

基于改进梯度和自适应窗口的立体匹配算法

祝世平 李 政

北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院测控与信息技术系, 北京 100191

摘要 立体匹配技术是计算机视觉领域的研究热点,由于问题本身的病态性,一直没有得到很好地解决。针对现有局部立体匹配算法精度不高以及易受光照失真影响的问题,提出了一种基于改进梯度匹配代价和自适应窗口的匹配算法。在传统梯度向量仅包含幅度信息的基础上,引入相位信息,并对原始匹配代价进行变换,进一步消除异常值;利用图像结构和色彩信息构建自适应窗口进行代价聚合;提出了一种局部视差直方图的视差精化方法,获得了高精度的视差图。实验结果表明,所提算法在 Middlebury 测试平台上平均误匹配误差为 6.1%,且对光照失真条件具有较高的稳健性。

关键词 机器视觉;立体匹配;梯度匹配代价;自适应窗口;光照失真

中图分类号 TN911.73 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201535.0110003

A Stereo Matching Algorithm Using Improved Gradient and Adaptive Window

Zhu Shiping Li Zheng

Department of Measurement Control and Information Technology, School of Instrumentation Science and Optoelectronics Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China

Abstract Stereo matching is one of the most active research areas in computer vision. As it is an ill problem, a perfect solution does not exist until now. Aiming at solving the problem of low accuracy and sensitivity to radiometric distortion caused by existing local matching algorithm, a new stereo matching algorithm using improved gradient cost and adaptive window is presented here. Besides of the magnitude information in traditional gradient cost, the phase information is introduced and the raw matching cost is transformed to eliminate outliers. An adaptive window for every pixel is constructed by utilizing the image structure and color intensity. An effective disparity refinement method based on local disparity histogram is employed, which gains disparity maps with high accuracy. The experimental results show that the proposed method has an average error of 6.1% in the Middlebury testing benchmark, while keeping strong robustness to radiometric distortion.

Key words machine vision; stereo matching; gradient cost; adaptive window; radiometric distortion

OCIS codes 100.6890; 150.1135; 330.1400

1 引 言

立体匹配是计算机视觉中的一个基础问题和研究热点,其核心是寻找左右图像中的对应点来计算视差,进而获得物体的深度信息。Scharstein等^[1]深入研究了一些典型的立体匹配算法,对各种主要方法进行了较全面的综述。根据他们的总结,立体匹配可以分为匹配代价计算、代价聚合、视差计算和视差精化4个步骤。现有立体匹配算法主要可划分为局部方法和全局方法两类。全局方法通过能量函数最小化来获得匹配结果,精度较高但效率较低,不能满足实时性应用^[2];局部方法利用窗口内邻域信息来进行单像素匹配,具

收稿日期: 2014-07-21; 收到修改稿日期: 2014-08-22

基金项目: 国家自然科学基金(61375025, 61075011, 60675018)、教育部留学回国人员科研启动基金

作者简介: 祝世平(1970—),男,博士,副教授,主要从事图像处理和视频压缩方面的研究。E-mail: spzhu@163.com

有速度快,易于实现的优点,但是支持窗口大小的选取和匹配代价的计算是个难题^[3]。

目前,多数立体匹配算法采用的是基于像素亮度或灰度值的相似性度量,即两幅图像中对应匹配点的亮度差异^[4]。例如灰度差绝对值和(AD)、灰度差平方和(SD)^[1]、Adapt Weight^[5]、imprNLCA^[6]等,它们在无光照失真的条件下可以获得较好的匹配结果,但是在有光照变化、曝光差异等条件下,左右图像会产生幅度失真,其匹配精度会急剧下降。目前,对幅度失真不敏感的匹配代价主要有归一化互相关(NCC)、梯度(Gradient)^[1]、Rank和Census变换^[7]等。

对于固定窗口的匹配算法,其支持窗口大小直接影响着匹配精度:若窗口太小,则匹配代价区分度过低,在低纹理区域容易出现误匹配;若窗口过大,则会跨过边界,在深度不连续区域出现误匹配^[8]。因此,能够自适应改变大小的窗口成为了最佳选择,研究者们也提出了许多相关的算法:Qu等^[9]利用周围像素与中心像素的色彩差异性构建自适应支持窗口;Yang^[10]等预先定义一些不同大小的矩形窗口,并根据待匹配点的梯度选择合适的支持窗口;Zhang等^[11]提出了一种基于十字交叉的匹配算法,利用相邻像素的色彩关系构建自适应支持窗口,并可通过积分图像进行加速。

针对局部算法中支持窗口选择和匹配代价计算的问题,提出了一种基于改进梯度代价和自适应窗口的立体匹配算法。算法对传统梯度代价进行了改进,引入了相位信息,并对原始匹配代价进行了变换以排除异常值的影响,使算法对光照失真更加稳健。另一方面,由于采用了自适应窗口代价聚合,算法在低纹理区域和视差不连续区域均能取得很好的匹配结果,精度上与当前较好的局部算法相当。在视差精化步骤中,提出了一种基于局部视差直方图的优化方法,在不增加额外计算负担的条件下进一步提高匹配精度。

2 所提算法

2.1 匹配代价计算

匹配代价是左右图像之间对应点相似度的度量,定义不同的代价函数(Cost Function)将获得不同的区分性。基于梯度的匹配代价由于对光照失真不敏感以及对图像噪声有较好的稳健性,得到了广泛的应用。

图像梯度定义为图像沿 x 和 y 方向的一阶偏导数:

$$G = \begin{pmatrix} G_x \\ G_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{pmatrix}, \quad (1)$$

式中 I 为图像灰度,实际应用中,可以通过水平方向和垂直方向的模板计算梯度向量。这样,就可以得到左、右图像的梯度图 $G_L = (G_{Lx}, G_{Ly})^T$ 、 $G_R = (G_{Rx}, G_{Ry})^T$;考虑校正后的图像,设 $p = (x, y)$ 为左图像上一点,则右图像上对应视差 d 的匹配点为 $pd = (x - d, y)$,从而可定义匹配代价:

$$\begin{cases} C_c(p, d) = \sqrt{\Delta G_x^2 + \Delta G_y^2} \\ \Delta G_x = \sum_{j=R, G, B} |G_{Lx}^j(p) - G_{Rx}^j(pd)| \\ \Delta G_y = \sum_{j=R, G, B} |G_{Ly}^j(p) - G_{Ry}^j(pd)| \end{cases} \quad (2)$$

上述基于梯度的匹配代价,仅考虑了梯度的幅值信息,将引入梯度向量的幅度和相位,提出改进的梯度匹配代价函数。

利用梯度向量在 x 、 y 方向的两个分量,定义梯度向量的幅值和相角:

$$m = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \quad (3)$$

$$\varphi = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right), \quad (4)$$

式中梯度的幅度 m 表征灰度变化率,相角 φ 表征灰度变化率最大时的方向,提供了像素邻域的不同信息,并且对光照失真有不同的不变性。输入图像对增益失真会影响梯度幅度,而相角则不会变化,但是它们都不

会受到偏置失真影响。因而,将梯度的幅度和相角分开考虑更有利于控制算法对噪声的敏感性。采用幅度和相角的线性结合作为匹配代价函数,以便最大限度利用梯度信息。表达如下:

$$e(p, d) = \sum_{c \in \{R, G, B\}} \alpha |m_c(p) - m_c(pd)| + f[|\varphi_c(p) - \varphi_c(pd)|], \quad (5)$$

式中 m_c 、 φ_c 分别表示对应于彩色图像 R 、 G 、 B 三个通道的梯度向量模和相角, α 是加权系数。由于相角是以 π 为周期,需要将其归一化到单周期内,故定义 f :

$$f(x) = \begin{cases} x, & \text{if } 0 \leq x \leq \pi \\ 2\pi - x, & \text{if } \pi < x < 2\pi \end{cases} \quad (6)$$

由于引入了加权系数 α , 可以通过调整参数 α 的值改变幅度和相位各自对总匹配代价的贡献大小。 α 越小,相位的影响越大, α 越大,幅度的影响越大,实际中需要通过实验来确定 α 的合理取值范围。

由于 $e(p, d)$ 表示的是单个像素的原始匹配代价,实际情况中仍然会存在一些过大的异常值,需要进行排除以提高匹配精度。一种常用的方法是采用截尾函数,即将 $e(p, d)$ 与一个常数进行比较,取其最小值作为匹配代价。该方法对结果的改善很小,本文采用 Geman-Mcclure 函数^[12]来处理异常值:

$$\rho(x) = \frac{x^2}{x^2 + \sigma^2} \quad (7)$$

当输入 x 超过某个值后,其对输出值得影响将平滑地下降,变换后的匹配代价将收敛到 1,并可由参数 σ 控制。因而,无论输入原始匹配代价多大,经过 Geman-Mcclure 函数变换后,其输出值将不会超过 1,如图 1 所示。

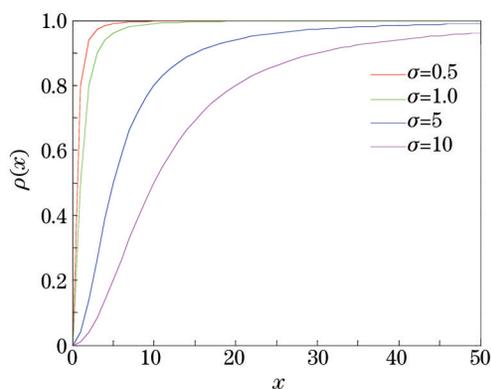


图 1 Geman-Mcclure 函数

Fig.1 Geman-Mcclure function

2.2 自适应窗口生成

由于单像素的匹配代价鉴别性不高,需要将当前的匹配代价对周围邻域像素进行传递以提高鉴别性。

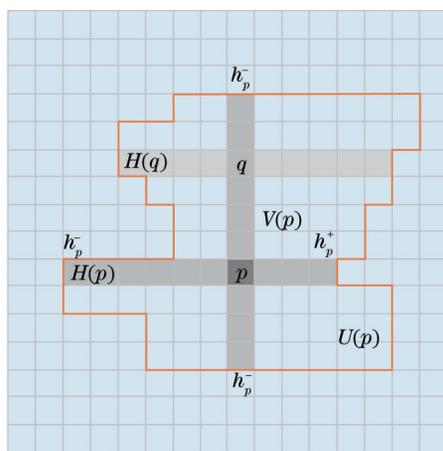


图 2 自适应窗口扩展示意图

Fig.2 Expansion of cross-based adaptive window

周围邻域像素由局部窗口确定,窗口的大小将直接决定参与聚合的邻域像素多少。在低纹理区域,需要较大的窗口以提高匹配精度;而在高纹理区域则需较小的窗口,以保护物体边缘等细节信息。传统局部匹配算法大多采用固定窗口,难以获得较高的匹配精度。Zhang等^[11]提出了一种基于十字交叉的匹配算法,利用相邻像素的色彩关系构建自适应支持窗口了,取得了很好的效果。该方法的核心是根据相邻像素的色彩和空间位置关系构建自适应窗口,具体构造过程如图2所示。首先,对于当前待匹配像素 p ,在水平方向和垂直方向分别扩展其邻域像素构成一个十字交叉区域,作为支持窗口的初始骨架,分别用 $H(p)$ 和 $V(p)$ 表示。区域的大小由4个方向的臂长 $\{h_p^-, h_p^+, v_p^-, v_p^+\}$ 确定,并随着图像的局部色彩信息自适应地改变。

以 h_p^- 为例,臂长的判别准则如下:

- 1) $D_c(p_i, p) < \tau$;
- 2) $D_s(p_i, p) < L$;

其中 $D_s(p_i, p)$ 为像素 p_i 和 p 的空间距离差, $D_c(p_i, p)$ 是色彩差,定义为 $D_c(p_i, p) = \max_{c \in \{R, G, B\}} |I_c(p_i) - I_c(p)|$, τ, L 为预设的色彩阈值和距离阈值。准则1限定了 p_i 和 p 的色彩差异性,准则2设定了臂长的最大值。当 p_i 违反了上述判定准则后,则臂长停止生长,得到 h_p^- ,从而可以搜寻 p 的邻域内与其色彩相近的所有像素。

Mei等^[13]在此基础上改进了臂长的判定准则。使用了双色彩阈值和双距离阈值,即在臂长较小时使用较大的色彩阈值 τ_1 ,而当臂长超过 L_2 时,使用较小的色彩阈值 τ_2 ,来保证臂长仅在颜色非常相近的低纹理区域扩展,使高纹理区域和深度不连续区域的窗口不会过大。在此基础上提出一种基于线性可变阈值的臂长判定准则。从图像纹理特征出发,认为色彩阈值 τ 应随臂长 l_p 的生长而变化:当 l_p 较小时,色彩差异限定较宽松,即 τ 值较大;当 l_p 逐渐增大时,色彩差异限定越来越严格,即 τ 值越来越小。因此,可取:

$$\tau(l_p) = -\frac{\tau_{\max}}{L_{\max}} \times l_p + \tau_{\max}, \quad (8)$$

式中 τ_{\max} 和 L_{\max} 分别为预先设定的最大色彩和距离阈值, l_p 为当前臂长值。由上式可知 $\tau(l_p)$ 是 l_p 的线性函数,并随着 l_p 的增大而减小:当 $l_p = 0$ 时,取得最大值 τ_{\max} ;当 $l_p = L_{\max}$ 时,取最小值0。

利用上述判定准则可得到像素 p 的臂长 $\{h_p^-, h_p^+, v_p^-, v_p^+\}$ 大小,进而得到正交的十字交叉区域 $H(p)$ 和 $V(p)$:

$$\begin{cases} H(p) = \{(x, y) | x \in [x_p - h_p^-, x_p + h_p^+], y = y_p\} \\ V(p) = \{(x, y) | x = x_p, y \in [y_p - v_p^-, y_p + v_p^+]\} \end{cases} \quad (9)$$

最后,沿着竖直方向对 $V(p)$ 中每个像素 q 重复上述过程,求得 q 的水平支持区域 $H(q)$,联合所有 $H(q)$ 即可得到图像中任意像素 p 的自适应区域为

$$U(p) = \bigcup_{q \in V(p)} H(q). \quad (10)$$

2.3 代价聚合

传统的局部匹配算法仅考虑目标图像的局部支持区域,为了获得更可靠的代价聚合,将对称地考虑左、右图像各自的局部支持区域。对于左右图像中两个对应的匹配点 $p = (x, y)$ 和 $pd = (x - d, y)$,利用上述方法可分别生成自适应区域 $U(p)$ 和 $U'(pd)$,将联合公共区域确定为最终的支持区域:

$$U_d(p) = \{(x, y) | (x, y) \in U(p), (x - d, y) \in U'(pd)\}. \quad (11)$$

然后,在联合支持区域内对原始的单像素匹配代价进行聚合,求得区域内总代价:

$$E(p, d) = \frac{1}{N} \sum_{q \in U_d(p)} e(q, d), \quad (12)$$

式中 N 为聚合区域 $U_d(p)$ 内的像素总个数。最后采用Winner-Takes-All策略,在视差区间内选择匹配代价最小的点作为匹配点对 p 点进行视差选择,获得初始视差:

$$d_p^0 = \arg \min_{0 \leq d \leq d_{\max}} E(p, d), \quad (13)$$

式中 d 表示所有可能的视差值,其范围为0到最大视差 d_{\max} 。

2.4 视差精化

通过上述方法得到的初始视差与真实视差还存在一些误匹配点,需要进行后处理。提出了一种基于局部视差直方图的视差精化方法。对于视差图中某个像素 p ,以其为中心,在它的邻域范围内构造一个局部视差直方图 $\varphi_p(d)$,统计邻域内每个视差值出现的次数。在直方图中将出现一个峰值,表示视差出现的最大次数。该峰值对应的视差值是统计意义上的最优视差值 d_p^* ,采用这一最优值代替像素 p 的初始视差 d_p^0 。

$$d_p^* = \arg \max_{0 \leq d \leq d_{\max}} \varphi_p(d). \quad (14)$$

利用前一步骤中生成的自适应窗口作为像素的邻域,因而没有产生额外的计算负担。对这一过程进行多次迭代可以尽量多地消除误匹配点,图3给出了经过不同迭代次数后的视差精化结果。可以看出经过3次迭代后,初始视差图匹配效果得到明显改善,此时绝大部分视差值已为最优视差值,再继续增加迭代次数视差图几乎保持稳定,因而只对这一过程进行3次迭代。

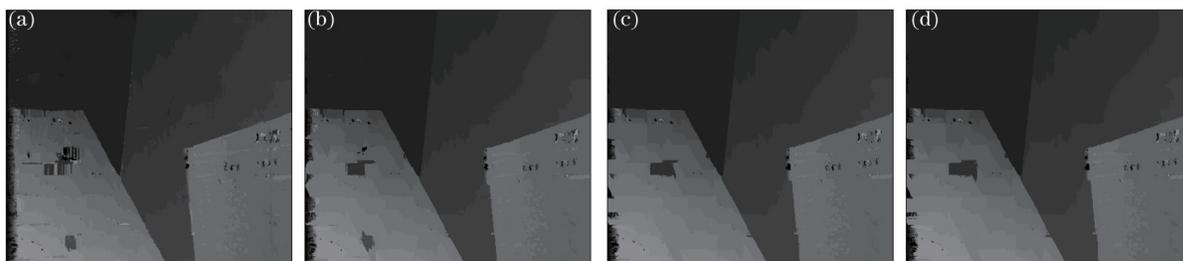


图3 不同迭代次数后的视差精化结果。(a) 初始视差图;(b) 1次迭代;(c) 3次迭代;(d) 5次迭代

Fig.3 Disparity refinement results with different iteration times. (a) Initial disparity map; (b) 1 iteration; (c) 3 iterations; (d) 5 iterations

然后,采用左右一致性检验检测仍然存在的误匹配点,通过一致性检验的点标记为有效点,反之则为无效点。对于检测到的误匹配点,扫描水平方向左右各第一个有效点,并利用两者中视差较小的值代替误匹配点的原始视差,从而得到最终视差图。

3 实验结果与分析

为了验证算法的实际效果,利用C语言对所提算法进行编程实现,硬件环境为Intel® Core™ i5 CPU、4GB内存,并采用学术界公认的由Middlebury立体匹配算法测试平台^[14]提供的标准立体图像对对算法进行了实验和评测。该网站提供了4组标准彩色图像,并同时提供了对应的真实视差图。实验时,4组图像的视差搜索范围依次分别为0~15、0~19、0~59和0~59 pixel。通过将实验结果与真实视差图比较可得到量化的匹配误差,从而客观地评价算法精度。如无特殊说明,所有实验中参数设置如下: $\{\alpha, \sigma, \tau_{\max}, L_{\max}\} = \{0.12, 2, 20, 35\}$ 。

3.1 无光照失真图像实验结果

图4直观地反应了所提算法在无光照失真条件下的匹配结果。(a)、(b)、(c)、(d)依次为Tsukuba、Venus、Teddy和Cones图像对的实验结果;图中第1列为原始待匹配图像;第2列为对应的真实视差图;第3列为所提算法获得的视差图;第4列为所提算法的误匹配像素图,图中白色大片区域是匹配正确的点,灰色区域和黑色区域分别代表遮挡区域和非遮挡区域的误匹配点。

表1 匹配结果误差百分比

Table 1 Error rate of matching results

Algorithms	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Average error
	Noocc	All	Disc	Noocc	All	Disc	Noocc	All	Disc	Noocc	All	Disc	
Proposed	1.57	2.00	7.32	0.89	1.00	3.18	7.20	12.4	16.1	3.68	9.18	8.62	6.10
Grad Adapt Wgt ^[17]	2.26	2.63	8.99	0.99	1.39	4.92	8.00	13.1	18.6	2.61	7.67	7.43	6.55
Adapt Weight ^[5]	1.38	1.85	6.90	0.71	1.19	6.13	7.88	18.3	18.6	3.97	9.79	8.26	6.67
Enhanced BP ^[18]	0.94	1.73	5.05	0.35	0.86	4.34	8.11	13.3	18.5	5.09	11.1	11.0	6.69
Semi Glob ^[16]	3.26	3.96	12.8	1.00	1.57	11.3	6.02	12.2	16.3	3.06	9.75	8.90	7.50

GC+occ ^[15]	1.19	2.01	6.24	1.64	2.19	6.75	11.2	17.4	19.8	5.36	12.4	13.0	8.26
------------------------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

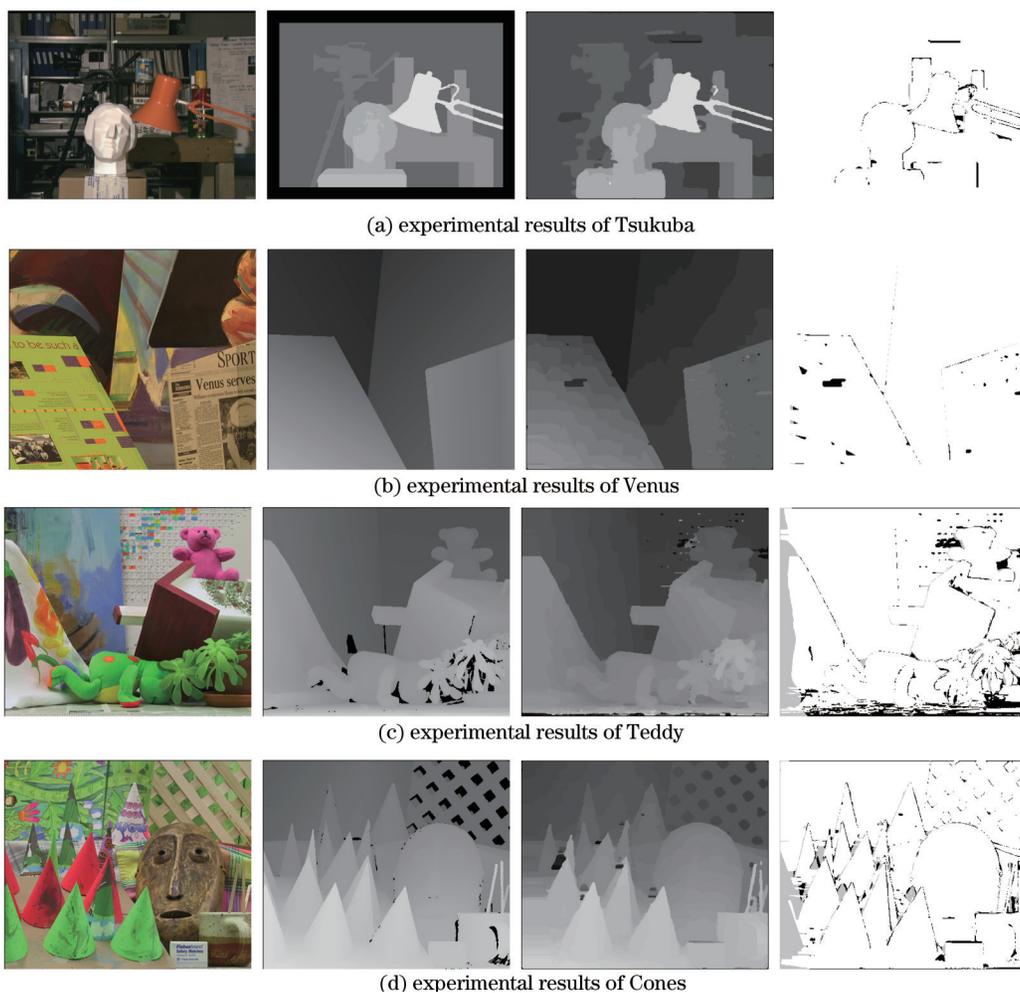


图4 所提算法在 Middlebury 图像对上的实验结果

Fig. 4 Experimental results using the proposed method for Middlebury stereo pairs

表2 算法运行时间(单位:秒)

Table 2 Running times of algorithms (unit: s)

Algorithms	Tsukuba 384×288	Venus 434×383	Teddy 450×375	Cones 450×375
Adapt Weight ^[15]	27.7	47.9	104.2	104.1
Proposed	13.6	24.7	43.9	42.2

表1为所提算法的误匹配像素百分比数据。误差限为 $d_0=1$,即当匹配结果与真实视差图相差1个像素以上时,认为该点是误匹配点。其中 Nonocc 表示非遮挡区域误匹配像素比、All 表示总误匹配像素比、Disc 表示深度不连续区域误匹配像素比。从表1的数据中可以看出,所提算法在匹配精度上高于经典全局算法 GC+occ^[15]、半全局算法 SemiGlob^[16]和局部自适应权重算法 Adapt Weight^[15]、Grad Adapt Wgt^[17],与 Enhanced BP^[18]相比,在 Teddy 和 Cones 上精度要高,且平均误匹配百分比要低。所提算法在匹配精度上超过了许多当前较好的局部算法,并且优于经典的全局算法。

表2为所提算法的运行时间,并与经典自适应权重方法进行了比较。可以看出,所提算法的运行时间相对于 Adapt Weight 方法降低了50%以上。虽然算法还未达到实时性要求,但是本文算法适合于并行结构设计,可利用 GPU 并行运算进一步提高算法效率。

3.2 光照失真图像实验结果

Hirschmüller等^[16]提供了在不同光照和曝光条件下测试图像,将利用这些测试图像进行实验,并与使用传统灰度绝对差(AD)为匹配代价的方法进行比较,以验证所提算法对幅度失真的稳健性。实验结果如图5所示,

图中(a)、(b)、(c)、(d)分别为相同光照和曝光、不同光照、不同曝光以及不同光照和曝光条件下的实验结果。每组结果的第1列为原始左图像,第2列为原始右图像,第3列为 Variable Cross^[11]匹配结果,第4列为所提算法匹配结果。实验结果表明,采用AD匹配代价的算法对左右图像由于光照和曝光差异产生的幅度失真非常敏感,匹配精度下降严重,这是由于光照和曝光差异会引起左右图像亮度的急剧变化,因而基于图像灰度或色彩信息的匹配算法在幅度失真情况下难以获得好的匹配结果。而所提算法由于采用了对幅度失真具有抵抗性的梯度信息作为匹配代价,在有幅度失真的情况下,仍然能获得精度较高的匹配结果,具有很好的稳健性。另外,生成的深度图可进一步用于后续三维重建及其他应用研究^[19-21]。

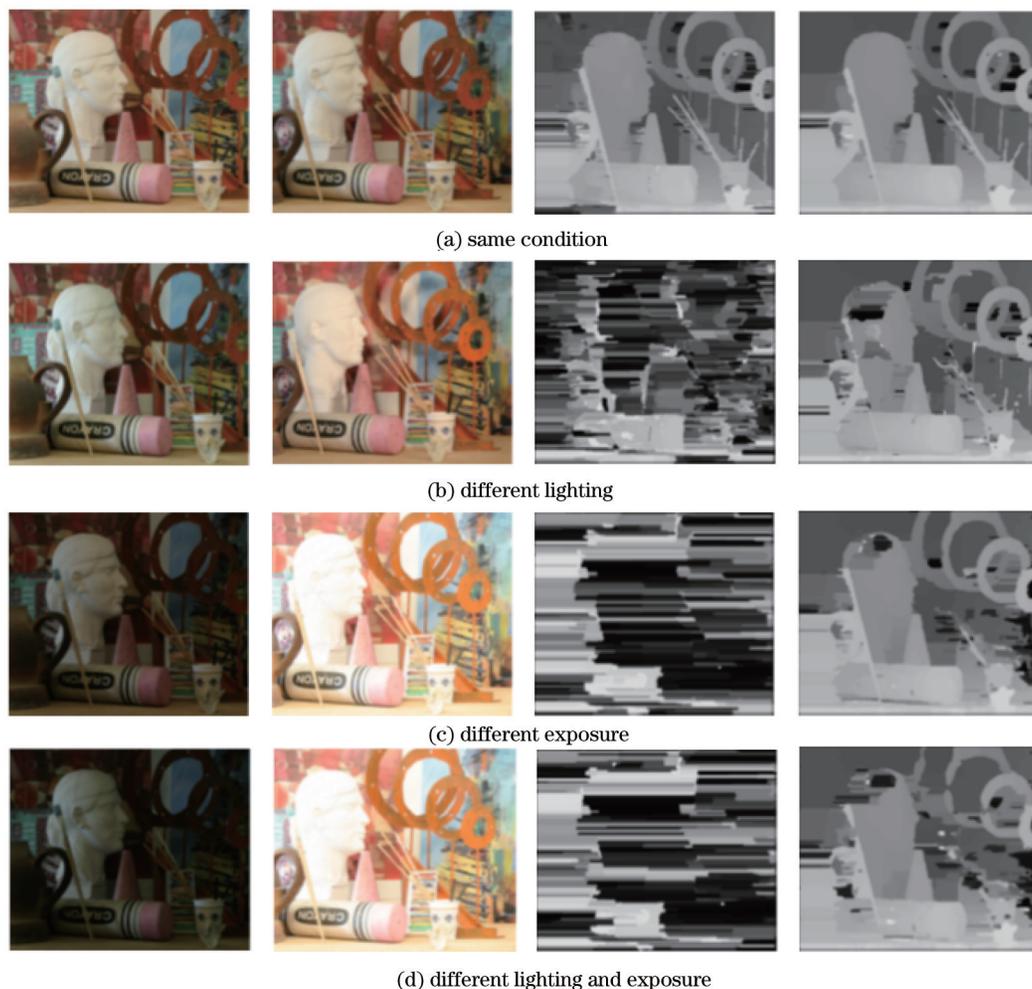


图5 不同幅度失真条件下的实验结果

Fig.5 Experimental results on different magnitude distortion conditions

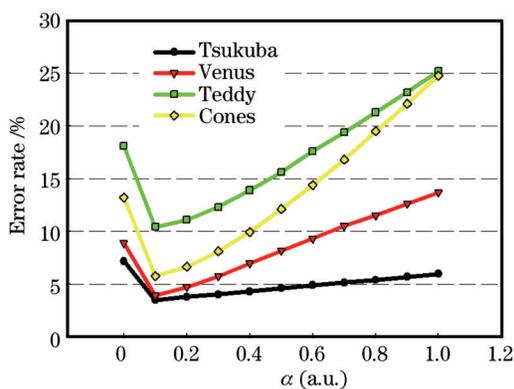


图6 不同 α 取值下的误匹配率

Fig.6 Error rates of matching results under various α values

3.3 权重参数 α 对匹配精度的影响

参数 α 调节匹配代价中梯度幅度和相位对总匹配代价的贡献大小, α 越小, 相位的贡献越大, 反之, 幅度的贡献越大。根据实际的应用需求, 需要通过实验确定一个合理的 α 值, 以使匹配精度达到最高。对 α 从 [0, 1] 之间的取值进行了实验, 计算其匹配精度, 为了单独考虑 α 的影响, 实验中采用的是视差精化前的初始视差图, 实验结果如图 6 所示。当 $\alpha=0$ 时, 匹配代价只含梯度相位项; 当 $\alpha=1$ 时, 梯度幅度项占的比重较大, 相位项可以忽略。可以看出, 引入梯度相位信息后, 匹配精度得到明显提高; α 的最佳取值在 0.1~0.2 之间, 经过进一步的实验, α 取值为 0.12 时, 匹配效果达到最好。

4 结 论

提出了一种基于改进梯度代价和自适应窗口的立体匹配算法: 算法对传统的梯度代价进行了改进, 结合了相位信息, 提出了一种改进的梯度匹配代价, 并进行了异常值处理; 在代价聚合阶段, 算法根据图像结构和色彩信息, 采用一种基于十字交叉的自适应窗口生成方法, 以满足低纹理区域和视差不连续区域对窗口大小的不同要求; 提出了一种基于局部视差直方图的视差精化方法, 进一步降低误匹配率。实验结果表明, 所提算法匹配精度优于经典的全局和局部算法, 平均误匹配率为 6.10%。同时在光照失真条件下也能获得较高精度的匹配结果, 具有良好的稳健性, 很好地解决了实际应用中光照失真的问题。

参 考 文 献

- 1 D Scharstein, R Szeliski. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1): 7-42.
- 2 Zhu Shiping, Yang Liu. Stereo matching algorithm with graph cuts based on adaptive watershed [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(3): 0315004.
祝世平, 杨 柳. 基于自适应分水岭的图割的立体匹配算法[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 0315004.
- 3 Q X Yang. A non-local cost aggregation method for stereo matching [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012. 1402-1409.
- 4 Wang Junzheng, Zhu Huajian, Li Jing. A census transform based stereo matching algorithm using variable support-weight[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2013, 33(7): 704-710.
王军政, 朱华建, 李 静. 一种基于 Census 变换的可变权值立体匹配算法[J]. 北京理工大学学报, 2013, 33(7): 704-710.
- 5 K J Yoon, I S Kweon. Locally adaptive support weight approach for visual correspondence search [J]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006, 28(4): 924-931.
- 6 D M Chen, M Ardabilian, X F Wang, *et al.*. An improved non-local cost aggregation method for stereo matching based on color and boundary cue [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2013. 1-6.
- 7 R Zabih, J Woodfill. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence [C]. Lecture Notes in Computer Science, 1994, 801: 151-158.
- 8 Zhou Long, Xu Guili, Li Kaiyu, *et al.*. Stereo matching algorithm based on census transform and modified adaptive windows [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 33(5): 886-892.
周 龙, 徐贵力, 李开宇, 等. 基于 Census 变换和改进自适应窗口的立体匹配算法[J]. 航空学报, 2012, 33(5): 886-892.
- 9 Y F Qu, J X Jiang, X J Deng, *et al.*. Robust local stereo matching under varying radiometric conditions [J]. IET Computer Vision, 2014, 8(4): 263-276.
- 10 Y Y Yang, H B Wang, B Liu. A new stereo matching algorithm based on adaptive window [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Systems and Informatics, 2012. 1815-1819.
- 11 K Zhang, J B Lu, C Lafruit. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2009, 19(7): 1073-1079.
- 12 M Gerrits, P Bekaert. Local stereo matching with segmentation-based outlier rejection [C]. Proceedings of the 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision, 2006. 66-73.
- 13 X Mei, X Sun, M C Zhou, *et al.*. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2011. 467-474.

- 14 D Scharstein, R Szeliski. The middlebury stereo vision page [OL]. <http://vision.Middlebury.edu/stereo/>, 2014.
- 15 V Kolmogorov, R Zabih. Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts [C]. Proceedings of Eight IEEE International Conference on Computer Vision, 2001, 2: 508–515.
- 16 H Hirschmüller. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information [J]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008, 30(2): 328–341.
- 17 L D Maetz, A Villanueva, R Cabeza. Stereo matching using gradient similarity and locally adaptive support-weight [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(3): 1643–1651.
- 18 E S Larsen, P Mordohai, M Pollefeys, *et al.*. Temporally consistent reconstruction from multiple video streams using enhanced belief propagation [C]. IEEE 11th International Conference on Computer vision, 2007. 1–8.
- 19 Zhang Xuping, Wang Jiaqi, Zhang Yixin, *et al.*. Large-scale three-dimensional stereo vision geometric measurement system [J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(3): 0315002.
张旭苹, 汪家其, 张益昕, 等. 大尺度三维几何尺寸立体视觉测量系统实现[J]. 光学学报, 2012, 32(3): 0315002.
- 20 Liu Shumin, Huang Yingping, Zhang Renjie. Pedestrian contour extraction and its recognition using stereovision and snake models [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 0533001.
刘述民, 黄影平, 张仁杰. 基于立体视觉及蛇模型的行人轮廓提取及其识别[J]. 光学学报. 2014, 34(5): 0533001.
- 21 Gu Cheng, Qian Weixian, Chen Qian, *et al.*. Rapid head detection method based on binocular stereo vision [J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(1): 0108001.
顾 骋, 钱惟贤, 陈 钱, 等. 基于双目立体视觉的快速人头检测方法[J]. 中国激光, 2014, 41(1): 0108001.

栏目编辑: 张浩佳