



计算机工程与应用  
Computer Engineering and Applications  
ISSN 1002-8331, CN 11-2127/TP

## 《计算机工程与应用》网络首发论文

题目: 基于改进自适应权重的三边滤波立体匹配算法  
作者: 潘卫华, 杜旭  
网络首发日期: 2019-11-12  
引用格式: 潘卫华, 杜旭. 基于改进自适应权重的三边滤波立体匹配算法. 计算机工程与应用. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20191112.1628.004.html>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于改进自适应权重的三边滤波立体匹配算法

潘卫华, 杜 旭

华北电力大学 计算机系, 河北 保定 071000

针对什么问题, 提出什么算法  
(题目的改编), 概括下怎么  
做的实现了什么效果。

**摘 要:** 针对基于双边滤波器(BF)的自适应权重(ASW)方法不能有效解决由视差不同但颜色相似的像素引起的模糊匹配问题, 引入了一种新的基于三边滤波器(TF)的 ASW 方法, 通过局部能量模型计算相邻像素之间的边界强度来提高匹配精度。为了提高匹配速度, 将 TF 算法递归实现, 把普通局部立体匹配算法的复杂度从  $O(NWD)$  降低为  $O(N)$ 。在 Middlebury 基准测试集上进行实验并与其他局部立体匹配算法进行比较, RTF 算法的平均误匹配率为 4.91%, 匹配精度高于同类型双目立体匹配算法, 平均匹配速度达到 258 ms, 满足了双目立体匹配实时性的需求。

用事实证明有效性

**关键词:** 双目视觉; 立体匹配; 递归滤波; 边缘保持; 图像处理

文献标志码: A 中图分类号: TP391.41 doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.1908-0220

潘卫华, 杜旭. 基于改进自适应权重的三边滤波立体匹配算法. 计算机工程与应用

PAN Weihua, DU Xu. Three-edge filtering stereo matching algorithm based on improved adaptive support weight. Computer Engineering and Applications

## Three-edge Filtering Stereo Matching Algorithm Based on Improved Adaptive Support Weight

PAN Weihua, DU Xu

School of Computer, North China Electric Power University, Baoding, Hebei 071000, China

**Abstract:** The adaptive support weighting (ASW) method based on bilateral filter (BF) can not effectively solve the fuzzy matching problem caused by pixels with different parallax but similar colors, A new trilateral filter (TF) based ASW method is proposed. The local energy model is used to calculate the boundary strength between adjacent pixels to improve the matching precision. In order to improve the matching speed, the TF algorithm is recursively implemented, and the complexity of the ordinary local stereo matching algorithm is reduced from  $O(NWD)$  to  $O(N)$ . Experiments were carried out on the Middlebury benchmark test set. Compared with other local stereo matching algorithms, the average mismatch rate of the RTF algorithm was 4.91%, higher than the other binocular stereo matching algorithm. The average matching speed reached 258 ms, which satisfied stereo matching needs for real-time.

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.61502168); 中央高校基本科研业务费专项资金(No.2018MS068); 北京市自然科学基金(No.4182018)。

**作者简介:** 潘卫华(1973 -), 男, 博士, 副教授, 研究领域为物联网技术及应用, 大数据技术及应用, 图像处理; 杜旭(1993 -), 女, 硕士研究生, 研究领域为计算机视觉, E-mail: duxu0919@163.com。

**Key words:** binocular vision; stereo matching; recursive filtering; edge preservation; image processing

## 1 引言

双目立体视觉赋予了计算机类似人类视觉的能力,左右两台平行放置的摄像机模拟人类的两个眼睛,通过改变摄像机位置,从各个角度采集拍摄场景的二维信息<sup>[1]</sup>。由于摄像机参数已知,可通过公式计算得到摄像机与拍摄位置的距离,从而进一步得到拍摄场景的深度信息<sup>[2]</sup>。双目立体匹配是计算机视觉中的重要分支,广泛用于三维重建、自动驾驶、机器人导航与避障等领域,因此提高双目立体匹配算法的匹配精确度和运行速度具有重要的意义<sup>[3]</sup>。

根据获取视差图方式的不同,双目立体匹配算法分为全局立体匹配算法和局部立体匹配算法<sup>[4]</sup>。全局立体匹配算法指在整个图像集或者某个子集内寻求能量函数的极小值,从而得到双目立体匹配的视差图(Disparity Map),该算法匹配精度较高,但是得到准确的匹配结果的同时也带来了巨大的计算复杂度,从而大大降低了匹配速度<sup>[5]</sup>。局部立体匹配算法是通过匹配代价函数计算某一窗口相邻两个像素之间的相似性得到匹配代价,对代价进行聚合,最后,通过胜者为王(WTA)优化方案进行视差优化,得到最终视差图<sup>[6]</sup>。局部立体匹配方法的复杂度为 $O(NWD)$ , $N, W, D$ 分别是图像大小,窗口大小和视差范围,相比全局立体匹配算法,局部算法的匹配速度有了大幅度提高,但是匹配结果略有逊色。

近年来,许多学者提出了一系列双目立体匹配改进算法。Einecke 等<sup>[7]</sup>提出了一种基于标准互相关函数的局部立体匹配算法,该算法提高了立体匹配的准确率,但是图像边缘处的匹配效果不佳。龚文彪等<sup>[8]</sup>提出了一种基于颜色内相关的自适应权重方法,很大程度上消除了光照差异对匹配精度的影响,但是匹配速度没有得到很好的提高。Yoon 等<sup>[9]</sup>

根据色彩相似性和几何距离确定权重,提出了一种自适应支持权重(ASW)算法,降低了匹配复杂度,但无法有效解决边缘匹配模糊性问题。全局匹配算法<sup>[10-11]</sup>通过添加几何方向向量约束,建立斜面匹配模型,有效解决了倾斜平面匹配模糊的问题,但是很大程度上增加了匹配复杂度,增加了运算时间。基于双边滤波器的自适应权重立体匹配算法<sup>[12-13]</sup>取得了与全局算法相当的匹配结果,但在视差不同、颜色相似处的匹配效果不佳。

针对以上问题,本文通过引入边界强度项,分别从颜色特征和距离特征两方面测量两个像素之间视差不连续性的强度,边界线索在文献[14]中用于构造更忠实的树,来改进基于最小生成树(MST)的代价聚合方法<sup>[15]</sup>,对传统的双边滤波自适应权重算法进行改进,提出一种三边滤波自适应权重匹配方法,在有效提高匹配精度的同时,通过递归实现,满足了双目立体匹配实时性的要求<sup>[16]</sup>。在Middlebury 基准测试集上的实验结果验证了引入的边界强度项的有效性。

## 2 双边滤波立体匹配

### 2.1 双目立体匹配原理

典型的双目立体视觉系统可由图 1 表示,两台平行放置的摄像机从不同视角捕获相同的场景,得到摄像机的左右视图。

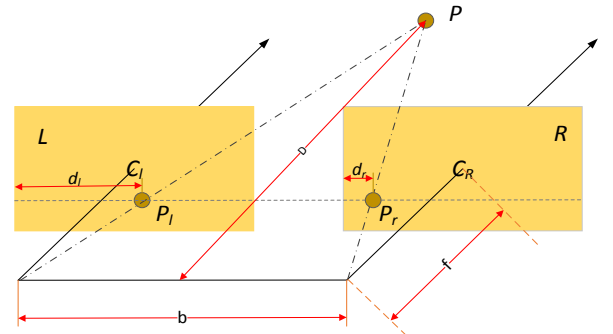


图 1 双目立体视觉示意图

其中,  $P$  点为三维世界中的物理点, 在左右摄像机上的成像点分别为  $p_l$  和  $p_r$ ,  $f$  为焦距, 根据三角测量原理可得

$$\frac{b}{D} = \frac{(b+d_r)-d_l}{D-f} \quad (1)$$

点  $P$  距离拍摄点的距离 (深度)  $D$  为

$$D = \frac{b \times f}{d_l - d_r} \xrightarrow{d=d_l-d_r} D = \frac{b \times f}{d} \quad (2)$$

其中,  $d = d_l - d_r$  称为视差 (Disparity)。

双目立体匹配过程可由图 2 表示, 局部立体匹配算法的处理过程包括匹配代价计算, 代价聚合, 视差优化和视差细化, 局部立体匹配算法的准确性和效率性都高度依赖于代价聚合步骤。

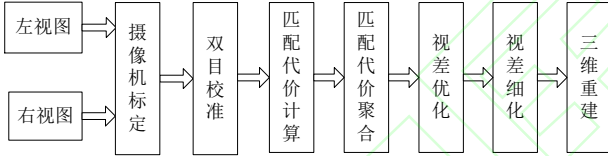


图 2 双目立体视觉系统流程

## 2.2 双边滤波自适应权重

自适应权重 (ASW) 算法属于局部立体匹配的新技术, 而基于双边滤波器的 ASW 方法实现了出色的性能。ASW 方法的关键思想是估计支持窗口内每个像素的单个权重, 然后汇总加权代价。在基于双边滤波器 (BF) 的权重函数中, 权重与该像素和中心像素之间的颜色相似性和空间距离成正比<sup>[17]</sup>。因此, 执行代价聚合等同于使用具有边缘保留属性的 BF 来过滤代价量。双边滤波权重函数遵循颜色规则和空间规则:

(1) 颜色规则: 如果两个像素具有相似的颜色, 则它们更可能位于相同的视差范围, 因此权重应该很高。颜色相似性定义为

$$W_c(p, q) = e^{-\frac{\Delta C_{pq}}{\lambda c}} \quad (3)$$

其中  $q$  是以像素  $p$  为中心的支撑窗口内的像素。参数  $\lambda c$  为调整颜色相似性项。颜色距离  $\Delta C_{pq}$  表示  $p$  和  $q$  的颜色之间的欧几里德距离

$$\Delta C_{pq} = \sqrt{\sum_{j \in (r, g, b)} (I_j(p) - I_j(q))^2} \quad (4)$$

(2) 空间规则: 如果两个像素在空间上接近, 则它们更可能位于相同的视差范围, 因此权重应该高。空间距离项定义为

$$W_d(p, q) = e^{-\frac{\Delta D_{pq}}{\lambda d}} \quad (5)$$

其中参数  $\lambda d$  为调整空间距离项, 空间距离  $\Delta D_{pq}$  表示  $p$  和  $q$  的坐标  $(x, y)$  之间的欧几里德距离

$$\Delta D_{pq} = \sqrt{(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2} \quad (6)$$

然后, 将这两个项组合作为最终的 BF 权重函数

$$\begin{aligned} W_{bf}(p, q) &= W_c(p, q) \cdot W_d(p, q) \\ &= e^{-\frac{\Delta C_{pq}}{\lambda c}} \cdot e^{-\frac{\Delta D_{pq}}{\lambda d}} \end{aligned} \quad (7)$$

## 3 改进算法

所提出的基于三边滤波 (TF) 的 ASW 方法包括以下五个步骤: (1) 预处理; (2) 匹配代价计算; (3) 匹配代价聚合; (4) 视差优化; (5) 视差细化。在这个流程中, 提出了 TF 权重函数及其在代价聚合步骤中的递归实现。这五个步骤如图 3 所示。



图 3 TF 的 ASW 方法步骤示意图

1) 预处理: 为了去除孤立的像素, 应用标准中值滤波 (3×3 窗口) 来预处理输入的原始图像。



2) 匹配代价计算: 文献[18]提出颜色和梯度的截断绝对差异匹配代价函数, 来计算两个像素之间的匹配代价。一对候选点之间的原始匹配代价  $C_d(p)$  为

$$C_d(p) = (1 - \varepsilon) \times \min(|I_l(p) - I_r(p - d)|, \tau_1) + \varepsilon \times \min(|\nabla_x I_l(p) - \nabla_x I_r(p - d)|, \tau_2) \quad (8)$$

其中  $d$  是视差,  $\nabla_x$  是  $x$  方向的导数;  $\varepsilon$  平衡颜色和导数项;  $\tau_1$  和  $\tau_2$  是截断值, 以减少被遮挡像素的影响。

3) 代价聚合: ASW 方法用于在支持窗口内聚合原始匹配代价, 使用不对称策略来计算权重掩模, 在视差为  $d$ ,  $C_d^A(p)$  处的像素  $p$  的聚合代价为

$$C_d^A(p) = \sum_{q \in \omega_p} \omega(p, q) \cdot C_d(q) \quad (9)$$

其中  $\omega_p$  表示以像素  $p$  为中心的支持窗口,  $q$  是  $\omega_p$  中的支持像素。

4) 视差优化: 采用常用的胜者为王优化策略从一组候选集中选择最佳视差  $D(p)$ :

$$D(p) = \arg \min_d (C_d^A(p)) \quad (10)$$

5) 视差细化: 在最后一步中, 通过左右一致性检查, 选择稳定、有效的像素, 对生成的视差图  $D(\cdot)$  进行后处理以消除误匹配并处理遮挡区域的匹配问题。稳定像素应通过一致性检查, 并且有效像素应满足  $D(\cdot) > 0$ , 否则在每个视差水平  $d$  处的每个像素  $p$  的新匹配代价被重新计算:

$$C_d^{new}(p) = \begin{cases} d - D(p), & p \text{ is stable and } D(p) > 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

然后, 对该新匹配代价执行聚合步骤以获得新的聚合代价, 其后是视差优化步骤以生成最终视差图。

### 3.1 三边滤波 (TF) 权重

颜色规则和空间规则可以解决大多数深度模糊问题, 但无法为位于不同视差的两个附近像素分配准确的权重, 因此, 本节提出边界规则, 引入一

个新的边界强度项  $W_e$  来解决模糊性问题, 即如果两个邻近像素之间存在边界, 则它们不太可能位于相同的视差, 因此权重应该更低。

$$W_e(p, q) = e^{-\frac{\Delta E_{pq}}{\lambda e}} \quad (12)$$

其中参数  $\lambda e$  为调整边界强度项, 边界强度距离  $\Delta E_{pq}$  是使用局部能量模型计算的<sup>[19]</sup>。具体地, 图像的局部能量为不同取向的能量组合, 给定图像  $I$ , 像素  $p$  处的局部能量表示为:

$$E(p) = \sum_q \sqrt{(I(p) * F_{\theta, odd})^2 + (I(p) * F_{\theta, even})^2} \quad (13)$$

其中  $*$  表示卷积运算符, 奇数相位滤波器  $F_{\theta, odd}$  和偶数相位滤波器  $F_{\theta, even}$  是方向  $\theta$  处的一对正交滤波器, 其通过文献[20]中使用的偏移高斯函数的差来计算局部能量对边界具有最大响应。偶数相位滤波器  $F_{\theta, even}$  定位边界的位置, 像素  $p$  的相位定义为

$$\phi(p) = \begin{cases} 1, & I(p) * F_{\theta=\theta_{max}, even} > 0 \\ -1, & I(p) * F_{\theta=\theta_{max}, even} < 0 \end{cases} \quad (14)$$

其中  $\theta_{max}$  是给出最大响应的方向:

$$\theta_{max} = \max_{\theta} \sqrt{(I(p) * F_{\theta, odd})^2 + (I(p) * F_{\theta, even})^2} \quad (15)$$

对于两个相邻像素  $i$  和  $j$ , 它们的边界强度  $\Delta E(i, j)$  的距离表示为

$$\Delta E(i, j) = \begin{cases} E(i) + E(j), & \phi(i) \neq \phi(j) \\ 0, & \phi(i) = \phi(j) \end{cases} \quad (16)$$

对于任意两个像素  $p$  和  $q$ , 可以定义连接它们的线。假设在该连接线上有  $N$  个像素, 那么它们的边界强度是

$$\Delta E(p, q) = \max_{m \in [1, \dots, N-1]} \Delta E(m, m+1) \quad (17)$$

其中  $m$  和  $m+1$  代表两个相邻像素。

如果两个像素之间没有边界, 则边界强度项等于 1, 边界越强, 边界强度项越小。然后, 将提出

的边界强度项与先前的颜色相似性项和空间距离项组合, 形成 TF 权重函数  $W_{tf}(p, q)$

$$W_{tf}(p, q) = e^{-\frac{\Delta C_{pq}}{\lambda c}} e^{-\frac{\Delta D_{pq}}{\lambda d}} + \sqrt{e^{-\frac{\Delta E_{pq}}{\lambda e}} e^{-\frac{\Delta C_{pq}}{\lambda c}} e^{-\frac{\Delta D_{pq}}{\lambda d}}} \quad (18)$$

### 3.2 三边递归滤波

由于上文所提出的 TF 权重函数的实现非常耗时并且不能真正满足实时性的要求。因此, 在本节提出一种递归三边滤波(RTF)权重函数, 它受到双边递归滤波 RBF 的启发, 以提高其计算效率。

设  $x$  表示阶数为  $n$  的递归系统的 1-D 输入,  $y$  表示输出。一般递归系统为

$$y_i = \sum_{l=0}^{n-1} a_l x_{i-l} - \sum_{k=0}^n b_k y_{i-k} \quad (19)$$

根据上述通式, 一阶递归滤波器的输出可以简化为

$$y_i = a_0 x_i - b_1 y_{i-1} \quad (20)$$

因此 1-D BF 可以聚合为

$$y_q = \sum_{p=0}^q w_c(p, q) w_s(p, q) x_p \quad (21)$$

其中  $x$  表示 2-D 图像的扫描线,  $q$  是该扫描线上的像素。在 BF 权重函数的递归实现中, 颜色相似性被重新定义为

$$W'_c = \prod_{i=p}^{q-1} e^{-\frac{\Delta c_{i,i+1}}{\lambda c}} \quad (22)$$

其中  $i$  和  $i+1$  表示两个相邻像素。空间距离项被重新定义为

$$W'_d = \prod_{i=p}^{q-1} e^{-\frac{\Delta d_{i,i+1}}{\lambda d}} \quad (23)$$

其中两个相邻像素之间的空间距离是常数

$e^{-\frac{1}{\lambda d}}$ 。使用新的颜色相似性项和空间距离项, 通过稍微修改一阶递归系统的系数( $a_0$  和  $b_1$ )来获得一阶双边递归滤波权重函数:

$$y_i = a_0 \sum_{k=0}^i W_c(i, k) W_d(i, k) x_k \quad (24)$$

然后通过水平和垂直执行上述 1-D 递归实现来计算最终的 2-D 双边滤波结果。

3.1 节提出的 TF 权重函数由两部分组成, BF 部分和增加的边界强度部分。这两个部分可以分别计算然后加起来。让  $x$  表示扫描线, 然后像素  $q$  处的  $x$  的 1-D TF 值是

$$y_q = \sum_{p=0}^q W_c(p, q) W_d(p, q) x_p + \sum_{p=0}^q W'_c(p, q) W'_d(p, q) W'_e(p, q) x_p \quad (25)$$

BF 部分的递归实现在式(21)已给出, 将边界强度项重新定义为

$$W'_e = \prod_{i=p}^{q-1} e^{-\frac{\Delta E_{i,i+1}}{\lambda e}} \quad (26)$$

颜色相似项和空间距离项与 RBF 权重函数中定义的相同, 使用新的边界强度项, 由数学归纳法可得:

$$y_i = a_0 \sum_{k=0}^i W'_c(i, k) W'_d(i, k) W'_e(i, k) x_k \quad (27)$$

在提出的三边递归滤波权重函数中, 使用四对正交滤波器来检测边界, 这些滤波器是预先计算的并且是所有测试图像的常数。卷积运算可分为三个步骤: (1) 离散傅里叶变换(DFT); (2) 乘法; (3) 逆 DFT(iDFT)。DFT 和 iDFT 的计算复杂度是  $O(N \log_2(N))$ , 其中  $N$  表示图像大小。因此, 边界检测的计算复杂度是  $O(N \log_2(N))$ 。然后, 单独执行双边滤波部分和边界强度的递归实现, 计算复杂度均为  $O(N)$ , 因此, 除了边界检测之外, 三边滤波的递归实现的计算复杂度是  $O(N)$ , 其独立于支持窗口大小。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 匹配精度分析

实验使用 3.4 GHz、Inter Core i7 CPU 和 8 GB 内存的高性能计算机，搭建 VS2015+OPencv3.0.0 开发平台，使用 C++编程实现。

试验样本来自于 Middlebury 测试集的 Tsukuba ( $384 \times 288$ , 最大深度为 16)、Teddy ( $450 \times 375$ , 最大深度为 59)、Venus ( $433 \times 383$ , 最大深度为 19) 以及 Cones ( $450 \times 375$ , 最大深度为 59) 四组双目视觉图像对。

#### 4.1.1 实验一

共进行三次实验，对 RTF 算法和其他双目立体匹配算法进行比较。在第一个实验中，为了更好地比较每种方法的代价聚合步骤，选择了匹配代价计算，代价聚合和 Winner-Take-All (WTA) 优化步骤

运行，而不受预处理和后处理的影响。原始视差图由 WTA 优化策略直接传递，因此没有进行如中值滤波等任何后处理操作。匹配代价计算步骤的参数设置为相同的值，即  $\{\theta, \tau_1, \tau_2\} = \{0.1, 6, 1\}$ 。对于代价聚合参数，为每种方法测试了 20 多个参数设置并选择了最佳参数，从而保证图像集上的平均误差最小，其中 RTF:  $\{\lambda_e, \lambda_c, \lambda_d\} = \{0.08, 0.7, 0.04\}$ ，RBF:  $\{\lambda_c, \lambda_d\} = \{0.4, 0.06\}$ ，TF:  $\{\lambda_e, \lambda_c, \lambda_d, r\} = \{0.06, 0.08, 0.02, 0.06, 17\}$ ，BF:  $\{\lambda_c, \lambda_d, r\} = \{30, 7, 17\}$ 。误差阈值设定为 1，为了更好地观察由每种方法计算的原始视差图，在图 4 中，图 (1) — (5) 分别表示原始图像，RTF、RBF、TF、BF 视差图，将误差像素标记为红色，用蓝色框标记了颜色相似但视差不同的像素所在区域，从实验结果可以看出，三边滤波比双边滤波在颜色相似但视差不同的区域误匹配点更少，匹配结果更精确，证明了边界强度项的有效性。

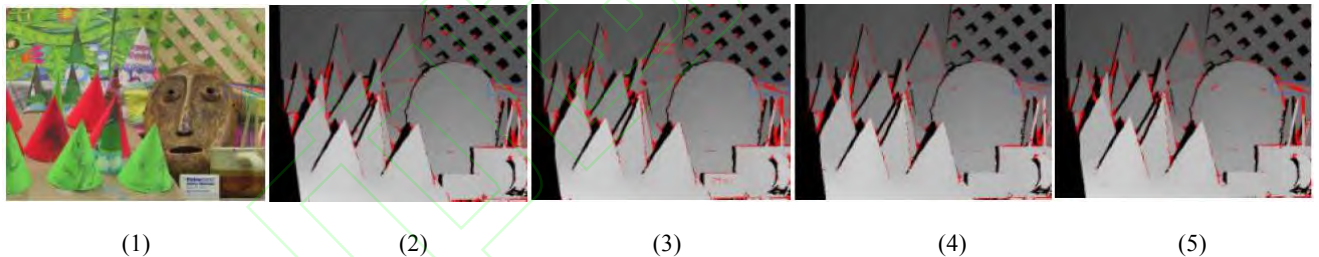


图 4 颜色相似视差不同区域边缘分布图

#### 4.1.2 实验二

在第二个实验中，为了测试所提算法的稳健性，为图像集添加了密度为 3% 的椒盐噪声，如图 5 第二幅图所示，通过比较 RTF 与 RBF 非遮挡区域的平均误匹配率，来验证增加的边界强度的有效性，实验结果的视觉比较和定量比较图 5 和表 1 所示。

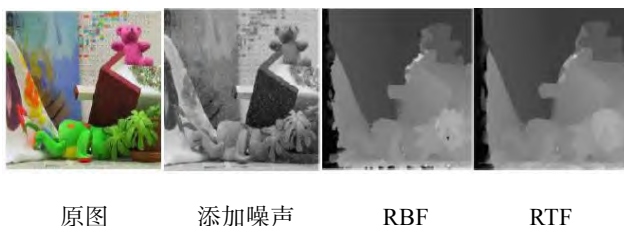


图 5 添加噪声匹配图

表 1 添加噪声的误匹配率

	RTF	RBF
Tsukuba	2.36	12.59
Venus	1.92	11.48
Teddy	8.79	17.15
Cones	4.85	10.36
Avg	4.48	12.90

定量比较表明，RTF 比 RBF 在处理噪声方面表现良好，其平均错误率为 4.48%，低于 RBF 12.90% 的误匹配率，因为这是基于局部能量边缘检测，孤立的嘈杂的椒盐像素对边界项没有影响，因此本文算法对噪声具有较好的稳健性。



### 4.1.3 实验三

针对性很强

通过实验一和二，验证了三边滤波比双边滤波的精度高，在颜色相似但视差不同的区域效果尤其明显，在实验三中，将三边递归滤波自适应权重(RTF)算法的匹配结果与双边滤波自适应权重算法(BF)、三边滤波自适应权重算法(TF)、双边递归滤波自适应权重算法(RBF)以及递归边缘感知滤波算法(REAf)算法进行比较，图6列举了五种双目立体匹配算法在Middlebury样本上的匹配结果。其中第一行为双目立体视觉测试集的左目图像，后几行分别为本文提出的RTF双目立体匹配算法、BF双目立体匹配算法、TF双目立体匹配算法、RBF双目

立体匹配算法以及 REAF 双目立体匹配算法计算得到的视差图。

抓住这一点不放

通过视差图可见，本文提出的边界强度项是有效的，在颜色相似但视差不同的像素点的匹配效果优于其他算法，此外，由于在RTF算法中，引导图像表示为无向图 $G=(V, E)$ ，顶点 $V$ 是所有图像像素，而边缘 $E$ 是相邻像素之间的所有边缘。所有像素通过四连接网络连接，每个像素的加权代价首先水平聚合（从左到右，然后从右到左），然后垂直聚合（从上到下，然后从下到上）。这导致每个像素的代价通过四连接的网格路径传播到其他像素，很好的保证图像边缘处的平滑连续性。

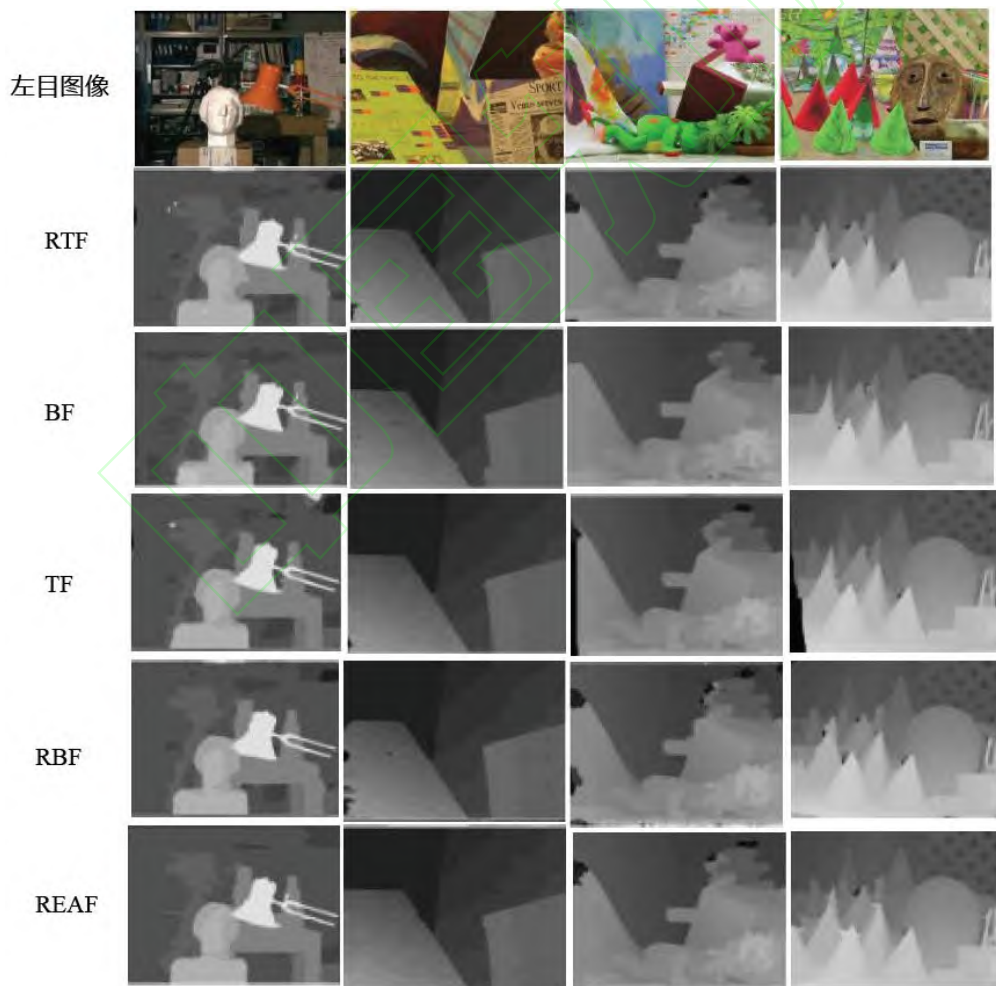


图6 不同算法视差图比较

这是否表示本算法的结果是自己编写代码测出来的呢？

根据 Middlebury Web 的方法计算并比较上述双目立体匹配算法得到的视差图的误码率，比较结

果如图7—图11所示，从图中可以看出本文所提的边界强度项是有效的，通过比较可以观察到RTF(TF)



在平均误差方面以及在大多数立体图像对中比 RBF(BF)匹配结果更优, RTF 产生较少的误差像素, 在平均错误率方面优于其他方法, 并且在大多数列中显示出更好的准确度, 尤其是在表示深度不连续附近的区域(图 6 中的白色区域)名为 disc 的列中, 表现更加突出。

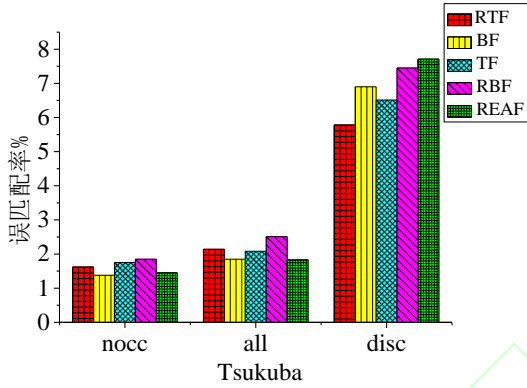


图 7 Tsukuba 数据集的误差率

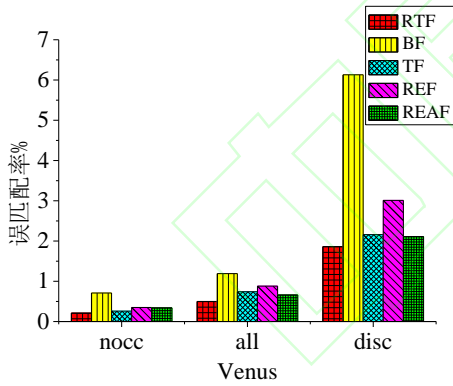


图 8 Venus 数据集的误差率

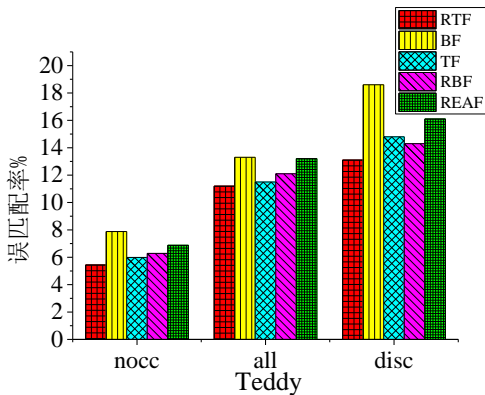


图 9 Teddy 数据集的误差率

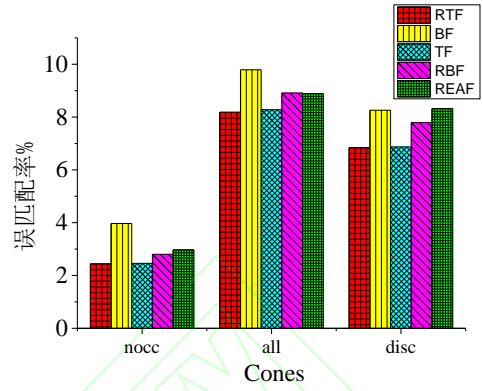


图 10 Cones 数据集的误差率

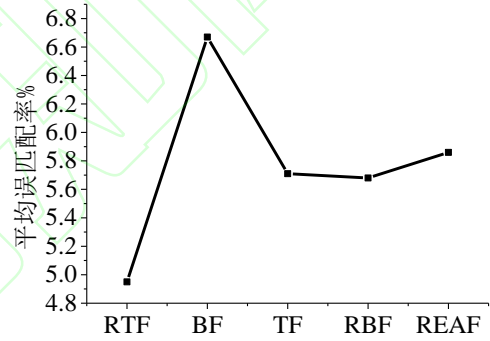


图 11 平均误差率

## 4.2 效率评估

通过比较 Middlebury 基准提供的四个标准, 计算评估以上每种方法的代价聚合步骤运行时间, 可得如下统计图。

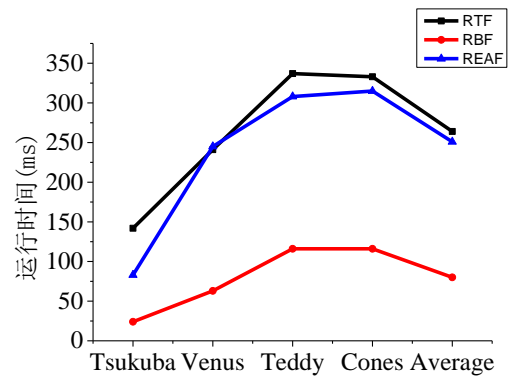


图 12 递归算法运行时间

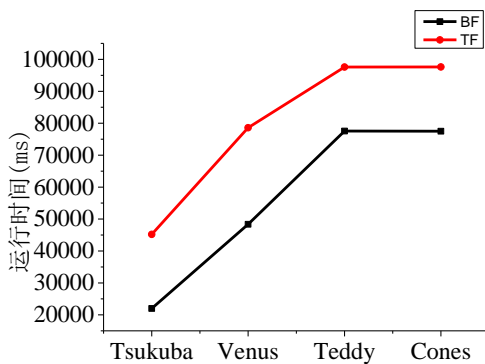


图 13 非递归算法运行时间

由上图可知，递归代价聚合方法 RTF, RBF, 和 REAF 算法运行速度远远快于非递归的双边滤波 BF 和三边滤波 TF 算法，在第三章中分析了 RTF 的计算复杂度为  $O(N)$ ，RBF 和 REAF 算法的复杂度也为  $O(N)$ ，算法复杂度与支持窗口大小无关。因此，采用递归滤波方法进行代价聚合非常有效。另一方面，RTF 比 RBF 耗时多，是因为与 RBF 相比，RTF 需要边界检测操作。边界检测的平均执行时间约为 90 ms，且 RTF 包括增加了边界强度项的运算，因此，基于 RTF 的代价聚合比基于 RBF 的代价聚合速度慢，但是在匹配精度上有了很大的提高。具体而言，RTF, RBF 中的代价聚合需要四次扫描，即两次水平扫描和两次垂直扫描，而非递归的代价聚合需要两次完全扫描，即从叶到根然后从根到叶，这样大大增加了运行时间，降低了匹配速度，递归实现显著提高了计算效率。TF, BF 的计算复杂度取决于支持窗口大小，这两种方法非常慢，从图 12 和图 13 中，可以观察到 RTF、RBF 比 TF、BF 快将近 100 倍，这证明了递归实现的高效性。

## 5 结束语

问题定位非常精确

通过阅读文献资料，研究发现双边滤波自适应权重算法不能有效地解决由视差不同但颜色相似的像素引起的模糊匹配问题。因此，本文提出了一种三边滤波代价聚合方法，通过引入边界强度项来扩展双边滤波，在该三边滤波代价聚合方法的基础上，进一步提出了三边递归滤波自适应权重代价聚合方法，从理论角度和实际运行时间角度分析了其计算复杂度，实验结果显示该方法相较其他立体匹

配方法匹配结果更精确，运算速度更快，证明了边界强度项的有效性和递归实现的高效性。

## 参考文献:

- [1] 陈彬. 实时双目立体匹配算法研究与实现[D]. 武汉大学, 2014.
- [2] 刘雪松, 沈建新, 张燕平. 基于人眼视觉特性的自适应支持权重立体匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 270-276.
- [3] 马龙, 孙铭泽, 黄超, 等. 基于强相似点检测快速双目立体匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(6): 193-197.
- [4] 郭鑫, 王延杰, 付东辉, 等. 三种测度融合的加权引导滤波匹配算法[J]. 计算机工程与科学, 2019, 41(6): 1044-1049.
- [5] 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.
- [6] Einecke N, Eggert J. A two-stage correlation method for stereoscopic depth estimation[C]//2010 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications(DICTA), 2010: 227-234.
- [7] 龚文彪, 顾国华, 钱惟贤, 等. 基于颜色内相关和自适应支撑权重的立体匹配算法[J]. 中国激光, 2014, 41(8): 0812001.
- [8] 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.
- [9] 曹晓倩, 孙连山, 李健. 斜面参数优化全局立体匹配算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(17): 198-201+213
- [10] Chi Y, Chan S H. Fast And Robust Recursive Filter for Image Denoising[C]//2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Calgary, 2018: 1708-1712.
- [11] Chan S H, Zickler T, Lu Y M. Understanding symmetric smoothing filters: A Gaussian mixture model perspective[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017: 5107-5121.

- 
- 
- [12] Xu B, S. Zhao, X. Sui, et al. High-speed Stereo Matching Algorithm for Ultra-high Resolution Binocular Image[C]//2018 IEEE International Conference on Automation, Electronics and Electrical Engineering (AUTEEE), Shenyang, China, 2018: 87-90.
- [13] Sharma L, Sharma J K, Anand D, et al. An Adaptive Window Based Polynomial Fitting Approach for Pixel Matching in Stereo Images[C]//2018 Second International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies (ICICCT), Coimbatore, 2018: 657-661.
- [14] Chen D, Ardabilian M, Wang X, et al. An improved non-local cost aggregation method for stereo matching based on color and boundary cue[C]//2013 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), San Jose, CA, 2013: 1-6.
- [15] Yang Q. A non-local cost aggregation method for stereo matching[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision Pattern Recognition., Providence, RI, 2012: 1402-1409.
- [16] Fan X, Wang X, Xiao Y. A shape-based stereo matching algorithm for binocular vision[C]//Proceedings 2014 IEEE International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC), Wuhan, 2014: 70-74.12.
- [17] Chai Y, Cao X. Stereo Matching Algorithm Based on Joint Matching Cost and Adaptive Window[C]//2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), Chongqing, 2018: 442-446.
- [18] Lim J, Park J, Park H. Principal depth estimation using cost-volume filtering for fast stereo matching[C]//2018 International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC), Honolulu, HI, 2018: 1-2.
- [19] Tombari F, Mattoccia S, Stefano L D, et al. Classification and evaluation of cost aggregation methods for stereo-correspondence[C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision Pattern Recognition., 2008: 1-8.
- [20] Malik J, Perona P. Preattentive texture discrimination with early vision mechanisms.[J]. Journal of the Optical Society of America. A, Optics and image science, 1990, 7(5).