

一种基于光流和能量的图像匹配算法^{*})

云 挺 肖 亮 吴慧中

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)

摘要 结合光流与图像信息,提出一种获取稠密视差的图像匹配算法。首先对于基线较大的左右图像,在多分辨率框架下采用由粗到精的策略计算光流,从而实现大偏移量时的光流获取。其次为了避免光流在图像边界上的不可靠性,通过光流计算所得的光流场作为初始视差图,采用基于能量的方法依据对应的图像梯度场对光流场内部进行平滑并保持边缘的不连续性,最终得到精准稠密的视差图。实验验证,该方法是一种行之有效的图像匹配算法。

关键词 图像匹配,视差图,光流

Images Matching Approach Based on the Optical Flow and Energy

YUN Ting XIAO Liang WU Hui-zhong

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

Abstract An image matching algorithm combining optical flow with image information is proposed in this paper to acquire dense disparity map. Firstly, in the multi resolution frame the coarse-to-fine strategy is applied to calculate the optical flow for wide baseline stereo pairs, so the large displacements optical flow estimation is realized. Secondly, in order to solve the unreliability of the optical flow at the image edge, taking the optical flow field as the initial disparity map, energy based approach is adopted that smoothes disparity inside the boundaries and remains the discontinuity across the boundaries according to the gradient field of image, then dense and precise disparity map is acquired. Finally, the proposed image matching algorithm is illustrated with three stereo image pairs, the validity and feasibility of our approach is experimentally verified.

Keywords Image matching, Disparity map, Optical flow

1 引言

图像匹配是根据已知模式的图像在另一幅图像中寻找对应模式的子图像。由于传感器噪声、成像过程中视角改变、目标移动和变形、光照或者环境的改变使同一场景在不同条件下投影所得到的二维图像存在很大差异,因此它的关键任务是寻求相同空间点投影到不同视角下的两幅图像上对应像素之间的位置关联,而这种位置关联通常可直观反映在所获取的视差图上。

近年来国内外学者提出了众多的图像匹配算法,大致分为四类:区域匹配^[1]、特征匹配^[2,3]、相位匹配^[4]、能量匹配^[5-7]。区域匹配在图像灰度变化平缓且细节丰富的区域能达到较高的精度,但匹配窗口大小难以选择,对于图像的半遮掩和边缘区域处理效果不佳;特征匹配不依赖于图像灰度信息,因此具有抗干扰性较强、计算量小等优点,但图像中特征的稀疏性导致难以获得密集视差图;相位匹配把相位作为匹配单元,对图像的高频噪声有很好的抑制作用,并能获取亚像素级精度的稠密视差,但存在相位奇点和相位卷绕的问题,需加入自适应滤波器解决;能量匹配通过定义正则项和匹配项来构造能量函数,以其他方法得到的视差图作为初始值,再通过数值求解最小化能量泛函,最终获得稠密精确的视差图,是一种新型的图像匹配方法。

光流估计是视觉运动分析的一类重要方法,携带着相关景物三维结构的丰富信息,通过它可以确定被观察目标物体的相对运动速度和位移。而视差图也是反映了同一空间点映射到左右图像中对应像素点之间的位置关联,因此光流场和

视差图有一定的相似性。用光流方法得到的光流场可作为视差图,但存在两点不足:(1)光流估计不能解决基线(baseline)比较大的图像匹配问题。(2)光流需要正则化(regularization)才能计算,而正则化最困难的问题就是对物体边界的处理,因此得到的光流场在物体边界处是模糊的、不可靠的。为了解决上述两点问题而获取稠密精确的视差图,本文首先采用了多分辨率框架下的由粗到精(coarse-to-fine)的策略来计算大偏移量的光流场,再把所得的光流场作为初始视差图按照对应图像的边界进行内部平滑并保持边缘的不连续性,从而最终得到精准的视差图。

2 大偏移量时光流场估计

图像匹配中通常只依据左右两幅图像,且两幅图像对应点之间的偏差通常超过五像素,因此普通的光流估计方法并不适用,本文采用了 Brox^[8,9]提出的针对较大偏差时和光照变换下的光流估计方法来获取光流,该方法在数值求解时采用了由粗到精的计算方法,即在多分辨率框架下对左右图像经过数次插值得到分辨率较低的左右子图,从而缩小匹配点之间的偏移量。由图1所示,首先计算最低分辨率下左右子图的光流场,把所得的光流场经过双三次插值后作为下一个稍高分辨率的左右图像光流计算的初始值,如此反复,即可解决大偏移和大基线情况下的光流计算。

构造的能量方程为:

$$E(u, v) = \int_{\Omega} (\psi_1 (|I(x+u, y+v, t+1) - I(x, y, t)|^2) + \alpha \psi_2 (|\nabla I(x+u, y+v, t+1) - \nabla I(x, y,$$

^{*})基金项目:本课题由国家自然科学基金(60672074),江苏省自然科学基金(BK2006569),南京理工大学青年学者基金(Njust200401)资助。云挺 博士研究生,主要研究方向为虚拟现实与机器视觉;肖亮 副教授,研究方向为数字图像处理;吴慧中 博士生导师,研究方向为虚拟现实和系统仿真。

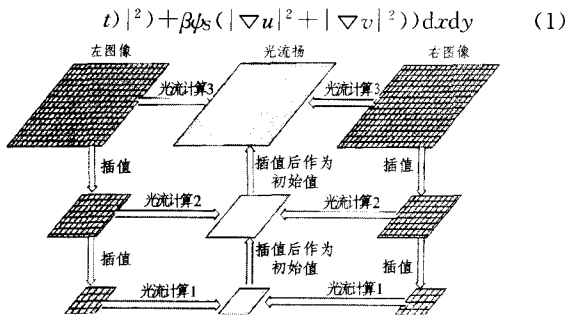


图1 由粗到精策略光流算法

其中 $I(x, y, t), I(x+u, y+v, t+1)$ 分别表示图像匹配中的左右图像。 u, v 表示光流在水平和垂直方向上的移动速度。 α 是保真项系数, β 是正则项的调节系数。 $\phi(r^2) = \sqrt{r^2 + \epsilon^2}$, $\epsilon = 10^{-3}$, 为鲁棒函数, 具有稳健性并抑制异常点。 $|I(x+u, y+v, t+1) - I(x, y, t)|^2$ 保证了匹配点亮度和梯度一致性的假设, $|\nabla I(x+u, y+v, t+1) - \nabla I(x, y, t)|^2$ 在图像去噪中可以消除平滑区域的过度伪锯齿结构。 $|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2$ 参照了光流约束中相邻点具有相同的运动速度而定义的数据平滑项。求解式(1)可得到对应图像在水平和垂直方向上的光流分量 u, v , 具体数值解法参见第4节。

3 稠密视差图的获取

3.1 视差图后处理

由式(1)可得到 $\lambda = \sqrt{u^2 + v^2}$, 记 λ 为所得到的光流场, 光流场反映了左右匹配点对应的移动模量, 即可认为是初始视差图, 但由于光流计算的正则化问题使得初始视差图在物体边界上模糊不清, 因此有必要对初始视差进行后处理, 本文采用了现有的能量方法定义了适用于视差图的保真项和匹配项来构造能量函数:

$$E = E_R + E_A = \int_{\Omega} C \Phi(\nabla I_1, \nabla \lambda, I_{\xi\xi}) + (I_1(r) - I_2(r + \lambda))^2 dx dy \quad (2)$$

Ω 为图像支撑域, C 为正则化参数, v 代表控制扩散范围的阈值, I_1, I_2 分别为左右图像, $I_{\xi\xi}$ 是关于图像 I 的二阶方向导数, 反映在与梯度正交的方向上。其中 $E_A = (I_1(r) - I_2(r + \lambda))^2$ 为匹配项, 满足 Lambertian 假设, 用以约束视差图平滑同时与保持与真实视差的逼近程度。 E_R 为正则项, 对初始视差图依照对应图像边界进行内部平滑并保持边缘的不连续性。

$$E_R = C \int_{\Omega} \Phi(\nabla I_1, \nabla \lambda, I_{\xi\xi}) dx dy = C \int_{\Omega} \frac{\epsilon^2 * |\nabla \lambda|^2}{(\epsilon^2 + H(|I_{\xi\xi}|) + |\nabla I_1|^2)} dx dy \quad (3)$$

ϵ 为控制扩散范围的阈值, 能量函数(3)式的最优解满足 Euler-Lagrange 方程:

$$\frac{d\lambda}{dt} = C \text{div} \left(\frac{\epsilon^2}{\epsilon^2 + H(|I_{\xi\xi}|) + |\nabla I_1|^2} \nabla \lambda \right) + \{I_2[r + \lambda] - I_1(r)\} \left(\frac{\partial I_2(r + \lambda)}{\partial x} \right) \quad (4)$$

$g(|\nabla I_1|^2, I_{\xi\xi}, \epsilon) = \frac{\epsilon^2}{\epsilon^2 + H(|I_{\xi\xi}|) + |\nabla I_1|^2}$ 为扩散控制函数, $H(|I_{\xi\xi}|)$ 为关于 $I_{\xi\xi}$ 严格递增的函数^[10], 主要作用是保留角点处的视差值。

3.2 本文算法流程图

本文首先对左右两幅图像通过由粗到精的策略获取光流场, 把所得的光流场作为初始视差图, 再采用基于能量的方法

对初始视差进行后处理, 从而得到稠密视差图。具体实验步骤参见图2。

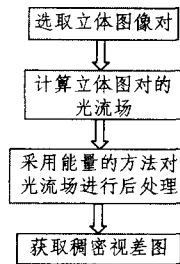


图2 该文的图像匹配算法流程图

4 数值解法

4.1 光流场数值求解

对式(1) u, v 分别求导后得(5)(6)式:

$$\psi'_{b_1} (I_x^k)^{k+1} \cdot I_x^{k+1} I_x^k + \alpha \psi'_{b_2} (I_{xx}^k)^{k+1} + (I_{yy}^k)^{k+1} \cdot (I_{xx}^k I_{xx}^k + I_{yy}^k I_{yy}^k) - \beta \text{div}(\psi'_{s_1} (\|\nabla u^{k+1}\|^2 + \|\nabla v^{k+1}\|^2) \nabla u^{k+1}) = 0 \quad (5)$$

$$\psi'_{b_1} (I_y^k)^{k+1} \cdot I_y^{k+1} I_y^k + \alpha \psi'_{b_2} (I_{yy}^k)^{k+1} + (I_{xx}^k)^{k+1} \cdot (I_{xx}^k I_{xx}^k + I_{yy}^k I_{yy}^k) - \beta \text{div}(\psi'_{s_1} (\|\nabla u^{k+1}\|^2 + \|\nabla v^{k+1}\|^2) \nabla v^{k+1}) = 0 \quad (6)$$

其中 $I_x = \partial_x I(x+u), I_x = I_x(x+u) - I_x(x)$,

* 代表 x 或 y ; k 代表数值计算中的迭代次数且

$$I_x^{k+1} = I_x(x+u^{k+1}) - I_x(x) \approx I_x(x+u^k) + I_{x,x}^k du^k + I_{x,y}^k dv^k - I_x(x) = I_{x,x}^k du^k + I_{x,y}^k dv^k + I_{x,z}^k \quad (7)$$

展开后得:

$$0 = \psi'_{b_1} (S_{11}^k du_i^k + S_{12}^k dv_i^k + S_{13}^k) + \alpha \psi'_{b_2} (T_{11}^k du_i^k + T_{12}^k dv_i^k + T_{13}^k) - \beta \sum_{j \in \text{around}(i)} \frac{\psi'_{s_1} + \psi'_{s_2}}{2} \frac{u_j^k + du_j^k - u_i^k - du_i^k}{h^2} dv_i^k + T_{13i}^k \quad (8)$$

$$0 = \psi'_{b_1} (S_{21}^k du_i^k + S_{22}^k dv_i^k + S_{23}^k) + \alpha \psi'_{b_2} (T_{21}^k du_i^k + T_{22}^k dv_i^k + T_{23}^k) - \beta \sum_{j \in \text{around}(i)} \frac{\psi'_{s_1} + \psi'_{s_2}}{2} \frac{v_j^k + dv_j^k - v_i^k - dv_i^k}{h^2} dv_i^k + T_{23i}^k \quad (9)$$

(8)(9)式中 i 代表某个像素点, $j \in \text{around}(i)$ 是指点 i 周围的四个像素点, $h=1$ 代表图像像素之间的距离, du, dv 是每步迭代中 u, v 的增量。

$$\psi'_{b_1} = \psi'(\langle du^k, dv^k, 1 \rangle^T I_{\nabla} I_{\nabla}^T \langle du^k, dv^k, 1 \rangle) \Psi'_{b_2} = \Psi'(\langle du^k, dv^k, 1 \rangle^T (I_{\nabla x} I_{\nabla x}^T + I_{\nabla y} I_{\nabla y}^T) \langle du^k, dv^k, 1 \rangle)$$

$$\psi'_{s_1} = \psi'(\|\nabla(u^k + du^k)\|^2 + \|\nabla(v^k + dv^k)\|^2) I_{\nabla} = (I_x, I_y, I_z)^T, S_{11} = I_x^k I_x^k, S_{12} = I_x^k I_y^k, S_{13} = I_x^k I_z^k, S_{22} = I_y^k I_y^k, S_{23} = I_y^k I_z^k, T_{11} = (I_{xx}^k)^2 + (I_{yy}^k)^2, T_{12} = (I_{xx}^k I_{xy}^k) + (I_{xy}^k I_{yy}^k), T_{13} = (I_{xx}^k I_{xz}^k) + (I_{xy}^k I_{yz}^k), T_{22} = (I_{yy}^k I_{yy}^k) + (I_{xy}^k I_{xy}^k), T_{23} = (I_{yy}^k I_{yz}^k) + (I_{xy}^k I_{xz}^k)$$

把(8)(9)式表示为矩阵的形式即为:

$$\begin{pmatrix} du^{k+1}(i, j) \\ dv^{k+1}(i, j) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_a^k(i, j) & M_b^k(i, j) \\ M_c^k(i, j) & M_d^k(i, j) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} ru^k(i, j) \\ rv^k(i, j) \end{pmatrix} \quad (10)$$

其中 $M_b^k = \psi'_{b_1} S_{12}^k + \alpha \psi'_{b_2} T_{12}^k$

$$M_c^k = \psi'_{b_1} S_{21}^k + \alpha \psi'_{b_2} T_{21}^k + \beta \sum_{j \in \text{around}(i)} \frac{\psi'_{s_1} + \psi'_{s_2}}{2h^2}$$

$$M_i^k = \psi'_{b_{1i}} S_{22i}^k + \alpha \psi'_{b_{2i}} T_{22i}^k + \beta \sum_{j \in \text{around}^-(i)} \frac{\psi'_{s_i} + \psi'_{s_j}}{2h^2}$$

$$ru^k = -\psi'_{b_{1i}} S_{13i}^k - \alpha \psi'_{b_{2i}} T_{13i}^k + \beta \sum_{j \in \text{around}^+(i)} \frac{\psi'_{s_i} + \psi'_{s_j}}{2}$$

$$\frac{u_i^k - u_i^{k+1}}{h^2} + \beta \sum_{j \in \text{around}^-(i)} \frac{\psi'_{s_i} + \psi'_{s_j}}{2} \frac{u_i^k + du_i^{k+1} - u_i^k}{h^2}$$

$$rv^k = -\psi'_{b_{1i}} S_{23i}^k - \alpha \psi'_{b_{2i}} T_{23i}^k + \beta \sum_{j \in \text{around}^+(i)} \frac{\psi'_{s_i} + \psi'_{s_j}}{2}$$

$$\frac{v_j^k - v_j^{k+1}}{h^2} + \beta \sum_{j \in \text{around}^-(i)} \frac{\psi'_{s_i} + \psi'_{s_j}}{2} \frac{v_j^k + dv_j^{k+1} - v_j^k}{h^2}$$

其中 $\text{around}^+(i)$ 为该步迭代中尚未计算的点, $\text{around}^-(i)$ 为该步迭代中已计算的点。因此整个方程可表示 $AX=B$ 的形式, 如下式(11)

$$\begin{pmatrix} (M_{a11}^k & M_{b11}^k) & (0 & 0) & \dots & (0 & 0) \\ (M_{b11}^k & M_{c11}^k) & (0 & 0) & \dots & (0 & 0) \\ (0 & 0) & (M_{a12}^k & M_{b12}^k) & \dots & (0 & 0) \\ (0 & 0) & (M_{b12}^k & M_{c12}^k) & \ddots & (0 & 0) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ (0 & 0) & (0 & 0) & \dots & (M_{anm}^k & M_{bnm}^k) \\ (0 & 0) & (0 & 0) & \dots & (M_{bnm}^k & M_{cnm}^k) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} du_{11}^{k+1} \\ dv_{11}^{k+1} \\ \vdots \\ du_{lm}^{k+1} \\ dv_{lm}^{k+1} \\ \vdots \\ du_{mm}^{k+1} \\ dv_{mm}^{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} ru_{11}^k \\ rv_{11}^k \\ \vdots \\ ru_{lm}^k \\ rv_{lm}^k \\ \vdots \\ ru_{mm}^k \\ rv_{mm}^k \end{pmatrix} \quad (11)$$

下标 n, m 指该点在对应矩阵中的位置。

对式(11)运用 Gauss-Seidel 或 SOR 方法即可求解。

4.2 光流场的多重网格求解方法

实验表明(11)式的计算复杂度太高, 系统资源耗费巨大, 因此在计算中引入多重网格的方法^[11]进行数值求解。主要步骤如下:

1) 在细网格上用松弛迭代法求解 $A^h X^h = B^h$, 迭代 v_1 步后得近似值 x_1^h 并计算所得残余 $r^h, r^h = B^h - A^h x_1^h$ 。

2) 在粗网格上求解误差方程 $A^{2h} x_1^{2h} = I_h^{2h} r^h$, 得到 $x_1^{2h} = (A^{2h})^{-1} I_h^{2h} r^h$ 。

3) 进行粗网格的修正 $x_1^h = x_1^h + I_h x_1^{2h}$ 。

4) 以新的 x_1^h 为初值, 在细网格上 $A^h X^h = B^h$ 再迭代 v_2 步, 然后回到第一步开始下一个 v 循环, 直到满足收敛标准。

上述循环称为 $V(v_1, v_2)$ 循环, $v_1, v_2 = [1, 2, 3]$, 其中上标 h 代表网格的精细程度, 值越大对应网格越粗。 I_h^{2h} 是把细网格上的残余限制到粗网格上的差分算子, I_h^h 是把粗网格上的结果插值到细网格上的插值算子。而本文采用了 W 循环的格式, 具体参见图 3。

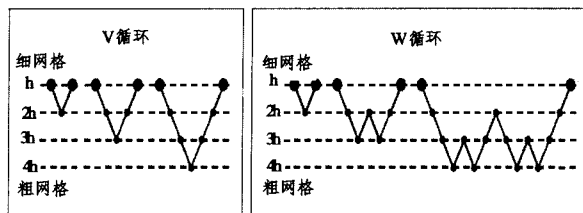


图 3 多重网格算法

4.3 视差图能量函数的数值求解

运用最速下降法求解(4)式:

令 $\Lambda_0 = \{E, N, S, W\}$, 考察(4)式右边第一项:

$$\text{div} \left(\frac{\epsilon^2}{\epsilon^2 + H_c(|I_{\xi\xi}|) + |\nabla I|^2} \nabla \lambda \right) = \text{div}(g(|\nabla I|^2), I_{\xi\xi}, \epsilon) * \nabla \lambda = \text{div}(w) = \text{div}[w_1, w_2] \quad (12)$$

其中 $w = g * \nabla \lambda = (w_1, w_2) = (g * \lambda_x, g * \lambda_y)$

采用差分格式, 对于 O 点(见图 4)存在:

$$\text{div}(w) = \frac{\partial w_1}{\partial x} + \frac{\partial w_2}{\partial y} = \frac{w_{1,e} - w_{1,w}}{h} + \frac{w_{2,n} - w_{2,s}}{h}$$

以 $w_{1,e}$ 为例求解:

$$w_{1,e} = (g * \lambda_x)_e = (g)_e \left(\frac{\lambda_E - \lambda_O}{h} \right)$$

其中 $(g)_e = \left(\frac{\epsilon^2}{\epsilon^2 + H_c(|I_{\xi\xi}|) + |\nabla I_e|^2} \right)$

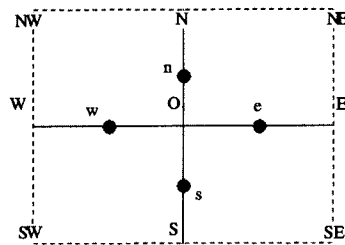


图 4 数值计算模板

将式(4)化为发展方程迭代求解。

5 实验结果与分析

本文分别采用虚拟场景、真实场景作为实验数据。实验算法采用了 matlab6.0 编写, 具体数据来源于: <http://www.middlebury.edu/stereo>。

5.1 虚拟场景实验一

从三维虚拟场景中获取校正后的门廊图像(图 5a, b), 可通过先验深度信息构造真实的完美视差图(图 5f), 其中 A, B 区域包括了圆锥和立体球, 它们的深度与周围的不同, 因此体现在视差图中对应的部分会显得更明亮些。图 5d 是本文通过分层策略计算得到的光流场, 运用 Alvarez 能量算法^[12]和本文算法后得到的实验结果分别如图 5c 和图 5e 所示。

视差图优劣的评价准则通常可以分为主观评价和视差图客观评价指标这两方面。

1) 主观评价上, 具体分为两个部分: (1) 深度信息明显的区域。这些区域具有与周围区域明显不同的深度量, 因此在对应视差图的灰度值与周围的区域存在较大差异, 如图 5f 中的 A, B 区域; (2) 深度信息差别不大或相似的区域, 体现在视差图上的灰度值相近或者平稳渐变。如图 5f 中的 C 区域。

2) 视差图客观评价指标, 通常在已知先验深度信息时以完美的视差图作为标准, 并采用 PSNR 与 SSIM^[13] 图像质量评价模型来比较所得视差图的质量。

PSNR 评价模型为:

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(\frac{a_{\max}^2}{\text{MSE}} \right) \quad (13)$$

其中 $\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [a(i, j) - \hat{a}(i, j)]^2$

MN 为 $M \times N$ 图像的总像素数, $a_{\max} = 2^l - 1$, l 为色彩深度即表示一个像素点占用的 2 进制位数, 常取 8,

$a(i, j), \hat{a}(i, j)$ 分别是待比较的两幅视差图。

SSIM(结构相似法)评价模型的核心函数定义为:

$$\text{SSIM}(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma \quad (14)$$

其中 $\alpha, \beta, \gamma > 0$ 这三个参数对亮度 $l(x, y)$ 、对比度 $c(x, y)$ 和结构 $s(x, y)$ 信息进行权重调整。

$$l(x, y) = \frac{(2\mu_a \mu_b + C_1)}{(\mu_a^2 + \mu_b^2 + C_1)} \quad C_1 = (K_1 L)^2$$

$$c(x, y) = \frac{(2\sigma_a \sigma_b + C_2)}{(\sigma_a^2 + \sigma_b^2 + C_2)} \quad C_2 = (K_2 L)^2$$

$$s(x, y) = \frac{(\sigma_{ab} + C_3)}{(\sigma_a \sigma_b + C_3)} \quad C_3 = (K_3 L)^2$$

$$\sigma_{\hat{a}} = \frac{1}{NM-1} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (a(i,j) - \mu_a) (\hat{a}(i,j) - \mu_{\hat{a}})$$

L 为像素值的动态变化, $K_1 K_2 \ll 1$, $\mu_a, \mu_{\hat{a}}$ 是两幅待比较图像的亮度均值作为亮度估计, $\sigma_a, \sigma_{\hat{a}}$ 是它们标准方差作为对比度估计。

仅从视觉效果上判别, 图 5e 在刻画门廊中立体球和圆锥形等深度信息明显的区域显得更加完整精确; 从而得到了效果更优的视差图。

算法初始采用了高斯核函数 $\sigma=1.255$ 对左右图像进行了平滑, $\epsilon=0.0375, dt=0.2$, 迭代次数 300。不考虑遮掩区域对结果的影响, 与完美视差所得的比较结果如表 1 所示。

表 1 各算法性能评价表

算法	PSNR	SSIM
区域匹配算法	28.286	0.6235
Alvarez 算法	35.631	0.6464
本文算法	36.332	0.6758

从表 1 可以看出, 本文的算法得到了较完美视差图更接近的实验结果。

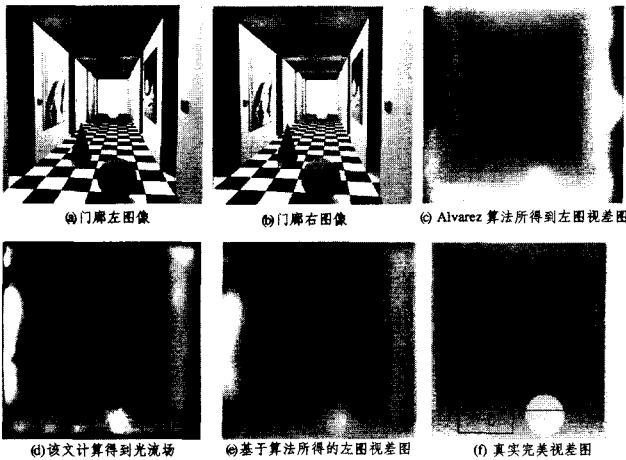


图 5 实验结果比较

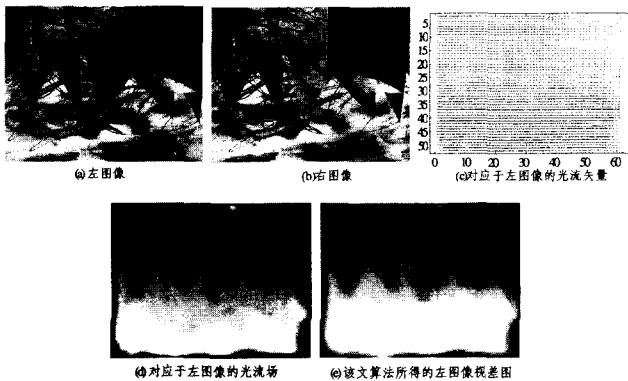


图 6 实验结果图

5.2 真实场景实验二

该实验选取了真实场景作为对象, 分别获取了校正后的左右图像, 运用本文的算法得到的光流场和视差图如图 6, 7 所示。

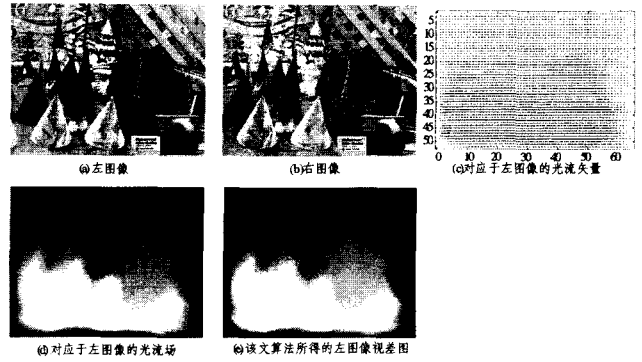


图 7 实验结果图

结束语 本文在多分辨率框架下运用由粗到精的策略计算大偏移量下立体图像对中的光流场, 并结合基于能量的图像匹配算法对所得的光流场进行后处理, 从而获取稠密精确的视差图。通过实验验证, 该文的算法是行之有效的, 也取得了更优的实验结果。

参考文献

- [1] Super BJ, Kiariaquist W N. Patch-based stereo in general binocular Viewing [J]. Theory and Experiment, PAMI, 1997, 3(19):247-252
- [2] van Ee R, Schor C M. Unconstrained stereoscopic matching of lines[J]. Vision Research, 2000, 40:151-162
- [3] Kuij A, Florack I M J. On the creations of critical points in scale space with applications to medical image Analysis[J]. UU-CS, 2001, 25:316-319
- [4] Zhou J, Xu Y, Yu W R. Phase matching with multiresolution wavelet Transform[C]//Proc. SPIE. 2002, 4661:82-91
- [5] Kim H, Sohn K. Hierarchical disparity estimation with energy based regularization// Proc. Tenth IEEE International Conference on Image Processing. volume 1, Barcelona, Spain, Sept. 2003:373-376
- [6] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1/3):7-42
- [7] Miihlmann K, Maier D, Hesser J, et al. Calculating Dense Disparity Maps from Color Stereo Images. an Efficient Implementation. IJCV, 2002, 47:79-88
- [8] Papenberg N, Bruhn A, Brox T, et al. Highly accurate optic flow computation with theoretically justified warping[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 67(2):141-158
- [9] Brox T, Bruhn A, Papenberg N, et al. High accuracy optic flow estimation based on a theory for warping[C]//T. Pajdla and J. Matas, eds. Computer Vision - ECCV. vol. 3024 of Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, 2004:25-36
- [10] DU Xiaoxiao, SHI Pengfei, YANG Xin, et al. Improved Partial Differential Equations Smoothing Method[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2001, 35(2):201-204
- [11] Briggs W L, Henson V E, McCormick S F. A Multigrid Tutorial [B]. 2 edition, SIAM, Philadelphia.
- [12] Alvarez L, Deriche R, Sanchez J, et al. Dense disparity estimation respecting image derivatives: a PDE and scale-space based approach. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2002, 13(1/2):3-21
- [13] Wang Z, Bovik AC, Simoncelli P. Structural approaches to image quality assessment [A]. Handbook of Image and Video Processing (Al Bovik, ed.) [C], second edition. Academic Press, May 2005