

基于色彩权值和树形动态规划的立体匹配算

许金鑫¹, 李庆武^{1,2}, 刘艳^{1,2}, 尤逸飞¹

¹河海大学物联网工程学院, 江苏 常州 213022;

²江苏省常州市传感网与环境感知重点实验室, 江苏 常州 213002

摘要 针对立体匹配算法在图像非遮挡区域,特别是弱纹理区域误匹配率较高的问题,提出一种基于十字交叉窗口下自适应色彩权值和树形动态规划的立体匹配算法。首先结合颜色、梯度信息及 Census 变换作为相似性测度函数构建代价计算函数;然后以图像的距离和色彩信息构建自适应十字交叉窗口,并提出基于色彩权值的代价聚集方式;将树形结构动态规划算法的思想引入到视差计算,代替单独采用赢家通吃策略的方法,对视差进行全局优化;最后通过视差求精得到稠密视差图。实验结果表明,本文算法在 Middlebury 测试平台 4 幅标准图像上非遮挡区域的平均误匹配率为 2.45%,同时对其他 10 组图像进行了对比评估,本文算法有效地提高了图像非遮挡区域匹配的准确率。

关键词 机器视觉; 立体匹配; 色彩权值; 树形结构; 动态规划

中图分类号 TP911.73 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.1215007

Stereo Matching Algorithm Based on Color Weights and Tree Dynamic Programming

Xu Jinxin¹, Li Qingwu^{1,2}, Liu Yan^{1,2}, You Yifei¹

¹College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou, Jiangsu 213022, China;

²Changzhou Key Laboratory of Sensor Networks and Environmental Sensing, Changzhou, Jiangsu 213002, China

Abstract Aiming at the problem that the stereo matching algorithms have high mismatching rates in non-occluded regions of the images, especially the weak texture regions, a stereo matching algorithm based on adaptive color weights over cross window and tree dynamic programming is proposed. Firstly, we combine color, gradient information and census transform as similarity measure function to propose the cost calculation function. Then the adaptive cross window is constructed with distance and color information of the image, and the cost aggregation based on color weights is proposed. Instead of using winner-take-all strategy solely for global optimization of disparity, the dynamic programming algorithm based on tree structure is introduced to calculate disparity. Finally, the dense disparity maps are obtained by the process of disparity refinement. The experimental results demonstrate that on the Middlebury test platform, the average mismatching rate evaluated with proposed algorithm in non-occluded regions of four standard images is 2.45%. Meanwhile, the other ten images are compared and evaluated. The proposed algorithm effectively improves the accuracy of stereo matching in non-occluded regions.

Key words machine vision; stereo matching; color weights; tree structure; dynamic programming

OCIS codes 150.1135; 100.6890; 330.1400

1 引 言

立体匹配是寻找多目图像中的对应点,得到相应视差值的过程,即寻找左右两幅图像上对应于同一景物点的像点,被广泛应用于双目测距、三维重建、目标跟踪等领域^[1],也是双目立体视觉研究领域的难点之一。

收稿日期: 2017-07-10; **收到修改稿日期:** 2017-08-28

基金项目: 江苏省重点研发计划(BE2016071, BE2017648)

作者简介: 许金鑫(1993—),男,博士研究生,主要从事图像处理方面的研究。E-mail: 2019377631@qq.com

导师简介: 李庆武(1964—),男,博士,教授,主要从事智能感知与图像处理方面的研究。

E-mail: li_qingwu@163.com(通信联系人)

Scharstein 等^[2]对已有的立体匹配算法进行了全面叙述,采用匹配代价计算、代价聚集、视差计算和视差精化等步骤来概括立体匹配视差求取的过程,并将立体匹配算法分为局部匹配算法和全局匹配算法。此外,从视差图的稀疏方面考虑,又可以分为稠密视差和稀疏视差^[3-4]。局部匹配算法结合窗口内相邻像素的信息进行单像素的相似性计算,算法简单,易于实现,但在弱纹理区域的误匹配率较高,难点在于代价函数和局部窗口的选取。全局匹配算法精度高但计算复杂度较高,实时性差,一般有动态规划(DP)^[5]、置信度传播^[6]、图割^[7]等方法,设计合理的数据项和平滑项是全局匹配算法的首要问题。

在匹配代价计算阶段,常用的代价函数有灰度差绝对值之和(SAD)、灰度差平方和、梯度^[8]、Rank 变换和 Census 变换^[9]等。其中,梯度信息能够很好地突出图像的边缘,但对噪声和光照变化很敏感;Census 变换将窗口内所有像素和中心点进行灰度值比较,对噪声和光照稳健性好,但也丢失了图像灰度信息。Mei 等^[10]结合灰度差绝对值(AD)和 Census 变换进行代价计算,在图像重复结构和弱纹理区域取得了很好的处理效果。时华等^[11]在颜色模型色度空间下融合 SAD 和梯度信息作为相似性测度函数,改善了图像在弱纹理区域的匹配效果。

在代价聚集阶段,Zhang 等^[12]根据中心像素点与相邻像素点的颜色、空间位置信息提出了自适应交叉聚集窗口,提高了匹配的准确率;Mei 等^[10]在此基础上提出了更加精确的聚集策略,能够更好地处理图像弱纹理区域和视差不连续区域;祝世平等^[8]提出了一种线性可变阈值的窗口延伸终止准则,使窗口的构建更加准确。上述几种方法的侧重点在于窗口的构建上,而对于窗口内各代价值的聚集则是采用简单的求均值的方法,未考虑相对于较近像素点的较远像素点对中心点影响较小的问题。

在视差计算阶段,通常采用赢者通吃(WTA)方法^[13]求取最小代价值所对应的视差值,方法简单、计算速度快,但易受噪声影响。祝世平等^[14]引入 DP 算法进行视差选择,并针对传统 DP 算法复杂度高、扫描线效应等问题,提出了改进的 WTA-DP 方法,得到更加平滑的视差图。基于上述讨论,本文提出一种基于色彩权值和树形动态规划的匹配算法。首先结合颜色、梯度信息及 Census 变换构建代价计算函数;然后在十字交叉窗口的基础上采用色彩权值对窗口内的代价值进行代价聚集,引入树形动态规划算法的思想对视差进行全局优化计算;最后进行视差求精,采用左右一致性约束去除误匹配点对得到最终视差图。根据 Scharstein 等^[2]对已有立体匹配算法的总结,本文将从匹配代价计算、代价聚集、视差计算和视差精化等方面对本文算法进行具体描述。

2 算法描述

2.1 初始匹配代价构建

匹配代价函数用来计算初始匹配代价值,代价函数的选取将直接影响最终视差图的精度,所以选择具有较高匹配性能的匹配代价函数是立体匹配算法面临的首要问题。

基于 AD 的匹配代价方法能快速计算像素间的灰度差,但对噪声敏感;Census 变换将图像灰度值编码成二进制码流来表示邻域像素相对于中心像素的大小关系,可以减小噪声引起的误匹配,但图像纹理重复区域的匹配效果较差;此外,在梯度值变化比较大的图像区域,一般是视差不连续即图像边缘区域,而对于梯度值较小的区域,往往是低纹理区域。为了获得更加准确的视差图,本文结合 AD、梯度信息和 Census 变换这 3 种测度构建初始匹配代价函数。

为了避免图像中具有相同灰度、不同颜色信息的像素点间的误匹配,采用 RGB 三通道信息代替单一的灰度信息。现给定左图中任意一点 $p = (x, y)$,其对应的视差值为 d ,该点在右图中对应的匹配点为 $p_d = (x - d, y)$ 。颜色信息 $C_{AD}(p, d)$ 和梯度信息 $C_{Grad}(p, d)$ 的表达式为

$$C_{AD}(p, d) = \frac{1}{3} \sum_{i=r,g,b} |I_L^i(p) - I_R^i(p_d)|, \quad (1)$$

$$C_{Grad}(p, d) = \frac{1}{3} \sum_{i=r,g,b} | \sqrt{[\nabla_x I_L^i(p)]^2 + [\nabla_y I_L^i(p)]^2} - \sqrt{[\nabla_x I_R^i(p_d)]^2 + [\nabla_y I_R^i(p_d)]^2} |, \quad (2)$$

式中 $I_L^i(p)$ 、 $I_R^i(p_d)$ 分别表示左右图像在 p 、 p_d 点 i 通道下的像素值, ∇_x 、 ∇_y 分别表示像素点在 x 、 y 方向上的梯度。

Census 变换通过比特串间的汉明距离来表示两点间的相似性:

$$\begin{cases} C_T = \bigotimes_{q \in N_p} \xi [I(p), I(q)] \\ \xi [I(p), I(q)] = \begin{cases} 1, & I(p) > I(q) \\ 0, & I(p) \leq I(q) \end{cases} \\ C_{\text{Census}}(p, d) = \text{Hamming} [C_{\text{TL}}(p), C_{\text{TR}}(p_d)] \end{cases}, \quad (3)$$

式中符号 \bigotimes 表示将每个比特连接起来, N_p 表示点 p 的邻域, $I(p)$ 为中心点的像素值, $I(q)$ 为邻域点的像素值, $C_{\text{TL}}(p)$ 和 $C_{\text{TR}}(p_d)$ 表示左右图像分别在 p, p_d 点对应的比特串。对于 Census 变换, 本文采用 5×5 的窗口。

则构建的初始匹配代价函数为

$$C(p, d) = \rho [C_{\text{AD}}(p, d), \lambda_{\text{AD}}] + \rho [C_{\text{Grad}}(p, d), \lambda_{\text{Grad}}] + \rho [C_{\text{Census}}(p, d), \lambda_{\text{Census}}], \quad (4)$$

式中函数 $\rho(c, \lambda)$ 将单个代价函数值进行归一化, 当代价值大于一定数值后, 其相应的输出值将平滑下降, 减小由于单个代价值过大对整体代价值带来的影响, 计算公式为

$$\rho(c, \lambda) = 1 - \exp\left(-\frac{c}{\lambda}\right), \quad (5)$$

式中 c 为代价函数值, λ 为相应的系数。

图 1 给出了 Middlebury 立体匹配测试平台^[15]上 Tsukuba 图像的视差图, 并与 AD、Census 构成的代价函数进行比较。其中图 1(a) 为参考图像的部分左图, 图 1(b) 为真实视差图, 图 1(c) 为结合 AD-Census 得到的视差图, 图 1(d) 为本文代价函数得到的视差图, $\lambda_{\text{AD}}, \lambda_{\text{Grad}}, \lambda_{\text{Census}}$ 的值分别为 10、60、60。对比图 1(c)、(d) 蓝色框内视差图可以看出, 采用的匹配代价函数能较好地地区分图像边缘处的视差, 效果明显优于 AD-Census 构建的匹配代价函数。



图 1 AD-Census 和本算法得到的视差图。(a)参考图像;(b)真实视差图;(c) AD-Census;(d)本文算法

Fig. 1 Disparity maps computed by AD-Census and proposed algorithms.

(a) Reference image; (b) real disparity map; (c) AD-Census; (d) proposed algorithm

2.2 匹配代价聚集

通过对初始匹配代价计算得到的值进行聚集, 可以减小误匹配和噪声带来的影响, 分别从窗口的生成和聚集策略两部分进行阐述。

2.2.1 窗口的生成

基于固定窗口的聚集方法存在窗口选择的问题, 窗口太小, 会增加弱纹理区域的误匹配; 窗口太大, 则会增加视差不连续区域的误匹配。针对该问题, 采用文献[10]提出的十字窗口生成策略, 通过自适应的聚集窗口来减少误匹配。对于待匹配点 p , 根据颜色和距离约束信息分别在水平和垂直方向向外扩展, 构成一个十字交叉区域, 并用 4 个方向上的臂长 $\{h_p^-, h_p^+, v_p^-, v_p^+\}$ 来描述该区域。以 h_p^- 为例, 当中心像素点 p 和扩展像素点 p_i 不满足下列三条准则之一时, 臂长扩展终止: 1) $D_c(p_i, p) < \tau_1$ and $D_c[p_i, p_i + (1, 0)] < \tau_1$; 2) $D_s(p_i, p) < L_1$; 3) $D_c(p_i, p) < \tau_2$, if $L_2 < D_s(p_i, p) < L_1$ 。其中 $D_s(p_i, p)$ 为像素点 p_i 到 p 的空间距离, $D_c(p_i, p)$ 为像素间的颜色差, $D_c(p_i, p) = \max_{i \in \{r, g, b\}} |I^i(p_i) - I^i(p)|$ 。该窗口采用了双彩色阈值 (τ_1, τ_2) 和双距离阈值 (L_1, L_2) , 较小臂长 L_2 选用较大的颜色阈值 τ_1 , 较大臂长 L_1 选用较小的颜色阈值 τ_2 , 对窗口大小进行约束, 可以确保在弱纹理区域采用较大聚集窗口的同时及时终止在视差不连续区域窗口的增长。

2.2.2 基于色彩权值的代价聚集

一般的代价聚集策略如图 2(a) 所示, 对窗口内的代价值依次进行水平方向和垂直方向的聚集, 并将聚集后的代价值与窗口内像素点总数的比值替换中心点的代价值。如图 2(b) 所示, 根据窗口内每行(列)像素

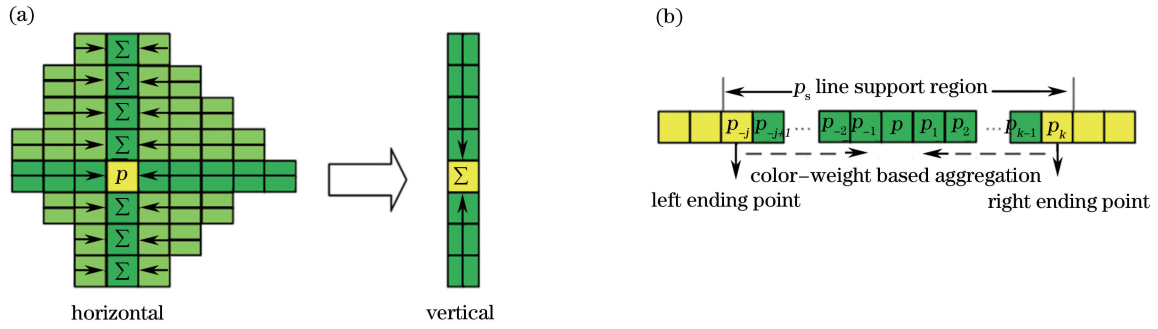


图 2 基于色彩权值的代价聚集策略。(a)代价聚集过程;(b)行(列)聚集过程

Fig. 2 Cost aggregation strategy based on color weights.

(a) Cost aggregation process; (b) row (column) aggregation process

点与中间像素点颜色上的差异给每个像素点分配自适应的权值后进行聚集,可以获得更加可靠的代价聚集值。基于色彩信息的权值 $C_w(p_m, p)$ 为

$$\begin{cases} D_{\text{sum}} = \sum_{m=-j}^k \exp\left[\frac{-D_c(p_m, p)}{2}\right] \\ C_w(p_m, p) = \exp\left[\frac{-D_c(p_m, p)}{2}\right] / D_{\text{sum}} \end{cases}, \quad (6)$$

式中 p_{-j}, p_k 是点 p 所在支持窗口左(下)端和右(上)端的终止点。 D_{sum} 表示每行(列)中所有像素点对应权值的和,最后得到经过归一化处理的 $C_w(p_m, p)$ 权值,可防止出现局部代价聚集值过大的现象。此外,为了得到更加准确的聚集值,进行 4 次迭代,其中第 1、3 次采用先水平方向后垂直方向的聚集策略,第 2、4 次则按先垂直后水平的顺序进行聚集。

分别对 Tsukuba 和 Wood1 两幅图像进行实验,得到原始聚集方法和本文算法获取的视差图(图 3),并将非遮挡区域匹配错误的点标记为红色, $\{L_1, L_2, \tau_1, \tau_2\} = \{30, 17, 20, 6\}$ 。原始聚集方法在图 3(b)蓝色框内存在大量错误匹配点,而本文算法能够有效减少这两块区域的误匹配。相对于原始聚集方法,改进后的聚集方法使 Tsukuba 和 Wood1 图像在非遮挡区域的误匹配率分别降低了 0.59% 和 2.37%。

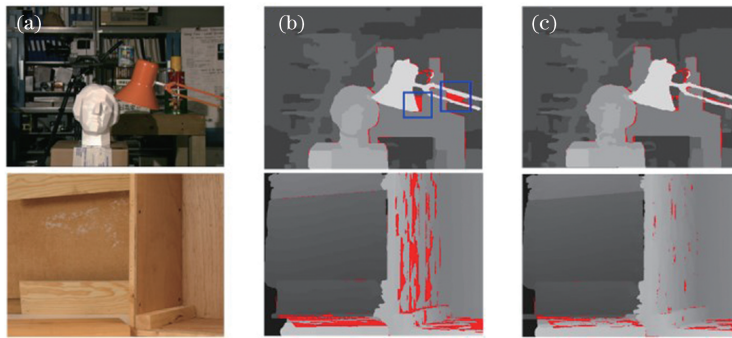


图 3 (a)参考图像;(b)原始聚集方法的视差图;(c)本文算法的视差图

Fig. 3 (a) Reference images; (b) disparity maps of original cross-based aggregation; (c) disparity maps of proposed algorithm

2.3 改进的树结构动态规划

这一阶段,局部匹配算法大多采用 WTA 策略直接求取最小代价值对应的视差值 d :

$$d_{p_{x,y}} = \arg \min_{d \in D} [C(p_{x,y}, d)], \quad (7)$$

式中 $p_{x,y}$ 为图像中任意像素点,其对应的视差值为 d , D 为视差搜索范围, $C(p_{x,y}, d)$ 为点 $p_{x,y}$ 在不同视差值下的匹配代价值。引入树结构 DP 算法^[5]的全局思想进行视差计算。图 4(a)、(b)分别为水平树和垂直树结构,DP 算法和树结构 DP 算法的区别在于 DP 算法按固定方向对所有代价值进行更新,而树形 DP 算法则通过引入前向传播和后向传播的概念累积代价值。

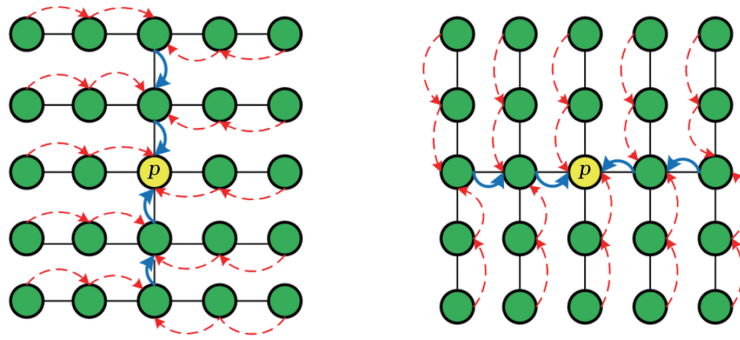


图 4 树结构。(a)水平树;(b)垂直树

Fig. 4 Tree structures. (a) Horizontal tree; (b) vertical tree

在水平树结构中,对图像中任意像素点 $p_{x,y}$ 的代价值进行迭代计算:

$$l(p_{x,y},d) = m(p_{x,y},d) + \min_{i \in D} [s(d,i) + l(q,i)], \quad (8)$$

$$s(d_p, d_q) = \begin{cases} 0, & d_p = d_q \\ P_1, & |d_p - d_q| = 1 \\ P_2, & |d_p - d_q| > 1, D_c(p, q) < T \\ P_3, & |d_p - d_q| > 1, D_c(p, q) > T \end{cases}, \quad (9)$$

式中 $m(p_{x,y},d)$ 为代价聚集后的值,作为全局能量函数的数据项, $l(p_{x,y},d)$ 为优化更新后的代价聚集值, $s(d,i)$ 表示匹配点 p 与周围像素点 q 的平滑约束,文献[16]通过实验表明参数 P_2 设为 P_1 的 1~3 倍、 P_3 设为 P_2 的 1~5 倍时能够得到较好的迭代结果,本文算法选取的参数值分别为: $P_1=10, P_2=20, P_3=40, T=30$ 。 q 为点 $p_{x,y}$ 的相邻像素点,对于前向传播, q 为点 $p_{x,y}$ 左边第一个像素点,用前向矩阵 \mathbf{F} 表示任意点 $p_{x,y}$ 及视差 d 所对应的迭代值 $l(p_{x,y},d)$;对于后向传播, q 为点 $p_{x,y}$ 右边第一个像素点,并用后向矩阵 \mathbf{B} 表示任意点 $p_{x,y}$ 及视差 d 所对应的迭代值 $l(p_{x,y},d)$ 。则 $p_{x,y}$ 在视差为 d 时的最优代价值 $C(p_{x,y},d)$ 为

$$C(p_{x,y},d) = m(p_{x,y},d) + \min_{i \in D} [s(d,i) + \mathbf{F}(p_{x-1,y},i)] + \min_{i \in D} [s(d,i) + \mathbf{B}(p_{x+1,y},i)] = \mathbf{F}(p_{x,y},d) + \mathbf{B}(p_{x,y},d) - m(p_{x,y},d). \quad (10)$$

由于本文算法在代价聚集阶段采用了二维的自适应窗口,并且引入自适应的权值,所得到的代价聚集值已经考虑了周围像素点的信息,所以只采用水平树结构优化代价值,此外在垂直方向上采用简单的均值方法更新代价值:

$$C(p_{x,y},d) = [C(p_{x,y+1},d) + C(p_{x,y},d) + C(p_{x,y-1},d)] / 3. \quad (11)$$

按上述方法计算水平树结构下的最优匹配代价后,再通过 WTA 策略搜索最小代价值对应的视差值,得到最终像素点的视差。图 5 为 Baby2 和 Cloth3 图像利用不同方法获得的视差图,并与 WTA 或 DP 方法进行比较。图 5(b)~(d) 中第一行图像在非遮挡区域的误匹配率分别为 5.86%, 5.79%, 4.41%; 第二行在非遮挡区域的误匹配率分别为 2.09%, 0.95%, 0.77%; 可见本文算法的效果优于 WTA 或 DP 的方法。

2.4 视差精化

1) 首先进行左右一致性检测。由于本文实验部分计算的是一个阈值误差情况下的误匹配率,所以允许求得的视差值有一个像素的误差。设 d_L, d_R 分别表示左右初始视差图,当 $|d_L(x-d_p, y) - d_R(x, y)| > 1$ 时,则认为 p 是遮挡点,将其视差值置为零。

2) 对于视差值为零的像素点,借助代价聚集的窗口,对窗口内各视差值出现的频数进行统计,将频数最高的视差值赋予该点。若窗口内视差值都为零,在水平方向上分别寻找左、右方向第一个视差值不为零的像素点,并将较小的视差值赋予该点。

3 实验结果

为验证本文算法的有效性,采用 Middlebury 测评网站中 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 4 组标准图像

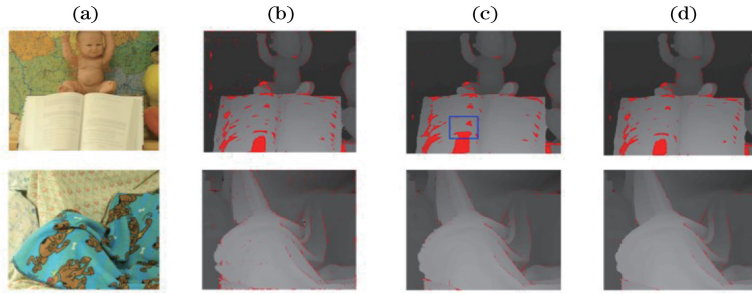


图 5 不同方法进行视差计算得到的视差图。(a)参考图像;(b) WTA 方法;(c) DP 方法;(d)本文算法

Fig. 5 Disparity maps computed by different algorithms. (a) Reference images;
(b) WTA algorithm; (c) DP algorithm; (d) proposed algorithm

进行实验。利用 C++ 语言编程实现算法,用于实验的计算机硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i7-6700K CPU @4.00GHz。Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 4 组图像的视差搜索范围分别为:0~15、0~19、0~59 和 0~59 pixel。实验中,各参数值设置如下: $\{\lambda_{AD}, \lambda_{Grad}, \lambda_{Census}, L_1, L_2, \tau_1, \tau_2\} = \{10, 60, 60, 30, 17, 20, 6\}$ 。并采用误匹配率 R 来定量评价本文算法的匹配精度,其数学表达式为

$$R = \frac{1}{N} \sum_{(x,y)} [|d_c(x,y) - d_T(x,y)| > \delta_d], \quad (12)$$

式中 (x, y) 为图像中任意像素点坐标, $d_c(x, y)$ 为计算得到的视差值, $d_T(x, y)$ 为图像真实的视差值, N 为图像中计算区域所有像素点的总数, δ_d 为视差阈值, 本文设为 1, 大于 1 则判为误匹配点。

由于图像非遮挡区域在整幅图像中占有很大的比例, 该区域像素点匹配的准确性在很大程度上影响到非遮挡区域的处理效果, 因此, 着重分析算法在图像非遮挡区域的匹配性能。

为说明本文算法在引入色彩权值以及改进的树结构 DP 算法后改善图像非遮挡区域误匹配率的作用, 分别讨论在不加入色彩权值以及采用 DP 算法两种情况下图像非遮挡区域的误匹配率。其中, 在代价聚集阶段不加入色彩权值且在视差计算部分采用改进的树结构 DP 算法所对应的方法用 NCWAggr-TDP 表示, 引入色彩权值且在视差计算阶段采用 DP 算法所对应的方法用 CWAggr-DP 表示。图 6 所示为 NCWAggr-TDP、CWAggr-DP 方法与本文算法在 Middlebury 平台提供的 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 4 组图像以及其他 10 组图像在非遮挡区域的误匹配率。10 组图像分别为: Aloe、Art、Baby1、Baby3、Books、Cloth2、Cloth3、Dolls、Moebius、Wood1, 对应的视差搜索最大值分别为: 71, 75, 46, 52, 74, 77, 56, 74, 73, 77 pixel。

从图 6 可以看出, 相对于 NCWAggr-TDP 算法, 本文引入色彩权值的方法能够大幅降低像素点的误匹配率; 与 NCWAggr-TDP 算法相比较, 本文算法在非遮挡区域误匹配率上也有所降低, 14 组图像的误匹配率平均降低 0.25%。

图 7 所示为本文算法在 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 标准图像上得到的视差图。其中, 图 7(a) 为待匹配图像的左图; 图 7(b) 为对应的标准视差图; 图 7(c) 为本文算法得到的视差图。图 8 为本文算法与其他 4 种精度较高的匹配算法得到的视差图, 并将非遮挡区域错误匹配的像素点标记为红色。其中, CostFilter 算法^[17]通过对代价值进行滤波, 得到较为平滑的视差图; CrossTrees+SP 算法^[18]提出了一种基于交叉树结构的代价聚集策略, 具有比最小生成树和分割树更加高效的优点; TwoStep 算法^[19]提出了一种基于图像特征的立体匹配算法, 并结合种子点生长理论获取稠密的视差图; AdaptAggrDP 算法^[20]在动态规划优化框架中采用自适应代价滤波, 能够得到高精度的深度信息。从图 8Teddy 图像的视差图可以直观地看出本文算法能够较好地匹配小熊周围区域的像素点, 而其他 4 种算法在该区域都出现大量的误匹配点。

当视差阈值为 1 时, 本文算法与 CostFilter、CrossTrees+SP、TwoStep、AdaptAggrDP 算法在图像非遮挡区域误匹配率如表 1 所示, 同时给出了所有区域以及视差不连续区域的测量值。其中, Nonocc、All、Disc 分别表示图像非遮挡区域、所有区域、视差不连续区域的误匹配率。从表 1 可以看出, 本文算法在非遮挡区域的平均误匹配率为 2.45%, 优于其他 4 种匹配算法。同时, 本文算法在 3 种区域的平均误匹配率为

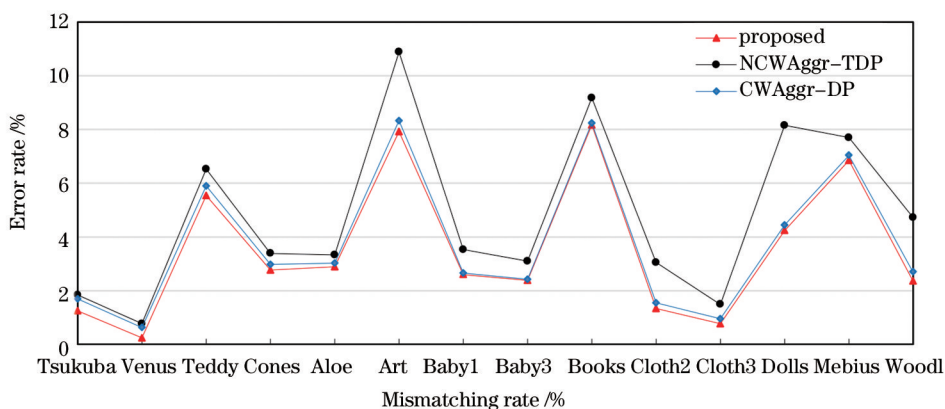


图 6 三种方法在图像非遮挡区域误匹配率比较

Fig. 6 Comparison of mismatching rates among three algorithms in non-occluded regions

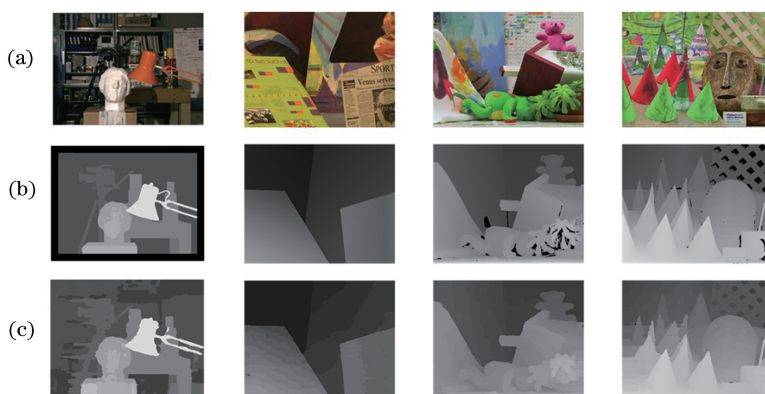


图 7 Middlebury 测试数据库实验结果。(a)参考图像；(b)真实视差图；(c)本文算法得到的视差图

Fig. 7 Experimental results of the Middlebury benchmark images. (a) Reference images; (b) real disparity maps; (c) disparity maps obtained by proposed algorithm

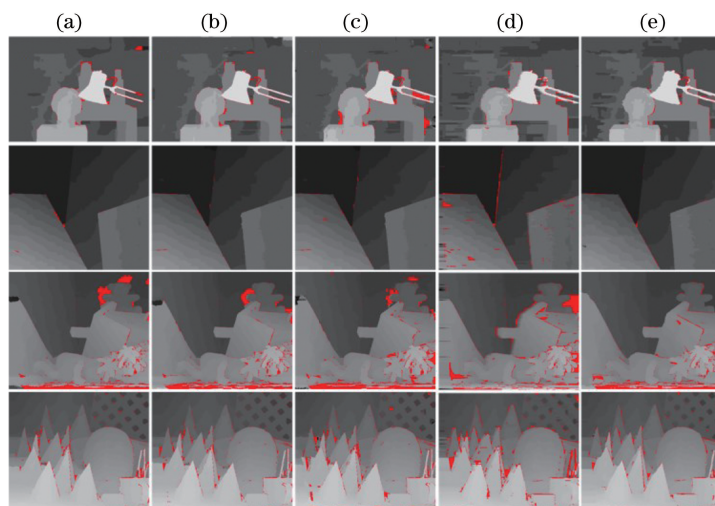


图 8 5 种算法得到的视差图。(a) CrossTrees+SP 算法；(b) CostFilter 算法；
(c) TwoStep 算法；(d) AdaptAggrDP 算法；(e) 本文算法

Fig. 8 Disparity maps obtained by five algorithms. (a) CrossTrees+SP algorithm; (b) CostFilter algorithm; (c) TwoStep algorithm; (d) AdaptAggrDP algorithm; (e) proposed algorithm

5.43%，与 CrossTrees+SP 算法得到的测量值相近，可见本文算法能够有效降低图像非遮挡区域的误匹配率，在图像遮挡区域和视差不连续区域也取得不错的匹配效果。

表 1 5 种算法的误匹配率
Table 1 Mismatching rates of five algorithms

%

Algorithm	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Average error (Nonocc)
	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc	Nonocc	All	Disc	
Proposed	1.25	2.18	6.72	0.24	0.84	3.27	5.54	10.50	14.90	2.77	9.02	7.98	2.45
CostFilter	1.52	1.85	7.61	0.20	0.39	2.42	6.16	11.80	16.00	2.71	8.24	7.66	2.65
CrossTrees+SP	1.68	1.99	7.82	0.22	0.32	2.84	6.23	11.70	14.80	2.52	7.71	7.50	2.66
TwoStep	2.91	3.68	13.3	0.27	0.45	2.63	7.42	12.60	18.00	4.09	10.10	10.30	3.67
AdaptAggrDP	1.57	3.50	8.27	1.53	2.69	12.40	6.79	14.30	16.20	5.53	13.20	14.80	3.86

4 结 论

提出一种基于色彩权值和树形动态规划的立体匹配算法,并从匹配代价计算、代价聚集、视差计算和视差精化等方面展开介绍。首先,将 AD、Census 变换和梯度信息用于代价计算,对图像边缘具有很好的区分性;其次在代价聚集阶段,提出了基于色彩权值的代价聚集方法,在十字交叉窗口的基础上引入自适应权值,有效提高了匹配精度;最后将树形动态规划的思想引入到视差求取阶段,相对于 WTA 或 DP 的方法,减小了误匹配率。

实验结果表明,本文算法在 Middlebury 平台上 4 组图像非遮挡区域的平均误匹配率为 2.45%,能够得到精度较高的稠密视差图。由于算法复杂度较高,为了更好地在实际中应用,在后续的工作中将优化代价聚集模块算法的结构,提高算法的运行效率,同时将最小生成树代替自适应窗口用于代价聚集也是后续研究的方向。

参 考 文 献

- [1] Lu Di, Lin Xue. A local stereo matching algorithm based on the combination of multiple similarity measures [J]. Robot, 2016, 38(1): 1-7.
卢迪, 林雪. 多种相似性测度结合的局部立体匹配算法 [J]. 机器人, 2016, 38(1): 1-7.
- [2] 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.
- [3] Zhang Qiang, Lu Shiqiang, Li Haibin, *et al.* Research on underwater stereo matching method based on color segmentation [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(8): 0815001.
张强, 卢士强, 李海滨, 等. 基于色彩分割的水下立体匹配算法的研究 [J]. 光学学报, 2016, 36(8): 0815001.
- [4] Li Q W, Ma Y P, He F J, *et al.* Bionic vision-based intelligent power line inspection system [J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2017, 2017: 4964287.
- [5] Bleyer M, Gelautz M. Simple but effective tree structures for dynamic programming-based stereo matching [C]. Third International Conference on Computer Vision Theory and Applications, 2008: 415-422.
- [6] Klaus A, Sormann M, Karner K. Segment-based stereo matching using belief propagation and a self-adapting dissimilarity measure [C]. 18th International Conference on Pattern Recognition, 2006, 3: 15-18.
- [7] Wang H Q, Wu M, Zhang Y B, *et al.* Effective stereo matching using reliable points based graph cut [C]. Visual Communications and Image Processing, 2013: 1-6.
- [8] Zhu Shiping, Li Zheng. A stereo matching algorithm using improved gradient and adaptive window [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 0110003.
祝世平, 李政. 基于改进梯度和自适应窗口的立体匹配算法 [J]. 光学学报, 2015, 35(1): 0110003.
- [9] Lee J, Jun D, Eem C, *et al.* Improved census transform for noise robust stereo matching [J]. Optical Engineering, 2016, 55(6): 063107.
- [10] Mei X, Sun X, Zhou M C, *et al.* On building an accurate stereo matching system on graphics hardware [C]. IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2011, 21(5): 467-474.
- [11] Shi Hua, Zhu Hong. Stereo matching based on adaptive matching windows and multi-feature fusion [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 29(3): 193-202.

- 时华, 朱虹. 基于自适应匹配窗及多特征融合的立体匹配[J]. 模式识别与人工智能, 2016, 29(3): 193-202.
- [12] Zhang K, Lu J B, Lafruit G. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2009, 19(7): 1073-1079.
- [13] Yao P, Zhang H, Xue Y B, *et al.* Iterative color-depth MST cost aggregation for stereo matching [C]. IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2016: 1-6.
- [14] Zhu Shiping, Yan Lina, Li Zheng. Stereo matching algorithm based on improved census transform and dynamic programming[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(4): 0415001.
祝世平, 闫利那, 李政. 基于改进 Census 变换和动态规划的立体匹配算法[J]. 光学学报, 2016, 36(4): 0415001.
- [15] Scharstein D, Szeliski R, Hirschmüller H. Middlebury stereo vision page [EB/OL]. [2017-05-22]. <http://vision.middlebury.edu/stereo>.
- [16] Hu T B, Qi B, Wu T J, *et al.* Stereo matching using weighted dynamic programming on a single-direction four-connected tree[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 116(8): 908-921.
- [17] Hosni A, Rhemann C, Bleyer M, *et al.* Fast cost-volume filtering for visual correspondence and beyond [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 35(2): 504-511.
- [18] Cheng F Y, Zhang H, Sun M G, *et al.* Cross-trees, edge and superpixel priors-based cost aggregation for stereo matching[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(7): 2269-2278.
- [19] Wang L Q, Liu Z, Zhang Z H. Feature based stereo matching using two-step expansion[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014: 452803.
- [20] Wang L, Yang R G, Gong M L, *et al.* Real-time stereo using approximated joint bilateral filtering and dynamic programming[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2014, 9(3): 447-461.