

基于 LBP/C 纹理分析的立体匹配算法

葛 亮,朱庆生,傅思思

(重庆大学 计算机学院,重庆 400030)

(geliang@cqu.edu.cn)

摘 要:针对传统方法难以可靠估计图像中纹理单一区域像素点视差的问题,将纹理分析应用于立体匹配中,提出图像分块整体匹配的方法。首先用 LBP/C 纹理分析方法对图像纹理进行描述;然后进行基于区域生长的扩张检测,得到纹理单一图像块;最后对图像块进行整体匹配,得到纹理单一区域的稠密视差图。对国际标准图像进行测试,结果表明该算法能提高纹理单一区域稠密视差图的精度,具有实用价值。

关键词:立体匹配;纹理分析;分块匹配

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Stereo matching algorithm based on LBP/C texture analysis

GE Liang, ZHU Qing-sheng, FU Si-si

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: Due to the difficulty of getting disparity of less textured pixels with traditional approach, block matching algorithm with texture analysis was put forward. First, the images were described by LBP/C texture analysis. Then the expansion detection based on region growing was performed, and the less textured blocks were acquired. Finally the dense disparity map of less textured area was obtained through block matching. The proposed algorithm was tested with the international standard image data and compared with some existing algorithms. The experimental results show that the proposed algorithm can improve the accuracy of disparity when handling less textured areas and can be used in practice.

Key words: stereo matching; texture analysis; block matching

0 引言

计算机立体视觉是场景理解的重要部分,可以广泛应用于图像分割、物体三维重建、立体视频流编码、车辆导航等领域。立体匹配是立体视觉算法中最重要的任务之一,它通过双目或者多目图像匹配得到视差图,再根据三角测量关系进一步得到景物的深度。但视差不连续、纹理单一和遮挡区域内部像素的不正确匹配问题是该领域的难点。目前,这个领域的工作可分为 2 类^[1]:稠密匹配和稀疏匹配。传统的稠密匹配算法为窗匹配法^[2],它利用局部信息,即根据像素点邻域(窗口)的灰度相似性来确定点是否匹配。当窗口内视差发生变化时,由于投影形变,窗口内的灰度值可能并不对应,从而会产生误差。近年来各国学者还提出了利用全局信息进行稠密匹配的算法,它根据相似性约束、唯一性约束、连续性约束等条件,将立体匹配问题转化为求能量最小化的最优化问题,整体求解图像的视差图。这些方法包括:带视差平滑性约束的自适应权值的方法^[3]、图切割方法(graph cuts)^[4-5]等。但是上述这些方法都是以点作为主要的匹配基元,因此如果待匹配的像素点位于纹理单一区域,就难以得到可靠的匹配结果。稀疏匹配主要是提取图像中的点、线或边缘等特征,然后进行匹配。这些特征对噪声不太敏感,因此可以得到比较精确的匹配,但这类方法只能得到稀疏的视差图。文献[6]从特征点匹配出发,提出了基于区域增长的类

稠密匹配算法,效果良好,但该算法只能用于纹理丰富的图像,在纹理单一的区域,匹配关系的传播就会停止。为此,本文利用 LBP/C 纹理分析方法识别出图像中的纹理单一区域,对区域进行整体匹配,以提高纹理单一区域视差图的精度。

1 基于统计的纹理分析方法

图像的纹理一般理解为图像灰度在空间上的变化和重复,或图像中反复出现的局部模式(纹理单元)和它们的排列规则。纹理分析指的是通过一定的图像处理技术抽取出纹理特征,从而获得纹理的定量或定性描述的处理过程^[7]。其基本方法可分为统计方法、结构方法和谱方法三大类。统计方法是指在不知道纹理基元的情况下进行纹理分析,主要描述纹理基元或局部模式随机和空间统计特征,如灰度共生矩阵法、LAWS 纹理能量法、LBP/C 法等。结构方法主要在已知基元的情况下进行,描述纹理基元及其周期性排列的空间几何特征和排列规则,如形态学、图论、拓扑等方法。谱方法是建立在多尺度分析与时频分析基础之上的纹理分析方法,如 Gabor 变换、小波变换、分形学等。LBP/C^[8](Local Binary Pattern and Contrast)是一种统计分析纹理描述方法,它在纹理描述上具有很强的实用性,且计算简便。

首先需要计算 LBP,具体步骤如下(图 1)。

1)在原始图像上逐个取 $n \times n$ 像素窗口,设 g_c 是中心像素, g_p 是其周边像素(如果窗口为 3×3 像素,则 $p = 0, 1, \dots$,

收稿日期:2008-08-19;修回日期:2008-10-07。

基金项目:国家 863 计划项目(2006AA10Z233);国家自然科学基金资助项目(60773082/F0205)。

作者简介:葛亮(1980-),男,重庆人,讲师,博士研究生,主要研究方向:计算机视觉、图像处理;朱庆生(1956-),男,安徽人,教授,博士生导师,CCF 会员,主要研究方向:图像处理、虚拟植物可视化、电子商务;傅思思(1981-),女,重庆人,硕士,主要研究方向:网络安全、电子商务、计算机视觉。

7);

2) 把 g_p 与 g_c 逐个比较, 如果 $g_p < g_c$, 则 $s_p = 0$; 否则 $s_p = 1$;

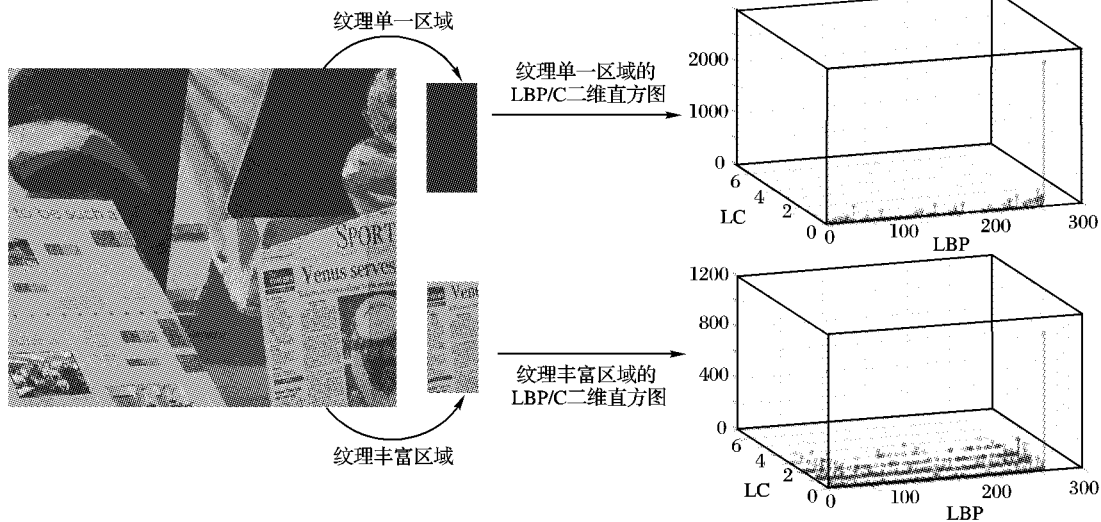
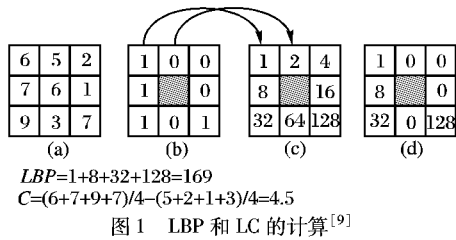
3) 计算 $g'_p = s_p 2^p$;

4) 再计算 $LBP = \sum g'_p$, 得到此像素窗口的 LBP 值;

5) 重复 1) ~ 4), 计算出原始图像上所有窗口的 LBP 值, 最终得到 LBP 图像, 此图像描述了局部纹理的空间特征, 其像素值的分布范围为 0 ~ 255。

然后计算局部反差 (Local Contrast, LC) 值。同样需要先在原始影像上逐个取 $n \times n$ 像素窗口, 把 g_p 中大于或等于中心像素 g_c 的灰度值累加起来, 设为 sum_1 , 个数为 n_1 , 把小于中心像素 g_c 的灰度值也累加起来, 设为 sum_2 , 个数为 n_2 , 则可计算出像素窗口的 $LC = \frac{sum_1/n_1 - sum_2/n_2}{32}$ (如果 n_1 或 n_2 中有一个等于零, 则 $LC = 0$)。重复前面步骤, 计算出原始图像中所有窗口的 LC 值, 从而得到 LC 图像, 此图像描述了局部纹理的反差, 其像素值的分布范围为 0 ~ 7。

最后综合统计 LBP 图像和 LC 图像的像素值分布, 可以得到一个 256×8 的 LBP/C 二维直方图, 此直方图不仅描述了图像局部纹理的空间分布, 而且描述了图像局部纹理的反差, 在纹理描述上具有很强的实用性。



2.2 基于纹理特征的区域生长

对于纹理单一区域, 其包含的像素点都应满足 $LC = 0$, 且像素点之间是相似的。采取区域生长算法将图像分割为多个纹理单一区域。对于输入图像 I 而言, 具体步骤如下:

1) 初始化集合 $A, A \leftarrow \phi$, 集合 A 表示待生长区域; 初始化集合 O , 在图像中随机选取一没有处理过的像素点, 如果该像素点的纹理特征满足纹理单一区域的要求, 并且该点还不属于任意一个纹理单一区域, 则将该点加入到集合 O 中, 集合 O 表示区域 A 中的边缘点, 即可以生长的点;

2) 从集合 O 中随机取出一像素点 (x, y) , 作为区域 A 生

2 基于纹理分析的纹理单一区域立体匹配

立体匹配的本质是, 给定一幅图像中的一点, 寻找另一幅图像中的对应点, 使得这两点为空间同一物体点的投影。立体匹配成为立体视觉难点的原因就是在寻找对应点时, 很可能存在多个候选点, 特别是对于那些纹理单一区域候选匹配点可能更多。由此可见, 尽量减少候选点数量就成为立体匹配首先要解决的问题。通过分析三维场景图像, 纹理单一区域往往存在于同一物体或场景中, 区域所对应的视差值变化非常小, 根据唯一性约束和连续性约束条件, 本文提出通过区域整体匹配来求解纹理单一区域像素点的视差。具体做法是: ①对图像进行纹理特征分析; ②按照纹理相似性程度进行区域生长, 将图像分割成多个纹理单一区域; ③对纹理单一区域进行整体匹配、求解视差值, 得到纹理单一区域的稠密视差图。这样不仅能够减少匹配的计算量, 最重要的是能够降低重复匹配的概率, 能够较好地解决图像中纹理单一区域的立体匹配问题。整体流程如图 2 所示。

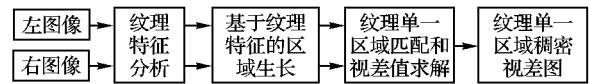


图 2 纹理单一区域立体匹配的流程

2.1 纹理特征分析

当像素点位于图像纹理单一区域时, 该像素点灰度值与相邻像素点的灰度值相同, 由 LBP/C 的计算可知, 此时阈值模板 s_p 为全 1 或者全 0, LC 的值为 0; 而当像素点位于纹理丰富区域时, LC 的值不为 0。从 Venus 图中提取纹理单一区域和纹理丰富区域, 对应的 LBP/C 二维直方图如图 3 所示。因此可以通过判断 LC 的值是否为 0, 来确定像素点是否位于纹理单一区域中。

长的起始点;

3) 找到与像素点 (x, y) 直接相邻的像素点集合 N ;

4) 计算集合 N 中相邻点 N_i 与点 (x, y) 的 LBP/C 二维直方图间的相似性, 如果相似, 则将 N_i 加入到集合 O 中。如果集合 O 不为空, 则转到 2); 否则, 转到 5);

5) 如果区域 A 的面积大于面积阈值 t_{area} , 则认为区域 A 为纹理单一区域, 标识区域 A 。这里我们认为纹理单一区域应该包含较大的纹理相似的区域;

6) 如果图像中存在没有处理过的像素点, 则转到 1); 反之, 结束。

2.3 纹理单一区域的匹配和视差值求解

经过区域生长算法,左右两幅图像被分别划分成多个纹理单一区域。我们直接比较区域的LBP/C二维直方图的相似性,最相似的区域即为匹配区域。

由于图像间纹理的细微差别,使得匹配的纹理单一区域的大小形状有所不同,不能通过区域的中心点求得匹配区域的视差值。本文通过在区域中找到一对匹配的关键点,来计算区域的视差值。考虑纹理单一区域的边缘点位于纹理丰富区域的周围,这些点的邻域应包含有丰富的信息,可以比较可靠地进行灰度相似性匹配。同时希望关键点的灰度信息在所在的边界中是唯一的,这样可以进一步减少误匹配的概率。把左右两图匹配区域边缘点间的相关性度量称之为边缘点的互相关性(Cross Correlation of border Pixels, CCP),把同一区域的边缘点间的相关性称之为边缘点的自相关性(Auto Correlation of border Pixels, ACP)。互相关性越大,表明对应两点的灰度信息越相似;自相关性越小,表明对应点越独特。这里用归一化零均值互相关系数(Zero-mean Normalized Cross Correlation, ZNCC)对相关系数进行度量。当左图 I_l 纹理单一区域边缘点为 $X_l = (x_1, y_1)$,右图 I_r 纹理单一区域边缘点为 $X_r = (x_2, y_2)$ 时,ZNCC定义是:

$$\frac{\sum_i (I_l(X_l + i) - \bar{I}_l(X_l))(I_r(X_r + i) - \bar{I}_r(X_r))}{\sqrt{\sum_i (I_l(X_l + i) - \bar{I}_l(X_l))^2 \sum_i (I_r(X_r + i) - \bar{I}_r(X_r))^2}}$$

式中 $\bar{I}_l(X_l)$ 和 $\bar{I}_r(X_r)$ 分别是以 X_l, X_r 为中心的 $n \times n$ 窗口中所有像素的均值。根据这个相关系数,分别计算出匹配区域边缘点的互相关性和自相关性,并对互相关性按降序排序,对自相关性按升序排序,得到边缘点的互相关性排名 $rank_{CCP}$ 和自相关性排名 $rank_{ACP}$ 。我们引入综合排名 $rank$ 来选取需要的关键点。

$$rank = k_1 rank_{CCP} + k_2 rank_{ACP}$$

其中 k_1, k_2 是权重数,我们取经验值 $k_1 = 0.95, k_2 = 0.05$ 。综合排名第一的点即为关键点对,以此计算出区域的视差值。将区域的视差值作为区域中所有像素点的视差值,得到纹理单一区域的稠密视差图。

3 性能比较与分析

为了验证方法的有效性,将其应用于Scharstein^[10]使用的标准测试图像,得到纹理单一区域稠密视差图如图4所示。

从图4可以看出,本文算法所得纹理单一区域稠密视差图与标准视差图除了细节方面有所不同,差别不是很大,说明本文的方法是可行的。为了进一步比较本文方法的准确性,我们对纹理单一区域的稠密视差图,计算了文献[10]提供的定量参数 $B_{\bar{r}}$ (纹理单一区域匹配错误百分比),并将本文方法与其他方法的参数比较列于表1。

表1 本文方法与各种方法的定量指标

方法	Tsukuba	Sawtooth	Venus
	$B_{\bar{r}}/\%$	$B_{\bar{r}}/\%$	$B_{\bar{r}}/\%$
本文方法	0[1]	0[1]	0.29[1]
Scanl. opt	11.86	2.64	7.73
Dyn. prog	3.28	3.63	12.10
SSD + MF	1.34	0	4.96
Graph Cut	3.34	0	0.36

表1中,Scanl. opt、Dyn. prog属于扫描线最优匹配方法;SSD + MF属于局部最优匹配方法;Graph Cut属于全局最优匹配方法。上述方法都是基于点匹配的,本文方法是基于分块

匹配的。表中“本文方法”一行在列出所得指标的同时,还给出了与其他方法比较后的指标排名(方括号中的数字)。从表1可以看出,本文方法与其他算法相比,纹理单一区域匹配错误百分比 $B_{\bar{r}}$ 是最低的, $B_{\bar{r}}$ 平均减小76%,所得到的纹理单一区域视差图是最好的。实验结果表明,本文方法可以很好地消除纹理单一区域对立体匹配产生的不良影响,减少误匹配的概率,提高纹理单一区域视差图的精度。

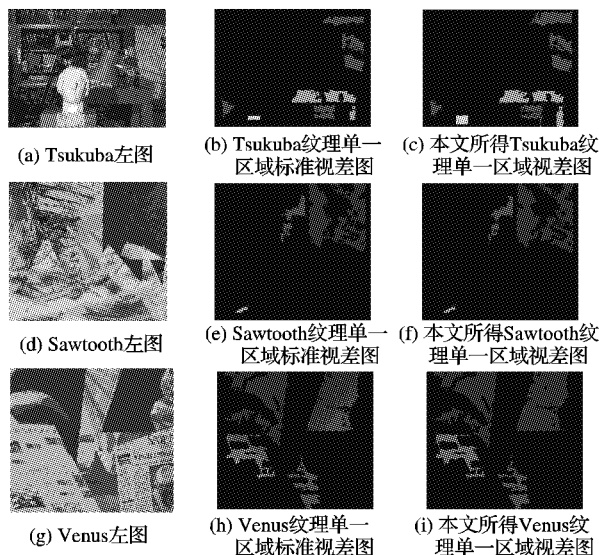


图4 本文算法视差图与标准视差图的比较

4 结语

为了解决纹理单一区域的立体匹配问题,提出了纹理分析与立体匹配相结合的纹理单一区域整体匹配方法。该算法首先利用LBP/C描述图像纹理信息,通过区域生长找到纹理单一区域,并进行整体匹配,然后提出用关键点匹配来计算区域视差值,最终得到纹理单一区域的稠密视差图。通过对国际标准测试图像的试验,证实了本文方法可以有效提高纹理单一区域视差图的正确性,具有实用价值。

参考文献:

- [1] LHUILLIER M, QUAN L. Match propagation for image-based modeling and rendering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(8): 1140-1146.
- [2] 周秀芝, 文贡坚, 王润生. 自适应窗口快速立体匹配[J]. 计算机学报, 2006, 29(3): 473-479.
- [3] 吕朝辉, 袁惇. 基于视差估计的中间视合成[J]. 光子学报, 2007, 38(7): 855-858.
- [4] BOYKOV Y, VEKSLER O, ZABIH R. Fast approximate energy minimization via graph cuts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(11): 1222-1239.
- [5] 彭启民, 贾云得. 一种基于最小割的稠密视差图恢复算法[J]. 软件学报, 2005, 16(6): 1090-1095.
- [6] QUAN LONG, TAN PING, ZENG GANG, et al. Image-based plant modeling[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 599-604.
- [7] 姜青香, 刘慧平. 利用纹理分析方法提取TM图像信息[J]. 遥感学报, 2004, 8(5): 458-464.
- [8] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [9] OJALA T, PIETIKAINEN M. Unsupervised texture segmentation using feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(2): 477-486.
- [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.