



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：结合传播滤波的立体匹配算法研究  
作者：李婕，巩朋成  
网络首发日期：2019-10-30  
引用格式：李婕，巩朋成. 结合传播滤波的立体匹配算法研究. 计算机工程与应用.  
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20191029.1629.008.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。

# 结合传播滤波的立体匹配算法研究

李 婕, 巩朋成

湖北工业大学 电气与工程学院, 武汉 430068

针对什么未提, 提出什么算法 (及本文的题目)

**摘 要:** 针对局部立体匹配算法在边缘处容易出现误匹配的问题, 本文提出了一种结合权值传播进行代价聚合的局部立体匹配方法。首先采用基于颜色梯度的绝对差及 Census 方法构造了匹配代价函数; 然后, 引入传播滤波平滑匹配代价的同时保持视差空间图像边缘, 与其他局部滤波器相比, 该滤波器利用可传播的权值思想, 不受传统局部算法窗口大小的影响; 最后, 通过左右一致性检查和无效视差值填充获得最终视差图。实验表明, 该方法在 Middlebury Stereo 数据集上可获得精确结果, 与 Middlebury 测试平台上的 IGF、TSGO 和 Dog-Guided 算法相比平均误差最低。

拿事实证明本方法的有效性

从流程操作上描述算法

**关键词:** 立体匹配; 代价聚合; 传播滤波

**文献标志码:** A **中图分类号:** TP391.4 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1908-0239

李婕, 巩朋成. 结合传播滤波的立体匹配算法研究. 计算机工程与应用

LI Jie, GONG Pengcheng. Cost aggregation based on propagated filtering in stereo matching. Computer Engineering and Applications

## Cost Aggregation Based on Propagated Filtering in Stereo Matching

LI Jie, GONG Pengcheng

School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China

**Abstract:** To solve the edge mismatching problem in traditional local stereo matching method, a new local stereo matching method was proposed based on weight propagation in cost aggregation step. Firstly, Census combined with absolute difference on color and gradient is employed when computing the matching cost of pixels. Then, propagated filtering is introduced to smooth the matching cost while preserving edges in the disparity space image. The superiorities of this filter are exploits reused weight construction approach for filtering operation comparing with other filters. Finally, several post processing steps are presented to get the final disparity map. Experiments show that the proposed method is able to achieve accurate results on the 30 Middlebury data sets and outperform some other state-of-the-art methods(IGF、TSGO and Dog-Guided)on Middlebury benchmark.

**Key words:** stereo matching; cost aggregation; propagated filter

**基金项目:** 国家重点研发计划项目 (No.2017YFB1302400); 湖北省自然科学基金项目 (No.2018CFB545)。

**作者简介:** 李婕 (1984-), 女, 博士, 讲师, 研究方向: 图像处理与计算机视觉; 巩朋成, 男, 硕士生导师, 博士, 主要研究方向: MIMO 雷达, 频控阵列信号处理以及波形设计等。

## 1 引言

密集立体匹配是三维重建<sup>[1]</sup>、立体全景图<sup>[2]</sup>、视图合成<sup>[3]</sup>、无人驾驶<sup>[4][5]</sup>等领域的关键步骤，是立体视觉领域最活跃的研究课题之一。文献[6]提出密集的立体匹配算法包含：代价计算、代价聚合、视差计算和视差优化这四个基本步骤，并将匹配算法划分为基于局部窗口的局部立体匹配和基于全局能量函数的全局立体匹配。若整个过程涉及到全局代价函数的优化，则立体算法属于全局算法。全局算法的关键不仅在于确定一个良好的全局成本函数，还需为全局优化提供一种有效的计算方法。因此，全局立体匹配方法虽然提高了视差精度，但计算量大。

局部立体匹配方法中，视差值计算取决于有限窗口内像素的匹配和聚合。Yoon 等<sup>[7]</sup>提出，立体匹配中的成本代价聚合可以通过在视差空间图像(Disparity Space Image, DSI)的双边滤波实现。但由于计算量较大，文献[8]和[9]提出使用空间和光度距离信息进行代价聚合，在保证计算速度的同时得到与双边滤波近似的效果。Rhemann 等<sup>[10]</sup>利用待匹配图像和代价函数的局部线性变换关系，利用引导滤波进行边缘保持。引导滤波创新性的引入盒式滤波的近似计算方法，使其在计算效率上不受局部窗口大小的限制。这类保留边缘的局部立体方法，在计算速度高的同时可以获得了较高精度，逐渐出现在各类实时匹配算法中<sup>[11][12][13]</sup>。

然而，上述提到的滤波器不可避免的要使用预先定义邻域区域窗口大小，这通常是难以事先确定的。例如，为高纹理区域选择大的邻域将导致混合相邻图像区域，并且输出将包含导致不匹配的模糊区域；而选择小的邻域将限制滤波器的性能。文献[14]提出的 Geodesic 滤波器通过计算

累积差来确定滤波核，该滤波器对图像背景具有自适应性，在图像去噪中有很好的效果。但当相邻图像区域具有不同类型的上下文且无噪声时，也会出现跨区域混合，导致边缘的误匹配。因此，本文在代价聚合过程中采用了一种权值可传播构造方法，克服了匹配成本聚集时，空间滤波器核大小限制导致的跨区域混合问题。

## 2 传播滤波

图像处理任务中的跨区域混合是现有滤波器的一个典型问题。当相邻图像区域的上下文类型不同，它将无法抑制其影响，从而导致跨区域混合，导致边缘匹配受影响。

图 1 给出了相同参数下双边滤波、引导滤波以及基于权重传播滤波在带有噪声的一维曲线上的滤波效果。传统的双边滤波在滤波过程中通过分别计算空间和颜色欧式距离，进行像素之间的相似性度量，效果显著，Yang<sup>[15]</sup>通过修改传统双边滤波的颜色相似度提出了递归的双边滤波方法，虽然精度有所降低，但提高传统双边滤波的计算效率。引导滤波器采用优化的方法，提出保边滤波结果与引导信号在滤波窗口的线性关系假设，极大的提高了滤波效率，由于在各个区域都采用统一的线性模型，不同区域的纹理特性，导致会出现跨区域混合现象。图 1 的滤波结果看出，当当前点与邻域相差较大时导致的跨区域混合现象明显，因此，跨区域混合显现是现存滤波器在去噪和平滑过程中普遍存在的问题。

为了在滤波过程中抑制来自相邻或相邻像素的不良信息，提出了基于权值传播的滤波概念。该滤波器在图像去噪<sup>[16]</sup>、图像增强<sup>[17]</sup>和图像融合<sup>[18]</sup>方面有较好的应用。

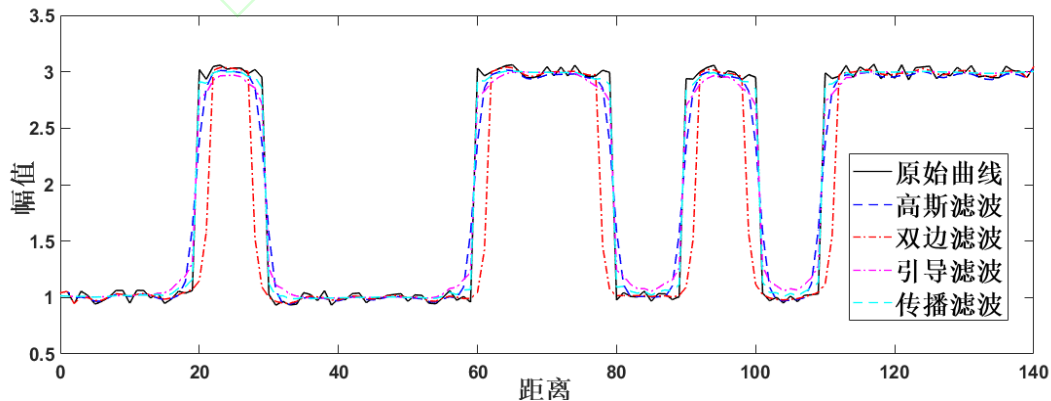


图 1 相同参数下几种滤波算法的滤波效果

在本节中，本文首先回顾传播滤波器的相关模型。不同于其他滤波器，在不使用空间函数的情况下，滤波器从概率的角度出发，结合贝叶斯

规则和文献[16]，提出空间两点的相似性不仅取决于两像素值及所在位置，而且跟连接两点路径的像素值有关，因此本文利用等式(1)计算像素

相似性的权重:

$$\omega_{s,t} = \omega_{s,t-1} D(t-1, t) R(s, t) \quad (1)$$

其中,  $D(t-1, t)$  表示连接路径上相邻像素的相似度,  $R(s, t)$  表示待求两像素点的相似度。从定义也看出, 传播滤波的权重不仅取决于两像素的相似度, 还取决于连接路径上像素的相似度。因此, 对于二维图像, 传播路径的模式必须要考虑。本文采用 Chang 等<sup>[16]</sup>提出的置信传播的多树传播模型, 由位置决定像素  $q$  与中心像素  $p$  之间的连接路径。具体的传播规则如下:

规则 1. 若像素  $p$  和  $q$  水平或垂直连接, 传播路径选择直线连接; 否则, 使用曼哈顿距离。

规则 2. 若  $p$  和  $q$  之间的曼哈顿距离是奇数, 则路径首先从垂直方向开始, 然后使用其前一个像素的遍历路径; 若是偶数, 则从水平路径开始。图 2 显示了曼哈顿距离小于 5 时的传播路径。

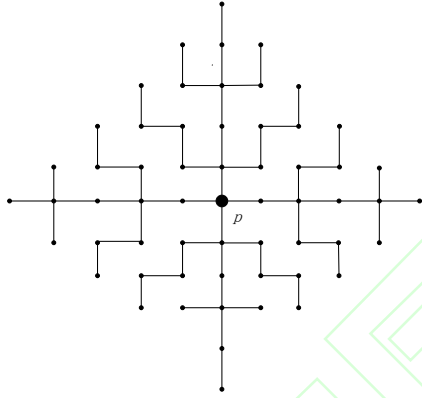


图 2 当距离 $\leq 5$ 时的传播路径

假设对于给定输入图像  $I$ , 经过滤波输出为  $I_p$  可以采用式(2)计算得出:

$$I_p = \frac{1}{Z_p} \sum_{q \in N(p)} \omega_{p,q} I_q \quad (2)$$

其中,  $I_q$  表示图像  $I$  中像素点  $q$  处的灰度值,  $Z_p$  为归一化因子,  $N(p)$  表示以  $p$  为中心的邻域像素点的集合, 像素点  $q$  对  $p$  的权重  $\omega_{p,q}$  按式(1)计

算。若  $D(\cdot)$ ,  $R(\cdot)$  采用像素的灰度值作为相似度测量, 那么具体定义如式(3)所示:

$$\begin{cases} D(q-1, q) = g(\|I_{q-1} - I_q\|; \sigma_d) = \exp\left(\frac{-\|I_{q-1} - I_q\|^2}{2\sigma_d^2}\right) \\ R(p, q) = g(\|I_p - I_q\|; \sigma_r) = \exp\left(\frac{-\|I_p - I_q\|^2}{2\sigma_r^2}\right) \end{cases} \quad (3)$$

图 3 是以 Middlebury 数据集中的“Teddy”测试图像中选择的  $20 \times 20$  子图像块按照公式(1)的方法计算权重后的结果图。图 3(c)中暗像素值表示低权重, 亮灰度值表示高权重, 从中可以看出, 权值传播的方法有效的反应了原始图像邻域像素的关系。中心像素及所在路径上的邻域像素相似性越高, 权重越大, 反之则越低。

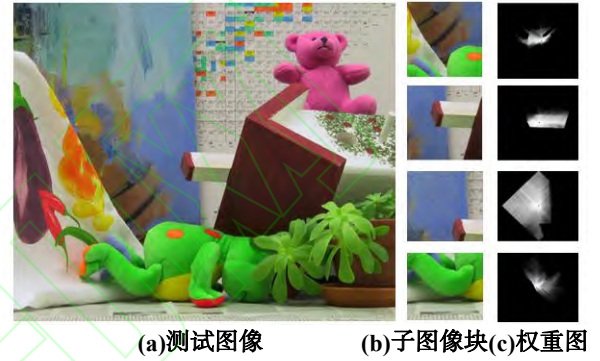


图 3 传播滤波方法计算的权重效果图

### 3 本文提出的立体匹配方法

为了便于描述, 本文的方法主要分为: 代价计算、代价聚合和后处理三个部分。在匹配代价计算步骤中, 本文将图像颜色的绝对差分、梯度的绝对差分 and Census 变换相结合, 得到 DSI。然后将传播滤波应用于 DSI, 采用赢家全取 (WTA) 方法得到初始视差图。为了得到准确的视差, 在后处理步骤中进行了从左到右一致性 (LRC) 检查和填充, 以得到最终视差图。具体流程图如图 4 所示。

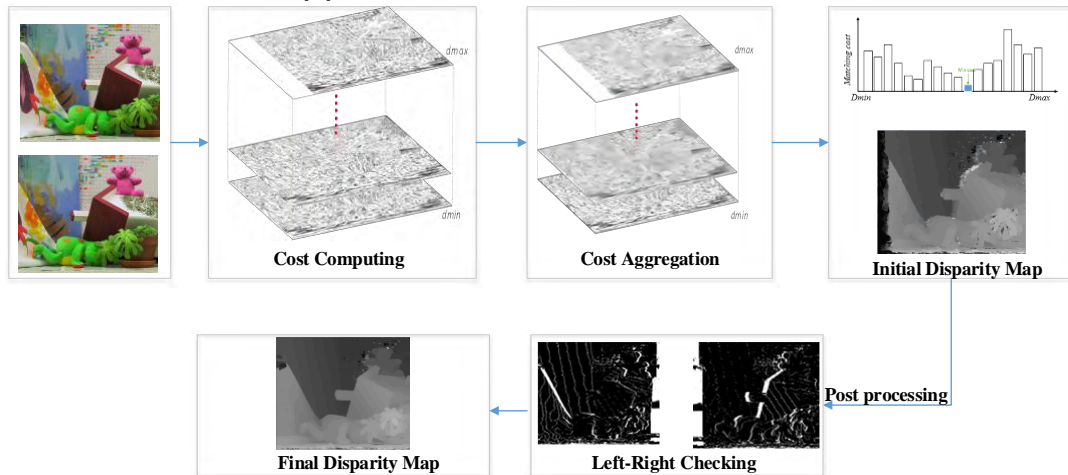


图 4 本文采用的立体匹配框架图



### 3.1 匹配代价的计算

匹配代价是待匹配的左右图像之间相似度量，通过定义不同的代价函数获得。准确的计算匹配代价是匹配准确性的关键，为了提高匹配性能，减少噪声、光照等对匹配代价的影响，本文使用 Census 与绝对颜色差(ADC)和绝对梯度(ADG)相结合的方法来获得左右图像像素相似性。

图像梯度和颜色信息，因为包含丰富的图像结构信息，因此是两种常用的计算匹配代价的代价函数。文献[19]提出,基于梯度和颜色截断绝对值差是光流估计常用模型，文献[11]将此方法应用在匹配代价的计算中取得了较好的效果，因此，本文首先采用绝对截断颜色差(ADC)和绝对梯度(ADG)方法进行待匹配像素的相似性度量。假设左图像为参考图像，对于左图像 $I_l$ 中的每个像素 $p(x,y)$ ，右图像 $I_r$ 中像素 $p$ 和像素 $p-d$ 的颜色和梯度相似性由式(4)得出：

$$C_{AD}(x,y,d) = \alpha \cdot \min(C_{ADC}, \tau_c) + (1 - \alpha) \cdot \min(C_{ADG}, \tau_g) \quad (4)$$

其中， $\tau_c$ 和 $\tau_g$ 表示截断阈值， $\alpha$ 表示 ADC 与 ADG 的权重。 $C_{ADC}$ 和 $C_{ADG}$ 用式(5)和式(6)表示为：

$$C_{ADC}(x,y,d) = \frac{1}{3}(\sum_{c \in \{r,g,b\}} |I_l^c(x,y) - I_r^c(x-d,y)|, \tau_c) \quad (5)$$

$$C_{ADG}(x,y,d) = (|\nabla_{sobel} I_l(x,y) - \nabla_{sobel} I_r(x-d,y)|, \tau_g) \quad (6)$$

式中， $I_l^c(x,y)$ 为在 RGB 颜色空间中第  $C$  个颜色通道灰度值， $\nabla_{sobel}$ 运算符表示采用 Sobel 梯度计算方法。

公式(4)是基于像素信息的度量方法，容易受到光照等信息的影响，因此，本文在初步利用公式(4)相似性度量计算后，引入 Census 非参数变换方法，对邻域像素信息转换为二进制信息，提高相似性度量的鲁棒性。如式(7)所示：

$$C_{CEN}(x,y) = \bigotimes_{(i,j) \in N(x,y)} cense((x,y), (i,j)) \quad (7)$$

其中， $\bigotimes$ 表示按位计算， $(i,j)$ 表示中心像素 $(x,y)$ 的邻域像素值， $N(x,y)$ 表示邻近像素。 $Cense((x,y), (i,j))$ 表示二元函数，由式(8)给出，

$$cense((x,y), (i,j)) = \begin{cases} 1, & I(x,y) \geq I(i,j) \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

假设 $C_{ICEN}(x,y)$ 和 $C_{rCEN}(x-d,y)$ 是左右图像的二进制字符串。两个字符串之间的差由汉明距离计算，如式(9)所示：

$$C_{ham}(x,y,d) = Hamming(C_{ICEN}(x,y) - C_{rCEN}(x-d,y)) \quad (9)$$

那么，左右两幅待匹配图像，总匹配代价  $C$  通过鲁棒性强的指数函数联合获得<sup>[20]</sup>，定义如式(10)所示：

$$C(x,y,d) = 2 - \exp\left(-\frac{C_{AD}(x,y,d)}{\lambda_{AD}}\right) - \exp\left(-\frac{C_{CEN-ham}(x,y,d)}{\lambda_{ch}}\right) \quad (10)$$

其中， $\lambda_{AD}$ 和 $\lambda_{ch}$ 为常数。 $\lambda_{AD}$ 表示局部颜色梯

度代价函数的实验常数； $\lambda_{ch}$ 为非参数变换的比特串之间的最大汉明距离，由非参数变换的窗口大小而定。通过确定的经验常数，将代价函数统一在相同的尺度范围内，确保两者对匹配代价贡献相等。

### 3.2 基于传播滤波的代价聚合

为了增加匹配代价的可靠度，代价聚合成为局部立体匹配方法中的一个关键环节。本文采用传播滤波的方法在 DSI 空间进行滤波处理。假设选择 DSI 匹配代价空间中的第  $d$  个切片进行代价聚合，输入  $C(x,y,d)$ 与输出  $CA(x,y,d)$ 的关系由式(11)获得：

$$CA_{p,d} = \frac{1}{Z_p} \sum_{q \in N_a(p)} \omega_{p,q} C_{q,d} \quad (11)$$

其中， $\omega_{p,q}$ 由式(1)确定。为了验证传播滤波在成本聚合过程中的保边效果，本文在 DSI 空间选择  $d=10$  时的匹配代价图，分别采用窗口大小为 9 的传统双边滤波、引导滤波及本文的传播滤波进行匹配成本聚合，如图 5 是所示。其中，图 5(c)的双边滤波成本聚合、图 5(d)的引导滤波成本聚合和图 5(e)的本文引导滤波。从效果图中可以看出，图 5(e)能获得更清晰的边缘，成本聚合后的边缘被有效的保护，跨区域混合现象明显降低。

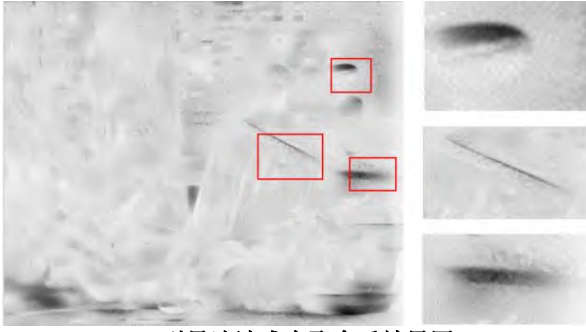


(a)测试图“Teddy”

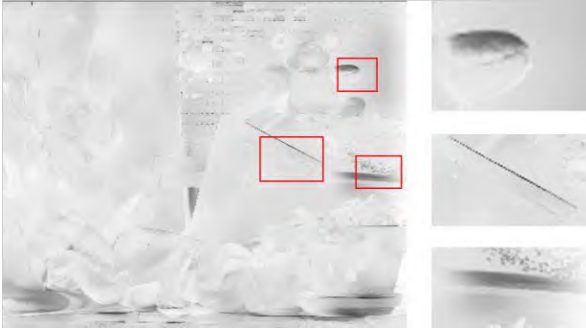
(b)成本聚合前效果图



(c)双边滤波成本聚合后效果图



(d)引导滤波成本聚合后效果图



(e)本文方法成本聚合后效果图

图 5 当  $d=10$  窗口大小为 9 时成本聚合效果图

在获得聚合的 DSI 后,采用赢者通吃 (Winner Take All, WTA) 策略获取初始视差图,具体的计算方法如式 (12) 所示。

$$d = \operatorname{argmin}_{d \in d_{\text{range}}} CA(x, y, d) \quad (12)$$

### 3.3 后处理

传统上,局部方法需要经过后处理才能得到准确的视差图。通过 WTA 获得的初始视差图包含大量的异常值,这些异常值常位于深度不连续和遮挡区域,因此首先需要后处理对初始视差图的异常值进行判断。

根据场景中的点在左右视差图的视差值相同的理论,本文首先采用左右一致性检查的方法进行深度异常值筛查,剔除异常视差值后利用深度值填充方法将其填充。具体过程如下:

假设按照 3.1 节和 3.2 节的方法,得到分别以左、右为参考图像的两幅初始视差图  $D_L$  和  $D_R$ 。 $D_L$  和  $D_R$  应满足式(13):

$$D_{lr}(p) = |D_L(p) - D_R(p - D_L(p))| \leq T_{lr} \quad (13)$$

其中,  $T_{lr}$  表示容错阈值。一方面,由于左右图像获取过程中的角度差异,场景中的前景比背景的偏移量更大,从而将背景遮盖。因此,匹配过程中无法在另一幅图中找到匹配像素,获得正确视差值;另一方面,图像平坦的场景深度值的变化具有连续性,若要保证平坦区域的深度连续性,在构建连续 DSI 搜索空间时会面临计算量大等问题。由于本文采用了通用的局部立体匹配步骤,

采用指定的离散深度值搜索范围构建 DSI,且本文在后处理中不包含亚像素精度处理步骤,导致左右视差会存在亚像素误差,所以  $T_{lr}$  设置 1。类似于文献[21]使用到的增加离散深度图的后处理也可获得亚像素精度的深度值,此时  $T_{lr}$  设置 0。

若当前视差值不满足式(13),则认为该视差值为无效视差,记为 1;反之记为 0。由此,获得一幅二值图像,然后为所有白色像素表示的无效点赋予合理的视差值。本文将采用无效视差被同一扫描行中最近有效视差填充的方法。以左图为准图像的深度图而言,遮挡区域一般存在于背景区域和前景区域接触的左侧。对于二值图像中的某个遮挡点  $p$ ,往左和右找到第一个非遮挡点,记作  $p_l$  和  $p_r$ 。遮挡区域的视差值用背景值填充,因此,  $p_l$  和  $p_r$  的最小值记为点  $p$  的视差值。

异常值填充后,最后利用加权中值滤波进行深度值的平滑和去除可能产生的噪声。

## 4 实验结果分析

本文选择 Middlebury v3 数据库,包含 30 幅图像 (15 幅训练图像和 15 幅测试图像) 的室内场景,对该算法的性能进行实验评估。所有实验均在 C++ 和 OpenCV 库上实现的,其中内核为 i7 3.4 GHz 和 8G RAM。

### 4.1 参数设置

本文首先描述算法中所使用的参数设置。使用 Middlebury v3 训练数据进行调参,后续实验所有参数均为常量。为了提高稳定性,实验将待匹配图像灰度值归一化到  $[0,1]$ 。

成本计算:截断值  $\tau_c$  和  $\tau_g$  分别设置为论文[12]中的 0.0028 和 0.016。本文通过实验对参数进行统计分析,为式(10)获得合适的阈值。太大的窗口增加匹配代价的计算复杂度,尤其在纹理丰富区域更容易引起跨区域混合现象,而太小的窗口在平坦区域邻域效果不明显。因此,通过分析 Middlebury 实验测试图片,本文采用实验的方法,选择从  $5 \times 5$  到  $45 \times 45$  的窗口,通过对比窗口大小对最终深度平均误差的影响,对参数进行调节。如图 6(a)可以看出:  $\lambda_{AD} = 15$  平均误差为 13.0,改变  $\lambda_{ch}$  从 0 到 45,如图 6(b)所示,当  $\lambda_{ch} = 20$  时,有最小平均误差 8.71。



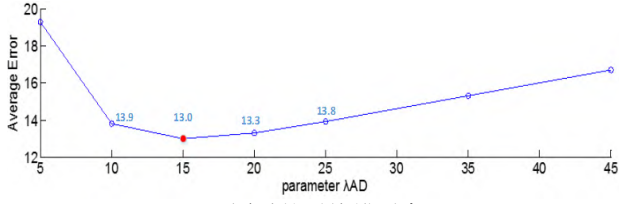
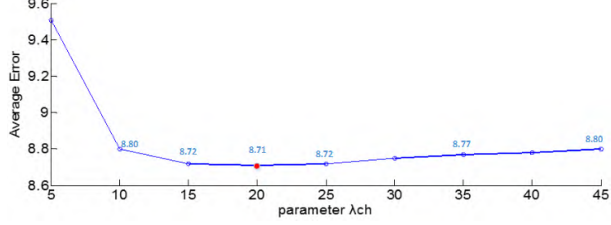
(a)  $\lambda_{AD}$  不同时的平均错误率(b)  $\lambda_{ch}$  不同时的平均错误率

图 6 使用 Middlebury 训练数据进行成本计算的参数优化

表 1 显示了成本计算部分使用的所有参数。在每个过程中给出平均误差。

表 1 计算匹配代价时的参数设置

	颜色和梯度绝对差		Census	总匹配代价	
参数	$\tau_c$	$\tau_g$	$\alpha$	$\Omega_c$	$\lambda_{AD}$
参数值	0.02745	0.00784	0.11	9*9	15
平均误差	38.0		25.2	8.71	

代价聚合：本文使用等式(11)进行代价聚合。为了方便计算，本文如文献[16]提出选择 $\sigma_d = \sigma_r$ ，此时  $D(\cdot) = R(\cdot)$ 。采用  $13 \times 13, 15 \times 15, 17 \times 17$  和  $19 \times 19$  的窗口进行参数调整。实验发现当 $\sigma_d = \sigma_r = 0.08$ 时，如图 7 所示，从传播滤波的特性来看，无论窗口大小如何，较低的平均误差都是稳定的，因此本文选择 $N_a = 15$ 作为像素领域窗口大小，此时平均误差为 5.19。

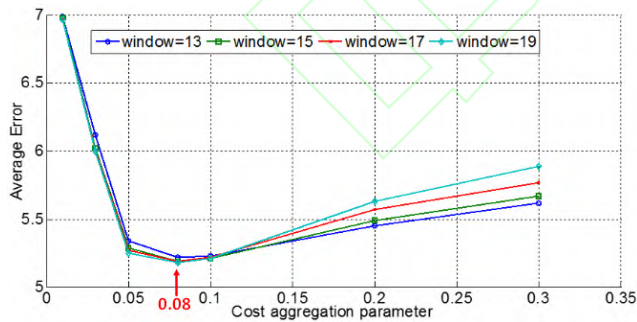
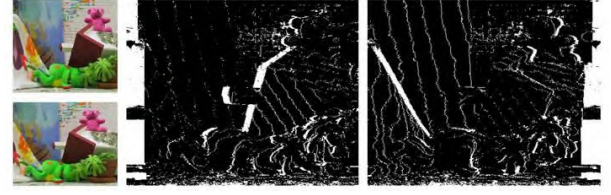


图 7 代价聚合不同参数的平均误差

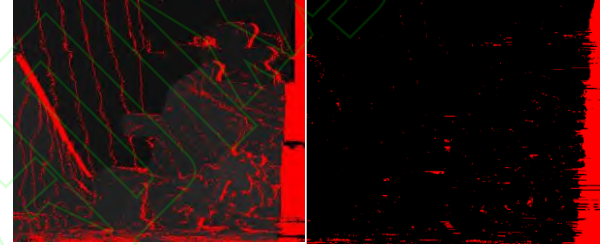
后处理：在使用 WTA 策略分别得到初始的左右视差图后，采用式(13)进行无效视差的筛查和剔除，本文选择容错阈值 $T_{lr}=1$ 。图 8 选取 Middlebury 测试数据集中的“Teddy”图像对进行测试，8(b)和图 8(c)显示了左右一致性检查结果，其中，黑色表示有效视差，白色表示无效视差。从图 8 的白色区域可以看出，大多数无效视差（异常值）出现在遮挡和平面区域。



(a)“Teddy” 图像对 (b)以右图作为参考图像的可靠视差图 (c)以左图作为参考的可靠视差图

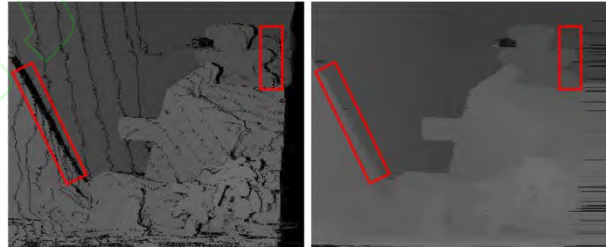
图 8 左右一致性检查后的结果图

之后，采用同一扫描行中最近的有效视差填充。如图 9 所示，实验以“Teddy”右图作为参考图像，且容错阈值设置为 1。图 9(a)和图 9(b)分别表示视差填充前后效果图，红色区域为无效视差区域，从中可以看出，视差填充前的无效视差区域经过本文方法填充后明显减少。相对于最终视差图，从图 9(c)和图 9(d)的红色方框区域可以看出，遮挡区域以及平面区域的无效视差值得到了填充。



(a)填充前无效视差区域

(b)填充后无效视差区域



(c)填充前深度图

(d)视差填充后深度图

图 9 有效视差填充前后效果对比图

填充后的视差图经过加权中值滤波进行平滑去噪，最终视差图如图 10 所示。如图 11 中的“Teddy”误差所示，经过后处理后的视差图的错误率降低了 3%左右。



图 10 滤波后的最终视差图

图 11 所示的是 Middlebury 测试数据集在采用后处理前和后处理后的错误率曲线图。其中，“圆形”表示填充前的 *nonall* 区域平均误差，“菱形”

是指填充前所有区域平均误差；“五角星型”表示填充后 *nonall* 平均误差，“星号”是指填充后所有区域平均误差。由此可见，填充后平均误差明显降低。

由于“*teddy*”图像对只有整数真实视差值，所以与其他训练集相比误差最小，“*Motorcycle*”和“*MotorcycleE*”图像对显示本文算法对光照的稳定

性。使用后处理后，平均误差都明显减小。此外，图 12 中显示了 Middlebury 数据集训练图像、真实（GT）视差值以及本文提出的方法的视差图和真实视差值的误差图。误差图中黑色像素表示与真实视差值误差大于 2.0，白色表示误差小于 2.0，实验结果可以看出，错误的匹配大多出现在平滑区域。

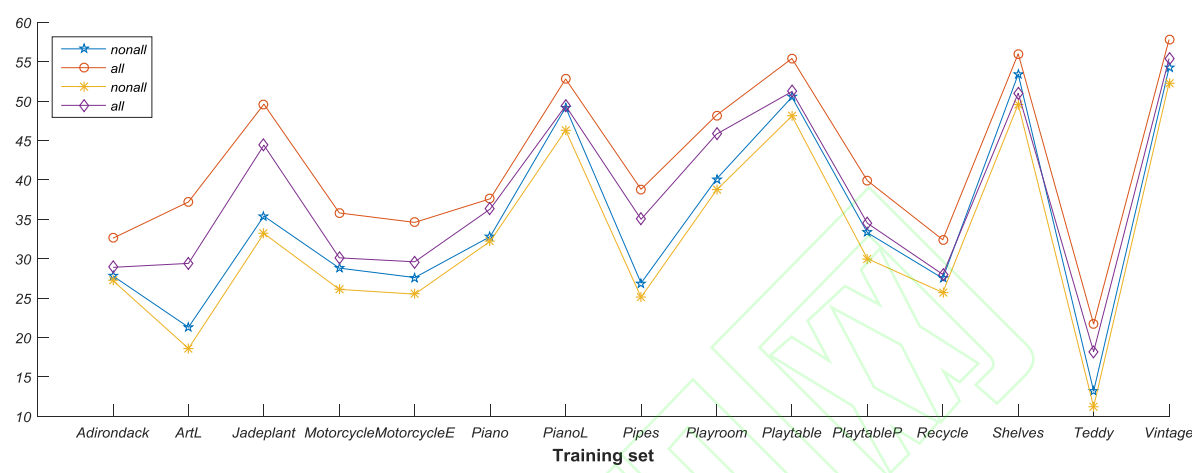


图 11 bad=2 时 Middlebury 训练数据集结果



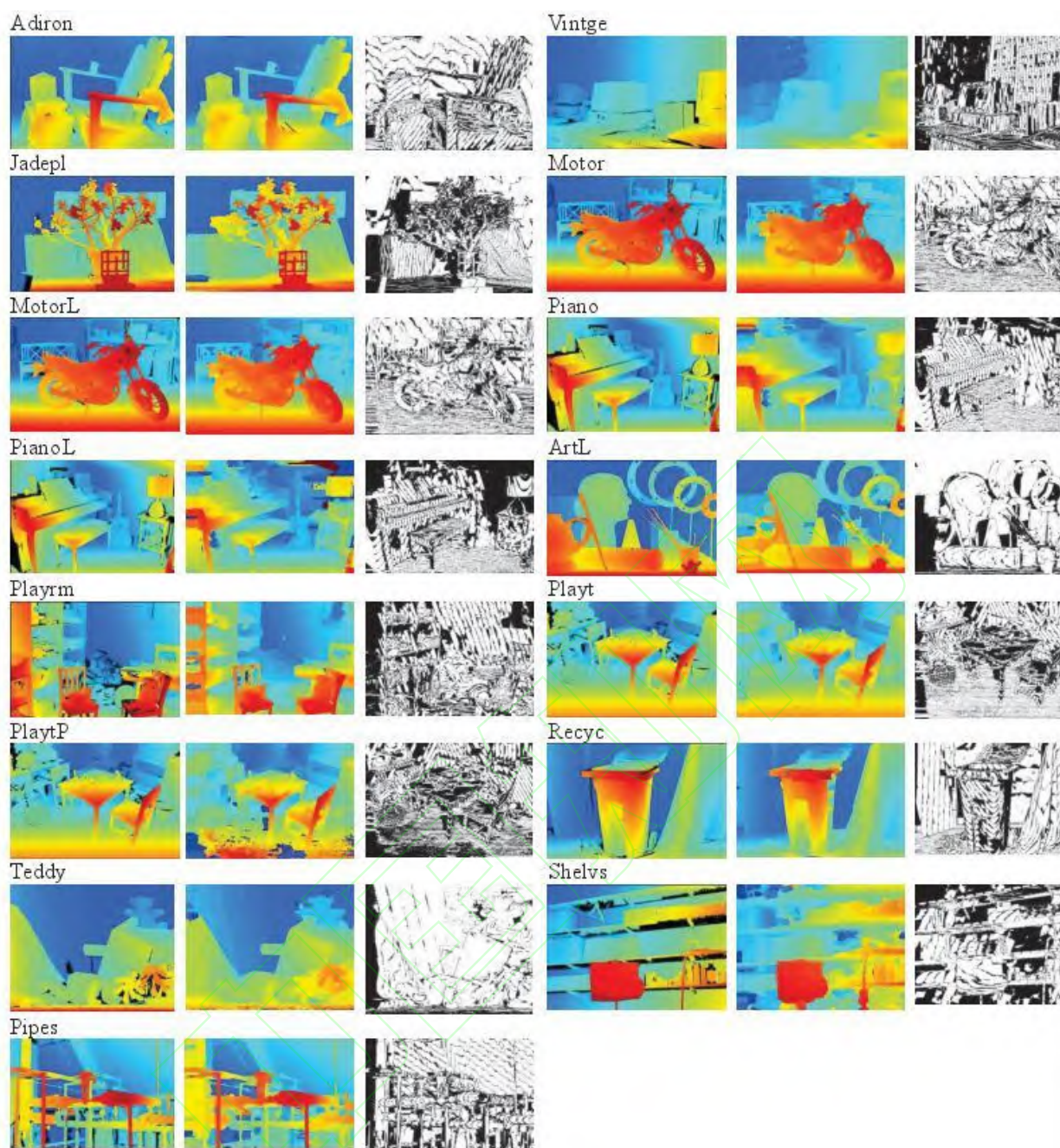


图 12 Middlebury 训练数据集的实验结果

(分别为数据集真实视差图、本文的视差图结果以及本文视差图与真实视差图它们之间的误差图)

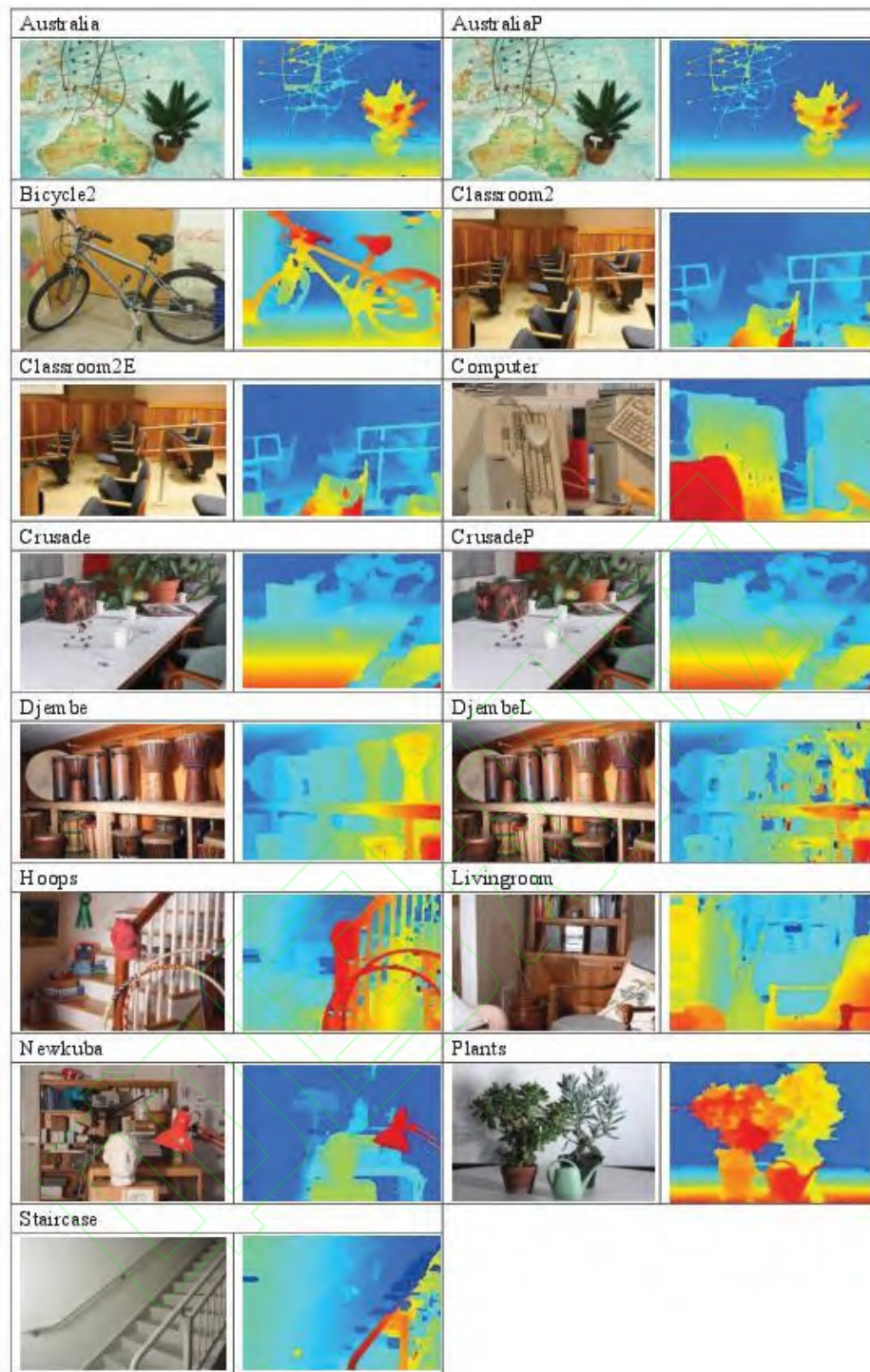


图 13 Middlebury 数据库中测试图像的视差图

表 2 bad = 2.0 时 Middlebury 测试数据集比较结果

方法 <sub>o</sub>	Algos <sub>o</sub>	Aus <sub>o</sub>	AusP <sub>o</sub>	Bicy <sub>o</sub>	Cla2 <sub>o</sub>	Cla2E <sub>o</sub>	Com <sub>o</sub>	Cru <sub>o</sub>	CruP <sub>o</sub>	Dje <sub>o</sub>	DjeL <sub>o</sub>	Hoop <sub>o</sub>	Liv <sub>o</sub>	New <sub>o</sub>	Plants <sub>o</sub>	Stair <sub>o</sub>	Ave <sub>o</sub>
本文方法 <sub>o</sub>	Nonocc <sub>o</sub>	43.4 <sub>o</sub>	20.9 <sub>o</sub>	23.2 <sub>o</sub>	<b>29.4<sub>o</sub></b>	43.4 <sub>o</sub>	23.6 <sub>o</sub>	43.8 <sub>o</sub>	<b>37.2<sub>o</sub></b>	<b>20.7<sub>o</sub></b>	48.7 <sub>o</sub>	<b>40.9<sub>o</sub></b>	34.0 <sub>o</sub>	32.1 <sub>o</sub>	<b>36.0<sub>o</sub></b>	<b>42.4<sub>o</sub></b>	<b>32.8<sub>o</sub></b>
	All error <sub>o</sub>	44.8 <sub>o</sub>	23.6 <sub>o</sub>	27.7 <sub>o</sub>	35.8 <sub>o</sub>	<b>48.8<sub>o</sub></b>	34.9 <sub>o</sub>	48.9 <sub>o</sub>	44.1 <sub>o</sub>	23.0 <sub>o</sub>	49.6 <sub>o</sub>	51.6 <sub>o</sub>	<b>39.7<sub>o</sub></b>	37.8 <sub>o</sub>	41.6 <sub>o</sub>	50.6 <sub>o</sub>	<b>38.4<sub>o</sub></b>
IGF <sup>[20]</sup> <sub>o</sub>	Nonocc <sub>o</sub>	42.7 <sub>o</sub>	20.1 <sub>o</sub>	23.7 <sub>o</sub>	32.2 <sub>o</sub>	45.6 <sub>o</sub>	28.6 <sub>o</sub>	<b>43.0<sub>o</sub></b>	<b>37.2<sub>o</sub></b>	21.4 <sub>o</sub>	50.9 <sub>o</sub>	44.7 <sub>o</sub>	34.7 <sub>o</sub>	<b>31.9<sub>o</sub></b>	37.4 <sub>o</sub>	47.1 <sub>o</sub>	34.0 <sub>o</sub>
	All error <sub>o</sub>	44.2 <sub>o</sub>	23.3 <sub>o</sub>	29.3 <sub>o</sub>	39.2 <sub>o</sub>	51.6 <sub>o</sub>	40.3 <sub>o</sub>	50.6 <sub>o</sub>	45.3 <sub>o</sub>	24.5 <sub>o</sub>	52.6 <sub>o</sub>	54.8 <sub>o</sub>	40.0 <sub>o</sub>	37.8 <sub>o</sub>	43.4 <sub>o</sub>	54.0 <sub>o</sub>	40.2 <sub>o</sub>
TSGO <sup>[24]</sup> <sub>o</sub>	Nonocc <sub>o</sub>	<b>34.1<sub>o</sub></b>	<b>16.9<sub>o</sub></b>	<b>20.0<sub>o</sub></b>	43.3 <sub>o</sub>	55.4 <sub>o</sub>	<b>14.3<sub>o</sub></b>	54.1 <sub>o</sub>	49.2 <sub>o</sub>	33.9 <sub>o</sub>	66.2 <sub>o</sub>	45.9 <sub>o</sub>	39.8 <sub>o</sub>	42.6 <sub>o</sub>	47.2 <sub>o</sub>	52.6 <sub>o</sub>	39.1 <sub>o</sub>
	All error <sub>o</sub>	35.6 <sub>o</sub>	18.7 <sub>o</sub>	24.3 <sub>o</sub>	49.0 <sub>o</sub>	60.2 <sub>o</sub>	25.3 <sub>o</sub>	60.2 <sub>o</sub>	55.4 <sub>o</sub>	36.2 <sub>o</sub>	67.1 <sub>o</sub>	55.1 <sub>o</sub>	43.3 <sub>o</sub>	46.3 <sub>o</sub>	50.7 <sub>o</sub>	58.3 <sub>o</sub>	43.8 <sub>o</sub>
DoG <sub>o</sub>	Nonocc <sub>o</sub>	45.4 <sub>o</sub>	23.6 <sub>o</sub>	30.6 <sub>o</sub>	34.6 <sub>o</sub>	52.5 <sub>o</sub>	28.3 <sub>o</sub>	59.1 <sub>o</sub>	53.8 <sub>o</sub>	26.4 <sub>o</sub>	60.6 <sub>o</sub>	54.7 <sub>o</sub>	38.3 <sub>o</sub>	35.5 <sub>o</sub>	44.5 <sub>o</sub>	72.0 <sub>o</sub>	41.4 <sub>o</sub>
Guided <sup>[23]</sup> <sub>o</sub>	All error <sub>o</sub>	49.1 <sub>o</sub>	28.6 <sub>o</sub>	36.6 <sub>o</sub>	43.2 <sub>o</sub>	58.9 <sub>o</sub>	40.7 <sub>o</sub>	66.4 <sub>o</sub>	62.2 <sub>o</sub>	30.6 <sub>o</sub>	63.1 <sub>o</sub>	63.7 <sub>o</sub>	45.1 <sub>o</sub>	43.0 <sub>o</sub>	52.8 <sub>o</sub>	76.5 <sub>o</sub>	48.4 <sub>o</sub>



## 4.2 与其它算法的对比分析

利用上述参数,图 13 显示了测试左图像和本文提出方法视差图。近年来,局部立体匹配方法在 Middlebury 基准测试中确实取得了良好的效果。本文不仅与导向滤波立体匹配算法(IGF)<sup>[22]</sup>和基于 DoG 的局部立体匹配算法<sup>[23]</sup>进行了比较分析,并且与基于能量最小化法(TSGO)<sup>[24]</sup>进行了对比。表 2 显示了这几种方法在 15 对测试数据集的性能。如表 2 中的“ClassRoom2”和“ClassRoom2e”所示,本文方法在处理曝光对方面有很好效果,且与其他几种方法相比,本文平均误差值最低。

### 问题聚焦

## 5 结束语

本文提出了一种基于传播滤波的立体匹配方法,针对传统局部立体算法因为窗口限制导致的区域混叠问题,将传播滤波的方法应用在代价聚合中,实验结果表明,该方法与传统的立体匹配方法(如 IGF、TSGO 和 Dog-Guided)相比,具有良好的性能。本文后续考虑更有效的后处理解决方案,以提高亚像素精度,并考虑在接下来的工作中将传播滤波的思想应用在后处理的平滑滤波中以提高深度图精度。

## 参考文献:

- [1] Hamzah, R.A., Kadmin, A.F., Hamid, M.S., Fakhar, S., Ghani, A., Ibrahim, H.. Improvement of stereo matching algorithm for 3d surface reconstruction[J]. Signal Processing Image Communication, 2018, 65:165-172.
- [2] Dubois, E.. Depth consistency and vertical disparities in stereoscopic panoramas[J]. Journal of Electronic Imaging, 2014, 23 (1): 1-14.
- [3] Gurrieri, L.E. Improvements in the visualization of stereoscopic 3d imagery[J]. 3D Research, 2015, 6(3):1-15.
- [4] Yang, Q., A non-local cost aggregation method for stereomatching[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 1402-1409.
- [5] Vogel, C., Schindler, K., Roth, S.. 3d scene flow estimation with a piecewise rigid scene model[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 115(1): 1-28.
- [6] Scharstein, D., Szeliski, R.. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1-3): 7-42.
- [7] Yoon, K.J., Kweon, I.S.. Locally adaptive support-weight approach for visual correspondence search[C]// Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005:924-931.
- [8] Mattoccia, S., Giardino, S., Gambini, A.. Accurate and efficient cost aggregation strategy for stereo correspondence based on approximated joint bilateral filtering[C]// Proceedings of Asian Conference on Computer Vision, 2009: 371-280.
- [9] Richardt, C., Orr, D., Davies, I., Criminisi, A., Dodgson, N.A.. Real-time spatiotemporal stereo matching using the dual-cross-bilateral grid[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2010: 510-523.
- [10] He, K., Sun, J., Tang, X.. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35 (6):1397-1409.
- [11] Rhemann, C., Hosni, A., Bleyer, M., Rother, C., Gelautz, M.. Fast cost-volume filtering for visual correspondence and beyond[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 35(2): 504-511.
- [12] Zhou Y, Hou C.. Stereo matching based on guided filter and segmentation[J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126 (9):1052-1056.
- [13] Zhu, S., Wang, Z., Zhang, X., Li, Y.. Edge-preserving guided filtering based cost aggregation for stereo matching[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 39:107-119.
- [14] Grazzini J, Soille P.. Edge-preserving smoothing using a similarity measure in adaptive geodesic neighborhoods[J]. Pattern Recognition. 2009, 42 (10): 2306-2316.
- [15] Yang. Recursive bilateral filtering[C]//European Conference on Computer Vision, 2012:399-413.
- [16] Chang, J.H.R., Wang, Y.C.F.. Propagated image filtering[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 10-18.
- [17] Peng, Y., Yan, Y., Zhao, J.. Detail enhancement for infrared images based on propagated image filter[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016, 6:1-12.
- [18] Patel, D., Sonane, B., Raman, S.. Multi-exposure Image Fusion Using Propagated Image Filtering[C]// Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Image Processing, 2017: 431-441.
- [19] Thomas B, Jitendra M. Large displacement optical flow: descriptor matching in variational motion estimation[J].



- 
- IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(3):500-513.
- [20] Lee Z, Juang J, Nguyen T Q. Local Disparity Estimation With Three-Moded Cross Census and Advanced Support Weight[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 15(8): 1855-1864.
- [21] Chang Y J, Ho Y S. Disparity map enhancement in pixel based stereo matching method using distance transform[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 40:118-127.
- [22] Hamzah, R.A., Ibrahim, H., Hassan, A.H.A.. Stereo matching algorithm based on per pixel difference adjustment, iterative guided filter and graph segmentation[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 42: 145-160.
- [23] Kitagawa, M., Shimizu, I., Sara, R.. High accuracy local stereo matching using dog scale map[C]//Proceeding of International Conference on Machine Vision Applications, 2017:258-261.
- [24] Mozerov, M.G., Van, d.W.J.. Accurate stereo matching by two-step energy minimization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(3): 1153-1163.