

改进的 TV- L^1 平滑光流估计

李秀智 尹晓琳 贾松敏 谭 君 赵冠荣

(北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

摘要 提出将高斯平滑后的数据项和非局部中值滤波相结合的光流算法, 以实现降噪并提高光流估计的稳健性和精度。该方法的数据项使用稳健的 L^1 范数, 通过高斯滤波对数据项平滑处理, 抑制噪声干扰, 并借助原始-对偶算法改善变分光流的求解效率; 为进一步提高光流场的估计精度, 引入了非局部中值滤波的全局优化策略; 为提高算法对较大位移量估计的适应性, 运用了由粗到精的金字塔方法。采用 Middlebury 光流数据库图像和真实场景图像对改进的 TV- L^1 光流估计算法进行了实验验证。结果表明, 提出的改进变分光流算法具有较强的稳健性, 其光流估计精度优于传统的 TV- L^1 模型算法。

关键词 机器视觉; 变分光流; 非局部中值滤波; 数据项; 原始-对偶

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.1015002

Improved TV- L^1 Algorithm for Smooth Optical Flow

Li Xiuzhi Yin Xiaolin Jia Songmin Tan Jun Zhao Guanrong

(College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology,
Beijing 100124, China)

Abstract An optical flow method combining Gaussian convoluted data term with non-local median filter is proposed to remove noise and consequently improve the robustness and accuracy of the optical flow estimation. Robust L^1 norm is employed for construction of data term, which is smoothed with Gaussian filter to suppress noise, and primal-dual method is introduced to improve the estimation efficiency of variational optical flow. A global optimization strategy based on non-local median filter is used to further enhance the estimation accuracy. The coarse-to-fine pyramid technique is employed to improve the adaptability of the algorithm for large displacements estimation. The proposed method is evaluated by using both the Middlebury optical flow database images and real scene images. The experimental results show that the proposed method performs good robustness and accuracy in contrast with traditional TV- L^1 model algorithms.

Key words machine vision; variational optical flow; non-local median filter; data term; primal-dual

OCIS codes 150.4620; 150.1135; 100.2960

1 引 言

光流是指图像灰度模式的二维表观运动, 它蕴含了被观察物体的运动信息和三维结构信息, 因此被广泛应用于目标对象分割、识别、跟踪、机器人导航以及形状信息恢复^[1-5]等领域。

Horn 和 Schunck^[6]在 1981 年引入基本光流约束方程及整体平滑约束条件, 建立了光流计算的变分模型。同年, Lucas 和 Kanade^[7] (简称 LK) 用最小二乘最优化算法快速计算出运动图像的局部光流

场。然而, 由于图像中噪声等干扰因素, 严重影响了光流估计的精度。为了抑制噪声的影响, 文献[8]通过恢复稀疏信号最小化频域中的 L^1 范数, 有效地去除了降噪过程中的异质点; Rashwan 等^[9]提出的选择性张量滤波方法, 减少了图像噪声, 提高了光流精度, 但计算时间显著增加; Jodoin 等^[10]提出了用集成局部最小二乘拟合和均值漂移 (Mean-Shift) 算法相结合的方法来提高抗噪能力, 但计算较为费时, 且不能保持图像中运动物体的边缘; 文献[11]用图像的

收稿日期: 2013-03-26; 收到修改稿日期: 2013-05-16

基金项目: 国家自然科学基金(61105033, 61175087)、北京市自然科学基金(B类)(KZ201110005004)

作者简介: 李秀智(1979—), 男, 博士, 讲师, 主要从事智能机器人导航、机器视觉等方面的研究。

E-mail: xiuzhi.lee@163.com

局部相位信息和局部与全局相结合(CLG)光流估计方法,在光照变化和强噪声条件下改善了光流估计效果。综上,由于噪声等因素对光流估计的影响,准确、可靠地进行光流场的估计仍是具有挑战性的难题。

本文提出将平滑后的数据项和非局部中值滤波相结合来抑制噪声对光流估计的影响。首先将高斯平滑处理的数据项及非局部中值滤波与 TV- L^1 模型共同构成新的光流估计模型,再采用对偶方法和金字塔的分层结构求解该光流模型。最后分别通过 Middlebury 光流数据库^[12] 和真实场景图^[13] 进行验证。结果表明,该方法显著地抑制了噪声干扰,提高了光流估计的精度。

2 TV- L^1 + NL + 光流估计模型

变分能量泛函中的 L^1 范数项,能够在光流图像上较好地保持图像的边缘信息。为进一步提高光流求解的精度,对其数据项做了高斯平滑处理,并引入非局部中值滤波,与 TV- L^1 模型共同构成 TV- L^1 + NL + 光流估计模型。对偶方法比传统变分方法更有利于能量泛函最小化,并能加快光流的求解速度。鉴于以上原因,建立 TV- L^1 + NL + 光流估计模型如下:

$$E(\mathbf{h}) = G_\sigma * \int_{\Omega} |I_0(\mathbf{x}) - I_1[\mathbf{x} + \mathbf{h}(\mathbf{x})]| dx + \lambda_1 \int_{\Omega} \psi_\epsilon[\nabla \mathbf{h}(\mathbf{x})] dx + \lambda_2 \int_{\Omega} w_{i,j} [\mathbf{h}(\mathbf{x}_i) - \mathbf{h}(\mathbf{x}_j)] dx, \quad (1)$$

式中 G_σ 是标准差为 σ 的高斯核函数, $\mathbf{h}(\mathbf{x}) = [u(\mathbf{x}), v(\mathbf{x})]^T$ 表示待求的光流矢量。 $\mathbf{x} = (x, y)^T$ 表示图像上某个像素点, I_0 与 I_1 分别表示前后两帧图像。光流场的计算是将二维速度场与灰度相联系,建立光流约束方程并求解得到光流。(1)式中,第一部分数据项 E_{data} 和第二部分平滑项 E_{smooth} 共同组成基于 L^1 范数的基本光流约束项,第三部分为非局部中值滤波项。其中, λ_1 是平滑项的系数, λ_2 是非局部中值滤波项的系数, $w_{i,j}$ 表示像素 j 相对像素 i 的权值。

为运用原始-对偶算法求解,引进辅助变量 $\hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})$, (1)式可写为

$$E(\mathbf{h}) = \rho[\hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})] + \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} [\mathbf{h}(\mathbf{x}) - \hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})]^2 dx + \lambda_1 \int_{\Omega} \psi_\epsilon[\nabla \mathbf{h}(\mathbf{x})] dx + \lambda_2 \int_{\Omega} w_{i,j} [\mathbf{h}(\mathbf{x}_i) - \mathbf{h}(\mathbf{x}_j)] dx, \quad (2)$$

θ 为微小正常数,与对偶项系数成反比, $\rho[\hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})]$ 是经过高斯平滑后的数据项,数据项作为变分能量泛函的主要组成部分之一,通常选取不同的常值守恒

假设。基于运动类型假设条件和不同的光照条件,可分为亮度、梯度、梯度模、Hessian 矩阵、拉普拉斯算子以及 Hessian 矩阵的行列式等各种常值假设。光流估计模型的数据项 E_{data} 采用灰度守恒假设:

$$I_0(\mathbf{x}) = I_1[\mathbf{x} + \mathbf{h}(\mathbf{x})]. \quad (3)$$

对(3)式进行一阶泰勒展开,得:

$$I_x u(\mathbf{x}) + I_y v(\mathbf{x}) + I_t = 0, \quad (4)$$

其中:

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, \quad I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, \quad I_t = \frac{\partial I}{\partial t}. \quad (5)$$

平滑项 E_{smooth} 反映了光流场的平滑及分段平滑策略,使光流计算模型得到唯一解,本文采用各向同性、光流驱动的平滑项^[14]:

$$\psi_\epsilon(\nabla \mathbf{h}) = \sqrt{|\nabla \mathbf{h}|^2 + \epsilon^2}, \quad (6)$$

其中 ϵ 是微小常数,为降低平方函数导致的误差。

3 TV- L^1 + NL + 模型的求解策略

3.1 数据项高斯平滑

高斯滤波是一种线性平滑滤波,广泛应用于图像去噪。它是对整幅图像进行加权平均的过程,由于图像中像素点局部邻域的结构相似,因而高斯平滑后的数据项有利于像素点的匹配。

为确定滤波器的最优参数,分别采用 3×3 、 5×5 和 7×7 的模板对数据项做高斯平滑,经测试得到的光流精度基本一致,但运算量有所增加;滤波器的标准差 σ 越大,高斯滤波器的频带就越宽,平滑程度就越好。合理的参数 σ 可以避免图像的过平滑问题。取滤波器的 σ 为 0.5,得到滤波模板 $\mathbf{F}(G_\sigma)$ 的离散化形式):

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 0.0113 & 0.0838 & 0.0113 \\ 0.0838 & 0.6193 & 0.0838 \\ 0.0113 & 0.0838 & 0.0113 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

高斯滤波的实现方式有两种,一种是用模板(离散化窗口)与图像做卷积运算,另一种通过傅里叶变换来实现。鉴于采用的模板较小,卷积计算量小,因此选择第一种方式实现高斯滤波。用选取的滤波模板与数据项做卷积:

$$E(\mathbf{h}) = G_\sigma * \int_{\Omega} |I_0(\mathbf{x}) - I_1[\mathbf{x} + \mathbf{h}(\mathbf{x})]| dx = \int_{\Omega} G_\sigma \cdot |I_0(\mathbf{x}) - I_1[\mathbf{x} + \mathbf{h}(\mathbf{x})]| dx = \int_{\Omega} G_\sigma \cdot |I_x u(\mathbf{x}) + I_y v(\mathbf{x}) + I_t| dx. \quad (8)$$

高斯平滑处理的数据项与 TV- L^1 模型共同构

成 TV- L^1 + 光流估计模型。由于使用泰勒高阶展开对数据项线性化,故该方法只能用于小位移计算。当像素点位移大于滤波窗口的尺寸时,使用线性化的数据项直接计算光流会显著增加光流的误差。

3.2 非局部中值滤波算法

非局部中值滤波是一种图像去噪算法,在保持原图像细节的基础上,最大限度地去除噪声,从而获得更好的估计精度。该算法是通过计算像素点一定邻域内所有相似像素点的灰度加权平均来实现,而像素点之间的相似性计算可以通过比较各个像素周围的窗口得到。

Gilboa 等^[15]把这种非局部思想在图论的基础上,并运用于变分问题中。假设 I 是参与光流计算的图像,其定义在有界域 $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ 上,设 $x, y \in \Omega$ 表示图像上某个像素的位置,则非局部中值滤波算法可描述如下:

$$NL(x) = \frac{1}{C(x)} \int_{\Omega} \exp \left\{ -\frac{1}{r^2} [G_{\sigma} * |I(x) - I(y)|^2] \right\} I(y) dy, \quad (9)$$

其中 r 是滤波参数, $C(x)$ 是归一化因子。在数值实现的过程中,必须将(9)式所表示的连续表达式离散化处理:

$$NL(i) = \sum_{j \in U} w_{i,j} \cdot I(j), \quad (10)$$

其中, i 表示图像上像素点的位置, U 表示与像素 i 相似的像素点的集合,它是通过搜索一定区域(最大可为整幅图像)得到的。 $I(j)$ 是离散的噪声图像。

为便于计算,相似窗口一般采用大小固定的方形窗口,将图像 I 中某个像素 i 的邻域区域记为 $H(N_i)$, 像素 i 和 j 间的相似度依赖于区域 $H(N_i)$ 和 $H(N_j)$ 的灰度(或为彩色、纹理等特征)间的相似度。 $H(N_i)$ 和 $H(N_j)$ 的相似度越大,权值 $w_{i,j}$ 越大。

权值计算式为

$$w_{i,j} = 1/Z(i) \exp(-S_{i,j}^2/h^2), \quad (11)$$

式中, h 是滤波参数,控制权值的衰变, $Z(i)$ 是归一化因子, $S_{i,j}$ 表示相似度:

$$Z(i) = \sum_{j \in U} \exp(-S_{i,j}^2/h^2), \quad (12)$$

$$S_{i,j} = \frac{\|H(N_i) - H(N_j)\|^2}{h^2}. \quad (13)$$

为便于对比,将 TV- L^1 光流估计算法与非局部中值滤波构成的算法记为 TV- L^1 + NL 光流估计算法。

3.3 光流方程的数值求解

为使线性化的数据项适用于计算较大幅度位移的光流,一种解决方案是在高斯尺度空间中将数据项线性化。尺度空间具有由粗到精的分层次结构,在较粗的尺度上,像平面的位移相对较小,因而可通过泰勒展开进行线性化处理。但对于 TV- L^1 + NL + 光流估计算法,由于较粗尺度的高斯尺度空间中,滤波窗口中灰度值约等于细尺度空间高斯窗口的平均灰度值,因此这种解决方案不适于求解该问题。针对于此,采用逐层细化的金字塔策略,使高斯平滑后的数据项适用于大位移光流的求解,通过寻找合适的低分辨率图像层和金字塔层数,在该层计算光流,然后将光流映射到原始图像层,从而实现大位移光流的计算。图 1 描述了 TV- L^1 + NL + 光流估计算法的流程。

设 u^k 为金字塔第 k 层对应的初始光流向量, Δu^k 为第 k 层内光流的计算值。设最顶层(最低分辨率层)的光流初始向量 $u^0 = 0$, 则下一层光流向量 $u^{k-1} = u^k + \Delta u^k$, 依次迭代求得原始图像层的光流矢量。设定最低分辨率的阈值和图像缩放因子,可根据图像大小自动得到金字塔层数。

在计算第 k 层光流时,对该层图像做高斯预处理,该处理可以有效表达时域和频域的图像特征,包括降噪处理、边缘检测和图像增强。

将光流模型(2)式分为三部分,采用交替优化方案计算(11)式和(12)式所示的能量泛函,求得极小值解;在此基础上,用(13)式所示的非局部中值滤波优化光流:

$$E(\mathbf{h}) = \lambda_1 \int_{\Omega} \psi_{\epsilon} [\nabla \mathbf{h}(\mathbf{x})] dx + \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} [\mathbf{h}(\mathbf{x}) - \hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})]^2 dx, \quad (14)$$

$$E(\mathbf{h}) = \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} [\mathbf{h}(\mathbf{x}) - \hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})]^2 dx + \rho [\hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})], \quad (15)$$

$$E(\mathbf{h}) = \lambda_2 \int_{\Omega} w_{i,j} [\mathbf{h}(\mathbf{x}_i) - \mathbf{h}(\mathbf{x}_j)] dx. \quad (16)$$

当 $\mathbf{h}(\mathbf{x}) \approx \hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})$ 时,能量泛函取得极小值, $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ 即为所求的光流场。

1) 固定 $\hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})$, 求得(14)式取极小值的 $\mathbf{h}(\mathbf{x})$:

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) = \hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x}) - \theta \operatorname{div} \mathbf{p}. \quad (17)$$

使用原始对偶算法,引入 $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ 的对偶变量 $\mathbf{p}(\mathbf{x})$, $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ 的计算可转化为对偶变量 $\mathbf{p}(\mathbf{x})$ 的计算:

$$f(\mathbf{p}) = \nabla \left[\operatorname{div} \mathbf{p} - \frac{\hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})}{\theta} \right], \quad (18)$$

$$\mathbf{p}^{n+1} = \frac{\mathbf{p}^n + \tau f(\mathbf{p}^n)}{1 + \tau |f(\mathbf{p}^n)|}, \quad (19)$$

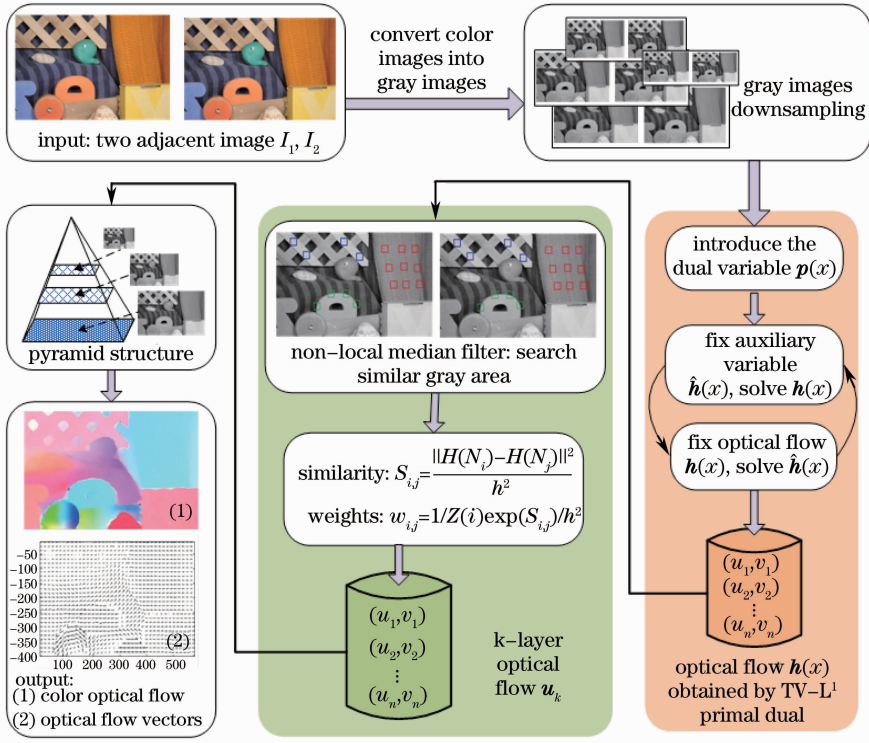


图 1 TV- L^1 +NL++光流估计算法结构图

Fig. 1 Structure of TV- L^1 +NL++ optical flow algorithm

其中,对偶变量初值 $\mathbf{p}^0=0$,时间步长 $\tau \leq 0.5$,取 $\tau=0.41$ 。

2) 固定 $\mathbf{h}(\mathbf{x})$,求得(15)式取极小值的 $\hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})$:

$$\hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x}) = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \begin{cases} \lambda\theta\mathbf{J} & \rho(u) < -\lambda\theta|\mathbf{J}|^2 \\ -\lambda\theta\mathbf{J} & \rho(u) > \lambda\theta|\mathbf{J}|^2 \\ -\frac{\rho(u)\mathbf{J}}{|\mathbf{J}|^2} & \rho(u) \leq \lambda\theta|\mathbf{J}|^2 \end{cases} \quad (20)$$

由(17)式计算 $\mathbf{h}(\mathbf{x})$,再由(20)式计算 $\hat{\mathbf{h}}(\mathbf{x})$,反复迭代直到满足精度要求。求解得到的光流场由(16)式优化,为本层金字塔计算得到的光流向量。

4 实验结果及分析

在英特尔 Core i3-2100 双核 CPU,主频 3.10 GHz,内存 2 G 的 PC 机上进行实验,操作系统为 Windows XP,软件开发环境为 Matlab 软件平台。

1) 实验一。为了验证本算法的有效性,从标准光流数据库 Middlebury 中选取了 8 组序列图,表 1 和表 2 分别列出了不同光流算法所得光流场的平均角误差(AAE)和平均端点误差(EPE)。通过实验结果的对比,表明优化后的算法所得的光流的 AAE 和 EPE 减小,光流精度提高;其中,TV- L^1 ++方法和 TV- L^1 +NL++方法的光流估计精度高于 TV- L^1 +NL 方法。实验结果表明,本文提出的光流估计算法可以有效提高光流的计算精度。

表 3 是改进前后光流算法计算光流场的运行时间,结果表明,增加了高斯平滑数据项的 TV- L^1 ++方法在提高了光流的估计精度的同时,由于去除了部分噪声,一定程度上加快了算法收敛的速度,缩短了算法的处理时间。TV- L^1 +NL 模型由于非局部中值滤波项,在提高光流精度的同时,增加了算法的计算量,使光流估计时间延长。

表 1 改进前后算法所得光流的 AAE

Table 1 AAE of different optical flow methods

Algorithm	Venus	Dimetrodon	Hydrangea	RubberWhale	Grove2	Grove3	Urban2	Urban3
TV- L^1 [16]	6.316	3.271	2.211	3.971	3.170	7.103	2.806	6.945
TV- L^1 ++	6.243	1.971	2.034	3.401	2.225	5.956	2.376	6.422
TV- L^1 +NL	6.817	2.61	2.168	3.732	2.861	7.082	2.638	6.342
TV- L^1 +NL++	6.133	1.707	2.074	3.575	2.351	6.442	2.338	6.139

表 2 改进前后算法所得光流的 EPE
Table 2 EPE of different optical flow methods

Algorithm	Venus	Dimetrodon	Hydrangea	RubberWhale	Grove2	Grove3	Urban2	Urban3
TV- L^1 ^[16]	0.355	0.168	0.179	0.125	0.230	0.694	0.392	0.744
TV- L^1 ++	0.341	0.103	0.166	0.103	0.157	0.628	0.339	0.738
TV- L^1 +NL	0.381	0.137	0.176	0.116	0.203	0.704	0.382	0.719
TV- L^1 +NL++	0.339	0.089	0.167	0.127	0.162	0.677	0.356	0.704

表 3 改进前后算法计算光流的时间
Table 3 Running time of different optical flow methods

Algorithm	Venus	Dimetrodon	Hydrangea	RubberWhale	Grove2	Grove3	Urban2	Urban3	unit: s
TV- L^1 ^[16]	31.203	43.234	43.219	43.437	60.203	60.453	60.906	60.657	
TV- L^1 ++	30.500	40.750	40.688	41.062	58.344	59.047	59.391	59.844	
TV- L^1 +NL	33.750	48.484	47.328	46.531	67.203	67.094	67.343	65.062	
TV- L^1 +NL++	34.154	50.953	49.844	47.406	68.984	75.219	72.094	75.212	



图 2 (a) t 时刻的 Dimetrodon 图像; (b) $t+1$ 时刻的 Dimetrodon 图像; (c) Dimetrodon 的真实光流图
Fig. 2 (a) Dimetrodon image at time t ; (b) dimetrodon image at time $t+1$; (c) true optical flow of Dimetrodon

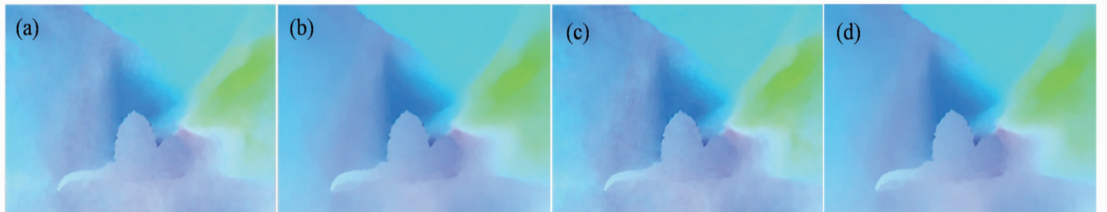


图 3 不同光流算法处理 Dimetrodon 图像获得的彩色光流图。(a) TV- L^1 ; (b) TV- L^1 ++; (c) TV- L^1 +NL;
(d) TV- L^1 +NL++

Fig. 3 Color optical flow of Dimetrodon obtained by different algorithms. (a) TV- L^1 ; (b) TV- L^1 ++;
(c) TV- L^1 +NL; (d) TV- L^1 +NL++

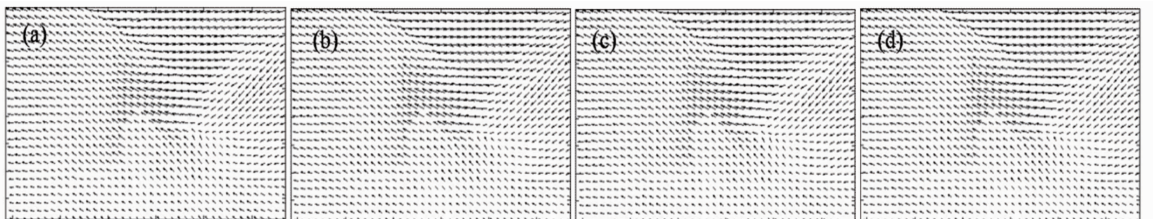


图 4 不同光流算法处理 Dimetrodon 图像获得的光流矢量图。(a) TV- L^1 ; (b) TV- L^1 ++; (c) TV- L^1 +NL;
(d) TV- L^1 +NL++

Fig. 4 Optical flow vector of Dimetrodon obtained by different algorithms. (a) TV- L^1 ; (b) TV- L^1 ++;
(c) TV- L^1 +NL; (d) TV- L^1 +NL++

2) 实验二。为检验本方法处理实际问题的性能,选取一组真实场景图进行测试。该序列图包括多目标物体、大位移、运动间断、光照变化、噪声等各

种复杂状况。通过实验获得的彩色光流图与光流矢量图(如图 6 和图 7 所示),能够反映实际物体的运动状况,较好地避免了上述恶劣状况的影响。



图 5 真实场景图。(a) t 时刻的场景图；(b) $t+1$ 时刻的场景图

Fig. 5 Image of real sence. (a) Image at time t ; (b) image at time $t+1$

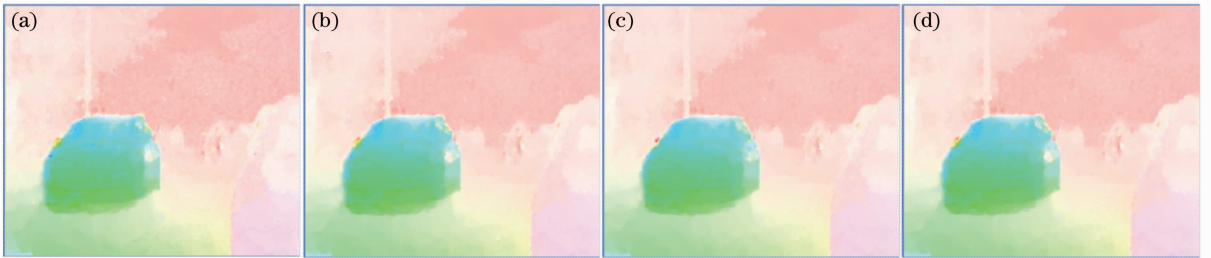


图 6 采用不同算法估计的彩色光流图。(a) $TV-L^1$ ；(b) $TV-L^1++$ ；(c) $TV-L^1+NL$ ；(d) $TV-L^1+NL++$

Fig. 6 Color optical flow obtained by different algorithms. (a) $TV-L^1$ ；(b) $TV-L^1++$ ；(c) $TV-L^1+NL$ ；(d) $TV-L^1+NL++$

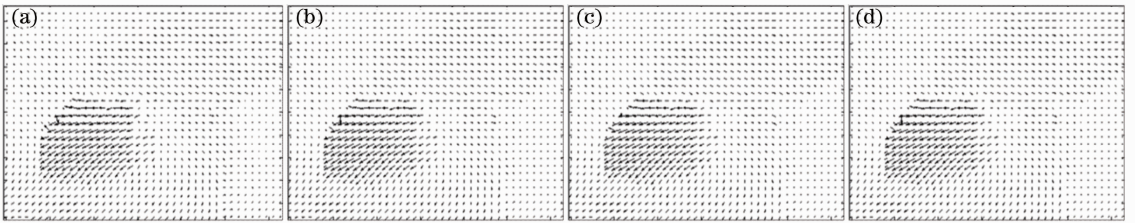


图 7 不同光流算法处理图像得到的光流矢量图。(a) $TV-L^1$ ；(b) $TV-L^1++$ ；(c) $TV-L^1+NL$ ；(d) $TV-L^1+NL++$

Fig. 7 Optical flow vector obtained by different algorithms. (a) $TV-L^1$ ；(b) $TV-L^1++$ ；(c) $TV-L^1+NL$ ；(d) $TV-L^1+NL++$

5 结 论

为处理光流估计中的噪声干扰,引入了高斯平滑的数据项,并使用非局部中值滤波的策略,提出了 $TV-L^1+NL++$ 光流估计模型。该方法能够更好地处理噪声与异质点干扰,增强了光流估计的稳健性和精度。由于变分方法的计算效率较低,采用对偶方法求解改进的光流模型,改善了求解效率。运用由粗到精的金字塔算法对图像进行了分层处理,提高了对大位移光流的估计精度。分别采用 Middlebury 光流数据库图像和真实场景图像对所提方法进行了验证,结果表明了所提光流算法的有效性。

另一方面,算法的实时性问题依然突出。通过改进前后算法的运行时间的对比,表明本文光流估计方法的计算时间较传统方法有小幅增加,主要集中在非局部滤波的运算。因此,在兼顾光流求解精度的前提下,有效地提高算法处理的实时性,将是进一步研究的重点。

参 考 文 献

- 1 Lu Huan, Wang Fang, Chen Zhongqi, *et al.*. Infrared target detecting based on symmetrical displaced frame difference and optical flow estimation [J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(6): 1715-1720.
- 罗 寰, 王 芳, 陈中起, 等. 基于对称差分 and 光流估计的红外弱小目标检测[J]. 光学学报, 2010, 30(6): 1715-1720.
- 2 Guan Zhiqiang, Chen Qian, Gu guohua, *et al.*. Dim target

- detection based on optical flow histogram in low frame frequency in clouds background [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, 28(8): 1496–1501.
- 管志强, 陈 钱, 顾国华, 等. 基于光流直方图的云背景下低帧频小目标探测方法[J]. *光学学报*, 2008, 28(8): 1496–1501.
- 3 Liu Xu, Li Haifeng. Spatial three-dimensional display based on the light-field reconstruction [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(9): 0900121.
- 刘 旭, 李海峰. 基于光场重构的空间三维显示技术[J]. *光学学报*, 2011, 31(9): 0900121.
- 4 Dai Zhihua, Xu Yuping, Bu Jing, *et al.*. Light field microscope to achieve three-dimensional real-time naked-eye display [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(10): 1022005.
- 戴志华, 徐于萍, 步 敬, 等. 光场显微镜实现裸眼三维实时显示[J]. *光学学报*, 2012, 32(10): 1022005.
- 5 Li Jinjun, Zhao Hong. Three-dimensional vision measuring technique based on multi-modal monogenic features detecting and matching [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(7): 0712007.
- 李进军, 赵 宏. 一种基于多模式单演特征检测与匹配的三维视觉测量方法[J]. *光学学报*, 2011, 31(7): 0712007.
- 6 B K P Horn, B G Schunck. Determining optical flow [J]. *Artificial Intelligence*, 1981, 17(1): 185–203.
- 7 B D Lucas, T Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision [C]. *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1981, 2: 674–679.
- 8 X H Shen, Y Wu. Exploiting sparsity in dense optical flow [C]. *Proceedings of 17th IEEE International Conference on Image Processing*, 2010, 741–744.
- 9 H A Rashwan, D Puig, M A Garcia. Improving the robustness of variational optical flow through tensor voting [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2012, 116(9): 953–966.
- 10 P M Jodoin, M Mignotte. Optical-flow based on an edge-avoidance procedure [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, 113(4): 511–531.
- 11 D Zang, L Wietzke, C Schmaltz, *et al.*. Dense optical flow estimation from the monogenic curvature tensor [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2007, 4485: 239–250.
- 12 D Scharstein. Middlebury stereo vision [OL]. <http://vision.middlebury.edu/flow/data>.
- 13 C Liu. *Beyond Pixels: Exploring New Representations and Applications for Motion Analysis* [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2009.
- 14 J Weickert. On discontinuity-preserving optic flow [C]. *Proceedings of Computer Vision and Mobile Robotics Workshop*, 1998. 115–122.
- 15 G Gilboa, S Osher. Nonlocal operators with applications to image processing [J]. *Multiscale Model Simul*, 2008, 7(3): 1005–1028.
- 16 C Antonin, P Thomas. A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2011, 40(1): 120–145.

栏目编辑：李文喆