

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)01-0103-07

论文索引信息: 郁理, 郭立, 袁红星. 基于分级置信度传播的立体匹配新方法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 103-109

基于分级置信度传播的立体匹配新方法

郁理, 郭立, 袁红星

(中国科学技术大学电子科学与技术系, 合肥 230027)

摘要: 针对当前全局立体匹配算法效率低下以及在遮挡区域难以准确匹配的问题, 提出了一种高效的基于分层置信度传播的立体匹配新方法。该方法首先采用高效局部匹配获得初始匹配代价, 并根据初始匹配的结果检测遮挡和误匹配像素; 其次, 使用平面化估计的结果对初始代价进行了修正, 改善了遮挡区域的匹配效果; 最后使用改进的分层置信度传播快速估计最小化能量, 降低了低纹理区域的误匹配, 提高了整体的平滑度。实验结果表明, 该方法在精度和速度上具有较高的性能。

关键词: 全局立体匹配; 视差估计; 分层置信度传播

A novel method of stereo matching based on hierarchical belief-propagation

Yu Li, Guo Li, Yuan Hongxing

(Department of Electronic Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027 China)

Abstract: Aiming at the problem of low efficiency and mismatching caused by occlusion in global stereo matching, this paper proposes a novel method of stereo matching with high efficiency, which is based on hierarchical belief-propagation. First, this method obtains initial matching cost from local stereo matching, and occlusion and mismatched pixels are checked out by initial disparity. Then, the result of plane estimation is used to correct the initial cost, thus pixels in occlusion region can be refined. At last, in order to reduce the mismatching in low texture region and enhance the smoothness, an improved hierarchical belief-propagation is used to estimate the minimal global energy. Experimental results demonstrate the outstanding performance of the proposed method in accuracy and matching speed.

Keywords: global stereo matching; disparity estimation; hierarchical belief-propagation

0 引言

立体匹配作为计算机视觉领域的研究热点已有数十年的历史, 发展至今各种算法层出不穷, 但由于物体之间存在着众多遮挡、深度不连续和无纹理区域, 使得立体匹配仍然是这一领域的一个难题。

通过立体匹配可以找到空间中同一点在两个不同图像上投影位置的对应关系, 称之为视差。而根据图像间的摄像机参数, 视差值可以转化为相应的

深度值。这些深度值提供了场景的几何结构信息, 因此, 立体匹配技术可广泛应用于基于图像的3维重建, 多视点视频压缩编码, 自由视点视频中虚拟视点的合成, 自动驾驶等领域。

Daniel Scharstein 和 Richard Szeliski 将现有立体匹配算法做了一个详细的调查和总结^[1], 并将其分为基于窗口的局部匹配算法和基于能量最小化的全局匹配算法。局部算法^[2-3]虽然在速度上存在优势, 然而匹配结果较差。Yoon 和 Kweon 等人提出的局部自适应支持加权算法^[4]使得局部算法的结果首

收稿日期: 2009-05-05; 修回日期: 2009-09-14

基金项目: 教育部英特尔信息技术专项科研项目(MOE-INTEL-08-08)。

第一作者简介: 郁理(1983—), 男, 中国科学技术大学电子科学与技术系电路与系统专业博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、视频图像处理。E-mail: yulea@mail.ustc.edu.cn。

次可以与一些全局算法相媲美,但其计算代价过于巨大,且缺乏平滑约束,在遮挡和无纹理区域仍然具有较多错误匹配。

而基于全局能量最小化的全局匹配算法能够获得精度较高的视差值,因此成为当前立体匹配算法的研究重点。全局匹配算法定义了一个全局能量代价函数,但其最小值的计算往往是 NP 完全性问题,因此只能采取近似求解。目前比较流行的全局能量函数最小化算法有基于马尔科夫随机场(MRF)模型的图切割(GC)^[5],置信传播(BP)^[6]等。这些基于能量传递机制得算法虽然能取得比较精确的匹配结果,但都需要通过多次的迭代获得最终结果,其计算耗时大,效率低。针对计算效率低下的问题,Felzenszwalb 等人对标准 BP 算法做出了改进,提出了一种分层置信传播的方法(HBP)^[7],这大大缩短了标准 BP 算法迭代收敛的时间,并已由 Yang 等人实现了实时计算^[8]。HBP 能够得到标准 BP 算法相同的结果,这一改进使得全局算法在执行时间上开始具有了与局部算法相竞争的能力。

全局算法虽然在低纹理区域获得了较好的效果,但在遮挡和深度不连续边界仍然存在一些问题,由于这些区域之间的视差值将会不连续,为此需要引入一些其他约束打断这些区域间的能量传递。

Tao 等人^[9]提出了一种基于图像分割的立体匹配算法,这类算法实质上是将分割约束加入了全局匹配过程,在这类算法的基础上发展得到的全局匹配算法^[10-11]代表了当今技术的发展水平。但这类算法往往将不规则分布的图像分块而非像素视作为节点,而具备高迭代效率的 HBP 算法仅适用于规则的二分图结构,因此这类算法很难使用 HBP 算法提高迭代效率。Yang 等人在文献[12]中将平面化分割结果用于修正像素的初始匹配代价,使得平面化约束引入了像素间能量传播的过程,从而改善了遮挡和误匹配区域的匹配效果。因此,本文采用了类似的方法将平面化约束引入了 HBP 算法。

针对当前全局立体匹配算法效率低下以及在遮挡区域难以准确匹配的问题,提出一种高效的基于 HBP 算法的立体匹配新方法。该方法首先使用了一种高效的自适应加权聚合算法用于获得左右图像的初始视差,并采用了一种简单有效的分类方法用于检测遮挡和误匹配像素;其次使用了一种具有鲁棒性的非迭代方法进行平面化估计并根据像素的可

信度对初始代价进行了修正;最后本文改进了全局优化函数的平滑项,引入了梯度约束和分割约束降低了不同分块像素之间的影响,并使用了 HBP 算法快速估计最小化能量,消除了低纹理区域的误匹配,提高了整体的平滑度。实验表明,新方法在保持 HBP 算法高效性的同时,提高了视差估计的准确度。

1 匹配方法框架

立体匹配新方法主要分为 3 部分,如图 1 所示。首先通过局部匹配快速获取初始视差,通过比较参考图像和目标图像的初始视差完成像素分类,检测出参考图像的遮挡和误匹配区域;其次,结合初始视差和图像分割的结果拟合得到各个分块的视差平面,根据像素可信度为遮挡和匹配错误区域提供代价平面化修正,改善这些区域的匹配结果;最后通过全局匹配算法进一步提高低纹理区域的匹配效果,并提高视差图像的整体平滑度。

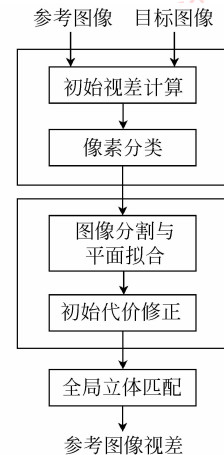


图 1 匹配方法整体框架

Fig. 1 The framework of matching method

初始视差计算不仅为之后的全局匹配提供匹配代价,而且将用于像素分类和平面拟合过程,因此,局部算法得到的初始视差值应尽可能的准确,为此,采用一种高效自适应加权聚合算法获取初始视差。此外,像素分类和平面拟合算法要求简单有效,因此根据左右一致性进行简单像素判断,并提出一种非迭代的具有一定鲁棒性的平面拟合方法;最后,为了提高算法的整体效率,使用 HBP 算法作为全局匹配算法,为 HBP 的平滑项引入了梯度约束和分块约束,以进一步提高置信度传播的准确性。

2 初始视差估计和像素分类

2.1 高效自适应加权聚合

本文方法中的初始视差通过局部匹配算法快速获得。局部匹配算法通过聚合矩形窗口内的原始像素代价获得较为准确的匹配代价,聚合方法的好坏决定着局部匹配算法的性能,Yoon 等人提出的自适应加权聚合算法^[4]根据像素之间的位置和颜色差异对窗口内原始像素代价加权聚合,是当前效果最好的聚合方法^[13],如下式所示。

$$C(p_c, q_c) = \frac{\sum_{p_i \in W_r, q_i \in W_t} w(p_i, p_c, q_i, q_c) \cdot d(p_i, q_i)}{\sum_{p_i \in W_r, q_i \in W_t} w(p_i, p_c, q_i, q_c)} \quad (1)$$

$C(p_c, q_c)$ 代表聚合后的匹配代价, q 为在某个假定的视差值下,参考图像 p 点在目标图像上的对应点, p_c, q_c 表示窗口的中心位置, p_i, q_i 分别表示参考图像窗口和目标图像窗口内相对应的点。 $d(p_i, q_i)$ 为原始像素代价,代表当前像素和目标对应像素之间的相似度量,这里使用了简单的截断绝对差异(AD)。加权因子定义为

$$w(p_i, p_c, q_i, q_c) = \exp\left(-\left(\frac{\Delta(p_i, p_c)}{\gamma_d} + \frac{\Delta(I(p_i), I(p_c))}{\gamma_c}\right)\right) \exp\left(-\left(\frac{\Delta(q_i, q_c)}{\gamma_d} + \frac{\Delta(I(q_i), I(q_c))}{\gamma_c}\right)\right) \quad (2)$$

式中 $\Delta(p_i, p_c), \Delta(q_i, q_c)$ 分别反映参考图像和目标图像中当前点与中心点的位置差异, $\Delta(I(p_i), I(p_c)), \Delta(I(q_i), I(q_c))$ 反映当前点与中心点的颜色差异, Δ 代表欧氏距离, γ_d 为距离参数, γ_c 为颜色参数。

聚合后,使用 Winer-take-all 策略,选取当前像素匹配代价的最小值作为最优初始视差。

Yoon 等人的经典自适应加权聚合虽然能获得比较精确的初始匹配代价,然而其运算代价十分巨大,当窗口大小为 $N \times N$ 时,聚合单个像素需要计算 N^2 个权值并进行 N^2 次乘加运算,这使得经典自适应加权聚合耗时巨大,丧失了局部算法的速度优势。为此,本文对其聚合过程做了适当简化,将 2 维 $N \times N$ 窗口聚合转化为采用两个 1 维窗口分步聚合,即首先使用 $N \times 1$ 的窗口将原始像素差异进行水平方向上聚合,之后对得到的初步聚合结果进行一次垂直方向上 $1 \times N$ 的聚合,这使得每个像素计算复杂

度由原来的 $O(N^2)$ 降为 $O(N)$,大大加速了聚合过程。实验结果表明,高效自适应聚合得到的最优初始视差与经典自适应加权聚合结果相似,如图 2 所示。

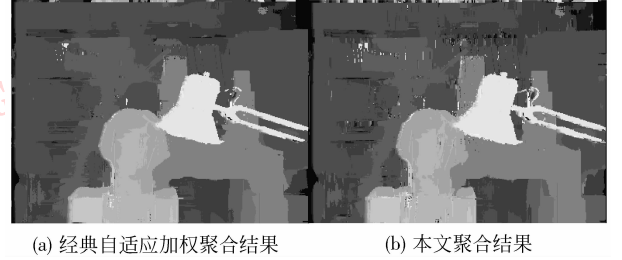


图 2 自适应加权聚合结果

Fig. 2 Results of adaptive weights aggregation

由图 2(b) 可见,初始视差估计值在遮挡和无纹理区域仍然存在着较多匹配错误,此外,由于局部匹配未引入平滑代价,这使得初始视差图存在着较多细小的孤立区域,整体平滑度不高。

为此需要使用平面化修正和全局立体匹配算法进一步提高视差估计值的准确度。

2.2 像素分类

通过比较左右图像的初始视差值,可大致检测出参考图像中的遮挡和误匹配像素。这一步骤通过具有轻微容错率的左右一致性检测进行。其基本思想是比较参考图像像素的视差值和其对应的目标像素视差值的差异,当参考图像为左图像时,如下式所示。

$$D = |d_l(x, y) - d_r(x - d_l(x, y), y)| \quad (3)$$

若 $0 \leq D \leq \delta$, δ 代表视差误差容许范围,则将点 (x, y) 标记为可接受像素,包含匹配正确和少量轻微匹配错误的像素,这些像素大部分处于非遮挡区域,本文认为这些像素可信。

若 $D > \delta$,则将点 (x, y) 标记为不可接受像素,这些像素一般都是处在遮挡区域或者极度缺乏纹理信息,导致左右视差值出现严重匹配错误,这些像素为不可信像素。

像素分类的结果将用于指导遮挡和误匹配区域的平面化修正。首先可信像素将用于视差平面拟合,对于其中的轻微匹配错误,可通过鲁棒性的平面拟合过程消除其影响。其次根据平面拟合的结果和像素可信度修正像素的初始匹配代价。若当前像素为不可接受像素,则其匹配代价分布越趋近于这一区域的视差平面值,反之则趋近其本身的匹配代价。

3 平面拟合和代价修正

3.1 图像分割

根据场景分块平滑假设对参考图像进行分割是平面拟合的首要问题,分块内视差值将平滑变化,而视差不连续性只发生在分块的边界。本文使用均值漂移(mean-shift)算法^[14]来完成参考图像的分割,该算法根据空间位置和颜色特性将图像中的同类像素聚类,其不仅具有良好的分割特性,而且能够保留绝大部分的边界信息,因而被广泛用于立体匹配中的图像分割。为了避免忽略某些细小的平面,需要对参考图像进行过度分割。

3.2 平面拟合

对于每个图像分块,可使用平面方程(4)描述其视差值,即将分块内的视差 $d(x, y)$ 视作关于像素位置 (x, y) 的函数。

$$d(x, y) = ax + by + c \quad (4)$$

平面参数 a, b, c 根据分块内的已知的可信视差求得,最小二乘法是最常用的平面拟合算法。然而,在分块内部有可能存在着一些孤立点与整体视差值相差过大,这些点不应用于拟合的过程,而最小二乘法不具备鲁棒性,容易受孤立点的影响。考虑到孤立点在平面中只占很少的比例,类似于文献[1]利用中值滤波器具有很好的鲁棒性这一特性,本文提出一种具有鲁棒性的简单平面拟合算法。该算法不需要迭代和参数设定,计算复杂度低。

算法的具体步骤如下:

首先,计算水平方向上分块的信赖点间的梯度。逐行计算所有可能的 $\partial d / \partial x$ 组合,组成参数 a 候选队列。排序后加以高斯卷积平滑,选取中值作为 a 的值。

其次,逐列计算所有可能的 $\partial d / \partial y$ 组合,使用同样的方法得到参数 b 的值。

最后通过计算得到的 a, b 值,通过下式得到平面参数 c 的候选值

$$c = d - (ax + by) \quad (5)$$

然后通过上述相似的方法得到 c 的值。

3.3 初始匹配代价修正

在全局匹配之前,本文方法根据像素可信度和平面拟合结果对初始匹配代价进行了修正,从而为遮挡和误匹配区域提供处理机制,改善全局算法在遮挡区域的匹配效果,如下式所示。

$$D_p(f_p) = \lambda_1((1 - \alpha)C(f_p) + \alpha(f_p - d(p))) \quad (6)$$

式中 $C(f_p)$ 表示点 p 处于视差 f_p 时的初始匹配代价, $d(p)$ 为点 p 所处的视差平面的值, λ_1 为数据项加权因子,改变其值可以调整全局函数中数据项所占的比率,从而调整最终视差估计值的平滑度。

调整滑动因子 α , 可以使初始匹配代价在可信像素处趋于自身的初始匹配代价,而在不可信像素处趋于平面化的结果。

4 改进的高效全局匹配算法

为了提高全局立体匹配算法的执行效率,本文使用了分层置信度传播(HBP)来快速估计全局最小化能量。置信度传播(BP)算法是一种基于消息传递机制的MRF最小化能量估计方法,消息传递的示意图如图3所示 S_1, S_2, S_3 表示 p 的相邻节点,消息 m 代表节点 p 处于某种视差的概率,对于当前迭代时刻 t 来说, p 点传播给 q 点的消息来自于上一次迭代($t-1$)时, p 点得到的除 q 点外所有相邻像素的消息与节点自身处于某个视差的固有概率 D_p 之积。在经过数次迭代后,点 p 的最终概率(称为信度)为当前收到的所有消息与节点自身固有概率之积。

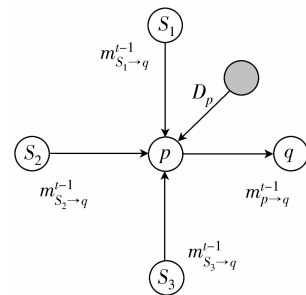


图3 消息传递机制的示意图

Fig. 3 Diagram of message passing of a node

Felzenszwalb 提出的 HBP 算法在不损失性能的前提下改进了标准 BP 算法的迭代效率, HBP 算法首先将传统 MRF 中的概率分布值乘以负对数。这样将 MRF 的求取最大积问题转化为最小和问题。

此时对于当前迭代 t , p 点传递 q 的消息为

$$m_{pq}^t(f_q) = \min_{f_p} (V(f_p, f_q) + D_p(f_p) + \sum_{s \in N(p) \setminus q} m_{sp}^{t-1}(f_p)) \quad (7)$$

式中 $N(p) \setminus q$ 表示除 q 外 p 的所有相邻点。数据项

$D_p(f_p)$ 表示 p 点的视差为 f_p 时的初始匹配代价,反映像素在不受邻近像素值影响下,处于某种视差值的代价,而平滑项 $V(f_p, f_q)$ 反映的是两个相邻像素视差之间的差异造成的代价,两者差异越大,代价越高,反之越低, HBP 中使用下式线性截断模型来近似表示。

$$V(p, q) = \min(|f_p - f_q|, T_{smooth}) \quad (8)$$

经过 t 次迭代计算之后,最终的信度为

$$b(f_p) = D(f_p) + \sum_{s \in N(p)} m_{sp}^t(f_p) \quad (9)$$

而最终视差 $f = \operatorname{argmin}_{f_p} b(f_p)$ 。

Felzenszwalb 的 HBP 算法利用规则四连接二分图的结构特点,共使用了线性距离转化,二分图节点交替更新消息和分层预测消息初始值 3 项措施来改进效率,这使得 BP 算法能够通过很少的迭代收敛至能量最小值,并且计算效率与图像的大小无关。

针对 HBP 算法中消息在深度不连续区域之间过度传递的问题,本文对 HBP 的平滑项做了一些改进,在线性截断模型的基础上引入了梯度约束和分块约束,更好地抑制了不同分块之间的像素消息传递。如式(10)所示

$$V(p, q) = \begin{cases} \min(s |f_p - f_q|, T_{smooth}) & p, q \text{ 处于同一平面} \\ \min(s |f_p - f_q| + \lambda_2, T_{smooth}) & p, q \text{ 处于不同平面} \end{cases}$$

式中

$$s = |1 - (\mathbf{grad}(p, q) - \overline{\mathbf{grad}}) / 255| \quad (10)$$

λ_2 代表平面分割惩罚, $\mathbf{grad}(p, q)$ 表示点 p 和点

q 之间的梯度, $\overline{\mathbf{grad}}$ 代表整幅图像的平均梯度。 T_{smooth} 表示平滑项的截断值。

由式(10)可以看到,在不同分块之间,消息的传递受到了抑制,而在同一分块之内,反映两点变化程度的梯度值越小,消息越容易传递。

5 实验结果与分析

文中参数的设置在参考有关文献[4,10-12]的基础上结合实验结果进行了适当调整,初始视差估计中,原始像素代价 AD 的截断值设为 40,自适应加权聚合使用 RGB 颜色空间, γ_d, γ_c 分别设为 21 和 32,聚合窗大小为 33×33 ;分类误差容错值 δ 设为 1;均值漂移图像分割算法使用默认参数,其中空间搜索带宽设置为 7,色彩搜索带宽设置为 6,最小区域像素数设为 30;对于可信像素, λ_1 设置为 0.15, α 设置为 0.03,对于不可信像素, λ_1 设置为 0.075, α 设置为 1。分割惩罚 λ_2 设置为 0.5, T_{smooth} 设置为 2。

使用 Middlebury 大学立体视觉算法评测网站 <http://vision.middlebury.edu/stereo> 提供的标准测试图像来检测最终视差估计的结果,并与该网站上其他的算法进行了比对。该网站为立体匹配算法测试提供了一个公认的客观评价平台。

对于测试图像 Tsukuba,视差估计结果如图 4 所示,高效自适应加权聚合获得了较为准确的初始匹配结果,如图 4(c);图 4(d)为像素分类结果,黑色部分

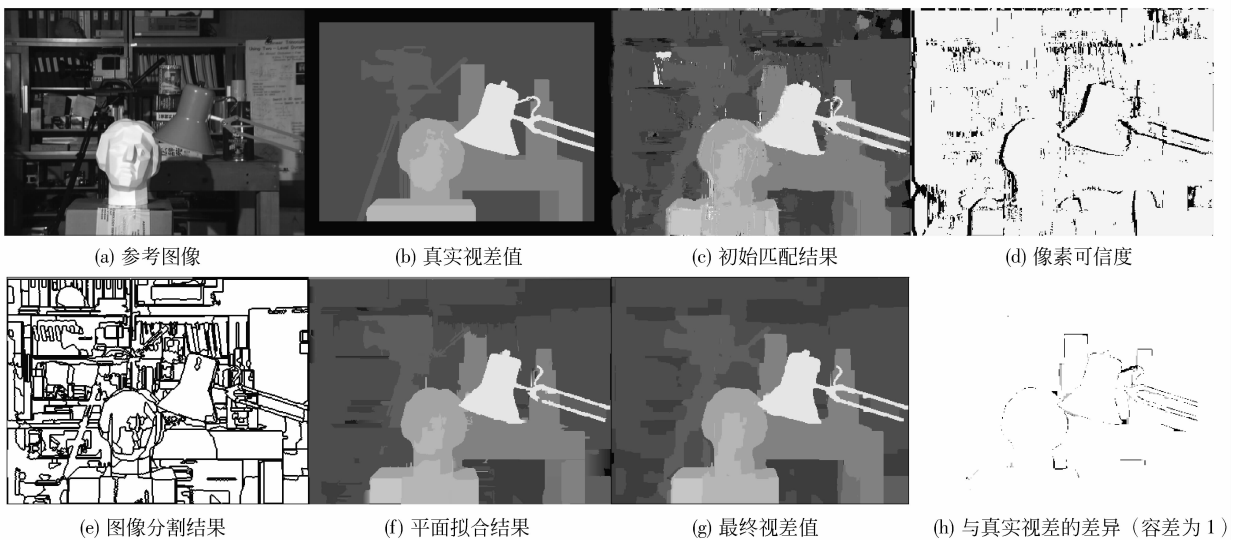


图 4 本文算法在 Tsukuba 测试图像得到的视差估计结果
Fig.4 Results of disparity estimation on Tsukuba test image

为不可信像素,其大多处于遮挡与无纹理区域;图 4(e)中,参考图像通过均值漂移算法得到了很好的分割,大部分区域的分割结果与物体的真实边界相符合,但由于在左下角边界分割得不准确,造成了这些区域平面的拟合出现错误,图 4(f),但这些错误为可信像素,对最终结果的造成的影响很小,图 4(g)。将真实视差与最终视差作比较,可以看到,当视差错误容忍值为 1 时,两者之间的差异已经十分微小,仅在深度不连续处出现了轻微的误匹配,如图 4(h) 中黑色部分。将图 4(g)与真实视差值比较,在非遮挡区域(低纹理区域和高纹理区域, nonocc),整体图像(图像所有区域, all)和深度不连续区域(遮挡和边界区域, disc), 匹配错误像素比率分别为 0.86%,

1.31%, 4.67%, 优于传统 HBP^[8]算法的 1.49%, 3.4%, 7.87%, 和 Yoon 等人基于经典自适应加权改进算法(AdaptWeight)^[4]的 1.38%, 1.8% 和 6.9%。

本文同时测试了 Venus, Teddy 和 Cone 图像, 如表 1 所示。通过比较发现,其综合成绩亦优于传统 HBP 和 AdaptWeight 改进算法,测试图像 Tuskuba 在 nonocc 区域优于当前效果最好的 CoopRegion^[11]算法。由于本算法引入的像素分类能够粗略检测遮挡区域并提供相应的修正,因此在这些区域能够取得较好的结果,如图 5(c)黑圈部分所示,远优于传统 HBP 算法,同时,由于通过平面化拟合修正像素匹配代价,相比 Yoon 的算法更能避免局部误匹配。如图 5(d)黑圈部分。

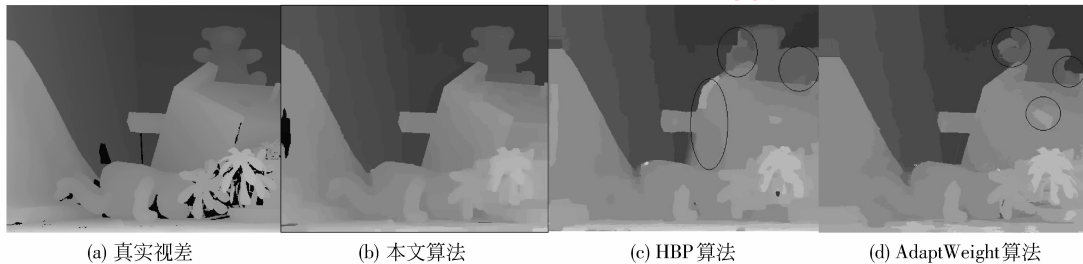


图 5 本文算法对 Teddy 测试图像得到的视差估计结果与其他算法的比较

Fig. 5 Comparison of our disparity image on Teddy with others

表 1 本文算法对标准测试图像视差估计的结果与其他算法的比较

Tab. 1 Comparison of our results on standard test images with other algorithms

算法	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones		
	nonocc	all	disc	nonocc	all	disc	nonocc	all	disc	nonocc	all	disc
CoopRegion ^[11]	0.87	1.16	4.61	0.11	0.21	1.54	5.16	8.31	13.0	2.79	7.18	8.01
本文算法	0.86	1.31	4.67	0.40	1.1	4.1	6.8	11.5	14.9	4.76	11.1	10.4
AdaptWeight ^[4]	1.38	1.8	6.9	0.71	1.1	6.1	7.88	13.3	18.6	3.97	9.7	8.2
HBP ^[8]	1.49	3.40	7.87	0.99	1.90	9.00	8.72	13.2	17.2	4.61	13.2	17.2

由于本文方法中的全局匹配基于高效 HBP 算法,因此具有较高的执行效率。在 E8400 测试平台上,仅需 7 s 即可得到 Tsukuba 的视差值,略优于 CoopRegion 算法的 10 s。其中 HBP 算法仅需 2 s,而其他全局算法如标准 BP 和 GC 算法则需 15 s 以上;同时计算初始视差所用的高效自适应聚合更将 Yoon 等人的经典算法由 43 s 降低到 1 s,在得到相近结果的同时大大降低了计算时间。另外,本文方法基于像素间规则的四连接二分图结构,有利于使用并行计算方式加速实现,而这正是 CoopRegion 等基于区域的匹配算法所不具备的。

6 结 论

提出了一种高效的基于分层置信度传播的立体匹配新方法。该方法通过高效自适应加权聚合在获得较为准确的初始视差同时降低了计算复杂度,通过像素分类和平面拟合过程,对不可信区域的像素代价进行了修正,并将平面分割约束和梯度约束引入了全局匹配平滑项,改善了深度不连续区域的匹配效果,最后使用分层置信传播快速估计最小化能量。实验结果表明,本文方法具有较好的性能。由于初始视差平面拟合结果对算法的性能有着很大的

影响,因此,下一步的工作目标将考虑如何降低图像分割的错误和使用更加准确的平面拟合算法,以进一步提高本文方法的性能。

参考文献 (References)

- [1] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two frame stereo correspondence algorithms [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 47(1/2/3): 7-42.
- [2] Kanade T, Okutomi M. A stereo matching algorithm with an adaptive window: theory and experiment [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(9): 920-932.
- [3] Veksler O. Fast variable window for stereo correspondence using integral images [C]//*Proceedings of the 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Madison, Wisconsin, USA: IEEE, 2003: 556-561.
- [4] Yoon K J, Kweon I S. Locally adaptive support-weight approach for visual correspondence search [C]//*Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. California, USA: IEEE, 2005: 924-931.
- [5] Kolmogorov V, Zabih R. Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts [C]//*Proceedings of International Conference on Computer Vision*. Vancouver, Canada: IEEE, 2001: 508-515.
- [6] Sun J, Zheng N N, Shum H Y. Stereo matching using belief propagation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(7): 787-800.
- [7] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient belief propagation for early vision [C]//*Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington DC, USA: IEEE, 2004: 261-268.
- [8] Yang Q, Wang L, Yang R. Real-time global stereo matching using hierarchical belief propagation [C]//*Proceedings of the British Machine Vision Conference 06*. Edinburgh, British: BMVA, 2006: 989-998.
- [9] Tao H, Sawhney H S, Kumar R. A global matching framework for stereo computation [C]//*Proceedings International Conference on Computer Vision*. Vancouver, Canada: IEEE, 2001: 532-539.
- [10] Klaus A, Sormann M, Karner K. Segment-based stereo matching using belief propagation and a self-adapting dissimilarity measure [C]//*Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition*. Hong Kong, China: IEEE, 2006: 15-18.
- [11] Wang Zengfu, Zheng Zhigang. A region based stereo matching algorithm using cooperative optimization [C]//*Proceedings of the 2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Alaska, USA: IEEE, 2008: 1-8.
- [12] Yang Q, Wang L, Yang R. Stereo matching with color-weighted correlation, hierarchical belief propagation and occlusion handling [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(3):492-504.
- [13] Gong M L, Yang R, Wang L, et al. A performance study on different cost aggregation approaches used in real-time stereo matching [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 75(2): 283-296.
- [14] Comaniciu D, Meer P. Mean Shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619.