一种基于方向能量聚集的立体匹配算法*)

卢阿丽 唐振民 杨静宇

(南京理工大学计算机科学与技术系 南京 210094)

摘 要 本文提出了一种新的局部立体匹配算法。该方法首先将参考图像中的像素分为同质和异质像素;然后对异 质像素进行 N 个方向的能量聚集,利用 WTA(Winner Take All)方法选取所有方向上的最优视差,并把统计量最多的 视差设为当前点的最终视差,对同质像素利用可移动矩形窗口聚集更多的像素进行匹配;最后,对得到的视差图采用 一种快速有效的后处理去除视差图的噪声点。通过实验表明,本文算法在保持高效的同时,能够取得较高的视差准确 性,尤其在视差不连续区域和无纹理区域。

关键词 立体匹配,方向能量聚集,同质,异质,可移动窗口

A Stereo Matching Algorithm Based on Directional Cost Aggregation

LU A-Li TANG Zhen-Min YANG Jing-Yu

(Department of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract A new local stereo matching algorithm is proposed in this paper. The process starts with classifying pixels in the reference image into homogeneous pixels and heterogeneous ones; Then, N directional cost aggregation is applied to heterogeneous pixels. The optimal disparities of all directions are picked out using WTA method, and the disparity who has the maximum statistic is the finally disparity. Homogeneous pixels are matched using shiftable rectangle window for aggregating more pixels. At last, a fast and effective postprocessor is used to remove noises in the disparity maps. The experiments show that the proposed algorithm is efficient and can get good results especially in depth discontinuities and untextured regions.

Keywords Stereo matching, Directional cost aggregation, Homogeneous, Heterogeneous, Shiftable window

虽然全局优化方法已经在立体匹配中广泛研究,但是目前实时匹配算法主要还是应用局部优化方法,这就决定了实时匹配算法的性能高度依赖于所使用的能量聚集方式。

传统的基于矩形窗口的能量聚集方式^[2],在视差不连续 区域,会出现前景肥大的现象。可移动窗口^[3]可以减轻这种 现象,但它和矩形窗口一样——在进行匹配时,图像中每个像 素点的支持窗口的尺寸都是固定不变的,所以它们需要选择 一个最佳窗口尺寸,使得在图像的无纹理区域和视差不连续 区域均能取得很好的匹配效果。自适应窗口方法通过调节不 同像素点的窗口尺寸^[4,5],提高匹配准确性,但该计算是非常 复杂的,无法实现实时运算。文[6,7]提出的用图像分割选择 支持区域的方法,只有当分割区域中的视差相似时,才会取得 较高的匹配准确性,这就增加了分割的复杂性,为实时处理带 来了难度。

通过分析传统的能量聚集方式在无纹理区域和视差不连 续区域存在的问题,本文提出了一种利用像素分类和基于方 向能量聚集的局部立体匹配算法。文中首先对该能量聚集的 原理进行了阐述,着重说明了它是如何提高视差不连续区域 的匹配准确性的,然后给出了算法描述,最后利用实验说明了 本算法的有效性。

1 基于方向的能量聚集原理

传统的基于矩形窗口的能量聚集方法,它假设支持窗口 中的所有像素具有相等的视差,同时利用较大的窗口聚集更 多的像素来降低图像噪声的负面影响。但是如果窗口过大, 跨越了视差不连续区域,就会得到过度平滑的视差图,特别是 在目标的边缘。如图1所示,浅灰色梯形区域为前景区域,其 左边的区域为背景区域。由于在左图像中存着遮挡现象,导 致左图像支持窗口中的背景部分和右图像的对应背景部分不 同,在目标边缘处出现误匹配。

本文的能量聚集方法把支持窗口划分成若干个方向,那 么至少存在一个方向,该方向上包含非常少的视差不连续点, 甚至不存在视差不连续点,因此聚集能量最小。如图2所示, 标记有黑色实心小矩形的方向即是所满足的方向。由于本文 算法在进行能量聚集时,几乎没有跨越视差不连续区域,所以 比传统的基于矩形窗口的能量聚集方法更有效。



图1 矩形窗口跨越了视差不连续区域

能量聚集的方向模板为

$$f_{\alpha}(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \sin \alpha - y \cos \alpha = 0\\ 0, & \text{else} \end{cases}$$
(1)

其中 α 为方向角,它是水平方向与其它方向的顺时针倾斜角 度,表示为

$$\alpha = \pi / N * k \tag{2}$$

*)国家 863 计划资助项目(2006AA042238)。**卢阿丽**博士研究生,主要研究方向为计算机视觉和图像处理;**唐振民**教授,博士生导师,主要研究领域为计算机视觉、信息融合、模式识别、智能机器人。

N为划分的方向数,k为方向代码,且有 0≤k<N。

若把支持窗口划分为 8 个方向,如图 3 所示,从水平位置 开始,按顺时针方向,每隔 $\pi/8$ 确定一个方向,用数字 0, 1, 2, …, 7 表示。



图 2 方向能量聚集



图 3 8 个方向

若为9*9的支持窗口,每个方向的少量采样点如图4所示,基准点P位于窗口的中心,数字表示点的方向。采样越密集,精确性越高。对大小为M*M的支持窗口,每个方向一般取M个采样点。

2	3		4		5	⁶ P1
1	2	3	4	5	6	7
	1				7	
0	0		P		0	 0
	7				1	
7	6	5	4	3	2	1
6 P2	5		4		3	2

图 4 9*9的支持窗口

2 匹配算法描述

本文算法可分为三步:首先对参考图像中的像素进行分类,然后根据分类结果,对视差空间图(DSI)中的点分情况进行基于方向的能量聚集,最后利用简单的后处理,传播可靠的视差值,得到最终视差图。

2.1 像素分类

本文算法首先将参考图像中的像素分为同质和异质像 素,所谓同质像素是指与邻域像素亮度相似的像素,异质像素 是指局部特征较为丰富的像素。

对参考图像中的一点(x,y), 灰度值为 I(x,y), 分别计算 N 个方向上像素的灰度平均值 Ave; 和灰度方差 Dif;:

$$Ave_i = \sum_{i=1}^{n} I_i(x_k, y_k)$$
(3)

 $Dif_i = \sum_{k=1}^{n} |I_i(x_k, y_k) - Ave_i|$ (4)

其中 $0 \leq i < N, (x_k, y_k)$ 是方向 i 上的第 k 个取样点, $I_i(x_k, y_k)$ 是该点的亮度值, n 是每个方向所取的采样点数。

通过比较 N 个方向上的灰度方差,得到最大灰度方差 MaxDif:

$$MaxDif = \max(Dif_i) \tag{5}$$

该最大灰度方差值越小,就说明(x,y)点在 N 方向上灰 度变化越小,则该点属于同质像素。

$$L(x,y) = \begin{cases} 1, & MaxDif < T \\ 0, & else \end{cases}$$
(6)

定义 L 为标识图,并对它进行水平垂直两方向的修正, 加强它的平滑性。在水平(垂直)方向,如果一点左右(上下) 两个直接邻居的标识相同,则该点修改为邻居点的标识值。

2.2 能量聚集

 d_i

在图像的同质区域,在视差搜索范围之内可能会产生多 个相等的最小匹配能量值,从而导致匹配的不唯一性,因此需 对同质像素单独进行处理。

下面介绍能量聚集的具体实现步骤:

在视差空间图中,取以 $p(x_p, y_p, d)$ 点为中心的支持窗口,窗口大小为 M * M。

(1)若 p 属于异质像素,分别计算 p 点在 N 个方向上的 聚集能量 g_i(x_p, y_p, d):

$$g_{i}(x_{p}, y_{p}, d) = \sum_{(x', y') \in Point_{i}} C_{0}(x', y', d)$$
(7)

其中 i 为方向代码,且有 $0 \le i < N$, Point_i 表示支持窗口中方 向为 i 的点集, d 为匹配视差, $C_0(x', y', d)$ 为视差空间图中点 (x', y', d)的初始匹配能量。

在方向 *i* 上,把基准点放在三个不同的位置——该方向 线段的两个端点(如图 4 中的 *P*1,*P*2 点)和中点(图 4 中的 *P* 点),取三种情况下的最小聚集能量值 *C*₁(*x_p*,*y_p*,*d*)

$$C_{i}(x_{p}, y_{p}, d) = \min \begin{pmatrix} g_{i}(x_{p}, y_{p}, d) \\ g_{i}(x_{p_{1}}, y_{p_{1}}, d) \\ g_{i}(x_{p_{2}}, y_{p_{2}}, d) \end{pmatrix}$$
(8)

i方向上的最佳视差 d_i 利用 WTA^[1]方法求得,最终得到 N 个最佳视差,公式如下:

$$= \operatorname{argmin} C_i(x_p, y_p, d) \tag{9}$$

由于 N 个最佳视差可以相同也可以不同,所以 p 点的最 终视差通过统计获得,公式如下:

$$d_{opt} = \arg\max hist(d_i) \tag{10}$$

其中 hist(d_i)表示 N 个方向上最佳视差的直方图, p 点最终 视差 d_{ot} 是直方图中统计量最高的视差。

(2)若 p 属于同质像素,为了降低匹配的不唯一性,利用 大小为 M * M 的可移动窗口^[3]进行能量聚集。

与矩形窗口^[2]和可移动窗口^[3]的能量聚集过程一样,本 文的能量聚集过程也可以用盒滤波技术^[3]减少冗余计算,使 得该过程的计算量与窗口大小无关。所以本文的能量聚集过 程的计算量为 $2\alpha m\beta N$ +4($1-\alpha$) $m\beta$,其中 α ($0 \le \alpha \le 1$)表示异 质像素在图像中所占的比例,m 为图像中像素总个数, β 为视 差搜索范围,数字 2 表示每个异质像素在进行能量聚集时进 行的加减法总个数,4 表示每个同质像素在进行能量聚集时进 行的加减法总个数。如果把支持窗口划分为 8 个方向,该 计算量简化为 $m\beta$ (12α +4) $\infty m\beta$,矩形窗口和可移动窗口的能 量聚集过程的计算量均为 $4m\beta\infty m\beta$ 。自适应窗口能量聚集 过程的计算量 $\infty m\beta M_{max}$,其中 M_{max} 表示窗口的最大值。由比 较可以看出,本文的能量聚集方法的计算量远远小于自适应 窗口能量聚集方法,与矩形窗口方法^[2]和可移动窗口方法一 样,效率较高。

图 5 显示了本文的能量聚集方法与其它几种能量聚集方 法在目标边缘处的匹配性能比较,初始匹配能量的计算均采 用文[8]提供的非相似性测度方法。由结果图看出,矩形窗口

方法所得视差图目标边缘不清晰,三角形的尖角细节丢失,同 时前景肥大现象很严重。可移动窗口方法比矩形窗口方法效 果要好,目标边缘变清晰,细节也保留了下来。而本文的能量 聚集方法,比可移动窗口方法更好,几乎没有出现前景肥大, 与真实视差图也最接近。



图 5 目标边缘处的匹配性能比较

(b)真实视差图

(e)本文的能量聚集方法

3 视差图的后处理

虽然由上节介绍的匹配算法可以得到完整的视差图,但 是还存在一些噪声点,可以通过后处理进行修正。

这里利用 Birchfield^[8]等人提出的后处理办法,它将可信 度较高的视差点向可信度低的视差点传播,能够将背景区的 视差传播到遮挡区域,在一定程度上修正了遮挡区域的视差 值。另外,该方法执行的时间较少,大约为 0.2s。

首先定义视差可信度:它是同一列(行)上视差值相等的 相邻点的个数。例如,在同一列中视差序列为[5777882] 77777]",那么该列上的视差可信度序列为[13332215] $5555]^{T}$

若某个区域的视差可信度为 R,可分成四种情况考虑:

(1) 高可信区域:如果 R≥th

(2)中可信区域:如果 tm < R < th

(3)低可信区域:如果 $t_s \leq R < t_m$

(4)不可信区域:如果 R<t,

三个可信度阈值 t_h>t_m>t_a,它们表示相邻像素点视差的

连续性程度,具体选值可借鉴文[8],这里选为16,12,5。

具体的后处理过程描述如下:

高可信区域沿着列方向进行扩张,直到遇到图像中的亮 度变化点,或者具有更低视差值的低可信区域。中可信区域 的扩张历程与高可信区域类似,但是它不可以扩张到具有极 小视差变化(视差变化为1)的低可信区域中,这是为了保持 倾斜平面的视差正确性。

进行了列方向上的视差扩张之后,同样进行行方向上的 视差扩张。

4 实验验证

本文对国际标准图像进行了实验,实验平台是 D. Scharstein 和 R. Szeliski^[1]提供的,其中,Sawtooth 图像的细节特 征显著,而 Venus 图像具有很多的同质区域,用它们来比较 同质区域和异质区域的匹配正确率非常有效。

本文算法的支持窗口大小为 25×25,方向数为 8,每个方 向采样点的个数为 25。公式(6)中的阈值 T 选为 15,是个经 验值。



(a)参考图像

(b) 像素分类标识图

(c)后处理前视差图 (d)本文最终视差图 (e)可移动窗口视差图

(f)真实视差图

图 6 本文算法中间结果图及最终视差图

图 6 给出了本文算法的中间结果图和视差结果图。从第 2列的像素分类标识图(白色为同质区域,黑色为异质区域) 可以看出,Sawtooth图像纹理比较丰富,同质区域比较少,而 Venus 图像同质区域特别明显,本文算法的像素分类结果与 参考图像的实际情况相符合。经过像素分类后,同质区域得 到了单独的处理,所以所得视差图与可移动方法相比具有极 少的视差空洞(如图 6(c),6(e)所示),而且基本没有前景肥大 的现象,边缘也非常清晰,但视差图上具有一些细小噪声点, 通过视差图的后处理,噪声点被去除,视差图更平滑。

表1列出了几种基于局部优化和扫描线优化的算法。其 中 Boundary-guided 算法是基于分割的局部优化算法,表1中 的 vis 表示非遮挡区域的误匹配率, untex 表示无纹理区域的

⁽a) 左图像

误匹配率,dis表示不连续区域的误匹配率。可以看出本文算 法比其它几种局部立体匹配算法都要好,特别是在视差的不 连续区域。与基于扫描线优化的 DP,SO 和 Pix-to-Pix 算法 相比,匹配准确性要高很多。

Algorithm	Sawtooth			Venus		
Algorithm	vis	untex	disc	vis	untex	disc
本文算法	1.85	0.79	10.51	1.61	2.31	11, 41
Square-window ^[2]	4.76	1.87	22.49	6.48	10.36	31, 29
Shiftable-window ^[3]	2.21	0.72	13.97	3.74	6.82	13.0
Boundary-guided ^[6]	3, 88	5, 88	15	7.12	8.34	26.6
SO ^[1]	4.06	2.64	11.90	5.08	14.59	11.94
DP[1]	4.84	3.71	13.26	10,10	15.01	17, 12
Pix-to-Pix ^[8]	2, 31	1.79	14.93	6.30	11.37	14.57

表1 几种匹配算法性能比较

结论 本文提出了一种基于方向能量聚集的立体匹配算法,它首先对图像中的像素进行分类,根据像素的种类选择窗口大小。这就解决了矩形窗口和可移动窗口方法窗口大小难选择的问题,提高了无纹理区域的匹配准确性,同时避免了像自适应窗口方法一样,需对所有像素选择最佳支持窗口,减少了计算复杂度。其次,在进行基于方向的能量聚集时,聚集窗口没有跨越过多的视差不连续区域,所以该区域的匹配准确

(上接第185页)



图 2 3 单元规则 90 加性细胞自动机的状态转移图

性得到了提高。最后利用一种快速有效的后处理方法去除视差图中的噪声点,使得视差图更平滑。实验结果表明,本文算 法在保持高效的同时,具有较好的匹配性能,尤其在视差不连续区域。

参考文献

- Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense twoframe stereo correspondence algorithms. IJCV, 2002, 47(1-3):7~ 42
- 2 Hirschmuller H, Innocent P R, Garibaldi J. Real-time correlationbased stereo vision with reduced border errors. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1-3)
- 3 Fusiello A, Roberto V, Trucco E. Efficient stereo with multiple windowing. In: Proc. CVPR. Puerto Rico, 1997. 858~863
- 4 Kanade T,Okutomi M. Stereo matching algorithm with an adaptive window: theory and experiment. IEEE TPAMI, 1994, 16(9): 920~932
- 5 Veksler O. Fast variable window for stere correspondence using integral images. In: Proc. CVPR, 2003. 556~561
- 6 Gong M, Yang R. Image-gradient-guided real-time stereo on graphics hardware. In: Proc. 3DIM, Ottawa, ON, Canada, 2005. 548~555
- 7 Wang L, Kang S B, Shum H Y, et al. Cooperative segmentation and stereo using perspectivespace search. In: Proc. Asian Conference on Computer Vision. Jeju Island, Korea, 2004. 366~371
- 8 Birchfield S, Tomasi C. Depth Discontinuities by Pixel-to-Pixel Stereo. International Journal of Computer Vision, 1999, 35(3): 269~293

根据结论 3 可知,根据给定的条件可以系统构造一组具 有 2^N 个的同构的二叉树型状态转移的细胞自动机,这极大 拓展了细胞自动机在密码学,尤其是 Hash 函数的构造方面 的应用。

结束语 从细胞自动机的状态转移矩阵的特征多项式分析出发,研究了具有二叉树型状态转移的规则 90 线性细胞自动机对应的规则 90 加性细胞自动机具有与原规则 90 线性细胞自动机相同的状态转移群特性。从而可以系统构造具有二叉树型状态转移的细胞自动机簇,大大拓展了其在密码学,尤其是 Hash 函数中的应用。

参考文献

- Wolfram S. Theory and Application of Cellular Automata. Singapore: World Scientific, 1986
- 2 Wolfram S. Origins of Randomness in Physical System. Physical Review Letters, 1985, 55(5):449~452
- 3 Pries W, Thanailakis A, Card H C, Group Properties of Cellular Automata and VLSI Application. IEEE Trans. Computers, 1986, C-35(12):1013~1024
- 4 Dascalu M, Franti E. A VLSI Implementation of Cellular Automata Randomizers. In: Proceedings of 1998 IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems. Chiangmai, Thailanda, nov. 1998. 735~738
- 5 Wolfram S. Statistical Mechanics of Cellular Automata, Rev. Mod. Phys., 1983, 55(3), 601~644
- 6 Das A K, Ganguly A, Dasgupta A, et al. Efficient Characterisation of Cellular Automata. IEE Proceedings, 1990,137(1):81~87
- 7 Das A K, Sanyal A. On Characterization of Cellular Automata with Matrix Algebra. Information Sciences, 1992,61:251~277
- 8 Das A K, Nayak T K. On Characterization of State Transition Graph of Additive Cellular Automata Based on Depth. Information Sciences, 1992,65:189~224
- 9 Stevens J G, Rosensweig R E, Cerkanowicz A E. Transient and Cyclic Behavior of Cellular Automata with Null Boundary Condition, J. Statistical Physics, 1993,73(1/2):159~174
- 10 北京大学数学系几何与代数教研室代数小组. 高等代数(第二版),高等教育出版社,1988.321