

引用格式:杨建帆,邓慧萍,向森,等.基于自适应权重马尔科夫随机场的立体匹配视差优化算法[J].微电子学与计算机,2020,37(7):54-58. [YANG J F,DENG H P,XIANG S,et al. Disparity optimization algorithm of stereo matching based on adaptive weight Markov random field[J]. Microeletronics & Computer,2020,37(7):54-58. ]

## 基于自适应权重马尔科夫随机场的 立体匹配视差优化算法

杨建帆<sup>1,2</sup>, 邓慧萍<sup>1,2</sup>, 向 森<sup>1,2</sup>, 王紫薇<sup>1,2</sup>

(1 武汉科技大学 信息科学与工程学院,湖北 武汉 430080;

2 武汉科技大学 冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心,湖北 武汉 430080)

**摘 要:** 针对立体匹配中的视差优化问题,提出一种自适应权重 MRF 的立体匹配视差优化算法。首先使用局部算法生成初始视差图;然后在马尔科夫随机算法框架下,对视差不连续区域和平滑区域自适应调整平滑项权重来实现视差图的优化。本文的关键技术是不同区域平滑项权重的设计,其中不连续区域利用颜色相关系数、视差相关系数以及视差图与同场景彩色图的结构相似性来构建平滑项权重;而平滑区域则直接利用视差信息来构建平滑项权重,同时,根据领域内视差平滑程度自适应调整权重中参数。通过在立体匹配评估平台 Middlebury 上的测试实验表明,所提算法可获得更优的主观效果和客观指标,优化后的视差图在边缘区域和视差不连续区域能够保持清晰的视差图。

**关键词:** 立体匹配;局部匹配;结构相似性;自适应权重;马尔科夫随机场;全局视差优化

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-7180(2020)07-0054-05

## Disparity optimization algorithm of stereo matching based on adaptive weight Markov random field

YANG Jian-fan<sup>1,2</sup>, DENG Hui-ping<sup>1,2</sup>, XIANG Sen<sup>1,2</sup>, WANG Zi-wei<sup>1,2</sup>

(1 College of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430080, China;

2 Engineering Research Center of Ministry of Education of Metallurgical Automation and Testing Technology,

Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430080, China)

**Abstract:** In this paper, Aiming at the parallax optimization problem in stereo matching, a stereo matching disparity optimization algorithm based on adaptive weight MRF is proposed. Firstly, the local disparity map is generated by using the local algorithm. Then, under the framework of Markov random algorithm, the parallax map is optimized by adaptively adjusting the smoothing weights for the disparity region and the smooth region. The key technology of this paper is the design of smoothing term weights in different regions. The discontinuous region uses the color correlation coefficient, the disparity correlation coefficient and the structural similarity between the disparity map and the same scene color map to construct the smoothing item weight; while the smoothing region directly uses the parallax. The information is used to construct smoothing item weights, and at the same time, the parameters in the weights are adaptively adjusted according to the degree of parallax smoothing in the domain. The experimental results on the Middlebury stereo matching evaluation platform show that the proposed algorithm can obtain better subjective and objective indicators, and the optimized disparity map can maintain a clear disparity map in the edge region and the parallax discontinuous region.

收稿日期: 2019-10-30; 修回日期: 2019-11-27

基金项目: 国家自然科学基金(61702384,61502357);湖北省自然科学基金(2015CFB365)

**Key words:** stereo matching; local matching; structural similarity; adaptive weight; Markov random field; global disparity optimization

## 1 引言

立体匹配<sup>[1]</sup>是通过计算的方式得到 2D 图像对应的视差图,将二维图像信息转变为三维深度信息,从而获取场景的距离信息.立体匹配在智能驾驶、机器人导航、机器视觉和三维重建等领域有着广泛的应用.立体匹配通过匹配代价计算、代价聚合、视差计算可以得到一张初始视差图,但是初始视差图在遮挡区域、边缘区域以及弱纹理区域往往会存在空洞、边缘错误和大块聚集的错误,这些错误需要通过视差优化来进一步提高视差图的准确性<sup>[2-6]</sup>.

本文借鉴文献[6]中利用视差图和同场景彩色图的相关性来引导视差优化的思想,在 MRF 算法框架中引入图像结构相关性约束,来对视差不连续和平滑区域自适应调整平滑项权重来实现视差图的优化.利用视差图和同场景彩色图信息来构建权重,能有效避免初始视差图中的误匹配在优化过程中的影响,同时降低视差图在边缘区域和视差不连续区域的误匹配率,从而获得清晰的视差图.

## 2 初始视差计算

初始深度图的获取可以采用传统的方法,为了更好地降低由相机镜头畸变和图像中弱纹理和边界区域带来的影响,本文采用基于像素灰度绝对值差之和(SAD)与基于梯度估计(GRAD)相结合的方法,并依据实际场景调节它们之间的比重,来获取

初始视差图,公式如下(1):

$$C(x, y, d) = \omega_1 \cdot C_{\text{SAD}}(x, y, d) + \omega_2 \cdot C_{\text{GRAD}}(x, y, d) \quad (1)$$

$$C_{\text{SAD}}(x, y, d) = \sum_{(i, j) \in N(x, y)} |I_l(i, j) - I_r(i + d, j)| \quad (2)$$

$$C_{\text{GRAD}}(x, y, d) = \sum_{(i, j) \in N_x(x, y)} |\nabla_x I_l(i, j) - \nabla_x I_r(i + d, j)| + \sum_{(i, j) \in N_y(x, y)} |\nabla_y I_l(i, j) - \nabla_y I_r(i + d, j)| \quad (3)$$

在式(2)和(3)中, $d$ 为在 $[d_{\min}, d_{\max}]$ 范围内的视差值; $N(x, y)$ 为像素点 $(x, y)$ 的聚合窗口; $I_l(i, j)$ 为左图 $(x, y)$ 的灰度值; $I_r(i, j)$ 为右图 $(x, y)$ 的灰度值; $\nabla_x I(i, j)$ 和 $\nabla_y I(i, j)$ 分别表示像素点 $(x, y)$ 向右和向下的梯度值; $N_x(x, y)$ 和 $N_y(x, y)$ 为它们的区间; $\omega_1$

和 $\omega_2$ 为调节参数,依据不同的场景设置.

视差图像 $z(x, y)$ 是由 WTA 计算得到,即通过使 $C(x, y, d)$ 最小的视差 $d$ .

$$z(x, y) = \arg \min_{d \in [d_{\min}, d_{\max}]} (C(x, y, d)) \quad (4)$$

但在估计的视差中,错误的预测和噪声仍然存在,其中误差在低纹理区域和边缘区域特别明显.因此,对得到的视差还需要进一步优化.

## 3 视差优化

针对立体匹配在弱纹理、无纹理和边缘区域的误差问题,利用视差图与同场景彩色图像的结构相似性,提出了一种自适应权重 MRF 视差优化算法,其能量函数如下:

$$E_d = \sum_{p \in L} k (y_p - z_p)^2 + \sum_p \sum_{q \in N(p)} \omega_{pq} (y_p - y_q)^2 \quad (5)$$

在式(5)中, $L$ 为初始视差图像, $y_p$ 为优化后 $p$ 点的视差值, $z_p$ 为代价计算得到的初始视差值,实验中权重 $k$ 取值为 1. $N(p)$ 为像素点 $p$ 的邻域, $\omega_{pq}$ 为相邻视差之间的权重.数据项用来衡量实际测量视差值与估计视差值之间的相似度.平滑项表征优化的视差图相邻像素点之间的距离.权重 $\omega_{pq}$ 越大,则相邻像素点之间的视差值相似性越高.

本文主要贡献在于式(5)能量函数中平滑项权重 $\omega_{pq}$ 值的设计,充分利用初始视差图和同场景彩色图的结构相关性来确定权重 $\omega_{pq}$ .

### 3.1 平滑项权重设计

针对视差图上不同区域内视差平滑性不同,将视差图上划分为视差不连续区域和视差平滑区域,并对这两个不同区域采用不同的权重设计方案.

#### 3.1.1 区域划分

通过对初始视差图上局部区域内视差值之间的最大差值与不连续区域分割阈值 $T$ 比较,将视差图上划分为视差不连续区域和平滑区域,像素点 $p$ 邻域内的视差最大差值由下式计算:

$$P_{\text{range}} = \max_{p \in N_p} (D_p) - \min_{p \in N_p} (D_p) \quad (6)$$

式中, $D$ 为初始视差图, $N_p$ 为像素点 $p$ 的邻域.

视差不连续区域评定:

$$\text{ME} = \begin{cases} 0 & P_{\text{range}} \leq T \\ 1 & P_{\text{range}} > T \end{cases} \quad (7)$$

式中,不连续区域的分割阈值 $T$ ,在实验中设置

为 15.

平滑项权重设计方法如下:

$$W(p, q) = \begin{cases} W_{\text{dis}}(p, q) & \text{if ME} = 1 \\ W_s(p, q) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

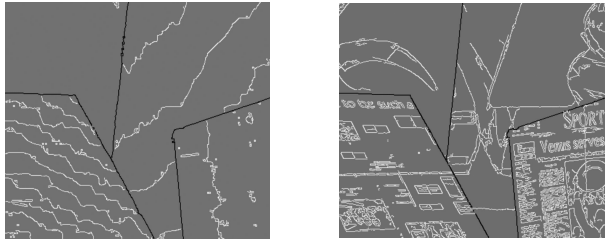
$W_{\text{dis}}(p, q)$  为视差不连续区域权重,  $W_s(p, q)$  为视差平滑区域权重.

### 3.1.2 不连续区域权重设计

通常在不连续区域初始视差图和同场景彩色图的边缘不会完全相同, 且彩色图相比于视差图的边缘信息要丰富, 而这些丰富的边缘信息会影响视差图优化. 因此, 先利用 canny 算子分别提取视差图和彩色图的边缘结构, 然后采用归一化结构相关系数分别度量视差不连续区域内彩色图边缘像素和视差图边缘像素的结构相关性, 表达式如下:

$$\rho(I_p, D_p) = \frac{|\text{cov}(R(I_p), R(D_p))|}{\sqrt{\sigma(R(I_p))\sigma(R(D_p))}} \quad (9)$$

式中,  $I$  为彩色图像,  $R(I_p)$  和  $R(D_p)$  表示以像素点  $p$  为中心的图像块,  $\text{cov}(R(I_p), R(D_p))$  是两个图像块灰度值的协方差,  $\sigma(R(I_p))$  和  $\sigma(R(D_p))$  表示图像块灰度值的方差. 当两个图像块具有相同的边缘, 无论大小, 都有  $\rho(I_p, D_p) = 1$ , 否则,  $\rho(I_p, D_p) < 1$ . 当  $\rho(I_p, D_p)$  的值越大, 图像块的结构越相似. 如图 1 所示.



(a) 视差边缘结构相似性测量结果  $C_{\text{depth}}$  (b) 同场景彩色图像边缘的结构相似性测量结果  $C_{\text{color}}$

图 1 边缘结构相似性测量结果图

图 1 中黑色和白色分别表示结构相似度最高和最低. 对图 1 分析可知, 视差图和同场景彩色图的结构相似度最低的位置不同, 视差图在边缘模糊的区域, 而彩色图在纹理复制发生的区域.

然后, 将  $C_{\text{color}}$  与  $C_{\text{depth}}$  合并, 视差图中的边缘的位置可能存在偏差, 且  $C_{\text{depth}}$  中的边缘信息都是存在视差的边缘. 具体做法为, 检测以视差边缘像素  $S_i$  为中心, 大小为  $w \times w$  的邻域内, 是否存在已检测到的彩色图的边缘  $S_j$ , 若不存在, 则认为该视差边缘像素只存在视差图上, 则将其结构相似度值合并到  $C_{\text{color}}$  中, 并对非边缘像素点值设为 1, 从而得到最终的边缘结构相似性图  $\alpha$ .

最后, 对视差不连续区域利用结构相关性系数自适应调节彩色图信息与视差图信息来构建权重. 不连续区域权重  $W_{\text{dis}}(p, q)$  设计为:

$$W_{\text{dis}}(p, q) = a_{p,q}^I \cdot \alpha_{pq} + a_{p,q}^D \cdot (1 - \alpha_{pq}) \quad (10)$$

式中,  $\alpha_{p,q}$  取值  $\min(\alpha_p, \alpha_q)$ ,  $a_{p,q}^I$  为颜色相似系数, 定义为:

$$a_{p,q}^I = \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (11)$$

即颜色越相似则视差值也越相近.

$a_{p,q}^D$  为视差相似系数, 即当相邻像素点  $p$  和  $q$  的初始视差值相似度越高, 则最后它们的视差值相似度也越高. 但是该系数依赖于初始视差图的准确性, 代价计算得到的视差图在遮挡区域、边缘区域以及弱纹理区域往往会存在空洞、边缘错误和大块聚集的错误. 则本文利用能更好挖掘图像的自相似性和能保留图像结构性的非局部权重滤波来构造视差相似系数:

$$a_{p,q}^D = \exp\left(-\frac{\|R(D_p) - R(D_q)\|_2^2}{2M \cdot \sigma_s^2}\right) \quad (12)$$

式(12)中,  $R(D_p)$  为像素点  $p$  的领域,  $M$  是领域  $R(D_p)$  内像素点的个数. 即相邻两像素点之间的相似度由两像素点各自领域之间的相似度表示.

### 3.1.3 平滑区域权重设计

视差平滑区域相比于不连续区域, 区域内边缘信息较少, 且视差图和彩色图的边缘信息基本对应, 因此, 在平滑区域只利用视差信息来构建权重. 平滑区域权重  $W_s(p, q)$  设计为:

$$W_s(p, q) = \exp\left(-\frac{(D_p - D_q)^2}{2\sigma_n^2}\right) \quad (13)$$

式(11) ~ (13) 中的参数  $\sigma$  是算法中的重要参数. 在视差不连续区域的保持上, 小参数能更好的保持视差的不连续性, 而大的参数会产生模糊现象; 对噪声的平滑处理上, 小参数平滑处理效果较差, 而大参数可以更好的平滑噪声. 因此, 根据领域内视差的平滑性, 自适应的选取参数值  $\sigma$ , 这样能对视差平滑去噪的同时也能保留其不连续性的目的.

本文以视差图上像素点领域内方差大小来度量领域内视差的平滑程度, 同时方差对噪声也具有鲁棒性, 方差表示为  $\Delta(\Omega_p) = \text{Var}(D(\Omega_p))$ . 参数自适应函数如下:

$$\sigma = a + b \cdot \exp(-c \cdot \Delta(\Omega_p)) \quad (14)$$

在式(14)中,  $\sigma$  取值由  $a$ 、 $b$  和  $c$  参数控制, 当方差  $\Delta(\Omega_p)$  越小, 则认为领域内越平滑,  $b$  取值越大, 参数  $\sigma$  则越大; 当方差  $\Delta(\Omega_p)$  越大, 像素可能处于视

差不连续区域,  $b$  取值越小, 参数  $\sigma$  则越小, 且值更接近  $a$  值.  $c$  值大小表示对领域内视差的平滑性的敏感程度,  $c$  值越大, 表示对平滑项越敏感.

3.2 算法求解

求解能量函数需要借助优化算法. 在本文视差图像优化过程中, 由于状态较多, 因此本文借鉴条件迭代模式 (Iterated Conditional Mode, ICM) 算法进行优化. ICM 算法通过多次迭代, 每次迭代求解出来使函数值的最小的值, 并再将其作为初始值用来下一轮求解, 随迭代次数的增加, 求解出最优解.

4 实验结果及分析

为了分析本文算法的有效性, 本文使用 Middlebury 提供的 Tsukuba、Venus、Teddy 和 Cones 测试图像对本文算法性能从定性和定量两个方面进

行对比评估. 对比本文初始视差图结果、AD-Census<sup>[7]</sup> 算法结果和对本文初始视差图分别进行 MST<sup>[4]</sup> 算法优化和本文算法优化的结果来分析本文算法的有效性. 在实验中, 本文算法的各权重参数  $\sigma_s$  对应的  $a$ ,  $b$  和  $c$  分别设置为 0.3, 0.15, 1.0;  $\sigma_r$  对应的  $a$ ,  $b$  和  $c$  分别设置为 0.23, 0.15, 1.0;  $\sigma_n$  对应的  $a$ ,  $b$  和  $c$  分别设置为 0.25, 0.18, 1.0. 对比算法均采用对应参考文献的参数设置.

4.1 定性分析

图 2 从左往右依次为 Middlebury 测试集中的 Tsukuba、Venus、Teddy 和 Cones 测试图像. 在 Venus 和 Cones 测试图像中, 本文算法优化后的视差图相比初始视差图、MST 优化<sup>[4]</sup> 算法后视差图和 AD-Census 算法<sup>[7]</sup> 获取的视差图在测试图像的弱纹理区域和边缘区域得到清晰的视差.

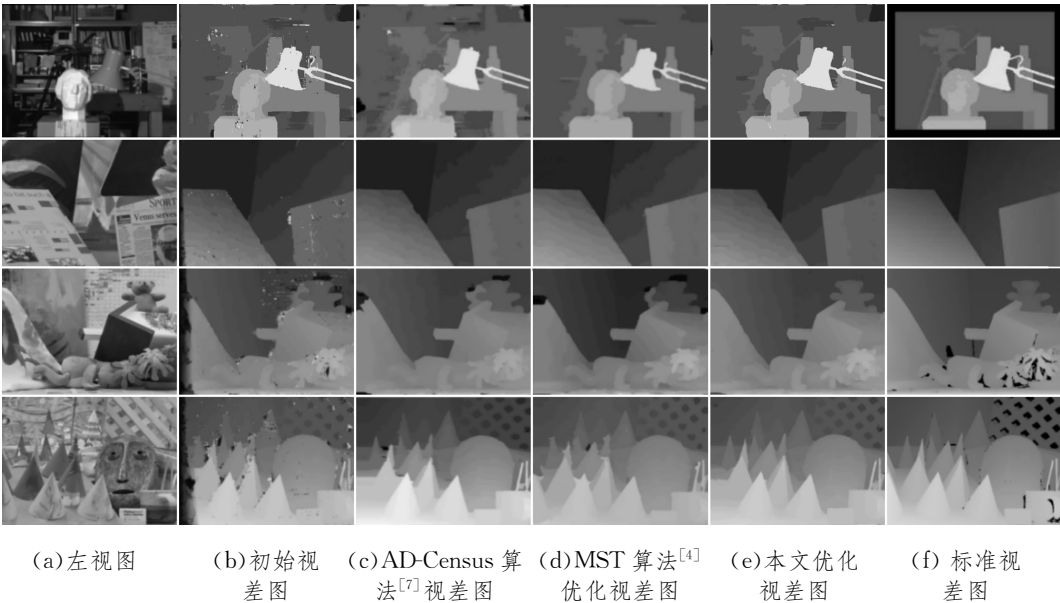


图 2 结果视差图对比

4.2 定量分析

根据 Middlebury 测试集提供的 4 张测试图像所对应的标准视差图进行误匹配率计算. 列出了 4 种算法的误匹配率, 其中 n-occ 表示非遮挡区域, all 表示所有区域, disc 表示视差不连续区域. 误匹配率越小则立体匹配算法准确度越高. 如表 1 所示, 本文

获取的初始视差图的平均误匹配率为 7.48%, 基于 AD-Census 算法<sup>[7]</sup> 的初始视差图的平均误匹配率为 7.14%, 基于 MST 优化算法<sup>[4]</sup> 的视差图平均误匹配率为 5.40%, 基于本文优化算法的视差图平均误匹配率为 5.13%.

表 1 视差优化前后误匹配率对比

| 算法                       | Tsukuba |      |      | Venus |      |      | Teddy |      |      | Cones |      |      | 平均/<br>% |
|--------------------------|---------|------|------|-------|------|------|-------|------|------|-------|------|------|----------|
|                          | n-occ   | all  | disc | n-occ | all  | disc | n-occ | all  | disc | n-occ | all  | disc |          |
| 初始视差图                    | 3.26    | 3.96 | 12.8 | 1.00  | 1.57 | 11.3 | 6.02  | 12.2 | 16.3 | 3.06  | 9.75 | 8.90 | 7.48     |
| AD-Census <sup>[7]</sup> | 2.91    | 3.68 | 13.3 | 0.27  | 0.45 | 2.63 | 7.42  | 12.6 | 18.0 | 4.09  | 10.1 | 10.3 | 7.14     |
| MST 优化 <sup>[4]</sup>    | 1.47    | 1.85 | 7.88 | 0.25  | 0.42 | 2.30 | 5.49  | 11.6 | 14.3 | 2.87  | 8.30 | 8.10 | 5.40     |
| 本文优化算法                   | 1.59    | 1.87 | 6.03 | 0.26  | 0.40 | 2.32 | 6.01  | 11.3 | 13.5 | 2.76  | 8.45 | 7.55 | 5.13     |

## 5 结束语

本文利用视差图与其对应的彩色图具有相同的边缘结构特征,在 MRF 算法框架中引入图像结构相关性约束,来对视差不连续区域和平滑区域自适应调整平滑项权重来实现视差图的优化.通过在 Middlebury 测试集上实验,表明本文算法能很好的消除视差图上的误差,降低视差图在边缘区域和视差不连续区域的误匹配率,同时视差优化过程更具有鲁棒性.

## 参考文献:

- [1] SCHARSTEIN D, SZELISKI R. A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms [C]// Stereo and Multi-Baseline Vision. USA: IEEE, 2001:131-140.
- [2] MA Z Y, HE K M, WEI Y C, et al. Constant time weighted median filtering for stereo matching and beyond[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2013: 49-56.
- [3] ZHANG K, FANG Y Q, SUN L F, et al. Insights into local stereo matching: evaluation of disparity refinement approaches[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Information and Automation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2014:

1195-1200.

- [4] YANG Q. Stereo Matching Using Tree Filtering[J]. IEEE Transactions on PatternAnalysis&Machine Intelligence, 2015, 37(4):834.
- [5] YANG Q. A non-local cost aggregation method for stereo matching[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, Rhode Island, 2012:1402-1409.
- [6] ZUO Y, WU Q, ZHANG J, et al. Minimum spanning forest with embedded edgeinconsistency measurement for color-guided depth map upsampling [C]//2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo ( ICME ). Hong Kong, China, IEEE, 2017: 211-216.
- [7] 王云峰. 基于自适应权重 AD-Census 变换的双目立体匹配[J]. 工程科学与技术, 2018, 50(4): 153-160.

## 作者简介:

**杨建帆** 男,(1995-),硕士研究生.研究方向为多媒体信息处理. E-mail:171334023@qq.com.

**邓慧萍** 女,(1983-),博士,副教授.研究方向为多媒体通信与信息处理.

**向 森** 男,(1989-),博士,副教授.研究方向为 3D 视频与图像的处理.

**王紫薇** 女,(1995-),硕士研究生.研究方向为多媒体信息处理.