

# 基于区域边界约束和图割优化的稠密匹配算法

陈 旺 张茂军 熊志辉

(国防科学技术大学信息系统与管理学院 长沙 410073)

**摘 要** 基于图割全局优化的稠密匹配算法中,平滑项表示和遮挡处理是关键问题。具有凸性平滑项的能量函数可以求得全局最优解,但所求结果在视差跳变处过于平滑;而具有非凸平滑项的能量函数虽保留了视差的非连续性,但目前只能使用循环算法求得次优解。为此,基于“视差跳变绝大部分发生在颜色的不连续处”这一设定,提出一种利用区域边界和边界像素间的约束构建能量函数的稠密匹配表示方法,使得该函数既能求得全局最优解,又能使最终结果满足平滑项的“非连续保留”性,且体现遮挡约束、顺序性约束,并显著提高计算效率,在速度和效果上取得较好平衡。

**关键词** 稠密匹配,立体匹配,区域边界,图割优化

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

## Dense Matching Algorithm Based on Region Boundary Restriction via Graph Cuts Optimization

CHEN Wang ZHANG Mao-jun XIONG Zhi-hui

(College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract** Two main challenges of stereo matching algorithm via graph cuts global optimization are discontinuity and occlusion problems. Energy function with convex smooth term has a global optimal solution but is over-smoothing at the boundary of scene object, while energy function with non-convex smooth term preserves discontinuity but just has a second global optimal solution via iterative optimization, and problems of occlusion, ordering, uniqueness are not dealt with appropriately as well. Therefore, with the observation that disparity almost jumps at the color discontinuity, this paper proposed an approach of energy function presentation for dense stereo matching based on restrictions between region boundary pixels, which assured not only a global optimal solution but also discontinuity-preserving, meanwhile treated with issues of occlusion, ordering, uniqueness and greatly improved computing efficiency.

**Keywords** Dense matching, Stereo matching, Region boundary, Graph cuts optimization

## 1 引言

从二维图像恢复三维深度信息,是计算机视觉中的研究热点,其基本问题是求解两幅或多幅图像之间的对应关系,即立体匹配。但由于噪声、遮挡(occlusion)及透视失真等因素的影响,立体匹配非常困难。

目前,这个领域的工作按问题建模和求解方法的不同分别可分为基于特征、基于区域、基于像素的算法和局部、全局算法。这些方法各有优缺点。如基于特征的方法对噪声不太敏感,鲁棒性较好,但只能得到稀疏的视差图;区域匹配方法可以得到高密度深度图,但可靠性较差,且在遮挡区域、无纹理区域以及深度不连续处得不到正确结果;局部方法计算速度快,但对图像的局部特性比较敏感,容易出现误匹配。

近年来,基于GC(Graph Cuts)全局优化的立体匹配算法得到了广泛研究并取得了很好的结果。文献[1-3]较早提出使用GC全局能量优化来求解立体匹配问题;Yuri Boykov和Vladimir Kolmogorov等在文献[1,3,4]的基础上提出了新的快速GC算法<sup>[5-9]</sup>,解决了结果视差图中不同深度边界处的

模糊问题;文献[10,11,13]进一步在GC算法中引入遮挡约束,但遮挡问题的处理较为复杂;文献[11-14]则对初始视差图进行分割,用平面方程逼近每个分割块,而后基于GC优化对分割块进行标号,取得了更为精细的结果。

上述基于GC全局优化的稠密匹配算法中,平滑项表示和遮挡处理是问题求解的关键。但是这些算法一方面存在平滑项的“非连续保留性”(discontinuity preserving)与全局最优求解之间的矛盾,即具有凸性平滑项的能量函数可以求得全局最优解,但所求结果在视差跳变处过于平滑(over-smoothing);而具有非凸平滑项的能量函数虽保留了视差的非连续性,但只能使用循环算法求得全局次优解且函数项必须满足一定条件<sup>[4]</sup>(否则可能导致NP问题而使得算法无法求解)。另一方面,遮挡问题以及顺序性、唯一性约束没有得到解决或解决过程过于复杂。

基于以上考虑,本文在文献[3,5,9,10]等工作的基础上,提出了一种基于区域边界约束和GC全局优化的稠密匹配算法。该算法并不是对文献[3,5,10]等方法的简单边界化,也不同于文献[15]中的区域匹配思路,而是基于“视差跳变绝大

到稿日期:2008-12-22 返修日期:2009-03-09 本文受国家自然科学基金(60773023,60705013)资助。

陈 旺(1981—),男,博士研究生,主要研究方向为图像处理等,E-mail: ifihavetime@163.com;张茂军(1971—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为虚拟现实、计算机视觉等;熊志辉(1976—),男,博士,讲师,主要研究方向为图像处理等。

部分发生在颜色的不连续处”这一合理设定,提出了一种利用区域边界和边界像素间的约束构建能量函数的表示方法,使得该函数既可通过 GC 求得全局最优解,又能使最终结果满足平滑项的“非连续保留性”,同时体现遮挡约束、顺序约束、唯一性约束。另外,由于基于区域边界像素构建能量函数,图(graph)的顶点数大大减少,从而可显著提高计算效率。

## 2 稠密匹配的能量函数表示和 GC 全局优化

### 2.1 稠密匹配的能量函数表示

稠密匹配可以看作是一个组合优化问题。对于一个有限的场景深度,视差范围是一个有限集合,我们的目标就是在所有像素的所有视差中(根据某些准则)寻找一个最优配置(configuration)。能量函数最优化是求解这一问题的常用方法,其基本表达式为

$$\min E(f) = \sum_{p \in I} D_p(f_p) + \sum_{\{p, q\} \in N} V_{p, q}(f_p, f_q) \quad (1)$$

其中,  $p$  和  $q$  为图像  $I$  中的像素,  $f$  为所有像素视差取值的配置,  $D_p(f_p)$  (又称数据项) 为像素  $p$  视差取值  $f_p$  时的像素匹配一致性程度,  $p$  和  $q$  为具有邻接关系  $N$  的像素,  $V_{p,q}(f_p, f_q)$  (又称平滑项) 为像素  $p$  视差取值  $f_p$  和  $q$  视差取值  $f_q$  时的邻域视差平滑程度。

## 2.2 GC 优化

有多种方法可用于式(1)求解,如模拟退火、动态规划法、神经网络法等,但这些方法要么难以用于高维数据,要么难以控制收敛,且效率普遍较低。近年来的工作表明,最小割算法非常适合求解组合优化问题。现有基于 GC 的最优化算法大致可分为两类:

### (1) 求全局最优解的 GC 算法

文献[2,3,16]等将组合优化问题看成为一个标号问题,通过构造法构建一个特殊的图结构(graph),使得该图对应的最大流/最小割的解正好为能量函数的最优解。为确保能量函数能够用一个图来表述,要求能量函数项必须是凸函数,从而导致所求最优解在视差跳变处函数惩罚加大,视差图在不同深度边界处过于平滑;同时,由于函数项的凸性要求,顺序约束、遮挡约束等也无法得到很好解决。

### (2) 求全局次优解的 GC 算法

文献[5-7]等认为,为了在视差的跳变处得到较好结果,应当使用具有非凸性质的平滑项,从而使得能量函数具有“非连续保留性”。Potts model 是一种最简单的常用非凸平滑项  $V_{p,q}(f_p, f_q) = \lambda \times T(f_p \neq f_q)$ , 但文献[5, 8, 10]证明了使用这类平滑项的能量函数最优化是一个 NP-hard 问题, 没有有效的全局优化算法。为此, 文献[5, 8, 9]分别提出了类似的近似方法, 将多变量的函数优化问题转化为循环求解二值变量的函数优化问题, 并证明经过一定次数循环后的解与最优解的偏差仅在一定范围之内<sup>[3]</sup>。由于可以使用非凸函数项, 这类算法也可以处理顺序性约束、遮挡等问题。其不足之处在于只能使用循环方式求得全局次优解; 算法的复杂度难以确定; 在处理顺序性约束和遮挡等问题时, 需要较大的额外计算量。

本文将使用一种新的不同的思路,在求解立体匹配的同时避免上述两类方法的不足。

### 2.3 GC 优化的构图法

文献[3]中提出的构图法是本算法 GC 全局优化的基础,其构图方式如图 1 所示,立体网络的顶点表示可能的匹配像

素对,网络的边表示顶点所代表像素间的邻接关系以及保证最小割与一个配置相对应的有关约束。

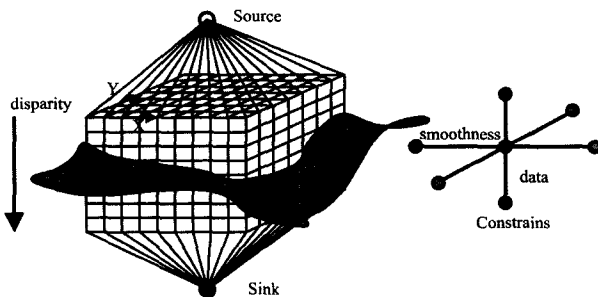


图 1 立体匹配 GC 优化的图结构

图的具体构造方法如下:

1) 对图像中每个像素  $p$ , 创建一系列节点  $p_1, \dots, p_{k-1}$  ( $k$  是可能的视差个数), 并通过  $k$  条  $t$  连接边 ( $t$ -links)  $\{t_1^p, \dots, t_k^p\}$  将这些节点连接起来, 其中,  $t_1^p = \{R, p_1\}$ ,  $t_j^p = \{p_{j-1}, p_j\}$ ,  $t_k^p = \{p_{k-1}, S\}$ ;

2) 对于具有邻域关系的像素  $p, q$ , 创建  $k-1$  条  $n$  连接边  $(n\text{-links})\{p_j, q_j\}, j \in \{1, \dots, k-1\}$ , 每条边的权重为  $u_{\{p, q\}}$ ;

3) 对于每条  $t$  连接边, 给边的权重赋值为  $K_p + D_p(l_j)$ , 其中  $K_p$  为常量, 且  $K_p > (k-1) \sum_{q \in N_p} u_{(p,q)}$ 。

上述算法构建的图其割集与图像中所有像素视差值的配置一一对应,且割集的代价为:

$$|C| = \sum_{p \in I} K_p + \sum_{p \in I} D_p(f_p^C) + \sum_{\{p,q\} \in N} u_{\{p,q\}} |f_p^C - f_q^C| \quad (2)$$

具体过程及证明参见文献[3]。

### 3 基于区域边界约束和 GC 优化的稠密匹配

由于  $u_{(p,q)} | f_p^c - f_q^c |$  为凸函数, 具有式(2)形式的能量函数可以通过 GC 算法求得全局最优解, 因此本文的思路是使用一种与式(2)形式相似的稠密匹配能量函数表示方法, 但需要避免“过于平滑”的问题, 并集成顺序性和遮挡约束。基于前人的研究结果, 我们认为以下两个设定成立:

1) 视差跳变绝大部分发生在颜色的不连续处。

2) 如果基于颜色对图像进行过度分割(over-segmentation), 则分割后可认为同一区域像素内像素视差相同<sup>[11,13]</sup>。

### 3.1 算法原理

由于对图像进行分割后可以认为同一区域内像素的视差值相同,因此区域边界点的视差决定了区域内所有像素的视差,稠密匹配的关键转化为求取各个区域边界上像素点的视差值。

一种直观的方法是使用区域匹配。如果已知图像对之间的区域匹配结果,则区域边界上像素点的视差即可求得。文献[15]提出了一种区域匹配算法,首先分别对图像对进行区域分割,提取区域特征并进行匹配,尔后根据匹配结果计算整幅图像的视差。但实际情况是,由于成像过程和分割算法等多种因素的影响,同一场景在两幅图像中的分割结果(形状、大小、颜色)可能并不一样,从而导致区域之间无法匹配或误匹配,如图2所示。

为此,本文提出了一种新的方式,即只对图像对中的一幅图像(不失一般性,设为左视图)进行区域分割,通过对区域左右边界上的像素点添加颜色约束、邻接约束等构建匹配能量函数,使得在基于 GC 优化求解时,左视图中的区域边界自动

逼近右视图中同一场景边界,从而达到准确的全局意义上的最优区域匹配。算法的能量函数为

$$\min E(f) = \sum_{p \in BI} D_p(f_p) + \sum_{\{p,q\} \in N_1} V1_{p,q}(f_p, f_q) + \sum_{\{p,q\} \in N_2} V2_{p,q}(f_p, f_q) \quad (3)$$

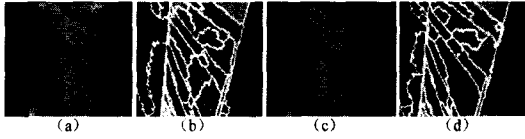


图2 (a) venus测试图左图像的中上部分; (b) 图(a)基于 mean-shift 算法的分割结果; (c) venus 测试图右图像的中上部分; (d) 图(c)基于 mean-shift 算法的分割结果

图2

式(3)中,  $BI$  为图像区域分割后所有区域左边界和右边界上的像素组成的图像(左右边界的定义和计算与文献[15]相同),  $D_p(f_p)$  表示边界点  $p$  视差为  $f_p$  时与对应点的颜色差异(本文取颜色差的平方),  $V1_{p,q}(f_p, f_q) = u1_{p,q} \times |f_p - f_q|$ ,  $V2_{p,q}(f_p, f_q) = u2_{p,q} \times |f_p - f_q|$  表示具有邻接关系  $N_1, N_2$  的像素  $p, q$  视差不相等时产生的惩罚,  $N_1$  表示相邻两区域边界同一扫描线上像素点的邻接关系(如图3(a)中的  $p, q$ ),  $N_2$  表示同一区域左边界或右边界像素点间的邻接关系(如图3(a)中的  $p, m$ ),  $u1 > u2$ 。匹配原理如图3(b)所示。



图3 (a) 区域边界点位置关系示意图(图2(b)局部放大); (b) 边界点匹配原理示意图(图2(c)局部放大)

图3

$p, q$  为相邻两区域边界上的像素点, 可以人为判断, 图3(a)中  $p, q$  在图3(b)中正确的对应点应当位于圆心附近。现假定式(3)最优解  $f^*$  的情况并非如此, 图3(a)中  $p, q$  的对应点为图3(b)中的  $p, q$  点, 则根据式(3),  $V1_{p,q}(f_p, f_q) > 0$  且与  $p, q$  的距离成正比, 这与  $f^*$  是  $E(f)$  的最优解相矛盾, 因为如果图3(b)中的  $p, q$  点同时向圆心靠拢, 则  $V1_{p,q}(f_p, f_q)$  减少而  $V2_{p,q}(f_p, f_q)$  和  $D_p(f_p)$  基本不变(同一区域颜色相近且  $u1 > u2$ ), 从而  $E(f)$  减少。

从上述分析可以看出, 式(3)中的  $\sum_{p \in BI} D_p(f_p)$ ,  $\sum_{\{p,q\} \in N_1} V1_{p,q}(f_p, f_q)$  项使得一幅图像的区域边界在匹配时自动逼近另一幅图像的区域边界, 而  $\sum_{\{p,q\} \in N_2} V2_{p,q}(f_p, f_q)$  项用来约束同一区域的边界视差不会出现大的跳变, 这与同一区域像素的视差基本相同这一前提也是吻合的。

通过 GC 优化对式(3)求全局最优解, 可以得到较为准确的区域匹配结果, 但由于区域之间存在遮挡, 因此还不能计算出正确的稠密视差图。下面讨论遮挡和顺序性问题。

### 3.2 遮挡问题

场景中的物体具有不同的深度, 是导致遮挡产生的根本原因。图像中只有未被遮挡的部分才能在另一幅图像中找到匹配点。亦即是说, 如果未遮挡部分能够正确匹配, 则其匹配结果就对应正确的视差值。通过式(3)优化求解后, 区域匹配的结果比较准确, 因此关键问题是分析区域的遮挡情况。分

3种情况讨论(因为图像对只存在水平方向视差, 所以只需要考虑区域左右边界的遮挡):

1) 左右边界均无遮挡。此时左右边界点的视差应当相等, 且等于区域视差。

2) 仅左或右边界被遮挡。当只有左或右边界被遮挡时, 没有发生遮挡的边界视差就可以表示整个区域的正确视差。

3) 左右边界都存在遮挡但均未被完全遮挡。这种情况下, 仅用左或右边界的视差都无法正确表示区域视差。这时, 一方面, 可以对区域边界像素点的视差情况进行统计分析, 用占最大比重的视差值近似估计区域视差; 另一方面, 由于图像分割后每个区域的面积较小, 如果存在遮挡, 则绝大部分为第二类情况, 而此类遮挡极少出现, 因而对最终结果影响不大(实验结果也证明了这一点)。

分析在第一和第二种情况下遮挡和视差的计算。如图4所示, 图4(a)、图4(b)为立体图像对, 设区域匹配后对应点对为  $\{a1, A1\}, \dots, \{c2, C2\}$ , 则图4(a)中边界点的视差分别为  $(x_{A1} - x_{a1}), \dots, (x_{C1} - x_{c1})$ 。由图知, 区域A, C存在部分遮挡(红色框内部分), 因此只有A的左边界是正确匹配的,  $a1, a2$  之间所有像素的视差才可认为是  $(x_{A1} - x_{a1})$ ; 同理,  $c1, c2$  之间像素的视差为  $(x_{C2} - x_{c2})$ 。由于  $(x_{A2} - x_{a2}) > (x_{A1} - x_{a1})$ ,  $(x_{C1} - x_{c1}) > (x_{C2} - x_{c2})$ ,  $(x_{B1} - x_{b1}) = (x_{B2} - x_{b2})$ , 因此视差计算可简化为

$$D_p = \min((x_{p1} - x_{p1}), (x_{p2} - x_{p2})) \quad (4)$$

其中,  $P, p$  为区域左右边界的匹配点对。根据式(3)、式(4)求解, 得到图4(a)的稠密视差图, 如图4(c)所示(背景点视差取值为0)。



图4 (a)左图像; (b)右图像; (c)视差计算结果

图4 遮挡与视差计算

可见, 本算法在计算正确区域视差的同时, 也可以获得图像对之间的遮挡关系。另外, 虽然式(3)在相邻区域边界上施加了差异惩罚, 但实际上算法的最后结果是允许相邻区域之间存在视差跳变的(如区域B的左右边界处都出现了大的视差跳变), 因此本算法同样具有非连续保留性。

### 3.3 顺序性和唯一性问题

虽然算法没有显式地定义顺序约束, 但由于式(3)中的颜色约束和邻接边界约束在最后所求的视差图中, 匹配点的顺序性在很大程度上也是满足的。

如图4所示, 设图4(a)中边界像素  $a2$  的坐标为  $(x, y)$ , 其在右图像中的对应点  $A2$  坐标为  $(x+d, y)$ ,  $a2$  的邻接边界点  $b1$  坐标为  $(x+1, y)$ , 按照能量约束, 其对应点  $B1$  坐标应该为  $(x+d+1, y)$  (区域B无遮挡) 或  $(x+d+k, y)$ ,  $k > 1$  (区域B有遮挡)。否则,  $B1$  将落在区域A内, 由于区域颜色不同,  $D_p(f_p)$  将产生较大惩罚。

同时, 由于边界点视差确定了区域视差, 因此每个像素只会有一个视差值, 即在另一幅图像中只有一个对应点, 唯一性约束也得到满足。

归纳起来, 算法总体流程如下:

- 1) 任选图像对中的一幅进行区域分割并提取区域边界;
- 2) 基于分割结果和式(3)用构造法构建图结构;

3)求解图的最小割集并得到区域匹配结果;

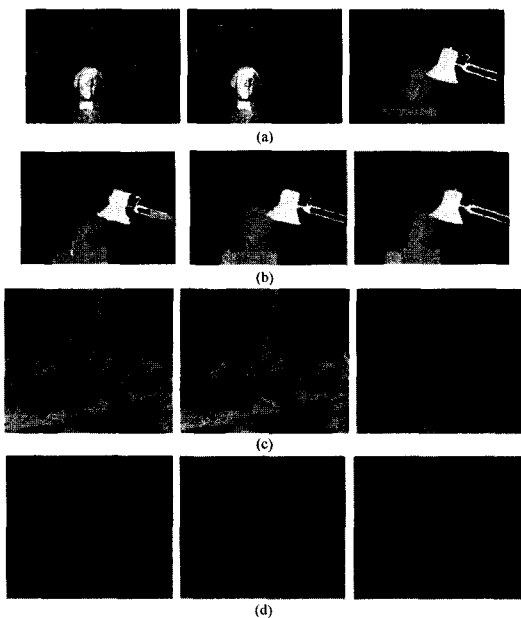
4)根据式(4)计算稠密视差图和区域遮挡。

其中步骤 2)是关键,算法中的构图法与文献[3]中提出的方法类似,不同之处在于文献[3]基于像素构图,使用的是四邻域关系,而本算法基于区域边界,使用的是  $N_1, N_2$  邻域。虽然两种方法形式上相似,但实质含义并不相同。总的说来,本算法具有以下特点:

- 1)基于区域边界构图,显著减少计算量;
- 2)能够求得全局最优解;
- 3)具有非连续保留性;
- 4)计算区域正确视差的同时较好地处理了遮挡问题、顺序性问题、唯一性问题。

#### 4 实验和讨论

为验证算法的有效性,使用了 Middlebury 数据库中的标准立体图像对 (tsukuba, sawtooth) 进行实验。所有代码在 Matlab 7.1, Windows 2003 平台下实现,计算机主频 P4 2.4G,内存 1G。实验结果评判使用文献[17]中提出的标准,即统计未被遮挡像素中所求结果与真实数据的误差大于 1 的像素比例,对每一组图像,分别计算以下数据:(1)图像中所有像素的误差  $D_{all}$ ;(2)图像中非连续邻域的误差  $D_{disc}$ ;(3)图像中弱纹理区域的误差  $D_{untex}$ 。区域分割使用基于灰度图的 mean-shift 算法,颜色阈值为 5,最小区域大小为 20,  $u_1, u_2$  分别取值为 25,10。实验结果如图 5、表 1 所示。



(a)tsukuba 图像对和对应真实视差图;(b)从左至右依次为本算法、文献[18,19]针对 tsukuba 图像对的视差计算结果;(c)sawtooth 图像对和对应真实视差图;(d)从左至右依次为本算法、文献[18,19]针对 sawtooth 图像对的视差计算结果

图 5

表 1 视差计算结果错误率对比

| Algorithms                | Tsukuba          |                   |                    | Sawtooth         |                   |                    |
|---------------------------|------------------|-------------------|--------------------|------------------|-------------------|--------------------|
|                           | D <sub>all</sub> | D <sub>disc</sub> | D <sub>untex</sub> | D <sub>all</sub> | D <sub>disc</sub> | D <sub>untex</sub> |
| Proposed                  | 2.46             | 8.06              | 1.21               | 1.95             | 4.52              | 0.96               |
| Graph Cuts <sup>[9]</sup> | 3.86             | 15.27             | 1.47               | 4.98             | 13.36             | 0.99               |
| Graph Cuts <sup>[5]</sup> | 1.86             | 9.35              | 1.00               | 0.42             | 3.76              | 0.14               |

|                              |      |      |      |      |      |      |
|------------------------------|------|------|------|------|------|------|
| Graph Cuts <sup>[17]</sup>   | 1.94 | 9.49 | 1.09 | 1.30 | 6.34 | 0.06 |
| TensorVoting <sup>[18]</sup> | 1.51 | 7.96 | 2.02 | 0.70 | 4.35 | 0.50 |
| AdaptWeight <sup>[19]</sup>  | 1.29 | 6.72 | 0.61 | 0.97 | 4.82 | 0.34 |

表 1 中,文献[3]中的 Graph Cuts 为典型的具有凸性平滑项的能量函数 GC 优化算法,文献[5,17]中的 Graph Cuts 为典型的具有非凸平滑项的能量函数 GC 优化算法,Tensor Voting<sup>[18]</sup>,AdaptWeight<sup>[19]</sup>为非 GC 优化算法。数据表明,与上述算法相比,本文所提方法在  $D_{disc}$  上总体较小,说明算法在处理视差跳变问题上具有较好效果,体现了算法的非连续保留特性。与文献[3]中的 Graph Cuts 相比,本算法在各项统计数据上都有所降低,表明算法整体优于文献[3]中的 Graph Cuts 类算法。而与文献[5,17]中的 Graph Cuts, Tensor Voting<sup>[18]</sup>,AdaptWeight<sup>[19]</sup>相比,本方法在总误差  $D_{all}$  上稍有偏高。分析其原因,主要是算法对图像进行了基于颜色的区域分割。如图 6 所示,红色框内的图像在颜色上非常接近,使得原本不同深度的场景被划分为同一区域,由于本算法基于区域边界计算视差并假定区域内像素视差相等,因此最终结果受到影响。



图 6 误差分析示意图

但是基于区域分割和区域匹配的方式在另一方面却给本算法带来了计算效率上显著的优越性。当前效果较好的大多数算法基本上采用了多步骤、逐步优化求精(如文献[12-14]等)或循环求解次优解(如文献[6-10]等)的计算模式,在获得准确视差结果的同时极大地增加了计算量。文献[11]在进行视差计算时依次包括了初始匹配、基于单个分割的初始平面拟合、基于多个分割的平面拟合精度化和基于图割的平面标号 4 个步骤;文献[18]将算法分为初始匹配、正确匹配选择、平面拟合和未匹配像素视差估计 4 个阶段;而文献[6-10]等算法通常需要 5 至 10 次循环才能达到 98% 以上的正确率。显然,由于计算步骤增加,计算量和计算时间也必然随之增加。而本算法在经过一次区域分割和一次基于边界的 GC 优化后基本上可达到 98% 左右的正确率,从而在最终效果和运行速度上取得了较好平衡。表 2 为几种算法针对 Tsukuba 图像对的计算时间对比,考虑到 c/c++ 编码程序的运行效率是 Matlab 程序的 5~10 倍,因此本算法的 c/c++ 实现大致只需要 2~4s 就可以完成对 Tsukuba 的视差计算,运算速度显著提高。

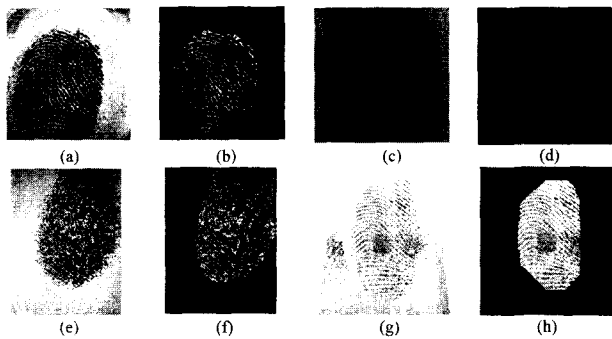
表 2 Tsukuba 图像对稠密匹配计算时间对比

| Algorithm                   | Platform  | Language | Time(s) |
|-----------------------------|-----------|----------|---------|
| AdaptWeight <sup>[19]</sup> | AMD 2700+ | c/c++    | 60      |
| Graph Cuts <sup>[10]</sup>  | P4 1.6G   | c/c++    | 47      |
| Graph Cuts <sup>[20]</sup>  | P4 1.6G   | c/c++    | 29      |
| Proposed                    | P4 2.4G   | Matlab   | 20      |

**结束语** 本文在分析视差跳变与区域边界之间关系以及遮挡产生原因的基础之上,针对当前稠密匹配算法中“最优求解”和“视差过度平滑”的矛盾,提出了基于区域边界约束和最小割优化的稠密匹配算法。该方法基于合理假设,使用了满足凸性要求的函数项构建稠密匹配能量函数,在避免“过度

(下转第 278 页)

特征——有效点聚集度。大量的实验结果及数据分析表明,相对于已有常用的指纹图像分割特征,有效点聚集度具有鉴别能力强、鲁棒性好、分割结果中的前景、背景区域较为集中的特点。



(a) 来源于 FVC2000 DB3 的原始指纹图像, (b) 本文算法对图 9(a) 的分割结果图, (c) 来源于 FVC2002 DB3 的原始指纹图像, (d) 本文算法对图 9(c) 的分割结果图, (e) 来源于 FVC2002 DB4 的原始指纹图像, (f) 本文算法对图 9(e) 的分割结果图, (g) 来源于 FVC2004 DB2 的原始指纹图像, (h) 本文算法对图 9(g) 的分割结果图

图 9 本文算法的分割结果图

2) 在分割方法上, 本文在采用有效点聚集度及块聚集度这两个分割特征的基础上, 提出了一种粗、细分割结合的分级分割算法。大量实验证明, 该算法具有准确性高、适应性强的特点, 是一种行之有效的指纹图像分割方法。

(上接第 261 页)

平滑”的同时较好地处理了遮挡约束、顺序性约束和唯一性约束。实验表明, 本算法所求最终结果具有较高准确率, 并显著减少了计算量, 在最终效果和运行速度上取得了较好平衡。

## 参考文献

- [1] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Markov Random Fields with efficient approximations[C]// IEEE Conference on PAMI. 1998: 648-655
- [2] Ishikawa H, Geiger D. Segmentation by grouping junctions[C]// IEEE Conference on PAMI. 1998: 125-131
- [3] Veksler O. Efficient Graph-based Energy Minimization Methods in Computer Vision[D]. Cornell University, 1999
- [4] Kolmogorov V, Zabih R. What energy functions can be minimized via graph cuts[J]. IEEE Transaction on PAMI, 2004, 26(2): 147-159
- [5] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Fast approximate energy minimization via graph cuts[J]. IEEE Transaction on PAMI, 2001, 23(11): 1222-1239
- [6] Kolmogorov V, Zabih R. Multi-camera scene reconstruction via graph cuts[C]// Proc. ECCV. 2002: 82-96
- [7] Kim J, Kolmogorov V, Zabih R. Visual correspondence using energy minimization and mutual information[C]// Proc. ICCV. 2003
- [8] Boykov Y, Kolmogorov V. An Experimental Comparison of Min-Cut Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision[J]. IEEE Transactions on PAMI, 2004, 26(9): 1124-1137
- [9] Kolmogorov V. Graph based algorithms for scene reconstruction from two or more views[D]. Cornell University, 2004
- [10] Kolmogorov V, Zabih R. Computing visual correspondence with

## 参考文献

- [1] Chen Xinjian, Tian Jie, Cheng Jiangang, et al. Segmentation of fingerprint images using linear classifier[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2004(4): 480-494
- [2] Mehtre B M, Murthy N N, Kapoor S, et al. Segmentation of fingerprint images using directional image[J]. Pattern Recognition, 1987, 20(4): 429-435
- [3] Mehtre B M, Chatterjee B. Segmentation of fingerprint images-A composite method[J]. Pattern Recognition, 1989, 22(4): 381-385
- [4] Bazen A M, Gerez S H. Segmentation of fingerprint images[C]// ProRISC 2001 Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing. Veldhoven, The Netherlands, November 2001
- [5] 唐良瑞, 谢晓辉, 蔡安妮, 等. 基于 D-S 证据理论的指纹图像分割方法[J]. 计算机学报, 2003, 26(7): 887-892
- [6] Hong L, Wang Y F, Jain A K. Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 1998, 20(8): 777-789
- [7] Ratha N, Chen S, Jain A K. Adaptive flow orientation-based feature extraction in fingerprint images[J]. Pattern Recognition, 1995, 28(11): 1657-1672
- [8] Klein S, Bazen A, Veldhuis R. Fingerprint image segmentation based on hidden markov models[C]// Proceedings of the 13th Annual Workshop on Circuits, Systems, and Signal Processing. 2002: 310-318
- [9] 耿茵茵, 唐良瑞. 指纹图像分级分割算法[J]. 北方工业大学学报, 2000, 12(3): 21-26
- [10] Zhu En, Yin Jianping, Hu Chunfeng, et al. A systematic method for fingerprint ridge orientation estimation and image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2006, 39: 1452-1472
- [11] Hong L, Chen G. Segment-based stereo matching using graph cuts[C]// IEEE Computer Society Conference on CVPR. 2004: 74-81
- [12] Bleyer M, Gelauz M. A layered stereo matching algorithm using image segmentation and global visibility constraints[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2005: 128-150
- [13] Bleyer M, Gelauz M. Graph-cut-based stereo matching using image segmentation with symmetrical treatment of occlusions[J]. Signal Processing: Image Communication. 2007: 127-143
- [14] Deng Yi, Yang Qiong, Lin Xueyin, et al. Stereo correspondence with occlusion handling in a symmetric patch-based graph-cuts model stereo[J]. IEEE Transaction on PAMI. 2007: 1068-1079
- [15] Ansari M, Masmoudi L, Bensrhair A. A new regions matching for color stereo images[C]// Pattern Recognition Letters. 2007: 1679-1687
- [16] Ishikawa H. Exact optimization for Markov random fields with convex priors[C]// IEEE Transactions on PAMI. 2003: 1333-1336
- [17] Scharstein D, Szeliski R. A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47: 7-42
- [18] Mordohai P, Medioni G. Stereo using monocular cues within the tensor voting framework[J]. IEEE Transaction on PAMI, 2006, 28(6): 968-982
- [19] Yoon K - J, Kweon I - S. Adaptive support - weight approach for correspondence search[J]. IEEE Transaction on PAMI, 2006, 28(4): 650-656
- [20] 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