基于改进代价计算和自适应引导滤波的立体匹配

闫利,王芮*,刘华,陈长军

武汉大学测绘学院,湖北 武汉 430079

摘要 针对现有局部立体匹配算法在弱纹理区域匹配精度低的问题,提出一种基于改进代价计算和自适应引导滤 波代价聚合的局部立体匹配算法。该算法首先将增强后的梯度信息与基于增强梯度的 Census 变换相结合,构建 代价计算函数;然后对图像的每一个像素构建自适应形状十字交叉窗口,并基于自适应窗口进行引导滤波代价聚 合;最后通过视差计算和多步视差精化得到最终的视差图。实验结果表明,改进后的算法在 Middlebury 测试平台 上对标准立体图像对的平均误匹配率为 4.80%,与基于传统引导滤波器的立体匹配算法相比,本文算法在弱纹理 区域取得更好的匹配结果。

关键词 机器视觉; 立体匹配; 代价计算; 自适应引导滤波; Census 变换 中图分类号 P232 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1115007

Stereo Matching Method Based on Improved Cost Computation and Adaptive Guided Filter

Yan Li, Wang Rui*, Liu Hua, Chen Changjun

School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China

Abstract To solve the problem of low matching accuracy in textureless regions, a local stereo matching method is proposed based on improved cost computation and adaptive shape guided filter. First, an efficient cost function combining enhanced image gradient and enhanced gradient-based Census transform is introduced for cost computation. Then, an adaptive shape cross-based window is constructed for each pixel, and guided filter aggregation is implemented based on this adaptive window. The final disparity map is obtained after disparity computation and multi-step disparity refinement. The experimental results demonstrate that the average matching error rate of the proposed algorithm is 4.80% for stardard image paris on Middlebury benchmark. Compared with traditional guided filter-based method, the proposed method has better matching results in textureless regions. **Key words** machine vision; stereo matching; cost computation; adaptive guided filter; Census transform **OCIS codes** 150.1135; 330.1400; 100.6890

1引言

立体匹配是通过寻找同一场景在不同视角下的 两幅或多幅图像的像素匹配点,逐像素获取视差,从 而恢复场景深度信息的过程,是摄影测量和计算机 视觉领域的重要研究课题,在三维重建^[1]、数字表面 模型生成^[2]、虚拟现实和无人驾驶^[3]等领域有着广 泛的应用。Scharstein等^[4]对典型的立体匹配算法 进行了研究和总结,形成了立体匹配算法的理论框 架,将现有的立体匹配算法分为全局算法和局部算 法两类。全局立体匹配算法通过全局能量函数最小 化来求取视差,精度较高但是计算复杂,常见的全局 算法有置信度传播匹配算法^[5-6]、图割法^[7]和动态规 划匹配算法^[8-9]等。局部立体匹配算法利用窗口内 的邻域信息来进行匹配,精度较全局算法差,但是计 算复杂度低,易于实现。局部立体匹配算法通常可 以分为4步:1)匹配代价计算;2)代价聚合;3)视差 计算/优化;4)视差精化。

常见的匹配代价计算方法有基于像素的匹配代价、基于窗口的匹配代价、基于窗口的匹配代价、基于非参数变换的匹配代价,以及互信息^[10]。基于像素的匹配代价包括灰度 差绝对值(AD)、灰度差平方(SD)、采样不敏感的 BT(Birchfiedld-Tomasi)^[11]等;基于窗口的匹配代 价包括灰度差绝对值和(SAD)、灰度差平方和和归

收稿日期: 2018-05-23; 修回日期: 2018-06-22; 录用日期: 2018-07-12

基金项目:国家重点研发计划(2017YFC0803802)

^{*} E-mail: ruilawang@whu.edu.cn

一化互相关等;基于非参数变换^[12]的匹配代价包括 Census 和 Rank。其中,基于图像颜色的算法(AD、 SD等)对噪声和光照变化非常敏感,Census 变换对 光照变化具有较好的稳健性,但是在重复纹理区域 效果较差;因此,将多种代价函数相结合构造新的匹 配代价的方法被更广泛使用。Hosni等^[13]将 SAD 和梯度信息相结合作为新的匹配代价函数;Mei 等^[14]结合 AD 和 Census 变换进行代价计算,在弱 纹理区域和重复纹理结构区域都取得了很好的结 果;Zhu 等^[15]将 AD、梯度信息和 Census 变换结合, 提高了算法的匹配精度。

代价聚合是局部立体匹配算法中最重要的一 步,通过对支持窗口内的初始匹配代价进行求和或 取平均来提高匹配可靠性。目前常见的局部聚合方 法主要分为自适应支持窗口法(VSW)^[16-17]和自适 应支持权重法(ASW)^[18-20]。基于 VSW 的方法通 过图像特征来寻找最佳的支持窗口。Zhang 等^[17] 提出了一种基于十字交叉的自适应窗口,利用相邻 像素的颜色信息和空间距离关系在水平和垂直方向 扩展邻域像素,形成一个十字交叉区域。Mei等[14] 在此基础上改进了像素扩展的判断准则,提出双距 离阈值和双色彩阈值准则,提高了弱纹理区域的匹 配精度。祝世平等[21]提出一种基于线性可变阈值 的臂长判断准则。基于 ASW 的方法则是通过对固 定窗口内的相邻像素分配不同的权重来进行代价聚 合。Yoon 等^[18]首次提出了基于双边滤波器的立体 匹配算法,并取得优异的性能,但其计算复杂度较 高。Hosni 等^[19]提出一种利用引导滤波器(GF)^[22] 的代价聚合算法,与双边滤波器相比,引导滤波器可

以更好地保持边缘,并且其计算复杂度与窗口大小无 关,因此在实时系统中得到了广泛使用。Yang 等^[23] 基于此思想将 VSW 和 ASW 结合,提出了一种基于 自适应矩形窗口进行滤波的立体匹配算法。

为提高弱纹理区域的匹配精度,本文提出一种 基于改进代价计算和自适应引导滤波的立体匹配算 法。首先,将增强后的梯度信息和基于增强梯度的 Census 变换相结合进行匹配代价计算;然后,在代 价聚合阶段,对图像的每一个像素构建自适应十字 交叉窗口,并基于自适应窗口进行引导滤波代价聚 合;最后,采用Winner-Take-All(WTA)策略进行视 差计算,对错误匹配点进行视差精化,得到最终的视 差图。

2 算法描述

本文算法以经过立体校正后的立体影像对为输入,对立体影像对进行匹配代价计算、代价聚合、视差计算和多步视差精化后,输出视差图,算法的总体流程如图1所示。匹配代价计算采用增强梯度信息和基于增强梯度的Census变换相结合的代价计算方法,对校正后的立体像对逐像素逐视差地计算匹配代价;代价聚合首先对输入图像的每一个像素构建自适应形状的十字交叉窗口,然后基于该任意形状窗口进行引导滤波;视差计算采用WTA策略对每个像素选择其最小匹配代价对应的视差值,获得初始视差图;视差精化先对初始视差图进行左右一致性检测,获得视差异常点(遮挡点、误匹配点),然后进行异常点插值、加权中值滤波和子像素精化等后处理,获得最终精化后的视差图。



图 1 算法流程图



2.1 匹配代价计算

匹配代价是左右两幅图像逐像素逐视差的相似 性度量,可以用一个大小为 H×W×D 的三维矩阵 来表示,其中 H、W 和 D 分别表示图像的高、宽和 视差搜索范围。基于 AD 的匹配代价方法能快速计 算左右图像待匹配点的灰度差,但是对噪声和光照 变化非常敏感,且在弱纹理区域效果较差;基于梯度 变化的代价函数^[24]可以突出视差不连续的区域;基 于 Census 变换的方法对噪声和光照具有较好的稳 健性^[25-26],且在弱纹理区域匹配效果较好,但是在图 像纹理重复区域效果较差^[14]。为了在弱纹理区域 获得更高的精度,并且考虑到实际环境中噪声和辐 射测度变化是不可避免的,本文结合增强梯度信息 和改进的 Census 变换来构建匹配代价函数。

为了获得更强的边缘信息,在代价计算之前进 行图像增强处理,分别对左右图像进行限制对比度 自适应直方图均衡(CLAHE)^[27]处理。对于每一个 像素点 *p* 在视差 *d* 下的基于梯度信息的代价包括 了水平方向和竖直方向的梯度:

 $C_{\text{GRAD}}^{\text{CLAHE}}(p,d) = |\nabla_x I_{\text{L}}(p) - \nabla_x I_{\text{R}}(p-d)| + |\nabla_y I_{\text{L}}(p) - \nabla_y I_{\text{R}}(p-d)|, (1)$ 式中 $\nabla_x I(p)$ 和 $\nabla_y I(p)$ 分别表示像素 p 点沿 x 和 y方向的梯度信息, I_{L} 和 I_{R} 是左右图像。

传统 Census 变换选取中心像素的灰度值作为 参考,将其与窗口中相邻各像素的灰度值进行比较, 并用 0 和 1 表示大小关系,经过变换形成二进制码 流。这种方法对中心像素的依赖性强,对图像噪声 的抗干扰能力弱,而且对重复纹理结构匹配效果差。 为了增强算法的稳健性,提高在重复纹理的匹配精 度,本文使用基于增强梯度信息的 Census 变换来计 算匹配代价。相比于传统 Census 变换,改进后的 Census 变换是对像素的梯度幅度进行比较,能有效 改善重复纹理区域的匹配精度,改进后的 Census 变 换可表示为

$$C_{\rm CTg}(p) = \bigotimes_{q \in N_b} \xi [I_{\rm GRAD}^{\rm CLAHE}(p), I_{\rm GRAD}^{\rm CLAHE}(q)], \quad (2)$$

$$\boldsymbol{\xi}(\boldsymbol{p},\boldsymbol{q}) = \begin{cases} 1, & \boldsymbol{q} < \boldsymbol{p} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$
(3)

式中: \bigotimes 表示按位连接; N_p 表示像素 p的邻域; $I_{GRAD}^{CLAHE}(p)$ 和 $I_{GRAD}^{CLAHE}(q)$ 表示 p和 q的增强梯度信息。 对于 Census 变换后得到的左图像素点的 $C_{CTgL}(p)$ 和右图对应视差为 d的像素点的 $C_{CTgR}(p)$,利用汉 明距离计算两个像素点的相似性测度:

 $C_{\text{CTg}}(p,d) = \text{Hamming}[C_{\text{CTgL}}(p), C_{\text{CTgR}}(p-d)]_{\circ}$ (4)

将增强后的梯度代价和改进的 Census 变换进行加权融合,得到最终的匹配代价,具体表达公式为

$$C(p,d) = 2 - \exp\left[-C_{\text{GRAD}}^{\text{CLAHE}}(p,d)/\lambda_{\text{GRAD}}\right] - \exp\left[-C_{\text{CTg}}(p,d)/\lambda_{\text{CTg}}\right], \quad (5)$$

式中 λ_{GRAD} 和 λ_{CTg} 是正则化参数。

为了验证增强梯度代价函数和基于增强梯度的

Census 变换的有效性,对 Middlebury 数据集 Tsukuba图像进行对比实验,实验采用相同的代价 聚合方法,且没有进行视差精化,获得的视差图 (图 2)。从图 2 可以看出,增强后的梯度代价函数的 边缘(红色框)保持效果明显优于原始梯度代价函数;基于增强梯度的 Census 变换的代价函数在重复 纹理结构区域(蓝色框)的匹配精度高于传统 Census 变换。



- 图 2 基于不同代价计算方法的 Tsukuba 图像的初始视 差图。(a)原始梯度代价函数;(b)增强后的梯度代 价函数;(c)原始 Census 变换;(d)基于增强梯度的 Census 变换
- Fig. 2 Initial disparity maps based on different cost methods for Tsukuba. (a) Absolute difference in images gradients; (b) absolute difference in enhanced images gradients; (c) traditional Census transform; (d) Census transformation based on enhanced images gradients

2.2 代价聚合

2.2.1 自适应形状十字交叉窗口构建

局部立体匹配代价聚合假设支持窗口内的像素 视差平滑^[4]。对于弱纹理区域,需要选择一个较大 的窗口来包含足够多的纹理信息;对于视差不连续 的区域,需要较小的支持窗口来保持边缘细节信息。 传统引导滤波器的窗口大小是固定的,为了提高弱 纹理区域的匹配精度,本文采用一种基于自适应形 状窗口的引导滤波器,并提出一种双约束的线性变 化阈值的判定准则来构建自适应形状窗口,臂长的 判断准则如下:

$$\begin{aligned} \tau^{\text{large}}(l_{pq}) &= -\tau_1/L_1 \times l_{pq} + \tau_1, & \text{if} \quad l_{pq} \leqslant d_{\text{Lim}}, \\ \tau^{\text{small}}(l_{pq}) &= -\tau_2/L_2 \times l_{pq} + \tau_2, & \text{otherwise} \end{aligned}$$
(6)

式中: τ_1 和 L_1 为深度不连续区域设定的颜色和距 离阈值; τ_2 和 L_2 为弱纹理区域设定的颜色和距离 阈值; l_{pq} 是像素 p的当前臂长,q为待匹配像素的 邻域像素; $\tau(l_{pq})$ 是当前像素与邻域的颜色阈值; d_{Lim} 为深度不连续区域设定的最大距离。根据上述 判定准则,对当前待匹配像素 p在水平方向和垂直 方向分别进行扩展,动态计算当前颜色阈值,当不满 足上述任意条件时停止扩展,形成一个十字交叉区 域,分别用 H(p)和V(p)表示为

$$V(p) = \{(x,y) | x \in [x_{p} - l_{v}^{-}, x_{p} + l_{v}^{+}], y = y_{p}\}, (7)$$
$$H(p) =$$

 ${(x,y)|y \in [y_p - l_h^-, y_p + l_h^+], x = x_p}, (8)$ 式中 $l_v^-, l_v^+, l_h^-, l_h^+$ 分别为水平和垂直方向的4个 臂长。对于垂直方向V(p)上的每一个像素 q 在水 平方向上重复上述的像素扩展过程得到H(q),如 图 3(a)所示,从而构造自适应形状区域,用S(p)表 示为

$$S(p) = \bigcup_{q \in V(p)} H(q) \,. \tag{9}$$

基于颜色和距离约束的判定准则容易受到噪声 影响,因此在构建自适应支持窗口前需要对图像进 行高斯滤波。基于不同判定准则的自适应窗口的构 建结果如图 3 所示,图中蓝色区域为不同像素的自 适应窗口。从图中可以看出,图 3(d)在大范围的弱 纹理区域能获得更多的有效像素,图 3(c)在弱纹理 区域的效果优于图 3(b)。

2.2.2 自适应引导滤波

传统引导滤波的局部窗口是固定大小的正方形 窗口,主要思想是假设滤波器输出结果与输入的指 导图像在局部范围内是符合线性模型的^[22]。所采 用的滤波方法基于自适应形状的窗口,若输入图像 为I,待滤波图像为P,滤波后结果为Q,则根据引 导滤波器的线性模型计算可得到改进后引导滤波的 线性系数 a_k 和 b_k :

$$a_{k} = \left(\frac{1}{|N_{k}|} \sum_{i \in N_{k}} I_{i} P_{i} - \mu_{k} \bar{P}_{k}\right) / (\sigma_{k}^{2} + \varepsilon), (10)$$
$$b_{k} = \bar{P}_{k} - a_{k} \mu_{k}, \qquad (11)$$

式中: $i \ \pi k \$ 为图像索引; $N_k \$ 为像素 $k \$ 的自适应支 持窗口; $|N_k|$ 表示窗口内像素的总个数; $\mu_k \$ 和 σ_k^2 分别是 I_i 的均值和方差; $\epsilon \$ 为正则化参数。滤波后 的结果用线性模型表示为

$$Q_{i} = \bar{a}_{i} I_{i} + \bar{b}_{i} = \frac{1}{|N_{i}|} \sum_{k \in N_{i}} a_{k} I_{i} + \frac{1}{|N_{i}|} \sum_{k \in N_{i}} b_{k}, \quad (12)$$



图 3 自适应窗口构建示意图。(a)基于交叉的区域结 构;(b)文献[17]的自适应窗口;(c)文献[14]的自 适应窗口;(d)本文方法的自适应窗口



式中 | N_i | 和 | N_k | 分别表示自适应区域 N_i 和 N_k 内像素的总个数。为了提升代价聚合的计算效率, 采用正交积分图像技术^[17],将二维不规则窗口分解 为两个正交一维窗口,并通过预先计算水平积分图 像和垂直积分图像来加速聚合效率。改进后的引导 滤波器核函数可以表示为

$$W_{ij}(I) = \frac{1}{|N_i|} \sum_{k \in N_i} \left\{ \frac{1}{|N_k|} \sum_{j \in N_k} \left[1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \epsilon} \right] \right\}.$$
 (13)

2.3 代价计算

代价聚合后得到最终的匹配代价为 C'(p,d)。 利用 WTA 策略对每个像素选择最小匹配代价对应 的视差值作为其初始视差:

$$d_{p} = \arg\min_{d \in D} [C'(p,d)], \qquad (14)$$

式中 D 表示所有可能的视差值。

2.4 视差精化

通过上述 WTA 策略获得的初始视差图中仍包 含很多错误匹配点,需要进行后处理。参考文 献[14]和[19]的后处理方法,对初始视差图进行左 右一致性检测、遮挡/误匹配处理、加权中值滤波和 子像素精化等后处理来提高匹配精度。首先,通过 左右一致性检测来获得左右视差图中的异常点:

 $|d_{L}(p) - d_{R}[p - d_{L}(p)]| < 1,$ (15) 式中: $d_{L}(p)$ 为左视差图中p点的视差值; $d_{R}[p - d_{L}(p)]$ 为p点在右视差图的对应点的视差值。若 不满足左右视差相等,则认为是异常点。根据对极 几何原理将异常点分为遮挡点和错误匹配点^[10]。

分别对左右一致性检测获得的遮挡点和误匹配 点采用不同的插值策略。对于遮挡像素,由于遮挡 区域通常位于图像背景,因此需要来自背景区域的 有效非遮挡像素的视差值来对遮挡点插值,在8个 方向上搜索和遮挡像素最接近的有效像素,并选择 其中最小的视差值作为当前遮挡像素的视差值;对 于误匹配像素,在8个方向上将像素颜色最相似的 有效像素的视差值作为误匹配像素的视差值,并采 用加权中值滤波器^[28]对插值后的视差图进行平滑。 为了减少离散视差引起的视差图不连续,基于二次 多项式插值进行子像素估计^[29]。对于每个像素 *p*, 其最佳子像素视差值为

$$d_{sub} = d - \frac{S(p, d_{+}) - S(p, d_{-})}{2[S(p, d_{+}) + S(p, d_{-}) - 2S(p, d)]},$$
(16)

式中:d 为加权中值滤波后得到的像素 p 的视差值; $S(p,d_+)$ 和 $S(p,d_-)$ 分别是像素 p 在视差为d+1和 d-1时的聚合代价。

3 实验结果与分析

为了验证代价计算和代价聚合算法的有效性, 采用 Middlebury 立体匹配评估测试平台^[30]提供的 数据集进行实验,实验中涉及的参数设置如表 1 所 示。采用误匹配率来定量评价算法的匹配精度,视 差阈值为 1,即视差图结果与真实视差图相差1 pixel

以上时,认为该点为错误四	工配点。
--------------	------

表1 实验参数设置

Table 1 Experimental parameter settings

Parameter	Value	Parameter	Value
$\lambda_{ m GRAD}$	25	$\lambda_{\rm CTg}$	15
$ au_1$	30	L_1	31
$ au_2$	6	L_2	80
$d_{ m Lim}$	9	ε	0.012

3.1 匹配代价计算验证

为了验证本文算法的有效性和对图像失真的稳 健性,选取3种代价函数进行对比,分别为SAD和 梯度结合(SAD+Grad)^[13]、AD和Census变换结 合(AD+Cen)^[14]、AD与梯度和Census变换结合 (AD+Grad+Cen)^[15]。利用这3种混合代价函数 与本文提出的代价函数对Middlebury 2006数据集 中6组立体图像对(Aloe、Baby1、Bowling1、Cloth1、 Flowerpots和Rocks1)分别在不同光照、曝光,以及 无幅度失真的条件下进行实验。图4和图5分别为 Aloe和Baby1在不同光照、曝光条件下的实验结 果,实验中获得的所有视差图都没有进行后处理,并 且均采用相同的代价聚合算法。

表 2~4 分别为不同代价计算方法在不同光照、 不同曝光和无幅度失真条件下的 6 组图像的误匹配 率,表中 Avg 为平均误匹配率。在不同的光照条件 下,本文算法在 Aloe、Baby1、Bowling1、Flowerpots 和 Rocks1 这 5 组图像上均取得最好的匹配结果,在 Cloth1 图像上也取得与 SAD+Grad 算法相当的匹 配精度。在不同的曝光条件下,本文算法在 Aloe、 Baby1、Cloth1、Flowerpots 和 Rocks1 这 5 组图像 上均获得最好的匹配精度,在 Bowling1 图像上仅次



图 4 Aloe 和 Baby1 在不同光照下不同代价计算方法的视差图。(a)左图像;(b)右图像;(c)真实视差图; (d) SAD 和梯度结合;(e) AD 和 Census 变换结合;(f) AD、梯度和 Census 变换结合;(g)本文算法

Fig. 4 Disparity maps under different illumination conditions for Aloe and Baby1. (a) Left image; (b) right image;(c) ground truth; (d) SAD+Grad; (e) AD+Cen; (f) AD+Grad+Cen; (g) proposed cost computation



图 5 Aloe 和 Baby1 在不同曝光下不同代价计算方法的视差图。(a)左图像;(b)右图像;(c)真实视差图;
(d) SAD 和梯度结合;(e) AD 和 Census 变换结合;(f) AD、梯度和 Census 变换结合;(g)本文算法
Fig. 5 Disparity maps with different exposures for Aloe and Baby1. (a) Left image; (b) right image; (c) ground truth;
(d) SAD+Grad; (e) AD+Cen; (f) AD+Grad+Cen; (g) proposed cost computation

Table 2 Error matching rates of various cost computations under different illuminations

Algorithm	Aloe	Baby1	Bowling1	Cloth1	Flowerpots	Rocks1	Avg
SAD+Grad	32.175	16.882	40.900	10.829	53.528	27.238	30.259
AD+Cen	32.274	25.055	46.147	13.212	56.000	18.732	31.903
$AD\!+\!Grad\!+\!Cen$	37.149	23.175	46.658	12.690	72.106	32.375	37.359
Proposed	22.034	11.115	26.946	11.333	34.185	13.849	19.910
		表 3 不同代	价计算算法在不	下同曝光下的误	吴匹配率		
Τ	able 3 Error	matching rates	of various cost	computations	under different ex	posures	%
Algorithm	Aloe	Baby1	Bowling1	Cloth1	Flowerpots	Rocks1	Avg
SAD+Grad	52.510	50.672	46.434	50.178	87.562	79.773	61.188
AD+Cen	16.173	11.118	20.022	11.096	41.021	15.329	19.127
$AD{+}Grad{+}Cen$	31.012	30.182	31.374	13.543	77.590	44.218	37.987
Proposed	15.205	10.658	22.782	11.060	29.834	14.094	17.272
	表	4 不同代价计	十算算法在无幅	度失真条件下	的误匹配率		
Tal	ble 4 Error m	atching rates of	of various cost co	omputations w	vithout radiometrie	c changes	%
Algorithm	Aloe	Baby1	Bowling1	Cloth1	Flowerpots	Rocks1	Avg
SAD+Grad	12.409	12.009	26.122	9.619	20.697	10.598	15.242
AD+Cen	13.610	11.811	23.859	10.475	22.676	12.766	15.866
AD + Grad + Cen	15.349	12.350	24.563	11.236	21.832	12.586	16.319
Proposed	14.478	9.749	18.663	11.085	18.644	12.008	14.104

于 AD+Cen 算法。这是因为 AD/SAD 算法对左右 图像的颜色失真和噪声非常敏感,当光照或曝光不 一致时会大大增加错误匹配,导致匹配精度下降。 Census 变换对图像的颜色失真具有较强的稳健性, 本文算法将改进后的 Census 变换与梯度结合,没有 采用 AD 算法,增强了对幅度失真的稳健性。在左 右影像完全没有幅度失真的情况下,基于 AD 的代 价计算具有丰富的颜色信息,在重复纹理区域具有 比 Census 变换更好的匹配精度^[14]。从表 4 可以看 出,在没有幅度失真的条件下,SAD+Grad 算法在 Aloe、Cloth1、Rocks1 图像上获得最好的结果。本文 算法在 Baby1、Bowling1 和 Flowerpots 图像上取得最 好的精度,在其他图像上也获得和另外 3 种算法相 当的匹配精度。在不同条件下本文算法的平均误匹 配率都低于其他算法,实验结果表明,本文算法能有 效提高匹配精度,降低误匹配,并且能增强对幅度失

%

真的稳健性。

3.2 代价聚合算法验证

为验证代价聚合算法的有效性,采用传统引导 滤波器^[22]立体匹配算法和改进代价聚合算法对 Middlebury测试平台的4幅标准图像,以及2006 数据集的21组图像进行实验。实验均采用相同的 后处理过程。表5为这两种算法在Tsukuba、 Venus、Teddy、Cones标准图像上的误匹配率。其 中,n-occ、all、disc分别表示图像在非遮挡区域、所 有区域、视差不连续区域的误匹配率。从表5可以 看出,改进算法的平均误匹配率为4.80%,在 Tsukuba、Venus和Teddy图像上匹配精度都有所 提高,仅在Cones图像上精度稍差,总体精度优于传 统引导滤波器算法。

图 6 为 Middlebury 2006 数据集中的 6 组弱纹 理图像 Lampshade1、Lampshade2、Midd1、Midd2、 Monopoly 和 Plastic 的实验结果,图 6(a)为原始左 图像,图 6(b)为真实视差图,图 6(c)为传统引导滤 波器算法的视差图,图 6(d)为传统滤波器算法的误 匹配像素图,其中白色区域是匹配正确的点,黑色区 域表示匹配错误的点,图 6(e)为改进算法的视差 图,图 6(f)为改进算法的误匹配像素图。表 6 为这 两种算法在 2006 数据集的 21 组图像所有区域的误 匹配率,相比传统引导滤波器代价聚合算法,改进算 法的 平均误匹配 率有所下降,在 Lampshade1、 Lampshade2、Midd1、Midd2、Monopoly、Plastic 和



图 6 不同代价聚合算法在弱纹理图像的视差图。(a)左图像;(b)真实视差图;(c)基于传统引导滤波器的视差图; (d)传统引导滤波器算法的误匹配像素图;(e)本文算法的视差图;(f)本文算法的误匹配像素图

Fig. 6 Disparity maps of different cost aggregation algorithms for textureless images. (a) Left images; (b) ground truth maps; (c) results of local stereo method based on guided filter; (d) error maps for method based on guided filter;(e) results of the proposed method; (f) error maps of the proposed method

表 5 不同算法的误匹配率

		Table 5	5 Error	matchin	g rates	of differ	ent algor	ithms fo	or differe	ent image	es		⁰∕₀
A.1. · .1		Tsukuba		Venus		Venus		Teddy Cones					
Algorithm	n-occ	all	disc	n-occ	all	disc	n-occ	all	disc	n-occ	all	disc	Avg
GF	2.21	2.59	8.56	0.32	0.68	4.31	4.77	8.62	13.1	2.53	7.90	7.67	5.27
Proposed	1.74	1.95	8.35	0.23	0.42	3.17	3.95	7.88	10.8	2.80	8.11	8.25	4.80
				表 6	所有区	域不同	算法的误	匹配率					
		Tab	ole 6 Ei	rror mate	ching ra	tes of di	fferent al	gorithm	s in all i	regions			%
Algorithm		Aloe		Baby	1	Bab	y2	Ba	by3	Bow	ling1	Bo	wling2
GF		7.407		2.575		5.5	5.534 5.981		7.940		12	2.184	
Proposed		8.626		4.092		10.6	6.197		14.636		14	4.794	
Algorithm		Cloth1		Cloth	2	Clotha		3 Cloth4		Flow	erpots	Lam	pshade1
GF		2.960		8.613	3	3.9	3.940 8.393		8.393		405	11	1.223
Proposed		3.225		10.418 4		4.3	32 8.454		12.	.696	Ş	9.540	
Algorithm	La	mpshad	e2	Midd1		Mic	d2 Monopoly		Pla	astic	R	ocks1	
GF		15.729		37.653		35.3	35.381 22.803		32.	.666	4	.183	
Proposed	8.570		13.857		16.2	5.2 70 7.3 35		25.	.724	4	.968		
Algorithm		Rocks2		Wood	1	Woo	od2	Avg	(all)				
GF		3.587		3.829)	0.9	65	11.	712				
Proposed		3.973		8.574	1	0.4	84	9.	400				

Wood2 图像上匹配精度均明显提高,但在其他图像 上精度降低。实验结果表明,改进算法相比传统引 导滤波器在弱纹理区域的匹配精度有所提高,6 组 弱纹理图像的误匹配率均有所降低。本文算法在纹 理相似的深度不连续区域由于窗口自适应扩展会增 加误匹配,导致其他图像的匹配精度下降。

3.3 参数分析

为了分析不同参数取值对实验结果的影响,对 所涉及的7种参数进行实验,其中正则化参数 ϵ 的 取值参考 Hosni 等^[19]算法,这里不做分析。使用不 同参数的匹配精度结果如图7所示,图7(a)和(b) 的参数 λ_{GRAD} 和 λ_{CTg} 为代价计算的归一化参数,当参 数 λ_{GRAD} =25、 λ_{CTg} =15时,可以获得较低的平均误 匹配率。在代价聚合阶段,颜色阈值 τ_1 和臂长阈值 L_1 ,以及距离阈值 d_{Lim} 为纹理丰富或视差不连续区 域构造自适应窗口,其中, d_{Lim} 为深度不连续区域 设定的最大距离,图7(g)表明匹配精度会随着 d_{Lim} 的增大而降低,因此本文设置较小的距离阈值 d_{Lim} =9。由图7(c)和(d)可知,参数 τ_1 和 L_1 的选 择对大部分图像的匹配精度影响不大。这是因为对 于大部分纹理比较丰富的区域,距离阈值 d_{Lim} 已经 设置了一个比较小的窗口,因此颜色阈值 τ_1 和臂长 阈值 L_1 仅用于调整小区域的窗口大小,对图像的 精度影响不大。颜色阈值 τ_2 和臂长阈值 L_2 为弱纹 理区域构造自适应窗口,由图 7(e)和(f)可知,当颜 色阈值 $\tau_2 = 6$ 、臂长阈值 $L_2 = 80$ 时,可以取得较好 的视差结果。

3.4 算法对比分析

为了进一步验证算法在弱纹理区域的总体性 能,选择其他4种常见立体匹配算法对弱纹理图像进 行实验,包括引导滤波器(CostFilter)^[19]、跨尺度引导 滤波器(CS-GF)^[31]、跨尺度最小生成树(CS-MST)^[31]、跨尺度分割树(CS-ST)^[31]立体匹配算法。 从表7可以看出,本文算法的平均误匹配率为 13.549%,在Lampshade1、Lampshade2、Midd1和 Monopoly图像上均取得最好的匹配精度;在Midd2 图像上,本文算法的精度仅低于CS-ST算法;在 Plastic图像上,本文算法的精度仅低于CS-GF算 法,而总体匹配精度优于其他立体匹配算法。实验 结果说明,本文算法能提高弱纹理区域的匹配精度, 降低误匹配率。

在算法效率方面,这5种算法在本文实验环境 中的运行时间如表8所示。实验中计算机的配置为 i5-2500K CPU、8 GB内存。测试的4组标准图像



图 7 不同参数设置的实验结果

Fig. 7 Experimental results on different parameter settings

表 7 不同算法在弱纹理图像的误匹配率

Table 7 Error matching rates of different algorithms for textureless images

Algorithm	Lampshade1	Lampshade2	Midd1	Midd2	Monopoly	Plastic	Avg
CostFilter	23.242	31.811	48.993	45.200	36.796	43.758	38.300
CS-GF	10.720	8.634	29.127	25.892	14.439	22.178	18.498
CS-MST	14.955	16.360	18.294	17.496	30.626	37.933	22.610
CS-ST	13.201	12.188	16.072	9.587	24.053	30.724	17.638
Proposed	9.540	8.570	13.857	16.270	7.335	25.724	13.549

	表 8	不同算法的运行时间比较
--	-----	-------------

Table 8 Runtime comparison of different algorithms for

.

benchmark stereo images							
Algorithm	Tsukuba	Venus	Teddy	Cones			
CostFilter	1.18	2.46	6.41	6.47			
CS-GF	2.76	5.12	15.07	15.55			
CS-MST	2.14	2.59	5.88	5.98			
CS-ST	1.95	2.51	5.57	5.61			
Proposed	3.42	5.85	14.469	14.253			

Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 分辨率分别为 288 pixel×384 pixel、383 pixel×434 pixel、375 pixel× 450 pixel、375 pixel×450 pixel,视差搜索范围依次 为 0~15、0~19、0~59、0~59 pixel。其中,CostFilter、 CS-MST 和 CS-ST 算法的运行效率相当,时间较 短,本文算法和 CS-GF 的运行时间较长。这是因为 CS-GF 对图像进行多层采样处理,增加了运行时 间,而本文算法在代价聚合前须构建自适应形状窗 口,同时代价聚合过程中采用的基于自适应形状窗 口的引导滤波相比传统引导滤波器在计算复杂度上 有所提升,因此增加了运行时间。

%

4 结 论

改进了传统引导滤波器的立体匹配算法。在代

价计算阶段,提出一种增强梯度信息和基于增强梯 度的 Census 变换结合的新的代价计算方法,提高了 对重复纹理结构的匹配精度,并且对幅度失真具有 较好的稳健性。在代价聚合阶段,构建自适应形状 支持窗口,并基于该窗口采用引导滤波算法进行聚 合,与传统引导滤波器相比,降低了在弱纹理区域的 误匹配率。与其他算法相比,本文算法能有效提高 弱纹理区域的匹配精度,但在视差不连续区域的精 度还有待提高,今后研究将在视差不连续区域作进 一步优化。

参考文献

- Shen S H. Accurate multiple view 3D reconstruction using patch-based stereo for large-scale scenes [J].
 IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1901-1914.
- [2] d'Angelo P, Reinartz P. Semiglobal matching results on the ISPRS stereo matching benchmark[C] // High-Resolution Earth Imaging for Geospatial Information, 2012: 79-84.
- [3] Howard A. Real-time stereo visual odometry for autonomous ground vehicles [C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008: 3946-3952.
- Scharstein D, Szeliski R. Ataxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1/2/3): 7-42.
- [5] Sun J, Shum H Y, Zheng N N. Stereo matching using belief propagation [C] // European Conference on Computer Vision, 2002: 510-524.
- [6] Klaus A, Sormann M, Karner K. Segment-based stereo matching using belief propagation and a selfadapting dissimilarity measure[C] // International Conference on Pattern Recognition, 2006: 15-18.
- Kolmogorov V, Zabih R. Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts[C] // Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, 2001, 2: 508-515.
- [8] Meerbergen G V, Vergauwen M, Pollefeys M, et al. A hierarchical stereo algorithm using dynamic programming[C]. Stereo and Multi-Baseline Vision, 2002: 166-174.
- [9] Xu J X, Li Q W, Liu Y, et al. Stereo matching algorithm based on color weights and tree dynamic programming[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(12): 1215007.
 许金鑫,李庆武,刘艳,等.基于色彩权值和树形动态规划的立体匹配算[J].光学学报, 2017, 37(12):

1215007.

- [10] Hirschmuller H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 328-341.
- [11] Birchfield S, Tomasi C. Depth discontinuities by pixel-to-pixel stereo[J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 35(3): 269-293.
- [12] Zabih R, Woodfill J. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence [C] // European Conference on Computer Vision, 1994: 151-158.
- Hosni A, Bleyer M, Gelautz M. Secrets of adaptive support weight techniques for local stereo matching [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(6): 620-632.
- [14] 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: 467-474.
- [15] Zhu S P, Yan L N. Local stereo matching algorithm with efficient matching cost and adaptive guided image filter [J]. Visual Computer, 2017, 33(9): 1087-1102.
- [16] Zhou X Z, Wen G J, Wang R S. Fast stereo matching using adaptive window[J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(3): 473-479.
 周秀芝,文贡坚, 王润生. 自适应窗口快速立体匹 配[J]. 计算机学报, 2006, 29(3): 473-479.
- Zhang K, Lu J B, Lafruit G. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2009, 19(7): 1073-1079.
- [18] Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysisand Machine Intelligence, 2006, 28(4): 650-656.
- [19] Hosni A, Rhemann C, Bleyer M, et al. Fast costvolume filtering for visual correspondence and beyond[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(2): 504-511.
- [20] Peng J J, Bai R L. Variable weight cost aggregation algorithm for stereo matching based on horizontal tree structure [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(1): 0115002.
 彭建建,白瑞林.基于水平树结构的可变权重代价聚合立体匹配算法[J].光学学报,2018,38(1): 0115002.
- [21] Zhu S P, Li Z. Astereo 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.

- [22] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [23] Yang Q Q, Ji P, Li D X, et al. Fast stereo matching using adaptive guided filtering [J]. Image and Vision Computing, 2014, 32(3): 202-211.
- [24] De-Maeztu L, Villanueva A, Cabeza R. Stereo matching using gradient similarity and locally adaptive supportweight[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(13): 1643-1651.
- [25] Hirschmuller H, Scharstein D. Evaluation of cost functions for stereo matching [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [26] Hirschmuller H, Scharstein D. Evaluation of stereo matching costs on images with radiometric differences[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine

Intelligence, 2009, 31(9): 1582-1599.

- [27] Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization[J]. Graphics Gems, 1994: 474-485.
- [28] Ma Z, He K, Wei Y, et al. Constant time weighted median filtering for stereo matching and beyond [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2013: 49-56.
- [29] Yang Q, Yang R, Davis J, et al. Spatial-depth super resolution for range images[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [30] Scharstein D, Szeliski R. Middlebury stereo evaluationversion 2[J]. The Middlebury Computer Vision Pages, 2011.
- [31] Zhang K, Fang Y, Min D, et al. Cross-scale cost aggregation for stereo matching [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1590-1597.