在图形硬件上建立精确的立体匹配系统

Xing Mei[1,2], Xun Sun[1], Mingcai Zhou[1], Shaohui Jiao[1], Haitao Wang[1], Xiaopeng Zhang[2]

[1]三星先进技术研究所中国实验室
[2]中国科学院自动化研究所

{xing.mei,xunshine.sun,mingcai.zhou,sh.jiao,ht.wang}@samsung.com,xpzhang@nlpr.ia.ac.cn

Abstract

This paper presents a GPU-based stereo matching system with good performance in both accuracy and speed. The matching cost volume is initialized with an AD-Census measure, aggregated in dynamic cross-based regions, and updated in a scanline optimization framework to produce the disparity results. Various errors in the disparity results are effectively handled in a multi-step refinement process. Each stage of the system is designed with parallelism considerations such that the computations can be accelerated with CUDA implementations. Experimental results demonstrate the accuracy and the efficiency of the system: currently it is the top performer in the Middlebury benchmark, and the results are achieved on GPU within 0.1 *seconds. We also provide extra examples on stereo video sequences and discuss the limitations of the system.*

1. Introduction

立体匹配是计算机视觉中研究最广泛的问题之一[11]。立体匹配算法设计中的两个主要问题是匹配精度和处理效率。尽管每年都会引入许多算法，但这两个问题在报告的结果中往往是相互矛盾的：准确的立体方法通常耗费时间[6,17,20]，而基于GPU的方法实现了高处理速度和相对较低的视差精度[10,18,24]。据我们所知，Middlebury排名前十的算法大多需要至少10秒才能处理384×288图像对，而前20名中仅有的两种基于GPU的方法:CostFilter[9]和Plane-FitBP[19]都是近乎实时的。

这种矛盾背后的原因很简单：精确立体算法采用的一些关键技术不适合GPU实现。对领先的Middlebury算法[6,17,20]的分析表明，这些算法在匹配过程中有几种常用技术：they use large support windows for robust cost aggregation [5, 16, 21]；他们将视差计算步骤表示为能量最小化问题，并用慢收敛优化器求解[14]；他们广泛使用图像区域分割作为匹配单元[17]，表面约束[6,20]或后处理[2]。这些技术以计算成本为代价显着提高了匹配质量。然而，直接将这些技术移植到GPU或其他多核平台上是棘手且麻烦的[4,7,18,19]：大型聚合窗口需要在每个像素上进行大量迭代；一些优化、分割和后处理方法需要复杂的数据结构和顺序处理。因此，简单的技术对于GPU和嵌入式立体匹配系统来说更为流行。设计一个在精度和效率之间取得良好平衡的立体匹配系统仍然是一个具有挑战性的问题。

在本文中，我们的目标是通过提供具有近实时性能的精确立体匹配系统来应对这一挑战。目前（2011年8月），我们的系统是Middlebury基准测试中表现最佳的系统。简而言之，我们将几种技术集成到一个有效的立体框架中。这些技术可确保高匹配质量，而无需高开销的分割和聚合。此外，它们显示出适度的并行性，因此整个系统可以映射到GPU上以进行计算加速。我们系统的关键技术包括：

- AD-census代价测度有效地结合了绝对差异（AD）测度和census变换。与具有robust的聚合方法的常见单一测度相比，此测度提供了更准确的匹配结果。在最近的立体算法[13]中采用了类似的测度方法。
- 基于cross区域实现高效的代价聚合。Zhang[23]等人首先提出了基于cross skeletons的Support区域。允许快速聚合middle-ranking的视差结果。我们通过更准确的区域构建和成本聚合策略来增强此技术。
- 基于Hirschmüller的半全局匹配（SGM）的扫描线优化器，减少了路径方向
- 一系列系统的改进，通过迭代区域投票，插值，深度不连续调整和亚像素增强来处理各种视差误差。这种多步骤过程证明对改善视差结果非常有效。
- 使用CUDA在GPU上实现了高效的系统.

2. 算法

遵循Scharstein和Szeliski的分类法[11]，我们的系统包括四个步骤：代价初始化、代价聚合、视差计算和后处理。我们提供了这些步骤的详细说明。

2.1. AD-Census 代价初始化

此步骤计算初始的代价值。由于计算可以在每个像素和每个视差级别上同时进行，因此该步骤本质上是并行的。我们主要关注的是开发一种高匹配质量的代价测度。常用的代价测度包括绝对差(ad)、Birchfield和Tomasi的抽样不敏感度(bt)、基于梯度的测度和非参数变换，如秩和中心值[22]。在 和Scharstein[3]最近的评估中，censusس局部和全局立体匹配方法中表现最佳。虽然将代价测度结合起来以提高准确性的想法似乎有了新的进展，但对这一问题的探讨相对较少。Klaus等人[6]建议将SAD和基于梯度的测度线性结合起来进行代价计算。他们的视差结果令人印象深刻，但他们没有明确阐述这种组合的好处。

Census使用除强度值本身之外的像素强度的相对或相关来编码局部图像结构，因此容忍由于辐射差异和图像噪声引起的异常值。然而，该方法还可能在具有重复或类似局部结构的图像区域中引入匹配的模糊。为了处理这个问题，应该加入更多细节信息。对于具有相似局部结构的图像区域，颜色（或强度）信息可能有助于减轻匹配的模糊性;而对于具有相似颜色分布的区域，Census变换比基于像素的强度差异更稳定。这正式组合测度思想的由来。

给定左图中的像素 $\mathbf{p} = (x, y)$ 和视差 d,计算两个独立的代价值$C_{census}(\mathbf{p}, d)$ 和 $C_{AD}(\mathbf{p}, d)$.

对于 C_{census}, 使用一个 9×7的窗口把每个像素的局部结构编码到一个64-bit的string中. $C_{Census}(\mathbf{p}, d)$ 定义为左图像素 $\mathbf{p}$ 和它对应的右图像素$\mathbf{pd} = (x - d, y)$ 编码生成的为串的海明距离[22].

C_{AD}被定义为RGB通道中p和pd的平均强度差：

$$C_{AD}(\mathbf{p}, d) = \frac{1}{3} \sum_{i=R,G,B} |I_i^{Left}(\mathbf{p}) - I_i^{Right}(\mathbf{pd})| \quad (1)$$

AD-Census代价$C(\mathbf{p}, d)$的计算方法如下:

$$C(\mathbf{p}, d) = \rho(C_{census}(\mathbf{p}, d), \lambda_{census}) + \rho(C_{AD}(\mathbf{p}, d), \lambda_{AD}) \quad (2)$$

其中 $\rho(c, \lambda)$ 是关于c的函数:

$$\rho(c, \lambda) = 1 - \exp(-\frac{c}{\lambda}) \quad (3)$$

该函数的目的有两个：首先，它将代价值到[0,1]的范围，使得等式（2）不会受到其中一个代价函数的严重影像(归一化);第二，它提供了一个参数 λ 用于控制离群点的影响。

为了验证组合的效果，图1中显示了在Middlebury数据集上使用AD、Census和AD-Census的一些视差结果特写。这些实验使用了Cross-based代价聚合。Census在具有重复局部结构的区域中产生错误匹配，而基于像素的AD不能处理大的无纹理区域。综合二者的AD-Census成功地减少了使用单独的代价函数引起的误差。对于定量比较，AD-Census将Census的非遮挡误差分别降低1.96%（Tsukuba），0.4%(Venus)，1.36%（Ted-dy）和1.52%（Cones）。而这种改进来自于额外添加的AD代价函数。

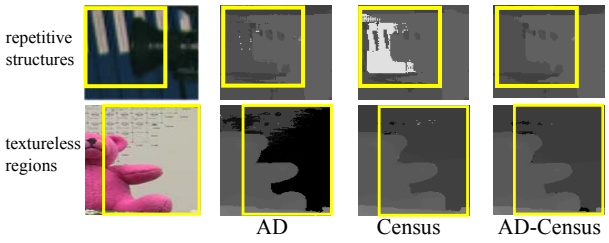


Figure 1. Some close-up disparity results on Tsukuba and Teddy image pair, which are computed with AD, Census, AD-Census cost measures and cross-based aggregation. AD-Census measure produces proper disparity results for both repetitive structures and textureless regions.

2.2. Cross-Based代价聚合

此步骤聚合每个像素在支撑区域(support region)上的匹配代价，以减少初始代价中的匹配模糊度和噪声。一个简单但有效的聚合假设是具有相似颜色的相邻像素应该具有相似的视差。这种假设已被最近的聚合方法所采用，例如分割支持(segment support)[16]，自适应权重(adaptive weight)[21]和测地线权重(geodesic weight)[5]。如引言中所述，这些聚合方法需要进行分割操作或逐像素迭代等耗时的操作，这对于高效的GPU实现来说是不可行的。尽管已经针对GPU系统提出了简化的自适应权重技术(1D聚合[13,18]和颜色平均[4,19])，但聚合精度通常会退化。最近，Rhemann等人[9]将聚合步骤制定为代价过滤(cost filtering)问题。通过使用设计好的(guided)滤波器平滑每个代价切片[1]，可以实现良好的视差结果。

我们重点关注Zhang等人最近提出的cross-based聚合方法[23]。我们证明，通过改进支撑区域构建和聚合的策略，该方法可以产生与自适应权重方法相当的聚合结果，并且计算时间更短。相对于自适应权重方法的另一个优点是为每个像素构造的支撑区域可以在稍后的后处理步骤中使用。

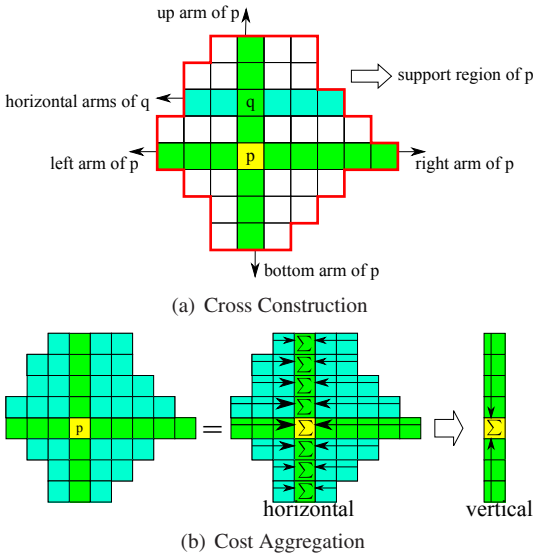


Figure 2. Cross-based aggregation: *在第一步中，为每个像素构造直立的十字支撑区域。像素p的支撑区域通过合并位于像素p的垂直方向上的像素（例如，q）的水平方向来构造。在第二步中，支撑区域中的代价沿水平和垂直方向聚合。*

基于交叉的聚合通过两个步骤进行，如图2所示。在第一步（图2（a））中，为每个像素构造具有四个方向的十字区域。以向左侧扩展为例,给定一个像素p,当它左侧的某个像素pl违反以下两条规则之一时,向左扩展就停止:

1. $D_c(\mathbf{p}_l, \mathbf{p}) < \tau$, 其中$D_c(\mathbf{p}_l, \mathbf{p})$ 是$\mathbf{p}_l$和 $\mathbf{p}$之间的色差，τ是色差阈值. 色差定义为
$D_c(\mathbf{p}_l, \mathbf{p}) = \max_{i=R,G,B} |I_i(\mathbf{p}_l) - I_i(\mathbf{p})|$.
2. $D_s(\mathbf{p}_l, \mathbf{p}) < L$, 其中$D_s(\mathbf{p}_l, \mathbf{p})$ 是P1和P之间的空间距离 L 是最大长度L(以像素计). 空间距离定义为:
$D_s(\mathbf{p}_l, \mathbf{p}) = |\mathbf{p}_l - \mathbf{p}|$.

这两条规则限值了支撑区域的颜色相似性和尺寸(通过超参数τ和L)。在第二步（图2（b））中，代价聚合分为两步计算：第一步计算横向总和并存储中间结果；第二步把中间求和结果以获得最终代价。两个过程都可以用1D积分图像有效地计算。为了获得稳定的代价值，聚合步骤通常运行2-4次迭代，这可以被视为各向异性扩散过程。关于该方法的更多细节可以在[23]中找到。

cross-based代价聚合的准确性与参数L和τ密切相关，因为它们控制支撑区域的形状。大的无纹理区域可能需要大的L和τ值以包括足够的强度变化，但是简单地增加所有像素的这些参数将在暗区域或深度不连续处引入更多误差。因此，我们采用了以下增强规则：

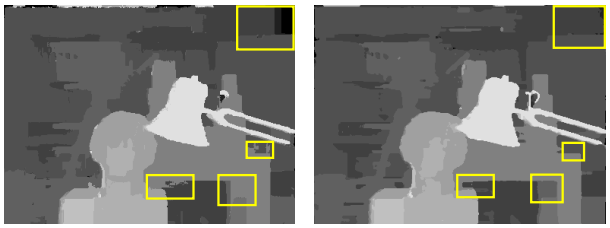
1. $D_c(\mathbf{p}_l, \mathbf{p}) < \tau_1$ and $D_c(\mathbf{p}_l, \mathbf{p}_l + (1,0)) < \tau_1$
2. $D_s(\mathbf{p}_l, \mathbf{p}) < L_1$
3. $D_c(\mathbf{p}_l, \mathbf{p}) < \tau_2$, if $L_2 < D_s(\mathbf{p}_l, \mathbf{p}) < L_1$.

规则1不仅限制了$\mathbf{p}_l$ 和p，之间的色差，而且还限制了$\mathbf{p}_l$ 和它的前置$\mathbf{p}_l$ +(1， 0) o在同一个方向上的色差，这样就不会越过边缘。规则2和3允许对单方向长度进行更多的可控制。我们使用大的 L_1 值来为无纹理区域包含足够的像素。 但是当超过预设值L_2 （L_2 < L_1)，时，更严格的阈值τ_2 （τ_2 < τ_1）用 于 D_c(pl， p） 以确保仅在具有非常相似的颜色模式的区域中延伸。

对于聚合步骤，我们还提出了不同的策略。我们仍然在此步骤执行4次迭代以获得稳定的代价值。对于第1和第3次迭代，我们遵循原始方法：先水平后垂直。但是对于第2和第4次迭代，先垂直后水平。对于每个像素，这种新的聚合顺序导致支撑区域与原始方法中的不同。通过改变聚合方向，在迭代过程中使用两个支持区域。我们发现这种聚合策略可以显着减少深度不连续处的误差。

通过原始的聚合方法和我们的改进方法计算的Tsukuba视差结果如图3所示，这表明增强的构造规则和聚合策略可以在大的无纹理区域和近深度不连续处产生更准确的结果。

使用三种聚合方法（自适应权重，原始的交叉聚合方法和我们的增强方法）评估WTA差异结果。对于自适应重量，参数遵循[21]中的设置。对于原始的交叉聚合方法，L=17，τ= 20并且使用4次迭代。四个数据集（非遮挡，不连续和所有区域）的平均误差百分比如图4所示。我们的增强方法在各种区域产生最准确的结果，特别是深度不连续区域。我们在自适应权重方法上的实现通常需要超过1分钟的CPU时间才能产生聚合值，而我们的方法只需要几秒钟。



(a) original aggregation (b) improved aggregation

Figure 3. Comparison of the original cross-based aggregation method and our improved method on the Tsukuba image pair. Our aggregation method can better handle large textureless regions and depth discontinuities.

2.3. 扫描线优化

该步骤输入聚合的匹配代价值（表示为C_1）输出中间视差结果。为了进一步减轻匹配的模糊性，应采用具有平滑约束和中等平行度的优化器。我们采用基于Hirschmüller的半全局匹配方法的多方向扫描线优化器[2]。

四个扫描线优化过程独立地执行：2个沿水平方向，2个沿着垂直方向。给定扫描线方向 $\mathbf{r}$，像素p处的路径成本

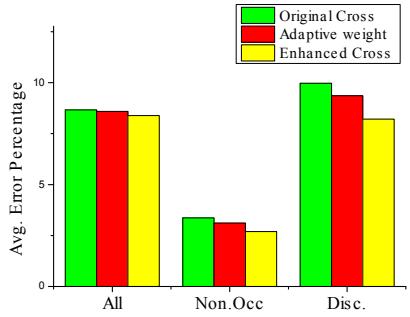


Figure 4. The average disparity error percentages in various regions for adaptive weight, the original cross-based aggregation method and our enhanced method.

$C_{\mathbf{r}}(\mathbf{p},d)$ 和视差d按照如下规则更新:

$$\begin{aligned} C_{\mathbf{r}}(\mathbf{p},d) = C_1(\mathbf{p},d) + \min(&C_{\mathbf{r}}(\mathbf{p}-\mathbf{r},d),\\ &C_{\mathbf{r}}(\mathbf{p}-\mathbf{r},d\pm 1)+P_1,\\ &\min_k C_{\mathbf{r}}(\mathbf{p}-\mathbf{r},k)+P_2) - \min_k C_{\mathbf{r}}(\mathbf{p}-\mathbf{r},k) \end{aligned} \tag{4}$$

其中$\mathbf{p}-\mathbf{r}$是同方向上的前一个像素，$P_1, P_2\,(P_1 \le P_2)$ 是相邻像素之间的视差变化的两个惩罚参数。实验中，P_1, P_2根据左图中的色差$D_1 = D_c(\mathbf{p}, \mathbf{p}-\mathbf{r})$ 和右图中的色差$D_2 = D_c(\mathbf{pd}, \mathbf{pd}-\mathbf{r})$进行对称设置[8]:

1. $P_1 = \Pi_1, P_2 = \Pi_2$, if $D_1 < \tau_{SO}, D_2 < \tau_{SO}$.
2. $P_1 = \Pi_1/4, P_2 = \Pi_2/4$, if $D_1 < \tau_{SO}, D_2 > \tau_{SO}$.
3. $P_1 = \Pi_1/4, P_2 = \Pi_2/4$, if $D_1 > \tau_{SO}, D_2 < \tau_{SO}$.
4. $P_1 = \Pi_1/10, P_2 = \Pi_1/10$, if $D_1 > \tau_{SO}, D_2 > \tau_{SO}$.

其中Π_1, Π_2 是常量,τ_{SO}是色差阈值. 像素p的最终代价$C_2(\mathbf{p},d)$和视差d是通过对四个方向上的路径成本进行平均得到:

$$C_2(\mathbf{p},d) = \frac{1}{4}\sum_{\mathbf{r}} C_{\mathbf{r}}(\mathbf{p},d) \tag{5}$$

具有最小C_2值的视差被选中为$\mathbf{p}$的中间视差结果.

2.4. 多步视差修复

由前三个步骤计算的两个图像(表示为D_L和D_R)视差结果包含遮挡区域和深度不连续处的异常值。在对这些异常值进行检测之后，最简单的改进方法是用最接近的可靠差异来填充它们[11]，这只适用于小的遮挡区域。相反，我们在多步骤过程中系统地处理差异错误。 每个步骤都试图消除由各种因素引起的错误。

离群点检测： 首先使用左右一致性检查检测D_L中的异常值：如果 $D_L(\mathbf{p}) = D_R(\mathbf{p} - (D_L(\mathbf{p}), 0))$ 不成立. 则像素p是异常值。异常值进一步分为遮挡和不匹配点，因为它们需要不同的插值策略。我们遵循Hirschmüller [2]提出的方法：对于在视差图 $D_L(\mathbf{p})$，处的异常值p，检查其极线与D_R的交点。如果未检测到交叉点，则将p标记为“遮挡”，否则标记为“不匹配”。

迭代区域投票： 检测到的异常值应用可靠的相邻视差值填充。大多数准确的算法都使用区域分割进行异常值处理[2, 20]，这不适合GPU实现。我们使用之前构造的十字形区域区域和一个稳定的投票方案处理这些异常值。

对于离群点$\mathbf{p}$，收集他的支撑区域中所有的可信值构造一个直方图$H_\mathbf{p}$，图中有 $d_{\max}+1$ 个分组. 称图中最高的柱对应的视差(得票最多的)被称为d_p^*, 区域内可信的像素的总数称为S_p= $\sum_{d=0}^{d=d_{\max}} H_\mathbf{p}(d)$.

当如下条件满足时(可信像素足够多，存在一个像素值获得了做够多的票)，p的视差值更新为d_p^*

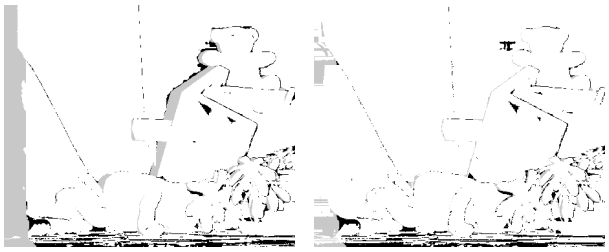
$$S_\mathbf{p} > \tau_S, \frac{H_\mathbf{p}(d_\mathbf{p}^*)}{S_\mathbf{p}} > \tau_H \qquad (6)$$

其中 τ_S, τ_H 是两个阈值.

为了处理尽可能多的异常值，投票过程运行5次迭代。填充的异常值被标记为“可靠的”像素并且在下一次迭代中使用，使得有效的视差信息可以逐渐传播到遮挡区域中。

适当的插值： 剩余的异常值使用插值策略填充，填充时以不同的方式处理遮挡和不匹配点。对于异常值p，我们在16个不同方向上找到最近的可靠像素。如果p是一个遮挡点，则选择具有最低视差值的像素进行插值，因为p很可能来自背景;否则选择具有最相似颜色的像素进行插值。通过区域投票和插值，大多数异常值可以从视差结果中有效地消除，如图5所示。

深度不连续性调整： 在该步骤中，深度不连续区域周围的视差进一步用相邻像素信息确定。我们首先检测视差图像中的所有边缘。对于视差边缘上的每个像素p，收集来自边缘两侧的两个像素p1，p2。如果两个像素中的一个像素的匹配代价小于$C_2(p, D_L(p))$，则$D_L(p)$被$D_L(p1)$或$D_L(p2)$代替。这种简单的方法有助于减少不连续性周围的小误差，如图6中的误差图所示。



(a) before outlier handling (b) after outlier handling

Figure 5. The disparity error maps for the Teddy image pair. The errors are marked in gray (occlusion) and black (non occlusion). The disparity errors are significantly reduced in the outlier handling process.

(a) before discontinuity adjustment (b) after discontinuity adjustment

Figure 6. The errors around depth discontinuities are reduced after the adjustment step.

亚像素增强： 最后，执行基于二次多项式插值的亚像素增强处理，以减少由离散视差水平引起的误差[20]。对于像素p，其插值视差d_*计算如下：

$$d^* = d - \frac{C_2(\mathbf{p}, d_+) - C_2(\mathbf{p}, d_-)}{2(C_2(\mathbf{p}, d_+) + C_2(\mathbf{p}, d_-) - 2C_2(\mathbf{p}, d))} \qquad (7)$$

其中 $d = D_L(\mathbf{p}), d_+ = d + 1, d_- = d - 1$. 对插值结果应用3×3的中值滤波，得到最终结果.

为了验证改进过程的有效性，执行每个改进步骤后各个区域的平均误差百分比如图7所示。四个改进步骤成功地将所有区域的误差百分比降低了3.8%，但对于不同的区域，它们的贡献是截然不同的：对于非遮挡区域，投票和亚像素增强对于处理不匹配异常值最有效;对于不连续区域，通过投票，不连续性调整和亚像素增强，可以显着降低误差;通过投票和插值来去除所有区域中的大多数异常值，并且通过调整和亚像素增强来减少由于不连续性和量化引起的小误差。这些步骤的系统集成形成了强大的后处理方法。

3. CUDA 实现

CUDA是NVIDIA图形硬件上并行计算任务的编程接口。计算任务被编码为kernel函数，该函数由多个线程在数据元素上同时执行。线程的分配由两个分层概念控制：grid和block.一个kernel创建一个grid,一个grid具有多个block，每个block由多个thread组成。CUDA实现的性能与线程分配和内存访问密切相关，需要在各种计算任务和硬件平台中仔细调整。给定图像分辨率W×H和视差范围D,我们简要描述了算法的实现问题。

代价初始化：此步骤使用W×H个线程并行化。线程被组织成2D grid，并且block size被设置为32×32。每个线程负责计算一个像素的代价值。对于census变换，每个像素都需要一个方形窗口，这需要将更多数据加载到共享存储器中以便快速访问。

代价聚合：为聚合过程的两个步骤创建具有W×H个线程的grid。对于支撑区域构造，我们将block大小设置为W或H，这样每个块都可以有效地处理一条扫描线。对于代价聚合，我们遵循Zhang等人[24]提出的方法，其工作方式类似于第一步。每个线程在两次传递中水平和垂直地汇总像素的代价值。在两个步骤中都考虑使用共享内存进行数据重用。

扫描线优化：该步骤与前面的步骤不同，因为该过程在扫描线方向上是顺序的并且在正交方向上是平行的。根据扫描线方向创建具有W×D或H×D个线程的grid。为每条扫描线分配D个线程，以便可以同时计算所有视差级别的路径代价。需要在D个线程之间进行同步，以便找到在同一路径上之前像素的最小代价。

视差修复：后处理的每一步都应用于中间视差结果，可以用W×H个线程有效地处理。

4. 实验结果

用Middlebury benchmark测试我们的系统[12]。测试平台是一台配备酷睿双核2.20GHzCPU和NVIDIA GeForce GTX 480显卡的PC。参数在表1中给出，对于所有数据集保持不变。

结果如图8所示。我们的系统在Middlebury评估中排名第一，如表2所示。算法在所有数据集上表现良好，在Venus图像对上给出最佳结果，无论是被遮挡的区域还是深度不连续的区域误差都很小。与CoopRegion [17]等算法相比，Tsukuba图像对的结果并不具有竞争力。Tsukuba图像对包含灯和桌子附近的一些非常黑暗和嘈杂的区域，这导致支撑区域构建出现问题。

λ_{AD}	λ_{Census}	L_1	L_2	τ_1	τ_2
10	30	34	17	20	6
Π_1	Π_2	τ_{SO}	τ_S	τ_H	
1.0	3.0	15	20	0.4	

Table 1. Parameter settings for the Middlebury experiments

我们在CPU和显卡上运行算法。对于四个数据集（Tsukuba，Venus，Ted-dy和Cones），CPU实现分别需要2.5秒，4.5秒，15秒和15秒，而GPU实现仅需要0.016秒，0.032秒，0.095秒和0.094秒。GPU友好的系统设计为处理速度带来了140倍加速。四个计算步骤的GPU运行时间的平均比例分别为1%，70%，28%和1%。迭代代价聚合步骤和扫描线优化过程占用了较多的运行时间。

最后，我们在两个立体视频序列上测试我们的系统：来自HHI数据库的“book arrival”场景（512×384，60个视差等级）和来自Microsoft i2i数据库的“Ilkay”场景（320×240,50个视差等级）。为了测试系统的泛化能力，我们使用了与Middlebury数据集测试时相同的参数，并且在计算过程中不使用时间相干性信息。这两个示例的快照如图9所示，运行速度约为10FPS的视频演示可在http://xing-mei.net/resource/video/adcensus.avi上找到。我们的系统在这些示例中表现得非常好，但结果并不像Middlebury数据集那样令人信服：artifacts are visible around depth boarders and occlusion regions.

我们简单地用视频示例讨论当前系统的局限性。误差来自几个方面：首先，支撑区域严重依赖于颜色和连接约束。对于实际场景，构造过程很容易被暗区和图像噪声破坏。可能生成没有足够支撑区域的小区域，这为以后的计算步骤（例如代价计算和区域投票）带来了重大错误。双边滤波可以用作预处理，以在保留图像边缘的同时降低噪声[1,15]。其次，精心设计的多阶段机制是一把双刃剑。它有助于我们以系统的方式逐步获得准确的结果并消除错误，但它也带来了大量参数。通过仔细调整各个参数，可以改善视差质量，但是这种方案对于各种现实世界的应用来说通常是费力且不切实际的。一种可能的解决方案是用ground truth数据分析参数的鲁棒性，并用不同的视觉内容自适应地设置“不稳定”参数。迭代框架内的自动参数估计[25]也可用于避免棘手的参数调整过程。

5. Conclusions

本文提出了一种具有精确视差结果的近实时立体匹配系统。系统基于几个关键技术：AD-Census代价，cross-based支撑区域，扫描线优化和系统的后处理过程。 这些技术显着提高了视差质量，而没有牺牲性能和并行性，适用于GPU实现。 尽管我们的系统为Middlebury数据集提供了很好的结果，但在视频示例中显示，将其应用于实际应用仍然是一项具有挑战性的任务。 现实世界数据通常包含显着的图像噪声，矫正误差和光照变化，这可能会导致代价计算和支撑区域构造的严重问题。参数设置方法对于产生令人满意的结果非常重要。 我们希望将来探讨这些主题。

Acknowledgment

The authors would like to thank Daniel Scharstein for the Middlebury test bed and personal communications.

References

[1] K. He, J. Sun, and X. Tang. Guided image filtering. In *Proc. ECCV*, 2010.

[2] H. Hirschmüller. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. *IEEE TPAMI*, 30(2):328–341, 2008.

[3] H. Hirschmüller and D. Scharstein. Evaluation of stereo matching costs on images with radiometric differences. *IEEE TPAMI*, 31(9):1582–1599, 2009.

[4] A. Hosni, M. Bleyer, and M. Gelautz. Near real-time stereo with adaptive support weight approaches. In *Proc. 3DPVT*, 2010.

[5] A. Hosni, M. Bleyer, M. Gelautz, and C. Rheman. Local stereo matching using geodesic support weights. In *Proc. ICIP*, pages 2093–2096, 2009.

[6] A. Klaus, M. Sormann, and K. Karner. Segment-based stereo matching using belief propagation and a self-adapting dissimilarity measure. In *ICPR*, pages 15–18, 2006.

[7] J. Liu and J. Sun. Parallel graph-cuts by adaptive bottom-up merging. In *Proc. CVPR*, pages 2181 – 2188, 2010.

[8] S. Mattoccia, F. Tombari, and L. D. Stefano. Stereo vision enabling precise border localization within a scanline optimization framework. In *Proc. ACCV*, pages 517–527, 2007.

[9] C. Rhemann, A. Hosni, M. Bleyer, C. Rother, and M. Gelautz. Fast cost-volume filtering for visual correspondence and beyond. In *Proc. CVPR*, 2011.

[10] C. Richardt, D. Orr, I. Davies, A. Criminisi, and N. A. Dodgson. Real-time spatiotemporal stereo matching using the dual-cross-bilateral grid. In *Proc. ECCV*, pages 6311–6316, 2010.

[11] D. Scharstein and R. Szeliski. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *IJCV*, 47(1-3):7–42, 2002.

[12] D. Scharstein and R. Szeliski. Middlebury stereo evaluation - version 2, 2010. `http://vision.middlebury.edu/stereo/eval/`.

[13] X. Sun, X. Mei, S. Jiao, M. Zhou, and H. Wang. Stereo matching with reliable disparity propagation. In *Proc. 3DIMPVT*, pages 132–139, 2011.

[14] R. Szeliski, R. Zabih, D. Scharstein, O. Veksler, V. Kolmogorov, A. Agarwala, M. Tappen, and C. Rother. A comparative study of energy minimization methods for markov random fields with smoothness-based priors. *IEEE TPAMI*, 30(6):1068–1080, 2008.

[15] C. Tomasi and R. Manduchi. Bilateral filtering for gray and color images. In *Proc. ICCV*, pages 839–846, 1998.

[16] F. Tombari, S. Mattoccia, and L. D. Stefano. Segmentation-based adaptive support for accurate stereo correspondence. In *Proc. PSIVT*, pages 427–438, 2007.

[17] Z. Wang and Z. Zheng. A region based stereo matching algorithm using cooperative optimization. In *Proc. CVPR*, pages 1–8, 2008.

[18] Y. Wei, C. Tsuhan, F. Franz, and C. H. James. High performance stereo vision designed for massively data parallel platforms. *IEEE TCSVT*, 99:1–11, 2010.

[19] Q. Yang, C. Engels, and A. Akbarzadeh. Near real-time stereo for weakly-textured scenes. In *Proc. BMVC*, pages 80–87, 2008.

[20] Q. Yang, L. Wang, R. Yang, H. Stewénius, and D. Nistér. Stereo matching with color-weighted correlation, hierarchical belief propagation and occlusion handling. *IEEE TPAMI*, 31(3):492–504, 2009.

[21] K.-J. Yoon and I.-S. Kweon. Adaptive support-weight approach for correspondence search. *IEEE TPAMI*, 28(4):650–656, 2006.

[22] R. Zabih and J. Woodfill. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence. In *Proc. ECCV*, pages 151–158, 1994.

[23] K. Zhang, J. Lu, and G. Lafruit. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images. *IEEE TCSVT*, 19(7):1073–1079, 2009.

[24] K. Zhang, J. Lu, G. Lafruit, R. Lauwereins, and L. V. Gool. Real-time accurate stereo with bitwise fast voting on cuda. In *Proc. ICCV Workshop*, 2009.

[25] L. Zhang and S. M. Seitz. Estimating optimal parameters for mrf stereo from a single image pair. *IEEE TPAMI*, 29(2):331–342, 2007.

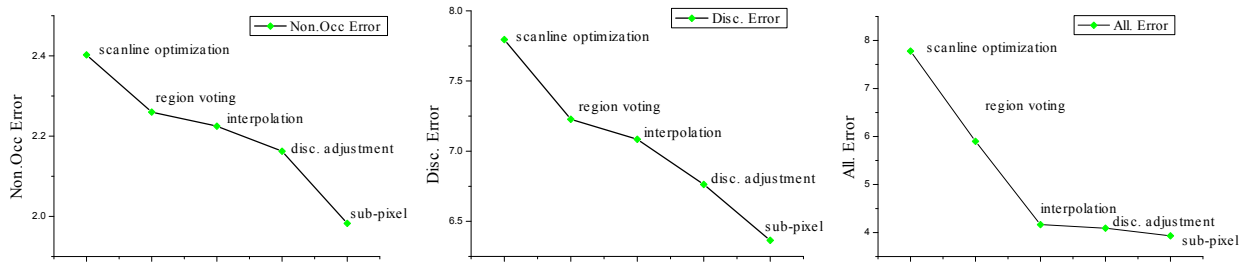


Figure 7. The average error percentages in *non-occlusion*, *discontinuity* and *all* regions after performing each refinement step.

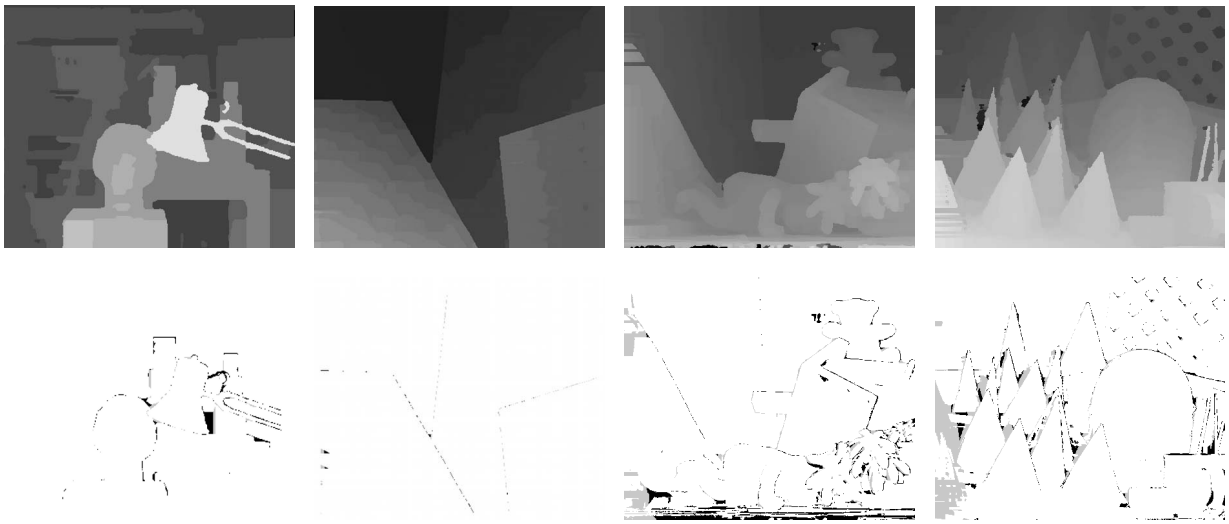


Figure 8. Results on the Middlebury data sets. First row: disparity maps generated with our system. Second row: disparity error maps with threshold 1. Errors in unoccluded and occluded regions are marked in black and gray respectively.

Algorithm	Avg. Rank	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones		
		nonocc	all	disc	nonocc	all	disc	nonocc	all	disc	nonocc	all	disc
Our method	5.8	1.07_{12}	1.48_{10}	5.73_{14}	$\mathbf{0.09}_{2}$	0.25_{7}	$\mathbf{1.15}_{2}$	4.10_{4}	6.22_{3}	10.9_{4}	2.42_{3}	7.25_{5}	6.95_{4}
AdaptingBP [6]	7.2	1.11_{15}	1.37_{6}	5.79_{15}	0.10_{3}	0.21_{4}	1.44_{4}	4.22_{6}	7.06_{6}	11.8_{7}	2.48_{4}	7.92_{9}	7.32_{7}
CoopRegion [17]	7.2	0.87_{3}	1.16_{1}	4.61_{2}	0.11_{4}	0.21_{3}	1.54_{6}	5.16_{14}	8.31_{10}	13.0_{11}	2.79_{12}	7.18_{4}	8.01_{16}
DoubleBP [20]	9.7	0.88_{5}	1.29_{3}	4.76_{5}	0.13_{7}	0.45_{17}	1.87_{11}	3.53_{3}	8.30_{9}	9.63_{2}	2.90_{17}	8.78_{24}	7.79_{13}

Table 2. The rankings in the Middlebury benchmark. The error percentages in different regions for the four data sets are presented.

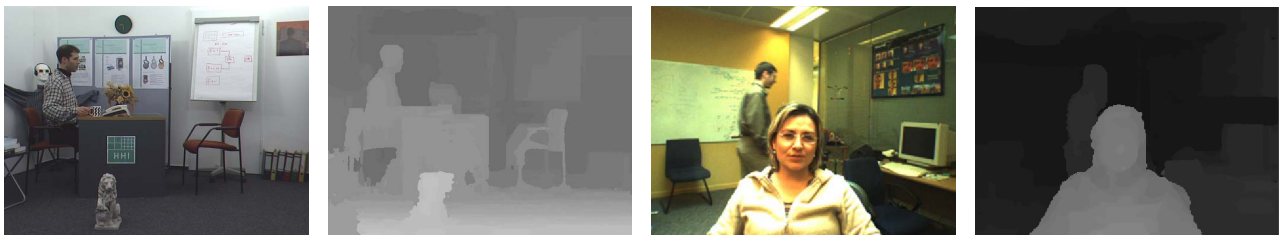


Figure 9. Snapshots on 'book arrival' and 'Ilkay' stereo video sequences.