

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)11-2009-08

论文索引信息: 戴斌, 方宇强, 宋金泽. 面向运动分割优化的变分光流计算方法研究 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(11): 2009-2016

面向运动分割优化的变分光流计算方法研究

戴斌, 方宇强, 宋金泽

(国防科学技术大学机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

摘要: 面向运动分割的需求, 围绕变分光流计算中的运动边缘保留问题, 对反应-扩散式光流计算模型中的扩散张量设计与改进方法进行系统深入研究。在分析已有设计方法的基础上, 提出了一种融合图像和流场信息驱动的扩散张量设计方法, 并利用该扩散张量建立光流计算模型, 然后在多尺度计算框架下给出了相应的偏微分方程数值计算方法。理论分析与对比实验结果表明, 这种设计方法能有效克服现有方法提取运动边缘不精确的缺点, 更准确地刻画出运动边缘, 提高光流的计算精度。

关键词: 光流; 运动分割; 扩散张量; 偏微分方程

Variational optical flow computation towards motion segmentation

Dai Bin, Fang Yuqiang, Song Jinze

(School of Mechatronic Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073 China)

Abstract: Aiming at the problem of preserving the discontinuities in optical flow field for motion segmentation, a meaningful research has been done. The key of the research focuses on the improvement of the diffusion tensor in reaction-diffusion model. By analyzing the existing methods, we proposed a new method which design diffusion tensor by joint image- & flow- driven. Furthermore an efficient coarse-to-fine numerical scheme about the partial differential equation has been present at the same time. our experiments proved that our proposed approach can effectively overcome the motion blur problem of other methods while and preserving the discontinuities in the optic flow field more accurately.

Keywords: optical flow; motion segmentation; diffusion tensor; partial differential equations

0 引言

随着计算机视觉技术的不断发展, 光流作为高层视觉任务(如运动分割)的输入, 人们对光流计算的精度和密度需求越来越高, 力图得到每一个像素可靠的运动偏移信息。

近年来, 变分光流方法在光流计算方面取得了很好的成果。它是一类以变分原理、偏微分方程理论为基础的方法。该种计算方法具备独特的优势和

雄厚的数学基础, 并在实际中取得了较好的效果, 得到了最为准确的光流计算结果^[1-2]。

变分光流方法一般通过最优化式(1)能量函数进行光流求解。

$$E_{OF} = f_{Data} + \alpha f_{Reg} \quad (1)$$

式中包含了通过一致性假设建立的数据项 f_{Data} 和为了解决孔径问题, 对流场进行平滑性约束的正则项 f_{Reg} 。面向运动分割的光流计算的关键在于有效地控制运动边缘区域的流场平滑程度, 保留运动的边缘信息, 为分割提供更准确的边缘信息。而正则项

收稿日期: 2010-03-18; 修回日期: 2010-12-03

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(90820302); 高等学校博士学科专项基金项目(20069998010)。

第一作者简介: 戴斌(1970—), 男, 教授。1998年于国防科学技术大学获控制科学与工程专业博士学位, 主要研究方向为模式识别与智能系统、计算机视觉。E-mail: 13807318768@139.com。

的设计直接决定了光流计算中流场扩散平滑的方式。

如果仅考虑通过改进正则项以提高运动边缘保留的能力,可将数据项统一由光流基本方程^[3]建立,即以亮度一致性假设下的一阶线性近似来建立数据项,则式(1)可以写为^[3]

$$E_{\text{OF}} = \int_{\Omega} (\nabla \mathbf{I} \cdot \mathbf{w} + I_t)^2 + \alpha V(\nabla \mathbf{I}, \nabla \mathbf{w}) d\Omega \quad (2)$$

式中, I_t 代表定义域为 $\Omega \in \mathbf{R}^2$ 的图像序列, $\mathbf{w} = (u, v)^T$ 代表光流值, $\nabla \mathbf{w} = [\nabla u, \nabla v]^T$ 。通过变分原理可以得到极小化式(1)对应的 Euler-Lagrange 方程,并采用梯度下降流的方式表示为

$$\partial \mathbf{w}_{\tau} = \alpha^{-1} \nabla \mathbf{I} (\nabla \mathbf{I}^T \mathbf{w} + I_t) - \text{div}(\mathbf{D}(\nabla \mathbf{I}, \nabla \mathbf{w}) \nabla \mathbf{w}) \quad (3)$$

τ 为时间间隔, $\mathbf{D}(\cdot)$ 为扩散张量矩阵。对式(3)进行离散化并采取适当的数值计算方法可以得到光流值。文献[4]认为光流的计算问题可以看做是如式(3)所示的“反应-扩散”过程,建立偏微分方程(PDE)的计算方法。直接针对式(3)进行设计和计算可以有效地回避建立能量泛函时严格凸性和可微性的要求。对式(3)中的扩散张量矩阵进行有效地设计便可以建立相应的扩散形式来控制流场的平滑扩散行为。

本文借鉴这种处理思想,面向运动分割的要求,对式(3)中的扩散张量矩阵进行分析与改进,以提高运动边缘保留的精度。首先对已有的正则项设计方法以扩散张量的不同形式进行总结与分析;然后,针对单一驱动源扩散的不足,提出了一种融合驱动的扩散张量;最后,将各种扩散张量在同一的模型框架下实现数值计算,并进行对比实验,比较各种设计方案在运动边缘保留的光流计算中的效果,说明了本文方法的优势所在。

1 相关工作分析

Horn 和 Schunck 利用全局平滑性约束设计正则项^[3]。由于全局平滑是一种线性扩散的过程,所以无法有效地保留运动的边缘信息。随后各类边缘保留的正则项设计方法被相继提出。在文献[5]中根据扩散行为的驱动源不同将其分为基于图像驱动的方法和基于流场驱动的方法。而实质性的区分在于其对应扩散张量的不同。光流模型的正则项对应

反应-扩散过程中的扩散过程,可用如下一般的形式描述扩散过程:

$$\text{div}(\mathbf{D}(\nabla f, \nabla \mathbf{w}) \nabla \mathbf{w}) = \text{div} \left[\begin{pmatrix} \mathbf{D}_1 & \\ & \mathbf{D}_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \nabla u \\ \nabla v \end{pmatrix} \right] = \text{div} \begin{pmatrix} \mathbf{D}_1 \nabla u \\ \mathbf{D}_2 \nabla v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{div}(\mathbf{D}_1 \nabla u) \\ \text{div}(\mathbf{D}_2 \nabla v) \end{pmatrix} \quad (4)$$

式中, \mathbf{D}_1 和 \mathbf{D}_2 分别代表作用于光流分量的扩散张量,通常 $\mathbf{D}_1 = \mathbf{D}_2 = \tilde{\mathbf{D}}$ 且为对称半正定矩阵。其作用在于指引光流扩散的行为。如果张量 $\tilde{\mathbf{D}}$ 的特征值为 μ_+ , μ_- 且对应的特征向量为 θ_+ , θ_- , 则扩散张量可表示为

$$\tilde{\mathbf{D}} = (\theta_+ \quad \theta_-) \begin{pmatrix} \mu_+ & \\ & \mu_- \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_+ \\ \theta_- \end{pmatrix} \quad (5)$$

在该扩散张量的作用下,光流某点处的扩散行为表示在方向 θ_+ 以强度 μ_+ 和方向 θ_- 以强度 μ_- 的1维扩散之和。

基于图像信息驱动设计正则项时,扩散的行为仅仅由图像的结构信息来提供,如 Alvarez^[6]利用图像的梯度信息设计了基于图像驱动各项同性的扩散过程,而 Nagel^[7]利用图像局部结构张量设计了基于图像的各项异性的扩散张量。在实际计算中,图像的边缘并不一定是运动的边缘,这样容易造成“过分割”的现象,如图1所示。图1(a)中A区域是图像的边缘,其对应于真实运动流场中的A区域,可以看出该区域是图像边缘但不是运动的边缘;而B区域既是图像边缘又是运动边缘。利用基于图像信息的扩散,使得在部分A类区域产生“过分割”现象,即在非运动边缘欠平滑,出现了部分较大流场值。

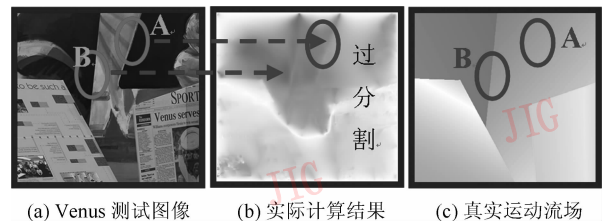


图1 基于图像驱动的过分割现象

Fig. 1 Superfluous segmentation results by image-driven

而基于变化的流场驱动设计扩散张量,不依赖于图像自身的信息,这样可以有效地克服过分割的现象,如 Schnorr^[8]和 Weickert^[9]都曾利用演化的流场结构信息来设计扩散张量。但是由于丢弃了图像中的信息指引扩散,完全由流场的自身演变来确定

扩散的过程,缺乏对实际图像中的运动目标边缘的精确定位。

无论基于图像驱动还是基于流场驱动扩散的过程都存在着一定的问题。所以,如何更有效地设计扩散行为,保证扩散过程更准确地保留运动边缘信息是值得考虑的问题。

2 扩散张量设计

通过对已有方法的分析可以看出,扩散的驱动源可以来源于图像信息,或者来自于变化的流场信息。然而,两种驱动源都有着自身的优缺点。因此,我们在分析已有设计方法的基础上,提出一种融合图像信息和流场信息的融合驱动的设计方案:

首先,定义图像的局部结构张量为

$$S_\rho = G_\rho * (\nabla I \otimes \nabla I^T) = \begin{pmatrix} G_\rho * I_x^2 & G_\rho * I_x I_y \\ G_\rho * I_x I_y & G_\rho * I_y^2 \end{pmatrix} \quad (6)$$

式中, G_ρ 为标准差为 ρ 的高斯核。结构张量是一对称半正定矩阵,对应的特征值大于等于零,并且对应的特征向量正交。局部结构张量能够很好地反应图像的局部变化,特征向量分别代表了局部范围内变化亮度最强和最弱的两个方向,特征值代表了变化率。

假设结构张量 S_ρ 的特征值为 λ_+, λ_- , 对应的特征向量为 s_+, s_- , 依据该图像的局部结构信息可以设计新的融合信息的扩散张量。其特征值和特征向量定义为

$$\begin{aligned} \theta_+ &= s_+ \\ \theta_- &= s_- \end{aligned} \quad (7)$$

$$\mu_+ = g((s_+^T \nabla u)^2 + (s_+^T \nabla v)^2)$$

$$\mu_- = g((s_-^T \nabla u)^2 + (s_-^T \nabla v)^2)$$

式中函数 $g(x) = \frac{1}{1 + \frac{x}{K}}$ 为单调递减的惩罚函数。

则融合驱动的扩散张量可以描述为

$$D = \begin{bmatrix} \tilde{D} & \\ & \tilde{D} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_+ \theta_+ \theta_+^T + \mu_- \theta_- \theta_-^T & \\ & \mu_+ \theta_+ \theta_+^T + \mu_- \theta_- \theta_-^T \end{bmatrix} \quad (8)$$

可以看出作用于光流分量的两个张量 \tilde{D} 的特

征向量与图像的局部结构张量的特征向量相同,即扩散过程可以表示为沿 s_+, s_- 方向的 1 维扩散之和(如图 2 所示),而各方向扩散强度由特征值控制,特征值以惩罚函数表示,同时惩罚光流沿 s_+, s_- 方向的投影平方和。

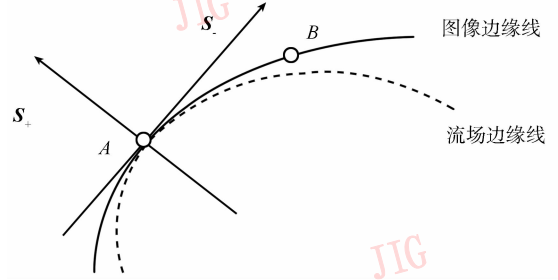


图 2 融合驱动的扩散过程

Fig. 2 Illustrate the diffusion by joint image- & flow-driven

这一过程就是在图像的边缘处,以光流梯度在 s_+, s_- 两个方向的投影大小来决定扩散的强度。如图 2 中点 B 是图像的边缘,但不是运动的边缘,这样 B 点处的特征值为 0,从而避免了以图像信息为驱动源的“过分割”现象,同时运动的边缘必是图像的边缘,检测图像的边缘判断扩散与否,可以避免流场驱动时对图像边缘定位不精确的现象。可以看出这是针对光流场平滑的一种有效的融合图像信息和流场信息的扩散过程,同时克服了单一驱动下的缺点。

而这种融合驱动的扩散方式一方面以稳定图像信息作为输入,另一方面利用变化的流场信息作为反馈,不断改正扩散的行为。如图 3 所示,虚线框内表示了基于图像驱动的开环扩散过程,点画线框内表示了基于流场扩散的自反馈过程。而融合驱动的扩散过程构成了一种更为完备合理的闭环反馈的过程。



图 3 基于融合信息的闭环扩散过程

Fig. 3 Close-loop diffusion process by joint information

3 算法实现细节

3.1 方程组的离散化

在确定了扩散张量的具体形式后,对式(3)进

行合适的离散化计算,便可以得到光流场结果。如果以图像的像素点为空间采样间隔,则式(3)可以离散化为如下偏微分方程组:

$$\begin{cases} 0 = (I_x^2 u_{i,j}^{n+1} + I_x I_y v_{i,j}^n + I_x I_t) - \\ \alpha \left[\sum_{\tilde{i}, \tilde{j} \in N_l(i,j)} \gamma(f)_{\tilde{i}, \tilde{j}} (u_{\tilde{i}, \tilde{j}}^n - u_{i,j}^{n+1}) \right] \\ 0 = (I_y^2 v_{i,j}^{n+1} + I_x I_y u_{i,j}^n + I_y I_t) - \\ \alpha \left[\sum_{\tilde{i}, \tilde{j} \in N_l(i,j)} \gamma(f)_{\tilde{i}, \tilde{j}} (v_{\tilde{i}, \tilde{j}}^n - v_{i,j}^{n+1}) \right] \end{cases} \quad (9)$$

式中: $i = 1, \dots, N_{h_x}, j = 1, \dots, N_{h_y}$; N_{h_x} 和 N_{h_y} 为图像区域的长和宽。 $\gamma(f)_{i,j}$ 代表散度算子离散化后的八邻域权值,该数值的确定依赖于扩散张量的具体形式。

如果将扩散张量 \tilde{D} 表示为 $\tilde{D} = \begin{pmatrix} a & b \\ b & c \end{pmatrix}$, 而光流分量表示为 $z = (u, v)$, 那么散度算子采取如下形式离散化

$$\text{div}(\tilde{D} \nabla z) = \frac{\partial}{\partial x} (a \frac{\partial z}{\partial x} + b \frac{\partial z}{\partial y}) + \frac{\partial}{\partial y} (b \frac{\partial z}{\partial x} + c \frac{\partial z}{\partial y}) \quad (10)$$

算子离散化方案如表 1 所示,导数算子的具体离散化形式为

$$\begin{aligned} \partial_x (a \partial_x z) &\approx D_x^- (M_x^+ (a_{i,j}) D_x^+ (z_{i,j})) \\ \partial_x (b \partial_y z) &\approx D_x (b_{i,j} D_y (z_{i,j})) \\ \partial_y (c \partial_y z) &\approx D_y^- (M_y^+ (c_{i,j}) D_y^+ (z_{i,j})) \\ \partial_y (b \partial_x z) &\approx D_y (b_{i,j} D_x (z_{i,j})) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{cases} u_{i,j}^{n+1} = \frac{(I_x I_y v_{i,j}^n + I_x I_t) - \alpha \left(\sum_{\tilde{i}, \tilde{j} \in N_l^-(i,j)} \gamma(u, v)_{\tilde{i}, \tilde{j}}^n u_{\tilde{i}, \tilde{j}}^{n+1} + \sum_{\tilde{i}, \tilde{j} \in N_l^+(i,j)} \gamma(u, v)_{\tilde{i}, \tilde{j}}^n u_{\tilde{i}, \tilde{j}}^n \right)}{-I_x^2 - \alpha \sum_{\tilde{i}, \tilde{j} \in N_l(i,j)} \gamma(u, v)_{\tilde{i}, \tilde{j}}^n} \\ v_{i,j}^{n+1} = \frac{(I_x I_y u_{i,j}^n + I_y I_t) - \alpha \left(\sum_{\tilde{i}, \tilde{j} \in N_l^-(i,j)} \gamma(u, v)_{\tilde{i}, \tilde{j}}^n v_{\tilde{i}, \tilde{j}}^{n+1} + \sum_{\tilde{i}, \tilde{j} \in N_l^+(i,j)} \gamma(u, v)_{\tilde{i}, \tilde{j}}^n v_{\tilde{i}, \tilde{j}}^n \right)}{-I_y^2 - \alpha \sum_{\tilde{i}, \tilde{j} \in N_l(i,j)} \gamma(u, v)_{\tilde{i}, \tilde{j}}^n} \end{cases} \quad (12)$$

3) 新计算出数值 $u_{i,j}^{n+1}, v_{i,j}^{n+1}$, 如果两层数值差小于设定精度阈值或大于固定迭代步数则结束, 否则回到第一步, 重新计算权系数, 求解线性方程组。

3.3 多尺度光流算法

通过求解离散化的偏微分方程组(式 9)可以在

在对某点处的散度运算进行离散化时, 利用了该点的八邻域信息, 所以在式(9)中 $\tilde{i}, \tilde{j} \in N(i, j)$ 指示了点 (i, j) 处的八邻域, 而在计算中, 邻域权值依图像和流场信息共同决定, 实现对该点处流场值的非线性扩散滤波。

表 1 算子离散化方案

Tab. 1 Discretization for equations

差分形式	离散化表达式	
单侧均值差分	$M_x^+(z_{i,j}) = 0.5(z_{i\pm 1,j} + z_{i,j})$	$M_y^+(z_{i,j}) = 0.5(z_{i,j\pm 1} + z_{i,j})$
单侧差分	$D_x^+(z_{i,j}) = \pm(z_{i\pm 1,j} - z_{i,j})$	$D_y^+(z_{i,j}) = \pm(z_{i,j\pm 1} - z_{i,j})$
均值差分	$D_x^-(z_{i,j}) = 0.5(z_{i+1,j} - z_{i-1,j})$	$D_y^-(z_{i,j}) = 0.5(z_{i,j+1} - z_{i,j-1})$

3.2 离散化方程组的求解

在离散化后的偏微分方程组(式(9))中, 由于扩散张量由变化的流场决定, 所以方程中的邻域权值 $\gamma(u, v)_{i,j}^n$ 随时间变化, 使其是一非线性的偏微分方程组。求解此类非线性方程组可以采用 Lagged-Diffusivity 方法^[10], 将非线性等式求解分解为一系列的线性方程组求解。式(9)求解步骤如下:

1) 由第 0 时刻数据计算权系数 $\gamma(u, v)_{i,j}^0$ 的数值, 并初始化 $u_{i,j}^0, v_{i,j}^0$;

2) 在固定系数情况下, 采取线性方程组的迭代解法(如 Gauss-Seidel 方法)进行求解, 计算出下一时刻的光流值 $u_{i,j}^{n+1}, v_{i,j}^{n+1}$, 迭代公式为

初始化光流场的情况下, 经过有限步迭代得到一定精度的光流解。而考虑图像前后帧间可能出现运动位移较大的情况, 可以在求解的过程中采用多尺度的方法^[11]。同时多分辨率的引入可以增强对无纹理区域的填充能力, 得到致密的流场数据。首先构

建图像金字塔,并初始化流场。金字塔相邻层图像间的放缩比应选择 0.5 ~ 0.9 为宜。然后由粗分辨率到细分辨率逐层计算光流场,上一层的结果通过线性插值作为下一层计算的初始值。最终得到光流解。假设金字塔图像组表示为 $I^l(i, j, t)$, $i \in [1, N_L]$, $j \in [1, M_L]$, 其中 $L = 1, 2, \dots, Ln$ 。而为了限制图像缩放的大小,规定放缩下限为 16, 即 $\min(N_L, M_L) \geq 16$ 。

本文整个光流算法流程如下:

Begin

choose a suitable pyramid levels: Ln

building the image pyramid for the image $I(i, j, t)$

by bilinear: $I^l, L = 1, 2, \dots, Ln$;

$n_0 := 1$

while $n_0 \leq nL$ do begin

for $i=1$ to N_L do for $j=1$ to M_L do begin
calculate the values $I_x^l(i, j, t)$, $I_y^l(i, j, t)$ and $I_t^l(i, j, t)$

calculate the values S_p

if $n_0 = 1$

initialize the values $u(i, j)$ and $v(i, j)$ to zero

else calculate $u(i, j)$ and $v(i, j)$ by bilinear

end {if}

end {for}

choose a suitable weight value α

choose a suitable number $iternum \geq 1$ of iterations

$n_1 := 1$

while $n_1 \leq iternum$ do begin

for $i = 1$ to N_L do for $j = 1$ to M_L do begin

compute D and $\gamma(f)_{i,j}$

update $u(i, j)$, $v(i, j)$

end {for}

$n_1 := n_1 + 1$

end {while}

$n_0 := n_0 + 1$

end {while}

end

4 实验与分析

实验的重点在于对比不同的扩散张量设计下光流计算的结果,验证本文设计的扩散形式在保留运动边缘方面的优势。实验中,将不同的扩散张量设计方法引入到线性约束下的光流模型式(3)中,使得各种扩散作用在相同的框架下实现,进而可以有

效地验证和比较各方法的优缺点。

实验程序采用 Matlab7.6 仿真软件实现,实验 PC 机 CPU 主频 1.8GHz,内存 2G。为了有效地对比各种正则项的优劣及本文方法的优势,设计 3 项实验,分别从定性说明、定量比较和实际应用的角度进行验证。实验中各类型的扩散张量设计参见表 2,详细内容可以参见表中给出的相关文献。

表 2 实验扩散张量设计

Tab.2 The design of the diffusion tensor

类型	扩散张量	相关文献
线性扩散	$\bar{D} = E_{2 \times 2}$ (2×2 单位矩阵)	文献[3]
图像驱动 1	$\bar{D} = g(\nabla I ^2 \nabla z) \cdot E_{2 \times 2}$	文献[6]
图像驱动 2	$\bar{D} = \frac{1}{ \nabla I ^2 + 2\varepsilon} (\nabla I \nabla I^T + \varepsilon E_{2 \times 2})$	文献[7]
流场驱动	$\bar{D} = (g(\nabla u \nabla u^T + \nabla v \nabla v^T) \nabla z) \cdot E_{2 \times 2}$	文献[8]

1) 实验 1

实验素材:人工合成图像 Rectangle 两帧序列图像,大小为 165×125 ,描述富有网状纹理的矩形运动的情况,背景平滑,且矩形右移一个像素。

针对不同扩散张量设计方案进行光流计算,得到了如图 4 所示的计算结果。实验的目的在于说明本文算法在保留运动边缘方面的优势。为了更有效地描述光流结果的扩散情况,对得到的流场进行了量化处理,用量度代表光流的大小,同时因目标向右平移所以显示了量化的水平分量便于对比。

从实验结果中可以看出线性扩散使得光流结果向四周发散且扩散系数 α 越小扩散越小,但无法准确地描述运动的边缘,如图 4(b)。而基于图像驱动的扩散张量可以使得光流计算根据图像的边缘信息控制扩散的行为,所以在目标的边缘处很好地控制了扩散的行为,得到了较好的运动边缘。但是由于目标内部依然存在边缘,所以在目标的内部区域光流场依目标纹理出现不均匀现象,特别从水平分量中可以明显观察到,如图 4(c)。基于变化的流场来确定扩散的行为,可以不受图像内部纹理的影响,得到均匀的流场。但是运动边缘的保留依据变化的流场控制不如图像边缘精确,在边缘处略有发散,如图 4(d)。而本文建议的融合驱动算法,在图像边缘区域依据变化的流场边缘控制扩散行为,有效结合了图像驱动和流场驱动的优势,得到了平滑且边缘保留的光流结果,如图 4(e)。

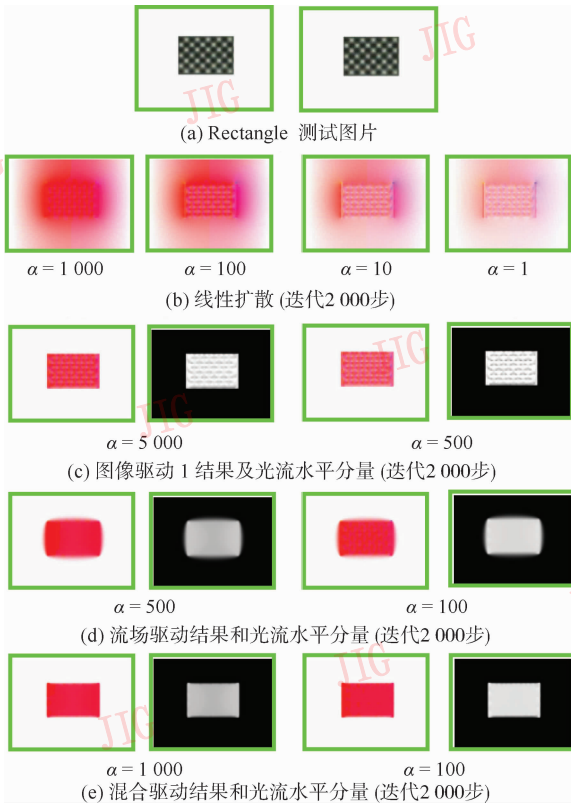


图 4 Rectangle 测试图像光流计算对比图

Fig. 4 Compare the optical flow estimations in Rectangle sequence images

2) 实验 2

实验素材: Rotating Sphere 序列图像大小为 200×200 人工合成图像, 包含真实运动数据, 来源于 <http://www.cs.otago.ac.nz/research/vision/>. Rotating Sphere 序列描述了一个球体自转的场景, 背景运动, 球体自左向右旋转。为了定量的对比各正则项对光流计算结果的影响, 采用平均角度误差 (AAE)、角标准差 (STD)、平均结点误差 (AEPE) 性能指标进行对比 (详见文献[12]), 如果 v_c 为真实光流数据, v_e 为计算所得光流数据, N 为像素点总数, 其定义为

$$AAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \arccos \left(\frac{v_{c1}v_{e1} + v_{c2}v_{e2} + 1}{\sqrt{v_{c1}^2 + v_{c2}^2 + 1} \sqrt{v_{e1}^2 + v_{e2}^2 + 1}} \right)$$

$$STD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_c - v_e)^2 =$$

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(v_{c1} - v_{e1})^2 + (v_{c2} - v_{e2})^2]}$$

$$AEPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(v_{c1} - v_{e1})^2 + (v_{c2} - v_{e2})^2}$$

该指标描述了计算值与理论值的偏离程度, 指标越小, 说明算法性能越好。而为了直观的进行表示光流信

息, 文中借鉴文献[5]的思想采用了颜色映射的方式, 用色调代表光流的方向, 用亮度代表大小信息。从实验结果图 5(d) 中能够看出, 球体的旋转运动由边框区域代表的色调信息反映出来。

通过实验结果可以看出, 线性扩散在对光流场进行平滑作用的同时模糊了运动的边缘信息, 从而降低了计算的精度, 如表 3 所示。而图像驱动的扩散, 由于受到非运动边缘的纹理影响, 使得光流场不均匀, 而且在背景的边缘与球体衔接处扩散出错误的结果, 如图 5(g) 所示。基于流场驱动的扩散不考虑图像纹理得到了较好的结果, 但运动边缘区域定位精度一般。而本文方法考虑了图像边缘与运动边缘从而得到最好的计算结果, 如表 3 所示。

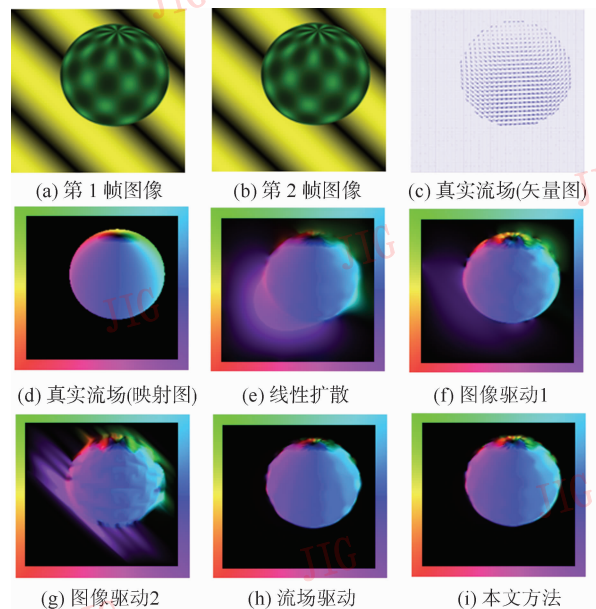


图 5 Rotating Sphere 测试图像光流计算对比图

Fig. 5 Compare the optical flow estimations in Rotating Sphere sequence images

表 3 Rotating Sphere 序列实验结果

Tab. 3 Optical flow results in Rotating Sphere images

扩散类型	参数设置	性能指标		
		AAE	STD	AEPE
线性扩散	$\alpha = 500$	11.888 0	10.360 0	0.313 7
图像驱动 1	$\alpha = 500$	6.781 3	6.432 4	0.166 9
图像驱动 2	$\alpha = 200$	8.260 0	10.237	0.223 3
流场驱动	$\alpha = 20$	3.871 1	8.468 2	0.152 3
本文方法	$\alpha = 50$	2.780 1	6.544 8	0.119 8

注: 最大迭代步数为 2 000, 扩散参数的选择为人工过程, 以 10 为单位等间隔选取, 选择能得到最优性能指标和效果的扩散系数。

3) 实验 3

实验素材: Traffic 视频图像序列, 来源于 [Http://i21www.ira.uka.de/image_sequences](http://i21www.ira.uka.de/image_sequences), 描述了交通路口的真实车辆行驶状况; Men 序列图像, 源于实际录制视频图像, 描述了男子在镜头前运动的情况。两组图像均来源于实际场景, 能够反应实际的复杂的环境状况, 特别描述了多个运动目标以不同速度、不同方向的运动以及非刚体的运动, 可以检验算法对实际情形的鲁棒性。实验结果如图 6、图 7 所示。

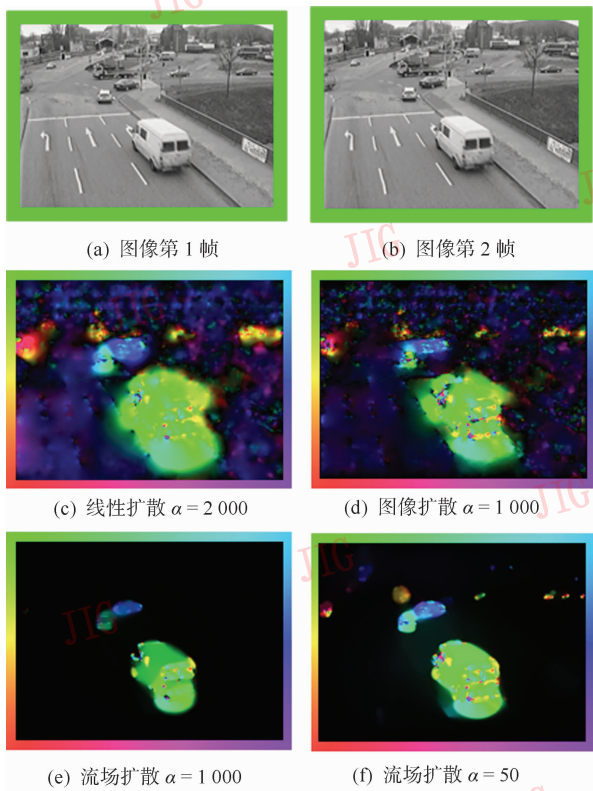


图 6 Traffic 图像光流计算对比图

Fig. 6 Compare the optical flow estimations in Traffic sequence images

从实验的结果可以看出, 在实际的场景中, 本文方法依旧体现出了较好的计算结果, 相比于以往算法同时克服了图像驱动和流场驱动的缺点 (如图 6 所示), 且很好地反映了多目标、小目标以及非刚体的移动情况 (如图 7 所示), 较好地保留了运动的边缘, 具备应用价值和可能。但该算法中 Lagged-Diffusivity 方法和其中的线性方程组迭代求解过程往往存在较大的计算负担, 如实验 3 中 Men 图像大小均为 320×240 , 迭代上限为 800 步时计算时间平均约为 30 s。针对这种迭代步数较多的线性方程组



图 7 Men 序列图像光流计算结果

Fig. 7 Compare the optical flow estimations in Men sequence images

求解过程, 利用一些快速计算方法如多重网格法, 可以有效地改进计算效率。

5 结 论

本文在提高光流计算精度、运动分割精度的需求牵引下, 通过理论分析和实验研究, 深入分析了变分光流中的扩散张量的设计问题和相应的数值计算问题, 在光流研究领域取得了一定的成果, 提出了一种融合图像和流场信息驱动的光流扩散设计方法。理论分析与对比实验结果表明, 本文方法能有效克服已有方法的缺点, 更准确地刻画出运动边缘, 提高了光流的计算精度。但方法计算效率有待进一步提高, 关键是改进数值计算中的迭代求解过程, 这是下一步研究的重点。

参考文献 (References)

[1] Brox T, Bruhn A, Ladenburg N, et al. High accuracy optic flow estimation based on a theory for warping[C]//Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany:

- Springer-Verlag, 2004; 25-36.
- [2] Zimmer H, Bruhn A, Weickert J, et al. Complementary optical flow [C] // Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2009; 207-220.
- [3] Horn B K, Schunck B. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1):185-203.
- [4] Lu Zongqing. Research on optical flow computation for motion Images Analysis [D]. Xian: Xian University of Electronic Science and Technology, 2007. [卢宗庆. 运动图像分析中的光流计算方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2007.]
- [5] Bruhn A. Variational optic flow computation; accurate modeling and efficient numerics [D]. Germany, Saarland University, 2006.
- [6] Alvarez L, Esclarin J, Lefebure M, et al. A PDE Model for Computing the Optical Flow [EB/OL]. (1999-09-01) [2010-05-05]. <http://serdis. dis. ulpgc. es/~ lalvarez/research/papers. html>.
- [7] Nagel H H. On the estimation of optical flow: relations between different approaches and some new result [J]. Artificial Intelligence, 1987(33): 299-324.
- [8] Schnorr C. Segmentation of visual motion by minimizing convex non-quadratic functionals [C] // Proceedings of the 12nd IAPR International Conference on Pattern Recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer. Society, 1994:661-663.
- [9] Weickert J. On Discontinuity-preserving Optic Flow [EB/OL]. (1998-09-17) [2010-05-05]. <http://www. mia. uni-saarland. de/weickert/publications. shtml>.
- [10] Chan T F, Mulet P. On the convergence of the lagged diffusivity fixed point method in total variation image restoration [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1999, 36(2): 354-367.
- [11] Bruhn A, Weickert J. Lucas-Kanade meets Horn-Schunck; combining local and global optical flow methods [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 61(3):211-231.
- [12] Barron J L, Fleet D J, Beauchemin S. Performance of optical flow technique [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 12(1):43-77.