

基于偏微分方程的稠密视差图获取方法

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 立体匹配是计算机视觉领域中的一个重要的热门研究课题,为了获得性能更优的稠密视差图,通过把偏微分方程理论运用于机器视觉中,提出了一种新的基于能量函数获取稠密视差图(disparity map)的方法,并首先分析了匹配对在不同相对位置下对匹配项产生的影响;接着提出了适用于视差图的各向异性的热扩散方程,它不仅继承了 Alvarez 定义的正则项对初始视差图内部平滑和保持边缘不连续的特性,还通过引入图像的噪声屏蔽函数和二阶方向导数来分别控制对应视差图中不同区域的扩散速度和角点处的扩散方向;最后通过定义的正则项和匹配项来构造新的能量函数,并把基于区域匹配算法得到的视差图作为初始值,再利用最速下降法求解相应的最小能量泛函。实验结果表明,无论从视觉效果上,还是重构深度图的判别上,该新算法都取得了更优的性能。

关键词 立体匹配 稠密视差图 偏微分方程 匹配项 保真项

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)04-0718-07

Dense Disparity Map Estimation Approach Based on PDE

YNU Ting, XIAO Liang, WU Hui-zhong

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

Abstract Stereo matching is studied in the paper, which has been a very hot research topic at present. An energy based algorithm inspired by PDE and machine vision theory is proposed to estimate a dense disparity map between two images. Firstly, the effects of matching pairs at various relative positions to the attachment item are analyzed. Secondly, anisotropic heat diffusion equation adapts to disparity map is presented, which inherited from the ability of the Alvarez defining regularization item that keeping the discontinuities across the boundaries of the image and smoothing disparity inside the boundary. In addition image noise shielded function and second order directional derivative are introduced to separately control disparity diffusion velocity of different area and diffusion direction of edge position. At last, new energy function according to our approach is defined, adopting the output of the area stereo matching method as the initial value and steepest descent is exploited to solve the energy functional. Experiment results demonstrate the effectiveness of our approach, both in the visual effect and 3D depth retrieval.

Keywords stereo matching, dense disparity map, partial derivative equation (PDE), regularization item, attachment item

1 引 言

利用左右视角分别对相同的场景拍摄的两幅图像通常被称为立体图像对(stereo pairs),而空间中

的相同点映射到立体图像对上,则对应为不同的图像坐标,视差图即反映两个坐标之间的差异关系。在双目立体视觉中,寻求这种对应关系的过程又称为立体视觉匹配,它是从 2 维图像中获取空间场景的深度信息并进行 3 维重建的关键技术。

基金项目:国家自然科学基金项目(60672074);江苏省自然科学基金项目(BK2006569)

收稿日期:2007-03-16;改回日期:2007-10-17

第一作者简介:云 挺(1980 ~),男,2008 年于南京理工大学获计算机技术专业博士学位,现为南京林业大学信息科学技术学院讲师,主要研究方向为机器视觉与虚拟现实。E-mail: njyunting@tom.com

国内外近年来提出了众多的立体视觉匹配算法,可大致分为区域匹配^[1]、特征匹配^[2-3]、相位匹配^[4]、能量匹配^[5-6]4类。上述4种匹配的优缺点分析如下:(1)区域匹配在图像灰度变化平缓且细节丰富的地方能取得较高的精度,但由于匹配窗口大小难以选择,因此对于图像的半遮掩和边缘区域的处理效果不佳;(2)特征匹配由于不依赖于图像灰度信息,因此这种匹配具有较强的抗干扰性、计算量小等优点,但图像中特征的稀疏性会导致不能得到稠密视差图;(3)相位匹配把相位作为匹配基元,其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,但由于存在相位奇点和相位卷绕的问题,因此需加入自适应滤波器解决;(4)能量匹配就是先通过定义正则相和匹配相来构造能量函数,再对初始视差图通过数值求解最小化能量泛函,最终即获得稠密精确的视差图,能量匹配的方法摒弃了上述3种方法的缺点,是近年来把偏微分方程理论应用于立体视觉匹配的新思想,能量匹配算法的主要流程参见图1。

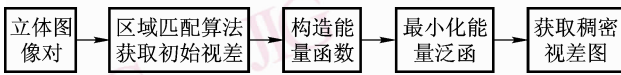


图1 算法流程图
Fig. 1 Flow chart of algorithm

本文基于能量匹配的思想,首先分析了左右匹配点在不同的相对位置下,对匹配项表达形式产生的影响;然后提出了新的适用于视差图的各向异性的热扩散方程,它不仅继承了现有算法中正则项对初始视差图内部进行平滑且能保持边缘不连续的特性,还通过引入图像的噪声屏蔽函数和二阶方向导数来分别控制对应的视差图中不同区域的扩散速度和角点处的扩散方向;最后通过本文定义的正则项和匹配项构造新的能量函数,并把区域匹配算法得到的视差图作为初始值,再利用数值解法最小化能量泛函。经实验验证,本文算法可取得品质更高的视差图。

2 能量匹配方法

2.1 极线几何及极线约束方程

在双目立体视觉中,存在极线约束关系,即在立体图像对中,设左图像点 p_L 的坐标为 (x_L, y_L) 和右

图像点 p_R 的坐标为 (x_R, y_R) ,它们对应于空间中3维物体的同一点,则右图像点 (x_R, y_R) 必然在左图像点 (x_L, y_L) 所对应于右图像的极线上(如图2所示):

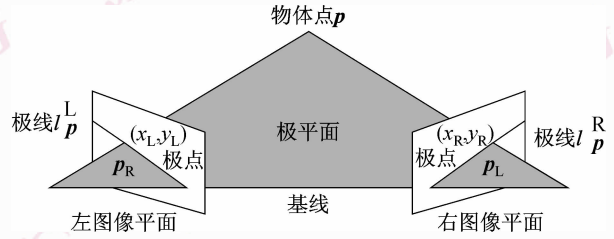


图2 极线约束
Fig. 2 Epipolar constraint

摄像机的投影方程为

$$\begin{cases} s_L p_L = M_L X_w = (M_L^T m_L) X_w = M_L^T X + m_L \\ s_R p_R = M_R X_w = (M_R^T m_R) X_w = M_R^T X + m_R \end{cases} \quad (1)$$

s_L, s_R 为比例因子, p_L 和 p_R 是空间中点 p 分别在左右图像中的齐次坐标, X_w 为点 p 在世界坐标系下的齐次坐标(4×1 的向量), M_L 和 M_R 为左右摄像机的 3×4 投影矩阵。将 M_L 和 M_R 矩阵中左边 3×3 部分分别记作 M_L^T 和 M_R^T , 右边 3×1 部分记作 m_L 和 m_R , 并将 X_w 记为 $X_w = (X^T \ 1)^T$, 将式(1)消去 X , 并经过推导得

$$\begin{aligned} m &= s_R p_R - s_L M_R^T (M_L^T)^{-1} p_L = m_R - M_R^T (M_L^T)^{-1} m_L \\ F &= [m]_{\times} M_R^T (M_L^T)^{-1} \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $[m]_{\times}$ 为 m 定义的反对称矩阵。 F 称为基本矩阵(fundamental matrix), 基本矩阵是极线几何的一种代数表示, 它和图像中某像素点坐标乘积即可得到在另一幅图中对应的极线参数。

$$\begin{cases} F p_L = F \cdot (x_L, y_L, z_L) = (a_2, b_2, c_2) \\ F^T p_R = F^T \cdot (x_R, y_R, z_R) = (a_1, b_1, c_1) \\ l_p^R = a_2 x_R + b_2 y_R + c_2 = 0 \\ l_p^L = a_1 x_L + b_1 y_L + c_1 = 0 \end{cases} \quad (3)$$

l_p^R 为对应左图像中像素点 p 的右图极线;
 l_p^L 为对应右图像中像素点 p 的左图极线。

2.2 匹配项

根据 Lambertian 假设, 同一空间点在不同视角下进行观察都具有相同的灰度值, 即可推出下式:

$$I_L(x_L, y_L) = I_R(x + u, y + v) = I_R(x_R, y_R) \quad (4)$$

I_L, I_R 代表未校正的左右图像, (x, y) 和 (x_R, y_R) 分别为空间中同一点在左、右图像上的映射坐标, 点 (x_R, y_R) 在左图像点 (x, y) 对应于右图像的极线上, 当把这两点放入同一坐标下, 并用 $u(x, y)$ 和 $v(x,$

y) 分别代表点 (x, y) 和点 (x_R, y_R) 在同一坐标系下的水平和垂直方向的差值 (如图 3(a) 所示)。当左图像点在对应右图像点的左上方时, 则由几何推导知, 由于三角形 ΔA 和 ΔB 相似, 因此可以把 $u(x, y)$ 和 $v(x, y)$ 表示为关于 λ 的函数, 设 ω 表示左图像点 (x, y) 在极线 l 上的垂直投影点, λ 即为点 ω 与右图像点 (x_R, y_R) 之间的距离。其具体的形式参见图 3(b) 和式(5)。其中点 (x, y) 在右图像中对应的极线 l 的方程为 $ax_R + by_R + c = 0$, 斜率 $k = -a/b$ 。

由于 a, b 可能存在负数, 因此可推出

$$u(x, y) = \frac{\lambda(x, y) |b(x, y)|}{\sqrt{a^2(x, y) + b^2(x, y)}} + \frac{|a(x, y)x + b(x, y)y + c(x, y)|}{a^2(x, y) + b^2(x, y)} \times |a(x, y)| \quad (5)$$

$$v(x, y) = \frac{-\lambda(x, y) |a(x, y)|}{\sqrt{a^2(x, y) + b^2(x, y)}} + \frac{|a(x, y)x + b(x, y)y + c(x, y)|}{a^2(x, y) + b^2(x, y)} \times |b(x, y)|$$

式(5)是根据外极线的斜率和左右图像点所处的相对位置得到的差, 图 3(c) 和式(6)是本文 herve 人

脸实验图的具体形式, u, v 表示如下:

$$h(x, y) = \frac{|a(x, y)x + b(x, y)y + c(x, y)|}{\sqrt{a^2(x, y) + b^2(x, y)}}$$

$$u(x, y) = |b(x, y)| \frac{|\lambda(x, y) - |a(x, y)|h(x, y)/|b(x, y)||}{\sqrt{a^2(x, y) + b^2(x, y)}} \quad (6)$$

$$v(x, y) = |a(x, y)| \frac{|\lambda(x, y) - |a(x, y)|h(x, y)/|b(x, y)||}{\sqrt{a^2(x, y) + b^2(x, y)}}$$

式中, $h(x, y)$ 是左图像点 (x, y) 到对应极线的最短距离。根据 Lambertian 假设和 u, v 形式定义的匹配项

$$E_A = \int_{\Omega} (I_L(x, y) - I_R(x - u(\lambda(x, y)), y - v(\lambda(x, y))))^2 dx dy \quad (7)$$

式中, Ω 代表图像的支撑域。

图 3(d) 是本文门廊实验图的具体形式, 由于左右图像是经过校正的, 其对应的极线是一条水平的扫描线, λ 即为左右两图相匹配的两点在极线上的距离, 因此匹配项可表示为

$$E_A = \int_{\Omega} (I_L(x, y) - I_R(x - \lambda, y))^2 dx dy \quad (8)$$

其中, A 代表 attach。

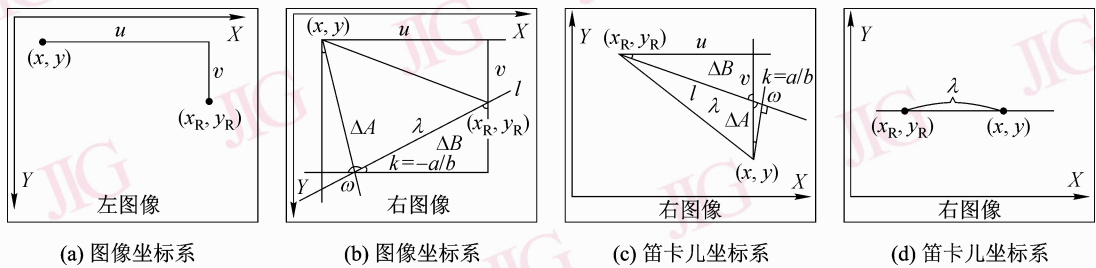


图 3 左右像素点对应关系

Fig. 3 Corresponding relations of right and left pixels

2.3 正则项

设世界坐标系下的点 $C = (X, Y, Z)$, 其投影到左图像中对应点 c 的齐次坐标为 (x, y) , 点 c 又对应一个视差值 λ_c , 空间点 C 的深度信息 Z 可以通过视差值 λ_c 得出, 且 λ_c 越小, 其对应的深度值越大。因此所需视差图中每点的像素值, 即为对应左图像中每点的视差值 λ 。

正则项的作用在于平滑初始视差图, 由于视差图反映了原图像上每点的深度值, 因此正则项的定义要依赖于原图像的信息特征。针对视差图的平滑, Alvarez 定义的正则项^[7]考虑了在物体内部进行

各项同性的扩散, 而在边缘处则沿着梯度方向进行扩散, 以保持边缘, 但如下两个方面尚未考虑:

(1) 扩散速度。由于图像边缘或场景复杂的区域内具有较多细节, 而每个细节对应的深度信息则通常不一致, 即视差值不同, 因此随着迭代次数增加, 这些复杂区域被过度平滑, 从而破坏了本有的深度差异性。为了避免这种情况, 在特征明显、细节较多的区域应降低相应的扩散速度; 而在平坦区域、物体内部则应保证深度值相似, 且扩散速度应增加。

(2) 角点处的扩散方向。如图 4 灰色区域视差图所示, 该物体与周围环境的深度信息不一致。 ξ

代表与梯度正交的方向。对于角点 a , 仅靠梯度信息来决定扩散方向显然不够, 因为角点与线条边缘点 b 的梯度模值差别不大, 所以使得角点也按照线条边缘点 b 的方式沿 ξ 进行扩散, 其视差值必将随黑色轮廓线外部区域、 ξ 方向上相邻点的视差值而改变, 而且随迭代次数的增加, 角点 a 逐渐被外围区域同化而消失。

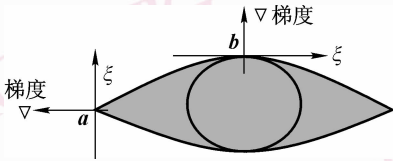


图4 椭圆形物体视差图分析

Fig.4 Disparity of ellipse object analyse

基于图像平滑去噪中的各向异性扩散方程^[8], 本文提出了以下适用于视差图的正则项:

$$E_R = C \int_{\Omega} \Phi(\nabla I, \nabla \lambda, I_{\xi\xi}) dx dy$$

$$= C \int_{\Omega} \frac{\tau^2 * |\nabla \lambda|^2}{(\tau^2 + H(|I_{\xi\xi}|) + M(x, y) |\nabla I|^2)} dx dy \quad (9)$$

其中, R 代表 regular。

Ω 为图像支撑域, C 为正则化参数, 若式(9)可通过偏微分方程求解, 则可得

$$\frac{\partial \lambda}{\partial t} = C \operatorname{div}(g(|\nabla I|^2, I_{\xi\xi}, \tau) \nabla \lambda)$$

$$= C \operatorname{div}\left(\frac{\tau^2}{\tau^2 + H(|I_{\xi\xi}|) + M(x, y) |\nabla I|^2} \nabla \lambda\right) \quad (10)$$

式中, τ 代表控制扩散范围的阈值, $g(|\nabla I|^2, I_{\xi\xi}, \tau)$ 为扩散控制函数, $I_{\xi\xi}$ 是关于图像 I 的二阶方向导数, 其反映在与梯度正交的方向上, $H(|I_{\xi\xi}|)$ 为关于 $I_{\xi\xi}$ 的严格递增函数^[9], 其主要作用是保留角点处的视差值。对于边缘和平坦区域, 由于中心点的灰度与沿方向 ξ 上的两侧点的灰度差异不大, 因此此时 $H(|I_{\xi\xi}|)$ 很小, 并不对控制函数产生影响; 而在角点处, 沿方向 ξ 上中心点的灰度与两侧点的灰度则差异很大, 此时由于 $H(|I_{\xi\xi}|)$ 迅速增大, 导致扩散控制函数 $g(|\nabla I|^2, I_{\xi\xi}, \tau)$ 变小, 从而热扩散停止, 而角点处的视差值仍保持不变。

$M(x, y)$ 为 Anderson 和 Netravali 定义的噪声屏蔽函数^[10], 它在式(10)中起到控制扩散速度的作用, 其具体定义如下:

$$M(x, y) = \sigma_I^2(x, y)$$

$$= \frac{1}{(2i+1)(2j+1)} \sum_{m=x-i}^{x+i} \sum_{n=y-j}^{y+j} [I(m, n) - \bar{I}(x, y)]^2 \quad (11)$$

$$\text{式中, } \bar{I}(x, y) = \frac{1}{(2i+1)(2j+1)} \sum_{m=x-i}^{x+i} \sum_{n=y-j}^{y+j} I(m, n) \quad (12)$$

其中, $(2i+1)(2j+1)$ 是关于点 (x, y) 对称的分析窗口尺寸, $\bar{I}(x, y)$ 和 $\sigma_I(x, y)$ 为图像 I 在该窗口下的局部均值和方差。在图像复杂区域(细节较多处), 局部方差 $M(x, y)$ 相应较大, 可通过扩散函数 $g(|\nabla I|^2, I_{\xi\xi}, \tau)$ 下降来减慢扩散速度; 反之, 在图像平坦区域, 由于局部方差 $M(x, y)$ 较小, 导致扩散函数 $g(|\nabla I|^2, I_{\xi\xi}, \tau)$ 增大, 从而加速扩散。

2.4 能量函数及其数值解法

由于上文描述的正则项和匹配项都具有凸性, 因此构造全局收敛的视差图能量函数为

$$E = E_R + E_A = \int_{\Omega} F dx dy = \int_{\Omega} C \Phi(\nabla I_L, \nabla \lambda, I_{\xi\xi}) + (I_L(x, y) - I_R(x + u(\lambda(x, y)), y + v(\lambda(x, y))))^2 dx dy \quad (13)$$

运用梯度下降法最小化能量函数:

$$\frac{d\lambda}{dt} = C \operatorname{div}(g(|\nabla I|^2, I_{\xi\xi}, \tau) \cdot \nabla \lambda) + ((I_L(x, y) - I_R(x + u(\lambda(x, y)), y + v(\lambda(x, y)))) \times \left(\frac{\partial I_R}{\partial(x+u)} |b| - \frac{\partial I_R}{\partial(y+v)} |a|\right) / \sqrt{a^2 + b^2}) \quad (14)$$

令 $\Lambda_0 = \{E, N, S, W\}$, 考察式(14)右边第1项:

$$\operatorname{div}(g * \nabla \lambda) = \operatorname{div}(f) = \operatorname{div}(f_1, f_2) \quad (15)$$

其中, $f = g * \nabla \lambda = (f_1, f_2) = (g * \lambda_x, g * \lambda_y)$

若采用差分格式, 则对于点 O (见图5) 存在

$$\operatorname{div}(f) = \frac{\partial f_1}{\partial x} + \frac{\partial f_2}{\partial y} = \frac{f_{1,e} - f_{1,w}}{h} + \frac{f_{2,n} - f_{2,s}}{h}$$

以 $f_{1,e}$ 为例求解

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

其中, $(g)_e = \left(\frac{\tau^2}{\tau^2 + H(|I_{\xi\xi}|_e) + M(x, y) |\nabla I|_e^2}\right)$

式(14)中的 $\frac{\partial I_R}{\partial(x+u)} \frac{\partial I_R}{\partial(y+v)}$ 运用中心差分格式则

可写为

$$\frac{\partial I_R}{\partial(x+u)} = \frac{I_{(i,j+1)}^R - I_{(i,j-1)}^R}{2}$$

$$\frac{\partial I_R}{\partial(y+v)} = \frac{I_{(i+1,j)}^R - I_{(i-1,j)}^R}{2} \quad (16)$$

这样就可将式(14)转化为发展方程,然后迭代求解。

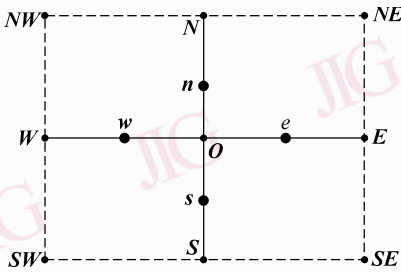


图 5 数值计算模板

Fig. 5 Numerical calculation model

3 实验结果与分析

3.1 实验 1(真实人脸)

用本文构造的新能量函数(式(13))来获取视差图,并和 Alvarez 算法的实验结果进行比较。实验都选取相同的参数, $C = 1.0$, $\tau = 0.02$, 迭代次数 200。实验结果见图 6, 图 6 附加的具体说明及分析如下:

(1) 为了便于视觉观察, 人脸(图 6) 实验图像经过逆时针旋转 90° 。

(2) 初始视差图(图 6(c)) 是通过区域匹配算法得到, 越亮的区域, 其对应的深度值越小, 即距观察



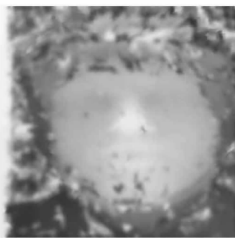
(a) herve 人脸右图像



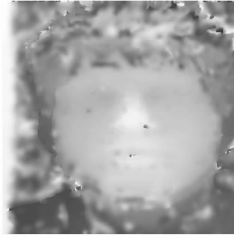
(b) herve 人脸左图像



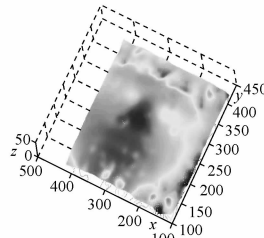
(c) 对应左图像的初始视差图



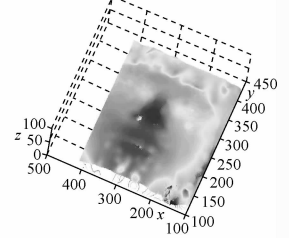
(d) Alvarez 算法得到的视差图



(e) 本文算法得到的视差图



(f) Alvarez 算法得到的人脸深度图



(g) 本文算法得到的人脸深度图

图 6 实验结果图

Fig. 6 Experimental images and correlative results

视点越近。

(3) 实验中, 对于无法匹配的点, 在初始视差图(图 6(c)) 中以黑色表示。

(4) 由于头发处细节较多, 且遮掩情况严重, 匹配困难, 所以无法得到正确的视差值, 其反映在初始视差图上就会颜色混乱。因此评价算法的优劣主要参考人的脸部区域。

(5) 把初始视差图(图 6(c)) 作为初始值, 图 6(d), 图 6(e) 分别是采用 Alvarez 算法和本文方法迭代计算生成的视差图, 相比较图 6(d) 而言,

图 6(e) 不仅对初始视差图内部进行了平滑, 还较完整地保存了边缘和角点处的视差信息, 因此鼻子和嘴等深度不同的区域, 在视差图(图 6(e)) 中能被更完整地体现, 这从重构的 3 维深度图(图 6(f)、6(h)) 中也可看出。

3.2 实验 2(虚拟外景)

如果能从 3 维虚拟场景中获取校正后的门廊图像(图 7(a), (b)), 则可通过先验深度信息构造真实的完美视差图(图 7(f)), 其中区域 A、B 包括了圆锥和立体球, 由于它们的深度与周围的深度不同, 因此

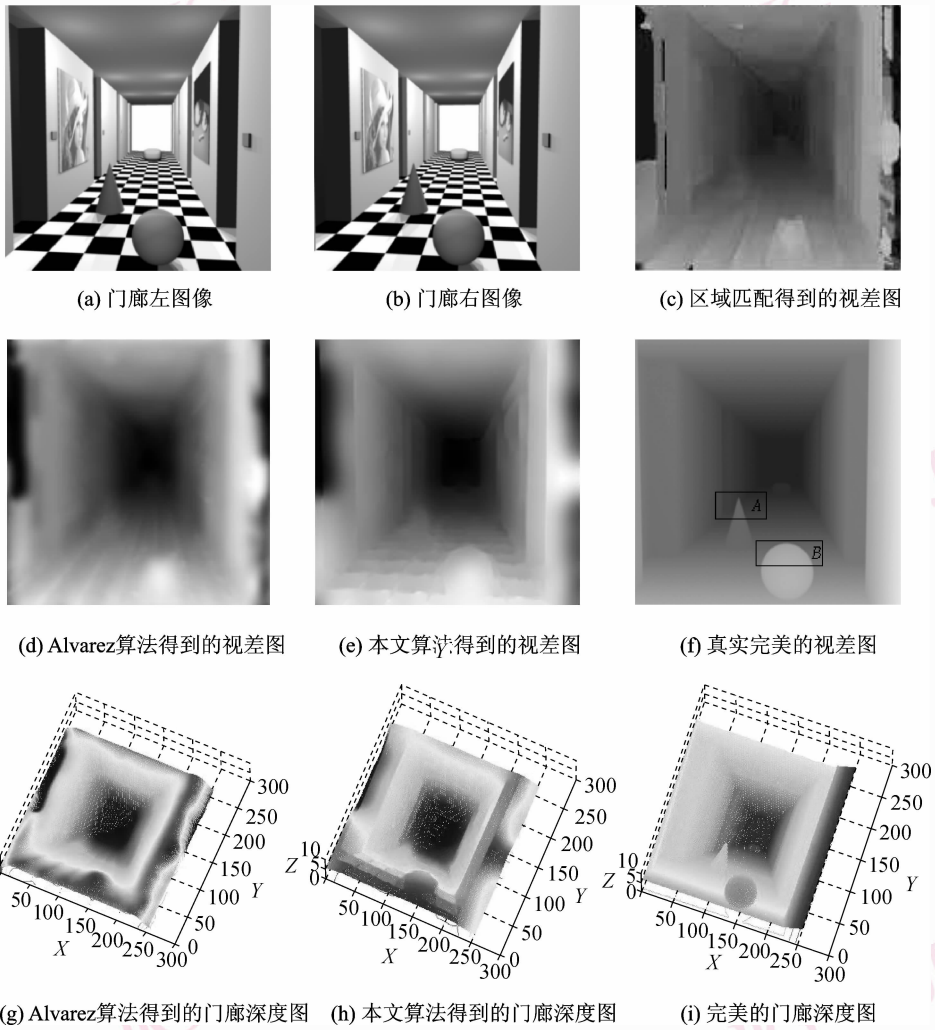


图 7 实验结果图

Fig. 7 Experimental images and correlative results

体现在视差图中的对应部分就会显得更明亮些。

图 7(c)是通过区域匹配算法得到的视差图,若将其作为初始值,则运用 Alvarez 算法和本文算法迭代 800 次后得到的实验结果分别如图 7(d)和图 7(e)所示,仅从视觉效果上看,图 7(e)在刻画门廊中的立体球和圆锥形的深度信息上显得更加精确完整。

算法初始采用了方差为 1.255 的高斯核函数对左右图像进行了平滑,选取参数 $C = 1.2$, $\tau = 0.0375$, $dt = 0.2$,迭代次数为 800。在不考虑遮掩区域对结果的影响的情况下,算法的时间复杂度和匹配错误率如表 1 所示。

由于基于能量匹配的方法与初始视差图的选取密切相关,因此如果选择更完善的初始值,那么得到的最终结果将更精确完美。

表 1 各算法性能评价表

Tab. 1 Algorithms performance evaluation

算法	计算时间(s)	匹配错误率(%)
区域匹配算法	82.6	16.21
Alvarez 算法	140.3	8.33
本文算法	125.7	5.46

实验时,本文算法采用了 matlab6.0 编写,运用 VC++ 仿真,并进行 3 维重构,具体的实验数据来源于法国 INRIA 机器视觉实验室^[11]。

3.3 实验 3(真实场景)

该实验选取了外景作为实验对象,实验时分别获取了未校正的左右图像,首先按照区域匹配方法得到初始视差图 8(c),并以它为计算的初始值,然后运用 Alvarez 算法和本文方法来得到视差图

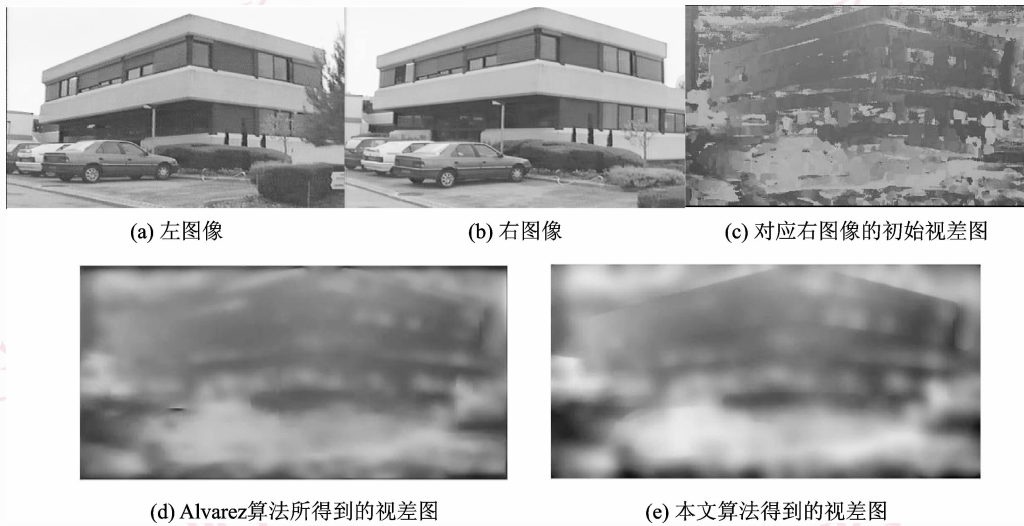


图 8 真实外景实验结果图

Fig. 8 Real outdoor scene images and correlative experimental results

(图 8(d)、图 8(e));由该两图可见,本文方法得到的视差图显示的小汽车在视觉效果上更完美精确。

4 结 论

鉴于偏微分方程在图像处理中的应用研究已逐渐丰富和成熟,为此本文把它运用于机器视觉理论中,并提出了一种基于能量函数的获取稠密视差图(disparity map)的新算法。该新算法首先分析了不同相对位置下的匹配点对对匹配项产生的影响;接着提出了适用于视差图的各向异性的热扩散方程,其不仅继承了 Alvarez 定义的正则项对初始视差图内部平滑和保持边缘不连续的特性,还引入了图像的噪声屏蔽函数和二阶方向导数,用来分别控制对应视差图中不同区域的扩散速度和角点处的扩散方向;最后通过本文定义的正则项和匹配项来构造新的能量函数,并把基于区域匹配算法得到的视差图作为初始值,再利用最速下降法求解相应的最小能量泛函。实验结果表明,无论从视觉效果上,还是重构的深度图判别上,本文算法都取得了更优的性能。

参考文献 (References)

- 1 Super B J, Kiariaquist W N. Patch-based stereo in general binocular Viewing [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence Theory and Experiment, 1997, **19**(3): 247-252.
- 2 Van Ee R, Schor C M. Unconstrained stereoscopic matching of lines [J]. Vision Research, 2000, **40**(2): 151-162.
- 3 Kuijper A, Florack I M J. On the creations of critical points in scale

space with applications to medical image Analysis [R]. Technical Report, UU- CS (Utrecht University Computing Sciences), 2001: 316-319.

- 4 Zhou J, Xu Y, Yu W R. Phase matching with multiresolution wavelet Transform [J]. Proceedings of SPIE, 2002, **4661**: 82-91.
- 5 Kim H, Sohn K. Hierarchical disparity estimation with energy based regularization [A]. In: Proceedings of Tenth IEEE International Conference on Image Processing [C], Barcelona, Spain, 2003, **1**: 373-376.
- 6 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.
- 7 Alvarez L, Deriche R, Sanchez J, et al. Dense disparity map estimation respecting image derivatives: A PDE and scale-space based approach [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2002, **13**(1/2): 3-21.
- 8 Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, **12**(7): 629-639.
- 9 Du Xiao-xiao, Shi Peng-fei, Yang Xin, et al. Improved partial differential equations smoothing method [J]. Journal of Shanghai Jiao tong University, 2001, **35**(2): 201-204. [杜啸晓, 施鹏飞, 杨新等. 一种改进的偏微分方程图像平滑方法 [J]. 上海交通大学学报 2001, **35**(2): 201-204.]
- 10 Anderson G L, Netravali A N. Image restoration based on a subjective criterion [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics (SMC), 1976, **6**(12): 845-853.
- 11 INRIA 机器视觉实验室 [EB/OL]. <http://serdis.dis.ulpgc.es/~lalvarez/research/demos/StereoFlow/index.html>. <http://www-sop.inria.fr/robotvis/demo/diffprop/>.