

结合局部二进制表示和超像素分割求精的立体匹配

刘艳^{1,2}, 李庆武^{1,2*}, 霍冠英^{1,2}, 邢俊¹

¹河海大学物联网工程学院, 江苏 常州 213022;

²常州市传感网与环境感知重点实验室, 江苏 常州 213022

摘要 为改善传统立体匹配视差图中目标边缘的毛刺现象,以及弱纹理和视差不连续区域的“阶梯效应”等,提出了一种结合局部二进制表示和超像素分割的立体匹配方法。首先融合二进制表示的窗口内像素的空间和颜色特征进行代价计算,并以此求得初始视差;然后将简单线性迭代聚类方法分割的结果作为像素的空间和颜色标记,为超像素内的目标边缘和其他像素点选择恰当的稳定点进行视差传播,以达到视差优化时边缘保持和空间平滑的目的。在 Middlebury 数据集上分别进行代价计算与优化方法的对比实验,结果表明,采用该算法获取的目标边缘的视差更为平滑,在左右视图中的遮挡区和不重叠区域获得的视差也比较准确,有效地降低了非遮挡区、全图、不连续区域的误匹配率。

关键词 机器视觉; 立体匹配; 局部二进制表示; 简单线性迭代聚类; 超像素; 视差优化

中图分类号 TP394.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0615003

Local Binary Description Combined with Superpixel Segmentation Refinement for Stereo Matching

Liu Yan^{1,2}, Li Qingwu^{1,2}, Huo Guanying^{1,2}, Xing Jun¹

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

²Changzhou Key Laboratory of Sensor Networks and Environmental Sensing, Changzhou, Jiangsu 213022, China

Abstract In order to polish up the target edge burring and staircase effect in low-textured regions or discontinuous regions, a stereo matching method based on the local binary description and superpixel segmentation is proposed. Firstly, the initial disparity is obtained by space and color features binary cost computation and winner-takes-all method. Then the segmentation results by simple linear iterative clustering method are labeled for each pixel's space and color features. In disparity refinement procedure, the appropriate fixed points are chosen to propagate disparity for both edge and inner pixels of each superpixel. Experiments with Middlebury datasets are mainly carried out in the initial disparity considerations and disparity refinement. The result shows that the disparity maps are much smoother especially in target boundary. The proposed method can achieve more accurate disparity value in non-overlapping and occluded regions between reference image and matching image, which effectively reduces the mismatching rate in non-occluded, all, and discontinuity regions.

Key words machine vision; stereo matching; local binary description; simple linear iterative clustering; superpixel; disparity refinement

OCIS codes 150.1135; 100.6890; 330.1400

1 引 言

立体匹配是双目视觉技术的关键,匹配的质量直接影响距离或尺寸测量的精度,同时对机器人导

航、精密工业测量^[1]、物体识别、虚拟现实、场景重建和勘测等结果的准确与否影响至关重要。立体匹配算法可分为局部、全局和半全局立体匹配算法,通常包括代价计算、代价聚合、视差计算、视差优化等步

收稿日期: 2017-11-03; 收到修改稿日期: 2018-01-17

基金项目: 国家自然科学基金(41706103)、江苏省重点研发计划(BE2017648)

作者简介: 刘艳(1984—),女,硕士,实验师,主要从事信息获取与处理、计算机视觉方面的研究。

E-mail: liuyan_s@163.com

* 通信联系人。E-mail: li_qingwu@163.com

骤,其中前三个步骤为初始视差计算。全局立体匹配算法通常随机生成或利用图像某一全局特征生成粗略视差图,再采用置信度传播^[2-3]、动态规划^[4]、生成树^[5-6]等方法进行视差优化。半全局立体匹配算法利用局部信息获取比较准确的初始视差,再采用与全局算法类似的优化方法进行求精。局部立体匹配算法常利用以像素点为中心的窗口像素(即局部窗口)信息来获取该像素点的初始视差,再采用左右一致性检测、视差传播、中值滤波等方法进行视差优化。

在局部立体匹配算法中,通常利用像素的灰度与颜色特征进行代价计算,如像素点灰度差的平方和(SSD)、绝对值和(SAD)、归一化交叉相关(NCC)、Rank变换、Census变换等^[7],并通过代价值最小化方法进行视差估计。由于单一的像素特征在代价计算时依赖于支持域或窗口的选取,导致进行传播的稳定点不够精确,视差图常出现大块的“黑洞”,因此,需要结合多种像素特征以获得更好的匹配效果。Lin等^[8]结合自适应支持窗口的局部二进制表示和Lab颜色特征进行初始视差计算,提高了匹配的精度。Guo等^[9]通过自适应支持窗口改进Census变换,提高了匹配速度,但降低了匹配精度。祝世平等^[10]基于交叉形状窗口改进Census变换,使该算法对噪声具有很好的稳健性。彭新俊等^[11]采用异常值控值与剔除策略提高了Census变换及交叉代价聚合的可靠性,能够应对光照变化和噪声干扰引起的匹配精度不高等问题。Zhang等^[12]采用局部二进制方法大大提高了局部匹配算法的精度。Lee等^[13]结合图像梯度信息和Census变换提高了代价计算的准确性,并利用自动随机生成方法进行视差优化。

非参数变换虽然能有效提高匹配精度,但因图像中不连续的边界或物体边缘过多导致视差图中出现较多毛刺和误差,以及弱纹理和视差不连续区域普遍存在的“阶梯效应”,匹配准确率受到较大影响。因此,在代价计算时需要融合图像多种特征,针对容易出现匹配错误的目标边缘进行准确的视差传播。本文针对以上问题,结合局部二进制表示和超像素分割进行立体匹配,先基于空间和颜色的像素二进制代价计算和赢者通吃(WTA)策略得到初始视差图,再利用超像素分割结果给每一像素进行空间和颜色标记,使每个超像素区域包含更多的空间信息,在视差传播时达到边缘保持和空间平滑的目的,提高立体匹配算法的匹配精度。

2 算法描述

2.1 基于局部二进制表示的初始视差计算

局部或半全局立体匹配算法中,初始视差的计算直接影响最终视差的精度。利用灰度信息进行初始视差计算,容易在光线强弱不一致区域导致视差计算错误;非参数代价计算方法,如Rank变换和Census变换作为一种距离度量,具有灰度不变性,能够在一定程度上适应光线变化引起的灰度值变化。本文结合二进制稳健独立基本特征(BRIEF)描述子^[14]和窗口内像素点颜色的SAD来计算参考图像中每一像素的匹配代价的初始视差。

与Census变换相似,BRIEF描述子定义为:在固定大小的窗口 W 内,比较中心像素与周围邻居像素之间的大小关系。若中心像素点 x 的灰度比邻域像素点的灰度小,则该二进制编码为1,否则为0。参考图像中每一像素点 x 与其固定窗口中的每个邻域像素点 y 的大小关系都对应一个二值编码序列,为

$$B(x) = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau(p; x, y), \quad (1)$$

式中 n 为窗口 W 内像素点总数, $\tau(p; x, y)$ 为表征BRIEF描述子的二进制函数,即

$$\tau(p; x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } p(x) < p(y) \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (2)$$

式中 $p(x)$ 和 $p(y)$ 分别为点 x 和 y 的像素值。

由于单一的灰度信息在图像特征描述上的不充分,因此需要考虑图像颜色信息,并融合两种特征进行代价计算。颜色特征同样采用二进制表示,首先计算中心像素点 x 与窗口 W 内与其他像素点 y 分别在R、G、B颜色空间的绝对差之和,即

$$S(x) = \sum_{x, y \in W} [|p_R(x) - p_R(y)| + |p_G(x) - p_G(y)| + |p_B(x) - p_B(y)|], \quad (3)$$

式中 p_R 、 p_G 、 p_B 分别表示像素点在R、G、B颜色空间的像素值。

因视差计算中普遍存在边缘过分割问题,对图像中存在目标边缘的像素位置需要单独进行代价计算。采用Canny边缘检测算法先将图像边缘像素点进行标记,并为各边缘点的颜色信息标记定义自适应阈值 $T = \frac{1}{4} S(x)$ 。表征颜色的二进制函数 $\tau_s(I; x, y)$ 定义为

$$\tau_s(I; x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } S(x) \leq T \\ 0, & \text{else} \end{cases}. \quad (4)$$

固定窗口 W 内每一像素点 x 的颜色二值编码序列为

$$B_S(x) = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau_S(I; x, y). \quad (5)$$

结合窗口内的 BRIEF 描述子特征和颜色边缘特征, 计算像素点 x 的匹配代价

$$C(x, d) = \|B(x) \oplus B(x_d) \& B_S(x)\|, \quad (6)$$

式中 \oplus 和 $\&$ 分别为按位“异或”和“与”。由(6)式计算出每一个视差下每个像素点的代价, 根据 WTA 策略, 选择最小的代价对应的视差值为当前像素视差值, 得到初始视差图。

以 Cones 图为例, 获取的初始视差图如图 1(c) 所示, 误匹配点标记如图 1(d) 红色区域所示。

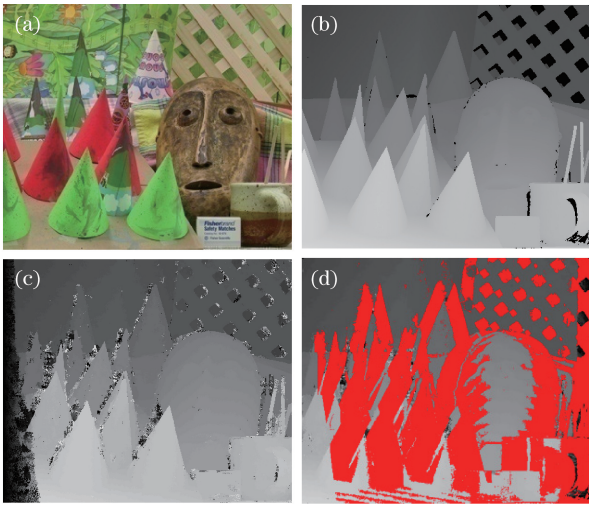


图 1 Cones 的视差图。(a) Cones 左视图; (b) 真实视差图; (c) 初始视差图; (d) 误匹配检验结果

Fig. 1 Disparity images of Cones. (a) Left view of Cones; (b) true disparity image; (c) initial disparity image; (d) mismatching test result

2.2 基于超像素分割的视差优化

分别计算出左右视图的初始视差图后, 需要对其进行一致性检查, 将视差图的像素分为匹配点和误匹配点(包含遮挡点和不稳定点)两类。如果从左视图和右视图得到的像素视差相差大于等于 1, 则认为该点为误匹配点, 否则为匹配点。后续视差优化采用这些匹配点进行视差传播。

超像素生成算法是将像素组合成感知有意义的原子区域, 用于替换像素网络的刚性结构, 是一种便捷的计算图像特征并大幅度降低后续图像处理任务复杂度的方法^[15]。简单的线性迭代聚类(SLIC)采用 k 均值聚类方法高效地生成超像素, 能以更快的速度更好地获取边界。具有的两大特点: 1) 在对图像中每一像素的搜索和标记过程中, 将搜索空间限

制为与超像素大小成比例的区域, 这一过程能显著减少图像分割过程中的距离计算, 从而降低算法的线性复杂度; 2) 在迭代分割过程中, 采用加权距离来衡量和标记图像像素间的颜色和空间接近度, 提供对超像素的尺寸和紧凑性的控制, 使算法复杂度降低的同时能够获得更准确的分割结果。SLIC 超像素分割结果依赖于超像素数量以及颜色和空间到聚类各自的最大距离(即紧密度)。为达到更高的超像素边缘吻合度, 紧密度 m 应取较小值, 图 2 为以 Cones 左图为例进行的 SLIC 分割, m 取值为 6, 超像素数量 M 分别设置为 800、1600、2400、3200。

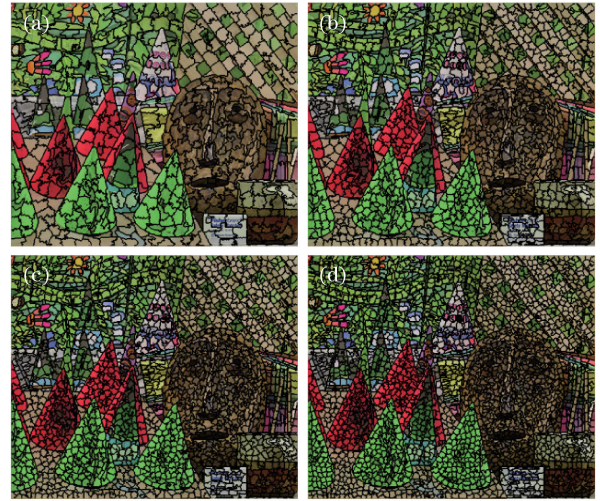


图 2 不同超像素数量的分割效果。(a) $M=800$; (b) $M=1600$; (c) $M=2400$; (d) $M=3200$

Fig. 2 Segmentation results for various numbers of superpixel. (a) $M=800$; (b) $M=1600$; (c) $M=2400$; (d) $M=3200$

根据 SLIC 超像素分割的结果, 对每个超像素分别进行视差优化, 算法步骤为:

1) 计算每个超像素中的误匹配点比例, 即

$$p_{\text{occ}}(S_k) = \frac{\sum_{(i,j) \in S_k} \text{err}(i,j)}{S_k}, \quad (7)$$

式中 S_k 为第 k 个超像素; 如果像素点 (i, j) 为误匹配点, 则 $\text{err}(i, j) = 1$; 如果 $p_{\text{occ}}(S_k)$ 为 0, 则该超像素中没有误匹配点, 计算下一个超像素, 否则执行步骤 2)。

2) 在 S_k 中寻找一个匹配点, 计算它与其他匹配点的视差差值, 将差值最小者对应的像素点视差定义为 d_v 。

3) 由于超像素边缘点通常为视差急剧变化点, 对超像素边缘与超像素内各点分开赋值。先对超像素边缘各点进行视差传播, 如果该边缘点为误匹配点, 则将 d_v 作为其视差。

4) 对超像素内的每个误匹配点进行视差传播。搜索超像素内与待传播的误匹配点 (i, j) 颜色距离 $d_{\text{RGB}} < T_c$ ($T_c = 1/255$)的点 (i', j') ,若该点为匹配

点,则将该点视差作为待传播的误匹配点视差;若满足 $d_{\text{RGB}} < T_c$ 的点为误匹配点,则将 d_v 作为其视差。颜色距离 d_{RGB} 定义为

$$d_{\text{RGB}} = \sqrt{[R(i, j) - R(i', j')]^2 + [G(i, j) - G(i', j')]^2 + [B(i, j) - B(i', j')]^2}, \quad (8)$$

式中 $R(i, j)$ 、 $R(i', j')$ 、 $G(i, j)$ 、 $G(i', j')$ 、 $B(i, j)$ 、 $B(i', j')$ 分别表示像素点在R、G、B颜色空间的像素值。

5) 将已执行视差传播的误匹配点标记更新为匹配点,并对下一个误匹配点进行视差传播,直至超像素内所有误匹配点更新完毕。

根据SLIC超像素分割结果的标记进行上述步骤的视差优化后,图像中遮挡区和误匹配点的视差将得到修正,左右视图中不重叠区域的视差也将得到修正。因为分割时同时考虑了图像的颜色和空间信息,所以对图像中存在边缘的目标边界吻合度很高,在欠分割误差方面较其他方法有较大优势。超像素分割结果中的超像素空间紧密性及边缘保持性能够很好地保证每个像素点与领域像素点的视差一致性,从而较好地解决视差优化中的空间平滑和边缘不连续性问题。

3 实验及结果分析

检验算法性能的图片来源于Middlebury网站提供的数据集^[16],所有算法均在Intel(R) Celeron (TM)i7-4720 CPU @2.60 GHz 硬件平台上运行。

Middlebury数据集图像较多,先选用4组标准图像对进行初始视差结果分析、超像素个数选取分析和视差优化性能实验和分析,这4组标准图像分别为前景突出的Tsukuba,低纹理、目标数量较少但图像面积大的Venus,光照条件好、颜色信息丰富的Teddy,以及目标数量多、纹理丰富的Cones。除这4组标准左、右立体图像对外,还对数据集中另外10幅图进行算法整体效果实验和分析。

3.1 初始视差求取结果与分析

图3为对Tsukuba、Venus、Teddy、Cones图的视差求取及优化结果,图3(a)~(d)分别为原图、Census^[17]、GD-Census^[13](结合梯度信息与Census变换的方法)、本文方法得到的初始视差。在低纹理区域,Census方法出现了错误的匹配结果,如Tsukuba图中的灯罩、Venus图左侧的彩色报纸出现了大面积的误匹配;GD-Census方法较Census方法在目标边缘得到更准确的结果,如Teddy图中的玩具屋屋檐、Cones图中的面具边缘。而本文方法无论是在低纹理区域还是目标边缘,都能够得到更为准确的视差。

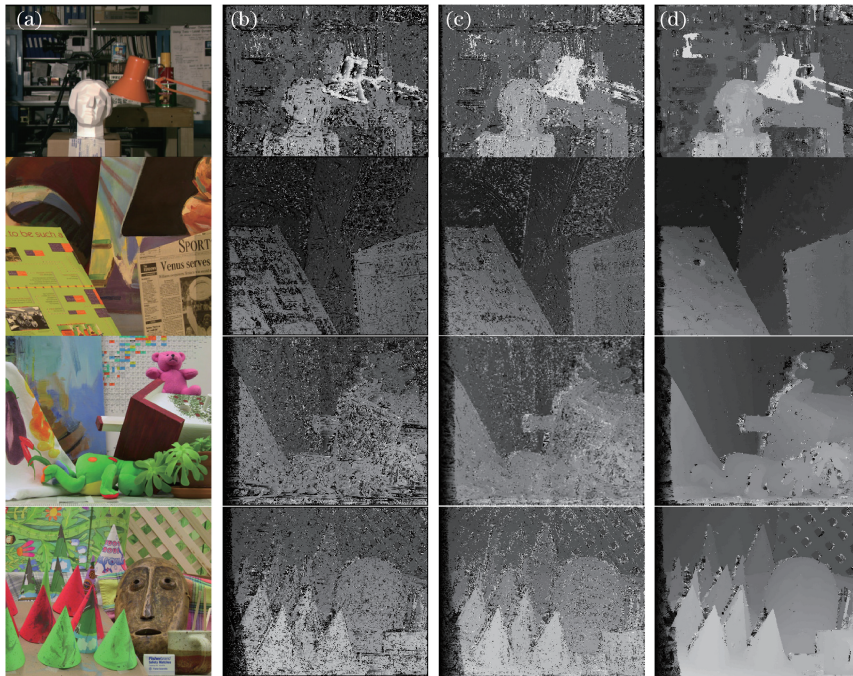


图3 初始视差求取结果对比。(a)原图;(b)Census方法;(c)GD-Census方法;(d)本文方法

Fig. 3 Comparison of initial disparity results. (a) Reference image; (b) Census method; (c) GD-Census method; (d) proposed method

3.2 视差优化结果与分析

3.2.1 超像素个数的选取

分别对 4 组图像对进行不同超像素个数的测试,超像素个数 M 分别为 800、1600、2400、3200。图像中超像素个数过少时,每一超像素体内的错误点相对较多,视差传播迭代次数将增大;而当超像素个数过多时,虽然平均每一超像素体内的错误点相对较少,但循环搜索每一超像素体的次数也将增多,耗时也将增大。因此视差优化的耗时与超像素个数并非线性关系,如图 4(a)所示。结合图 3(a)及图 4(a)的实验耗时对比可以看出,视差搜索范围越大和图像分辨率越大,耗时越多,这与超像素分割的算法复杂度 $O(n)$ 保持一致;对比视差搜索范围和图像分辨率一致的 Teddy 与 Cones 图,二者纹理丰富,但 Cones 图的目标边缘点较多,在超像素边缘及像素体内分别进行视差传播的点也比较多,因而耗时更多;对低纹理的 Venus 图像对而言,优化时间随超像素个数的不同而变化不大。从图 4(b)可以看出,不连续区域平均错误率随超像素个数增加而减少,而在超像素个数为 1600 时,非遮挡区、全图区域的错误率最小。综合考虑以上因素及实验结论,后续实验中均选用 $M=1600$ 时的实验数据进行算法时间比较和主客观评价。

3.2.2 优化时间对比

SLIC 分割算法的复杂度为 $O(n)$,仅与像素的数量线性相关,是目前最快的超像素算法,图 4 中 4 种超像素数量平均分割时长均小于 0.3 s。

由于全局算法和半全局算法的视差优化是基于粗估计的视差图进行的,耗时往往比较长,本文仅与执行速度较快的一种全局优化算法——基于最小生

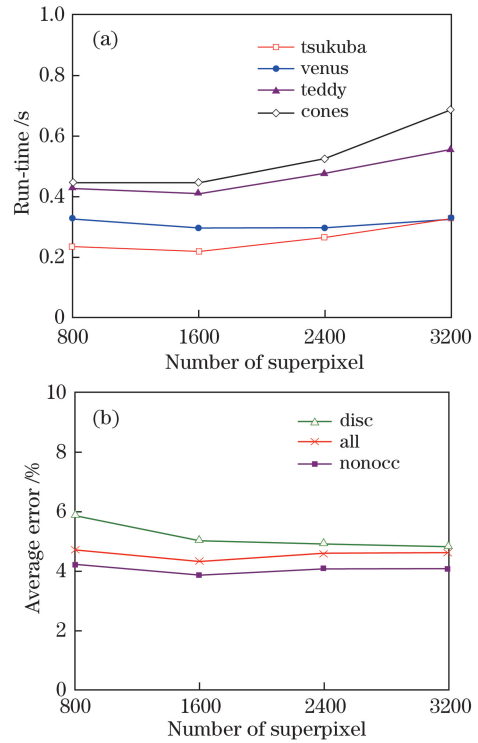


图 4 超像素个数对(a)优化速度和(b)优化质量的影响

Fig. 4 Effect of numbers of superpixel on the (a) speed and (b) quality

成树(MST)^[18]的视差优化方法进行对比。由于基于 MST 的视差优化与基于粗估计的视差采用相同的判断条件,初始视差的来源会对视差结果产生影响。因此,在对比时采用两种 MST 方法,表 1 中的 MST 为针对 2.1 节描述的初始视差计算结果采用 MST 方法的视差优化结果;表 1 中的预处理加权代价和平滑约束(WCPSP)来源于文献[19]直接运行的结果。另外,还与文献[10]中的视差后处理方法(简称为 DR)进行了对比。

表 1 4 种算法的优化时间

Table 1 Running time of four methods

Item	Tsukuba	Venus	Teddy	Cones
Image resolution / (pixel×pixel)	384×288	434×383	450×375	450×375
Disparity search range /pixel	0-15	0-19	0-59	0-59
MST /s	1.201	2.215	1.123	1.232
WCPSP /s	1.513	2.355	2.012	2.356
DR /s	1.529	1.388	2.855	2.620
Proposed method /s	0.202	0.296	0.405	0.445

由表 1 可知,相同超像素个数条件下,优化时间与图像分辨率有关,分辨率越高,优化时间越长。本文方法的优化速度比常规方法提高约 5 倍,比 MST 方法也有大幅度提高。

3.2.3 优化效果分析

本文方法在图像遮挡区和左右视图中不重叠区域的视差优化效果显著。以 Cones 为例,视差优化后的错误点明显减少(图 5)。在多个圆锥形物体的

边缘和网格背景等视差不连续区域,纠正了“阶梯效应”引起的诸多错误点,得到更精确的遮挡区和不连续区域视差;由于 Middlebury 网站提供的 Non-occluded 参考图不包括左右视图中的不重叠区域,因此对该区域的错误点没有进行检测和错误率的计算。很显然,采用本文算法不仅能得到该区域的视差,而且视差结果从图像主观效果看更接近真实视差。

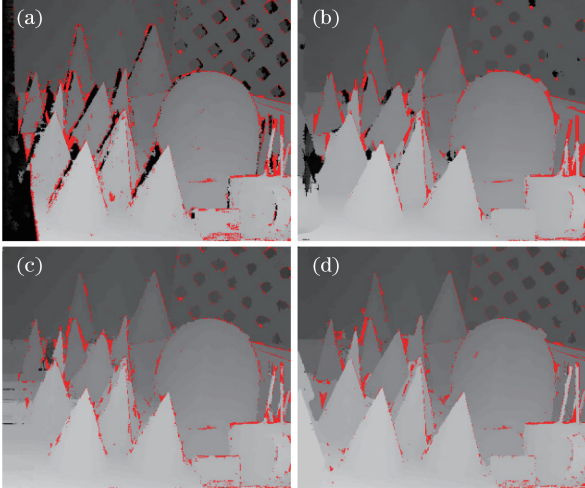


图 5 Cones 图视差优化后的误匹配检测结果。(a) MST 方法;(b) WCPSP 方法;(c) DR 方法;(d) 本文方法

Fig. 5 Mismatching test result for Cones after disparity refinement. (a) MST method;

(b) WCPSP method; (c) DR method; (d) proposed method

此外,执行视差优化步骤后,左右视图中不重叠区域的视差优化效果突出(图 6)。图 6(a)~(e)依次为真实视差图,左右视图中不重叠区域的初始视差图,执行 MST、WCPSP、DR 和本文方法的视差图。

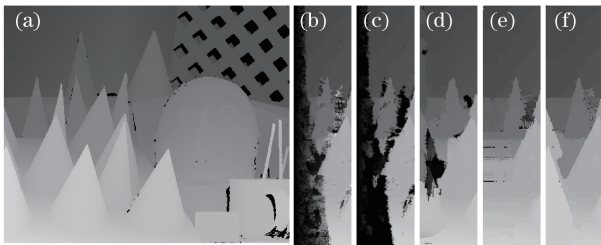


图 6 左右视图中不重叠区域的视差图。(a)真实视差图;(b)初始视差图;(c) MST 方法;(d) WCPSP 方法;(e) DR 方法;(f)本文方法

Fig. 6 Disparity images of non-overlapping region between reference image and match image. (a) Ground truth disparity image; (b) initial disparity image; (c) disparity images using (c) MST method, (d) WCPSP method, (e) DR method and (f) proposed method

图 7 所示为对 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 等 4 幅图的视差求取及优化结果,图 7(a)~(e)分

别为真实视差图,以及由 MST、WCPSP、DR 和本文方法得到的最终视差图。MST 算法对图像的局部信息考虑不足,对整幅图像用一个相同的判断条件进行分割,导致视差图存在明显的黑洞,如 Venus、Teddy 的背景部分。WCPSP 方法求取的视差图虽然比较平滑,但在左右视图中的不重叠区域存在大块的视差求取漏洞。DR 方法对视差的精细处理较好,但存在过分割现象(如 Cones 图中多个三角区域),对左右视图中不重叠区域的视差传播不够准确。除 WCPSP 方法外,其他方法在 Tsukuba 背景部分与真实视差图有较大差距,这是由于初始视差计算时考虑了颜色和空间信息,而原图中背景部分实际上是存在视差的。相比其他算法,本文算法对 Tsukuba 的台灯支架视差的优化更为平滑和完整。对于 Venus、Teddy、Cones 图,由于采用了 SLIC 分割方法,所得到的图像边缘细节保持较好,边缘部分视差更加平滑,对左右视图不重合部分的视差传播也非常接近真实视差。

参照 Middlebury 立体评价对图 6 中的 4 幅图的视差计算和优化结果进行测试,测试参数分别为 E_{nonocc} 、 E_{all} 、 E_{disc} ,即非遮挡区、全图、不连续区域的误匹配像素百分比,计算方法分别为

$$\begin{cases} E_{\text{nonocc}} = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in n_{\text{nonocc}}} [|d_c(i,j) - d_T(i,j)| > \delta_d] \\ E_{\text{all}} = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in n_{\text{all}}} [|d_c(i,j) - d_T(i,j)| > \delta_d] \\ E_{\text{disc}} = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in n_{\text{disc}}} [|d_c(i,j) - d_T(i,j)| > \delta_d] \end{cases}, \quad (9)$$

式中 $d_c(i,j)$ 为各算法运行得到的视差, $d_T(i,j)$ 表示图像的真实视差, N 表示图像中对应区域所有像素点的总数, δ_d 为视差阈值,表 2 中 $\delta_d = 1$ pixel, NonPost 为 3.1 节中求得的初始视差。

不论是对背景和目标单一的 Venus 图还是纹理丰富的 Cones 图,本文方法在不连续区域、非遮挡区、全图区域的错误率均小于其他视差优化方法。其中,Venus 图的非遮挡区、全图、不连续区域错误率分别为 0.81%、1.27%、5.24%,比优化前降低约 75%;Cones 图为 2.86%、7.97%、8.09%,比优化前降低约 45%。本文算法比初始视差图的平均错误率降低约 50%,错误率显著低于其他视差优化算法的错误率。

3.3 其他图像的匹配结果

为进一步说明本文算法求取视差图的准确性,

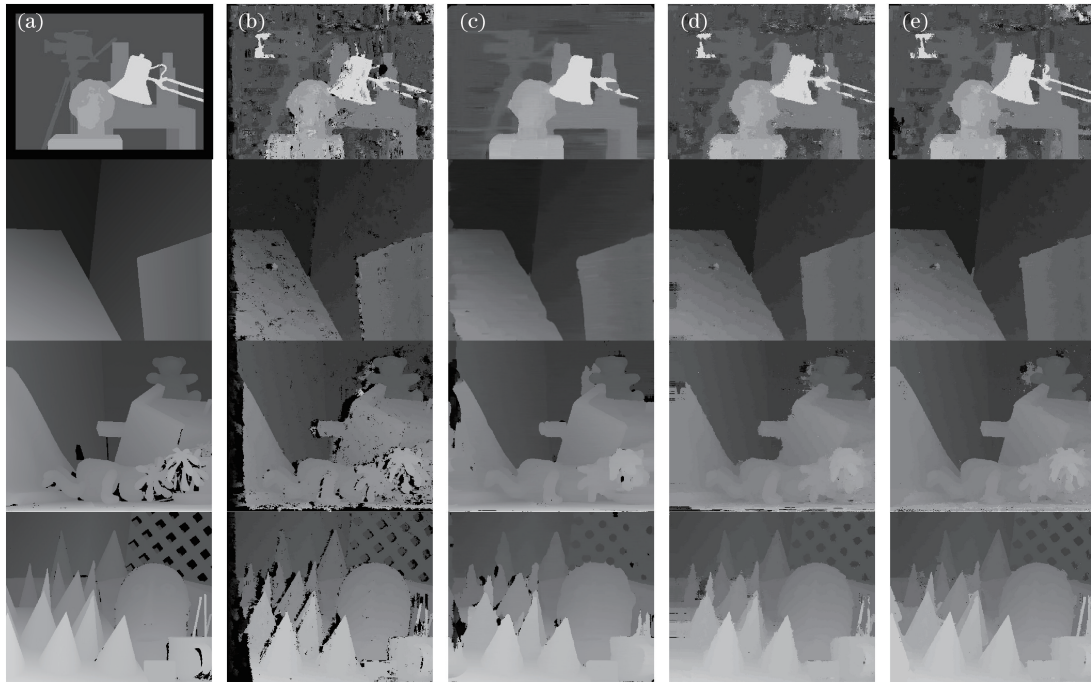


图 7 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 的优化结果。(a)真实视差;(b) MST 方法;
(c) WCPSP 方法;(d) DR 方法;(e)本文方法

Fig. 7 Refinement results for Tsukuba, Venus, Teddy, and Cones. (a) Ground truth disparity; (b) MST method;
(b) WCPSP method; (c) DR method; (d) proposed method

表 2 优化算法的错误率对比

Table 2 Comparison of error rate of optimization algorithm

Item	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones		
	E_{nonocc}	E_{all}	E_{disc}	E_{nonocc}	E_{all}	E_{disc}	E_{nonocc}	E_{all}	E_{disc}	E_{nonocc}	E_{all}	E_{disc}
NonPost	11.24	9.06	18.40	4.01	5.61	19.90	9.99	20.81	23.79	4.47	15.64	14.19
MST	11.59	13.11	19.22	4.05	5.66	20.18	10.71	19.91	25.28	5.39	15.92	14.84
WCPSP	3.01	4.00	12.29	0.86	1.54	9.29	3.74	9.69	11.16	3.99	11.18	11.80
DR	5.17	5.61	12.86	1.03	1.69	7.83	6.48	14.20	16.56	3.46	8.90	9.99
Proposed method	4.39	4.66	9.77	0.81	1.27	5.24	6.94	11.77	17.50	2.86	7.97	8.09

对 Middlebury 数据集中另外 10 组图像对进行了对比实验。10 组标准图像对分别为 Baby3、Bowling2、Cloth3、Dolls、Flowerpots、Lampshade1、Midd2、Moebius、Monopoly、Rocks2，其分辨率分别为 437 pixel×370 pixel、443 pixel×370 pixel、417 pixel×370 pixel、463 pixel×370 pixel、437 pixel×370 pixel、433 pixel×370 pixel、455 pixel×370 pixel、463 pixel×370 pixel、443 pixel×370 pixel、425 pixel×370 pixel。实验时，10 组标准图像的视差搜索范围分别为 0~52 pixel、0~67 pixel、0~56 pixel、0~74 pixel、0~61 pixel、0~65 pixel、0~62 pixel、0~73 pixel、0~54 pixel、0~57 pixel，其他参数均保持不变。对比方法分别为 WCPSP 方法、二进制立体匹配(BSM)^[12]方法、自动随机生成(ARW)^[13]方法，评测参数为

E_{nonocc} 和 E_{all} ，评测结果如图 8 所示。

从图 8 可以看出，本文算法几乎在所有被测图像的非遮挡区和全图区域的错误率均最小。由于 Lampshade1 的色度单一，颜色特征不够明显，本文算法未能取得比 WCPSP 方法更低的非遮挡区域的错误率。需要说明的是，Middlebury 数据集中的非遮挡区域错误率的计算并不包括左右图不重叠区域，如将该区域错误率也进行计算时，本文方法将得到更低的非遮挡区域错误率值。

4 结 论

提出了一种结合局部二进制表示和超像素分割的立体匹配方法，初始视差图主要利用空间和颜色的像素二进制特征进行代价计算和 WTA 策略求得，

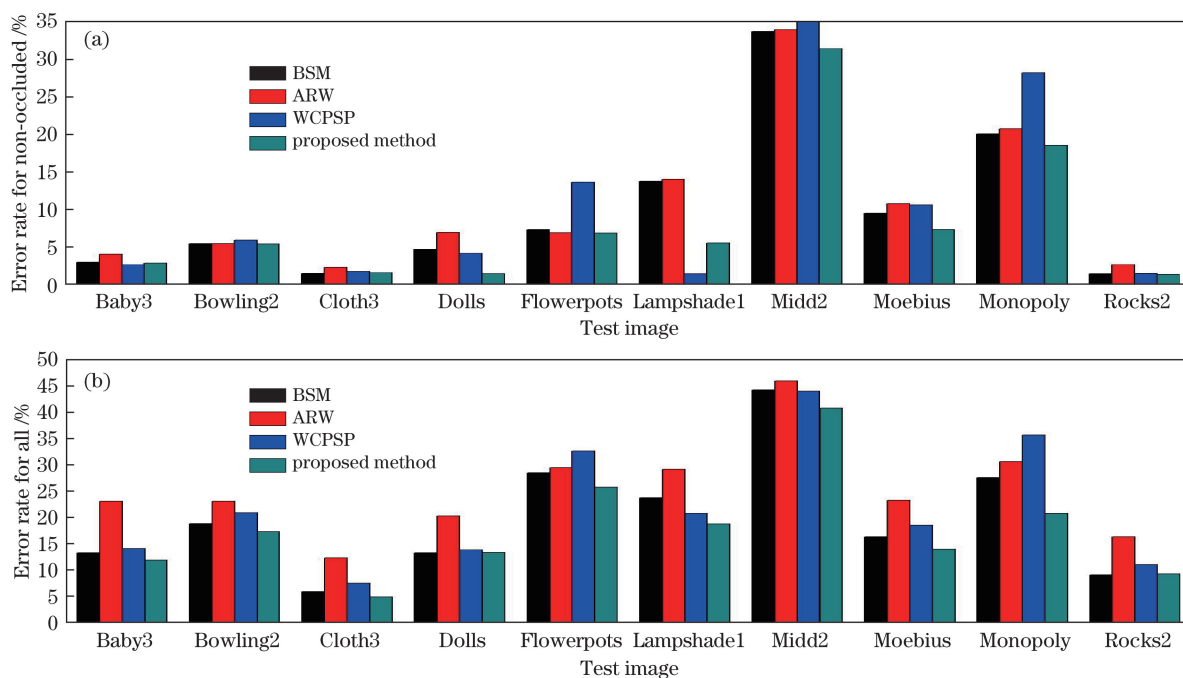


图 8 WCPSP、BSM、ARW、本文方法错误率对比。(a)非遮挡区的错误率;(b)全图错误率

Fig. 8 Comparisons of error rates using WCPSP, BSM, ARW, and proposed method.

(a) Percentage of bad pixel for non-occluded; (b) percentage of bad pixel for all

优化视差图利用超像素分割结果进行视差传播求得。由于考虑了窗口像素的空间相关性和颜色信息,代价聚合过程能够更好地适应光线变化引起的灰度值变化,具有灰度不变性,减少了初始视差图中的误匹配点;通过超像素分割给每一像素进行空间和颜色标记,对目标边缘和超像素内的每一像素点选择准确的视差传播稳定点,能够保持视差优化时目标边缘准确和空间平滑。实验在 Middlebury 数据集上进行,对比了局部二进制表示与其他距离度量表示方法求取初始视差的效果;分析不同超像素个数对优化速度和质量的影响并选择最优超像素个数进行视差优化对比实验;针对本文方法在多幅图像中的实验结果与其他算法进行了比较。结果表明,本文方法在初始视差计算和视差优化阶段都能取得较好的效果,尤其是视差优化后非遮挡区、全图、不连续区域的错误率比优化前降低约 45%,左右视图中不重叠区域的视差更接近真实视差。

参 考 文 献

[1] Shan B H, Huo X Y, Liu Y. A stereovision measurement method using epipolar constraint to correct digital image correlation matching[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(8): 0804003.
单宝华, 霍晓洋, 刘洋. 一种极线约束修正数字图像相关匹配的立体视觉测量方法[J]. 中国激光, 2017,

44(8): 0804003.
[2] Yang Q, Wang L, Yang R, *et al.* 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.
[3] Tanai T, Matsushita Y, Sato Y, *et al.* Continuous 3D label stereo matching using local expansion moves[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017: 1-20.
[4] Mei X, Sun X, Zhou M, *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.
[5] Ji Y H, Ma L Z. Stability-based tree for disparity refinement[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(12): 2159-2167.
季雨航, 马利庄. 基于稳定树的立体匹配视差优化算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(12): 2159-2167.
[6] Yao P, Zhang H, Xue Y, *et al.* Iterative color-depth MST cost aggregation for stereo matching[C]. IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2016: 1-6.
[7] Hamzah R A, Ibrahim H. Literature survey on stereo vision disparity map algorithms[J]. Journal of Sensors, 2016, 2: 1-23.
[8] Lin C H, Liu C W. Accurate stereo matching

- algorithm based on cost aggregation with adaptive support weight[J]. *The Imaging Science Journal*, 2015, 63(8): 423-432.
- [9] Guo S, Xu P, Zheng Y. Semi-global matching based disparity estimate using fast Census transform[C]. *International Congress on Image and Signal Processing, Biomedical Engineering and Informatics*, 2017: 548-552.
- [10] Zhu S P, Yan L N, Li Z. A stereo matching algorithm using improved gradient and adaptive window[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.
- [11] Peng X J, Han J, Tang Y, *et al.* Anti-noise stereo matching algorithm based on improved Census transform and outlier elimination[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(11): 1115004.
彭新俊, 韩军, 汤踊, 等. 基于改进 Census 变换和异常值剔除的抗噪立体匹配算法[J]. *光学学报*, 2017, 37(11): 1115004.
- [12] Zhang K, Li J, Li Y, *et al.* Binary stereo matching[C]. *21st International Conference on Pattern Recognition*, 2012: 356-359.
- [13] Lee S, Lee J H, Lim J, *et al.* Robust stereo matching using adaptive random walk with restart algorithm[J]. *Image and Vision Computing*, 2015, 37: 1-11.
- [14] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, *et al.* Brief: binary robust independent elementary features[C]. *European Conference on Computer Vision*, 2010, 6314: 778-792.
- [15] Achanta R, Shaji A, Smith K, *et al.* SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [16] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 47(1/2/3): 7-42.
- [17] Lee J, Jun D, Eem C, *et al.* Improved Census transform for noise robust stereo matching[J]. *Optical Engineering*, 2016, 55(6): 063107.
- [18] Yang Q. Stereo matching using tree filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(4): 834-846.
- [19] Yang Q. Local smoothness enforced cost volume regularization for fast stereo correspondence[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(9): 1429-1433.