

适应弱纹理与几何特征的十字匹配块的立体匹配^{*}

蔡 鹏^{1,2}

(1. 江苏航空职业技术学院航空工程学院 镇江 212134;
2. 江苏航空职业技术学院镇江市无人机应用创新重点实验室 镇江 212134)

摘 要:针对弱纹理、弱几何特征的双目视图,生成视差质量较差的问题,提出了适应弱纹理与几何特征的十字匹配块的立体匹配算法。采用双线性视差插值框架,以提高时间效率;通过双目视图中少量规则点计算其整体视差变化趋势,以较少时间确定视图的最大视差和规则点的视差;融合 Census 序列、色彩和梯度等信息计算十字匹配块的代价,以增强弱纹理特征的视图的视差生成质量;基于初始视差图像的局部几何特征,十字匹配块和子块旋转相应的最优角度进行代价计算,以增强弱几何特征的视图的视差生成质量。实验结果表明,与 SGM、AD-Census、PMS、ELAS 等算法比较,生成的视差图像质量整体效果好,对于弱纹理、弱几何特征局部区域,视差质量提升明显;基于 6 对测试图像,与 PMS 算法相比,视差图像的均方误差 (MSE)减少 30.97%,执行时间平均为其 1/4。

关键词:立体匹配;十字匹配块;弱纹理;弱几何;几何特征自适应

中图分类号: TP391.4;TN29 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Stereo matching of cross matching blocks adapted to weak texture and geometric features

Cai Peng^{1,2}

(1. Aeronautical Engineering Institute, Jiangsu Aviation Technical College, Zhenjiang 212134, China;
2. Laboratory of UAV Application Technology, Jiangsu Aviation Technical College, Zhenjiang 212134, China)

Abstract: Aiming at the problem of poor disparity quality in binocular views with weak texture and weak geometric features, a stereo matching algorithm adapted to cross matching blocks of weak texture and geometric features is proposed. Adopting a bilinear disparity interpolation framework to improve time efficiency. Calculate the overall trend of disparity variation through a small number of regular points in a binocular view, in order to determine the maximum disparity of the view and the disparity of the regular points in less time. To enhance the quality of disparity generation in views with weak texture features, the cost of cross matching blocks is calculated by fusing information such as Census sequences, colors, and gradients. Based on the local geometric features of the initial disparity image, the cost calculation is performed by rotating the optimal angles of the cross matching block and sub blocks to enhance the disparity generation quality of views with weak geometric features. The experimental results show that compared with algorithms such as SGM, AD-Census, PMS, ELAS, etc., the generated disparity images have better overall quality. For weak texture and weak geometric feature local areas, the disparity quality is significantly improved. Based on 6 pairs of test images, compared with the PMS algorithm, the MSE of disparity images is reduced by an average of 30.97%, and the average execution time is 1/4 of it.

Keywords: stereo matching; cross matching block; weak texture; weak geometry; geometric feature adaptation

收稿日期:2024-08-13

^{*} 基金项目:镇江市重点研发计划 (SH2023098)、江苏高校哲学社科研究项目 (2022SJYB2303)、校级重点课题 (JATC22010101)、江苏高校“青蓝工程”项目资助

0 引言

立体匹配通过检测双目视觉图像的匹配像素对,计算得到相应的视差值,广泛应用于双目测距、三维建模、导航定位等领域^[1-3]。

局部立体匹配算法是利用单一像素点的亮度绝对值误差、梯度绝对值误差等相似性度量函数作为自身的匹配代价来求取视差,虽然算法速度快,但像素点视差的误匹配率较高。Yoon等^[4]提出了自适应权值概念,促进了基于立体匹配自适应算法发展。Iveel等^[5]提出了基于区域生长的自适应窗口的匹配算法,提高了视差不连续区域的匹配精度。

对于全局立体匹配,Intille团队^[6]首次将的动态规划算法(dynamic programming, DP)用于解决立体匹配中视差优化问题,但视差图中存在条纹效应。Veksle^[7]利用水平树结构替代原始的水平扫描线,优化了动态规划算法。利用图割(Graph Cut, GC)作为优化视差标签的核心算法,如Li等^[8]提出的PMSC匹配方案,以及Taniai等^[9]提出的LocalExp立体匹配算法。

Hirschmüller^[10]提出了半全局立体匹配算法(semi-global matching, SGM),该算法结合了局部算法和与全局算法的优点,Mei等^[11]提出AD-Census算法,即局部算法和半全局算法相结合的算法,代价计算结合了AD算法和Census算法,改进了十字交叉域代价聚合方式,弱纹理区域的处理效果好。

Bleyer等^[12]提出了PMS(patch match stereo)算法,是目前所有的立体匹配生成视差时间最长、质量最好的算法,其主要思想是对每一个像素计算一个独立的最优3D视差空间平面,用于匹配的支撑窗口是倾斜支撑窗口,采用Patch Match的思想,主要包括初始化、空间传播、随机搜索3个步骤,除此之外,还包括视图传播和帧间传播两个步骤,更有助于算法收敛。

Jellal等^[13]提出了ELAS(efficient large scale stereo matching)算法,将立体匹配过程建模成为贝叶斯最优估计理论,通过最大后验概率估计方法推理视差,其优点是对于高分辨率的图像,能够有效兼顾匹配速度和精度。

LeCun团队^[14]开创性地提出在计算立体匹配中的像素块间的匹配代价中,采用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)网络。Chang等^[15]提出将CNN特征和金字塔模型的图像全局信息,输入到堆叠网格和3DCNN模块中,进行图像对的端对端的深度估计。

传统的局部立体匹配算法计算复杂度低,实时性好,但是非遮挡、视差不连续区域的匹配精度不高,程德强等^[16]提出了融合边缘保持与改进代价聚合的立体匹配。传统立体匹配算法匹配精度低,且单一代价函数不能同时应对强纹理区域、弱纹理和无纹理区域,陈艺等^[17]提出一种自适应纹理区域的多尺度融合立体匹配算法。为减少特征点匹配时间,提高匹配准确率。罗久飞等^[18]提出了

一种基于自适应双阈值的加速稳健特征(SURF)双目视觉匹配算法。针对视差转换成深度时,远距离深度精度下降的问题,覃业宝等^[19]提出一种全距离深度平衡立体匹配网络。刘旺等^[20]提出了一种基于改进Census代价和优化引导滤波的立体匹配算法,以提高局部立体匹配的精度。谢鑫等^[21]提出一种融合注意力和多尺度的优化立体匹配算法,即基于PSMNet改进的优化立体匹配算法。

立体匹配算法PMS^[12]、SGM^[10]、AD-Census^[11]、ELAS^[13]等,对于包含弱纹理或弱几何特征的双目图像,生成视差图像的质量较差。PMS算法是目前所有的立体匹配算法中,时间效率最低,生成视差图像质量最好的算法,但迭代计算像素的最优视差平面具有一定随机性,需要更多的时间以产生质量好的视差图像。本文根据初始视差选择最优姿态的十字匹配块进行视差计算,具有确定性,且时间较短,生成质量更好的视差图像。

本文提出了一种适应弱纹理与弱几何特征的十字匹配块的立体匹配算法,通过双目视图中少量规则点计算其整体视差变化趋势,以较少时间确定视图的最大视差和规则点的视差,以确保视差计算正确性并提高时间效率,对现有的双目视差算法具有普适性;本文的十字匹配块融合Census序列、色彩和梯度等信息,以增强弱纹理特征的视图的视差生成质量;采用双线性视差插值框架,视差变化小的视图像素采用线性插值计算其视差;视差变化大的视图像素即边缘点,基本方法利用十字匹配块通过WTA(winner takes all)方法计算边缘点的视差;基于初始视差图像的局部几何特征,改进方法通过旋转相应的最优角度的十字匹配块和子块计算边缘点的视差,以增强弱几何特征的视图的视差生成质量。

1 本文方法

本文方法以能有效提高弱纹理与几何特征的双目图像的视差生成质量,总体框图如图1所示。

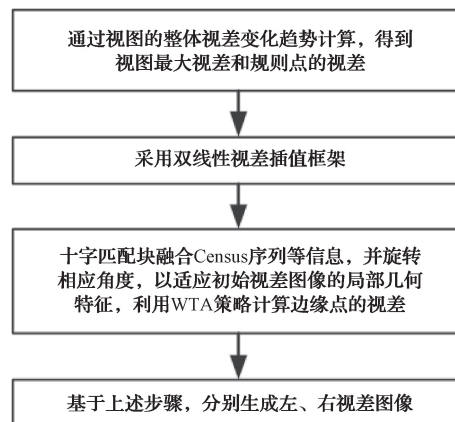


图1 本文方法的总体框图

Fig. 1 Overall flowchart of the method

本文方法分为基本方法和改进方法,对视图中弱几何

特征区域,改进方法采用局部几何特征自适应的十字匹配块进行视差计算。

1)通过规则点计算整体视差变化趋势,以较少时间确定视图的最大视差和规则点的视差,以确保视差计算正确性并提高时间效率,对现有的双目视差算法具有普适性;采用双线性视差插值框架,以提高本文算法时间效率;基于规则点的视差,生成相应的初始视差图像。

2)融合 Census 序列、色彩和梯度等信息计算十字匹配块与子块的代价,以增强弱纹理特征的视图的视差生成质量。

3)对于对视差变化大的区域,即视差变化大的边缘点,本文基本方法利用姿态不变的十字匹配块进行视差计算;基于初始视差图像的局部几何特征,本文改进方法通过旋转相应的最优角度的十字匹配块和子块计算边缘点的视差,以增强弱几何特征的视图的视差生成质量。

1.1 十字匹配块

立体匹配的匹配块通常是方形的,本文提出十字匹配块的概念,能有效提高时间效率和视差图像生成质量。

如图 2 所示,通常的匹配块的边长为 L_a ,通常的十字匹配块的长度 L_a 是左、右视图 x 和 y 轴方向上顶点的最长距离, L_b 和 L_c 是视图轴方向上顶点的较短距离, L_b 和 L_c 远小于 L_a , L_c 大于或等于 L_b 。十字匹配块分为 5 个子部分 B_0, B_1, B_2, B_3, B_4 , 其中心点即子部分 B_4 的中心点,得到匹配代价为 $C_{B_0}, C_{B_1}, C_{B_2}, C_{B_3}, C_{B_4}$, 则十字匹配块的匹配代价为 $C_{B_0} + C_{B_1} + C_{B_2} + C_{B_3} + C_{B_4}$ 。当 L_a 参数相等时,十字匹配块的匹配代价计算时间远小于通常的方形匹配块。

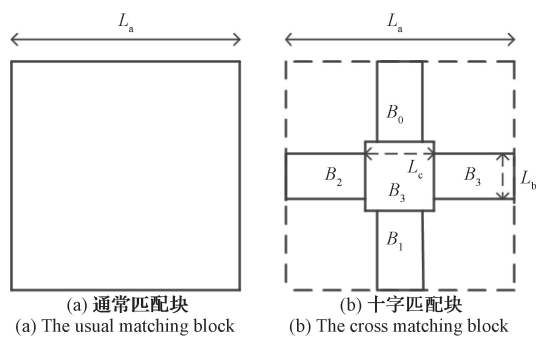


图 2 通常匹配块和十字匹配块比较

Fig. 2 Compare the usual matching block with the cross matching block

本文融合 Census 序列、色彩和梯度等信息计算匹配代价,通过 WTA 策略,通过上述十字匹配块代价计算得到下述的规则点、边缘点的视差。

1.2 规则点、边缘点和插值点

本文左或右视图在 x 和 y 方向上按一定间距 d 设置视差代价匹配的像素点,即规则点。如图 3 所示, x 和 y 方向上相邻的规则点(黑色)之间的间距 d 为 4 个像素。

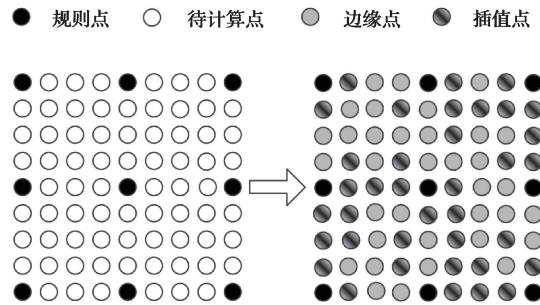


图 3 视图图像中规则点、边缘点和插值点的分布

Fig. 3 Distribution of regular points, edge points and interpolation points in the view image

对左或右视图中的规则点,利用十字匹配块通过 WTA 策略计算视差值,通过下述的计算视图整体深度变化趋势的方法,得到视图的最大视差。

在规则点(黑色)之间的像素(灰色)是边缘点(图 3),利用十字匹配块通过 WTA 策略计算视差值。通过计算规则点或边缘点或插值点之间的初始视差值变化量,判断是否要增加边缘点。

视图图像中规则点和边缘点是非插值点;图 3 中黑灰相间的像素是插值点,通过双线性插值方法计算插值点的视差值。

1.3 融合 Census 序列等信息的十字匹配块

在视图的弱纹理区域,Census 序列的匹配块能取得较好的视差计算效果。本文十字匹配块(基本方法)或局部几何特征自适应的十字匹配块(改进方法),以下简称十字匹配块,融合 Census 序列、色彩和梯度等信息,以减少弱纹理对视差图像质量的不利影响。

十字匹配块中除中心点(图 2 中 B_4 的中心点)之外的每一点都与中心点进行比较,灰度值小于中心点的记为 1,灰度值大于或等于中心点的则记为 0,以 0 或 1 的序列作为该中心点的 Census 序列,双目图像的左、右视图的十字匹配块分别为 Census 左序列和 Census 右序列。

双目图像的左、右视图的相对应的十字匹配块中,每个像素计算其色彩、梯度,形成色彩、梯度的左序列和右序列。融合 Census 序列、色彩和梯度的十字匹配块的代价计算如下:

$$C(p, d) = \sum_{i=1}^N w_i ((1 - \alpha) dc_i + \alpha \cdot dg_i) ds_i \quad (1)$$

$$ds_i = \begin{cases} 4, & dsl_i \neq dsr_i \\ 1, & dsl_i = dsr_i \end{cases}$$

式中: w_i 为左或右视图中十字匹配块的中心点与相应的像素 i 之间的色彩权值; dc_i 为左或右视图中视差为 d 的十字匹配块的相应像素 i 的色彩差值; dg_i 为左或右视图中视差为 d 的十字匹配块的相应像素 i 的梯度差值; α 为色彩差值 dc_i 和梯度差值 dg_i 之间系数, $0 < \alpha < 1$; dsl_i 为左或右视图中十字匹配块的像素 i 的 Census 序列中相

应值; dsr_i 为与上述像素 i 之间视差为 d , 其右或左视图中对应像素的 Census 序列中相应值; ds_i 为左或右视图中视差为 d 的十字匹配块的相应像素 i 的 Census 序列中的对应值 dsl_i 、 dsr_i , 通过式(1)中 dsl_i 和 dsr_i 比较计算得到的值。

1.4 局部几何特征自适应的十字匹配块

利用十字匹配块通过 WTA 策略计算视图中规则点的视差值, 以规则点为已知点, 对非规则点进行按图像 x 和 y 轴方向进行双线性视差插值, 生成初始的视差图像。

通过十字匹配块旋转相应的最优角度(图 4), 使其姿态符合初始的视差图像中局部几何特征, 产生更好的视差计算效果。

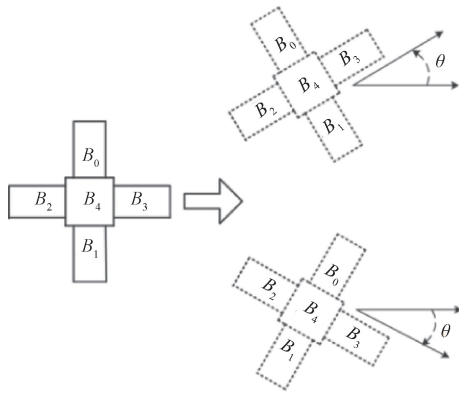


图 4 局部几何特征自适应的十字匹配块
Fig. 4 Adaptive cross matching block for local geometric features

如图 5 所示, 以十字匹配子块 B_4 的中心为原点, 以视差图像 x 轴正方向为起始边, 将 $\pi/2$ 分成 N_g 等分, 以十字匹配块的 x 轴绕视差图像 x 轴正方向逆时针旋转 $N_g - 1$ 个角度(图 5 中 $N_g = 4$, 本文实验 $N_g = 18$), 对应的角度分别为 $0, \pi/(2N_g), \pi \cdot i/(2N_g), \dots, \pi(N_g - 1)/(2N_g)$ ($i=0, 1, \dots, N_g - 1$), 相应的十字匹配块的 y 轴逆时针旋转 $\pi \cdot i/(2N_g)$, 分别以旋转后的十字匹配块 x 或 y 轴为

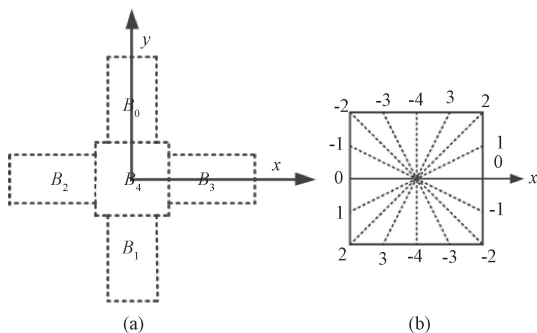


图 5 十字匹配块的旋转角度

Fig. 5 Rotation angle of cross matching block

分界线(图 5(b)虚线)。

计算初始的视差图像的局部区域的上下或左右两部分像素的初始视差值 $h_{i,j}$ 和 $h'_{i,j}$ 的差值系数 f_k :

$$f_k = \frac{|\sum h_{i,j} - \sum h'_{i,j}|}{\sum (h_{i,j} + h'_{i,j})} \quad (2)$$

式中: $k = -N_g, -N_g + 1, \dots, N_g - 1$, k 对应图 5 中分界线, 与视差图像 x 轴正方向逆时针旋转角度相对应。

f_k 值越大, 表示以旋转后的十字匹配块的 x 或 y 轴为对应的分界线, 其初始视差图像中局部区域相对的两部分(图 5(b))视差值和的比值越大, 旋转相应的最优角度的十字匹配块越适合进行视差计算, 即十字匹配块的局部几何特征自适应性。

1.5 具体步骤

1) 在左或右视图的 x 和 y 方向上等间隔设置规则点, 对于视图规则点, 利用十字匹配块计算视图的整体视差变化趋势, 得到视图整体最大视差, 同时得到规则点的视差, 对现有的双目视差算法具有普适性。

(1) 设视图的像素为 $nx_0 \subseteq ny_0$ 个, 设置像素间距为 d (通常 d 为 4、6、8 或更多个像素, 本文实验 $d=4$), 得到视图的规则点为 $nx_1 \subseteq ny_1$ 个, nx_1, ny_1 分别约为 nx_0, ny_0 的 $1/d$; 设置规则点的视差 h_i 初始值为 0, 通过十字匹配块计算得到的匹配代价为 c_i ($0 \leq i < nx_1 \subseteq ny_1$), 此时, 视图整体最大视差初始值为 0; 变量 k, H 初值为 0, 参数 T 设为 23 或更大的值。

(2) 视图整体最大视差的迭代计算, 其具体流程如图 6 所示。

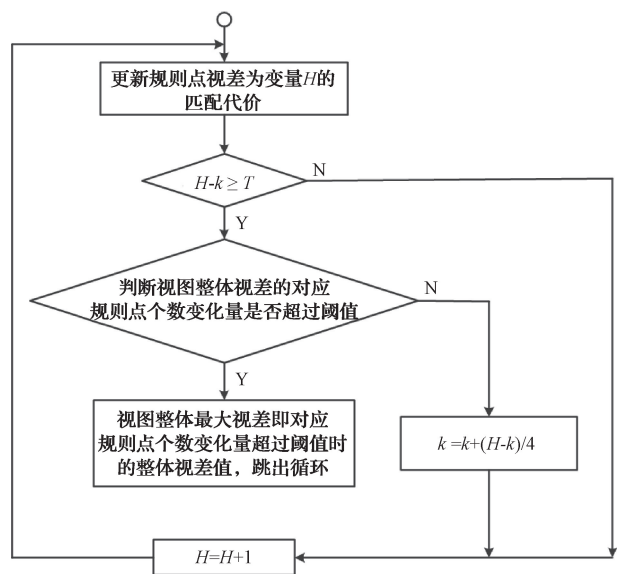


图 6 视图整体最大视差计算的流程

Fig. 6 Flowchart for calculating the maximum disparity of the overall view

相应的伪码如下:

```
while (1) {
```

通过十字匹配块计算规则点视差为 H 的匹配代价为 $c'_i (0 \leq i < nx_1 \leq ny_1)$, 若 $c'_i < c_i$, 则 $c_i = c'_i, h_i = H$;

计算规则点的视差 h_i 为 H 的个数 n_H , 上一次迭代计算的规则点的视差 h_i 为 $H-1$ 的个数 n_{H-1} , 依次类推, 第 1 次迭代计算的规则点视差 h_i 为 0 的个数 $n_0 = nx_1 \times ny_1$ (规则点个数);

```
if( $H - k < T$ )  $H = H + 1$ ;
```

```
else {
```

$/* k \leq s \leq H, n_k, n_{k+1}, n_{k+2}, \dots, n_{s-1}, n_s$ 分别为当 H 等于 $k, k+1, k+2, \dots, s-1, s$ 时, 规则点视差 h_i 等于 $k, k+1, k+2, \dots, s-1, s$ 的个数, 通常设置 β 为 0.1。*/

```
if ( $\frac{n_{k+1}}{n_k} > \beta, \frac{n_{k+2}}{n_k} > \beta, \dots, \frac{n_{s-1}}{n_k} > \beta, \frac{n_s}{n_k} \leq \beta$  且  $n_s \leq 300$ )
```

```
{
```

视图整体最大视差为 s , 转步骤 2) 执行;

```
}
```

```
else {
```

```
 $k = k + (H - k) / 4, H = H + 1$ ;
```

```
} //内层 if-else
```

```
} //外层 if-else
```

```
} // while 循环
```

2) 在视图 y 轴方向上, 两个相邻的已计算视差的像素, 其为规则点、边缘点或插值点。若上述两个像素的视差变化量与视差的比值超过阈值, 则其中间位置像素是边缘点, 边缘点通过基本方法或改进方法进行视差计算, 否则, 其中间像素视差即为插值点, 其值为上述两个像素的视差的平均; 两个相邻的已计算视差的像素的间隔减半 (本文实验的间隔初始为 4, 则减半依次为 2、1)。重复上述过程, 直至两个相邻的已计算视差的点间隔为 1 个像素 (图 7(a) 和 (b)), 其伪码如下:

```
当前间隔  $cd =$  初始间隔  $sd$ ;
```

```
for ( $x = 0; x <$  图像宽度;  $x += sd$ ) {
```

```
while ( $cd > 1$ ) {
```

```
for ( $y = cd / 2; y <$  图像高度;  $y += cd$ ) {
```

```
if ( $y - cd / 2$  和  $y + cd / 2$  对应视差的差值  $>$  阈值)  
通过本文基本方法或改进方法计算边缘点  $y$  的视差;
```

```
else  $y - cd / 2$  和  $y + cd / 2$  对应视差平均即  $y$  的视差;
```

```
} //y 的 for 循环
```

```
 $cd$  减半;
```

```
} //cd 的 while 循环
```

```
} //x 的 for 循环
```

边缘点的视差计算分为两种方法, 即本文的基本方法和改进方法。利用十字匹配块通过 WTA 方法计算视图中规则点的视差值, 以规则点为已知点, 对非规则点进行

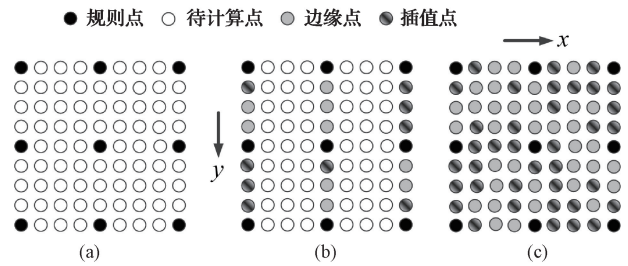


图 7 双线性视差插值

Fig. 7 Bilinear disparity interpolation

按视差图像 x 和 y 轴方向进行双线性视差插值, 生成初始的视差图像。基本方法利用十字匹配块通过 WTA 方法计算边缘点的视差值。改进方法基于初始的视差图像, 利用几何特征自适应性的十字匹配块计算边缘点的视差值。

基于几何特征自适应性的十字匹配块, 本文的改进算法计算边缘点的视差, 具体步骤如下。

(1) 利用式(2)计算初始的视差图像的局部区域中像素为初始视差 $h_{i,j}$ 和 $h'_{i,j}$ 的上下或左右两部分 (图 5(b)) 差值系数 $f_k (k = -N_g \dots N_g - 1)$, 若 $k = k'$ 时, f_k 最大, 逆时针旋转 $\pi \cdot k' / (2N_g)$ 角度的十字匹配块适合进行视差计算。

(2) 以上述 $\pi \cdot k' / (2N_g)$ 角度逆时针旋转后的十字匹配块为基础进行视差计算, 十字匹配块 (图 2) 分为 5 个子部分 B_0, B_1, B_2, B_3, B_4 , 其中心点即子部分 B_4 的中心点, 得到匹配代价为 $c_{B_0}, c_{B_1}, c_{B_2}, c_{B_3}, c_{B_4}$, 设置如下变量: $n_0, cn_0, cn1, cn2, cn3, n1$ 分别对应十字匹配块与子块的视差值, $ca, c_0, c_1, c_2, c_3, cb$ 分别对应十字匹配块与子块的代价值; 通过初始的视差图像得到局部视差值范围 s_0, s_1 , 边缘点的视差变量 s , 具体步骤如下。

① 旋转后的十字匹配块与子块的视差计算, 其伪码如下:

```
 $ca, c_0, c_1, c_2, c_3, cb$  初始为无穷大值;
```

```
 $n_0, cn_0, cn1, cn2, cn3, n1$  初始为 0;
```

```
for ( $s = s_0; s \leq s_1; s++$ )
```

```
{
```

```
若十字匹配块的新代价低于视差值  $n_0$  对应的代价值  $ca$ , 更新  $ca = c_{B_0} + c_{B_1} + c_{B_2} + c_{B_3} + c_{B_4}, n_0 = s$ ;
```

```
//子块  $B_4B_0$  即子块  $B_4$  和  $B_0$  的组合, 下同
```

```
若十字匹配块的子块  $B_4B_0$  新代价低于视差值  $cn_0$  对应的代价值  $c_0$ , 更新  $c_0 = c_{B_0} + c_{B_4}, cn_0 = s$ ;
```

```
若十字匹配块的子块  $B_4B_1$  新代价低于视差值  $cn_1$  对应的代价值  $c_1$ , 更新  $c_1 = c_{B_1} + c_{B_4}, cn_1 = s$ ;
```

```
若十字匹配块的子块  $B_4B_2$  新代价低于视差值  $cn_2$  对应的代价值  $c_2$ , 更新  $c_2 = c_{B_2} + c_{B_4}, cn_2 = s$ ;
```

```
若十字匹配块的子块  $B_4B_3$  新代价低于视差值  $cn_3$  对应的代价值  $c_3$ , 更新  $c_3 = c_{B_3} + c_{B_4}, cn_3 = s$ ;
```

```
通过十字匹配块的子块  $B_4B_0, B_4B_1, B_4B_2, B_4B_3$  代
```

价的升序排序,中间两个代价相加得到新代价 c ,若新代价低于视差值 $n1$ 对应的代价值 cb ,更新 $cb = c, n1 = s$;

②若边缘点所在局部区域的像素初始视差为 $h_{i,j}$ 和 $h'_{i,j}$ 的上下或左右两部分(图 5(b))的差值系数 f_k 小于阈值(本文实验设为 0.08),旋转后的十字匹配块视差值 $n0$ 即为边缘点的最终视差值。否则,将视差值 $cn1, cn2, cn3, n1, n1$ 赋值到数值 $temp[0 \cdots 4]$ 中,数值 $temp[0 \cdots 4]$ 按升序排序,取其中元素 $temp[1]$ 即为边缘点的最终视差值。

3)在视图 x 轴方向上,两个相邻的已计算视差的像素,其为规则点、边缘点或插值点。若上述两个像素的视差变化量与视差的比值超过阈值,则其中间位置像素是边缘点,边缘点通过基本方法或改进方法进行视差计算,否则,其中间像素视差即为插值点,其值为上述两个像素的视差的平均;两个相邻的已计算视差的像素的间隔减半(本文实验的间隔初始为 4,则减半依次为 2、1)。重复上述过程,直至两个相邻的已计算视差的点间隔为 1 个像素(图 7(b)和(c)),其伪码如下:

```

当前间隔  $cd =$  初始间隔  $sd$ ;
for ( $y = 0; y <$  图像高度; $y++$ ) {
while ( $cd > 1$ ) {
for ( $x = cd / 2; x <$  图像宽度; $x += cd$ ) {
if ( $x - cd/2$  和  $x + cd/2$  对应视差的差值  $>$  阈值)
通过本文基本方法或改进方法计算边缘点  $x$  的视差;
else  $x - cd / 2$  和  $x + cd / 2$  对应视差平均即  $x$  的视差;
} //  $x$  的 for 循环
 $cd$  减半;
} //  $cd$  的 while 循环
} //  $y$  的 for 循环

```

4)基于上述步骤 1)~3),分别对左视图图像和右视图图像,生成相应的视差图像,根据左或右视差图像中视差不一致的像素进行空洞标记,对上述空洞像素的视差进行修复,生成质量更好的左、右视差图像。

2 实验

本文对 Middlebury 测试数据库的 6 对测试图像(Aloe、Baby3、Teddy、Doll、Art、Moebius)进行相关实验。如图 8 所示, Teddy、Doll、Art、Moebius 等视图图像包含弱纹理区域, Aloe、Baby3、Doll、Art、Moebius 等视图图像包含弱几何区域,这是本文采用上述 6 对测试图像的主要原因。

本文方法与 PMS^[12]、SGM^[10]、AD-Census^[11]、ELAS^[13]等算法的视差图像生成质量和执行时间比较。本文的软硬件平台:处理器 Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ CPU @2.80 GHz 2.80 GHz,内存 8.00 GB,64 位 Windows 10 操作系统, Visual Studio 2022。

本文改进算法分别与 SGM^[10]、AD-Census^[11]、PMS^[12]、ELAS^[13]等算法进行视差图像质量的比较。PMS



图 8 Middlebury 数据集中 6 对测试图像的左视图图像
Fig. 8 Left view images of 6 pairs of test images in the Middlebury dataset

算法主要包括初始化、空间传播、随机搜索 3 个步骤,在目前所有立体匹配算法中,时间成本最高,生成的视差图像质量最高,本文方法重点与 PMS 算法进行比较。

如图 2 所示, PMS 算法的匹配块(平行窗口)的边长 L_a 设为 35 个像素,倾斜窗口在图像投影的边长小于或等于 L_a ;本文算法的十字匹配块长度,对于规则点匹配计算, L_a 为 45 个像素, L_b 为 9 个像素, L_c 为 13 个像素,对于边缘点匹配计算, L_a 为 45 个像素, L_b 、 L_c 均为 9 个像素。本文的规则点之间的间距 d 设为 4 个像素,边缘点的视差变化量与视差比值的阈值为 0.05。

通过 Middlebury 测试数据库的 6 对测试图像进行实验,本文的基本算法与改进算法进行视差图像的生成质量比较。图 9(a)和(b)的弱几何特征的区域 1,图 9(e)的视差突变的区域 1,本文改进算法比基本算法生成视差图像更好,因为改进算法利用局部几何特征自适应的十字匹配块计算边缘点的视差。如图 8(c)所示,在小熊周围的弱纹理区域,本文基本算法和改进算法生成的视差图像质量均较好,因为本文算法的十字匹配块与子块的匹配代价计算融合 Census 序列、色彩和梯度等信息,包含 Census 序列信息的十字匹配块在弱纹理区域匹配效果好。如图 9(d)~(f)所示,在弱纹理、弱几何区域,本文基本算法和改进算

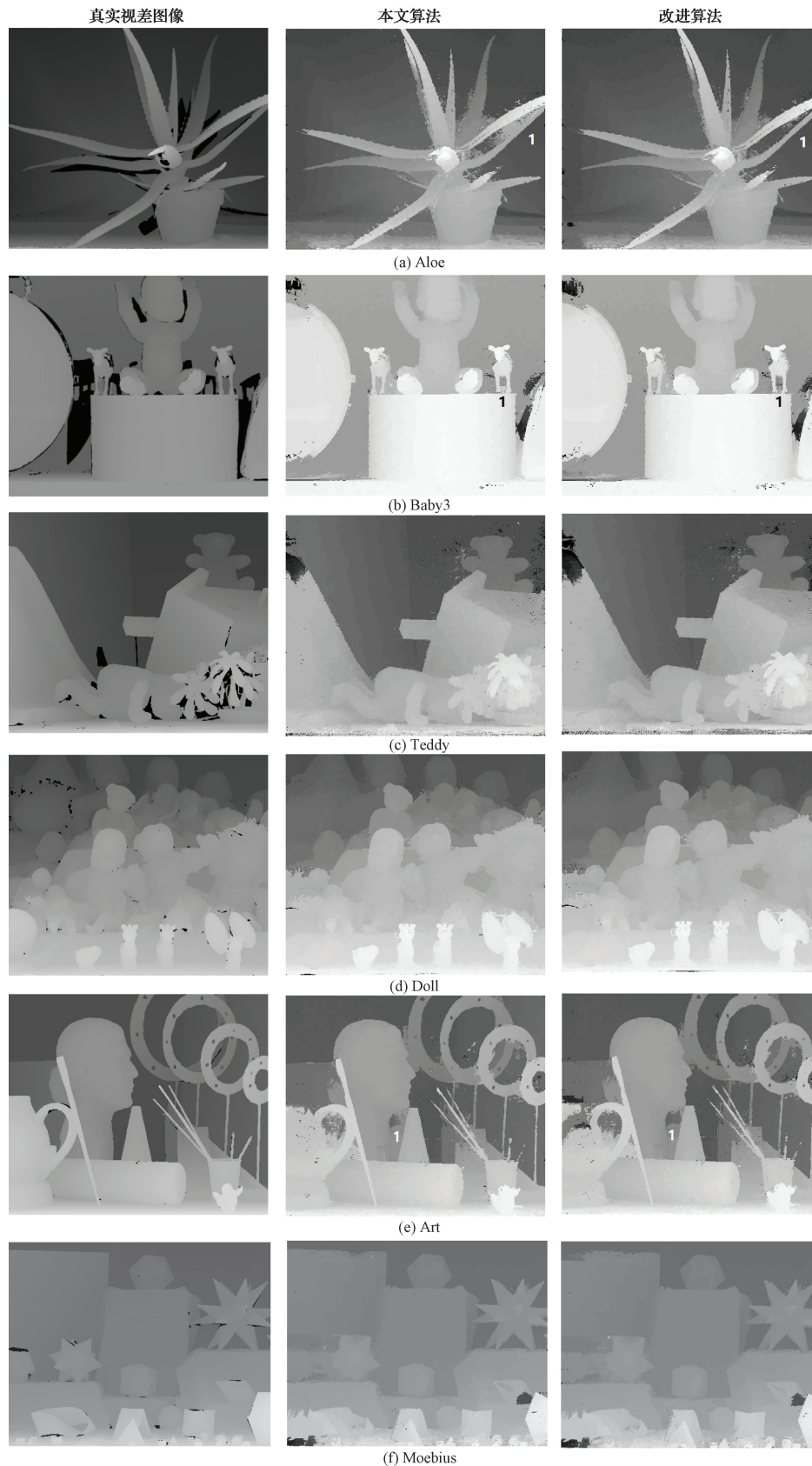


图9 真实视差图像、本文的基本算法与改进算法的视差计算效果比较

Fig. 9 Comparison of disparity calculation effects between real disparity image, the basic algorithm and improved algorithm

法均取得较好的效果。如表1所示,本文基本算法与改进算法的均方误差(MSE)值相近,即视差图像的客观质量相近。

通过6对测试图像进行实验,PMS^[12]算法与本文改进算法进行视差图像的生成质量比较,PMS算法是目前所有的立体匹配中,时间成本最高、视差图像质量最好的算法。图10(a)的区域1,图10(b)的区域1,图10(d)的区域1、2、3,图10(e)的区域2,图10(f)的区域4、5,属于弱几

何特征的局部区域,图10(e)的区域1,属于视差突变的区域,本文改进算法比PMS算法生成视差图像更好,因为本文改进算法利用局部几何特征自适应的十字匹配块计算边缘点的视差。图10(a)的区域2,图10(c)的区域1,图10(e)的区域3、4、5,图10(f)的区域1、2、3,属于弱纹理的局部区域,本文算法比PMS算法生成视差图像更好,因为本文算法的十字匹配块与子块的匹配代价计算融合 Census 序列、色彩和梯度等信息。

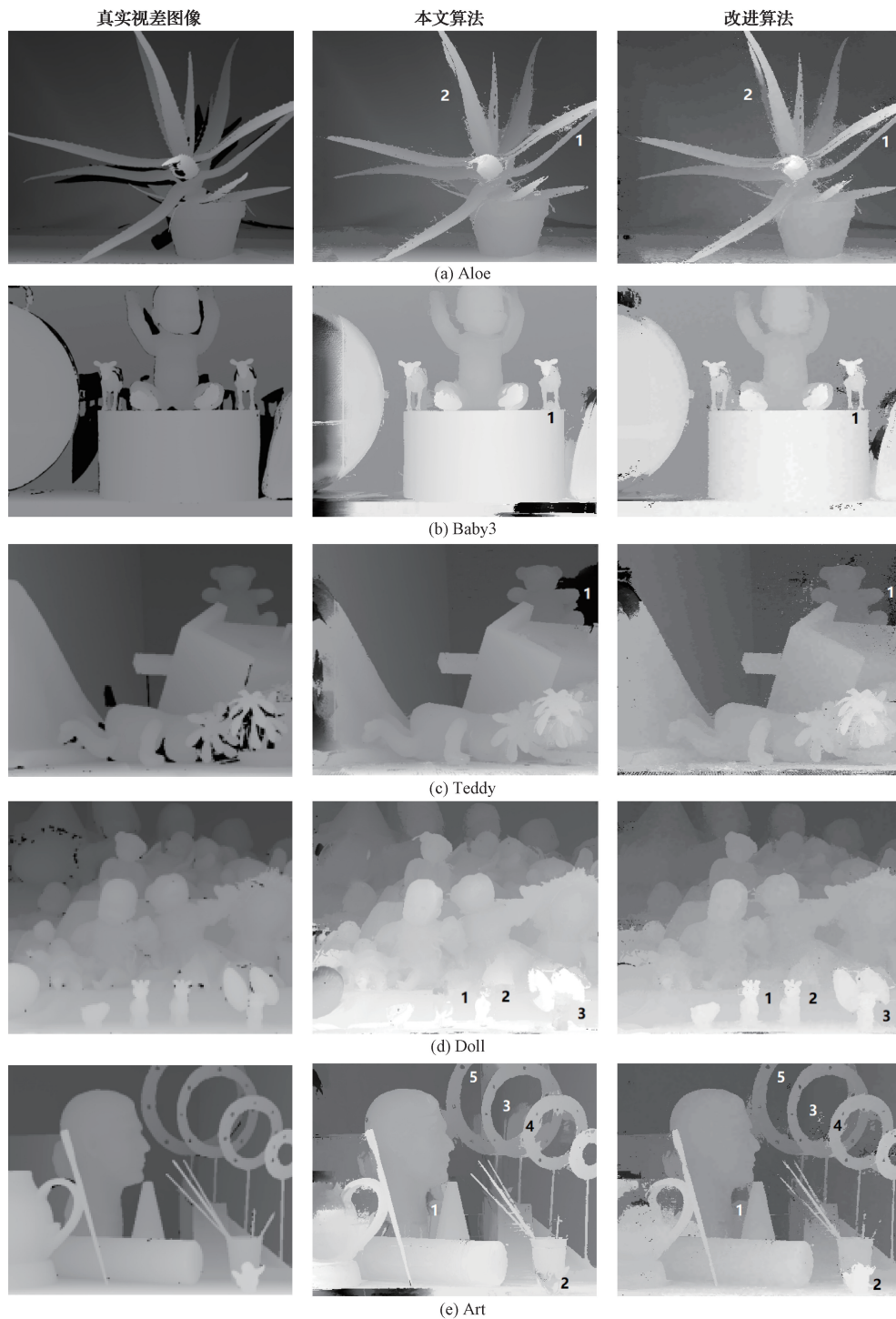




图 10 真实视差图像、PMS 算法与本文的改进算法的视差计算效果比较

Fig. 10 Comparison of disparity calculation effects between the real disparity image, PMS algorithm and improved algorithm

本文改进算法和比较算法的整体视差效果比较如图 11 所示。本文改进算法中弱几何(图 11(a)的区域 1, 图 11(b)的区域 1、2, 图 11(d)的区域 1、2、3, 图 11(e)的区域

2, 图 11(f)的区域 4、5)、视差突变的区域(图 11(e)的区域 1)、弱纹理特征(图 11(a)的区域 2, 图 11(c)的区域 1、2, 图 11(e)的区域 3、4、5, 图 11(f)的区域 1、2、3)所在的位置,

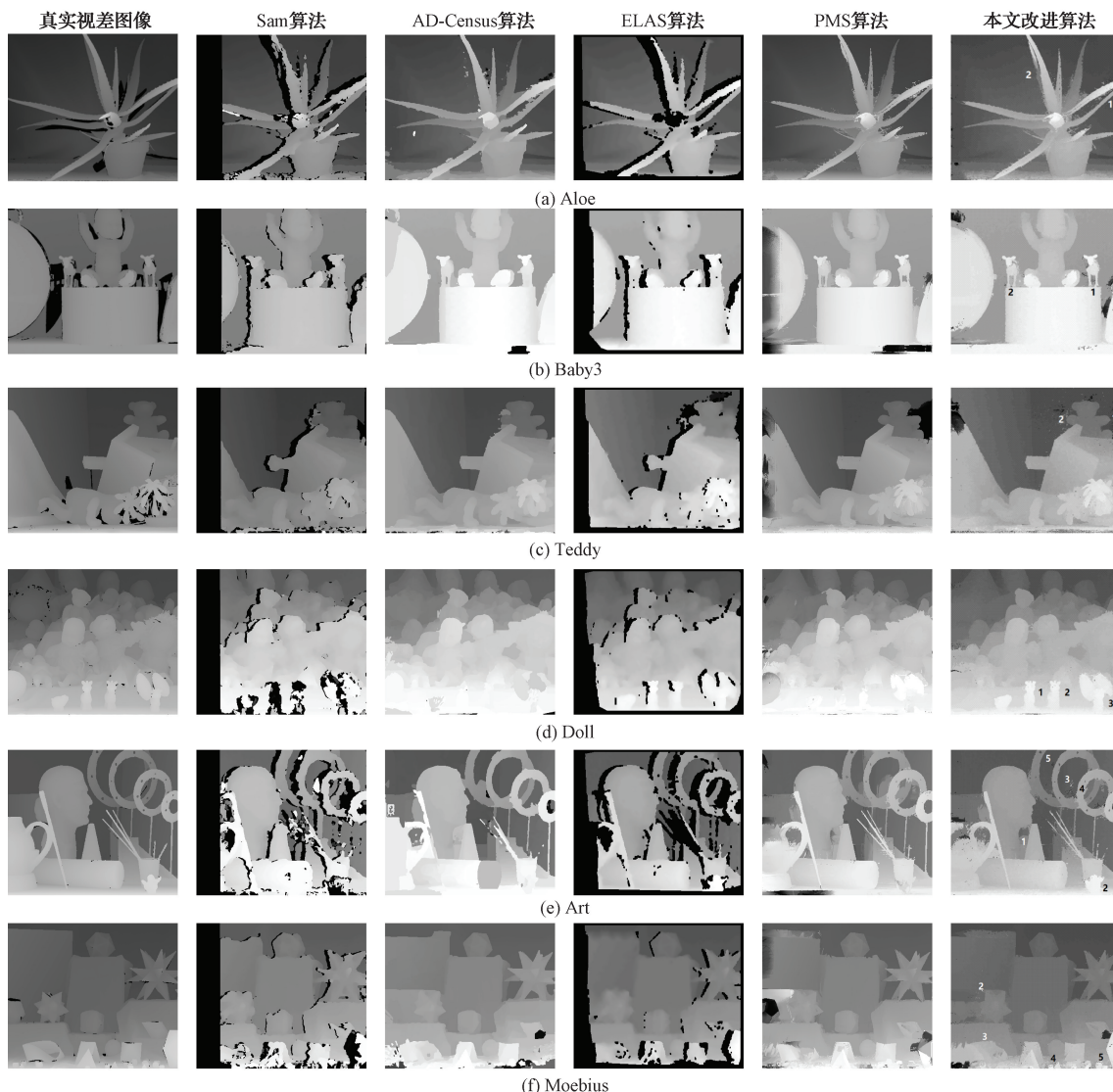


图 11 真实视差图像、SGM 算法、AD-Census 算法、ELAS 算法、PMS 算法与本文改进算法的视差计算效果比较

Fig. 11 Comparison of disparity calculation effects between real disparity image, SGM algorithm, AD Consensus algorithm, ELAS algorithm, PMS algorithm and the improved algorithm

由图 11 可以看出,本文改进算法生成的视差图像的质量比 SGM^[10]、AD-Census^[11]、ELAS^[13]、PMS^[12]等算法好。

实验的客观评价采用 MSE 进行计算比较,MSE 计算公式如下:

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (3)$$

式中:K(i, j) 和 I(i, j) 分别为参考的视差图像和立体匹配算法所生成的视差图像中像素的视差值。

参考视差图像是真实视差图像,比较的视差图像是 SGM^[10]、AD-Census^[11]、ELAS^[13]、PMS^[12]算法与本文改进算法生成的左视差图像,上述视差图像中像素视差值减去各自图像的视差平均值后,再进行 MSE 计算比较,计算结果更合理。

如表 1 所示,本文改进算法的 MSE 值总体上比 SGM^[10]、AD-Census^[11]、ELAS^[13]、PMS^[12]算法低。基于 6 对测试图像,本文改进算法的视差图像的 MSE 比

PMS^[12]算法分别减少 -23.65%、62.10%、-11.61%、47.23%、56.35%、55.40%,MSE 平均减少 30.97%。

本文改进算法的 MSE 整体上比 PMS 算法低;但对于 Aloe、Teddy 的测试图像,本文改进算法略高于 PMS^[12]算法。如图 10 所示,PMS^[12]算法对于 Aloe、Teddy 测试图像,视差连续的倾斜背景区域比较光滑,这是 PMS^[12]算法的空间传播等处理的优化结果,比本文改进算法质量好,即本文算法需要改进的地方。

如表 2 所示,基于 Middlebury 测试数据集中的 6 对测试图像,通过 SGM^[10]、AD-Census^[11]、ELAS^[13]、PMS^[12]算法与本文改进算法的执行时间对比,SGM^[10]、AD-Census^[11]与 ELAS^[13]算法明显比 PMS^[12]算法与本文改进算法时间少。基于 6 对测试图像,PMS^[12]算法的执行时间分别是本文改进算法的 4.21、5.16、4.83、3.97、2.46、3.52 倍,时间比平均为 4.03 倍,本文改进算法效率明显优于 PMS^[12]算法。

表 1 双目视差算法的 MSE 数据比较

Table 1 Comparison of MSE data for binocular disparity algorithm

双目图像	SGM 算法	AD-Census	ELAS 算法	PMS 算法	本文基本算法	本文改进算法
Aloe	2 100.94	560.27	3 295.34	441.38	565.63	545.78
Baby3	5 098.42	1 115.41	8 109.83	2 380.75	845.19	902.22
Teddy	3 134.24	561.73	5 825.06	851.32	773.11	950.17
Doll	6 405.02	366.09	5 272.52	316.26	168.60	166.88
Art	7 554.65	769.43	6 647.01	811.00	265.33	354.01
Moebius	4 406.1	851.45	4 201.63	711.62	315.04	317.36

表 2 双目视差算法的执行时间比较

Table 2 Comparison of execution time of binocular disparity algorithm

(s)

双目图像	SGM 算法	AD-Census	ELAS 算法	PMS 算法	本文基本算法	本文改进算法
Aloe	0.038	3.53	0.085	472.24	114.19	112.12
Baby3	0.044	4.27	0.095	474.50	86.68	91.97
Teddy	0.061	3.75	0.082	518.08	98.35	107.18
Doll	0.048	4.32	0.090	516.49	116.26	129.94
Art	0.046	4.49	0.083	466.08	173.61	189.28
Moebius	0.050	4.71	0.084	479.78	124.05	136.49

3 结论

本文提出了一种弱纹理与几何特征的十字匹配块的立体匹配算法。利用视图少量的规则点,通过视图整体视差的变化趋势,计算视图的最大视差,以确保视差计算正确性并提高时间效率,对现有的双目视差算法具有普适性;采用双线性视差插值框架;融合 Census 序列、色彩和梯度等信息计算十字匹配块的代价,以增强弱纹理特征的视图的视差生成质量;边缘点利用局部几何特征自适应的十字匹配块计算代价,以增强弱几何特征的视图的视差生成质量。

通过弱纹理、弱几何特征的双目图像测试,本文改进

算法生成的视差图像质量,整体优于 SGM^[10]、AD-Census^[11]、ELAS^[13]和 PMS^[12]等算法,特别是弱纹理、弱几何区域的视差质量提升明显。与目前所有的立体匹配生成视差时间最长、质量最好的 PMS^[12]算法相比,本文算法以较少的时间成本(PMS^[12]算法时间平均为本文算法的 4.03 倍),生成质量更好的视差图像。

相对于 SGM^[10]、AD-Census^[11]和 ELAS^[13]算法,本文算法的执行时间较长;相对于所有的立体匹配生成视差时间最长、质量最好的 PMS^[12]算法,本文算法在视差连续的倾斜背景区域的视差计算效果略差。上述问题即本文工作需要进一步改进的地方。

参考文献

- [1] XU H, ZHANG J. AANet: Adaptive aggregation network for efficient stereo matching[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 1956-1965.
- [2] XU G, CHENG J, GUO P, et al. Attention concatenation volume for accurate and efficient stereo matching [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022: 12971-12980.
- [3] 陈炎, 杨丽丽, 王振鹏. 双目视觉的匹配算法综述[J]. 图学学报, 2020, 41(5): 702-708.
CHEN Y, YANG L L, WANG ZH P. Literature survey on stereo vision matching algorithms [J]. Journal of Graphics, 2020, 41(5): 702-708.
- [4] YOON K J, KWEON I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2006, 28(4): 650-656.
- [5] IVEEL J, DAVID S. A novel adaptive support window based stereo matching algorithm for 3d reconstruction from 2d images [C]. IEEE International Conference on ITS Telecommunications, 2011: 412-418.
- [6] BOBICK A F, INTILLE S S. Large occlusion stereo [J]. IEEE International Journal of Computer Vision, 1999, 33(3): 181-200.
- [7] VEKSLER O. Stereo correspondence by dynamic program-ming on a tree[C]. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2(2): 384-390.
- [8] LI L, ZHANG S, YU X, et al. PMSC: Patchmatch-based superpixel cut for accurate stereo matching[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 28(3): 679-692.
- [9] TANIAI 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, 2018, 40(11): 2725-2739.
- [10] HIRSCHMÜLLER H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 328-341.
- [11] MEI X, SUN X, ZHOU M C, et al. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware [C]. International Conference on Computer Vision Workshops. IEEE, 2011: 467-474.
- [12] BLEYER M, RHEMANN C, ROTHER C. PatchMatch stereo-stereo matching with slanted support windows [C]. Proceedings of British Machine Vision Conference. Dundee: BMVC Press, 2011, 11(4): 1-11.
- [13] JELLAL R A, LANGE M, WASSERMANN B, et al. LS-ELAS: Line segment based efficient large scale stereo matching [C]. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 29-June 3, 2017, Singapore: IEEE, 146-152.
- [14] ŽBONTAR J, LECUN Y. Stereo matching by training a convolutional neural network to compare image patches [J]. Journal of Machine Learning Research, 2016, 17(1): 2287-2318.
- [15] CHANG J, CHEN Y S. Pyramid stereo matching Net-Work[C]. IEEE Conference On Computer Vision And Pat-Tern Recognition. 2018, 5410-5418.
- [16] 程德强, 李海翔, 寇旗旗, 等. 融合边缘保持与改进代价聚合的立体匹配算法 [J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(2): 438-451.
CHENG D Q, LI H X, KOU Q Q, et al. Stereo matching algorithm based on edge preservation and improved cost aggregation [J]. Journal of Image and Graphics, 26(2): 438-451.
- [17] 陈艺, 于纪言, 于洪森. 自适应纹理区域的多尺度融合立体匹配算法 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(18): 198-206.
CHEN Y, YU J Y, YU H S. Multi-scale fusion stereo matching algorithm based on adaptive texture region [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(18): 198-206.
- [18] 罗久飞, 邱广, 张毅, 等. 基于自适应双阈值的 SURF 双目视觉匹配算法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 240-247.
LUO J F, QIU G, ZH Y, et al. Research on speeded up robust feature binocular vision matching algorithm based on adaptive double threshold [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 240-247.
- [19] 覃业宝, 孙炜, 范诗萌, 等. 全距离深度平衡立体匹配网络 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(8): 30-39.
QIN Y B, SUN W, FAN SH M, et al. Full range

- depth balanced stereo matching network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2023, 37(8):30-39.
- [20] 刘旺,陈燧涛,刘芳. 基于改进 Census 代价和优化引导滤波立体匹配算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(7):80-87.
- LIU W, CHEN Y T, LIU F. Stereo matching algorithm based on improved Census cost and optimized guided filter [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(7):80-87.
- [21] 谢鑫,张博,张美灵,等. 融合注意力和多尺度的优化

立体匹配算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(1):89-99.

XIE X, ZHANG B, ZHANG M L, et al. Research on optimal stereo matching algorithm combining attention and multi-scale [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(1):89-99.

作者简介

蔡鹏,博士,副教授,主要研究方向为计算机图形学、计算机视觉、无人机应用技术等。
E-mail:caipeng568@163.com