

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)12-2159-10

论文索引信息: 梅广辉, 陈震, 危水根, 张聪炫. 图像光流联合驱动的变分光流计算新方法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(12): 2159-2168

图像光流联合驱动的变分光流计算新方法

梅广辉¹⁾, 陈震¹⁾, 危水根¹⁾, 张聪炫²⁾

¹⁾(南昌航空大学计算机视觉研究室, 南昌 330063)

²⁾(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘要: 提出一种基于图像光流联合驱动的变分光流计算方法。数据项采用灰度守恒和梯度守恒相结合、局部约束与全局约束结合的思想, 并引入正则化因子提高计算精度。平滑项采用图像与光流联合驱动的各向异性平滑策略, 将数据项与平滑项紧密地联系起来, 并通过设计扩散张量的两个本征值来控制光流扩散速度。最后采用多分辨率分层细化策略解决大位移问题。实验结果证明, 该计算模型在背景复杂、光照变化、运动边界等情况的光流计算具有很好的效果。

关键词: 光流; 变分法; 正则化; 图像光流驱动; 扩散

New algorithm for estimation of variational optical flow with image-and flow-driven

Mei Guanghui¹⁾, Chen Zhen¹⁾, Wei Shuigen¹⁾, Zhang Congxuan²⁾

¹⁾(Laboratory of Computer Vision, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063 China)

²⁾(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016 China)

Abstract: In this paper, a computation technology of variational optical flow based on Image-and Flow-driven is proposed. The idea to obtain the data term is to use the combination of gray and gradient constancy assumption, the combination of local and global constraint, as well as the regularization factor, to improve the accuracy. A joint image-and flow-drive anisotropic smoothing strategy is introduced to design the smooth term, linking the data term and smooth term closely. And then, the speed of the optical flow can be controlled by the design of the eigenvalues of the diffusion tensor. Finally, the method utilizes the multi-scale hierarchical refinement strategy to handle large displacements problem. The experiment results prove that the model has a good computation effect of optical flow to cope with the problem of additive illumination changes and the boundaries of the moving objects with complicated backgrounds.

Keywords: optical flow; variational method; regularization; image-and flow-driven; diffusion

0 引言

光流计算在视觉运动的研究中有非常重要的作

用。所谓光流是指图像中灰度模式表现运动的速度, 它不仅包含了被观察物体的运动信息, 还携带了丰富的3D结构信息。光流计算被广泛地应用于图像分割、识别、跟踪、机器人导航、运动估计和3D结构重建等计

收稿日期: 2011-01-20; 修回日期: 2011-03-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(60963003); 教育部科学技术研究重点课题基金项目(206080); 航空科学基金项目(08ZC56002); 江西省自然科学基金项目(2009GZS1109); 江西省国际合作基金项目(2060402108); 江西省教育厅科学技术研究基金项目(09018)。

第一作者简介: 梅广辉(1982—), 男, 南昌航空大学控制理论与控制工程专业硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理与模式识别。E-mail: mgh_19820627@hotmail.com。

通讯作者: 陈震, E-mail: dr_chenzhen@163.com。

计算机视觉与图像处理领域。

光流计算技术的研究开始于 20 世纪 80 年代初 Horn 和 Schunck^[1] 以及 Lucas 和 Kanade^[2] 等人奠基性的工作,而后的 20 年里各种新算法和改进算法不断出现,并取得了丰硕的研究成果。Barron 等人^[3] 对前一阶段的代表性工作做了详细介绍,并将光流计算分为 4 种类型:基于梯度的方法、基于匹配的方法、基于能量的方法和基于相位的方法。此后的光流计算技术研究进展较为缓慢,主要是光流计算本身存在的一些难点和问题,如光流计算的可靠性问题、运动边界遮挡问题和复杂背景运动问题、光流计算速度慢的问题等。Lauze 等人^[4] 提出由粗到精、多分辨率分层细化的方法解决大位移光流计算问题。Kim 等人^[5] 利用加性因素和乘性因素来消除光照对光流计算的影响。Papenberg^[6] 对变分模型中的数据项进行了总结和分类。近几年随着偏微分方程、张量分析等数学方法在图像分析中的不断渗透,光流计算技术在计算精度、可靠性等方面取得了较大的进展。最具代表性的是以 Weickert^[7-9] 为首的科研团队,他们的研究被认为是光流计算领域的重大突破。Roth 等人^[10] 提出场景中含有镜面等反射物体的光流计算方法。Black 等人^[11] 将空间统计和马尔可夫随机场引入光流场中。Baker 等人^[12] 对 Barron 之后的光流计算工作做了归纳和总结,并提出光流计算的各种评估方法。Brox 等人^[13] 提出通过匹配解决大位移光流计算问题的方法。近些年,国内学者也对光流计算进行了大量研究。陈震等人^[14] 总结时变图像光流场计算的方法和存在的问题,并对应用前景指出了一些可能的方向。危水根等人^[15] 把差分方法和变分光流算法结合,抑制了 Horn 算法中运动边界的速度漂移。关键等人^[16] 在几何代数域内推导光流约束方程的新形式,通过求解关于初值问题的热传导方程求解光流场。卢宗庆^[17] 提出一种基于图像局部结构不变的光流计算方法。随着神经动力学在计算机视觉中的不断深入,它对光流场的计算也产生了深远意义,神经网络方法将成为光流技术的一个发展方向。

目前光流计算理论问题缺陷仍然是个具有挑战性的难题,主要表现在病态问题、算法的鲁棒性问题和物体边界处的光流计算问题,例如在噪声干扰、光照突变和运动边界处理等方面还存在一定的不足。据此,提出一种变分光流计算方法,设计了鲁棒的数据项和具有扩散作用的平滑项,图像驱动和光流驱

动的联合使数据项和平滑项联系起来,并通过设计扩散本征值灵活控制光流的扩散程度,运动物体边界尤其是转角处的光流计算更加准确。该算法提高了在噪声和光照突变情况下光流计算的鲁棒性,且算法适合复杂背景。

1 变分光流计算技术

光流计算的变分方法以其模型的通用性、建模的自动化与准确性、可获得稠密的光流场等优势成为当前光流计算的主流方法之一,它可以为不同类型光流场的计算提供统一的数学模型。

假设 $I(X)$ 为图像序列, $X:=(x,y,t)$ 。其中, $(x,y)^T$ 为矩形图像区域 $\Omega \in \mathbf{R}^2$ 中像素点的位置, $t \in [0,T]$ 表示时间。做进一步假设, $I(X)$ 是经过标准差为 σ 的高斯函数卷积处理过的。 $I(x,y,t)$ 即为在 t 时刻的那一帧图像上 (x,y) 位置的图像灰度值。假设相邻两帧图像间的时间间隔为 1,则光流场 $W:=(u,v,1)^T$ 表示在 t 时刻和 $t+1$ 时刻的两帧之间的位移场,可以表示为以下通用能量泛函形式:

$$E(u,v) = \int_{\Omega} [M(u,v) + \alpha V(\nabla_2 u, \nabla_2 v)] dx dy \quad (1)$$

式中, $\nabla_2:=(\partial_x, \partial_y)^T$ 表示空间梯度算子, $M(u,v)$ 代表数据项, $V(\nabla_2 u, \nabla_2 v)$ 代表平滑项。 $\alpha > 0$ 表示平滑项权重系数,当图像本身的置信度较低时,光流计算更多的依赖于平滑项从邻域填充信息,从而得到致密的光流,此时 α 应取较大的值。引入一种随图像梯度自适应变化的函数 ϕ 作为 α ,即

$$\alpha = \phi(\nabla I) = A + B \left(\frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \right) e^{-\frac{(\nabla I)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

式中, ∇I 为图像梯度, A, B, σ 为常数,参考文献[8],取 $A=20, B=35, \sigma=1.5$ 。此 α 的设计使式(1)中的计算在梯度较大的区域更多依赖于数据项,在梯度较小的区域更多依赖于平滑项。

根据变分原理,可将式(1)的通用能量泛函变成如下的 Euler-Lagrange 方程

$$\partial_u M - \alpha (\partial_x (\partial_{u_x} V) + \partial_y (\partial_{u_y} V)) = 0 \quad (3)$$

$$\partial_v M - \alpha (\partial_x (\partial_{v_x} V) + \partial_y (\partial_{v_y} V)) = 0 \quad (4)$$

上述方程组满足 Neumann 边界条件。

为求得以上 Euler-Lagrange 方程的解,对式(1)使用最速下降法,得到一广义的矢量形式的扩散反应方程

$$\partial_{\tau} \mathbf{w} = R(\mathbf{w}) + D(\mathbf{w}) \quad (5)$$

式中, $\mathbf{w} = (u \ v)^T$, τ 为一“时间”辅助变量。 $R(\mathbf{w})$ 称为反应项,其形式取决于能量泛函中的数据项 $M(u, v)$ 。 $D(\mathbf{w})$ 称为扩散项,其形式取决于能量泛函中的平滑项 $V(\nabla_2 u, \nabla_2 v)$ 。光流的最终解可以看做是扩散反应方程(5)达到稳态时的 $\mathbf{w}_{\tau \rightarrow \infty}$, 所以求解 Euler-Lagrange 方程和求解式(5)是一致的。因此,在变分光流计算中可以直接对反应扩散方程的反应项和扩散项分别进行设计。

2 基于联合驱动的变分光流计算模型

变分光流计算模型中的数据项 $M(u, v)$ 决定了模型的逼真程度,它主要与要处理的图像序列或视频图像的先验知识有关,目前主要有灰度守恒假设、梯度守恒假设、拉普拉斯守恒假设、Hessian 矩阵守恒假设等,它们适用于不同情况的光流场计算。平滑项 $V(\nabla_2 u, \nabla_2 v)$ 主要使光流计算的病态问题变为可解问题。

2.1 灰度守恒与梯度守恒相结合的数据项

灰度守恒假设是最早的、应用最广泛的光流计算模型,适合任意运动类型。最经典的开始于 Horn 和 Schunck 提出的灰度守恒假设(BCA)模型,它假设物体在运动过程中图像灰度保持不变,即 $I(x + w) = I(x)$,应用一阶 Taylor 展开得到光流基本约束方程

$$I_x u + I_y v + I_t = \nabla_3 I^T \mathbf{w} = 0 \quad (6)$$

得到的数据项

$$M_1(u, v) = (\nabla_3 I^T \mathbf{w})^2 = \mathbf{w}^T J_1 \mathbf{w} \quad (7)$$

式中, $J_1 = \nabla_3 I \nabla_3 I^T$, 称为运动张量。为了更深入地理解模型,改写数据项

$$M_1(u, v) = (\nabla_2 I^T \mathbf{w} + I_t)^2 = |\nabla_2 I|^2 \left(\left(\frac{\nabla_2 I}{|\nabla_2 I|} \right)^T (\mathbf{w} - \mathbf{w}_n) \right)^2 = |\nabla_2 I|^2 d^2 \quad (8)$$

参数 d 表示在图像梯度 $\nabla_2 I$ 方向上估计光流 $\mathbf{w}$ 和真实光流 $\mathbf{w}_n$ 的误差。要想得到比较准确的光流场,希望计算得到的 $M(u, v)$ 值越小越好,但是在数据项 $M_1(u, v)$ 中, d 被图像的时空梯度 $\nabla_2 I$ 进行了加权,这将导致在图像梯度比较高的地方得到一个比较大的数值,比如噪声和干扰等。因此,通过数据项乘一个正则化因子来补救上面的不足。参考文献[18-19],选取正则化因子

$$\theta_0 = \frac{1}{|\nabla_2 I|^2 + \zeta}$$

避免在梯度较小的区域正则化因子为 0,取参数 $\zeta > 0$,本文取 $\zeta = 0.01$ 。得到数据项为

$$M_2(u, v) = \mathbf{w}^T J_2 \mathbf{w} \quad (9)$$

其中, $J_2 = \theta_0 J_1$ 。

但是针对有光照变化或亮度变化较小的图像序列灰度守恒不能得到较为准确的光流场,梯度守恒假设(GCA)克服了灰度守恒假设对光照变化敏感的缺点,可计算平移、扩散、缓慢旋转等相邻两帧之间物体运动方向变化较小的图像序列光流场。综合灰度守恒和梯度守恒的适用范围和优缺点,本文采用灰度守恒和梯度守恒相结合作为新的数据项。为了提高计算的鲁棒性,将全局约束方法与 Lucas 局部约束方法相结合,得到了对光照变化不敏感、致密而又鲁棒的数据项,即

$$M_3(u, v) = \mathbf{w}^T J_3 \mathbf{w} \quad (10)$$

式中

$$J_3 = K_{\rho} * (\nabla_3 I \nabla_3 I^T) + r K_{\rho} * (\nabla_3 I_x \nabla_3 I_x^T + \nabla_3 I_y \nabla_3 I_y^T) \quad (11)$$

式中 K_{ρ} 表示在以 ρ 为半径的邻域求卷积。参数 $r > 0$ 是梯度守恒的权重系数,本文取 $r = 1$ 。

引入如下的正则化因子

$$\theta_x = \frac{1}{|\nabla_2 I_x|^2 + \zeta}, \quad \theta_y = \frac{1}{|\nabla_2 I_y|^2 + \zeta}$$

对数据项 M_3 进行正则化处理,得到改进的数据项为

$$M_4(u, v) = \mathbf{w}^T J_4 \mathbf{w}$$

式中

$$J_4 = K_{\rho} * (\theta_0 \nabla_3 I \nabla_3 I^T) + r K_{\rho} * (\theta_x \nabla_3 I_x \nabla_3 I_x^T + \theta_y \nabla_3 I_y \nabla_3 I_y^T) \quad (12)$$

为了减弱光流估计溢出点对计算的影响,并保证数据项的可微性和凸性,引入规整化非平方惩罚函数 $\Psi(s^2) = \sqrt{s^2 + \varepsilon^2}$,其中 s 表示数据项,参数 $\varepsilon > 0$,本文取 $\varepsilon = 0.001$ 。为了在有一个假设产生异常时也能取得较好的计算效果,采用对灰度守恒和梯度守恒分别进行作用。最后,得到的模型数据项为

$$M_5(u, v) = \Psi_M(K_{\rho} * (\theta_0 (I(x + w) - I(x))^2)) + r \Psi_M(K_{\rho} * (\text{diag}(\theta_x, \theta_y) (\nabla_2 I(x + w) - \nabla_2 I(x))^2)) \quad (13)$$

为了把数据项式(13)写成如式(3)(4)的 Euler-Lagrange 形式,定义如下缩写

$$\begin{cases} I_{**} = \partial_{**} I(x+w) \\ I_z = I(x+w) - I(x) \\ I_{*z} = \partial_* I(x+w) - \partial_* I(x) \end{cases}$$

式中, $** \in \{x, y, xx, xy, yy\}$, $* \in \{x, y\}$ 。则得到 $\partial_u M$ 和 $\partial_v M$ 为

$$\begin{cases} \partial_u M = \Psi'_M(K_\rho * (\theta_0 I_z^2)) (K_\rho * (\theta_0 I_z I_x)) + \\ r(\Psi'_M(K_\rho * (\theta_x I_{xz}^2 + \theta_y I_{yz}^2))) \cdot \\ (K_\rho * (\theta_x I_{xz} I_{xx}) + K_\rho * (\theta_y I_{yz} I_{xy})) \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} \partial_v M = \Psi'_M(K_\rho * (\theta_0 I_z^2)) (K_\rho * (\theta_0 I_z I_y)) + \\ r(\Psi'_M(K_\rho * (\theta_x I_{xz}^2 + \theta_y I_{yz}^2))) \cdot \\ (K_\rho * (\theta_x I_{xz} I_{xy}) + K_\rho * (\theta_y I_{yz} I_{yy})) \end{cases} \quad (15)$$

2.2 基于扩散思想的平滑项

最初的平滑项是由 Horn 和 Schunck 提出的二次平滑项 $V_1(\nabla_2 u, \nabla_2 v) = |\nabla_2 u|^2 + |\nabla_2 v|^2$, 即假设光流场相邻像素点的光流值是相等的, 属于全局平滑。在相应的 Euler-Lagrange 方程中, 它的均匀扩散将导致重要光流边缘的模糊, 属各向同性扩散驱动。在实际计算中平滑项是不连续的, 可分为图像驱动和光流驱动, 主要看平滑项处理是依赖于图像边缘还是估计的光流边缘。采用光流驱动形式, 可以产生不连续的光流, 但是也会造成物体形状的减少和边缘的流失。采用图像驱动形式, 会产生过度分割现象, 即图像中不是所有的物体都是运动目标。综合考虑, 采用图像与光流联合驱动的形式, 既可以很好地保持运动物体的边界, 也可以避免过度分割。Weickert^[20] 等人将一致增强扩散思想应用到图像处理中, 并在边界保持上取得了较好的效果。文献[17]将上述扩散思想应用到光流计算中。本文借鉴上述扩散思想, 参考文献[21], 通过重新设计扩散张量的本征值, 灵活控制运动边界光流的扩散速度, 算法具有自适应边界处理能力。

为构建针对光流场的非线性扩散张量 $J(w)$, 定义光流场 u, v 的局部结构张量

$$Q(w) = G_\rho * (\nabla u \nabla u^T + \nabla v \nabla v^T)$$

式中, G_ρ 表示以 ρ 为参数的 Gaussian 核。根据本征值分解定理得 $Q(w) = \lambda_1 \theta_+ \theta_+^T + \lambda_2 \theta_- \theta_-^T$, 其中 $\lambda_1, \lambda_2 (\lambda_1 > \lambda_2)$ 为矩阵 Q 的本征值, $\theta_\pm$ 表示对应的本征矢量。 θ_+ 表示从尺度为 ρ 的邻域平均来看, 光流变化最快的方向, 其变化率为 λ_1 ; θ_- 表示光流变化最慢的方向, 其变化率为 λ_2 。图像局部结构张量采用式(12)中的数据项结构张量

$$\begin{aligned} J_4 &= K_\rho * (\theta_0 \nabla_3 I \nabla_3 I^T) + \\ &r K_\rho * (\theta_x \nabla_3 I_x \nabla_3 I_x^T + \theta_y \nabla_3 I_y \nabla_3 I_y^T) \end{aligned}$$

根据本征值分解定理得

$$J_4(w) = \gamma_1 s_+ s_+^T + \gamma_2 s_- s_-^T$$

式中, γ_1 和 γ_2 为矩阵 $J_4(w)$ 的本征值, $s_\pm$ 表示对应的本征矢量。图像与光流联合驱动采用 λ_1, λ_2 和 s_+, s_- 重新构造扩散张量。通过利用 λ_1, λ_2 重新设计在 s_+, s_- 两个方向上的变化率 μ_1, μ_2 , 实现独立控制光流在这两个方向上的扩散程度。

因为从 λ_1, λ_2 , 相干测度 $H = (\lambda_1 - \lambda_2)^2$ 等数据中可以分析图像的结构信息, 所以设计 μ_1, μ_2 如下

$$\begin{cases} \mu_1 = 1 - (1 - \beta) \exp\left[-\frac{1}{(\lambda_1 - \lambda_2)^2 + (\lambda_1 + \lambda_2)^2}\right] \\ \mu_2 = 1 - (1 - \beta) \exp\left[-\left((\lambda_1 - \lambda_2)^2 + \frac{1}{(\lambda_1 + \lambda_2)^2}\right)\right] \end{cases} \quad (16)$$

由此得到的扩散张量为

$$J(w) = \mu_1 s_+ s_+^T + \mu_2 s_- s_-^T$$

式(16)中, β 为一很小趋近于零的正数, 本文取 $\beta = 0.001$ 。可以看出, 在图像的均匀区域, $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$, 得到 $\mu_1 \approx \mu_2 \approx 1$, 即在 s_+ 和 s_- 方向上都以较大的扩散率扩散; 在运动边缘或流线状结构处, $\lambda_2 \approx 0$, 而 λ_1 远远大于 λ_2 , 相干性测度很大, 得到 $\mu_1 = \beta, \mu_2 \approx 1$, 即在 s_+ 方向上的扩散率较小, 使边缘得到保护, 而在 s_- 方向上以较大的扩散率扩散; 在图像对应的“转角”、T 形等局部结构处, λ_1 远远大于 0, 而 $\lambda_1 \approx \lambda_2$, 得到 $\mu_1 \approx \mu_2 \approx \beta$, 即在 s_+ 和 s_- 两个方向上的扩散十分缓慢, 使“转角”、T 形等结构不被模糊化。得到的扩散项为

$$\begin{aligned} D(w) &= \text{div}(J(w) \nabla w) = \\ &\text{div}((\mu_1 s_+ s_+^T + \mu_2 s_- s_-^T) \nabla w) \end{aligned} \quad (17)$$

3 基于图像光流联合驱动的变分光流计算技术处理策略

上面所设计的扩散思想属于各向异性、图像光流联合驱动的扩散形式。新的扩散项可灵活地控制 s_+ 和 s_- 方向的扩散, 不仅提高了处理运动边界的能力, 而且也保护了“转角”、T 形等结构, 但它不是从满足凸性和可微性的能量泛函中得到的, 而凸性和可微性是算法收敛的前提条件。因此, 为了保证算法的收敛性, 本文结合多分辨率分层细化策略, 采取

先各向同性平滑再各向异性平滑的策略,在较低分辨率图像序列采取各向同性的平滑策略,即 $D(w) = \Delta w = \text{div}(\nabla w)$,在高分辨率图像序列采用式(17)一致增强扩散项。这样,在保证收敛的情况下,又能得到满意的各向异性扩散,并且对处理大位移问题也有很好的效果。综上所述,在低分辨率上进行光流计算到达稳态时得到的扩散反应方程为

$$\begin{cases} \text{div}(\nabla u) - \frac{1}{\alpha} \partial_u M = 0 \\ \text{div}(\nabla v) - \frac{1}{\alpha} \partial_v M = 0 \end{cases} \quad (18)$$

在高分辨率上进行光流计算到达稳态时得到的扩散反应方程

$$\begin{cases} \text{div}((\mu_1 s_+ s_+^T + \mu_2 s_- s_-^T) \nabla u) - \frac{1}{\alpha} \partial_u M = 0 \\ \text{div}((\mu_1 s_+ s_+^T + \mu_2 s_- s_-^T) \nabla v) - \frac{1}{\alpha} \partial_v M = 0 \end{cases} \quad (19)$$

在计算式(18)时,散度表达式 $\text{div}(\nabla(u + du))$ 的离散化计算如下

$$\begin{aligned} \text{div}(\nabla(u + du)) &= \text{div}(\nabla u) + \text{div}(\nabla du) = \\ \Delta u + \Delta du &= u_{xx} + u_{yy} + du_{xx} + du_{yy} \end{aligned}$$

而在计算式(19)过程中的散度表达式 $\text{div}((\mu_1 s_+ s_+^T + \mu_2 s_- s_-^T) \nabla(u + du))$ 可按如下方法进行计算。

首先计算扩散矩阵如下

$$J(w) = \mu_1 s_+ s_+^T + \mu_2 s_- s_-^T = \begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix}$$

由

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial t} &= \text{div}(D \nabla u) = \text{div}\left(\begin{bmatrix} au_x + bu_y \\ bu_x + cu_y \end{bmatrix}\right) = \\ \frac{\partial}{\partial x}(au_x + bu_y) &+ \frac{\partial}{\partial y}(bu_x + cu_y) \end{aligned}$$

可推导

$$\begin{aligned} \text{div}((\mu_1 s_+ s_+^T + \mu_2 s_- s_-^T) \nabla(u + du)) &= \\ \text{div}\left(\begin{pmatrix} a & b \\ b & c \end{pmatrix} \nabla u\right) &+ \text{div}\left(\begin{pmatrix} a & b \\ b & c \end{pmatrix} \nabla du\right) = \\ \frac{\partial}{\partial x}(au_x + bu_y) &+ \frac{\partial}{\partial y}(bu_x + cu_y) + \\ \frac{\partial}{\partial x}(adu_x + bdu_y) &+ \frac{\partial}{\partial y}(bdu_x + cdu_y) \end{aligned}$$

计算采用半点离散化得到如下近似

$$\begin{aligned} (u_x)_{i,j \pm 1/2} &\approx \pm u_{i,j \pm 1} \mp u_{i,j} \\ (u_y)_{i \pm 1/2,j} &\approx \pm u_{i \pm 1,j} \mp u_{i,j} \end{aligned}$$

$$(u_x)_{i \pm 1/2,j} \approx \frac{1}{4}(u_{i \pm 1,j+1} + u_{i,j+1} - u_{i \pm 1,j-1} + u_{i,j-1})$$

$$(u_y)_{i,j \pm 1/2} \approx \frac{1}{4}(u_{i+1,j \pm 1} + u_{i+1,j} - u_{i-1,j \pm 1} + u_{i-1,j})$$

$$\frac{\partial}{\partial x}(au_x)_{i,j} \approx a_{i,j+1/2}(u_x)_{i,j+1/2} - a_{i,j-1/2}(u_x)_{i,j-1/2}$$

$$\frac{\partial}{\partial x}(bu_y)_{i,j} \approx b_{i,j+1/2}(u_y)_{i,j+1/2} - b_{i,j-1/2}(u_y)_{i,j-1/2}$$

$$\frac{\partial}{\partial y}(bu_x)_{i,j} \approx b_{i+1/2,j}(u_x)_{i+1/2,j} - b_{i-1/2,j}(u_x)_{i-1/2,j}$$

$$\frac{\partial}{\partial y}(cu_y)_{i,j} \approx c_{i+1/2,j}(u_y)_{i+1/2,j} - c_{i-1/2,j}(u_y)_{i-1/2,j}$$

4 实验与分析

实验目的在于验证算法在噪声和光照突变情况下光流计算的鲁棒性和运动物体边界处理能力,实验分别采用 Yosemite 图像序列、Street 图像序列、Flower garden 图像序列和 Hamburg Taxi 图像序列。

4.1 误差测量

本实验采用文献[3]中的平均角误差(AAE)和标准角误差(STD)的误差估计方式估计。

AAE 计算公式如下:

$$AAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi_e(i) \quad (20)$$

式中

$$\phi_e(i) = \arccos \left[\frac{u_i^e u_i^e + v_i^e v_i^e + k^2}{\sqrt{(u_i^e)^2 + (v_i^e)^2 + k^2} \sqrt{(u_i^e)^2 + (v_i^e)^2 + k^2}} \right] \quad (21)$$

STD 计算公式如下:

$$STD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\phi_e(i) - AAE)^2} \quad (22)$$

N 表示一帧图像的总像素数, (u_i^e, v_i^e) 表示第 i 个像素的标准光流矢量, (u_i^c, v_i^c) 表示计算得到的第 i 个像素的光流矢量, k 表示相隔的帧数。AAE 反映了使用某算法计算的光流矢量场整体偏离标准光流矢量场的程度,STD 反映了计算的光流矢量场中 AAE 的波动情况。

4.2 合成图像序列

算例 1 为了验证计算模型适合有光照变化图像序列的光流场计算,算例 1 采用具有代表性的 Yosemite 图像序列第 5、6 帧图像进行实验。图像序列来源 <http://www.cs.brown.edu/people/black/>

images. html。

图像上方的云向右运动,并且伴有灰度值变化,可以看成光照变化。实验结果如图 1 所示。从图 1(c)可以看出,经典 Horn 算法计算的效果较差,特别在图像左上方出现光照突变的区域,光流误差较大。从图 1(d)计算效果来看,在引入正则项因子、结合 Lucas 局部约束和各向异性平滑策略之后,

计算精度大大提高,光照变化区域的光流没有突变,鲁棒性有所提高,可见,引入梯度守恒加强了对光照变化的处理能力。图 1(e)反映大位移情况下的光流计算效果,说明多分辨率分层细化策略可以处理大位移的光流计算,基本上能反映出运动趋势。图 1(f)为原图加入高斯白噪声($\sigma_n=10$)后的计算结果,说明计算模型具有较强的抗噪声能力。

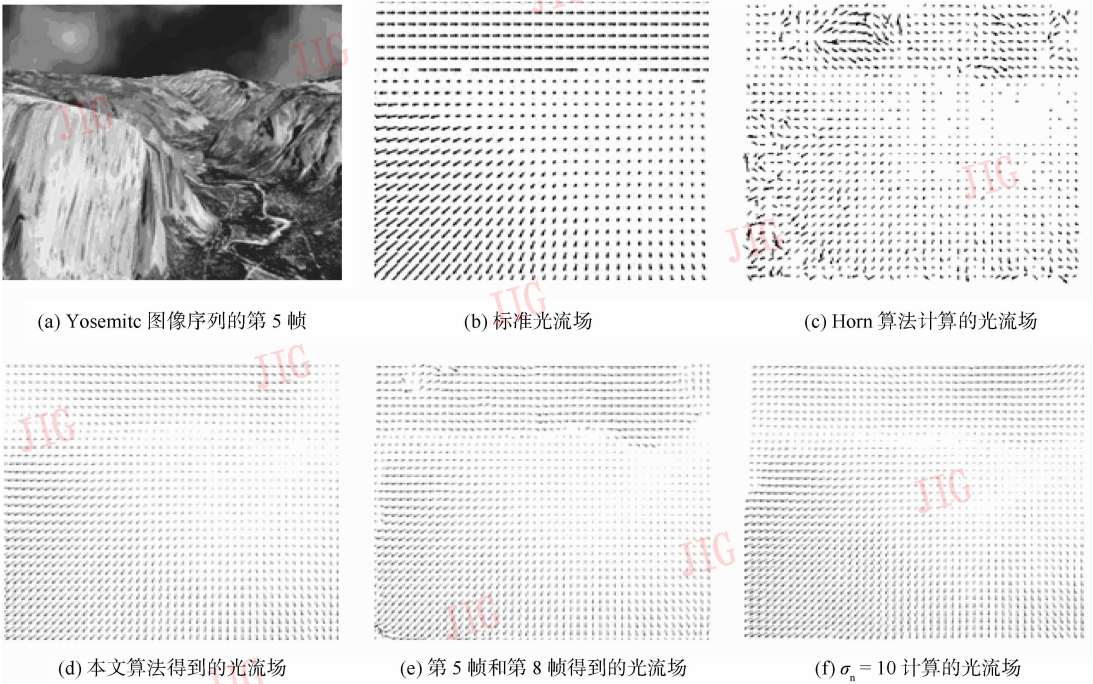


图 1 Yosemite 图像序列与光流场
Fig. 1 Yosemite sequence and optical flow

本文算法与其他算法误差对比如表 1 所示。

表 1 本文算法与其他算法计算结果对比
Tab.1 Results comparison between other literature and our algorithm

算法	AAE	STD
Horn-Schunck (orig) ^[3]	31. 69	31. 18
Nagel ^[3]	10. 22	16. 51
Horn-Schunck (mod) ^[3]	9. 78	16. 19
本文算法	5. 30	7. 55

表 2 表示针对 Yosemite 图像序列本文算法与其他算法计算时间对比。通过对比可以看出,本文算法计算时间较长,说明算法比较复杂。分析原因:1)在灰度守恒假设的基础上结合了梯度守恒假设,表明要计算大量的图像梯度数据,且背景越复杂时间越长;2)本文算法采用了多分辨率分层细化策

略,意味着将要在一组图像分成金字塔形状的多组不同分辨率的图像;3)本文引入了各向异性平滑策略,在扩散的过程中耗时较长。

表 2 本文算法与其他算法计算时间对比
Tab.2 Computing time comparison between other literature and our algorithm

算法	计算时间/s
Horn 算法	3. 362
Lucas 算法	7. 547
本文算法	90. 609

算例 2 采用合成图像序列 Street 第 18、19 帧 (<http://www. cs. otago. ac. nz/research/vision/Downloads/index. html>) 验证计算模型在边缘处理方面的优势。图中的汽车向右运动,背景不动。

计算结果如图 2 所示。图 1(c)为 Horn 算法计

算的光流场,效果较差,特别在汽车的边缘区域,光流误差较大。图 1(d)为 Lucas 算法得到的光流场,从计算结果可以看出,基本上没有检测出运动汽车的形状,相对 Horn 算法效果更差一些。图 1(e)为本文算法计算的光流场,较准确的检测出汽车运动区域,尤其是汽车边缘的光流计算得到明显的改善,说明计算模型在引入 Lucas 和各向异性平滑策略之后,处理边界能力大大提高,但是算法没有检测出汽

车的车轮转动趋势,原因可能是由于车轮处的梯度变化太小,并且是旋转加平移的复杂运动,这也是本算法存在的一个不足。图 1(f)为原图加入高斯白噪声($\sigma_n = 10$)后的计算结果,说明计算模型具有较强的抗噪声能力。

本文算法与其他算法误差对比如表 3 所示。
表 4 表示针对 Street 图像序列,本文算法与其他算法计算时间对比。

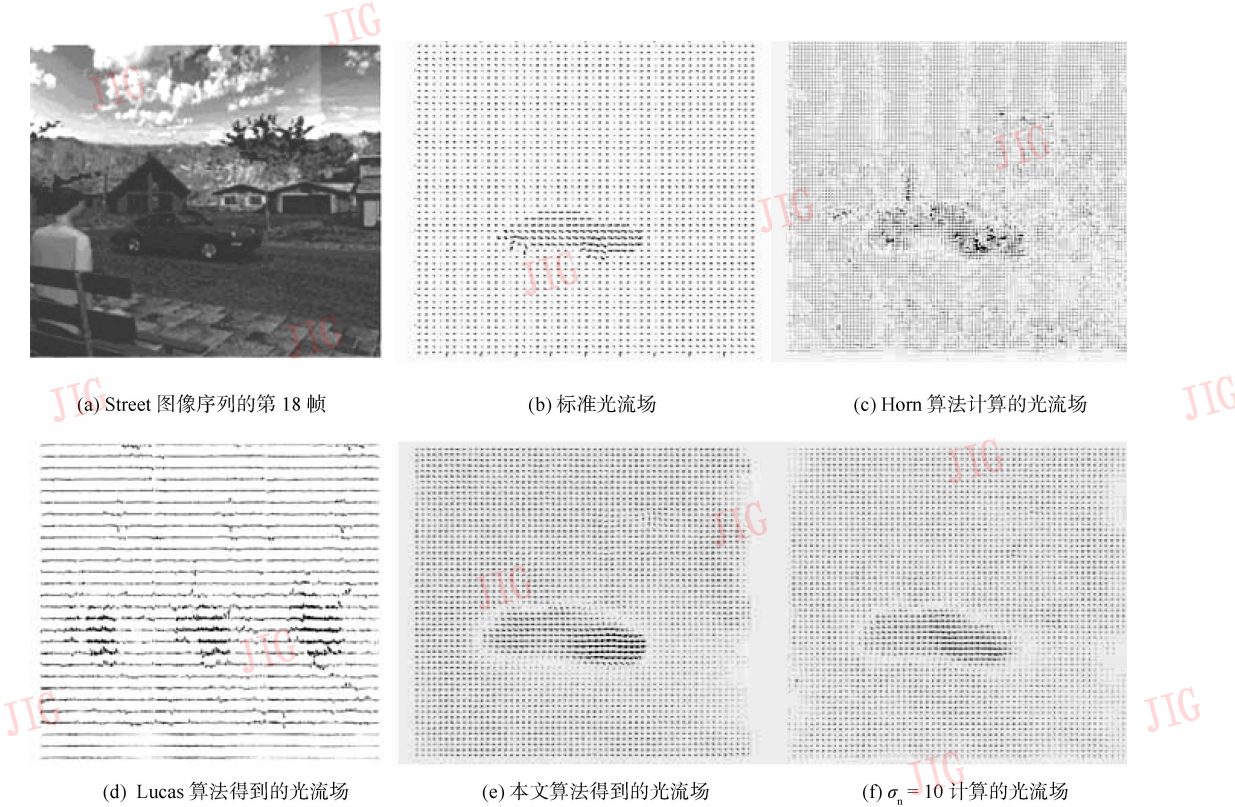


图 2 Street 图像序列与光流场
Fig. 2 Street sequence and optical flow

表 3 本文算法与其他算法计算结果对比 Tab.3 Results comparison between other literature and our algorithm		
算法	AAE	STD
Horn-Schunck	13.266	17.504
Nagel	11.256	15.634
Alvarez	9.554	11.324
本文算法	8.061 3	10.966

表 4 本文算法与其他算法计算时间对比 Tab.4 Computing time comparison between other literature and our algorithm	
算法	计算时间/s
Horn 算法	2.225
Lucas 算法	11.297
本文算法	44.968

4.3 真实图像序列

算例 3 采用真实图像序列 Flower garden 的第 1、2 帧 (<http://www.cs.brown.edu/people/black/images.html>) 进一步验证本文算法的优越性,特别

是对边缘的处理能力。此图像序列为真实环境中摄像机特定运动拍摄的,背景复杂且具有强噪声。序列中背景不动,从而离镜头最近的树以较大的速度左移而远处的背景以较小的速度左移。

实验结果如图 3 所示。图 3(b) 为 Horn 方法计算的光流场,可以看出计算误差较大,在树干的边缘区域和有噪声的树枝区域的光流都没有很好的检测出来。图 3(c) 为 Lucas 局部方法计算的光流场,在

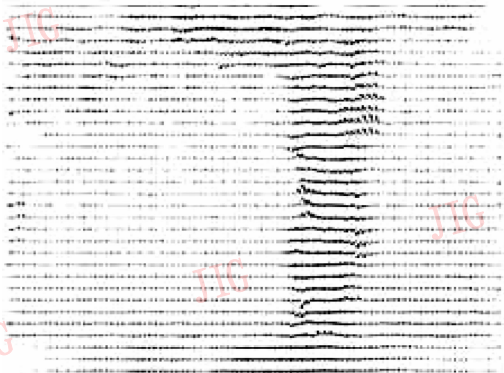
边缘也出现了较大的误差。图 3(d) 为本文算法计算的光流场,不仅增加了在噪声区域的鲁棒性,而且可以看出扩散策略的引入大大提高了边缘区域的光流检测能力。



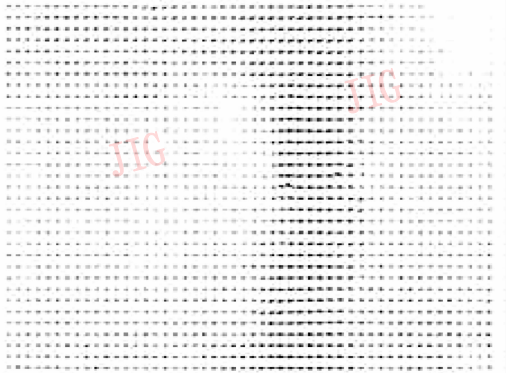
(a) Flower garden 图像序列的第 1 帧



(b) Horn 算法计算的光流场



(c) Lucas 算法得到的光流场



(d) 本文算法得到的光流场

图 3 Flower garden 图像序列与光流场
Fig. 3 Flower garden sequence and optical flow

表 5 表示针对 Flower garden 图像序列,本文算法与其他算法计算时间对比。

表 5 本文算法与其他算法计算时间对比
Tab.5 Computing time comparison between other literature and our algorithm

算法	计算时间/s
Horn 算法	0.406
Lucas 算法	2.203
本文算法	19.657

算例 4 采用真实图像序列 Hamburg Taxi 的第 11、12 帧(<http://www-2.cs.cmu.edu/~cil/v-images>).

html),主要用来验证结合算法在复杂背景中检测运动物体的能力。

实验结果如图 4 所示。从图 4(b)一(d)图对比可以看出,本文算法能准确的从复杂的背景中检测出运动的 3 辆车,并且能很好的保持边缘,图中其他没有运动的车辆没有被检测,说明算法中数据项结构张量与光流结构张量的联合驱动起到了很好的效果。而在图 4(c)中不但没有检测出运动目标的区域,连下面的未运动车辆对计算也有很大的干扰;而图 4(b)中只检测出部分运动物体,并且只是模糊的区域。

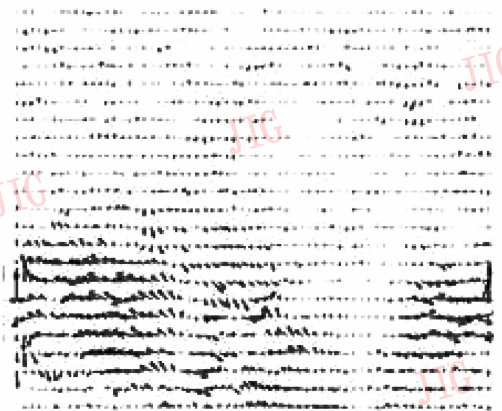
表 6 表示针对 Hamburg Taxi 图像序列本文算法与其他算法计算时间对比。



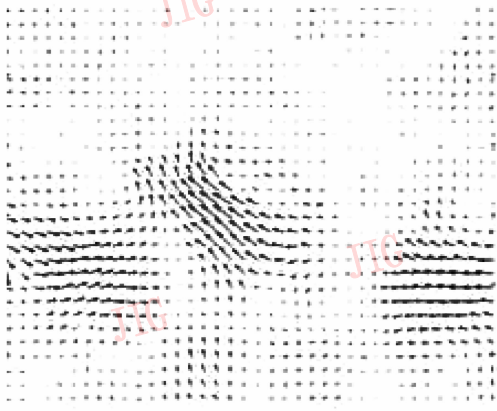
(a) Hamburg Taxi 图像序列的第 11 帧



(b) Horn 算法计算的光流场



(c) Lucas 算法得到的光流场



(d) 本文算法得到的光流场

图 4 Hamburg Taxi 图像序列与光流场
Fig. 4 Hamburg Taxi sequence and optical flow

表 6 本文算法与其他算法计算时间对比
Tab.6 Computing time comparison between other literature and our algorithm

算法	计算时间/s
Horn 算法	2.422
Lucas 算法	5.375
本文算法	52.890

5 结 论

本文首先将变分光流计算中的 Euler-Lagrange 方程的求解与扩散反应方程联系起来,使偏微分方程的求解变得更容易。其次为了有效提高计算模型处理光照变化图像序列的能力,在灰度守恒的基础上引入了梯度守恒,同时将局部约束与全局约束相结合,不仅获得了局部光流算法的优点,还提高了抗

噪声能力,正则化因子的使用提高了计算精度。在使用各向异性光流扩散的过程中,图像与光流联合驱动使算法在复杂背景条件下检测运动物体的能力大大提高,且通过独立设计扩散张量本征值,在控制图像边缘方面更加灵活。在计算方法上应用多分辨率分层细化策略,在处理大位移问题上具有明显的优势,并取得良好效果。实验证明,提出的变分光流计算模型是有效的。

然而,值得注意的是在取得比较好计算结果的同时,还存在很多问题没有解决。例如数据项的结合和扩散的使用使计算的复杂性增加,通过对算法计算时间的对比,本文计算耗时较长,在实际应用中很难达到实时性的要求。

在彩色图像中含有更多的图像结构信息,如何将该算法应用到彩色图像中以提高计算精度还有待进一步深入研究。

参考文献 (References)

- [1] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17 (1-3) : 185-204.
- [2] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision [C] // Proceedings of Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, Canada; IEEE Press, 1981; 674-679.
- [3] Barron J L, Fleet D J, Beauchemin S S. Performance of optical flow techniques [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 12 (1) : 43-77.
- [4] Lauze F, Kornprobst P, Mémim E. A coarse to fine multiscale approach for linear least squares optical flow estimation [C] // Proceedings of the British Machine Vision Conference. London, UK; Kingston University, 2004; 767-776.
- [5] Kim Y H, Martínez A M, Kak A C. Robust motion estimation under varying illumination [J]. Image and Vision Computing, 2005, 23 (4) : 365-375.
- [6] Papenberg N. Highly accurate optic flow computation with theoretically justified warping [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 67 (2) : 141-158.
- [7] Bruhn A, Weickert J. Lucas/Kanade meets Horn/Schunck: combining local and global optic flow methods [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 61 (3) : 211-231.
- [8] Brox T, Bruhn A, Papenberg N, et al. High accuracy optic flow estimation based on a theory for warping [C] // Proc. 8th European Conference on Computer Vision, Prague, Czech Republic; IEEE Press, 2004; 25-36.
- [9] Bruhn A, Weickert J. Towards ultimate motion estimation: combining highest accuracy with Real-Time performance [C] // Proc. 10th International Conference on Computer Vision. Beijing, China; IEEE Press, 2005; 749-755.
- [10] Roth S, Black M J. Specular flow and the recovery of surface structure [C] // Proc. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA; IEEE Press, 2006, 6 (2) : 1869-1876.
- [11] Roth S, Black M J. On the spatial statistics of optical flow [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74 (1) : 33-50.
- [12] Baker S, Scharstein D, Lewis J P. A database and evaluation methodology for optical flow [C] // Proc. 11th International Conference on Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil; IEEE Press, 2009, 7 (10) : 1-8.
- [13] Brox T, Malik J. Large displacement optical flow [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 9 (6) : 41-48.
- [14] Chen Zhen, Gao Mantun, Shen Yunwen. The current situation and trends of optical flow estimation [J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7A (5) : 434-439. [陈震, 高满屯, 沈允文. 图像光流场计算技术研究进展 [J]. 中国图象图形学报, 2002, 7A (5) : 434-439.]
- [15] Wei Shuigen, Chen Zhen, Li Ming. An improvement of optical flow estimation based on gradient [J]. Computer Engineering, 2006, 32 (1) : 198-200. [危水根, 陈震, 黎明. 基于梯度光流场计算方法的一种改进 [J]. 计算机工程, 2006, 32 (1) : 198-200.]
- [16] Guan jian, Duan hui, Li Maokuan. Improvement of optical flow estimation in geometric algebra domain [J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2008, 23 (1) : 9-12. [关键, 段惠, 李茂宽. 几何代数域内的光流场改进算法 [J]. 海军航空工程学院学报, 2008, 23 (1) : 9-12.]
- [17] Lu Zongqing. Research on optical flow computation for motion image analysis [D]. Xi'an; Xidian University, 2008. [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, 2008.]
- [18] Lai S H, Vemuri B C. Reliable and efficient computation of optical flow [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29 (2) : 87-105.
- [19] Zimmer H, Bruhn A, Weickert J, et al. Complementary optic flow [C] // Proceedings of Seventh International Workshop on Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition. Bonn, Germany; IEEE Press, 2009; 207-220.
- [20] Weickert J. Anisotropic Diffusion in Image Processing [M]. Germany: Teubner-Verlag, Stuttgart, 1998; 55-65.
- [21] Yan Jiabin, Liu Guizhong. Novel time scale estimation method of anisotropic diffusion [J]. Computer Engineering, 2008, 34 (2) : 43-45. [严家斌, 刘贵忠. 一种新的各向异性扩散时间尺度估计方法 [J]. 计算机工程, 2008, 34 (2) : 43-45.]