

[文章编号] 1003-4684(2023)05-0041-05

基于特征优化的 Census 立体匹配方法

游达章^{1,2}, 周宏耀^{1,2}, 张业鹏^{1,2}

(1 湖北工业大学机械工程学院, 湖北 武汉 430068; 2 湖北省现代制造质量工程重点实验室, 湖北 武汉 430068)

[摘 要] 针对传统 Census 立体匹配算法在弱纹理和边缘区域匹配精度较差的问题, 提出一种基于特征信息优化的代价计算方法, 在窗口中融入更多的差异信息以获得更精确的像素视差值。随后采用多方向路径独立的线扫描优化计算聚合代价以进一步提高匹配精度。为获得更好的遮挡区域匹配效果, 提出一种基于差异填充的视差优化方法, 对遮挡像素进行识别和视差填充。为提高算法的效率, 提出一种基于降采样策略的算法运行模式, 通过缩小视差搜索范围以减少硬件负荷。最后以五组标准图像为输入进行改进 Census 算法性能检验, 结果显示, 平均误匹配率为 6.12%, 较改进前降低了 2.45%, 算法效率平均提升 17.7%。

[关键词] 立体匹配; Census; 特征信息优化; 降采样策略

[中图分类号] TP391.41 **[文献标识码]** A

局部立体匹配是基于图像内某一像素点周围的信息在另一幅图像像素点周围搜索相似的特征信息, 并选取其中最相似的两个像素点计算视差的过程。局部立体匹配算法实时性能好, 但精度较差。因此, 研究算法精度改进的方法具有很高的应用意义。

主流的局部立体匹配算法可分为基于区域的局部立体匹配和基于特征检测的局部立体匹配, 其中基于区域的局部立体匹配常用到的代价计算函数有 Census 变换、AD 算子和 NCC 算子等。本文主要对 Census 变换函数进行研究, 以求获得更好的匹配效果。2016 年 Lee Jongchul 提出 Star-Census 变换, 在窗口内对称位置比较像素点的亮度并生成代价值, 较传统 Census 算法具有更好的边缘匹配效果, 但弱纹理区域匹配精度更低^[1]。Hamzah Rostam Affendi 等人在 AD 立体匹配算法中引入梯度信息, 结合 Census 变换减少光照变化的影响, 同时使用无向图分割平滑低纹理区域, 优化了传统 AD 算法在低纹理区域的匹配效果, 但引入图割增加了算法的运算量, 算法实时性较差^[2]。2022 年, 蒋文萍等提出一种将 Tanimoto 系数与 Hamming 距离算法结合, 并融合颜色或亮度差的绝对值用作新的初始匹配代价计算, 提高了 Census 算法在弱纹理区域的匹配精度, 但边缘区域的匹配效果仍不理想^[3]。虞文杰等融合颜色特征、梯度特征进行代价计算, 改善了

Census 算法在深度不连续区域匹配效果差的问题, 但弱纹理区域的匹配效果并没有得到改善^[4]。曹毅等多尺度 Census 变换窗口中的像素进行置换、取中值并计算汉明距离, 这解决了传统算法过度依赖中心像素的问题, 但只是削弱更多影像噪声的影响, 弱纹理区域匹配精度仍较低^[5]。2023 年, 余嘉昕根据像素的灰度差异程度划分等级, 提出七等级编码的精细化 Census 变换计算匹配代价, 改善 Census 变换在弱纹理区匹配精度不足的问题, 但算法结构复杂, 实时性不佳^[6]。

针对传统 Census 算法在弱纹理区域及边缘区域误匹配率偏高这一现象, 提出一种基于特征信息优化的 Census 立体匹配算法, 通过提取更为丰富的窗口内特征信息, 显著改善了在弱纹理区域的匹配精度。同时, 采用基于降采样策略的算法运行模式, 抵消了算法运算量增大带来的影响, 在保证算法实时性的同时, 显著提高了算法的匹配精度。

1 算法描述

改进 Census 算法分为匹配代价计算、代价聚合、视差计算和视差后处理四步, 将左右图像信息转化为实际物体的视差图^[7], 其流程如图 1 所示。首先构建 3×3 的像素窗口, 依据改进的代价匹配方法得出初始匹配代价。然后进行 8 个方向的代价聚合提高算法的精度, 并使用降采样策略优化算法的实

[收稿日期] 2022-11-14

[基金项目] 国家自然科学基金(51875180)

[第一作者] 游达章(1975—), 男, 湖北武汉人, 工学博士, 湖北工业大学教授, 研究方向为机器人与智能控制、数控技术、故障预测与可靠性技术。

[通信作者] 周宏耀(1997—), 男, 湖北麻城人, 湖北工业大学硕士研究生, 研究方向为立体匹配。

时性能。最后根据 WTA(赢者通吃)原则计算像素点的初始视差^[8],并对初始视差图做优化处理得最终视差图。

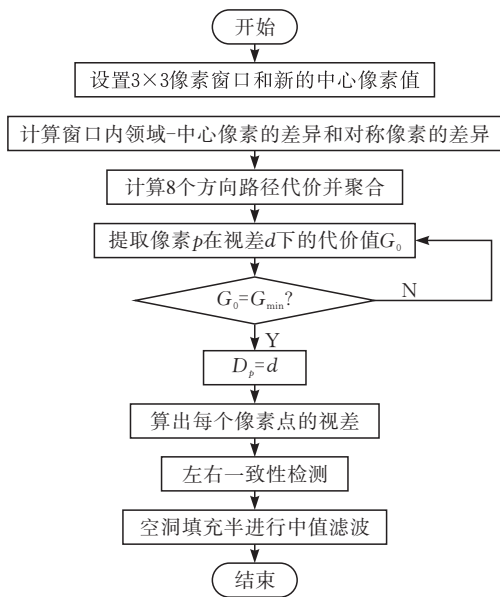


图1 算法流程

1.1 匹配代价计算

传统 Census 算子仅仅提取了邻域像素相较于中心像素灰度值的差异关系,是一个二值化的信息,并没有体现差异程度^[9],同时当中心像素受噪声影响发生突变时,会对代价结果产生较大影响^[10]。对于两个同名像素点而言,理想视差特征应该是对应邻域像素灰度值相等,此处可提炼出来的信息是左右图像两同名点各邻域像素相较于中心像素的差值相等,同时邻域像素之间的差异信息也是相等的^[11]。基于此设想,本文考虑将各邻域像素与中心像素的差异以及对称位置邻域像素差异融合并量化这种差异作为代价,将有效减少算法的误匹配率,提升精度。

为减小中心像素受噪声的影响,提高算法匹配精度,采用窗口内所有像素的平均值代替原有中心像素值,可表示为:

$$I_f(u, v) = \frac{1}{9} \sum_{i, j \in [-1, 1], i, j \in \mathbb{Z}} I(u + i, v + j) \quad (1)$$

式中, $I_f(u, v)$ 为新的中心像素值。然后求出邻域像素与中心像素之间的差值,可表示为:

$$D_v(u + i, v + j) = I(u + i, v + j) - I_f(u, v) \quad (2)$$

$i, j \in [-1, 1]$ 且为整数

式中, $D_v(u + i, v + j)$ 为差值信息。根据左右图像中两像素点邻域像素差异以及窗口中心对称位置差异最小化,匹配代价可表示为:

$$C_{\text{censusf}} = \sum_{i, j \in [-1, 1], i, j \in \mathbb{Z} \text{ 且 } i, j \text{ 不同为 } 0} [D_{vL}(u + i, v + j) - D_{vR}(u + i, v + j)] + D_{vL}(u, v - 1) -$$

$$D_{vL}(u, v + 1) - [D_{vR}(u, v - 1) - D_{vR}(u, v + 1)] + D_{vL}(u - 1, v - 1) - D_{vL}(u + 1, v + 1) - [D_{vR}(u - 1, v - 1) - D_{vR}(u + 1, v + 1)] + D_{vL}(u - 1, v) - D_{vL}(u + 1, v) - [D_{vR}(u - 1, v) - D_{vR}(u + 1, v)] + D_{vL}(u - 1, v + 1) - D_{vL}(u + 1, v - 1) - [D_{vR}(u - 1, v + 1) - D_{vR}(u + 1, v - 1)] \quad (3)$$

式中, D_{vL} 表示左图像中一邻域像素与中心像素的差值信息; D_{vR} 表示右图像中一邻域像素与中心像素的差值信息; C_{censusf} 表示两中心像素匹配代价。传统 Census 算法受亮度变化的影响并不大,但图像中随机噪声会较大程度影响匹配效果,改进 Census 算法弱化了噪声的影响程度,同时提取更为丰富的有效信息以提高精度。

1.2 代价聚合

改进 Census 算法在代价聚合阶段采用经典 SGM 算法中的基于动态规划策略^[12]的线扫描优化对初始代价值进行处理。动态规划策略的引入,将进一步改善算法在弱纹理区域的匹配精度,但会增加算法的运算量,降低算法的实时性能。其能量函数表达式为^[13]:

$$E(D) = \sum_p C(p, D_p) + \sum_{q \in N_p} P_1 T[|D_p - D_q| = 1] + \sum_{q \in N_p} P_2 T[|D_p - D_q| > 1] \quad (4)$$

式中, $\sum_p C(p, D_p)$ 为数据项,表示像素自身的匹配代价; $\sum_{q \in N_p} P_1 T[|D_p - D_q| = 1]$ 与 $\sum_{q \in N_p} P_2 T[|D_p - D_q| > 1]$ 为平滑项,表示邻域像素对像素点 p 的惩罚代价; P_1 与 P_2 为惩罚系数。

1.3 基于降采样策略的算法运行模式

融入动态规划策略的 Census 立体匹配算法是搜索点的邻域特征与距其更远像素点的特征逐渐逼近待匹配点此类特征的过程^[14],论文提出一种基于降采样策略的算法运行模式,在不影响匹配精度的前提下,显著缩短了运行时间。

图2中,红色边框包围区域为图像中各像素点视差搜索区域。通过事先对低尺度图像进行立体匹配,并结合低尺度图像与原尺度图像间的视差转换关系推算出原尺度图像中像素点的视差最大值,即可剔除原图像中淡紫色平面上方的视差搜索运算。算法在计算代价值时,不再计算像素点位于淡紫色平面上方视差的代价值。这种方法可以显著缩短算法的运行时间,抵消掉上文中算法运算量急剧增加造成的影响。

1.4 视差优化

视差优化的目的是优化通过 WTA 计算出的视差值^[15]。为获得更为精确的遮挡区域视差,并减少

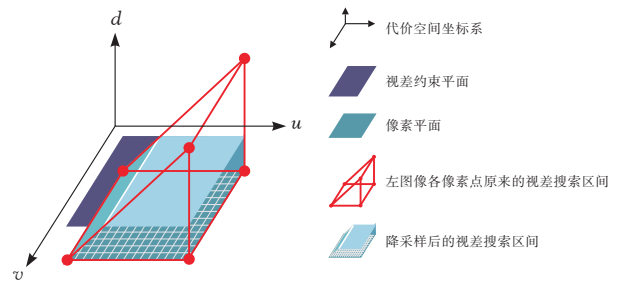


图 2 降采样策略示意图

其他因素造成的误匹配点,设计了一种基于差异填充的视差优化方法,算法结构图如图 3 所示。

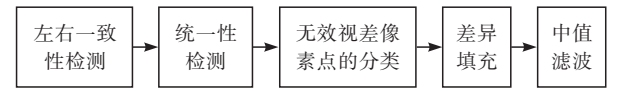


图 3 视差优化算法结构

左右一致性检测与唯一性检测都是基于视差的唯一性约束^[16],目的都是剔除错误的视差。左右一致性检测是指将左右图像交换输入计算视差,若前后两次计算的视差差异较大则剔除该视差值^[17]。唯一性检测是指当存在像素点的最小代价与次最小代价差异过小时^[18],则剔除该像素的视差计算值。随后根据遮挡区域的视差特征将遮挡区与其他区域分开并进行差异填充,填充的数值来源于像素点周围的有效区域^[19]。最后采用中值滤波对视差图进行平滑处理,滤除孤立的噪点。

论文考虑选取周围有效视差中次最小视差作为遮挡像素的视差;选取周围有效视差的视差中值作为其他误差像素的视差,其示意图如图 4 所示。

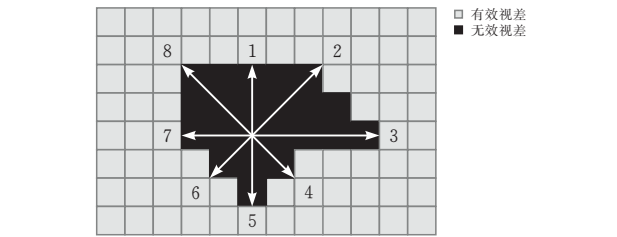


图 4 选取有效视差图

图 4 中,灰色区域为有效像素;黑色区域为无效像素。以遮挡像素为中心,等角度往外发射 8 条射线,收集每条射线遇到的第一个有效像素,将这 8 个像素中次最小视差作为该遮挡像素的视差。

2 实验结果与分析

2.1 实验环境与图像参数

实验使用 Middlebury 平台上的标准图像数据,将改进 Census 算法和传统 Census 算法计算出的视差分别与标准视差进行对比,以甄别算法的优劣,算法软硬件环境见表 1。标准图像数据参数见表 2。

表 1 实验环境

软/硬件	型号/版本号
中央处理器	Intel(R)Core(TM) i9-1040F CPU @3.70GHz
图形处理器	NVIDIA GeForce RTX1060
显存	8 GB
内存	32 GB
操作系统	Windows10 64 位
VisualStudio 版本	2020

表 2 图像数据

编号	名称	分辨率	视差范围(pixel)
A1	ArtL	347×277	[19, 85]
A2	Jadeplant	1318×994	[18,286]
A3	Recycle	720×486	[9, 72]
A4	Teddy	450×375	[15,82]
A5	Playtable	680×463	[8, 79]

分辨率的大小是影响算法效率的重要因素,改进算法则依据视差最大值约束降低算法的运算量,从另一个角度提升效率。

2.2 算法性能测试

以标准左右图像为输入,分别运行改进 Census 算法和传统 Census 算法,视差结果见图 5(从上至下分别对应 ArtL、Jadeplant、Recycle、Teddy、Playtable 五组图像)。



图 5 不同算法视差图对比

从图 5 的实验结果可以看出,改进算法相比传统 Census 算法弱纹理区域匹配精度明显提升,例如 a3 图中的垃圾桶表面、a5 图中的地板等。对于遮挡区域,改进算法相比传统 Census 算法具有更好的匹

配效果,例如 a2 图中蓝色方框与背景花盆的遮挡关系被表现得很好,树叶之间的层次也体现得更好,a4 图中树叶的缝隙效果也得到了优化等等。改进算法在边缘区域相较传统算法也具有明显优势,例如 a1 中的人脸轮廓、圆锥的轮廓和圆环的轮廓,a3 中垃圾箱的轮廓,a4 中屋顶的轮廓和 a5 中桌椅的轮廓等等。但是改进算法视差分层不够丰富,部分区域仍会出现视差二值化的现象。综上,改进 Census 算法所得到的视差图噪点明显减少,弱纹理区域、边缘和遮挡区域匹配精度得到显著提高。因此,基于特征信息优化的 Census 立体匹配对大多数场景表现良好的同时,精度也有所提高,具有良好的抗干扰性。所得视差图的误匹配率是衡量双目立体匹配算法效果的有效依据^[20]。误匹配率计算表达为:算法运算得到的视差与 Middlebury 官方数据集提供的视差真值(GroundTruth)差值大于阈值的像素点与像素点总数的比值。

表 3 误匹配率对照				%
编号	双目图像像对	Census	改进 Census 算法	
A1	ArtL	13.74		9.65
A2	Jadeplant	9.52		6.61
A3	Recycle	4.14		2.35
A4	Teddy	3.20		2.25
A5	Playtable	12.26		9.76

表 3 中,改进 Census 算法在 5 组图像中误匹配率均低于传统 Census 算法与 AD-Census 算法,平均误匹配率为 6.12%,较 Census 算法降低了 2.45%。结果表明,改进 Census 算法相比传统 Census 算法精度明显提升,在弱纹理、边缘和遮挡区域的匹配效果得到明显改善。实验还对算法运行的效率进行了测试,如表 4 所示。

表 4 算法运行时间对比				
图像像对	分辨率	运行时间/s		效率提升幅度/%
		Census 算法	改进 Census 算法	
ArtL	347×277	8.3	6.8	16.3
Jadeplant	1318×994	39.5	32.9	16.6
Recycle	720×486	16.4	13.3	18.8
Teddy	450×375	10.6	8.9	15.6
Playtable	680×463	13.4	10.5	21.2

表 4 中,改进 Census 算法在 5 组图像中效率均高于传统 Census 算法,效率平均提升幅度为 17.7%。综合上述实验数据,改进 Census 算法相比传统 Census 算法既具有较高的匹配精度,算法的实时性能也有所提升。不同于传统 Census 算法以一个 8 位的字符串表征两个像素点的匹配代价值,改进 Census 算法提取两个像素窗口内大量的特征信

息来计算初始匹配代价,同时在代价聚合阶段以像素点周围 8 个方向的路径代价融合来计算聚合代价,这些改动极大地增加了算法的运算量,理论上算法实时性能会急剧下降。但改进算法采用了基于降采样策略的算法运行模式,缩短了改进算法的视差搜索范围,削弱了以上改进带来的消极影响。

3 结论

本文提出了基于特征信息优化的匹配代价计算方法代替原有 Census 算法中采用 Hamming 距离计算匹配代价,在代价聚合中采用基于动态规划策略的线扫描优化计算聚合代价,同时设计了基于降采样策略的算法运行模式降低运算量。实验结果表明所得视差图在遮挡区、边缘和弱纹理区的匹配精度得到显著提高的同时,算法实时性能也得到了保障。最后,本文考虑目前的试验还未兼顾更加复杂的场景,还有待进一步的大数据量、多元复杂场景实验的支撑。需要据实际场景数据确定一系列可靠的自适应参数,并根据实际情况对算法提出可能的改进意见。

[参 考 文 献]

[1] LEE J, JUN DAEYOON, et al. Improved census transform for noise robust stereo matching[J]. Optical Engineering,2016,55(06):063107-1-063107-10.

[2] HAMZAH, ROSTAM AFFENDI, IBRAHIM HAI-DI, et al. Stereo matching algorithm based on per pixel difference adjustment, iterative guided filter and graph segmentation[J]. Journal of visual communication & image representation,2017,42(Jan.):145-160.

[3] 蒋文萍,汪凌阳,韩文超,等.基于改进 Census 变换的自适应局部立体匹配[J].电子测量技术,2022,45(13):82-87.

[4] 虞文杰,叶嵩,郭毓,等.基于改进 Census 变换与多特征融合的立体匹配算法[J].激光与光电子学进展,2022,59(08):157-163.

[5] 曹毅,包祥威,吴翔.基于重排序 Census 变换的半全局立体匹配算法[J].电子测量技术,2021,44(24):40-46.

[6] 余嘉昕,王春媛,韩华,等.基于融合代价和优化引导滤波的立体匹配算法[J].计算机工程,2023,49(03):257-262,270.

[7] KARIMI HOSSEIN, DOLATI ARDESHIR, LAYEGHI KAMRAN. Stereo matching by using a new local descriptor based on sign and order in belief propagation algorithm[J]. Displays: Technology and Applications,2022,75(10):1731-1739.

[8] MUKHERJEE, SUBHAYAN, GUDDETI, et al. A hybrid algorithm for disparity calculation from sparse disparity estimates based on stereo vision[C]. // 2014

International Conference on Signal Processing and Communications: 2014 International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM), 22-25 July 2014, Bangalore, India.; Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2014;1-6.

[9] IRIJANTI E, NAYAN M Y, YUSOFF M Z. Local stereo matching algorithm using small-color census and sparse adaptive support weight[C]. // 2011 National Postgraduate Conference. [v.2].; IEEE, 2011; 929-933.

[10] HIRSCHMULLER H. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on vol.2. 2005;807-814.

[11] 唐笑虎,胡丹,刘凯.一种极线近似的双目结构光相位立体匹配方法[J/OL].强激光与粒子束:1-6[2022-09-28].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1311.O4.20220722.1916.002.html>.

[12] 李涵,黄妙华.自适应区域划分立体匹配算法[J/OL].激光与光电子学进展:1-17[2022-09-28].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20220714.1830.473.html>.

[13] ZHUORAN L X. Multilevel disparity reconstruction network for real-time stereo matching[J]. 上海交通大

学学报(英文版),2022,27(05):715-722.

[14] 陶洋,田家旺.匹配代价融合与分层迭代优化的半全局立体匹配[J/OL].小型微型计算机系统:1-8[2022-09-28].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20220707.1505.006.html>.

[15] 杨记鑫,胡伟霞,赵杰.基于双目视觉的标定和立体匹配的研究[J].电子设计工程,2022,30(13):50-53.

[16] XIN M, ZHICHENG Z, DANFENG W, et al. Adaptive deconvolution-based stereo matching net for local stereo matching[J]. Applied Sciences, 2022, 12(04): 2086.

[17] 王正家,陈长乐,徐研彦,等.基于跨尺度 PatchMatch 的立体匹配算法[J].电子测量技术,2022,45(12):114-119.

[18] JIYANG Q, LIANG L. The stereo matching algorithm based on an improved adaptive support window[J]. IET Image Processing, 2022, 16(10):2803-2816.

[19] 余嘉昕,王春媛,韩华,等.基于融合代价和优化引导滤波的立体匹配算法[J].计算机工程,2023,49(03):257-262,270.

[20] KARNAUKHOV V N, KOBER V I, MOZEROV M G, et al. Robust stereo matching using phase features based on the walsh-hadamard transform[J]. Journal of Communications Technology and Electronics, 2021, 66(12):1438-1443.

Research and Implementation of Census Stereo Matching Method Based on Feature Information Optimization

YOU Dazhang^{1,2}, ZHOU Hongyao^{1,2}, ZHANG Yepeng^{1,2}

(1 School of Mechanical Engineering, Hubei Univ. of Tech., Wuhan 430068, China;
2 Hubei Key Lab of Manufacture Quality Engineering, Wuhan 430068, China)

Abstract: Aiming at the problem of poor matching accuracy of traditional Census stereo matching algorithm in weak texture and edge areas, we propose a cost calculation method based on feature information optimization, which integrates more difference information into the window to obtain more accurate pixel disparity value. Subsequently, multidirectional path independent line scan optimization was used to calculate the aggregation cost to further improve the matching accuracy. In order to obtain better occlusion area matching effect, a disparity optimization method based on difference filling is proposed to identify the occlusion pixels and make disparity filling. In order to improve the efficiency of the algorithm, a new algorithm operation mode based on the downsampling strategy is proposed to reduce the hardware load by narrowing the disparity search range. Finally, the performance test of the improved Census algorithm was conducted with five sets of standard images as input. The results showed that the average mismatching rate was 6.12%, which was 2.45% lower than before the improvement, and the average efficiency of the algorithm increased by 17.7%.

Keywords: stereo matching; Census; characteristic information optimization; downsampling strategy

[责任编辑: 闫 品]