

# 基于图像分割和自适应支撑权重的立体匹配算法

龚文彪 顾国华 钱惟贤 路东明 吕芳

南京理工大学光谱成像与智能感知省级重点实验室,江苏 南京 210094

**摘要** 双目立体匹配是计算机视觉中研究的重点,针对立体匹配在深度不连续、低纹理和场景重复区域容易匹配出错的问题,提出了一种基于图像分割和改进的自适应支撑权重的立体匹配算法。该方法首先根据颜色相似性、欧式距离相似性、梯度相似性和自定义颜色内相关相似性定义初始的匹配代价关系,然后利用 mean shift 算法分割出不同深度区域的匹配点,根据匹配点所在的深度区域进行匹配代价重定义。在代价聚合的过程中,为了消除光照和噪声的影响,对待匹配点进行 rank 变换后,再进行视差值的计算,从而得到一个更加准确的视差结果。最后在 VS2010 软件平台上对 Middlebury 标准图像进行测试,实验结果表明,该方法得到的视差结果要明显优于现有的局部区域立体匹配方法,且具有很强的稳健性和较高的准确匹配率。

**关键词** 图像处理;立体匹配;mean shift 分割;颜色内相关;梯度;rank 变换

中图分类号 TN29 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.s210002

## Stereo Matching Algorithm Based on Image Segmentation and Adaptive Support Weight

Gong Wenbiao Gu Guohua Qian Weixian Lu Dongming Lü Fang

*Jiangsu Key Laboratory of Spectral Imaging and Intelligent Sense, Nanjing University  
of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China*

**Abstract** Binocular stereo matching is an important issue in computer vision research. In order to solve the problem of stereo matching at the depth discontinuities, low textured regions and repetitive structures incidental matching error, a stereo matching algorithm based on image segmentation and improved adaptive support weight is proposed. the initial matching cost that combines the color similarity, euclidean distance similarity, user-defined inter color correlation similarity and gradient similarity is defined. The mean shift algorithm segment matching pixel is used at different depth regions in order to refine the matching cost. Meanwhile, in the process of cost aggregation, the new cost aggregation is calculated based on compare transform matching pixel by ranking transform in stereo image pairs in order to solve the influence of brightness and noise difference between the stereo image pairs, so a more accurate disparity result can be acquired. Finally, the algorithm is tested by Middlebury stereo benchmark on the VS2010 software platform, and the results show that it has better performance than other local matching methods, and its robustness is very strong and has higher accurate matching rate.

**Key words** image processing; stereo matching; mean shift segmentation; inter color correlation; gradient; rank transform

**OCIS codes** 100.2960; 100.3010; 140.6910

## 1 引言

立体匹配是计算机视觉中研究的热点,可广泛用于无人车驾驶、机器人导航以及三维测量等领域。立体

收稿日期: 2015-01-20; 收到修改稿日期: 2015-03-01

基金项目: 国家自然科学基金(61271332)、江苏省仪器平台分析测试课题(BZ201309)、江苏省普通高校专业学位研究生科研实践计划自然科学基金(SJLX\_0155)

作者简介: 龚文彪(1990—),男,硕士研究生,主要从事图像处理,立体匹配方面的研究。E-mail: gongwenbiao2011@163.com

导师简介: 顾国华(1966—),男,研究员,博士生导师,主要光电成像理论与技术、图像识别处理及应用技术等方面的研究。E-mail: gghnjust@163.com

匹配的关键是匹配结果的精度和算法所需要的时间,区域立体匹配算法可以分为全局区域立体匹配算法和局部区域立体匹配算法。对于全局立体匹配算法,该方法是对全局图像建立一个最小化能量函数,从而计算出每个像素点的视差值,其计算出的视差结果准确度高,但是所花费的时间长,算法复杂度高。相比于全局立体匹配算法,局部立体匹配算法的复杂度要低很多,该方法主要是通过对匹配像素点建立一个邻域窗口,通过一个合适大小的匹配窗口和权重关系去寻找另一幅图像中对应匹配点,也能得到一个满意的视差结果,因此,本文重点研究局部区域立体匹配算法。

对于局部窗口的匹配,主要有以下三类区域容易匹配出错:第一类是深度不连续处的像素点匹配,因为该区域处的像素点在匹配过程中很可能同时包括前景和背景上的像素点,且由于左右图像的遮挡不同,所以很容易造成匹配的错误;第二类是低纹理处的像素点匹配,该区域处匹配点的特征信息都比较少,匹配过程中容易出现多处的相似区域,因此也容易造成匹配错误;第三类是场景重复区域处的像素点匹配,如果匹配过程中存在找两处或两处以上相似区域时,且匹配窗口小于重复区域,则很容易操作匹配的错误。因此根据上述三类容易匹配出错的区域,需要一个合适大小的匹配窗口。

在另一方面,合理地分配窗口内像素点的权重关系也可以提高匹配点匹配准确率,例如,Xu等<sup>[1]</sup>通过径向长度来确定窗口内每个像素点的支撑权重关系,从而提高立体匹配准确率,但是该方法在立体匹配过程中需要对初始的视差值进行准确地估计,Yoon等<sup>[2]</sup>根据窗口内的匹配点与待匹配中心点间的颜色相似性和欧式距离相似性提出了一种自适应支撑权重(ASW)的立体匹配算法,该方法在整体上能够得到一个比较好的匹配结果,但是在上述三类容易匹配出错的区域处还是有比较大的匹配错误率,因此针对如何提高这三类区域处的匹配准确率方面进行了深入的研究。

本文提出的算法利用 mean shift 图像分割和改进的 ASW 关系来建立一个新的匹配代价函数关系。mean shift 图像分割算法将图像内不同深度区域的匹配分割出来,如果窗口内的匹配点与中心点在同一深度上,则希望匹配过程中所占的权重足够大;而不同深度区域的匹配点,为了保证左右图像窗口的大小一致,也会参与到匹配过程中,因此这部分匹配点则采用改进的自适应支撑权重的立体匹配算法。结合窗口内匹配点与中心像素点间的自定义颜色相关性、梯度相似性、颜色相似性和欧式距离相似性来分配合适的权重值,最终的匹配代价关系由 mean shift 的分割区域和自适应权重关系来确定;同时为了消除光照和其他噪声对匹配结果的影响,在代价聚合的运算过程中,并不直接对匹配点的灰度值进行聚合,而是将待匹配点先进行 rank 变换后,再进行代价聚合关系运算,根据胜者为王(WTA)准则,计算出匹配图像的视差结果。

## 2 改进的自适应权重关系

传统的自适应支撑权重立体匹配算法是由 Yoon 等<sup>[2]</sup>提出来的,窗口内匹配点的权重代价关系由该点与匹配中心点间的颜色相似性和欧式距离相似来决定,函数表达式如下所示:

$$\omega(p, q) = f(\Delta c_{pq}, \Delta d_{pq}), \quad (1)$$

式中  $p$  为匹配窗口的中心,  $q$  为窗口内的匹配点,  $\omega(p, q)$  代表窗口内所对应像素点的权重,  $\Delta c_{pq}$  和  $\Delta d_{pq}$  分别表示  $p$  和  $q$  的颜色相似性和欧式距离相似性,窗口内匹配点的权重大小也是依据此来分配的。根据 Yoon<sup>[2]</sup>的理论分析,可以将颜色相似性  $\Delta c_{pq}$  和欧式距离  $\Delta d_{pq}$  相似性作为独立量来处理,因此权重函数可以表示为

$$\omega(p, q) = f_c(\Delta c_{pq}) \cdot f_d(\Delta d_{pq}), \quad (2)$$

且相似性函数的表达式可以写成:

$$\Delta c_{pq} = I_{p_c} - I_{q_c} = \sqrt{(I_{p_R} - I_{q_R})^2 + (I_{p_G} - I_{q_G})^2 + (I_{p_B} - I_{q_B})^2}, \quad (3)$$

$$\Delta d_{pq} = d_x - d_y = \sqrt{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2}, \quad (4)$$

式中  $(I_{p_R}, I_{p_G}, I_{p_B})$  表示  $p$  点的 RGB 颜色像素值,  $(I_{q_R}, I_{q_G}, I_{q_B})$  表示  $q$  点的 RGB 颜色像素值,  $f(\cdot)$  表示差异强度,  $d_x$  和  $d_y$  分别表示  $p$  和  $q$  点在图像行列方向上的欧式距离,  $(x_p, y_p)$  表示  $p$  的坐标值,  $(x_q, y_q)$  表示  $q$  的坐标值。

在此基础上,为了进一步提高立体匹配过程中像素点的匹配精度,可以在权重函数中加入梯度相似性和自定义的颜色内相关相似性。

$p$  点的横向梯度  $g_{px}$  和纵向梯度  $g_{py}$  可以表示为

$$g_{px} = I_p(x+1, y) - I_p(x, y), \quad (5)$$

$$g_{py} = I_p(x, y+1) - I_p(x, y), \quad (6)$$

式中  $x$  和  $y$  分别表示图像上的行、列坐标值,  $I_p$  表示该点位置的灰度值, 因此  $p$  和  $q$  点的梯度相似性可以用如下函数表示:

$$\Delta g_{pq} = \sqrt{(g_{px} - g_{qx})^2 + (g_{py} - g_{qy})^2}. \quad (7)$$

颜色内相关特性作为像素点的固有特性, 能够反映出匹配像素点间的微小差异, 因此将颜色内相关相似性引入到匹配窗口的权重函数关系式中, 可以更好的减少深度不连续处像素点的匹配错误率, 因此,  $p$  点的颜色内相关特性可以用自定义相关向量  $I_{rinp}$  表示:

$$I_{rinp} = [I_{rce1p}, I_{rce2p}, I_{rce3p}], \quad (8)$$

式中

$$\begin{cases} I_{rce1p} = I_{pR} - I_{pG} \\ I_{rce2p} = I_{pG} - I_{pB} \\ I_{rce3p} = I_{pB} - I_{pR} \end{cases}, \quad (9)$$

所以,  $p$  和  $q$  点的颜色内相关相似性函数可以表示为

$$\Delta r_{pq} = \sqrt{(I_{rce1p} - I_{rce1q})^2 + (I_{rce2p} - I_{rce2q})^2 + (I_{rce3p} - I_{rce3q})^2}. \quad (10)$$

因此, Yoon 提出的窗口权重函数可以改写为

$$\begin{aligned} \omega(p, q) = & f(\Delta c_{pq}, \Delta d_{pq}, \Delta g_{pq}, \Delta r_{pq}) = \\ & f_c(\Delta c_{pq}) \cdot f_d(\Delta d_{pq}) \cdot f_g(\Delta g_{pq}) \cdot f_r(\Delta r_{pq}), \end{aligned} \quad (11)$$

根据匹配点的相关性匹配准则, 窗口内的匹配点与中心点的特性越相似, 则该点在匹配过程中所占的权重值越大。因此, 重定义的匹配代价权重关系式可以借用指数的形式作如下表达:

$$\begin{aligned} \omega(p, q) = & \exp\left(-\frac{\Delta c_{pq}}{\tau_c}\right) \cdot \exp\left(-\frac{\Delta d_{pq}}{\tau_d}\right) \cdot \exp\left(-\frac{\Delta g_{pq}}{\tau_g}\right) \cdot \exp\left(-\frac{\Delta r_{pq}}{\tau_r}\right) = \\ & \exp\left[-\left(\frac{\Delta c_{pq}}{\tau_c} + \frac{\Delta d_{pq}}{\tau_d} + \frac{\Delta g_{pq}}{\tau_g} + \frac{\Delta r_{pq}}{\tau_r}\right)\right], \end{aligned} \quad (12)$$

式中  $\tau_c$ 、 $\tau_d$ 、 $\tau_g$ 、 $\tau_r$  为固定常数, 它们间的大小关系表示对应的相似特性在权重函数分配过程所造成的影响, 下图进一步说明了改进的立体匹配代价关系可以消除部分视差图中的匹配错误。

其中黄色框表示重复区域处的错误点: 该处匹配错误的原因是在沿着外极线上的匹配点存在着两个或两个以上相似的匹配窗口; 蓝色框表示深度不连续区域处的错误点: 该处匹配错误的原因是匹配窗口内部分点被遮挡, 窗口匹配的相似性大大降低; 红色部分表示低纹理区域处的错误点: 该处缺少足够多的颜色相似性和距离相似性, 因此利用颜色内相关和梯度特性可以比较好的解决这部分错误匹配点。因此, 从总体上看, 改进的 ASW 算法能够解决一部分错误点的匹配, 但还是存在着比较多的匹配错误点。

### 3 图像分割后的重定义匹配代价关系

在窗口匹配的过程中, 由于前景与背景间的相互干扰, 即使在原有的自适应支撑权重的基础上加入颜色内相关特性和梯度特性, 还是可能造成深度不连续点处的匹配错误。但是如果将此特性的约束设置的过于紧凑, 则容易在图像其他区域出现匹配错误, 因此, 本文提出的改进算法中, 利用 mean shift 算法对图像不同深度区域的像素点进行分割, 然后根据匹配点所在的深度区域对待匹配点的匹配代价关系进行重定义, 这样可以更好地提高立体匹配在深度不连续处的匹配准确率。目前, 已经有几种不同的分割算法可以将图像不同深度区域的像素点分割成若干同质区域<sup>[3-5]</sup>。采用 mean shift 算法对图像进行分割<sup>[6]</sup>, 该算法通过控制色度域带宽  $h_r$ 、空域带宽  $h_s$  以及最小区域限制  $M$  来实现最终的分割效果。图 2 是在  $h_r = 6.5$ 、 $h_s = 7$  以及  $M = 40$  条件下, 对 4 幅标准左图像分割后的效果图以及相应的边缘。

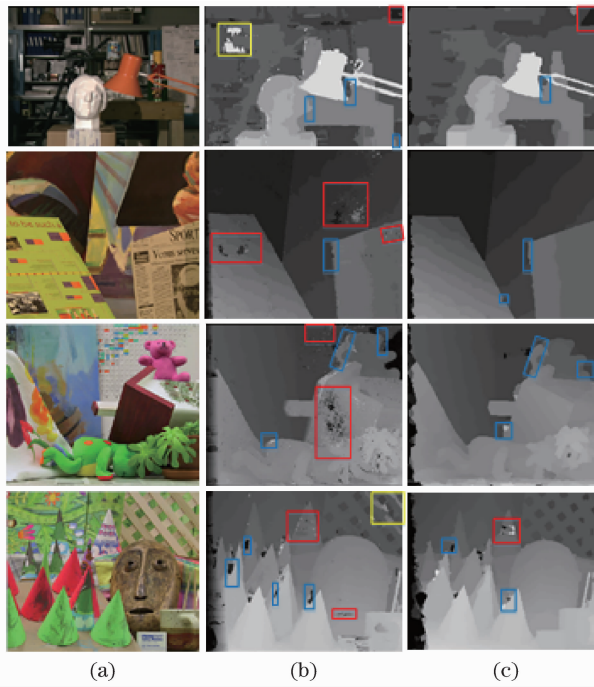


图 1 “Tsukuba”、“Venus”、“Teddy”、“Cones”的视差计算结果。(a)左图;(b)原始 ASW 算法;(c)改进 ASW 算法  
Fig.1 “Tsukuba”, “Venus”, “Teddy”, ”Cones” disparity computation. (a) Left image; (b) ASW (c) Improved ASW

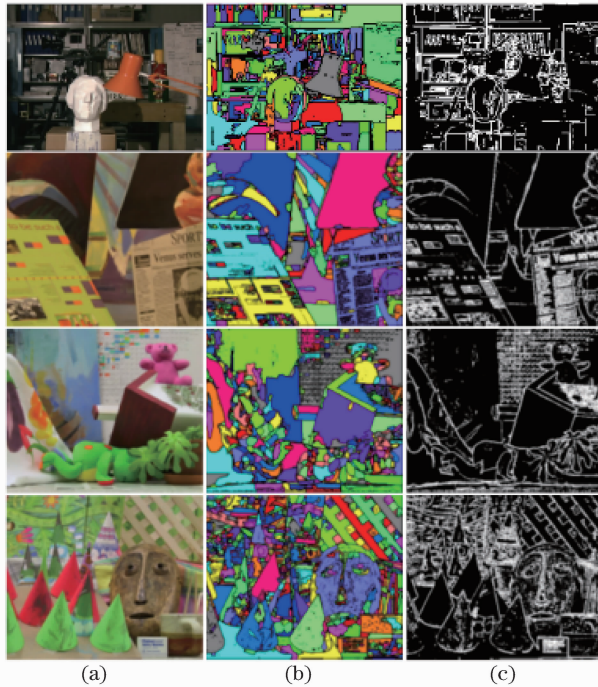


图 2 Mean shift 分割效果。(a)左图;(b)分割图;(c)深度不连续处的边缘

Fig.2 Mean shift image segmentation. (a) Left image; (b) image segmentation; (c) segmentation edge  
对匹配的图像进行不同深度区域的分割后,新的匹配代价函数关系式为

$$\omega(p, q) = \begin{cases} 1.0, q \in S_c \\ \exp\left[-\left(\frac{\Delta c_{pq}}{\tau_c} + \frac{\Delta d_{pq}}{\tau_d} + \frac{\Delta g_{pq}}{\tau_g} + \frac{\Delta r_{pq}}{\tau_r}\right)\right], \text{ otherwise,} \end{cases} \quad (13)$$

式中  $S_c$  表示的是  $p$  点所在的分割区域,同质区域的像素点在匹配过程希望能够尽量地参与到匹配代价运算中,因此权重设为最大值 1。对于窗口内不同深度区域的匹配点,则根据改进的自适应权重函数来分配所对

应的权重值,分割过程中之所以要保留图像的边缘信息,是为了在图像的匹配过程中,依据此信息来划分窗口内的匹配点是否与匹配中心点在同一个深度区域上。

#### 4 匹配代价聚合

匹配代价关系确定以后,需要对窗口内的像素点进行代价聚合运算,传统的代价聚合运算<sup>[2]</sup>表达式如下所示:

$$E(p, \bar{p}_d) = \frac{\sum_{q \in N_p, \bar{q}_d \in N_{\bar{p}_d}} \omega(p, q) \omega(\bar{p}_d, \bar{q}_d) e(q, \bar{q}_d)}{\sum_{q \in N_p, \bar{q}_d \in N_{\bar{p}_d}} \omega(p, q) \omega(\bar{p}_d, \bar{q}_d)}, \quad (14)$$

式中  $N_p$  参考图像的匹配窗口,  $N_{\bar{p}_d}$  表示目标图像的匹配窗口,  $\omega$  表示各自的权重函数,  $e(q, \bar{q}_d)$  表示参考图像内的匹配点  $q$  和目标图像的对应点  $\bar{q}_d$  间的 RGB 颜色分量差值,表达式如下所示:

$$e(q, \bar{q}_d) = \min\left(\sum_{c \in \{R, G, B\}} |I_{q_c} - I_{\bar{q}_d c}|, T\right), \quad (15)$$

式中  $T$  为阈值常数,可以有效避免部分异常值(如噪声点)对匹配结果的影响,但如果左右图像所受光照不一致或者摄像机的光圈调节不同,即使  $q$  与  $\bar{q}_d$  是对应的匹配点,  $I_{q_c}$  与  $I_{\bar{q}_d c}$  的差值也会相差很大,因此对代价聚合的像素点进行 rank 变换,如图 3 所示。

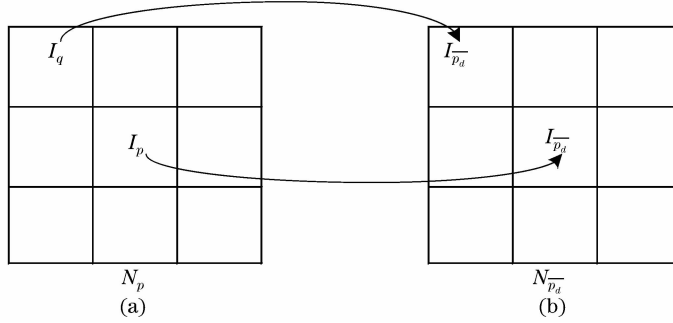


图 3 Rank 变换。(a)参考图像窗口;(b)目标图像窗口

Fig. 3 Rank transform. (a) Reference image window; (b) target image window

对于参考图像内的窗口匹配点  $q$  处的  $I_q$  值可以用窗口内的匹配点与中心点的相对关系  $R_q$  作如下表示:

$$R_q = \begin{cases} 1, & I_q < I_p \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (16)$$

同理,对于目标图像的窗口内的匹配点也可以用  $R_{\bar{q}_d}$  作如上式的表达。

因此,代价聚合中的关系式  $e(q, \bar{q}_d)$  的重定义函数为

$$e(q, \bar{q}_d) = \begin{cases} 0, & R_q = R_{\bar{q}_d} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

在窗口匹配代价值确定以后,每个像素点的视差值  $d_p$  可根据胜者为王(WTA)准则来求解:

$$d_p = \arg \min_{d \in S_d} E(p, \bar{p}_d), \quad (18)$$

式中  $S_d = \{d_{\min}, d_{\min} + 1, \dots, d_{\max}\}$  (只针对匹配点在像素级上的视差进行计算,匹配的图像也是经过极线矫正后的,因此匹配点只在水平方向上存在着视差值,根据视差范围的约束条件<sup>[7]</sup>,视差值取值范围在  $d_{\min} \sim d_{\max}$  间,跟所拍摄物体的远近距离有关)。

#### 5 实验结果及分析

在 VS2010 平台上对 Middlebury 提供的“Tsukuba”、“Venus”、“Teddy”、“Cones”4 对标准图像进行测试,实验使用的计算机采用 Intel i5-2310 处理器,CPU 主频为 3.10GHz,内存容量为 4GB。mean shift 算法对图像不同的深度区域的分割效果如图 2 所示,包括了分割后的结果和处理过程中所需要的分割边缘,从而

为图像的匹配代价关系提供所需要的先验条件。

图 4 是利用 mean shift 算法所计算出的最终视差结果图与前面的视差结果图进行对比的结果。比较过程中,原始窗口大小、颜色相似性常数和欧式距离相似性常数与传统的 ASW 算法<sup>[2]</sup>提供的测试参数一致,分别为:窗口大小  $N(p) = 35 \times 35$ ,  $N(p_d) = 35 \times 35$ ,  $\tau_c$  取 5,  $\tau_d$  取 17.5,而自定义颜色相似性常数  $\tau_r$  取 13,梯度相似性常数  $\tau_g$  取 5。

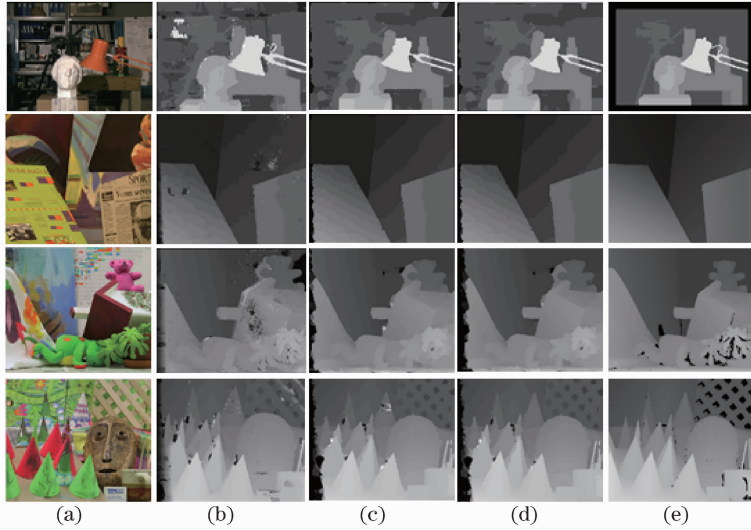


图 4 视差结果对比。(a)左图;(b)原始 ASW 算法;(c)改进的 ASW 算法;(d)本文算法;(e)标准视差图

Fig. 4 Comparison of results. (a) Left image; (b) ASW algorithm; (c) improved ASW algorithm; (d) proposed algorithm; (e) ground truth

由图 1 和图 4 可以看出,在传统的 ASW 中加入梯度相似性和自定义的颜色内相关相似性,可以解决“Venus”和“Teddy”图中大部分低纹理区域处的匹配错误,同时对于“Tsukuba”和“Cones”图中的场景重复区域的匹配错误也能很好的解决,而大部分深度不连续点处的匹配错误却依然存在,采用提出的算法,利用 mean shift 分割和改进的自适应支撑权重(ASW)关系对匹配的像素点进行匹配代价关系计算,同时对代价聚合的像素点用 rank 变换值代替颜色分量值,从而可以有效地提高场景重复区域、低纹理区域以及深度不连续点区域处的匹配准确率,从而提高整体的立体匹配准确率。

同时,为了说明自定义颜色内相关相似性和梯度相似性对匹配结果的影响,分别改变其对应的相似性常数取值,上述 4 幅标准测试图像的平均错误匹配率(Avg. rank)的变化如图 5 所示。

由图 5 可以看出,改变  $\tau_r$  和  $\tau_g$  的取值对匹配结果的平均准确率都有一定的影响,  $\tau_r$  在 5~15 的范围内平均准确率较高,  $\tau_g$  在 5~10 的范围内平均准确率较高。随着  $\tau_r$  和  $\tau_g$  的增加,相应的相似性函数的权重代价关系比例降低,因此平均匹配准确率也会有相应的降低。

此外,为了准确说明图 4 中视差结果的错误匹配率,表一列出了算法在每种条件下的错误百分比,其中“Non”表示非遮挡区域,“Disc”表示深度不连续点区域,“All”表示整幅匹配图像区域。

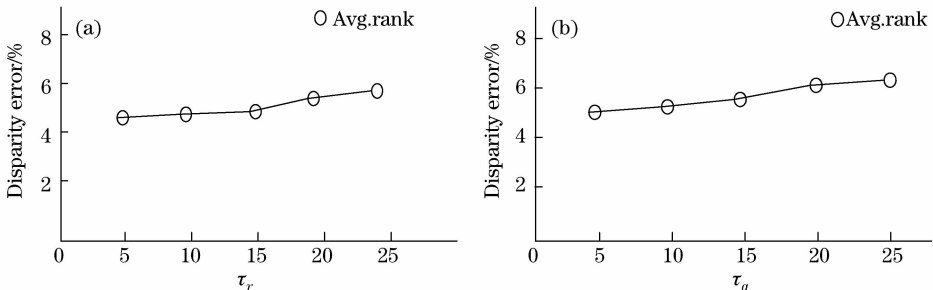


图 5 视差结果对比。(a)左图;(b)原始 ASW 算法;(c)改进的 ASW 算法;(d)本文算法;(e)标准视差图

Fig. 5 Comparison of results. (a) Left image; (b) ASW algorithm; (c) improved ASW algorithm; (d) proposed algorithm; (e) ground truth

表 1 算法在不同条件下的错误百分比

Table 1 Emor percent of algorithm in different situations

Different conditions	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Avg. rank
	Non	All	Disc	Non	All	Disc	Non	All	Disc	Non	All	Disc	
Proposed	1.14	1.74	6.07	0.11	0.54	1.48	5.90	13.15	13.38	2.28	10.17	6.82	5.23
Improved ASW	1.75	2.92	6.90	0.47	0.75	2.70	7.97	13.5	14.0	2.77	10.85	7.32	5.99
ASW	1.38	1.85	6.90	0.71	1.19	6.13	7.88	13.3	18.6	3.97	9.79	8.26	6.67

表 1 中的数字表示的是匹配错误率的百分比,错误匹配点的定义是计算出的视差值与给出的标准视差值在对应位置上的灰度值相差大于 1 个像素(以下算法的比较都是在此条件进行计算的)。

同时,为了说明 rank 变换在匹配计算过程中的作用,表 2 给出了算法在是否加入 rank 变换对匹配结果的影响,其中 NP. rank 表示算法不加 rank 变换下的匹配视差结果。表 3 是仅利用分割、分割后仅利用传统的自适应权重算法与所提出的算法的对比,表 4 是提出的算法与现有的其他立体匹配算法进行比较的结果。

表 2 算法是否加入 rank 变换对匹配结果的影响

Table 2 Affection of algorithm with and without rank transform on matching

Different conditions	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Avg. rank
	Non	All	Disc	Non	All	Disc	Non	All	Disc	Non	All	Disc	
Proposed	1.14	1.74	6.07	0.11	0.54	1.48	5.90	13.15	13.38	2.28	10.17	6.82	5.23
NP. rank	1.45	1.82	6.80	0.77	0.85	2.20	5.67	13.5	14.9	2.27	10.95	7.92	5.76

表 3 仅利用分割、分割后仅利用传统的自适应权重算法与所提出算法的对比

Table 3 Comparison of proposed algorithm with segment and traditional adaptive segmentsupport algorithm

Different conditions	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Avg. rank
	Non	All	Disc	Non	All	Disc	Non	All	Disc	Non	All	Disc	
Proposed	1.14	1.74	6.07	0.11	0.54	1.48	5.90	13.15	13.38	2.28	10.17	6.82	5.23
Segmentsupport	1.25	1.62	6.68	0.25	0.64	2.59	8.43	14.2	18.2	3.37	9.87	9.77	6.40
Segment	na	2.27	na	na	1.22	na	na	13.3	na	na	9.79	na	na

表 4 所提出的算法与其他立体匹配算法的比较

Table 4 Comparison of proposed algorithm with other solid matching algorithm

Different conditions	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Avg. rank
	Non	All	Disc	Non	All	Disc	Non	All	Disc	Non	All	Disc	
DoubleBP <sup>[8]</sup>	0.88	1.29	4.76	0.13	0.45	1.87	3.53	8.30	9.63	2.90	8.78	7.79	4.19
AdaptingBP <sup>[5]</sup>	1.11	1.37	5.79	0.10	0.21	1.44	4.22	7.06	11.8	2.48	7.92	7.32	4.23
Proposed	1.14	1.74	6.07	0.11	0.54	1.48	5.90	13.15	13.38	2.28	10.17	6.82	5.23
HEBF <sup>[9]</sup>	1.10	1.38	5.74	0.22	0.33	2.41	6.54	11.8	15.2	2.78	9.28	8.10	5.41
RTAdaptWgt <sup>[10]</sup>	1.45	1.99	7.59	0.40	0.81	3.38	7.65	13.3	16.2	3.48	9.34	8.81	6.20
VSW <sup>[11]</sup>	1.62	1.88	6.98	0.47	0.81	3.40	8.67	13.3	18.0	3.37	8.85	8.12	6.29
GradAdaptWgt <sup>[12]</sup>	2.26	2.63	8.99	0.99	1.39	4.92	8.00	13.1	18.2	2.61	7.67	7.43	6.55
ASW <sup>[2]</sup>	1.38	1.85	6.90	0.71	1.19	6.13	7.88	13.3	18.6	3.97	9.79	8.26	6.67
Cross-Based <sup>[13]</sup>	1.99	2.65	6.77	0.62	0.96	3.20	9.75	15.1	18.2	6.28	12.7	12.9	7.60

从表 2~4 可以看出,提出的算法与 DoubleBP<sup>[7]</sup> 和 AdaptingBP<sup>[5]</sup> 相比,计算出的平均匹配准确率要低,但是这两种算法属于全局区域立体匹配算法,前面介绍过,全局区域立体匹配算法相对于局部区域立体匹配算法的计算复杂度要高的多,而对于其他局部区域立体匹配算法如 ASW、Segmentsupport,提出的算法计算

出的平均匹配准确率都要高,且在深度不连续区域的改善要更明显。

## 6 结 论

通过在 VS2010 上对 Middlebury 提供的 4 对标准国际图像进行测试,通过比较改进的自适应权重关系与传统的自适应权重关系对立体匹配影响,证明了梯度相似性和自定义颜色内相关相似性在立体匹配中的作用;然后进一步分析将 rank 变换引入到代价聚合中和不同深度区域的匹配点进行 mean shift 图像分割对立体匹配中的作用,从而证明了该方法的有效性和较强的稳健性,最后通过与现有的其他局部区域立体匹配算法进行比较,证明了该方法计算出的平均视差准确率要明显优于现有的局部区域立体匹配算法。

## 参 考 文 献

- 1 Xu Yihua, Wang Dongsheng, Feng Tao, *et al.*. Stereo computation using radial adaptive windows[C]. IEEE Conference on Pattern Recognition, 2002, 3: 595-598.
- 2 Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 650-656.
- 3 Gerrits M, Bekaert P. Local stereo matching with segmentation-based outlier rejection[C]. IEEE Conference on Computer and Robot Vision, 2006: 66-66.
- 4 Klaus A, Sormann M, Karner K. Segment-based stereo matching using belief propagation and a self-adapting dissimilarity measure[C]. IEEE Conference on Pattern Recognition, 2006, 3: 15-18.
- 5 Bleyer M, Gelautz M. A layered stereo matching algorithm using image segmentation and global visibility constraints [J]. ISPRS J Photogrammetry and Remote Sensing, 2005, 59(3): 128-150.
- 6 Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- 7 Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision [M]. UK: Cambridge university press, 2003.
- 8 Yang Qingxiong, Wang Liang, Yang Ruigang, *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.
- 9 Yang Qingxiong. Hardware-efficient bilateral filtering for stereo matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(5): 1026-1032.
- 10 Kowalczyk J, Psota E T, Perez L C. Real-time stereo matching on CUDA using an iterative refinement method for adaptive support-weight correspondences [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23(1): 94-104.
- 11 Hu Weidong, Zhang Kang, Sun Lifeng, *et al.*. Virtual support window for adaptive-weight stereo matching[C]. IEEE Conference on Visual Communications and Image Processing (VCIP), 2011: 1-4.
- 12 De-Maeztu L, Villanueva A, Cabeza R. Stereo matching using gradient similarity and locally adaptive support-weight [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(13): 1643-1651.
- 13 Zhang Ke, Lu Jiangbo, 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.

栏目编辑: 宋梅梅