9].在多基线立体视觉中,任意两个摄像机之间,或者说在任意一条基线方向上,均会引入遮挡.而遮挡属于无解的病态问题,在立体匹配过程中,如果不加处理,将会以边界失真、误匹配等形式出现.我们将双目立体视觉合作算法推广到三目摄像机立体视觉系统中,通过合作算法的非线性迭代计算有效地实现了平滑、均匀的稠密视差映射以及多个基线方向的遮挡检测.

假设 3 台摄像机分别为 C_1, C_2 和 C_3 , 其中 C_3 为新加入的摄像机.通过三目摄像机外极线校正变换,可以实现 C_1, C_2 之间的立体匹配点具有相同的行坐标,而 C_1, C_3 之间的立体匹配点具有相同的列坐标,简化立体匹配点之间的映射关系.如果假设基线 C_1C_2 和 C_1C_3 方向的视差分别为 d_{12} 和 d_{13} , 则有

$$d_{13} = \frac{B_{13}}{B_{12}} d_{12} = \frac{\| \overline{C_1C_3} \|}{\| \overline{C_1C_2} \|} \times d_{12} = k \times d_{12}.$$

即不同基线方向上的视差成固定正比.同样,以摄像机 C_1 为参考建立视差空间 D , 基于灰度 SAD 进行匹配评价函数为

$$SAD(c r d) = |I_2(c-d r) - I_1(c r)| + |I_3(c r - k \cdot d) - I_1(c r)|.$$

由于原始图像是 8 位灰度图像,因此,初始视差空间的归一化表示为

$$D'(c r d) = 1 - \frac{SAD(c r d)}{512}.$$

在由上式决定的视差空间中,相似的匹配对应着高的匹配评价.通过平均值截断,可以进一步放大正确的匹配,抑制错误的匹配,提高计算的鲁棒性.

$$D''(c r d) = \frac{D'(c r d) - D'_{Average}(c r)}{1 - D'_{Average}(c r)};$$

其中,

$$D'_{Average}(c r) = \frac{\sum_i D'(c r i)}{DisparityLevels}.$$

由于视差空间的匹配评价不能出现负值,因此初始视差空间被截断,表示为

$$D_0(c r d) = \begin{cases} D''(c r d), & D''(c r d) \geq \text{Min} \\ \text{Min}, & D''(c r d) < \text{Min} \end{cases}$$

其中,Min 为人为设定的初始视差空间最小正值.

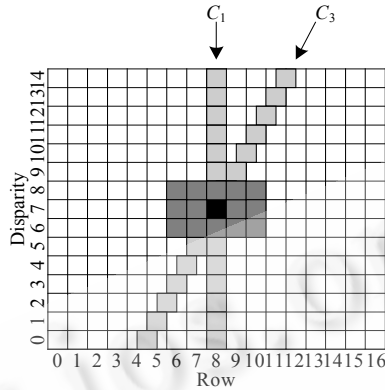


Fig.2 Row and disparity plane in disparity space

图2 视差空间中的列、视差平面

当引入摄像机 C_3 后,由于重建摄像机坐标系,多个基线方向视差之间成固定正比,使得在基于 C_1 和 C_2 的视差空间内建立以 C_3 为参考的抑制集成为可能.因此,从摄像机 C_3 角度观察, I_3 中点 $I_3(c r-k \cdot d)$ 与 I_1 中点集 $\{I_1(c r-k \cdot d+k \cdot i) | i=[1 \text{ Max}] \cap i \neq d\}$ 之间的匹配评价为

$$\{D(c r-k \cdot (d-i) i) | i=[1 \text{ Max}] \cap i \neq d\}.$$

即 $D(c r d)$ 是以 C_3 为参考的抑制集,记为 IA_3 .假定在视差空间中, IA_1 和 IA_2 之间、 IA_1 和 IA_3 之间形成的锐角分别为 θ_1 和 θ_2 .如果视差被定义为基线 C_1C_2 方向上 1 个像素,即有 $\text{tag } \theta_1=1$ 和 $\text{tag } \theta_2=k$.

由于观察方向位置的不同,在多基线系统中,遮挡会存在于参考图像与目标图像之间的每一条基线方向上.如果希望检测每一条基线方向上的遮挡,那么,完整的抑制集 ψ 应由每一个摄像机所产生的抑制集共同组成(包括参考摄像机的抑制集),即 $\psi=IA_1 \cup IA_2 \cup IA_3$.因此,基于自适应聚合的三摄像机立体视觉合作算法的具体步骤如下:

- (1) 根据三摄像机的内、外参数,重建摄像机坐标系;
- (2) 校正三摄像机,使立体对应点具有相同的行或列坐标;
- (3) 根据立体对应关系,建立初始视差空间 D_0 , n 次迭代后的视差空间为 D_n ;
- (4) 为视差空间中每一点 D_n 建立局部支持集,并在局部支持集内,根据灰度相似性和几何相似性进行自适应的局部聚合,得到 S_n ;
- (5) 分别以不同的摄像机为参考,在视差空间建立多个子抑制集,并合成完整抑制集,计算 I_n ;
- (6) 根据支持集聚合 S_n 以及抑制集累加 I_n ,计算增益放大系数 G_n ;
- (7) 由初始视差空间 D_0 和增益放大 G_n ,迭代更新得到视差空间 D_{n+1} ;
- (8) 如果视差空间 D_{n+1} 尚未收敛,则转(4);否则,结束迭代;
- (9) 选取视差方向最大匹配值对应的视差作为真实视差的理想估计;如果最大值不能达到某一个设定的阈值,则可以认为该点存在遮挡.

5 实验

5.1 自适应聚合的双目立体视觉实验

我们采用 <http://www.middlebury.edu/stereo> 提供的一系列标准图像,对自适应聚合在双目合作立体匹配中发挥的作用进行测试,如图 3 所示.双目立体合作算法和自适应双目立体合作算法采用完全相同的计算参数,包括支持集大小、放大增益、迭代次数、视差有效性阈值.从实验结果比较中可以看出,在深度不连续、遮挡和物体边界处,自适应聚合能够较好地解决视差膨胀失真的问题,不仅提高了合作立体视觉的计算精确度,同时也提高了遮挡检测的准确率.

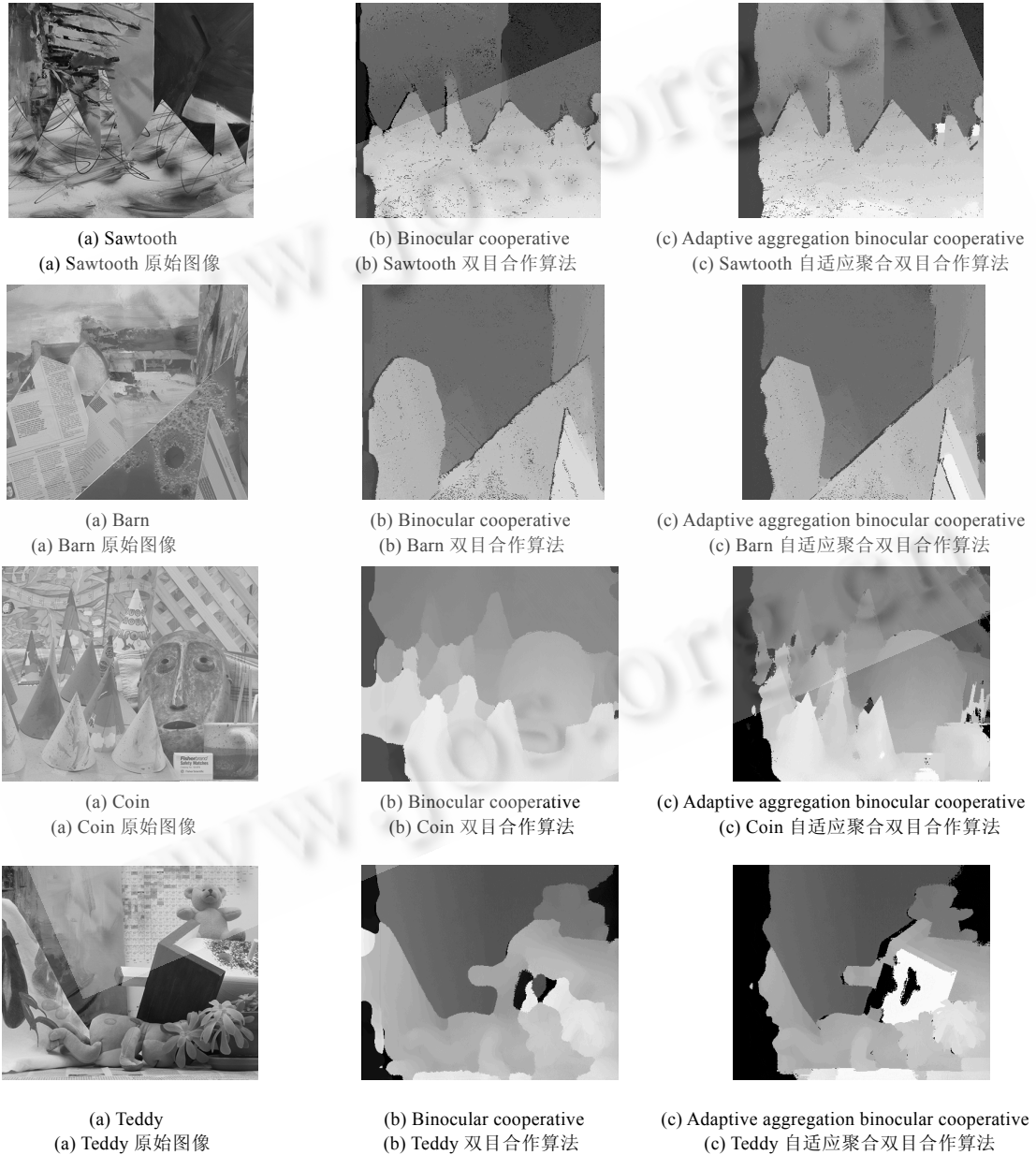


Fig.3 Comparison between adaptive aggregation and non-adaptive aggregation

图3 自适应聚合立体视觉合作算法与传统合作算法实验结果比较

5.2 三摄像机立体视觉合作算法实验

(1) 合成图像.图4给出了0~255区间内均匀分布随机变量生成、经过距离投影得到的3幅合成图像以及对应的视差真值,其中,图4(a)对应Image 2、图4(b)对应Image 1、图4(c)为视差真值、图4(d)对应Image 3.视差真值的视差范围是0~31,其中,黑色区域表示遮挡,同时包括水平基线方向遮挡和垂直基线方向遮挡.

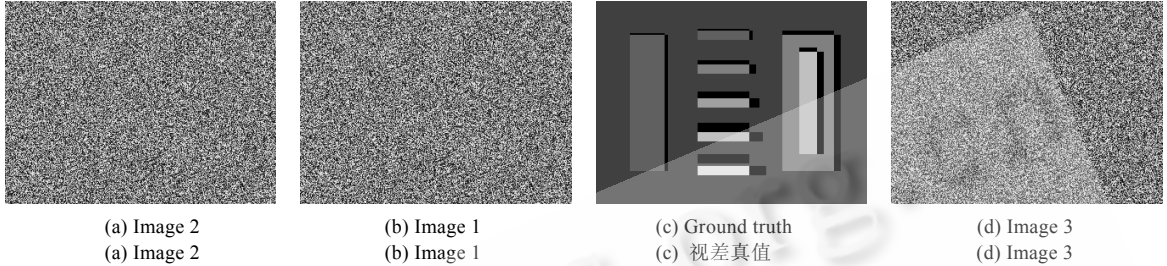


Fig.4 Synthetic images

图4 合成图像

图5给出采用相同计算参数、不同抑制集的计算结果;其中,支持集为 $5 \times 5 \times 3$,增益放大系数为2,迭代次数为4次.在图5(a)中, $\psi = IA_1$;在图5(b)中, $\psi = IA_1 \cup IA_2$;在图5(c)中, $\psi = IA_1 \cup IA_2 \cup IA_3$.可以看出,除了来自参考视点观察的抑制集以外,每一个以目标摄像机为参考得到的抑制集对于检测在相应基线方向上的遮挡是至关重要的.表1给出了基于不同计算参数、经过4次完全抑制集迭代后的非遮挡区域的视差正确率;表2给出了基于不同计算参数、经过4次完全抑制集迭代后的遮挡区域的遮挡检测率.可以看出,不论参数如何选择,经过4次迭代,非遮挡区域的视差正确率均超过97%;而遮挡区域的检测正确率却对计算参数比较敏感,特别是支持集的大小.这是因为基于局部支持集的迭代计算产生的扩散效应使得非遮挡区域较高的匹配评价传递到遮挡区域.支持集越大,迭代次数越多,扩散效应越明显.

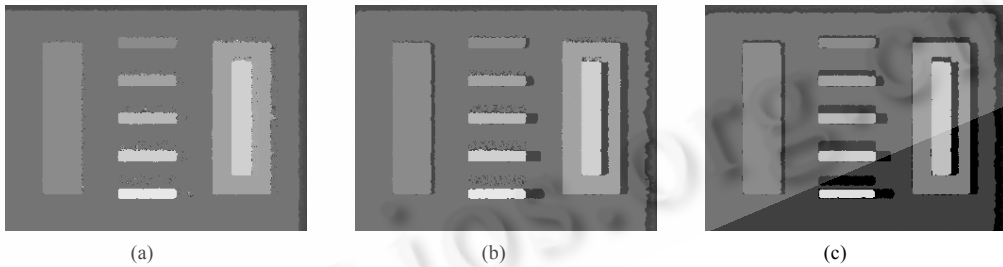


Fig.5 Trinocular cooperative stereo disparity maps with different inhibition (non-adaptive aggregation)

Table 1 Disparity correctness in non-occlusion region (%)

表1 非遮挡区域的视差正确率(%)

	$\phi=3 \times 3 \times 3$	$\phi=5 \times 5 \times 3$	$\phi=7 \times 7 \times 3$
$\alpha=1$	98.19	98.06	97.35
$\alpha=2$	98.29	97.78	97.04
$\alpha=3$	97.63	97.30	96.79
$\alpha=4$	97.32	97.50	97.21

Table 2 Disparity correctness in occlusion region (%)

表2 遮挡区域的遮挡检测率(%)

	$\phi=3 \times 3 \times 3$	$\phi=5 \times 5 \times 3$	$\phi=7 \times 7 \times 3$
$\alpha=1$	97.73	96.08	95.21
$\alpha=2$	96.54	94.72	93.16
$\alpha=3$	95.38	92.39	89.98
$\alpha=4$	90.37	83.95	77.74

(2) 真实图像.我们通过真实的场景图像测试三目立体视觉合作算法,并比较双目立体视觉与三目立体视觉合作算法在真实场景中的差别.真实场景图像通过我们设计的三目摄像机图像采集系统^[10],通过Firewire接

口同步获取,如图 6(c)所示.三目微型摄像机由完全相同的CMOS图像传感器和微型镜头构成,确保不同摄像机之间的光度差最小.图 6(a)、图 6(b)、图 6(d)分别给出了经过校正后的采集图像.

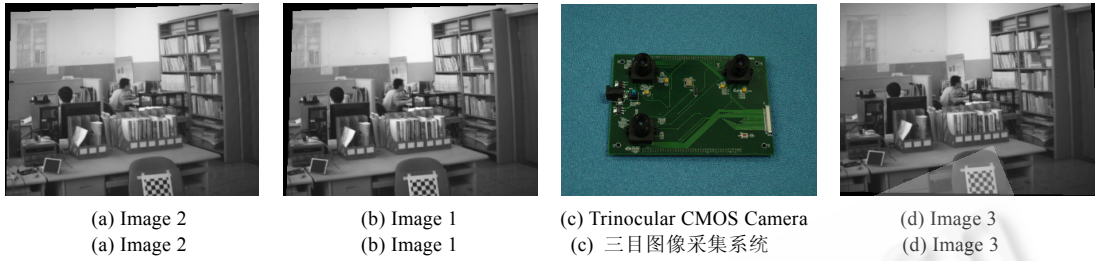


Fig.6 Trinocular rectified real images

图 6 校正后的场景图像

图 7 给出了采用自适应局部聚合以及双目、三目摄像机合作立体视觉计算结果,其中,双目立体视觉计算结果基于图 6(a)和图 6(b).与合成图像相比,在真实场景图像中存在着更多的无纹理区域和更为复杂的图像特征,同时也存在一定的图像噪声和摄像机参数的标定误差.因此,在标准图像能够取得较好结果的双目立体视觉算法对于真实图像的计算结果并不令人满意.比较图 7(a)和图 6(c)可以看出,通过添加更多的摄像机,能够有效地改进立体视觉计算,但也会引进更多的遮挡.比较图 7(c)和图 6(d)可以看出,由于自适应权值能够产生符合实际情况的各种形状的局部聚合窗口,因此与原始方法相比,在基于自适应权值聚合的三目摄像机合作算法生成的稠密深度图中,物体边界清晰、失真小,而且遮挡检测的正确率更高.图 8 给出了图 7(c)和图 7(d)迭代过程中的统计曲线.可以看出,经过 10 次迭代,收敛曲线接近平缓,相邻迭代的 RMS(root mean square)误差低于 0.5,这意味着视差空间已经趋于收敛.

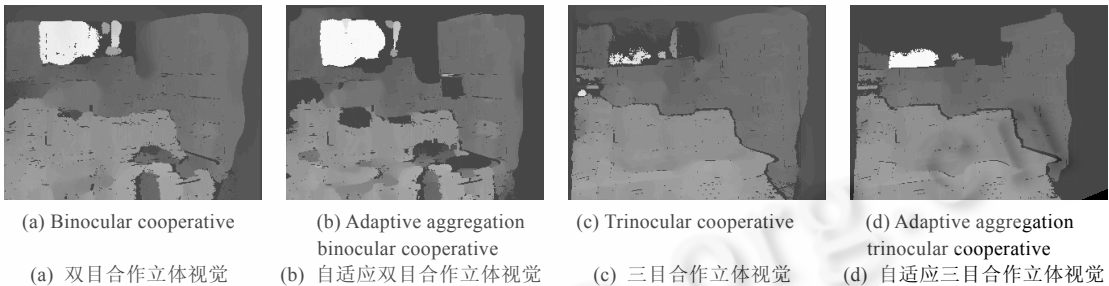


Fig.7 Real disparity maps

图 7 真实图像的场景稠密视差图

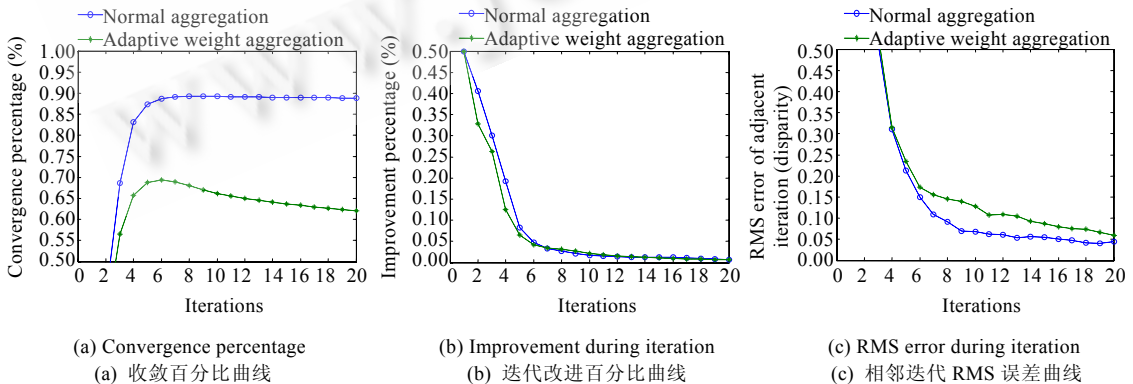


Fig.8 The convergence, improvement and RMS error during iteration with and without adaptive aggregation

图8 两种聚合迭代的收敛百分比曲线、迭代改进百分比曲线、相邻迭代 RMS 误差曲线

6 讨论

本文提出了基于自适应聚合的立体视觉合作算法,通过局部邻域的自适应聚合和抑制放大,实现高效率和高质量稠密视差图计算.本文将该算法推广到三目立体视觉系统中^[10,11],不仅能够恢复高质量、精确真实场景稠密视差图,而且可以实现多个基线方向的遮挡检测.

对于四目(或四目以上)立体视觉系统,可以选取其中的两个摄像机作为基准,建立多个三目摄像机组,分别进行坐标系重建.在多基线立体视觉系统中,不同基线方向的唯一联系就是统一的空间深度.如同三目摄像机情况的讨论,当所有摄像机光心共面时,不同基线方向的视差能够建立固定的正比关系,使得在以两个基准摄像机为参考的视差空间中,建立多个摄像机的抑制区域成为可能.在实际的多目立体视觉系统中,保证多个摄像机光心共面在技术实现上存在很大困难,因此,如何实现四目(或四目以上)立体视觉合作算法是我们今后研究的方向.

References:

- [1] Fusiello A, Roberto V, Trucco E. Efficient stereo with multiple windowing. In: Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Computer Society, 1997. 858–863.
- [2] Marr D, Poggio T. Cooperative computation of stereo disparity. Science, 1976,194:283–287.
- [3] Scharstein D, Szeliski R. Stereo matching with nonlinear diffusion. Int'l Journal of Computer Vision (IJCV), 1998,28(2):155–174.
- [4] Okutomi M, Kanade T. A locally adaptive window for signal matching. Int'l Journal of Computer Vision (IJCV), 1992, 7(2):143–162.
- [5] Zitnick L, Kanade T. A cooperative algorithm for stereo matching and occlusion detection. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22(7):675–684.
- [6] Mayer H. Analysis of means to improve cooperative disparity estimation. In: Proc. of the ISPRS Workshop on Photogrammetric Image Analysis. 2003. http://www.commission3.isprs.org/pia/papers/pia03_s1p2.pdf
- [7] Yoon KJ, Kweon IS. Locally adaptive support-weight approach for visual correspondence search. In: Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Computer Society, 2005. 924–931.
- [8] Okutomi M, Kanade T. A multiple-baseline stereo. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(4):353–363.
- [9] Kimura S, Shinbo T, Yamaguchi H, Kawamura E, Naka K. A convolver-based real-time stereo machine (SAZAN). In: Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Computer Society, 1999. 457–463.
- [10] Jia YD, Zhang XX, Li MX, An LP. A miniature stereo vision machine (MVSM-III) for dense disparity mapping. In: Proc. of the Int'l Conf. on Pattern Recognition (ICPR 2004). IEEE Computer Society, 2004. 728–731.
- [11] Li MX, Jia YD. Stereo vision system on programmable chip (SVSOV) for small robot navigation. In: Proc. of the IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE Computer Society, 2006. 1359–1365.



李鸣翔(1980—),男,天津人,博士,主要研究领域为立体视觉系统,实时计算.



贾云得(1962—),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机视觉,媒体计算,人机交互.