

基于图像局部结构的区域匹配变分光流算法

陈 震^{1,2}, 张聪炫^{1,2}, 晏文敬¹, 吴燕平¹

(1. 南昌航空大学测试与光电工程学院, 江西南昌 330063; 2. 无损检测技术教育部重点实验室, 江西南昌 330063)

摘 要: 针对变分光流算法的计算精度与鲁棒性问题, 提出一种基于图像局部结构的区域匹配变分光流算法. 光流估计能量泛函的数据项采用图像结构守恒与灰度守恒相结合, 并引入规则化非平方惩罚函数, 保证了光流估计的精度与鲁棒性; 平滑项采用随图像局部结构自适应变化的扩散策略结合区域匹配约束函数能够有效地保护运动物体或场景的边缘轮廓信息; 在光流计算过程中引入金字塔分层细化策略克服图像序列中大位移运动引起的像素点漂移现象, 并采用数学方法证明光流估计模型的鲁棒性和收敛性. 多组实验表明, 本文方法在图像中存在剧烈光照变化、非刚性物体复杂运动以及多目标大位移运动等情况下具有较高的计算精度、较好的鲁棒性.

关键词: 变分光流; 图像局部结构; 自适应扩散; 区域匹配

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)11-2200-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.11.010

Region Matching Variational Optical Flow Algorithm Based on Image Local Structure

CHEN Zhen^{1,2}, ZHANG Cong-xuan^{1,2}, YAN Wen-jing¹, WU Yan-ping¹

(1. School of Measuring and Optical Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063 China;

2. Key Laboratory of Nondestructive Testing, Ministry of Education, Nanchang, Jiangxi 330063 China)

Abstract: A region matching variational optical flow algorithm based on image local structure according to the computing accuracy and robustness of the variational optical flow method is proposed. Firstly, the data term of the optical flow estimation energy function combines the constancy of the image structure and constancy of the grey value, which introduces a penalty function to ensure the good accuracy and robustness of the optical flow computing. Secondly, the smoothing term uses an adaptive nonlinear diffusion function which related to the image structure to preserve the boundaries of the motion. Finally, the region matching strategy and the coarse-to-fine method are used to compute the large displacement optical flow, and then the robustness and convergence are proved by mathematical method. Several experiments prove that the proposed algorithm has the better precision and robustness even there are terrible illumination changes, complex motion of non-rigid object and large displacement of multiple objects.

Key words: variational optical flow; image local structure; adaptive diffusion; region matching

1 引言

光流是指运动物体或场景表面的光学特征部位在投影平面的瞬时速度, 其不仅包含了物体或场景的运动参数, 还携带了丰富的三维结构信息. 21 世纪以来, 随着计算机软、硬件水平的飞速发展, 光流计算及相关技术被广泛应用于飞行器导航^[1]、运动目标识别与检测^[2]、医学影像分析^[3]等领域. 因此, 针对光流计算的研究是计算机视觉领域中的一项重要内容.

自 1981 年 Horn^[4] 和 Lucas^[5] 提出光流计算基本理论后, 针对光流计算的研究引起了国内外众多学者的关注, 随之也产生了很多新理论与新算法. 根据计算方法的不同, Barron^[6] 将光流计算方法大致分为以下四类: 基于变分理论的方法; 基于区域匹配的方法; 基于能量的方法和基于相位的方法. 在这四类方法中, 基于变分理论的光流算法在模型建立、计算精度以及光流场的稠密性等方面都具有显著的优越性, 且变分光流算法便于与一些优化方法相结合, 因此其得到了广泛的重视.

收稿日期: 2014-05-23; 修回日期: 2014-10-16; 责任编辑: 马兰英

基金项目: 国家自然科学基金 (No. U1233125, No. 61462062, No. 61401190); 江西省主要学科学术带头人培养计划项目 (No. 201208421); 江西省自然科学基金重点项目 (No. 20133ACB20004); 江西省科技落地计划项目 (No. 201408083); 航空科学基金 (No. 11ZC56003, No. 2013ZC56005); 江西省自然科学基金 (No. 20114BAB201044)

变分光流算法的基本思想是首先对光流计算守恒假设添加适当的正则化约束项构成满足纽曼边界条件的能量函数,然后根据变分原理得到对应的 Euler-Lagrange 方程,最后采用 Gauss-Seidel 迭代计算光流值.在变分光流研究的早期阶段,研究人员主要针对光流计算守恒假设的准确性以及能量函数平滑项的设计进行研究.近些年,随着偏微分方程(PDE)理论、矩阵论、数值分析等数学理论和计算方法在变分光流算法中的不断渗透,变分光流计算在计算精度及鲁棒性等方面得到了较大提高.

在变分光流能量函数中,数据项主要包括各种基于图像数据先验知识的守恒假设,是决定光流计算的主要因素.Papenberg^[7]等人对现有的光流计算守恒假设进行了深入的研究和大量的实验对比,证明了光流计算基本约束方程与梯度守恒假设相结合计算精度较高、计算复杂度相对较低、总体性能最优.针对传统变分光流算法数据项在图像中包含噪声时鲁棒性较差的问题,Drulea^[8]采用全局约束与局部约束相结合的数据项来抵御图像噪声对光流计算的影响.项学智等人^[9]针对彩色图像的特点提出了一种基于图像多数据融合的数据项形式,实验证明该模型具有较高的光流估计精度.涂志刚^[10]针对图像中存在遮挡现象时的光流计算问题提出了一种改进的光流计算方法,该方法利用邻域修正法来修正光流估计结果中的错误分量,并通过中值滤波和分层细化的方法进一步提高了光流计算的精度.

变分光流能量函数中的正则化项主要由各种平滑策略构成,通常称为平滑项,其决定了光流扩散的方向和程度.针对传统变分光流平滑项模型导致边缘区域光流发散的问题,Werlberger^[11]等人提出了基于图像结构张量的各向异性扩散策略,可以有效地保护图像中的边缘信息.Xu^[12]通过设计新的目标函数抑制图像中运动边缘处溢出点对光流计算的影响,使得光流结果充分体现了运动细节.Zimmer^[13]和梅广辉^[14]等人针对复杂场景下光流计算问题分别提出了基于图像、光流联合驱动的变分光流算法,该方法在复杂场景、多运动目标等情况下具有较高的计算精度.Sun^[15]在前人的研究基础上通过对分层迭代计算时光流的结果进行优化,提出了一种高精度的变分光流算法.Brox^[16]通过将平滑扩散策略与邻域匹配方法相结合,部分解决了图像序列中存在大位移运动时的点光流计算精度问题.

针对大位移运动情况下光流计算的精度问题,Brox^[17]将图像金字塔分层思想引入到光流计算理论,提出基于多分辨率分层细化的光流计算策略,利用金字塔层间残差对光流计算结果进行补充,取得了较为理想的效果.鉴于金字塔分层光流算法在过渡层采用

的线性插值方法常常导致光流计算误差的增大,Amiaz^[18]提出一种基于半隐式迭代的由粗到超精细金字塔分层光流算法,实验证明该方法能够较好的抑制由于线性化所导致的光流误差.Zhang^[19]等人利用细胞神经网络设计了基于自适应细胞神经网络的各向异性变分光流算法,实验证明该方法针对复杂场景的光流计算具有显著的优势.Baker^[20]等人针对光流计算的性能评价问题提出了一系列的评价指标,并建立了相关网站为广大研究人员提供了大量的标准化测试图像.

综上所述,虽然目前针对光流计算的研究已取得较大进展,但是当图像序列中存在剧烈光照变化、复杂运动、多目标大位移运动等情况时,光流计算的精度与鲁棒性等问题还未得到很好地解决.本文针对现有的光流算法存在的计算精度及鲁棒性等问题,提出一种基于图像局部结构的区域匹配变分光流算法,该方法通过在光流估计能量函数中加入图像局部结构守恒假设和图像序列像素点区域匹配方法有效地提高了在图像中存在剧烈光照变化和大位移运动时光流计算的精度和鲁棒性,并较好地保护了运动物体或场景的边缘轮廓信息.

2 基于图像结构的区域匹配光流能量函数

变分光流计算模型通常使用如下的能量函数形式表示:

$$\epsilon = \iint_{\Omega} \{ E_{\text{Data}} + \alpha \cdot E_{\text{Smooth}} \} dx dy \quad (1)$$

式(1)中, Ω 是图像大小; E_{Data} 表示光流计算能量泛函的数据项,由各种基于图像数据先验知识的守恒假设构成; E_{Smooth} 称为平滑项,主要作用是当图像像素点本身置信度较低时,从图像中像素点邻域填充信息,以产生稠密的光流场; α 是平滑项权重系数,其取值主要考虑图像序列中的噪声情况,可以是一个固定值,也可以是随图像数据变化的函数形式.

2.1 基于图像局部结构守恒的鲁棒数据项

假设时刻 t 时图像上点 $\mathbf{X} = (x, y)^T$ 处的灰度值为 $I(\mathbf{X})$,在 $t+1$ 时刻,该点移动到 $\mathbf{X} + \mathbf{W} = (x+u, y+v)^T$ 处,其灰度值可表示为 $I(\mathbf{X} + \mathbf{W})$,当图像间时间间隔很短且灰度变化很小的情况下,有:

$$I(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - I(\mathbf{X}) = 0 \quad (2)$$

式(2)称为图像序列灰度守恒假设,即光流计算基本约束方程.式中, $\mathbf{W} = (u, v)^T$ 是相邻两帧图像间的光流矢量.由式(2)可以看出,灰度守恒假设是基于图像像素点灰度不变的常值假设约束,当图像灰度变化较大或者存在较剧烈光照变化时,灰度守恒假设不成立.图像局部结构也称作图像的结构张量,通常使用如下形式表示:

$$\mathbf{T} = G_\sigma * (\nabla \mathbf{I})^T (\nabla \mathbf{I}) = \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式(3)中, I_x 、 I_y 是图像灰度沿 x 、 y 轴的梯度, G_σ 是高斯滤波函数, 可以有效减小图像噪声的影响. 不难发现, 图像局部结构张量 \mathbf{T} 不仅包含了图像灰度变化的模值, 还包含了其变化的方向; 同时由于图像结构张量 \mathbf{T} 利用了图像像素点邻域的局部结构信息, 因此对灰度及光照变化不敏感. 依照灰度守恒假设的推导过程, 直接给出图像局部结构守恒假设的表达式如下所示:

$$\mathbf{T}(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - \mathbf{T}(\mathbf{X}) = 0 \quad (4)$$

当图像序列中像素点灰度突变时, 基于图像灰度信息的守恒假设包含较大误差. 因此, 传统变分光流模型数据项采用的平方形式 ($L2$ 模型) 会导致守恒假设误差的非线性放大, 致使光流估计鲁棒性较差. 为了增强数据项的鲁棒性, 本文在数据项引入非平方惩罚函数 $\varphi(s^2)$, 采用非平方形式的数据项模型 ($L1$ 模型). 则本文设计的基于图像局部结构的鲁棒数据项如下所示:

$$E_{\text{Data}} = \int_{\Omega} \varphi \{ [I(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - I(\mathbf{X})]^2 + [T(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - T(\mathbf{X})]^2 \} d\mathbf{X} \quad (5)$$

式(5)中, 非平方惩罚函数 $\varphi(s^2) = \sqrt{s^2 + \epsilon^2}$, 其中, ϵ 是趋近于零的任意正实数, 本文中取 $\epsilon = 0.001$. 该函数不仅可以保证数据项的凸性与可微性, 同时能加大对图像序列中灰度突变点的惩罚力度. 为了更直观的表述数据项 $L1$ 模型与数据项 $L2$ 模型的区别, 首先假设:

$$\begin{cases} L1(x) = \sqrt{\xi^2 + x^2}, & \xi = 0.001 \\ L2(x) = x^2 \end{cases} \quad (6)$$

令 $x \in [-5, 5]$, 分别给出 $L1$ 模型和 $L2$ 模型的函数曲线如图 1 所示.

当 $x \in [-1, 1]$, 即图像序列守恒假设误差较小时, $L1$ 模型和 $L2$ 模型对守恒假设误差 x 的映射误差基本相同, 说明当图像中运动较缓慢或亮度变化较小时, 数据项采用 $L1$ 模型和 $L2$ 模型都可以得到较准确的光流

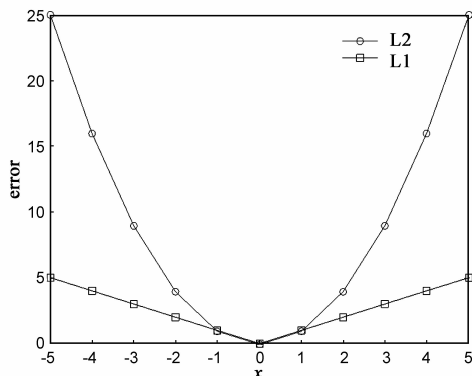


图1 $L1$ 模型和 $L2$ 模型函数曲线图

估计结果; 当 $x \in [-5, -1) \cup (1, 5]$, 即图像序列守恒假设误差较大时, $L2$ 模型对守恒假设误差 x 的映射误差明显远大于 $L1$ 模型对 x 的映射误差, 这说明当图像中包含大位移运动或剧烈亮度变化时, 基于 $L2$ 模型的数据项会导致光流估计结果较差.

2.2 基于图像结构的自适应扩散平滑项

变分光流能量函数的传统平滑项是由 Horn 提出的一致平滑策略构成:

$$E_{\text{Smooth}} = \int_{\Omega} (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) d\mathbf{X} \quad (7)$$

采用一致平滑策略虽然可以得到稠密的光流场, 但是由于一致平滑在图像中任何区域的光流扩散都是相同的, 因此光流结果常常模糊了运动物体或场景的边缘轮廓. 为了在得到稠密光流场的同时, 又能较好地保留图像中运动物体或场景的边缘信息, 本文对平滑项作如下改进:

$$E_{\text{Smooth}} = J(|\nabla I|) \cdot \int_{\Omega} \varphi[|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2] d\mathbf{X} \quad (8)$$

式(8)中, $J(|\nabla I|) = \lambda \cdot \exp(-\alpha |\nabla I|^\beta)$ 表示平滑项系数, 是关于图像梯度 ∇I 的单调递减函数, 其中, α 、 β 和 λ 为常数. 图 2 展示了 α 、 β 和 λ 取不同常数值时函数 $J(\cdot)$ 的曲线形式. 由图中可以看出, α 、 β 的取值决定了图像光流的平滑程度, α 、 β 的值越大, 光流扩散的扩散速率越大, 平滑程度越高. λ 的取值决定了平滑项系数的范围, λ 取值越大, $J(\cdot)$ 的变化区间越大.

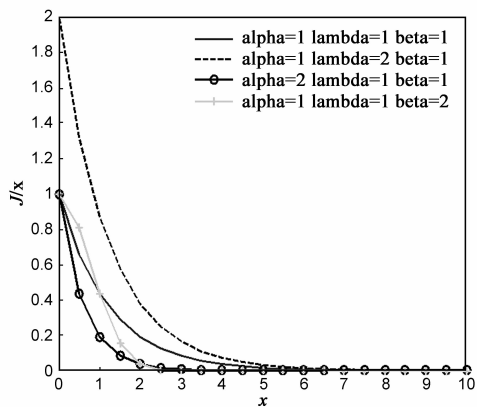


图2 不同参数情况下函数 $J(\cdot)$ 的曲线形式

通过前文对数据项和平滑项的重新设计, 可以得到基于图像局部结构的变分光流计算能量函数如下所示:

$$\epsilon = \int_{\Omega} \{ \varphi [(I(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - I(\mathbf{X}))^2 + (T(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - T(\mathbf{X}))^2] + J(|\nabla I|) \cdot \varphi [|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2] \} d\mathbf{X} \quad (9)$$

式(9)中, 不失一般性, 设定 $\alpha = \beta = \lambda = 1$. 则平滑

项在梯度变化较大的边缘区域减小光流扩散,较好地保留物体或场景的边缘;在梯度变化较小的区域增大扩散,得到稠密的光流场。

2.3 基于区域匹配策略的变分光流模型

当图像序列中物体或场景的位移较小时,采用如式(8)所示的变分光流能量函数可以得到较准确的光流计算结果.但是,当图像序列中包含大位移运动时,由于像素点可能存在灰度突变现象,导致光流估计结果往往不可信.基于区域匹配的光流计算方法是通过快速搜索图像序列中对应区域内的所有像素点,找出两帧图像中最大相关或最小误差的对应像素点,根据得到的像素点对计算出对应的光流矢量.假定 I_1 、 I_2 为相邻两帧图像,图像大小为 $ht \times ut$.在图像 I_1 中以像素点 $(x, y)^T$ 为中心取一个大小为 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的相关搜索区域 K_1 ;同时在图像 I_2 中以像素点 $(x, y)^T$ 为中心取一个大小为同样 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的相关搜索区域 K_2 .其中 $0 < n < \min(ht, ut)$,当 n 的取值过小时,相关搜索区域较小会使得光流计算结果不准确;而当 n 的取值过大时,相关搜索区域较大又会使得计算效率降低.通常情况下,相关搜索区域的大小可根据两图像间最大可能位移的先验知识来调整,为了保证计算精度的同时不降低计算效率,本文取 $n=3$,则相关搜索区域的大小为 7×7 ,那么基于光流的区域匹配项可以表示为:

$$E_{\text{Match}} = \sum_{i,j}^d \varphi[(u - u_{i,j})^2 + (v - v_{i,j})^2] \\ = \int_D \varphi[(u - u_{i,j})^2 + (v - v_{i,j})^2] d\mathbf{X} \quad (10)$$

式(10)中, $\varphi(\cdot)$ 是与数据项保持相同形式的非平方惩罚函数,用来保证区域匹配项的连续性和鲁棒性. $(u_{i,j}, v_{i,j})^T$ 表示图像像素点 $(i, j)^T$ 邻域内的光流矢量, d 为相关搜索区域的长度, D 表示相关搜索区域的大小.将式(10)与式(9)中的变分光流计算能量函数相结合,可以得到本文提出的基于图像局部结构的区域匹配变分光流计算能量函数:

$$\varepsilon = \int_{\Omega} \{ \varphi[(I(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - I(\mathbf{X}))^2 + (\mathbf{T}(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - \mathbf{T}(\mathbf{X}))^2] + J(|\nabla I|) \cdot \varphi[|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2] \} d\mathbf{X} \\ + \int_D \varphi[(u - u_{i,j})^2 + (v - v_{i,j})^2] d\mathbf{X} \quad (11)$$

式(11)中,相关搜索区域 $D \in \Omega$.已知 $d=2n+1$, $n=3$,本文中 D 为 7×7 大小的搜索区域.

3 基于金字塔分层的变分光流计算策略

3.1 扩散反应方程

在利用变分原理推导式(11)对应的光流扩散反应

方程时,式中通常包含关于图像灰度的高阶偏微分等复杂的函数表达式,为了书写方便,首先做如下缩写定义:

$$I_x := \partial_x I(\mathbf{X} + \mathbf{W}), \quad I_{xy} := \partial_{xy} I(\mathbf{X} + \mathbf{W}) \\ I_y := \partial_y I(\mathbf{X} + \mathbf{W}), \quad I_{yy} := \partial_{yy} I(\mathbf{X} + \mathbf{W}) \\ I_z := I(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - I(\mathbf{X}), \quad I_{xz} := \partial_x I_z \\ I_{xx} := \partial_{xx} I(\mathbf{X} + \mathbf{W}), \quad I_{yz} := \partial_y I_z \quad (12)$$

根据变分原理可以求出式(11)对应的扩散反应方程为:

$$\left\{ \begin{aligned} & J(|\nabla I|) \text{div}(\varphi'_s \cdot \nabla u) \\ & = \varphi'_d \cdot (I_z^2) I_{zx} + \varphi'_d \cdot [I_x^2 I_{xz}^2 + I_y^2 I_{yz}^2 + (I_{xz} I_y + I_x I_{yz})^2] \\ & \quad \cdot [I_x^2 I_{xx} I_{xz} + (I_{xx} I_y + I_x I_{yx})(I_{xz} I_y + I_x I_{yz}) + I_y^2 I_{yx} I_{yz}] \\ & \quad + \varphi'_m \cdot [(u - u_{i,j})^2 + (v - v_{i,j})^2] (u - u_{i,j}) \\ & J(|\nabla I|) \text{div}(\varphi'_s \cdot \nabla v) \\ & = \varphi'_d \cdot (I_z^2) I_{zy} + \varphi'_d \cdot [I_x^2 I_{xz}^2 + I_y^2 I_{yz}^2 + (I_{xz} I_y + I_x I_{yz})^2] \\ & \quad \cdot [I_x^2 I_{xy} I_{xz} + (I_{xy} I_y + I_x I_{yy})(I_{xz} I_y + I_x I_{yz}) + I_y^2 I_{yy} I_{yz}] \\ & \quad + \varphi'_m \cdot [(u - u_{i,j})^2 + (v - v_{i,j})^2] (v - v_{i,j}) \end{aligned} \right. \quad (13)$$

式(13)中:

$$\varphi'_d = \varphi'[(I(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - I(\mathbf{X}))^2 + (\mathbf{T}(\mathbf{X} + \mathbf{W}) - \mathbf{T}(\mathbf{X}))^2]; \\ \varphi'_s = \varphi'[(|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2)]; \\ \varphi'_m = \varphi'[(u - u_{i,j})^2 + (v - v_{i,j})^2].$$

式(13)是变分光流能量函数对应的扩散反应方程,对其采用 Gauss-Seidel 直接计算光流仍存在两方面的问题,首先是式中包含了 φ'_s 和 φ'_m 等非线性函数,需要对其线性化后才能计算;其次是区域匹配变分光流算法的计算精度与相关搜索区域的范围是密切相关的,本文中设定的相关搜索区域大小为 7×7 .因此当图像中运动物体的移动位移大于 7 个像素点时,光流的计算误差会随位移量的增大而逐渐增大.因此,在对扩散反应方程进行迭代计算时,本文采用基于金字塔分层的变分光流计算策略.

3.2 基于金字塔分层的变分光流计算方法

采用图像金字塔分层的方法计算光流,首先需要按照一定的采样方案,把原始的两帧图像 I_1 和 I_2 各自分成 n 层.假设 I_1^k 、 I_2^k , ($k=0, 1, 2, \dots, n$) 分别是图像 I_1 和 I_2 对应的第 k 层采样图像,随着图像层数 k 的增加,采样图像的分辨率越来越高.由于非线性函数的存在,在每一层采样图像计算光流时,需要采用内外部迭代的方法对非线性函数进行线性化,为了书写简便,省略各变量的上标 k ,则第 k 层图像上光流计算模型如式(14)所示:

$$\begin{aligned}
 & \left\{ \begin{aligned}
 & J(\nabla I) \operatorname{div}[(\varphi')_s^l \cdot \nabla(u^k + du^{l+1})] \\
 & = (\varphi')_d^l \cdot (I_z + I_x du^{l+1} + I_y dv^{l+1}) I_x + (\varphi')_d^l \cdot \{ I_{xx}(I_{xz} \\
 & \quad + I_{xx} du^{l+1} + I_{xy} dv^{l+1}) + I_{xy}(I_{yz} + I_{yx} du^{l+1} + I_{yy} dv^{l+1}) \\
 & \quad + (I_{xx} I_y + I_{xI_{yx}})[I_y(I_{xz} + I_{xx} du^{l+1} + I_{xy} dv^{l+1}) \\
 & \quad + I_x(I_{yz} + I_{yx} du^{l+1} + I_{yy} dv^{l+1})] \} \\
 & \quad + \sum_j (\varphi')_m^l \cdot (u + du^{l+1} - u_{i,j} - du_{i,j}^l) \\
 & J(\nabla I) \operatorname{div}[(\varphi')_s^l \cdot \nabla(v + dv^{l+1})] \\
 & = (\varphi')_d^l \cdot (I_z + I_x du^{l+1} + I_y dv^{l+1}) I_y + (\varphi')_d^l \cdot \{ I_{xy}(I_{xz} \\
 & \quad + I_{xx} du^{l+1} + I_{xy} dv^{l+1}) + I_{yy}(I_{yz} + I_{yx} du^{l+1} \\
 & \quad + I_{yy} dv^{l+1}) + (I_{xy} I_y + I_{xI_{yy}})[I_y(I_{xz} + I_{xx} du^{l+1} \\
 & \quad + I_{xy} dv^{l+1}) + I_x(I_{yz} + I_{yx} du^{l+1} + I_{yy} dv^{l+1})] \} \\
 & \quad + \sum_j (\varphi')_m^l \cdot (v + dv^{l+1} - v_{i,j} - dv_{i,j}^l)
 \end{aligned} \right. \quad (14)
 \end{aligned}$$

式(14)中:

$$\begin{aligned}
 (\varphi')_d^l & = \varphi' \begin{pmatrix} (I_z + I_x du^l + I_y dv^l) + \\ [1 + (I_y)^2](I_{xz} + I_{xx} du^l + I_{xy} dv^l)^2 + \\ [1 + (I_x)^2](I_{yz} + I_{yx} du^l + I_{yy} dv^l) \end{pmatrix}; \\
 (\varphi')_s^l & = \varphi' [|\nabla(u^l + du^l)|^2 + |\nabla(v^l + dv^l)|^2]; \\
 (\varphi')_m^l & = \varphi' [(u^l - u_{i,j}^l)^2 + (v^l - v_{i,j}^l)^2].
 \end{aligned}$$

式(14)中, $\mathbf{W}^k = (du^k, dv^k)^T$ 表示第 k 层图像上计算出的光流增量, 假设 $k=0$ 层上光流计算初始值为 $\mathbf{W}^0 = (0, 0)^T$, 将其代入式(14)中并采用超松弛迭代法(SOR)计算出当前图像层的光流增量估计结果 $d\mathbf{W}^0 = (du^0, dv^0)^T$; 在计算下一层图像的光流时, 光流初始值设定为 $\mathbf{W}^1 = (u^1, v^1)^T = d\mathbf{W}^0 + \mathbf{W}^0$, 再将其代入式(14)中计算得到该层的光流结果 $d\mathbf{W}^1 = (du^1, dv^1)^T$. 利用上述步骤反复迭代计算, 直到图像原始层为止, 则基于图像金字塔分层的变分光流计算策略可用式(15)表示:

$$\mathbf{W}^k = \mathbf{W}^{k-1} + d\mathbf{W}^{k-1} = (u^{k-1} + du^{k-1}, v^{k-1} + dv^{k-1})^T \quad (15)$$

本文中, 设定每层图像光流计算时设定内部迭代 $l=300$ 次, 外部迭代 3 次, 图像的采样因子 $\theta=0.85$, 既保证了相邻图像层之间的过渡平滑, 又适当减少了由于图像分层带来的时间消耗.

4 变分光流计算鲁棒性分析

鲁棒性的广泛定义是指系统在一定的参数扰动下维持其某些性能的特性, 具体到光流计算中是指不同图像条件下光流计算的收敛性及解的唯一性. 假设在金字塔图像第 k 层的局部匹配区域大小 $h^k \times w^k$, 该区域内像素点 $(p, q)^T$ 处的光流增量为 $(du_{p,q}, dv_{p,q})^T$, 则式(14)可进一步近似线性化为:

$$\begin{aligned}
 & \left\{ \begin{aligned}
 & J(\nabla I)(\varphi')_s^l \cdot (u_{i,j} + du_{i,j}^l - u_{p,q} - du_{p,q}^{l+1}) \\
 & = (\varphi')_d^l \cdot (I_z + I_x du_{p,q}^{l+1} + I_y dv_{p,q}^{l+1}) I_x + (\varphi')_d^l \cdot \{ I_{xx}(I_{xz} \\
 & \quad + I_{xx} du_{p,q}^{l+1} + I_{xy} dv_{p,q}^{l+1}) + I_{xy}(I_{yz} + I_{yx} du_{p,q}^{l+1} + I_{yy} dv_{p,q}^{l+1}) \\
 & \quad + (I_{xx} I_y + I_{xI_{yx}})[I_y(I_{xz} + I_{xx} du_{p,q}^{l+1} + I_{xy} dv_{p,q}^{l+1}) \\
 & \quad + I_x(I_{yz} + I_{yx} du_{p,q}^{l+1} + I_{yy} dv_{p,q}^{l+1})] \} \\
 & \quad + \sum_j (\varphi')_m^l \cdot (u_{p,q}^{l+1} + du_{p,q}^{l+1} - u^{i,j} - du_{i,j}^l) \\
 & J(\nabla I)(\varphi')_s^l \cdot (v_{i,j} + dv_{i,j}^l - v_{p,q} - dv_{p,q}^{l+1}) \\
 & = (\varphi')_d^l \cdot (I_z + I_x du_{p,q}^{l+1} + I_y dv_{p,q}^{l+1}) I_y + (\varphi')_d^l \cdot \{ I_{xy}(I_{xz} \\
 & \quad + I_{xx} du_{p,q}^{l+1} + I_{xy} dv_{p,q}^{l+1}) + I_{yy}(I_{yz} + I_{yx} du_{p,q}^{l+1} + I_{yy} dv_{p,q}^{l+1}) \\
 & \quad + (I_{xy} I_y + I_{xI_{yy}})[I_y(I_{xz} + I_{xx} du_{p,q}^{l+1} + I_{xy} dv_{p,q}^{l+1}) \\
 & \quad + I_x(I_{yz} + I_{yx} du_{p,q}^{l+1} + I_{yy} dv_{p,q}^{l+1})] \} \\
 & \quad + \sum_j (\varphi')_m^l \cdot (v_{p,q}^{l+1} + dv_{p,q}^{l+1} - v^{i,j} - dv_{i,j}^l)
 \end{aligned} \right. \quad (16)
 \end{aligned}$$

式(16)中:

$$\begin{aligned}
 (\varphi')_d^l & = \varphi' \begin{pmatrix} (I_z + I_x du_{p,q}^l + I_y dv_{p,q}^l) + \\ [1 + (I_y)^2](I_{xz} + I_{xx} du_{p,q}^l + I_{xy} dv_{p,q}^l)^2 + \\ [1 + (I_x)^2](I_{yz} + I_{yx} du_{p,q}^l + I_{yy} dv_{p,q}^l) \end{pmatrix}; \\
 (\varphi')_s^l & = \varphi' [|\nabla(u_{p,q}^l + du_{p,q}^l)|^2 + |\nabla(v_{p,q}^l + dv_{p,q}^l)|^2]; \\
 (\varphi')_m^l & = \varphi' [(u_{p,q}^l - u_{i,j}^l)^2 + (v_{p,q}^l - v_{i,j}^l)^2].
 \end{aligned}$$

将式(16)写为如下线性方程组形式:

$$\mathbf{A}\mathbf{z} = \mathbf{b} \quad (17)$$

式(17)中:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{A} & \in \mathbf{R}^{2N \times 2N}; \quad \mathbf{z} = (z_1, \dots, z_{2N})^T \in 2N; \\
 z_u & = du_{p,q}^{l+1}; \quad z_v = dv_{p,q}^{l+1}; \quad \mathbf{b} = (b_1, \dots, b_{2N})^T; \\
 b_u^{p,q} & = J(\nabla I)(\varphi')_s^l(u_{p,q} - u_{i,j} - du_{i,j}^l) - (\varphi')_d^l [I_x I_z \\
 & \quad + I_{xx} I_{xz} + I_{xy} I_{yz} + (I_{xx} I_y + I_{xI_{yx}})(I_y I_{xz} + I_x I_{yz})] \\
 & \quad - \sum_j (\varphi')_m^l \cdot (u_{p,q} - u_{i,j} - du_{i,j}^l); \\
 b_v^{p,q} & = J(\nabla I)(\varphi')_s^l(v_{p,q} - v_{i,j} - dv_{i,j}^l) - (\varphi')_d^l [I_y I_z \\
 & \quad + I_{xy} I_{xz} + I_{yy} I_{yz} + (I_{xy} I_y + I_{xI_{yy}})(I_y I_{xz} + I_x I_{yz})] \\
 & \quad - \sum_j (\varphi')_m^l \cdot (v_{p,q} - v_{i,j} - dv_{i,j}^l).
 \end{aligned}$$

式(17)中, 对于图像中点 $(p, q)^T$ 处的线性方程组的系数矩阵 $\mathbf{A}_{p,q}$ 中各元素的值分别为:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{A}_{11}^{p,q} & = (\varphi')_d^l \cdot [(I_x)^2 + (I_{xx})^2 + (I_{xy})^2 + (I_{xx} I_y + I_{xI_{yx}})^2] \\
 & \quad + \sum_j (\varphi')_m^l + J(\nabla I)(\varphi')_s^l; \\
 \mathbf{A}_{22}^{p,q} & = (\varphi')_d^l \cdot [(I_y)^2 + (I_{yy})^2 + (I_{xy})^2 + (I_{xy} I_y + I_{yI_{xy}})^2] \\
 & \quad + \sum_j (\varphi')_m^l + J(\nabla I)(\varphi')_s^l; \\
 \mathbf{A}_{12}^{p,q} & = \mathbf{A}_{21}^{p,q} = (\varphi')_d^l [I_x I_y + I_{xx} I_{xy} + I_{xy} I_{yy} + (I_{xx} I_y + I_{xI_{yx}}) \\
 & \quad \cdot (I_y I_{xy} + I_{xI_{yy}})].
 \end{aligned}$$

由上式可以看出,系数矩阵 $A_{p,q}$ 为对称矩阵,要证明线性方程组收敛,还需证明系数矩阵正定,要证明 $A_{p,q}$ 正定,即证明

$$z^T A_{p,q} z > 0, z \in \mathbf{R}^{2N}, z \neq 0 \quad (18)$$

将系数矩阵 $A_{p,q}$ 中各元素代入式(18)中整理后可得式(19):

$$\begin{aligned} z^T A_{p,q} z = & (\varphi')_d^l \{ (I_x du_{p,q}^{l+1} + I_y dv_{p,q}^{l+1})^2 \\ & + (I_{xx} du_{p,q}^{l+1} + I_{xy} dv_{p,q}^{l+1})^2 \\ & + (I_{xy} du_{p,q}^{l+1} + I_{yy} dv_{p,q}^{l+1})^2 \\ & + [(I_{xx} I_y + I_x I_{yx}) du_{p,q}^{l+1} + (I_{xy} I_y + I_y I_{xy}) dv_{p,q}^{l+1}]^2 \\ & + \sum_j (\varphi')_m^l [(du_{p,q}^{l+1})^2 + (dv_{p,q}^{l+1})^2] \\ & + J(\nabla I)(\varphi')_s^l [(du_{p,q}^{l+1})^2 + (dv_{p,q}^{l+1})^2] \} \quad (19) \end{aligned}$$

式(19)中,当且仅当光流矢量垂直于图像空间梯度时,等号右边为零;不考虑特殊情况,系数矩阵 $A_{p,q}$ 为正定矩阵.因为 $A_{p,q}$ 为对称正定矩阵,所以线性方程组 $Az = b$ 迭代收敛^[21].因此在默认图像是自然图像的条件下,线性方程组存在唯一解,且无条件收敛.根据以上分析可知,本文提出的基于图像局部结构的区域匹配变分光流算法在光流计算时能够保证迭代收敛且具有唯一解,说明本文提出的方法是鲁棒的.

5 实验与分析

本文的实验环境为 MATLAB 2007b,实验所用计算机为联想酷睿系列,CPU 主频 2.94 GHz,内存 2G,硬盘 500G.

5.1 光流评价指标

本文采用平均角误差(AAE)、平均端点误差(AEE)以及光流计算的时间消耗 T 作为光流估计结果的评价指标.其中,AAE 表示光流矢量场整体偏离标准光流矢量场的角度;AEE 表示光流矢量场端点整体偏离标准光流场端点的距离,误差测量的公式如下所示:

$$AAE = \frac{1}{N} \arccos \left(\frac{1 + u_E \times u_G + v_E \times v_G}{\sqrt{u_E^2 + v_E^2 + 1} \cdot \sqrt{u_G^2 + v_G^2 + 1}} \right) \quad (20)$$

$$AEE = \frac{1}{N} \sqrt{(u_E - u_G)^2 + (v_E - v_G)^2} \quad (21)$$

式中, $(u_E, v_E)^T$ 表示光流估计结果, $(u_G, v_G)^T$ 表示光流真实值, N 表示图像中像素点的总数.

5.2 光流结果的表示

本文使用色彩信息来表示图像光流,图 3 是光流表示的颜色模型,图中不同的色彩信息及颜色变化的分别表示了光流的强度与方向,采用色彩信息来表示图像光流可以更直观地表示出运动物体或场景的运动趋势和速度.

5.3 对比方法的选择及参数设定

为使光流对比结果更具说服力,本文选取 Horn 算

法^[4]、Lucas 算法^[5]、Papenberg 算法^[7]、Brox 算法^[16]以及 CLG-TV 算法^[8]等典型变分光流计算方法与本文所提方法进行对比分析.Horn 算法是变分光流算法的起源,其采用亮度守恒假设与全局平滑约束相结合构造光流计算能量函数,在本文的对比实验中,设定 Horn 算法中平滑项权重系数为 1,迭代次数为 100 次.Lucas 算法是局部优化光流算法,在本文的对比实验中,设定 Lucas 算法的局部邻域窗口大小为 5×5 .Papenberg 算法在光流计算模型中引入梯度守恒假设,并且采用金字塔分层进一步优化变分光流计算模型,在本文的对比实验中,设定 Papenberg 算法的金字塔分层采样因子为 0.9,在每层图像上内部迭代 300 次,外部迭代 3 次.Brox 算法是最早将邻域匹配策略引入到变分光流计算模型中方法,本文实验中设定其邻域匹配窗口大小为 7×7 .CLG-TV 算法采用局部与全局优化相结合,同时利用金字塔分层进一步提升光流计算的精度,在本文的对比实验中,设定其模型局部邻域窗口大小为 5×5 ,金字塔分层采样因子为 0.7,在每层图像上内部迭代 100 次,外部迭代 3 次.

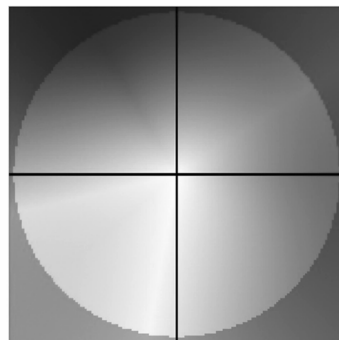


图3 光流颜色表示模型

5.4 合成图像序列实验

本算例选取 Yosemite 图像序列(available at <http://vision.middlebury.edu/flow/data/>)第 8、9 帧进行实验,主要验证本文算法在光照变化情况下光流计算的精确性与鲁棒性.图 4(a)是 Yosemite 图像序列第 8 帧原图像,图像下方的山谷由内向外作扩张运动,图像上方的乌云向右运动的同时伴随着剧烈的光照变化,因此 Yosemite 图像序列通常用来验证光流算法对光照变化的鲁棒性;图 4(b)是 Yosemite 图像序列第 8、9 帧间光流真实值.图 4(c)是 Horn 算法光流场计算结果,图中光流计算效果较差,特别是图像上方光照变化区域和左下方山谷运动边缘处光流明显存在较大误差;图 4(d)展示了 Lucas 算法计算出的光流场,效果要差于 Horn 算法结果,这是因为 Lucas 算法采用局部优化的方法导致光流场是稀疏的,同时在边缘区域误差明显;图 4(e)是 Papenberg 算法计算出的光流场,效果明显好于 Horn 算

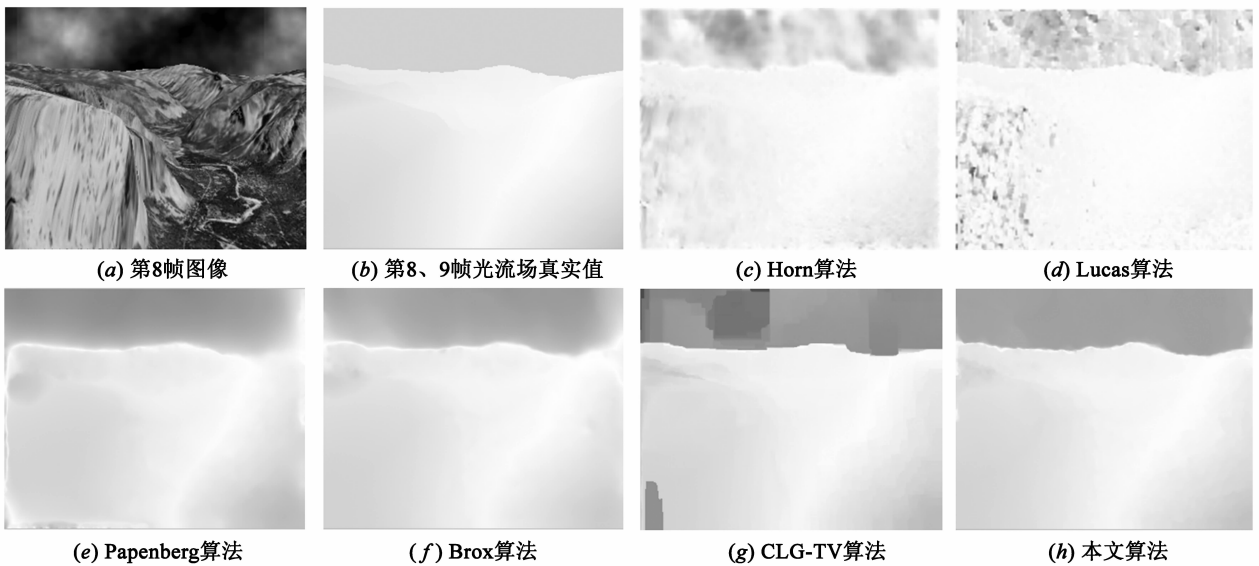


图4 Yosemite图像序列光流计算结果

法和 Lucas 算法,但是由于平滑项的一致增强扩散导致图像边缘区域光流过于平滑而模糊了图像中山谷的边缘;图 4(f)展示了 Brox 算法的光流计算结果,图中光流整体效果较好, Brox 算法采用图像描述符匹配的方法提高了光流计算的准确性,获得了较好的结果,但是在图像中上方的乌云区域由于光照变化的影响导致光流扩散不够均匀;图 4(g)是 CLG-TV 算法计算所得光流场,可以看出在图中乌云和左侧山谷下方由于光照变化导致光流结果存在明显误差,这是因为 CLG-TV 算法采用局部与全局约束相结合的方法导致误差在图像中灰度变化的边缘区域光流计算效果较差;图 4(h)是本文算法计算出的光流场,在引入图像结构守恒假设,再结合自适应扩散的区域匹配策略后,光流计算精度以及鲁棒性明显得到提升。

表 1 给出了不同光流算法的计算结果,在计算误差方面,本文算法计算结果的 AAE 和 AEE 误差最小.在时间消耗方面, Horn 算法和 Lucas 算法时间消耗最少,这是因为这两种方法的计算模型较为简单,且不需要大量迭代,因此其计算误差最大.表 1 中光流计算对比结果说明本文方法在图像序列中包含剧烈光照变化时仍具有较高的计算精度、较好的鲁棒性和较快的计算效率,综合性能最优。

算例 1 Grove3 图像序列

本算例选取 Grove3 合成图像序列 (available at <http://vision.middlebury.edu/flow/data/>) 第 10、11 帧进行实验,以验证本文算法在计算复杂边缘非刚性物体或场景光流时的有效性和精度.图 5(a)是 Grove3 图像序列第 10 帧原图像,图像中包含了较多的树木及背景的边缘细节信息,因此可看作复杂边缘非刚性物体运动。

图 5(b)是 Grove3 图像序列第 10、11 帧间的光流场真实值.图 5(c)中 Horn 算法计算出的光流场基本无法反映图像中树木的运动和结构信息,光流误差很大;图 5(d)中 Lucas 算法计算效果和精度略好于 Horn 算法结果,但是在运动物体的边缘区域光流计算存在较大误差;图 5(e)中 Papenberg 算法的光流计算精度得到较大提升,但是由于过渡平滑的原因导致树木的边缘轮廓过于模糊。

表 1 Yosemite 图像序列光流估计结果

算法	AAE	AEE	$T(s)$
Horn ^[4]	16.24	0.82	1.52
Lucas ^[5]	27.02	1.36	2.91
Papenberg ^[7]	2.67	0.41	33.68
Brox ^[16]	2.31	0.37	25.43
CLG-TV ^[8]	8.87	0.51	38.67
本文算法	2.06	0.32	29.18

图 5(f)展示了 Brox 算法光流计算结果,图中树木的边缘信息得以较好地保留,光流结果较准确地反映了图像中物体和场景的运动情况;图 5(g)是 CLG-TV 算法计算所得光流场,由于局部优化的原因导致光流在树木和背景的边缘区域过于平滑;本文算法计算所得光流场如图 5(h)所示,图中光流计算的整体效果较好,树木的边缘信息也得以较好地保留.表 2 展示了 Grove3 图像序列各光流算法的计算结果,可以看出本文算法的计算精度优于其它对比算法,在时间消耗方面,除 Horn 算法和 Lucas 算法外,本文算法的时间消耗仅略逊于 Brox 算法,说明本文算法在计算复杂边缘非刚性物体光流时具有较高的计算精度和较快的计算效率,综合性能最优。

5.5 真实图像序列实验

算例 2 Highway 图像序列

本算例选取 Highway 图像序列第 319、320 帧进行实验(available at <http://cvrr.ucsd.edu/aton/shadow/>),以验证本文算法针对多目标大位移运动的光流计算精度与鲁棒性.图 6(a)、图 6(b)是 Highway 图像序列第 319、320 帧原图像,图中包含 4 辆快速运动的汽车,其中图像下方两辆汽车的图像帧间位移约为 10 个像素,可视为大位移运动.由于拍摄角度的问题,图像下侧的黑色汽车是向前运动,而图像左侧以及图像上方的三辆汽车向图像右前方运动.由于 Highway 图像序列是真实拍

摄而成,因此图像中包含较大噪声及较剧烈的光照变化.

表 2 Grove3 图像序列光流估计结果

算法	AAE	AEE	$T(s)$
Horn ^[4]	36.29	2.98	3.41
Lucas ^[5]	24.29	2.37	10.39
Papenberg ^[7]	9.51	1.09	102.15
Brox ^[16]	4.13	0.63	84.22
CLG-TV ^[8]	7.48	0.82	129.02
本文算法	3.68	0.51	92.63

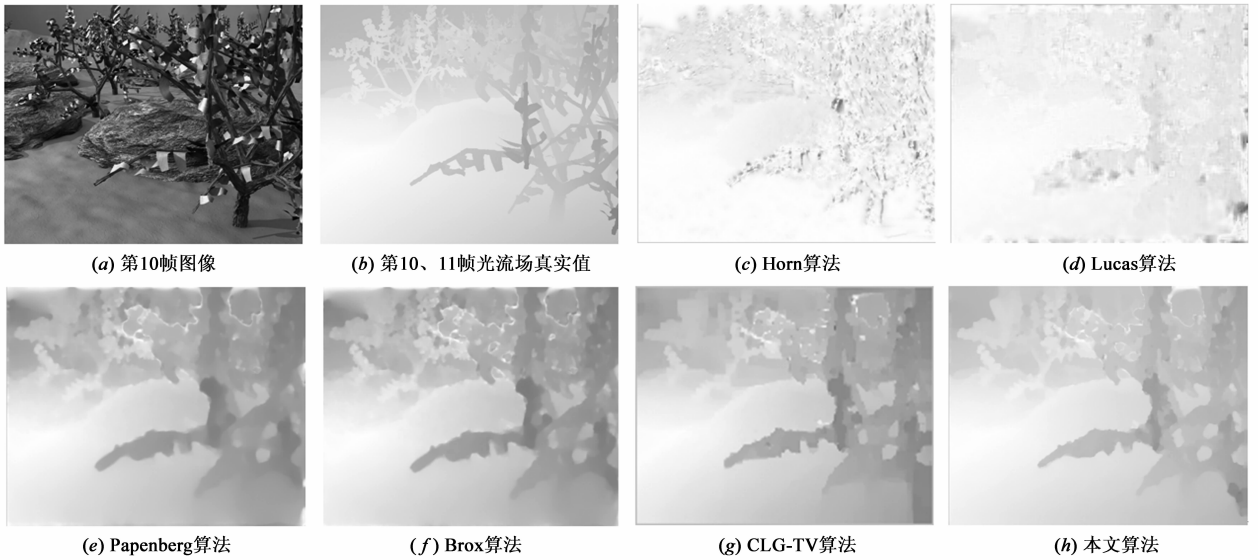


图5 Grove3图像序列光流计算结果

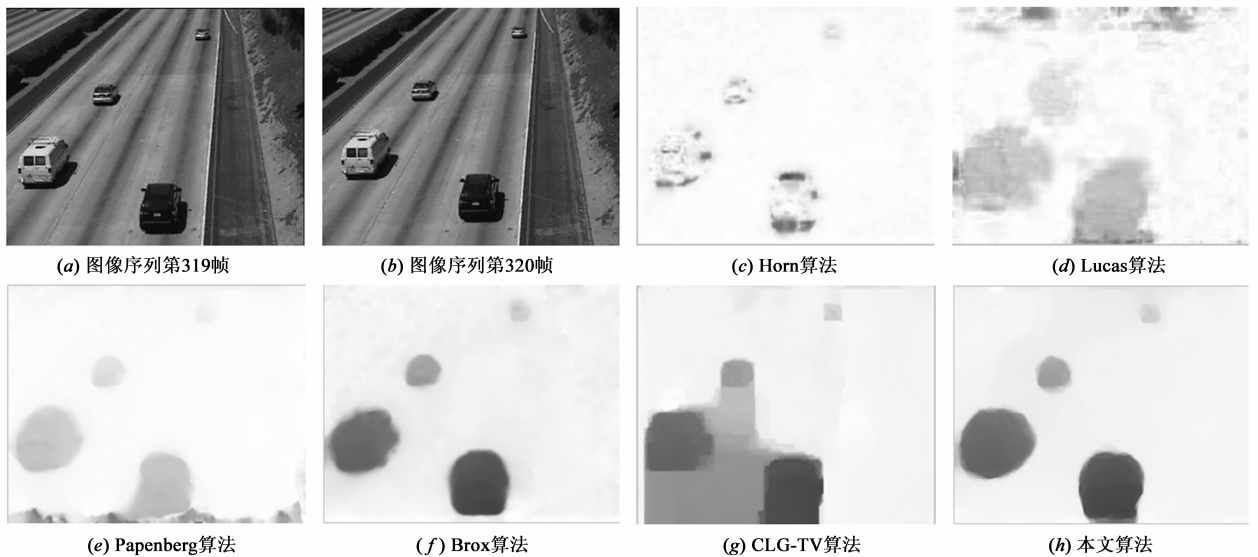


图6 Highway图像序列光流计算结果

由于 Highway 图像序列没有光流场真实值,因此本实验对各对比方法的光流场计算结果进行定性分析比较.图 6(c)是 Horn 算法光流计算结果,图中只能大致分辨出三辆汽车的运动区域,且汽车内部光流计算误差较大,光流场计算效果较差;图 6(d)是 Lucas 算法计算所得光流结果,整体效果略好于 Horn 算法,但是在检测出的三辆汽车边缘区域存在较大误差,且图像上方受光照变化影响较大;图 6(e)展示了 Papenberg 算法光流计算结果,同样只检测出三辆汽车,并且图像中间的小轿车出现过度分割现象,即光流计算结果小于真实运动区域;图 6(f)是 Brox 算法计算出的光流场结果,4 辆汽车均被检出,整体效果较好,但图像左下方汽车的边缘区域光流计算出现明显误差;图 6(g)是 CLG-TV 算法计算所得光流场,由于大位移运动导致图像下方的三辆汽车出现像素点漂移现象,计算效果较差;图 6(h)展示了本文算法计算结果,从图中可以看出,无论是汽车内部还是运动边缘处,光流估计都取得了较好的结果,同时图像噪声及光照变化并未对光流计算造成影响,光流计算效果明显优于其它对比方法.表 3 给出了各对比方法的时间消耗,可以看出,本文算法针对多运动目标大位移运动情况仍具有较高的计算精度、较好的鲁棒性和较少的时间消耗.

表 3 Highway 图像序列光流估计结果

算法	$T(s)$
Horn ^[4]	1.49
Lucas ^[5]	2.67
Papenberg ^[7]	32.43
Brox ^[16]	19.17
CLG-TV ^[8]	37.38
本文算法	23.59

6 结论

本文首先分析了变分光流计算能量函数的通用形式,然后在数据项中采用图像局部结构守恒与灰度守恒相结合,并引入规则化非平方惩罚函数,在平滑项中使用随图像结构自适应变化的非线性扩散函数结合区域匹配策略提出了一种基于图像局部结构的区域匹配变分光流算法,在光流计算时采用金字塔分层细化的方法进一步提高算法的计算精度,并证明了本文光流计算模型的鲁棒性.最后,通过合成与真实图像序列实验对本文算法和几种典型的变分光流算法进行定性分析和定量比较.实验结果表明,本文方法适用于图像序列中可能包含的剧烈光照变化、复杂边缘物体或场景以及多目标大位移运动等情况,与其它变分光流算法相比,具有较高的计算精度和较好的鲁棒性.

参考文献

- [1] Hérisse B, Hamel T, Mahony R, et al. Landing a VTOL unmanned aerial vehicle on a moving platform using optical flow [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(1): 77–89.
- [2] Holte M B, Moeslund T B, Fihl P. View invariant gesture recognition using 3D optical flow and harmonic motion context [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(12): 1353–1361.
- [3] 许鸿奎,江铭炎,杨明强.基于改进光流场模型的脑部多模医学图像配准[J].电子学报,2012,40(3):525–529.
Xu H K, Jiang M Y, Yang M Q. Registration of Multimodal Brain Medical Images Based on Improved Optical Flow Model [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(3): 525–529. (in Chinese)
- [4] Horn K P, Schunck B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1–3): 185–204.
- [5] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision [A]. Proceedings of the 7th international joint conference on Artificial intelligence [C]. Vienna: Springer, 1981. 674–679.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] Drulea M, Nedevschi S. Total variation regularization of local-global optical flow [A]. 14th Conference on Intelligent Transportation Systems [C]. Washington DC: IEEE, 2011. 318–323.
- [9] 项学智,开湘龙,张磊,等.一种变分偏微分多模型光流求解方法[J].仪器仪表学报,2014,35(1):109–116.
Xiang X Z, Kai X L, Zhang L, et al. A method variational partial differential based multi-model optical flow calculation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1): 109–116. (in Chinese)
- [10] 涂志刚,谢伟,熊淑芬,等.一种高精度的 TV-L1 光流算法[J].武汉大学学报:信息科学版,2012,37(4):496–499.
Tu Z G, Xie W, Xiong S F, et al. An Efficient TV-L1 optical flow method [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(4): 496–499. (in Chinese)
- [11] Werlberger M, Trobin W, Pock T, et al. Anisotropic huber-L1 optical flow [A]. Proceedings of the British machine vision conference [C]. London: BMVA, 2009. 1–11.
- [12] Xu L, Jia J, Matsushita Y. Motion detail preserving optical flow estimation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(9): 1744–1757.
- [13] Zimmer H, Bruhn A, Weickert J. Optic flow in harmony [J].

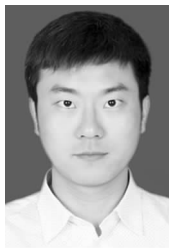
- International Journal of Computer Vision, 2011, 93(3): 368 – 388.
- [14] 梅广辉, 陈震, 危水根, 等. 图像光流联合驱动的变分光流计算新方法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(12): 2159 – 2168.
Mei G H, Chen Z, Wei S G, et al. New algorithm for estimation of variational optical flow with image-and flow-driven [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(12): 2159 – 2168. (in Chinese)
- [15] Sun D, Roth S, Black M J. Secrets of optical flow estimation and their principles[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. San Francisco: IEEE, 2010. 2432 – 2439.
- [16] Brox T, Malik J. Large displacement optical flow: descriptor matching in variational motion estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(3): 500 – 513.
- [17] Brox T, Bruhn A, Papenber N, et al. High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping[A]. 8th European Conference on Computer Vision[C]. Prague: Springer, 2004. 25 – 36.
- [18] Amiaz T, Lubetzky E, Kiryati N. Coarse to over-fine optical flow estimation[J]. Pattern recognition, 2007, 40(9): 2496 – 2503.
- [19] Zhang C X, Chen Z, Li M, et al. Anisotropic optical flow algorithm based on self-adaptive cellular neural network[J]. Journal of Electronic Imaging, 2013, 22(1): 013038.
- [20] Baker S, Scharstein D, Lewis J P, et al. A Database and Evaluation Methodology for Optical Flow[J]. International Journal of Computer Vision, 2011, 92(1): 1 – 31.
- [21] Sun D, Roth S, Black M J. A quantitative analysis of current practices in optical flow estimation and the principles behind them[J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 106(2): 115 – 137.

作者简介



陈震(通信作者) 男, 1969年11月出生, 江西九江人. 分别于1993、2000和2003年在西北工业大学获得学士、硕士和博士学位. 现为南昌航空大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理与模式识别.

E-mail: dr_chenzhen@163.com



张聪炫 男, 1984年7月出生, 河南焦作人. 分别于2007年、2014年在南昌航空大学和南京航空航天大学获得学士、博士学位. 现为南昌航空大学讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为图像检测与智能识别.

E-mail: zcxdsg@163.com