

一种基于贝叶斯理论的高效立体匹配方法

李 娇 钱惟贤 陈 钱 顾国华 任建乐

南京理工大学电光学院, 江苏 南京 210094

摘要 在立体匹配中,同时保证算法的精度和速度是一个技术难题。提出了一种基于贝叶斯理论的快速稠密立体匹配算法。将贝叶斯概率分布理论应用到立体匹配问题上,利用MSERDoG算子提取支撑点,像素灰度值作为匹配代价、固定窗口作为代价聚合对其进行匹配,对匹配好的支撑点进行三角剖分,将支撑点的视差、梯度、三角剖分的线性系数及分割作为计算视差的先验概率条件,从而保证了有效的视差搜索空间,提高了匹配效率。最终通过最小化能量函数获得稠密的视差图。在国际标准Middlebury平台进行实验,结果表明提出的算法匹配精度高,速度快,误匹配率低,匹配效率高。

关键词 图像处理;稠密立体匹配;贝叶斯理论;支撑点;三角剖分;分割

中图分类号 TN29 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP51.101001

An Efficient Stereo Matching Method Based on Bayesian Theory

Li Jiao Qian Weixian Chen Qian Gu Guohua Ren Jianle

*School of Optoelectronic Technology, Nanjing University of Science and Technology,
Nanjing, Jiangsu 210094, China*

Abstract Ensuring both of the algorithm accuracy and speed is a key technical problem of stereo matching algorithms. A fast dense stereo matching algorithm based on Bayesian is presented. Bayesian probability theory is applied to the stereo matching problem, the support points are extracted with the MSERDoG operator with the pixel gray value as the matching cost and the fixed window as the cost aggregation matched, the matched support points are triangulated, the disparity and gradient of the support points, the formation of the linear coefficient triangulation and segmentation are selected as priori probability conditions, thus ensuring efficient disparity search space and improving the matching efficiency. The dense disparity map is obtained by minimizing the energy function. In experiments with the international standard Middlebury platform, the results show that the proposed algorithm gets matching with high precision, high speed, low mismatch, and high matching efficiency.

Key words image processing; dense stereo matching; Bayesian theory; support points; triangulation; segmentation

OCIS codes 100.2000; 100.6890; 150.4065; 150.6910

1 引言

立体匹配是双目立体视觉系统中最重要也是最困难的一部分,是三维重建的核心技术。立体匹配实际上是用左右两台摄像机从不同视点看同一景物,在左右两幅图像重叠区域寻找对应点的过程。它是利用空间物体点在左右摄像机中的成像模型来获取成像视差的过程。立体匹配算法分解为4个步骤:匹配代价计算、匹配代价聚合、视差计算、视差细化。按照约束方式的不同,立体匹配算法可分为区域匹配算法和全局匹配算法。然而,基于区域的匹配算法对光照强度和对比度的变化非常敏感,同时匹配窗口的选取也是一个难点,当图像存在纹理特征重复和遮挡现象比较严重的情况下会引起匹配混淆,错误匹配概率较高。一

收稿日期: 2014-03-28; 收到修改稿日期: 2014-06-16; 网络出版日期: 2014-09-12

基金项目: 江苏省“六大人才高峰”支持计划(2010-DZXX-022)、国家自然科学基金(61271332)

作者简介: 李 娇(1989—),女,硕士研究生,主要从事图像处理、机器视觉等方面的研究。E-mail: jiaohello@sina.com

导师简介: 钱惟贤(1980—),男,副研究员,博士生导师,主要从事目标探测相关领域方面的研究。

E-mail: developerplus@vip.163.com

个理想的支撑窗口在纹理弱的区域尽可能大,在深度不连续区域尽可能小。固定窗口在处理不连续区域时会出现匹配错误,一些研究人员改进了基于窗口匹配的方法,包括自适应窗口、变化窗口、十字窗口等,从而解决了深度不连续的问题。Weber等^[1]用Census变换和GPU(graphics processing unit)的算法匹配,达到了实时的效果;Yoon等^[2]结合心理学格式塔效应将双边滤波引入到立体匹配,提出了经典自适应权重算法,得益于双边滤波的保边缘特性,经典自适应权重算法解决了局部立体匹配算法中常见的视差边缘模糊问题,降低了误匹配率,准确率可以达到和基于全局优化算法相近的效果,但自适应权重算法存在计算量大等问题。一些学者改进了经典自适应权重算法^[3],在计算权重时引入分割的思想,进一步降低了误匹配率,但计算量仍然较大。

全局算法将能量最小化思想引入到立体匹配中,首先定义一个能量评价函数,然后通过全局优化算法实现能量最小化,进而确定最终的匹配结果。这类算法精确度较高,但运算量大。Roy等^[4]首次将图割方法引入到立体匹配算法中,用图割法实现能量最小化。全局匹配算法,如图割算法、置信度扩展传播(BP)^[5]和动态规划(DP)^[6]等算法能够对整个图像进行有效的约束,匹配结果也较局部匹配算法精确,但是实时性不好,匹配时间过长。

Grenander^[7]首次将贝叶斯理论应用到机器视觉领域,Geman等^[8]将马尔科夫随机场理论应用到双目视觉上,用贝叶斯模型从图像中提取场景信息。立体匹配约束有亮度约束,局部平滑性约束,顺序一致性约束和唯一性约束,这些约束在建立贝叶斯模型时都可以作为先验信息。Belhumeur等^[9]从简单场景到复杂场景定义了一系列的先验,通过动态规划匹配同一扫描线上的像素。Cox等^[10]把遮挡约束和顺序一致性约束作为先验信息,用动态规划匹配左右两幅图像。这些算法精度高,但是匹配速度还需进一步提高。

本文算法将三角剖分和分割加入到贝叶斯模型中,形成求取视差的先验概率条件,通过求马尔科夫随机场的最大概率分布求得立体图像的最优视差分布。该算法在保证实时性的前提下可以形成准确稠密的视差图。

2 本文算法

首先采用MSERDoG算子得到支撑点,并对其进行匹配,在全部视差范围内计算这些支撑点的视差。然后对支撑点进行三角剖分,这些支撑点在图像中的坐标通过三角剖分来创建二维网络,进一步形成计算视差的先验概率。在已知先验概率的条件下,用最大后验概率计算支撑点周围每个点的视差,最终通过最小化能量函数得到一幅稠密的视差图。这里的先验概率条件是通过计算由支撑点的视差引入的分段线性函数和三角剖分网络形成的。在计算周围像素点的视差时支撑点的视差范围和梯度范围作为约束条件,从而提高匹配精度,同时引入分割,对于处于分割边缘的像素点进行二次计算,降低了遮挡区域的误匹配率。假设输入的左右两幅图是经过矫正的图像,对两幅图进行了行约束。

2.1 算法流程

算法流程如图1所示。

2.2 支撑点

支撑点是图像的纹理点和边缘点,这些点能够被准确地匹配。本文提出的算法中,首先对支撑点进行匹配,对支撑点进行三角剖分从而形成计算视差的先验,因此如何获得较多的支撑点是该算法关键的第一步。由于很多图片纹理较为单一,使用传统的特征点检测算法或特征区域检测算法只能获得较少的支撑点,从实验中发现,对于纹理不丰富的图像,如果支撑点太少或者分布不均匀,会严重阻碍后续稠密视差的准确获取。使用局部特征检测MSERDoG算子,将提取的纹理点作为支撑点,该算子即使在纹理不丰富的区域也能提取出较多特征点。将Middlebury平台中的Tsukuba图作为测试图,得到支撑点,结果如图2所示。支撑点的匹配代价为模板窗口内的灰度值,代价聚合窗口如图3所示。图中 A_0, A_1, A_2, A_3, A_4 分别为子窗口,每个子窗口如图4所示,图中的点为图像中的像素点。在实现算法的程序中使用了高速缓存控制指令(SSE),匹配速度快且精度高。在对图像进行预匹配后,利用左右一致性检测来剔除误匹配点,如果某像素点的视差值不在周围支撑点的视差范围内,则将其剔除,重新计算该点视差。为了得到准确稠密的视差图,将图像周边上的点也作为支撑点,把距离这些点最近点的视差作为这些点的视差。

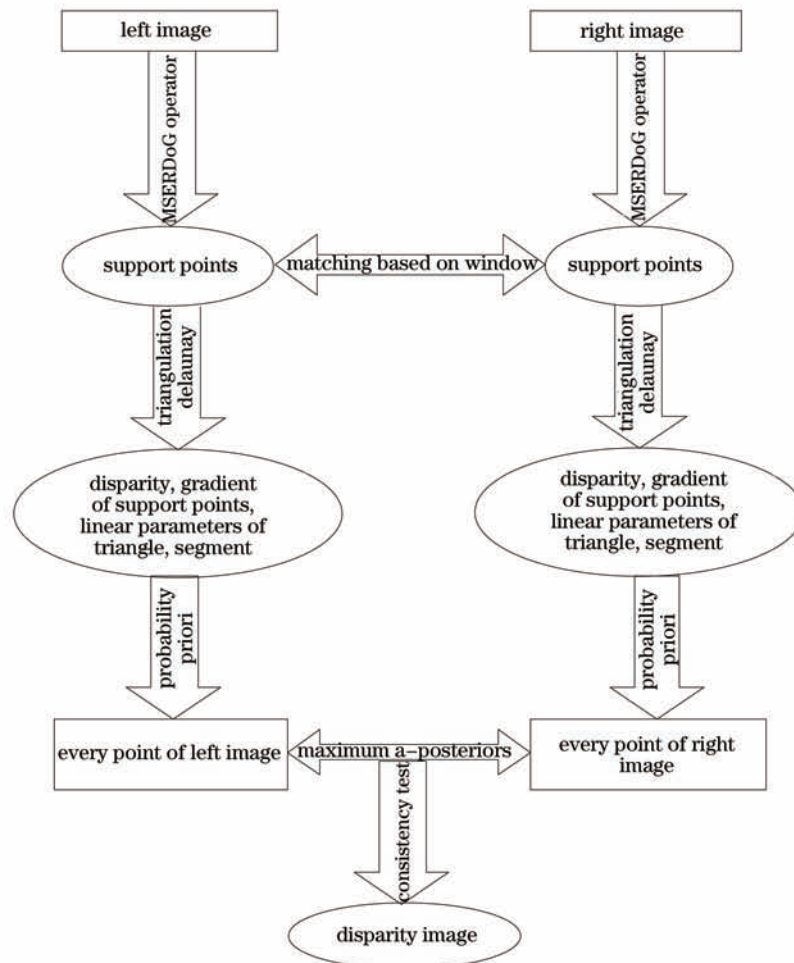


图1 算法流程图

Fig.1 Flowchart of our algorithm



图2 Tsukuba图的支撑点

Fig.2 Support points of Tsukuba figure

2.3 三角剖分

Delaunay三角网有以下基本性质:

- 1) Delaunay三角网是唯一的;
- 2) 每个三角形尽量接近等边形状的最佳三角形几何形状;
- 3) 保证任意三角形的外接圆内不包括第四个点,如图5所示。

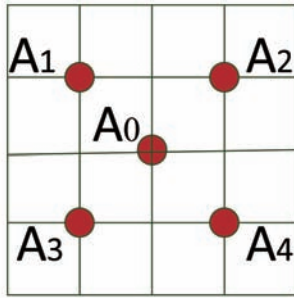


图3 代价聚合窗口

Fig.3 Cost aggregation window

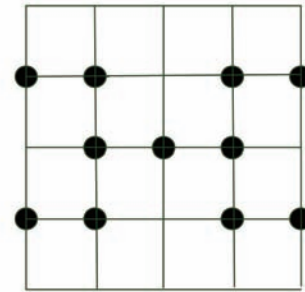


图4 子窗口

Fig.4 Subwindow

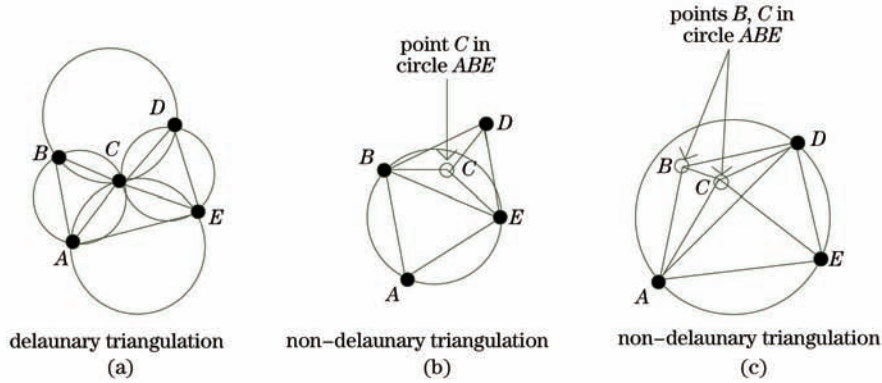


图5 Delaunay 三角网

Fig.5 Delaunay triangulation net

本文算法使用分治法实现 Delaunay 三角剖分。

2.4 贝叶斯模型

用 $S = \{s_1, \dots, s_M\}$ 表示一系列匹配好的支撑点,对于每一个支撑点,定义一个图像坐标和视差的联合体 $s_m = (u_m, v_m, d_m)^T$, (u_m, v_m) 为图像坐标, d_m 为该支撑点的视差值。用 $O = \{o_1, \dots, o_N\}$ 表示一系列图像观察点,分别用 $O_n^{(l)}$ 和 $O_n^{(r)}$ 表示左右两幅图像的观察点, (u_n, v_n) 为图像坐标。已知观察点坐标和支撑点视差的情况下,联合概率分布为

$$p(d_n, o_n^{(l)}, o_n^{(r)}, S) \propto p(d_n | S, o_n^{(l)}) p(o_n^{(r)} | o_n^{(l)}, d_n), \tag{1}$$

式中 d_n 为观察点的视差值, $p(d_n | S, o_n^{(l)})$ 为先验概率, $p(o_n^{(r)} | o_n^{(l)}, d_n)$ 为似然函数。

联合概率分布和先验概率成正比,且先验概率服从高斯分布:

$$p(d_n | S, o_n^{(l)}) \propto \begin{cases} r + \exp\left\{-\frac{[d_n - \mu(S, o_n^{(l)})]^2}{2\sigma^2}\right\}, & |d_n - \mu| < 3\sigma \vee d_n \in N_s \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \tag{2}$$

式中 $\mu(S, o_n^{(l)})$ 为支撑点和观察点的均值函数, σ 为方差, N_s 为周围支撑点的集合, r 为常量。如果视差值和平均值相差大于 3σ , 则将该视差值排除掉,从而提高了精度。 $\mu(S, o_n^{(l)})$ 用分段线性函数表示,用在支撑点上的 Delaunay 三角剖分对视差值进行内插,对于每一个三角形可得到一个平面:

$$\mu_i(O_n^{(l)}) = a_i u_n + b_i v_n + c_i, \tag{3}$$

式中 i 表示剖分的三角形所属像素, $O_n = \{u_n, v_n, f_n\}^T$ 表示观察点。对于每一个剖分的三角形,平面参数 (a_i, b_i, c_i) 通过建立线性系统能够很容易获得。因此在提出的先验概率模型里, μ 是一个建立在支撑点之间的线性内插值,可以用作粗略的估计。

很多约束(边缘、角点、分割、可视性等)可以作为先验概率来提高匹配精度。由于在图像分割边缘视差值往往会发生显著变化且会出现遮挡,如将分割整合到贝叶斯模型中作为先验条件,从而降低遮挡区域的误匹配率,则先验概率服从下面的分布:

$$p(d_n | S, o_n^{(l)}) \propto \begin{cases} r + \exp\left\{-\frac{[d_n - \mu(S, o_n^{(l)})]^2}{2\sigma^2}\right\} \exp[-\rho(d_n, d_s)], & |d_n - \mu| < 3\sigma \vee d_n \in N_s \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

$$\rho = \begin{cases} 0, & S_{\text{seg}}(n) = S_{\text{seg}}(s) \\ \exp\left[-\frac{\sqrt{(x_n - x_s)^2 + (y_n - y_s)^2}}{\gamma}\right], & S_{\text{seg}}(n) \neq S_{\text{seg}}(s) \end{cases}, \quad (5)$$

式中 $S_{\text{seg}}(s)$ 为支撑点所在分割单元, γ 为常量, x_n, x_s 为观察点和采样点的横坐标值, y_n, y_s 为纵坐标值, 本文算法使用 Mean-Shift 方法进行分割^[11]。

贝叶斯模型定义图像相似度为以观察点为中心的 9×9 窗口内像素的 census 函数, 似然概率分布服从以下高斯分布:

$$p(o_n^{(r)} | o_n^{(l)}, d_n) \propto \begin{cases} \lambda_d + \exp\left[-\frac{\text{census}(I_l, I_r)}{2\sigma_d^2}\right], & \begin{pmatrix} u_n^{(l)} \\ v_n^{(l)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_n^{(r)} + d_n \\ v_n^{(r)} \end{pmatrix} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (6)$$

式中 I 为以观察点为中心的 9×9 窗口, $f_{\text{census}}(I_l, I_r)$ 为左右图中以观察点为中心的 9×9 窗口内像素 census 函数绝对差值的和, λ_d 为常量。

用最大后验概率估计来计算视差, 后验概率能够表示为

$$p(d_n | o_n^{(l)}, o_n^{(r)}, \dots, o_N^{(r)}, S) \propto p(d_n | S, o_n^{(l)}) p(o_n^{(r)}, \dots, o_N^{(r)} | o_n^{(l)}, d_n). \quad (7)$$

在已知左图观察点和视差的情况下, 可以在右图的同一极线上找到和左图像素对应的观察点。通过对分布在极线上的所有观察点建模得到下面的属性:

$$p(o_1^{(r)}, \dots, o_N^{(r)} | o_n^{(l)}, d_n) \propto \sum_{i=1}^N p(o_i^{(r)} | o_n^{(l)}, d_n). \quad (8)$$

通过对立体匹配过程中不同区域视差规律的分析, 利用贝叶斯定理得到的马尔科夫随机场后验概率服从分布可简写为^[12]

$$P(D|I) = \exp(-E), \quad (9)$$

式中 D 为图像的视差分布, I 为立体图像对, E 为全局能量函数。

由(9)式可知, 求取马尔科夫随机场的最大概率分布的过程即是求立体匹配全局能量函数最小化的过程, 全局能量函数为

$$E(d) = \log\left\{\lambda_d + \exp\left[-\frac{f_{\text{census}}[I_l, I_r(d)]}{2\sigma_d^2}\right]\right\} - \log\left\{\gamma + \exp\left[-\frac{[d - \mu(S, o^{(l)})]^2}{2\sigma^2}\right]\right\}, \quad (10)$$

式中 d 为视差值, σ_d 为样本方差, $I_r(d)$ 表示以像素 $(u^{(l)} - d, v^{(l)})$ 为中心的 9×9 图像窗口。从似然概率的定义可以看出, 能量函数只有在 $|d - \mu| < 3\sigma$ 的情况下才能估计。准确稠密的视差图可以通过最小化能量函数 $E(d)$ 得到。

2.5 视差修正

为了提高立体匹配的精度, 使用左右一致性检测出其中的误匹配点。分别对左图和右图计算出视差图, 记为 D_L 和 D_R , 如果右视差图中的像素点向左偏移与视差值大小相同的单位像素后, 与左视差图中相应位置像素点的值相同, 则为可靠匹配点, 否则为误匹配点。具体计算公式为

$$D_L(p) = D_R[p - D_L(p)] \quad (11)$$

式中 $D_L(p)$ 为左图中像素点 p 处的视差值, $D_R[p - D_L(p)]$ 为右图中像素点 $[p - D_L(p)]$ 处的视差值。

对于计算出来的误匹配点, 直接用左右两侧的视差值替换掉就可以。此时视差图仍然存在少数噪点, 使用快速中值滤波滤除, 最后二次插值得到亚像素精度的视差。

3 实验结果

根据2节对算法各个步骤的描述, 进行了相应的实验, 将 Middlebury 平台中的 Tsukuba、Venus、Teddy、

Cones 4幅图像作为测试用图,用这4幅图像可以很全面地测试出匹配算法的综合性能,其中Tsukuba图像场景比较复杂但均为平坦视差平面,具有较丰富的视差不连续区域;Venus图像是由4个倾斜的视差平面模型构成的,具有丰富的弱纹理区域;Cones图像和Teddy图像均是复杂场景,具有丰富的视差不连续区域和遮挡区域。本文算法实验硬件平台为中央处理器(CPU)主频可达3.4 GHz、内存容量为4 GB的计算机,软件平台为Visual Studio 2010,实验结果如图6所示,表1为本文算法和其他局部立体匹配算法在非遮挡区域、所有区域和视差不连续区域的误匹配像素百分比。

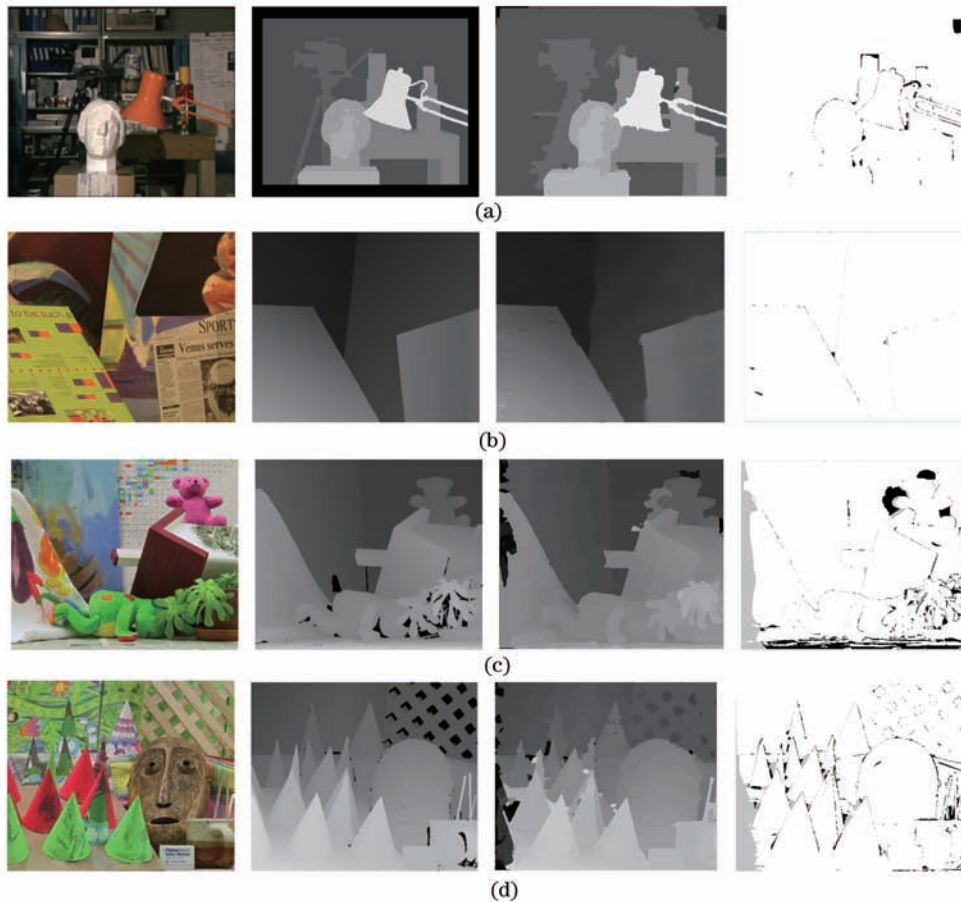


图6 本文算法在Middlebury平台下的实验结果。(a) Tsukuba图;(b)Venus图;(c)Teddy图;(d) Cones图

Fig.6 Raw disparity maps produced by the proposed method and competitive methods. (a) Tsukuba; (b) Venus; (c) Teddy; (d) Cones

表1 本文算法和其他局部立体匹配算法在Middlebury平台下的比较结果

Table 1 Quantitative Middlebury evaluation of the algorithms studied in this paper

Algorithm	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones			Average percent / %	Calculate Rate / (kb/s)	Time Teddy/ hh:mm:ss
	nonocc	all	disc	nonocc	all	disc	nonocc	all	disc	nonocc	all	disc			
1 Proposed	1.92	2.25	7.57	1.28	1.63	6.36	7.72	13.6	12.3	3.84	10.69	8.85	6.50	585	00:00:14
2 AdaptWeight	1.38	1.85	6.90	0.71	1.19	6.13	7.88	13.3	13.6	3.97	9.79	8.26	6.67	24	00:05:35
3 FastBilateral	2.38	2.80	10.4	0.34	0.92	4.55	9.83	15.3	20.3	3.10	9.31	8.59	7.31	256	00:00:32
4 GC+occ	1.19	2.01	6.24	1.64	2.19	6.75	11.2	17.4	19.8	5.36	12.4	13.0	8.26	14	00:09:46
5 Layered	1.57	1.87	8.28	1.34	1.85	6.85	8.64	14.3	18.5	6.59	14.7	14.4	8.24	18	00:07:29
6 LocallyConsistent	1.97	2.81	6.76	0.61	0.83	1.69	8.99	14.5	18.0	4.79	11.8	10.72	9.41	221	00:00:37
7 RTCensus	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	170	00:00:48
8 SSD+MF	5.23	7.07	24.1	3.74	5.16	11.9	16.5	24.8	32.9	10.6	19.8	26.3	15.7	546	00:00:15

实验中,选取经典的 AdaptWeight、FastBilateral、GC+occ、Layered、LocallyConsist、RTCensus 以及 SSD+MF 算法与本文算法进行比较。从表 1 可以看出,与 Layered、LocallyConsist、RTCensus 和 SSD+MF 相比,提出的算法在视差不连续区域,弱纹理区域和遮挡区域,性能都优于这些算法。

Cones 图像和 Teddy 图像具有较多的遮挡区域,从表 1 中可以看出提出的算法在遮挡区域性能优于 AdaptWeight、FastBilateral、GC+occ、Layered、LocallyConsist、RTCensus 和 SSD+MF 算法,这是因为该算法将分割整合到贝叶斯模型中,降低了算法在遮挡区域的误匹配率。

Venus 图像具有丰富的弱纹理区域,从表 1 中可以看出提出的算法在弱纹理区域性能没有经典的 AdaptWeight 算法表现良好,这是因为 AdaptWeight 算法是基于颜色和距离信息的自适应权重方法,而本文算法以图像的纹理点和边缘点为支撑点,首先对其进行匹配,然后对这些点进行三角剖分从而形成计算视差的先验,虽然采用的 MSERDoG 算子可以提取较多的纹理点,但是对于纹理特别不丰富的图片,本文算法就没有达到 AdaptWeight 优越的效果,但是综合误差平均值比 AdaptWeight 低。

将表 1 中的算法都在同一个软硬件平台中进行了实验,实验中以 Teddy 图作为测试图,传统的 Adapt-Weight、GC+occ 和 Layered 算法计算时间都超过了 1 min, FastBilateral 和 LocallyConsist 算法相对较快,但计算时间也超过 30 s, SSD+MF 速度上有很大提高,达到 15 s,但是在图像匹配精度上却大大降低。本文算法计算时间仅需 14 s,对于处理 1000 pixel×1000 pixel 的图片,运算速率可达 500 kb/s 以上。

本文算法将支撑点的视差、梯度、三角剖分的线性系数及分割作为计算视差的先验概率条件,为计算图像中每一点的视差提供了约束范围,算法计算量得以大幅度降低,算法速度得到大大的提高。

4 结 论

本文算法将贝叶斯理论应用到立体匹配问题上,有效地克服了视差边界模糊问题,较好地保持图像表面的不连续信息,降低了遮挡区域的误匹配率,表现出了较高的精确度和极高的速度,但是算法在匹配精度上还可进一步提高。在保证匹配速度的前提下获得更高的匹配精度是今后的研究方向。

参 考 文 献

- 1 M Weber, M Humenberger, W Kubinger. A very fast census-based stereo matching implementation on a graphics processing unit [C]. IEEE Computer Vision Workshop, 2009. 786-793.
- 2 Kuk-Jin Yoon, In So Kweon. Adaptive support-weight approach for correspondence search [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 650-656.
- 3 F Tombari, S Mattoccia, L Di Stefano. Segmentation-based adaptive support for accurate stereo correspondence [C]. IEEE Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology, 2007. 427-438.
- 4 S Roy, I Cox. A maximum-flow formulation of the camera stereo correspondence problem [C]. 6th IEEE International Conference on Computer Vision, 1998. 492-499.
- 5 Jian Sun, Nanning Zheng, Y H Shum. Stereo matching using belief propagation [C]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(7): 787-800.
- 6 Baker H. Depth from edge and intensity based stereo [C]. International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981. 631-636.
- 7 U Grenander. Lectures on Pattern Theory [M]. New York: Springer-Veflag, 1981.
- 8 S Geman, D Geman. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, PAMI-6 (6): 721-741.
- 9 P N Belhumeur. A bayesian-approach to binocular stereopsis [J]. International Journal of Computer vision, 1996, 19(3): 237-260.
- 10 I J Cox, S L Hingorani, S B Rao. A maximum-likelihood stereo algorithm [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1996, 63(3): 542-567.
- 11 D Comaniciu, P Meer. Robust analysis of feature spaces: color image segmentation [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. 750-755.
- 12 李鹤喜,孙玲云.基于彩色图像分割的置信传播快速立体匹配算法 [J]. 数字技术与应用, 2013, (1): 115-117
- 13 P Cignonni, C Montain, R Scopigno. A Fast Divide&Conquer Delaunay Triangulation Algorithm in E^d [J]. IEEE, 1997, 30

- (5): 333-341.
- 14 P Su, R L Scot, Drysdale. A comparison of sequential delaunay traingulation algorithms [C]. 11th ACM Computational Geometry Conference, 1995. 61-70.
- 15 Y Boykov, O Veksler. Markov random field with efficient approximation [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1998. 648-655.
- 16 A Geiger, M Roser, R Urtasun. Efficient large-scale stereo matching [C]. 10th Asian conference on Computer Vision, 2011. 25-38.
- 17 Yang Kui, Zhao Yan, Su Qinghua. Matching based on recursive adaptive weight fast dense stereo [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(7): 963-967.
杨奎, 赵剡, 苏庆华. 基于递推自适应权重的快速稠密立体匹配 [J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(7): 963-967.
- 18 Guo Dabo, Lu Zhaoyang, He Huajun. A new disparity estimation algorithm [J]. Journal of Xidian University, 2007, 34(3): 337-341.
郭大波, 卢朝阳, 何华君. 一种新的立体视差估计算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2007, 34(3): 337-341.
- 19 L Cheng, T Caelli. Bayesian stereo matching [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 106(1): 85-96.
- 20 Gu Cheng, Qian Weixian, Chen Qian, *et al.*. Rapid head detection methods based on binocular stereo vision [J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(1): 0108001.
顾骋, 钱惟贤, 陈钱, 等. 基于双目立体视觉的快速人头检测方法 [J]. 中国激光, 2014, 41(1): 0108001.
- 21 Gao Junchai, Lei Zhiyong, Wang Zemin. Image correction for linear array camera [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2010, 47(9): 091501.
高俊钗, 雷志勇, 王泽民. 线阵相机的图像校正 [J]. 激光与光电子学进展, 2010, 47(9): 091501.