

文章编号 1004-924X(2014)10-2861-09

加权支持域硬件友好型立体匹配技术

侯作勋*, 朱睿, 陈秋伯, 吕敏杰

(西安交通大学 人工智能与机器人研究所, 陕西 西安 710049)

摘要: 为了准确获取实际场景中的深度信息, 本文通过引入空间距离权重, 提出了同时考虑局部区域相似度和接近度的加权支持域立体匹配方法。首先, 对输入图像进行滤波, 去除图像中的噪声, 并通过 Mini-Census 变换求取 Hamming 距离。然后, 建立加权支持域, 求取代价累积; 进而通过 winner-take-all 方法求取最小匹配代价和原始视差图。最后, 对原始视差图进行细化处理, 得到优化的视差图, 并反演出空间的深度分布。实验结果表明, 利用该算法在不同光照、不同场景下均能够正确地产生视差图; 对标准数据库图片进行处理时, 平均错误率仅为 6.77%。该算法有效地降低了计算复杂度, 具有计算精度高、适应性强、鲁棒性好、便于硬件实现等特点, 可为高精度实时立体匹配专用处理硬件的设计和实现提供基础。

关键词: 立体匹配; 加权支持域; 深度信息; 硬件友好

中图分类号: TP391.4; TN47 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20142210.2861

Hardware friendly stereo matching by employing weighted support region

HOU Zuo-xun*, ZHU Rui, CHEN Qiu-bo, LÜ Min-jie

(Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

* Corresponding author, E-mail: houzuoxun1@gmail.com

Abstract: A hardware friendly stereo matching algorithm by employing a weighted support region was proposed with considering the local similarity and proximity of the local region to acquire the depth information in the real scenes accurately. Firstly, the input image were filtered to remove the noise and the results of the Mini-Census transform were used to calculate the Hamming distance. Then, the weighted support region was built to finish the cost aggregation and furthermore to find the minimal matching cost and generate a raw disparity map by the winner-take-all method. Finally, the raw disparity map was refined to generate the optimal disparity map and to deduce its depth distribution in the real scenes. The experimental result shows that the algorithm produces the disparity map accurately in different illumination conditions and different scenes, and its processing average bad pixel rate is only 6.77% when the images of the standard database are processed by the proposed algorithm. The proposed algorithm reduces computational complexity and is characterized by higher accuracy, good adaptability and fine robustness. It provides a basis for design and implementation of specific hardware for high accuracy stereo matching.

Key words: stereo matching; weighted support region; depth information; hardware friendly

收稿日期: 2014-04-20; 修订日期: 2014-06-05.

基金项目: 国家科技“核高基”重大专项资助项目 (No. 2013ZX01033001-001-002)

1 引言

立体匹配算法是一种获取场景中深度信息的有效方法,对该算法的研究一直都是计算机视觉领域中最重要研究方向。立体匹配算法通过计算同一场景不同视点的图片中像素点间的相关性,寻找最佳匹配像素点对;记录每一个最佳匹配像素点对在图片中的定量位置关系(视差值),得到一幅完整的视差图;最终,以视差图为依据反演出原始场景中物体的深度分布。

随着数字视频采集设备,尤其是数字立体摄像机的兴起,立体匹配技术已广泛应用于智能车自动驾驶系统、机器人巡航系统、计算机辅助手术系统等智能系统中^[1-4]。近年来,各种新型立体显示系统主要采用立体匹配算法实时估计视频场景中的深度信息,并进行相应的深度调节,以改善立体显示的舒适性^[5]。在这些应用中,除了传统的对于匹配精度的要求不断提高外,处理速度和系统的小型化也成为需要考量的重要指标。因此,提出一种高精度、嵌入式、实时立体匹配的解决方案具有非常重要的意义。

专用集成电路具有较高的并行度,可以为兼顾立体匹配处理方案的速度和精度提供一种可能,而硬件系统的实现需要在算法的设计阶段统筹考虑。这种通过一系列便于硬件实现的处理流程构建的高效快速的处理算法,称为硬件友好型处理算法。

基于此,本文通过设计一种同时考虑局部相似度和接近度的区域表示方法——加权支持域进行匹配代价累积运算,并结合一系列简单有效的视差细化方法,提出了一种硬件友好型立体匹配算法,为高精度实时立体匹配专用处理硬件的设计和实现提供了基础。最后,通过实验验证了算法的性能。

2 采用加权支持域的立体匹配

2.1 总体处理流程

该立体匹配算法主要分为 5 个步骤,如图 1 所示。(1)对输入的图像进行预处理,滤除图像中的噪声。(2)计算每一个像素点的匹配代价,即比较匹配点间的相似度,相似度越高,匹配代价越

低。(3)计算匹配块内平均(或者总体)匹配代价,称为代价累积。(4)通过寻找具有最小平均匹配代价的匹配位置进行原始视差估计。(5)对原始视差图进行细化,主要是对误匹配点进行检测与修正。

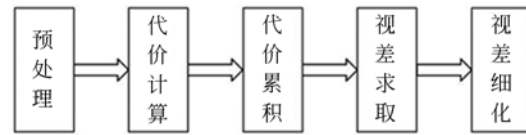
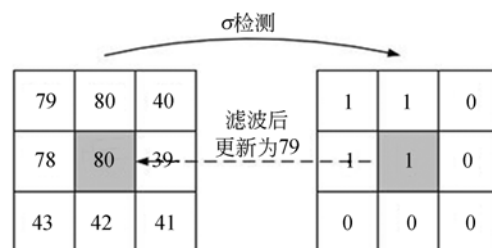


图 1 立体匹配算法处理流程

Fig. 1 Processing flow chart of stereo matching algorithm

2.2 基于 Sigma 滤波器的预处理

针对输入图片中的一个像素点(以灰框标记),如图 2 所示。首先以其为中心设置一个 3×3 的滤波器窗;然后,分别比较中心点和周围像素点的相似度,并对这些相似度进行二值化处理,称为 Sigma 检测(σ 检测);最后,求取窗内所有标记为“1”的点的加权平均值,将其作为滤波后的值。由于该滤波器未引入相似度差异较大的点参与平滑处理,因此,相对于传统的中值、均值滤波器,能够更加有效地保留原始图像中的细节信息,且可以通过典型的基于行存的卷积处理电路来实现。



(a) 3×3 的滤波器窗口 (b) σ 检测
(a) 3×3 filter window (b) σ detection

图 2 σ 滤波器的工作原理

Fig. 2 Operating principle of σ filter

2.3 基于 Mini-Census 变换的代价计算

由于左、右相机对于同名图像的曝光时间以及局部光照状态存在差异,因此,基于亮度、色度的代价计算方法存在着鲁棒性较差的问题,而以 Mini-Census 变换为代表的基于局部统计特征的代价计算方法可以很好地解决这个问题^[6]。可以通过求取 Hamming 距离得到匹配点间的匹配代价,其处理过程非常适合于硬件实现。如图 3 所示,对于左、右相机对应图像中的一对匹配点(以

灰色标出),首先分别以待匹配点为中心建立一个 5×5 的窗口;然后选择图中窗口内所示的 6 个点同中心点进行亮度比较,如果比较点的亮度值小于中心点的亮度值,将该点标记为“1”;否则标记为“0”;之后,对于变换得到的结果进行编码,分别得到 2 个二值化的向量,该向量就反映了匹配点同周围点间的亮度强弱关系。

求取 Hamming 距离时,首先对得到的 2 个向量按位进行异或计算,将其结果作为各维度的距离(具有不同亮度关系的向量维度的距离为“1”);然后累积各维度距离的和作为总的匹配代价,在图 3 所示的例子中,其值为“4”。这样,以简单的异或运算替代绝对差运算,显著降低了运算复杂度。

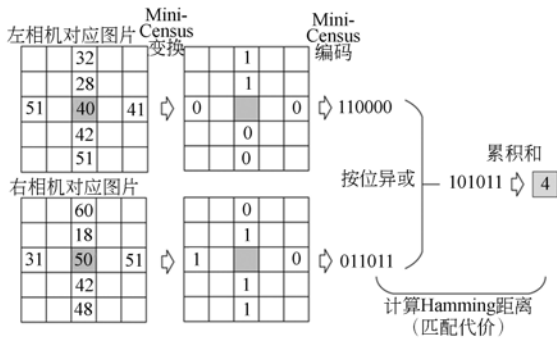


图 3 基于 Mini-Census 变换的代价计算

Fig. 3 Cost computation based on Mini-Census transform

2.4 基于加权支持域的代价累积

深度图与亮度图具有一致性的假设指出:若具有相似亮度值的局部区域处于同一表面,则其深度值也相同。标准支持域的构建方法就是通过选择具有相似亮度值的点构建局部区域进行立体匹配,如图 4 所示^[7-8]。其中 p 点为匹配点; $W \times H$ 的局部区域块内,浅灰色区域表示在亮度上同 p 点近似的点;白色区域表示在亮度上同 p 点差异较大的点。首先,从 p 点开始,在垂直方向分别向上、向下寻找尽可能多的相似点。为了便于硬件实现,通过寻找相邻点间亮度的绝对差(梯度),来判断相似性。当绝对差小于阈值时,将该点标记为“1”,继续判断下一个点;否则停止判断,并分别统计向上、向下标记为“1”的总数,记为 v_p^- 和 v_p^+ (垂直臂长)。第二,分别以垂直方向标记为“1”的点为中心,在水平方向向左、向右寻找

尽可能多的相似点。其生成方法与第一步类似,向左和向右 2 个方向的总点数分别以 h_p^- 和 h_p^+ (水平臂长)表示。最终,将所有标记为“1”的点组合起来,即形成了 p 点的支持域。图中, p 点的支持域有效覆盖了整个浅灰色区域。需要指出的是,梯度比较时使用的阈值由 p 点局部特征动态决定,记为 T_p 。设 p 点的梯度为 $grad_p$, p 点 3×3 邻域内梯度平均值为 $avggrad_p$,则 $T_p = grad_p + \min(avggrad_p, T)$, T 为一预设的固定阈值。

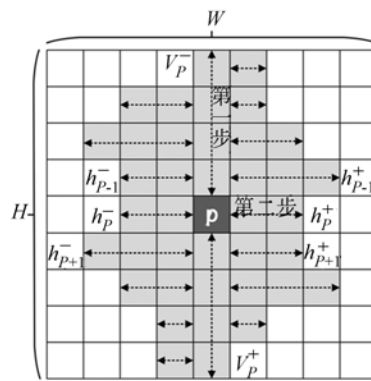


图 4 支持域的建立方法

Fig. 4 Building method of support region

在传统的支持域中,只是将亮度、色度值相近的像素点聚合,即考虑了局部区域内的相似度,但没有考虑中心像素点同周围像素点间的位置关系——接近度。这里提出一种同距离远近相关的固定权重来表征位置关系,进而提出了加权支持域构建方法,以弥补传统支持域构建方法的不足。具体构建方法为:

设对应于左相机的图像为 I ,对应于右相机的图像为 I' , $p=(x_p, y_p)$ 为 I 内一点, $p'=(x'_p, y'_p)$ 为 I' 内一点。如图 5 所示,首先,对于 p 点和一个可能的 p' 点,分别在 I 和 I' 内建立支持域。其次,将 2 个支持域取与操作,生成它们的最大子集(共同的支持域)。共同的支持域的中心点标记为 p'' ;其内部的点标记为“1”,以黑色表示;其外部的点标记为“0”,以白色表示。标记为“1”的总点数记为 $PixCount$ 。最后,将该最大子集与空间距离相关的高斯权重作乘积运算,得到的结果即为加权支持域。加权支持域中对应点 (i, j) 的权重值记为 $w(i, j)$ 。利用加权支持域计算加权平均代价时,首先,计算 $W \times H$ 的局部区域块

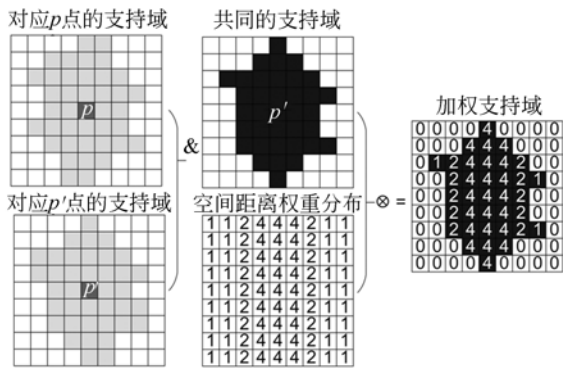


图 5 加权支持域的建立方法

Fig. 5 Building method of weighted support region

内对应点间的 Hamming 距离;其次,用各点的 Hamming 距离分别乘以加权的支撑域内对应位置的权重,得到加权的 Hamming 距离;最后,计算支撑域内的平均 Hamming 距离,其定量计算方法如式(1)所示。需要指出的是,选择的空间距离权重为水平方向的一维高斯分布,而在垂直方向仍保持均匀分布。这样,求取总匹配代价时,中间几行的匹配代价的累积和可以复用,同时,选择的权重值均为 2 的幂次,从而可以通过简单的移位操作实现。因此相对于构建支撑域,加权支持域的构建仅额外引入了很少的逻辑和数值运算。

$$\hat{c}(x_{p'}, y_{p'}) = \frac{\sum_{i=x_{p'}-[H/2]}^{x_{p'}+[H/2]} \sum_{j=y_{p'}-[W/2]}^{y_{p'}+[W/2]} w(i, j) \times c(i, j)}{\text{PixCount}}, \quad (1)$$

式中: $c(i, j)$ 为对应点 (i, j) 的 Hamming 距离值; $\hat{c}(x_{p'}, y_{p'})$ 即为 p 点和 p' 点使用加权支持域进行匹配时的平均 Hamming 距离。

2.5 视差的求取

对经过校正的图片进行匹配时, p 点和可能的匹配点 p' 位于两张图片中的同一行上,且视差最大值 d_{\max} 已经提前确定。因此, $x'_{p'} = x_p - d$, $y'_{p'} = y_p$ 。其中, d 为视差,并且 $d \in [0, d_{\max}]$ 。

求取最优的匹配对,首先求取 p 点和所有 $d_{\max} + 1$ 个可能的 p' 点通过加权支持域匹配时的平均 Hamming 距离;其次,通过 Winner-Take-All(WTA)算法寻找最小的平均 Hamming 距离,以及对应该距离的 p' 点的位置;最后,求取 p 点和该 p' 点水平坐标的差,其数值即为对应 p 点的视差 d_p 。通过求取对应图像中每一像素点的视差便得到了一幅完整的原始视差图。其中,高效

的 WTA 硬件电路已经在先前的工作中得到了实现^[9]。

2.6 视差细化

针对原始视差图中可能存在的问题,使用如下 5 个步骤进行视差细化。

2.6.1 视差图与原图一致性检测与修正

采用基于 Mini-Census 变换的 Hamming 距离计算各点的匹配代价时没有直接引入亮度的相关性。因此,在视差细化处理时引入亮度相关性对求取的视差图进行检测和修正,可以在保持较低计算复杂度的前提下有效地降低误匹配率。

具体方法为:对于左相机对应图像中的 p 点,按照求取的视差 d_p 反向寻找右图像中的最优匹配点;接着,计算两点间亮度的绝对差值,若该绝对差值小于预设阈值 α ,则认为原始匹配可以接受,通过一致性检测,设置一标志位“mark”为“1”;否则,设置标志位为“0”。

对于“mark”为“0”的点,采用一种改进的中值滤波算法进行修正。其方法为:以该点为中心,建立一个 3×3 的滤波窗口;利用窗口内所有标记为“1”点的视差中值更新中心点的原始视差值。

2.6.2 边界区域有效视差检测

由于在左相机的对应图像中,有可能找不到右相机对应图像中最左侧 d_{\max} 列中的点的相应匹配点,因此有必要判定位于该区域中的像素点所求取的视差值是否可信。

这里,提出了一种较为简单的有效视差检测方法:在视差求取中,对于 d_{\max} 列中的点,判断采用 WTA 算法寻找到的最小平均 Hamming 距离是否小于预设阈值 β ,若某点 p 的最小平均 Hamming 距离小于预设阈值 β ,则认为该点对应的视差值是可信值,设置一标志位“valid”为“1”;否则,认为其视差值不可信,设置“valid”为“0”。

2.6.3 视差的投票选优

位于同一支持域内的点,其视差值也应相同。因此,可以按照“少数服从多数”(major take all)的原则,通过寻找支持域内出现次数最多的视差值来更新中心点的视差值,二者具有等价性^[7]。为了降低硬件电路的计算复杂度,可以将该二维选优处理简化为两个一维选优处理^[8],称为分解的投票选优法(decomposed voting)。

其具体处理过程如图 6 所示。首先在某一点的支持域内按照水平方向分别选取各行中出现次

数最多的视差值,称为水平投票;其次对于水平投票结果进行垂直方向投票;最后以垂直投票的结果更新中心点的原始视差。

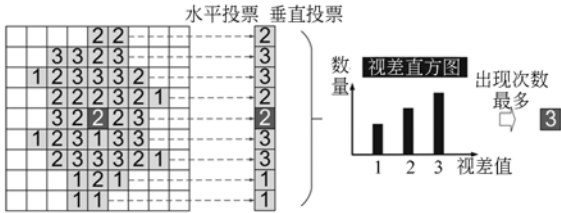


图 6 视差的投票选优方法

Fig. 6 Optimized voting method for disparity refinement

2.6.4 边缘区的延展与中值滤波

投票选优处理后,需要对最左侧 d_{max} 列中不可信的视差值进行修正。修正时,设置每行的 d_{max} 号像素点为起始点,从右向左扫描,若某像素

点 p 对应的 $valid_p = 0$,则利用相邻 3 点 ($m = (x_p, y_{p+1})$ 、 $n = (x_{p-1}, y_{p+1})$ 和 $q = (x_{p+1}, y_{p+1})$) 中 $valid = 1$ 的点所对应的视差值更新 p 点的视差值;更新的优先级从高至低依次为 d_m 、 d_n 和 d_q 。

为了减小经上述视差细化处理后残余的视差奇异值,最后再对视差图进行一次中值滤波,滤波器的窗口尺寸设置为 3×3 。

3 硬件系统的总体结构

由于篇幅限制,本文仅给出硬件系统的总体结构,如图 7 所示,主要包括 3 大模块: σ 滤波器电路、基于加权支持域的视差提取电路和视差细化电路。其中,基于加权支持域的视差提取电路用于执行图 1 所示处理流程中步骤 2 至步骤 4 的处理任务。

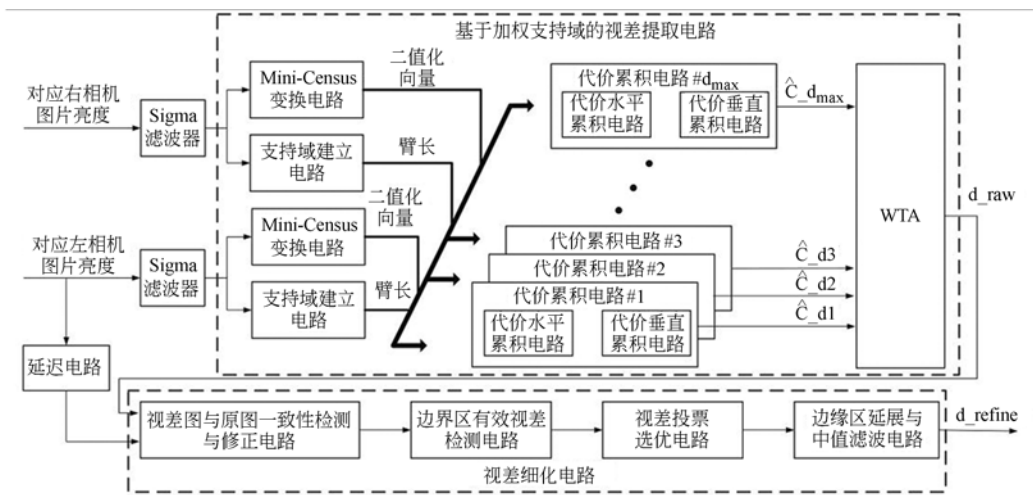


图 7 硬件系统总体结构图

Fig. 7 Architecture of hardware system

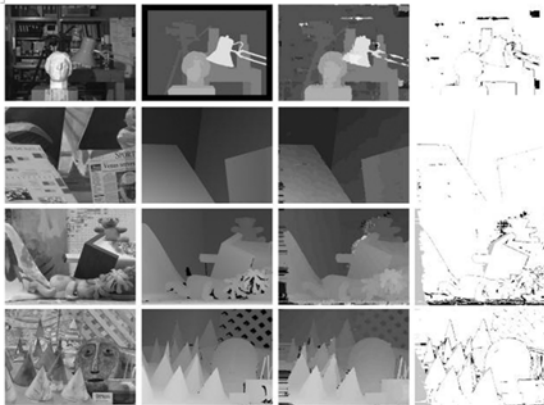
左右相机采集得到的图片首先送入 σ 滤波器,滤波后的亮度值按照扫描顺序依次送入基于加权支持域的视差提取电路,该电路是立体匹配硬件系统的核心,包括 2 个 Mini-Census 变换电路、2 个支持域建立电路、 d_{max} 个代价累积电路和一个 WTA 电路。图中两对 Mini-Census 电路和支持域建立电路对左右相机的图像亮度值进行并行处理,完成 Mini-Census 变换和支持域臂长计算。生成的结果同时送入 d_{max} 个代价累积电路,

每个代价累积电路均由代价水平累积电路和代价垂直累积电路构成,分别进行加权支持域行内的代价累积以及总的代价累积。之后,通过 WTA 电路寻找最小 Hamming 平均距离,从而得到原始视差值 d_{raw} 。将得到的原始视差图送入视差细化电路,依次完成 4 项具体的视差细化处理,最终得到优化的视差值 d_{refine} 。其中, σ 滤波器电路和主要的视差细化处理等电路采用典型的加窗卷积电路结构实现。

4 总体性能测试与结果分析

4.1 算法的总体性能测试

参数值的设定会影响到算法的总体精度和资源消耗。例如, H 同硬件电路中消耗的内存数量成正比, W 同寄存器的使用数量成正比, 从资源消耗角度考虑, W 和 H 越小越好; α 和 T 同亮度



(a)原图 (b)真实视差图 (c)生成视差图 (d)错误点
(a) Original images (b) Real disparity maps (c) Generated disparity maps (d) Error pixels

图 8 本文算法对 Middlebury 数据库的定性评测结果
Fig. 8 Qualitative evaluation of proposed algorithm on Middlebury database

和梯度相关, 小于 10 比较合理; β 同平均 Hamming 距离相关, 小于 4 比较合理。因此, 可以在一定范围内通过正交测试选取合理的参数值。经比较, $T=5, \alpha=5, \beta=3.6, W=31, H=7$ 为一组处理效果较好的参数。图 8 给出了在该参数下算法对 Middlebury 数据库^[10]中 4 对测试图像的处理效果。其中, 图 8 (a)为对应左相机的原始图像; 图 8 (b)为真实的视差图; 图 8 (c)为生成的视差图; 图 8 (d)标出了“错误点”的位置(图中以黑点标出)。对比测试结果可知, 本文算法得到的视差图同真实视差图较为相似, “错误点”较少。

表 1 给出了利用该算法对 Middlebury 数据库处理的定量评测效果, 其效果可用匹配精度来表示。将本文算法与现有算法在以下 3 种情况下的错误率作了对比: 包括在所有区域(“All”), 非遮挡区域(“Nocc.”)和深度不连续区域(“Dis.”)。并给出了算法的平均错误率(PAB)。由表 1 可知, 本文算法的 PAB 为 6.77%, 远低于 K. Zhang 提出的自适应支持权重立体匹配算法^[7], 因此, 其匹配精度优于 K. Zhang 提出的算法, 且优于硬件处理简化形式的匹配精度^[8]; 本文算法的 PAB 略高于 K. Yoon 提出的自适应支持权重立体匹配算法^[11], 匹配精度基本相当。总体而言, 本文算法的匹配精度优于大多数通过局部区域进行立体匹配的算法^[7-8, 12-13]。

表 1 本文算法对于 Middlebury 数据库的定量评测结果

Tab. 1 Quantitative evaluation of proposed algorithm on Middlebury database

	Tsukuba ^{a)}			Venus ^{a)}			Teddy ^{a)}			Cones ^{a)}			PAB ^{b)}
	Nocc.	All	Disc.	Nocc.	All	Disc.	Nocc.	All	Disc.	Nocc.	All	Disc.	
Adapt Weight ^[11]	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
本文	3.57	4.27	9.81	0.28	0.74	2.73	6.89	13.5	17.2	3.35	9.84	9.06	6.77
VariableCross ^[7]	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
SupRegion ^[8]	3.84	4.34	14.2	1.20	1.68	5.62	7.17	12.6	17.4	5.41	11.0	13.9	8.20
RTCensus ^[12]	5.08	6.25	19.2	1.58	2.42	14.2	7.96	13.8	20.3	4.10	9.54	12.2	9.73
FPGA RT ^[13]	9.79	11.56	20.29	3.56	5.27	36.82	12.5	21.5	30.57	7.34	17.58	21.01	17.24

注意: a) Middlebury 数据库四幅图像, b) PAB: 平均坏点率

分析可知, K. Zhang 提出的传统支持域是以局部区域内的亮度相似度为依据而建立的, 忽视了接近度这一重要的影响因素。然而, 经典 Gestalt 知觉编组(perceptual grouping)理论指出, 特征编组应综合考虑相似度(similarity)和接近度(proximity)两大因素, 并以二者为依据。本文

构建的加权支持域同时考虑了支持域内像素点与中心点间的相似度和接近度。因此, 匹配精度明显优于 K. Zhang 提出的基于支持域立体匹配的方法。K. Yoon 提出的自适应支持权重立体匹配算法^[11]进行局部区域代价累积时, 也考虑了相似度和接近度两个因素, 因而算法的匹配精度相当。

但是,该算法相似度和接近度的计算非常复杂,不适于在硬件系统实现,而本文提出的方法利用支持域计算相似度,是一种二值化的相似度表征方法,而且将表征接近度的权重设置为固定的整数值,因此,计算复杂度低,易于在硬件系统中实现。

4.2 算法的鲁棒性

图 9 给出了同一场景在不同亮度情况下匹配生成的视差图。其中上方为不同亮度条件拍摄得到的图像,下方为对应的视差图。通过比较视差图可知,虽然图像的亮度从高到低发生了显著变化,但最亮到最暗的生成视差图间的差异很小。这主要是由于算法采用了基于 Mini-Census 变换的代价计算,而没有直接采用亮度差代价计算,因而具有良好的鲁棒性。

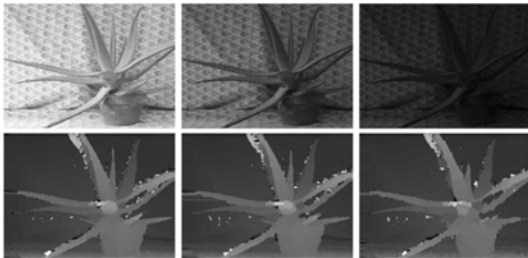


图 9 亮度变化对于视差图的影响

Fig. 9 Impact of luminance variation on disparity maps

图 10 给出了该算法对于室外场景的处理结果,包括自然场景(图 10(a))和道路场景(图 10(b))两种情况。其中上方为原始图像,下方为对应的视差图。图 10(a)为广角图片,其中包括树木、房屋、道路以及篱笆等物体,而且深度范围很大。对比原图,在下方的视差图中能够清晰地分辨出这些物体,并且准确反映出了场景深度的渐变过程。图 10(b)为复杂的道路场景,其中包括正在行驶的汽车等物体。对比原图,在下方的视差图中能够清晰找到汽车的位置,并且准确反映出了道路深度的渐变过程。因此,基于该算法构

建的系统有能力用于无人驾驶汽车、自主机器人等复杂系统中。



(a) 自然场景 (b) 道路场景
(a) Natural scene (b) Road scene

图 10 算法对室外场景的定性评测结果

Fig. 10 Qualitative evaluation of proposed algorithm on outdoor scenes

4.3 硬件资源消耗

代价累积处理是整个立体匹配算法的核心,其硬件资源的消耗情况是分析总资源消耗情况时需要着重考量的因素。限于篇幅,本文仅列出了采用支持域进行代价累积^[6]和采用加权支持域进行代价累积时硬件资源消耗情况的比较,如表 2 所示。进行比较时对算法具体的功能和资源类型进行了细化,公平起见,均采用基于 Mini-Census 变换的 Hamming 距离计算匹配代价。

相对于支持域构建方法而言,加权支持域构建方法仅需要增加移位处理就可实现匹配代价的加权(权重为 2 的幂次)。因此,如表所示,两种方法所消耗的基本硬件模块的数量完全相同。总资源消耗方面的差异仅体现在 W 输入加法器和 3 输入累加器的输入数据位宽上,这是因为通过移位进行加权处理后,增加了 0 ~ 3 bits 位宽(例如,加权处理乘以 8 需要右移 3 bits)。

分析可知,相对于采用支持域进行代价累积的方案,采用加权支持域的立体匹配方案仅通过增加微小的硬件资源即极大地提高了匹配精度。

表 2 不同代价累积算法的硬件资源统计

Tab. 2 Hardware resource comparison for different cost aggregation methods

功能	数据延迟	Mini-Census 变换		行内代价累积		总代价累积
项目	存储资源	逻辑资源消耗				
		二输入 XOR 门	6 输入 1 位加法器	W 输入加法器	选通器	3 输入累加器
支持域	$6 \times 640 \times H \times 2$	$d_{\max} \times 2$	$d_{\max} \times 2$	$d_{\max} \times 2$	$d_{\max} \times 2$	d_{\max}
加权支持域	$6 \times 640 \times H \times 2$	$d_{\max} \times 2$	$d_{\max} \times 2$	$d_{\max} \times 2$	$d_{\max} \times 2$	d_{\max}

5 结 论

本文提出了一种高精度硬件友好型立体匹配算法。以支持域建立方法为基础,引入了空间距离权重,提出了同时考虑局部区域相似度和接近度的加权支持域建立方法。进而提出了相应的视差细化方法进一步优化原始视差图,并给出了硬件系统的总体结构图。实验结果表明,通过选择合理的参数,该算法同自适应支持权重立体匹配

算法的匹配精度相当。对于 Middlebury 数据库测试得到的平均错误率为 6.77%,该结果优于绝大多数通过局部区域进行立体匹配算法的精度。算法的鲁棒性较好,在不同亮度、不同场景下,均能够生成正确的视差图。利用专用硬件电路实现算法时,与基于标准支持域的立体匹配方案相比,略微增加逻辑资源即可大幅度提高立体匹配精度。因此,本文提出的方法同时兼顾了硬件系统的可实现性、处理速度和精度。

参考文献:

- [1] 王欣,袁坤,于晓,等. 基于运动恢复的双目视觉三维重建系统设计[J]. 光学精密工程,2014,22(5): 1379-1387.
WANG X, YUAN K, YU X, *et al.*. Design of binocular vision 3D reconstruction system based on motion recovery[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5): 1379-1387. (in Chinese)
- [2] 吴迪,王奎民,赵玉新,等. 分段正则化正交匹配追踪算法[J]. 光学精密工程,2014,22(5): 1395-1402.
WU D, WANG K M, ZHAO Y X, *et al.*. Stage-wise regularized orthogonal matching pursuit algorithm[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5): 1395-1402. (in Chinese)
- [3] 全燕鸣,黎淑梅,麦青群. 基于双目视觉的工件尺寸在机三维测量[J]. 光学精密工程,2013,21(4): 1054-1061.
QUAN Y M, LI S M, MAI Q Q. On-machine 3D measurement of workpiece dimensions based on binocular vision [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(4): 1054-1061. (in Chinese)
- [4] 张来刚,魏仲慧,何昕,等. 面向低纹理图像的快速立体匹配[J]. 液晶与显示,2013,28(3): 450-458.
ZHANG L G, WEI ZH H, HE X, *et al.*. New stereo matching method based edge extraction [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013,28(3): 450-458. (in Chinese)
- [5] 王嘉辉,邓玉桃,苏剑邦,等. 全高清裸眼 3D 显示效果的评价与测量[J]. 液晶与显示,2013,28(5): 805-809.
WANG J H, DENG Y T, SU J B, *et al.*. Evaluation and measurement of display effect in full high resolution autostereoscopic display [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013,28(5):805-809. (in Chinese)
- [6] CHANG N C, TSAI T H, HSU B H, *et al.*. Algorithm and architecture of disparity estimation with Mini-Census adaptive support weight [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technolog*, 2010, 20(6):792-805.
- [7] ZHANG K, LU J, LAFRUIT G. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technolog*, 2009, 19(7):1073-1079.
- [8] ZHANG L, ZHANG K, CHANG TS, *et al.*. Real-time high-definition stereo matching on FPGA [C]. *ACM/SIGDA International Symposium on Field Programmable Gate Arrays*, 2011:55-64.
- [9] HOU Z, MA Y, ZHU H, *et al.*. Real-time very large-scale integration recognition system with an on-chip adaptive k-means learning algorithm [J]. *Japanese Journal of Applied Physics*, 2013, 52(4):04CE11.
- [10] 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.
- [11] YOON K, KWEON IS. Adaptive support-weight approach for correspondence search [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine In-*

telligence, 2006, 28 (4): 650-656.

- [12] HUMENBERGER M, ZINNER C, WEBER M, *et al.*. A fast stereo matching algorithm suitable for embedded real-time systems [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114 (11): 1180-1202.

- [13] JIN S, CHO J, DAI P X, *et al.*. FPGA design and implementation of a real-time stereo vision system [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2010, 20 (1): 15-26.

作者简介:



侯作勋(1986—),男,陕西西安人,博士研究生,2008年于西安交通大学获得学士学位,主要从事计算机视觉和集成电路设计方面的研究。E-mail: houzuoxun1@gmail.com

(版权所有 未经许可 不得转载)