

文章编号 1004-924X(2009)09-2328-08

# 利用自适应窗口实现不连续保护立体匹配

卢阿丽, 唐振民

(南京理工大学 计算机科学与技术学院, 南京 江苏 210094)

**摘要:**为了解决计算机视觉中对应点的误匹配问题,提出了一种在能量最小化框架下利用自适应窗口的不连续保护立体匹配算法。该算法首先引入了融合亮度和梯度信息的非相似度,然后,根据窗口内的平均匹配误差、误差方差及较大窗口的偏向误差组成的窗口代价函数,选取每个视差对应的最佳窗口作为匹配基元,并利用扫描线优化方法及深度不连续约束法寻找水平方向上的最优路径;最后,通过回溯最佳路径获得最终的稠密视差图。实验结果表明,所提算法不仅能够保留自适应窗口匹配算法的优点,较好地处理大的低纹理区域和视差不连续区域,还可加强相邻匹配基元间的视差连续性,所提算法的计算量比原有算法缩短了约 3/4。

**关键词:**计算机视觉;立体匹配;非相似度;自适应窗口;扫描线优化

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## Discontinuity preserving stereo matching using variable window

LU A-li, TANG Zhen-min

(*School of Computer Science & Technology, Nanjing University of  
Science & Technology, Nanjing 210094, China*)

**Abstract:** For solving the mismatching problem in computer vision, a discontinuity preserving stereo matching algorithm using variable windows in an energy minimization framework was proposed. Firstly, a dissimilarity combining intensity and gradient information was introduced. Then, according to the cost function composed of the average measurement error, error variances and the error biases of larger windows, the best window for each disparity was chosen as the matching cue, and a scanline optimization method was used to search optimum paths under the constraint of depth discontinuity. Finally, a dense disparity map was obtained by tracing optimum paths. Experimental results show that the proposed algorithm can not only process the low texture areas and depth discontinuities, but also enforce the consistency between the two neighbors. Moreover, the computation cost has almost decreased by three-fourths as compared with that of the original algorithm.

**Key words:** computer vision; stereo matching; dissimilarity; variable window; scanline optimization

## 1 引言

立体匹配是计算机视觉领域中重要的任务之一,它通过双目或多目图像匹配得到视差图,由三角测量关系进一步获取景物的深度,从而为三维重建和场景合成等提供关键信息。

许多国内外学者对立体匹配问题作了深入的研究,在文献[1]中有详细的描述,目前对此研究的主要方法是基于局部窗口<sup>[2-3]</sup>和基于能量最小化<sup>[4-6]</sup>的匹配方法,在 Scharstein 等人提供的测试平台上<sup>[1]</sup>,虽然以信任度传播<sup>[4]</sup>、图切割<sup>[5-6]</sup>为首的能量最小化方法在匹配精度上有很大的优势,但基于窗口的匹配方法速度较快,常在实时系统中使用,针对传统窗口存在的局限性——窗口大小严重影响匹配质量的高低<sup>[7]</sup>,Veksler<sup>[8]</sup>等人提出了一种基于自适应窗口的立体匹配方法(Var. Win.),该方法利用由窗口内的平均匹配误差,较大窗口的偏移及匹配误差方差组成的代价函数来确定窗口,并搜索每个视差的最小窗口代价,然后通过 WTA(Winner-Takes-All)方式比较不同视差的最小窗口代价来选择最优视差,与传统的窗口匹配方法相比,Var. Win. 算法可根据像素的不同类型自适应的调节窗口大小,如在无纹理区域,窗口会尽量大,以便为可靠匹配包容足够的灰度变化,而在视差不连续区域,窗口足够小从而包含较少的视差变化点。但该算法只能得到局部范围内的视差最优解,所得视差图存在块状不连续现象尤其是视差空洞;另外,虽然这种基于自适应窗口的匹配方法减轻了前景肥大的现象,但是,在视差不连续区域,误匹配仍然较高,视差边缘也不够清晰。

为了得到精确度更高的视差图,本文在 Var. Win. 算法的基础上,提出以最佳的自适应窗口作为匹配基元,然后在扫描线优化框架上使用该匹配基元搜索最优视差路径。由于该匹配基元允许待匹配像素存在于窗口中的任何位置,待匹配像素总是能够寻找到与其视差最相近的像素组成匹配基元,从而能够保证聚集较少的视差不连续点,达到保护视差不连续的目的,另外由于引入扫描线优化方法选择最优视差路径,在扫描线上大范围的搜索最优视差,并加强视差变化伴随亮度变化的约束,利用亮度梯度协助视差跟随亮度边缘

跳跃,使得所提算法与 Var. Win. 方法相比,消除了视差图中块状不连续现象,同时所得视差图在视差不连续区域的准确性得到了较大的提高。

## 2 选取匹配基元

### 2.1 窗口代价函数

假设参照图像为左图像,且输入的图像对已经过校正。令  $I_l, I_r$  分别表示左右图像的亮度函数,对参照图像上的一点  $(x, y)$ ,视差为  $d$  时,匹配误差  $S(x, y, d)$  定义为:

$$S(x, y, d) = f(I_l(x, y), I_r(x-d, y)), \quad (1)$$

其中,  $f$  表示非相似性度量函数,  $S(x, y, d)$  的值越小,  $(x, y)$  和  $(x-d, y)$  对应三维空间中同一点的概率就越大。

除了图像中的亮度信息,本文还利用梯度信息来加强匹配的可靠性。用  $S_{\text{grey}}(x, y, d)$  表示亮度非相似度,  $S_{\text{grad}}(x, y, d)$  表示梯度的非相似度,匹配误差定义为:

$$S(x, y, d) = \lambda S_{\text{grey}}(x, y, d) + (1-\lambda) S_{\text{grad}}(x, y, d), \quad (2)$$

$S_{\text{grey}}$  采用文献[9]中的方法计算,它对图像采样噪声不敏感,同时对非朗伯表面具有一定的适应性。定义  $\hat{I}_l, \hat{I}_r$  分别为左右扫描线上相邻采样点间的线性插值函数,  $S_{\text{grey}}^l(x, y, d)$  表示左图像上  $(x, y)$  点与右图像上  $(x-d, y)$  点的线性插值的非相似性度量:

$$S_{\text{grey}}^l(x, y, d) = \min_{x' \in [x-d-\frac{1}{2}, x-d+\frac{1}{2}]} |I_l(x, y) - \hat{I}_r(x', y)|. \quad (3)$$

同理,可以求出左图像中  $(x, y)$  点的线性插值与右图像中  $(x-d, y)$  点的非相似性度量:

$$S_{\text{grey}}^r(x, y, d) = \min_{x' \in [x-\frac{1}{2}, x+\frac{1}{2}]} |\hat{I}_l(x', y) - I_r(x-d, y)|. \quad (4)$$

与文献[9]不同,本文对两者的最小值用  $K$  进行截断,从而抑制遮挡点的干扰,将亮度非相似度  $S_{\text{grey}}(x, y, d)$  表示为:

$$S_{\text{grey}}(x, y, d) = \min\{S_{\text{grey}}^l(x, y), S_{\text{grey}}^r(x, y), K\}. \quad (5)$$

另外,梯度的非相似度定义为:

$$S_{\text{grad}}(x, y, d) = |\nabla_x I_l(x, y) - \nabla_x I_r(x-d, y)| + |\nabla_y I_l(x, y) - \nabla_y I_r(x-d, y)|. \quad (6)$$

基于窗口进行匹配,须假设目标在窗口内为一前视平坦表面,即窗口内的视差相同,若物体为斜表面且坡度较小,则它在局部范围内仍服从视差相等的假设。Veksler 等人<sup>[8]</sup>提出了一种 Var. Win 算法,通过平均匹配误差,较大窗口的偏移及匹配误差方差组成的窗口误差函数,计算像素取不同视差时的最小窗口误差,同时也可搜索出最佳窗口(窗口内的像素具有较近的视差)。

首先定义窗口的代价函数  $C_d(W)$ ,文献<sup>[8]</sup>中  $W$  表示任意一个大小为  $h \times h$  矩形窗口,窗口长度  $h \in [h_{\min}, h_{\max}]$ ,  $C_d(W)$  用来估计窗口内像素视差相同且为  $d$  的可能性,值得注意的是  $C_d(W)$  是窗口  $W$  内所有像素的窗口代价函数,而并非某一个特定像素。

$$C_d(W) = \bar{S} + a \cdot \text{var}(S) + \frac{b}{\sqrt{|W|} + c}. \quad (7)$$

上式中,  $a, b, c$  表示权值参数,  $|W| = h \times h$ ,  $\bar{S}$  表示窗口内像素的平均匹配误差:

$$\bar{S} = \sum_{(x', y') \in W} \frac{S(x', y', d)}{|W|}. \quad (8)$$

利用归一化窗口的匹配误差,可用来比较不同尺寸窗口内视差相同的程度。

$\text{var}(S)$  表示窗口内的匹配误差方差:

$$\begin{aligned} \text{var}(S) &= \overline{S^2} - (\bar{S})^2 = \\ &= \sum_{(x', y') \in W} \frac{(S(x', y', d))^2}{|W|} - \\ &= \left( \sum_{(x', y') \in W} \frac{S(x', y', d)}{|W|} \right)^2. \end{aligned} \quad (9)$$

式(7)在最后一项上引入了窗口偏移量,对大的窗口该值偏小,因此在无纹理区域,窗口代价通过选择较大的窗口,获得更可靠的匹配。

窗口代价函数  $C_d(W)$  是关于窗口  $W$  和视差  $d$  的二维函数。对任意一个视差  $d$  而言,自适应的调节  $W$  的大小,  $C_d(W)$  的最小值  $C_d^{\min}$  (最小窗口误差) 对应一个最佳窗口,该最佳窗口内像素的视差最相似。而不同的视差  $d$  与  $C_d^{\min}$  形成一个关系曲线。Veksler 通过寻找该曲线上的最小值,得到最优视差  $d_{\text{opt}}$ 。但如果该曲线比较平坦且对应多个局部极小值(尤其在重复纹理和无纹理区域),那么就会得到错误的结果。尽管 Veksler 的匹配方法使窗口内像素视差的平滑性得到了加强,却忽略了相邻匹配窗口间的平滑性,因此仅利用小范围信息来搜索最佳视差是不可靠的,仅能得到图像局部范围内的视差最优解。

## 2.2 整数图像的应用

由于窗口代价函数的计算量与窗口大小成正比,为了提高效率,可利用整数图像进行加速<sup>[7,8]</sup>。整数图像存储某个函数在整数坐标处的和,而函数在矩形窗口内的和利用整数图像进行简单运算获得,所需计算量为一常量,与窗口大小无关。

设  $f$  为一个实数型函数  $f(x, y) : (x, y) \rightarrow \mathbf{R}$ , 整数坐标处和的公式为:

$$I(x, y) = \sum_{i \leq x, j \leq y} f(i, j). \quad (10)$$

利用  $I(x, y) = f(x, y) + I(x, y-1) + I(x-1, y) - I(x-1, y-1)$  的递推关系,从图像的左上角开始递归,可得到一个与图像同样大小  $I(x, y)$  的矩阵,称为整数图像。计算矩形窗口  $W(x, y : x', y')$  上  $f$  的和,只需两次减法,一次加法,计算量与矩形大小无关。

$$\begin{aligned} \text{sumf}(x, y, x', y') &= \sum_{x' \leq i \leq x, y' \leq j \leq y} f(i, j) = I(x, y) - \\ &= I(x-1, y) - I(x, y'-1) + I(x'-1, y'-1). \end{aligned} \quad (11)$$

以式(5)中的窗口代价为例,先计算函数  $f(x, y) = S(x, y, d)$ ,  $g(x, y) = (S(x, y, d))^2$  的整数图像,然后计算  $f(x, y), g(x, y)$  在矩形窗口  $W$  上的函数和,  $\bar{S}, \text{var}(S), C_d(W)$  均为这两个函数和的简单运算,所以很容易计算出来,因此利用整数图像  $C_d(W)$  的计算量不依赖于窗口大小。

## 2.3 搜索最小窗口代价及最佳窗口

待匹配像素  $(x, y)$  可存在于窗口中的任何位置,首先用  $W(x, y)$  表示包含  $(x, y)$  的窗口集,视差为  $d$  时,  $W(x, y)$  中的最佳窗口(也称为  $(x, y)$  的最佳窗口)表示为  $W_d^{\text{opt}}(x, y)$ ,  $W_d^{\text{opt}}(x, y)$  最下角对应的坐标表示为  $(M_x^d(x, y), M_y^d(x, y))$ ,  $W_d^{\text{opt}}(x, y)$  窗口的匹配代价记为  $M^d(x, y)$ 。

从图像的左上角像素开始,向右下方依次计算像素的  $M^d(x, y)$  和  $(M_x^d(x, y), M_y^d(x, y))$ , 直接计算  $M^d(x, y)$  时,该计算量正比于  $(h_{\max})^2$ , 为了提高效率,分 4 种情况进行考虑<sup>[8]</sup>:

(1) 像素  $(x-1, y), (x, y-1)$  的最佳窗口均包含  $(x, y)$ , 即  $M_x^d(x-1, y) \geq x$  &  $M_y^d(x, y-1) \geq y$ ;

(2) 像素  $(x-1, y)$  的最佳窗口包含  $(x, y)$ , 但像素  $(x, y-1)$  的最佳窗口不包含  $(x, y)$ , 即  $M_x^d(x-1, y) \geq x$  &  $M_y^d(x, y-1) < y$ ;

(3) 像素  $(x-1, y)$  的最佳窗口不包含  $(x, y)$ , 但像素  $(x, y-1)$  的最佳窗口包含  $(x, y)$ , 即  $M_x^d(x-1, y) < x$  &  $M_y^d(x, y-1) \geq y$ ;

(4) 像素  $(x-1, y), (x, y-1)$  的最佳窗口均不包含  $(x, y)$ , 即  $M_x^d(x-1, y) < x$  &  $M_y^d(x, y-1) < y$ 。

设  $B(x, y)$  特指为左上角坐标为  $(x, y)$ , 而右下角坐标不确定的窗口集, 这里必有  $B(x, y) \subset W(x, y)$ 。同时用  $C_d^{\min}(B(x, y))$  表示  $B(x, y)$  中窗口代价的最小值。会有以下 4 种情况:

(1)  $M^d(x, y)$  是  $M^d(x-1, y), M^d(x, y-1), C_d^{\min}(B(x, y))$  三者的最小值, 利用整数图像加速后,  $M^d(x, y)$  与  $(M_x^d(x, y), M_y^d(x, y))$  的计算量与窗口大小无关, 只与  $C_d^{\min}(B(x, y))$  的计算量有关。

(2)  $M^d(x, y)$  是  $M^d(x-1, y), C_d^{\min}(B(x, y))$  及  $C_d^{\min}(B(x, y_1))$  的最小值, 其中  $y_1 \in [y-1, y-h_{\max}+1]$ 。

(3)  $M^d(x, y)$  是  $M^d(x, y-1), C_d^{\min}(B(x, y))$  及  $C_d^{\min}(B(x_1, y))$  的最小值。其中  $x_1 \in [x-1, x-h_{\max}+1]$ 。

情况 2 和 3, 由于  $x_1, y_1$  的变化大小均为  $h_{\max}$ , 在利用整数图像后,  $M^d(x, y)$  的计算量正比于  $h_{\max}$ 。另外  $C_d^{\min}(B(x, y_1))$  和  $C_d^{\min}(B(x_1, y))$  的计算量只与包含  $(x, y)$  的窗口大小有关, 因此  $M^d(x, y)$  的计算量共为  $h_{\max} \times (1+2+\dots+(h_{\max}-h_{\min}))$ 。

(4) 必须比较  $W(x, y)$  中所有窗口的代价,  $M^d(x, y)$  的计算量为  $h_{\max}^2 \times (1+2+\dots+(h_{\max}-h_{\min}))$ 。

### 3 扫描线优化寻径

最佳窗口  $W_d^{\text{opt}}(x, y)$  能够满足对匹配基元的需求, 它比单个像素信息量多, 可降低无纹理区域的匹配不确定性, 同时, 由于  $W_d^{\text{opt}}(x, y)$  内像素的视差近似一致, 能够保证跨越较少的视差不连续点, 在一定程度上降低了遮挡的干扰。Var. Win. 算法之所以会出现块状不连续现象, 在于相邻匹配单元间的连续性得不到加强, 如果进行更大范围的视差优化, 那么这种现象就会减轻或消除。本节将以  $W_d^{\text{opt}}(x, y)$  为匹配基元, 在扫描线优化框架上寻径, 首先将寻找最优路径问题近似

为能量函数  $E(d)$  的最小化问题:

$$E(d) = E_{\text{data}}(d) + E_{\text{smooth}}(d), \quad (12)$$

其中,  $E_{\text{data}}(d)$  为数据项, 这里表示一对匹配基元间的对应程度,  $E_{\text{smooth}}(d)$  为平滑项, 来加强相邻基元间的平滑性, 仅对水平扫描线寻径时,  $E_{\text{smooth}}(d)$  表示为  $x$  的一维函数:

$$E_{\text{smooth}}(d) = \lambda(x) \sum_x \rho(d(x) - d(x-1)), \quad (13)$$

其中,  $\lambda(x)$  表示惩罚强度函数。在水平扫描线上, 所有像素  $y$  值相同,  $d(\cdot)$  和  $\lambda(\cdot)$  都是  $x$  的一维函数, 另外, 若在垂直扫描线上寻找最优路径, 则  $d(\cdot)$  和  $\lambda(\cdot)$  必须转换为  $y$  的一维函数,  $\rho$  表示两相邻基元视差差的函数, 本文利用改进的 Potts 模型<sup>[11]</sup>来保护倾斜表面的视差分配:

$$\rho(\Delta) = \begin{cases} 0 & \Delta d = 0 \\ 0.5 & \Delta d = \pm 1 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

在能量函数中加入视差变化伴随亮度变化的软约束, 令  $\lambda(x)$  反比于水平方向上的亮度梯度  $\nabla_h I(x)$ :

$$\lambda(x) = \begin{cases} 0.5T & \nabla_h I(x) > th_2 \\ T & th_1 < \nabla_h I(x) \leq th_2 \\ 2T & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (15)$$

其中,  $T$  表示惩罚常量,  $th_2, th_1$  是梯度阈值,  $\nabla_h I(x)$  表示水平梯度, 可利用  $3 \times 3$  的水平 Sobel 算子获得。

对任意扫描线  $y$ , 首先构造一个  $r$  行,  $c$  列的能量矩阵  $E^{[10-11]}$ ,  $r$  表示视差的取值范围,  $c$  表示图像的宽度, 如图 1 所示:

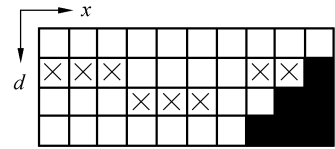


图 1 E 矩阵示意图

Fig. 1 Sketch map of E matrix

矩阵中的每项即是优化路径上的可通行点, 当视差为  $d$  时,  $(x, y)$  点以最佳窗口  $W_d^{\text{opt}}(x, y)$  为匹配基元, 它的匹配代价为  $M^d(x, y)$ , 能量矩阵  $E$  先做如下初始化处理  $E(x, d) = M^d(x, y)$ , 然后  $E$  中每项进行平滑项的累加, 更新公式如下:

$$E(x, d) = E(x, d) + \min_{d' \in [0, d_{\max}]} (E(x-1, d') + \lambda(x) \rho(d-d')) \quad (16)$$

更新完毕后,已生成并保留了一条最佳路径,找出  $E$  中最后一列目标点  $(x_{\text{end}}, y)$  的能量最小值:

$$d^{\text{opt}}(x_{\text{end}}, y) = \operatorname{argmin}_{d \in [0, d_{\max}]} E(x_{\text{end}}, d) \quad (17)$$

根据  $d^{\text{opt}}(x_{\text{end}}, y)$ ,逐点向前回溯,从而求得整条路径上的视差分配。遍历完所有扫描线的最优路径,即可得到整幅图像的视差图。

## 4 实验结果与分析

为了检验本文算法的有效性,实验所采用的立体图像对均来自于美国 Middlebury 大学计算机视觉研究中心提供的立体图像数据库<sup>[1]</sup>。主要有四幅图像 Tsukuba, Sawtooth, Venus 和 Map,其中 Tsukuba 图像对的最大视差为 15, Sawtooth 和 Venus 图像对为 19, Map 图像对为 29。

其中,式(15)中的惩罚常量对不同的输入图像较敏感,图像不同,最佳值有所不同。实验中的 Tsukuba, Venus, Sawtooth 图像的取值为 40, Map 图像  $T$  取值为 100。其它几个参数对不同输入图像较鲁棒,梯度阈值  $th_2, th_1$  分别取 100, 5;截断常量  $K$  取 5;式(7)中参数  $a, b, c$  分别取 2, 7, -2;窗口允许的最小高度  $h_{\min}$  和最大高度  $h_{\max}$  分别取 4 和 31。

由于采用了扫描线优化算法,本文将  $W$  窗口由矩形简化为垂直方向的长方形,同时扫描线优化选择在水平方向上进行。由于  $W = h \times 1$ ,那么在搜索最佳窗口时,只存在 2 种情况:(1)  $(x, y-1)$  点的最佳窗口包含  $(x, y)$ ,此时  $M^d(x, y)$  的计算量与窗口大小无关;(2)  $(x, y-1)$  点的最佳窗口不包含像素点  $(x, y)$ ,此时  $M^d(x, y)$  的计算量正比于  $h_{\max}$ 。在表 1 中统计这两种情况出现的概率。

表 1 两种情况出现的概率

Tab. 1 Probabilities of the two cases

算法	Tsukuba	Sawtooth	Venus	Map
情况一	82.6%	80.2%	82.1%	77.6%
情况二	17.4%	19.8%	17.9%	22.4%

假设图像有  $M$  个像素,视差空间大小为  $N$ ,并假设  $(1+2+\dots+(h_{\max}-h_{\min}))$  的值为  $H$ ,由于情况 1 出现的平均概率约为 80%,因此本文算法在选取匹配基元阶段的计算量为  $M \times N \times (80\% + 20\% \times h_{\max} \times H)$ ,在扫描线优化阶段的计算量为  $M \times N^2 + M$ ,其中  $M \times N^2$  是平滑项累计阶段的计算量, $M$  为回溯阶段的计算量,因此本文算法总的计算量为  $M \times N \times (80\% + 20\% \times h_{\max} \times H + N) + M$ 。

对 Var. Win 算法进行统计,搜索到最佳窗口,4 种情况出现的概率约为 70%, 14%, 14%, 2%,那么 Var. Win 算法总的计算量为  $M \times N \times (70\% + 2 \times 14\% \times h_{\max} \times H + 2\% \times h_{\max}^2 \times H)$ 。由于  $H$  值较大,可忽略 70%, 80% 及  $N$  等常量大小,通过比较带有  $H$  项的权值大小可知,本文算法的计算量缩减了 3/4。

以三个性能指标 nonocc, untex 及 dis 评价不同算法的匹配准确性<sup>[1]</sup>。其中, nonocc 表示非遮挡区域的视差错误率, untex 表示无纹理区域的视差错误率, dis 表示不连续区域的视差错误率。

首先比较 3 不同基元的匹配效果,列于表 2 中。基元为固定窗口时,选取的尺寸为实验中的最优值,观察固定窗口、单个像素结果,因为窗口聚集了更多的灰度信息,所得视差图在无纹理区域的错误率降低了,但视差不连续区域的错误率上升了,这是因为固定窗口不可避免会包含进视差不相似像素,而匹配基元为自适应窗口时,既能够保护视差不连续,又能够增强无纹理区域的匹配准确性。

表 2 不同基元的匹配结果

Tab. 2 Results of different matching cells

匹配基元种类	nonocc/(%)	untex/(%)	dis/(%)
单个像素	4.11	4.43	10.52
固定窗口	3.42	3.29	15.06
自适应窗口	1.83	0.78	9.48

其次对 Var. Win 算法、本文算法进行了实验,如图 2 所示,从直观效果看来,本文算法所得视差图含有极少的视差空洞,同时视差不连续区域的锯齿、肥大现象消失了,这是因为与 Var. Win 算法中的 WTA 寻优相比,扫描线优化方法在进行能量最小化时加强了相邻匹配基元间的视

差连续性,而且视差变化伴随亮度变化的软约束有助于获得更清晰的视差边缘。

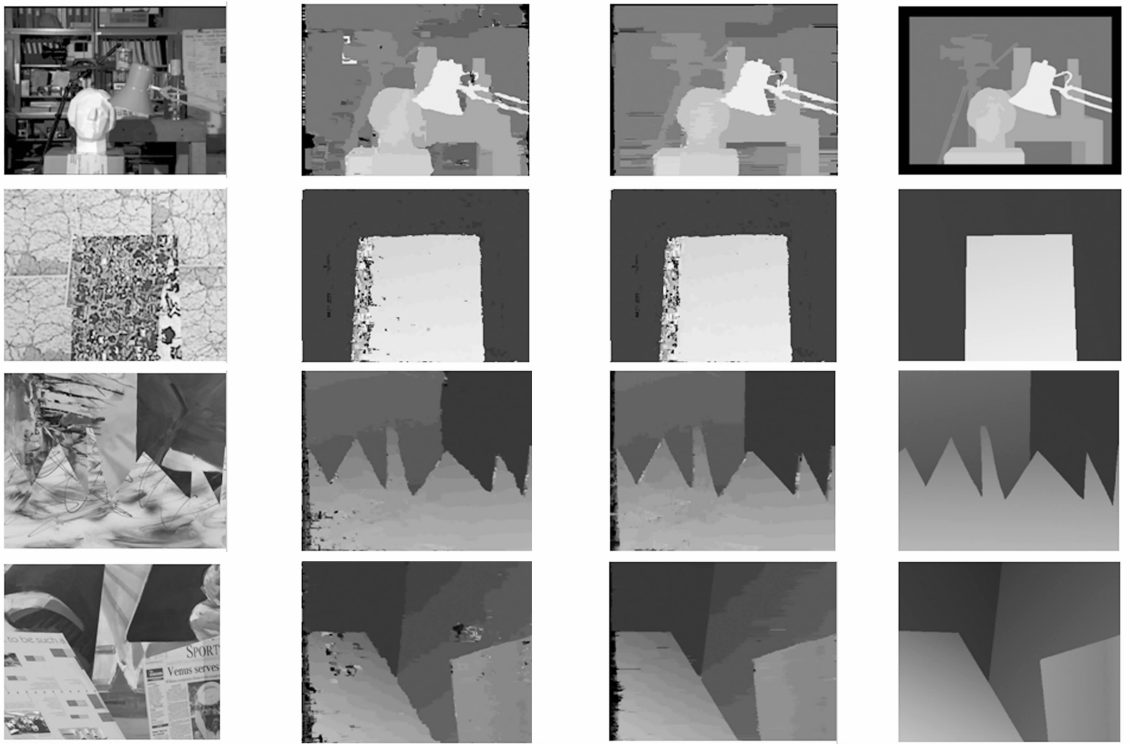
最后将本文算法与其它几种匹配算法在表 3 中进行了性能比较,表中用加黑的数字标出排名

第一的指标,由于 Map 图中处处存在纹理,所以 *untex* 项无需计算,本文算法 4 幅图像总的误匹配率比 *Var. Win* 算法下降了 12.8%,能够获得与图切割算法相近的精度。

表 3 不同算法的匹配错误率

Tab. 3 Error rates for different algorithms

Algorithm	Tsukuba			Venus			Sawtooth			Map	
	nonocc	untex	disc	nonocc	untex	disc	nonocc	untex	disc	nonocc	disc
本文算法	<b>1.83</b>	<b>0.78</b>	9.48	<b>1.20</b>	<b>0.79</b>	7.04	1.09	0.20	<b>3.23</b>	<b>0.21</b>	<b>2.3</b>
Var. Win. <sup>[8]</sup>	2.35	1.65	12.17	1.23	1.16	13.35	1.28	0.23	7.09	0.24	2.9
SSD+MF <sup>[1]</sup>	5.23	3.80	24.66	3.74	6.82	12.94	2.21	0.72	13.97	0.66	9.35
Pix-to-Pix <sup>[9]</sup>	5.12	7.06	14.62	6.30	11.37	14.57	2.31	1.79	14.93	0.50	6.83
Realtime DP <sup>[10]</sup>	2.85	1.33	15.62	6.42	8.14	25.30	6.25	3.98	25.19	6.45	25.16
Graph Cut <sup>[6]</sup>	1.86	1.00	<b>9.35</b>	1.69	2.30	<b>5.40</b>	<b>0.42</b>	<b>0.14</b>	3.76	2.39	9.35
Stoch. diff <sup>[1]</sup>	3.95	4.08	15.49	2.45	2.41	21.84	2.45	0.90	10.58	1.31	7.79



(a) 参照图像 (a) Reference images (b) Var. Win. 算法结果 (b) Var. Win. (c) 本文结果 (c) Proposed method (d) 真实视差结果 (d) Groundtruths

图 2 视差图 Fig. 2 Disparity maps

## 5 结 论

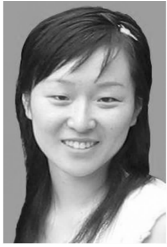
本文分析了歧义区域匹配代价的特点,在扫描线优化框架中进行快速立体匹配,所提算法有如下几个特点:(1)利用自适应窗口为匹配基元,兼顾了无纹理区域和视差不连续区域的匹配不确定性。(2)运用梯度信息精化匹配代价,并在能量最小化阶段帮助视差跳跃,获取更清晰的视差边缘;(3)利用扫描线寻优算法加强相邻匹配基元间

的视差连续性,从而获得更准确的视差图。实验结果表明,改进后的算法在匹配精度和执行速度上都得到了提高,4幅标准测试图像总的误匹配率降低了12.8%。计算量缩减了3/4,是性能较好的匹配算法之一。在获得视差图后,下一步将考虑自然场景的三维重建问题,由于现实中采集的图像存在噪声污染、光影干扰和光照不均等现象,违反了亮度相容性约束,因此需考虑更可靠的匹配特征,例如统计特征,将亮度作为一种辅助特征,尝试提高算法在干扰情况下的适应性。

### 参考文献:

- [1] 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.
- [2] 谢少荣. 基于生物信息学中双 DNA 序列比对算法的图像立体匹配及其实现[J]. *光学精密工程*, 2007,15(1):106-111.
- XIE SH R. Novel stereo matching algorithm based on pair-wise DNA alignment algorithm in bioinformatics and its implementation[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(1):106-111. (in Chinese)
- [3] 王昕, 马岩, 杨剑, 等. 区域立体匹配算法的实现及改进[J]. *光学精密工程*, 2008,16(10):2002-2007.
- WANG X, MA Y, YANG J, *et al.*. Implementation and improvement of area-based stereo matching algorithm[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(10):2002-2007. (in Chinese)
- [4] SUN J, ZHENG N N, SHUM H Y. Stereo matching using belief propagation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003,25(7):1-14.
- [5] 尹传历, 向长波, 宋建中, 等. 一种基于自适应窗口和图切割的快速立体匹配算法[J]. *光学精密工程*, 2008,16(6):1017-1121.
- YIN CH L, XIANG CH B, SONG J ZH, *et al.*. Fast stereo matching algorithm based on adaptive window and graph cuts[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(6):1017-1121. (in Chinese)
- [6] 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.
- [7] 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.
- ZHOU X ZH, WEN G J, WANG R SH. Fast stereo matching using adaptive window [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2006,29(3):473-479. (in Chinese)
- [8] VEKSLER O. Fast variable window for stereo correspondence using intergral image[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Madison, WI, USA, 2003*:556-561.
- [9] BIRCHFIELD S, TOMASI C. Depth discontinuities by pixel-to-pixel stereo[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1999,35(3):269-293.
- [10] FORSTMANN S, THURING S, KAUNOU Y, *et al.*. Real-time stereo by using dynamic programming[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, DC, USA, 2004*:29-36.
- [11] KIM J C, LEE K M, CHOI B T, *et al.*. A dense stereo matching using two-pass dynamic programming with GGCPs[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, CA, USA, 2005*:1075-1082.

## 作者简介:



卢阿丽(1982—),女,江苏南通人,博士生,主要从事机器视觉及图像处理方面的研究。E-mail: clara82@163.com

## 导师简介:



唐振民(1961—),男,陕西人,工学博士,教授,博士生导师,主要从事地面智能机器人、机器人故障诊断、多机器人协作技术以及图象处理与目标识别等方面的研究。E-mail: tang\_zm@mail.njust.edu.cn

## ●下期预告

## 阵地地貌反求测量中像机标定技术

王 崑<sup>1,2</sup>,唐一平<sup>1</sup>,张宇红<sup>3</sup>,徐晓东<sup>2</sup>,时冰川<sup>1</sup>

(1. 西安交通大学 机械制造系统工程国家重点实验室,陕西 西安 710049;

2. 空军工程大学 导弹学院,陕西 西安 710051;

3. 西安工业大学 艺术与传媒学院,陕西 西安 710032)

针对阵地地貌测量重构中相机参数标定问题,基于像机的内参数模型,提出了一种多相机并联阵地地貌测量标定方法。该方法基于主动视觉原理,利用测量支架在线性独立位置安装四部相机,并采用并联装置驱动相机同时拍摄,从而实现与三次独立线性平移效果相同的拍摄。根据该标定方法设计了阵地地貌测量标定实验,实验结果表明  $f_u/f_v$  的相对误差小于 3.87%,  $u_0$ 、 $v_0$  绝对误差在 4 个像素的范围内,  $s$  的变化范围在 3 倍以内,该方法适合于阵地地貌测量的方便、快捷标定。