

基于图像梯度场序列的双向 GDIM 光流计算方法

裴继红¹, 卢宗庆^{1,2}, 谢维信¹

(1. 深圳大学智能信息研究所, 广东深圳 518060; 2. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071)

摘 要: 提出了一种基于图像梯度矢量场的双向广义动态图像模型 (GFBD-GDIM) 光流计算方法. 本文方法: 在图像梯度场上进行光流估计以减弱光照变化带来的影响; 将一个大的运动矢量分解为两个不同方向的子矢量进行估计, 有助于减小估计误差, 提高计算精度; 采用广义动态图像模型 (GDIM) 对图像梯度场的变化进行建模, 可使模型适用于更加一般的场合. 图像序列实验表明, 本文方法可以获得更加精确和鲁棒的运动矢量估计.

关键词: 光流; 亮度常数模型; 图像梯度场; 广义动态图像模型; 双向估计

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 07-1301-05

Gradient Field Bi-directional GDIM for Optical Flow Estimation

PEI Ji-hong¹, LU Zong-qing^{1,2}, XIE Wei-xin¹

(1. Intelligent Information Institute, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China;

2. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi, 710071, China)

Abstract: A Gradient Field Bi-Directional Generalized Dynamic Image Model (GFBD-GDIM) method for optical flow estimation is proposed, in which the optical equation is established at gradient field of images to weaken optical estimation errors caused by illumination variations, using two sub-vectors to estimate the wanted motion vector can reduce the model error of motion equation, GDIM is applied to generalize the method. Finally, two groups of experiments show that the presented method is more accurate and robust.

Key words: optical flow; brightness constancy model (BCM); gradient field; generalized dynamic image model (GDIM); bi-directional estimation

1 引言

光流方法是研究序列图像中运动模式的重要技术之一, 其计算一直是过去二十多年来计算机视觉的热点问题之一. 光流估计方法可以粗略地分为四类: 基于梯度的、基于相关匹配的、基于能量的和基于相位的方法. 而基于梯度的方法是使用最广泛的一种光流估计方法, 它是建立在图像亮度常数模型 (Brightness constancy model, BCM) 基础之上的. 但是基于梯度的光流估计方法在使用中存在以下问题: (1) 在运动非连续区域 (如运动边缘), 图像亮度在运动方向上的平滑性约束会被破坏; (2) 为了计算方便, 光流方程常常通过一阶 Taylor 级数逼近来线性化, 当有大的运动矢量存在时会产生较大的模型误差, 因而降低估计精度; (3) 由于光流约束是建立在图像亮度不变模型上的, 当图像序列中存在时间或空间域上的光照变化时, 基于 BCM 类型的算法一般都会

产生较大的估计偏差.

对于运动边缘和运动非连续问题, 文献[1]提出对边缘方向信息和两边速度进行编码来改进运动边缘附近运动估计的精度; 文献[2]使用了一种双向 Bayesian 构架来保持运动的边缘信息; 鲁棒估计的方法^[3,4]在处理多运动和运动边缘问题上表现出较高的可靠性. 为了提高运动估计精度, 有学者提出了运动矢量场细化策略^[5,6], 非线性模型^[7], 以及多尺度细化方法^[8]等来降低由于一阶 Taylor 级数逼近而产生的模型误差.

运动估计中如何克服由于光照变化带来的干扰一直是光流估计中的一个较困难的问题. 光照变化在实际的图像序列里是常发生的, 在这种情况下, 光流估计中的亮度不变假设常不满足. 不少学者对此进行了研究, 文献[9]在光流估计的每次迭代中引入一个加性系数, 同时估计运动场和亮度变化场; 文献[10]通过 Laplacian of Gaussian 滤波器来消除加性非一致光照因素, 减弱

光照变化或非一致光照带来的干扰. 文献[11]使用离散小波来改进光流估计的可靠性. 文献[12]给出一些解释亮度变化的具体物理模型, 如扩散过程、运动光源和物体表面方向变化等. 文献[13]提出了一种广义动态图像模型(GDIM)来解决光流估计时光照变化所带来的问题. 在 GDIM 里, 亮度的变化可以表示成一个乘积因子和一个平移因子项, 这样, GDIM 方法比在文献[14]中单使用一个乘积因子表示光照更具普遍性. 但在实际运用中发现, 利用 GDIM 模型在描述图像序列中相对缓慢的光照亮度变化时, 运动估计的效果比较好, 而在光照亮度变化比较剧烈时则会出现比较大的运动估计误差, 这限制了 GDIM 模型的使用.

2 光流方程与广义动态图像模型(GDIM)

大多数光流方程是建立在图像亮度常数模型(BCM)假设上的, 即沿运动方向上图像的灰度值不发生变化. 为了能够克服光照变化对光流估计带来的影响, 文献[13]给出了式(1)形式的广义动态图像模型(GDIM).

$$I(x+v, t+1) = I(x, t) - m(x, t) I(x, t) - c(x, t) \quad (1)$$

GDIM 模型除考虑运动外, 还将图像序列中的光照变化也考虑在内. 这里, $I(x, t)$ 代表图像序列, $x = [x, y]^T$ 为图像空间中的像素点位置, 时间参数 $t \in [0, T]$ 代表具体的某一帧图像的时刻, $v(x, t) = [u(x, t), v(x, t)]^T$ 称为图像序列的光流场, 它描述了 t 帧与 $t+1$ 帧之间的位移, $m(x, t)$ 和 $c(x, t)$ 是对光照变化的定性描述因子. 式(1)需要求解的未知数除光流运动矢量 $v(x, t) = [u(x, t), v(x, t)]^T$ 外, 还要求解因子 $m(x, t)$ 和 $c(x, t)$. 虽然式(1)的 GDIM 模型可以适用于更为广泛的图像序列, 但是当外部光照变化比较剧烈时, 直接由式(1)估计出的光流场仍会产生较大的误差.

3 基于梯度场的双向 GDIM 光流计算方法

由于图像的梯度场较图像亮度场来说对光照变化不敏感, 可以减弱光照变化带来的影响, 同时梯度场还为运动估计提供了方向约束信息. 因此我们将式(1)的 GDIM 模型推广到图像梯度矢量场上, 得到方程(2),

$$\nabla I(x+v, t+1) = \nabla I(x, t) - m(x, t) \nabla I(x, t) - c(x, t) \quad (2)$$

式(2)是一个矢量方程, 其中的 m, c 称为乘积项和偏移项, 分别表示因光照亮度变化而带来的梯度场变化. 在实际的计算中, 为了克服数字图像序列离散化以及噪声对计算梯度场的影响, 我们采用 Gaussian 光滑算子对图像序列先进行平滑, 然后使用梯度算子获取梯度场, 即在式(2)中用算子 $\nabla * G$ 替代算子 ∇ .

在对一个大的矢量 v 进行估计的过程中, 如果将该矢量表达为两个较小矢量 v_1, v_2 之和, 然后对这两个

较小的矢量进行前后向估计, 由于两个小的运动矢量 v_1 和 v_2 的估计误差可以相互补偿、相互制约, 因此可以有效地降低估计中的计算误差. 文献[15, 16]中使用了类似的思想来改进矢量估计的性能. 我们将运动方程(2)推广为下面运动方程(3)表示的双向估计形式,

$$\nabla I(x+v_1, t+1) = \nabla I(x-v_2, t) - m(x, t) \nabla I(x, t) - c(x, t) \quad (3)$$

这里 $v_1 = [u_1, v_1]^T, v_2 = [u_2, v_2]^T$ 分别表示前、后向估计矢量. 最终运动矢量的估计结果为

$$v = v_1 + v_2 \quad (4)$$

光流方程(4)为一个矢量方程, 为了计算方便可以将其表示为分量形式:

$$I_x(x+v_1, t+1) - I_x(x-v_2, t) = -m I_x(x, t) - c \quad (5a)$$

$$I_y(x+v_1, t+1) - I_y(x-v_2, t) = -m I_y(x, t) - c \quad (5b)$$

其中, I_x 和 I_y 分别为图像 I 的 x 和 y 方向的梯度分量. 我们将方程(3)和(5)称为 GFBD-GDIM 光流方程. 将式(5)的两个方程进行一阶 Taylor 级数展开得到:

$$\nabla [I_x(x, t+1)]^T v_1 + \nabla [I_x(x, t)]^T v_2 + I_x(x, t+1) - I_x(x, t) + m I_x(x, t) + c = 0 \quad (6a)$$

$$\nabla [I_y(x, t+1)]^T v_1 + \nabla [I_y(x, t)]^T v_2 + I_y(x, t+1) - I_y(x, t) + m I_y(x, t) + c = 0 \quad (6b)$$

考虑到 $v = [u, v]^T$, 这样式(6)中的每一个方程分别有六个未知数: $[u_{1x}, v_{1x}, u_{2x}, v_{2x}, m_x, c_x]^T, [u_{1y}, v_{1y}, u_{2y}, v_{2y}, m_y, c_y]^T$. 为了比较方便地求解 GFBD-GDIM 方程, 一般假设光照的亮度变化量在一个小的像素块上保持不变, 即假设 m, c 在一个小的像素块上为常数. 基于式(6)的 GFBD-GDIM 光流方程的具体求解过程在下一节中给出.

为了更进一步减小运动的估计误差, 降低由于一阶 Taylor 级数逼近而产生的模型误差, 提高求解 GFBD-GDIM 光流方程的效率, 本文在估计过程中采用了多尺度细化的策略. 将原始的图像序列通过滤波和下采样得到不同尺度的序列图像. 设 $I^{(0)}$ 为原始图像序列, $I^{(N)}$ 为最低分辨率级的图像序列, 并假设 $0 \leq M \leq N$, 而 $v^{(M)}, m^{(M)}, c^{(M)}$ 表示为从 M 级尺度的图像序列得到的运动估计, 则小尺度估计 $v^{(M-1)}, m^{(M-1)}, c^{(M-1)}$ 可以通过式(7)得到

$$I_x^{(M-1)}(x+v^{(M)} + v_1^{(M-1)}, t+1) - I_x^{(M-1)}(x-v_2^{(M-1)}, t) = -m^{(M-1)} I_x^{(M-1)}(x, t) - c^{(M-1)} \quad (7a)$$

$$I_y^{(M-1)}(x+v^{(M)} + v_1^{(M-1)}, t+1) - I_y^{(M-1)}(x-v_2^{(M-1)}, t) = -m^{(M-1)} I_y^{(M-1)}(x, t) - c^{(M-1)} \quad (7b)$$

通过解方程(7)得到小尺度下补偿后的残余运动矢量 $v_1^{(M-1)}, v_2^{(M-1)}$, 其中 m 和 c 每次迭代时需要重新计算. 大尺度到小尺度上的运动矢量 $v^{(M)}$ 更新公式为

$$v^{(M-1)} = v^{(M)} + 0.5(v_1^{(M-1)} + v_2^{(M-1)}) \quad (8)$$

4 GFBD-GDM 光流方程的求解

由于式(6)的两个 GFBD-GDM 光流方程求解方法相同,为了叙述简便,这里只考虑式(6a)。

为了克服光流计算中的孔径问题,假设运动矢量在局部像素邻域块 B 上不变,并且光照变化量 m 和 c 在该局部像素块上也保持恒定。为此对式(6a),我们在像素块 B 上定义光流方程的邻域局部加权误差平方和

$$E = \sum_{x \in B(x_c)} w(x) (\nabla I_x(x, t+1) J^T v_1 + \nabla I_x(x, t) J^T v_2 + I_x(x, t+1) - I_x(x, t) + m I_x(x, t) + c)^2 \quad (9)$$

这里, $\nabla I_x(x, t+1) = [I_{xx}(x, t+1), I_{xy}(x, t+1)]^T$, $\nabla I_x(x, t) = [I_{xx}(x, t), I_{xy}(x, t)]^T$, $v_1 = [u_{1x}(x_c), v_{1x}(x_c)]^T$, $v_2 = [u_{2x}(x_c), v_{2x}(x_c)]^T$, 加权因子 $w(x)$ 是一定义在像素块 $B(x_c)$ 上的窗函数, $B(x_c)$ 的中心为 x_c 。窗函数 $w(x)$ 的作用主要是用来加强像素块 $B(x_c)$ 中不同位置的点对光流估计约束的影响, $w(x)$ 一般选择中心对称的函数形式。令 $I_{xt}(x) = I_x(x, t+1) - I(x, t)$, $g(x) = [I_{xx}(x, t+1), I_{xy}(x, t+1), I_{xx}(x, t), I_{xy}(x, t), I_x(x, t), 1]^T$, $k(x_c) = [u_{1x}(x_c), v_{1x}(x_c), u_{2x}(x_c), v_{2x}(x_c), m(x_c), c(x_c)]^T$, 将式(9)写为:

$$E = \sum_{x \in B(x_c)} w(x) (k(x_c), g(x) + I_{xt}(x))^2 \quad (10)$$

式(10)中, \cdot 为内积符号。式(10)中对矢量 k 求导,并令导数为 0,则可得六元线性方程组式(11)

$$A(x_c) k(x_c) = b(x_c) \quad (11)$$

其中, $A(x_c) = \sum_{x \in B(x_c)} [w(x) g(x) g^T(x)]$ 是一个 6×6

方阵, $b(x_c) = - \sum_{x \in B(x_c)} [w(x) I_{xt}(x) g^T(x)]$ 是一个 6×1 矢量。通过解方程组(11)可以得到运动矢量 $k(x_c)$ 。具体可分不同情况分别采用求逆、求最小范数解或最小二乘方法进行求解。

同理求出式(6b)的另一组运动矢量解 $k = [u_{1y}, v_{1y}, u_{2y}, v_{2y}, m_y, c_y]^T$ 。考虑到式(4),则式(6)运动矢量完整的解为

$$v = 0.5([u_{1x}, v_{1x}]^T + [u_{2x}, v_{2x}]^T + [u_{1y}, v_{1y}]^T + [u_{2y}, v_{2y}]^T) \quad (12)$$

5 试验分析

本文试验包括两部分,第一部分,在满足光照不变假设前提下进行试验,目的是比较本文算法与其他算法的计算精度,其中算法精度采用运动矢量角度误差^[17]进行度量;实验第二部分,我们将着重检验新算法在光照变化时的光流计算的鲁棒性。

5.1 在光照不变环境下的试验

在该试验里我们使用人造图像序列 Yosemite 和真实图像序列 Translating tree。Yosemite 序列如图 1(a)所示,它经常被用来检测运动估计方法。在这个图像序列里,运动矢量的方向和大小在空间位置上有较大的差异,同时序列中包含有明显的图像边界。实验中我们选用图像上方带有云运动的 Yosemite 序列。由于云运动不满足 BCM,所以使用这样的图像序列除可以验证计算精度外还可以验证本文前面提到的在光照变化下的光流计算的鲁棒性。原始的 Yosemite 序列图像大小为 316×512 ,本文算法采用三层塔形分解,局部邻域 $B(x)$ 在不同尺度图像下的尺寸分别为 3×3 、 9×9 、 17×17 。Translating tree 序列如图 1(b)所示,模拟摄像机的水平运动。在本文实验中算法进行两层塔形分解,在不同尺度下的邻域 $B(x)$ 尺寸分别为 7×7 、 19×19 。两个序列的光流计算结果见表 1。由实验结果可以看出,本文方法表现出了较高的光流计算精度。

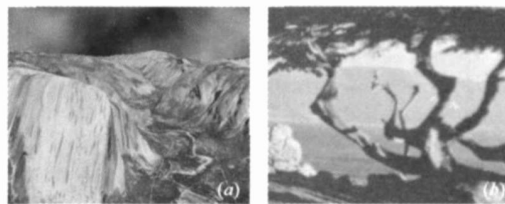


图 1 (a) Yosemite 序列;(b) Translating tree 序列

表 1 Yosemite 和 Translating tree 序列计算结果

Technique	Yosemite		Translating tree	
	Mean error	STD	Mean error	STD
Horn & Schunck (modified)	10.35	16.20	2.02	2.27
Lucas and Kanade	4.27	11.33	0.66	0.67
Nagel	10.22	16.51	2.44	3.06
Uras et al.	10.19	16.01	0.62	0.52
Standard tensor (size 25)	12.12	22.57	0.77	5.79
Motion trajectory based	6.05	13.82	0.80	0.67
Anandan	13.36	15.64	7.64	4.96
Farnebäck (constant)	4.84	10.15	1.44	6.28
Farnebäck (affine)	6.93	13.51	0.62	1.99
Fleet and Jepson ($\alpha = 0.5$)	5.31	12.89	0.32	0.38
Liu et al.	7.52	13.72	0.66	0.83
Our method	3.98	10.23	0.28	0.98

5.2 在光照变化环境下的试验

下面的试验主要验证新算法对光照变化的鲁棒性。我们选取的图像序列为 Yosemite 序列,采用式(13)的变换来模拟光照的变化,

$$I(x, t) = I(x, t) \cdot \sin(t) \quad (13)$$

这里 $I(x, t)$ 为理想图像序列, $I(x, t)$ 为模拟的光照变化的图像序列。试验中,式(13)中的 $\alpha = 0.2$,其他实

验参数和上一节的试验参数相同. 将本文方法分别与 HS 方法^[18]和广义图像模型方法^[13]进行比较. 从图 2 计

算结果图中可以看出本文方法相对 GDM 方法和现有的基于 BCM 方法, 显示出较高的鲁棒性.

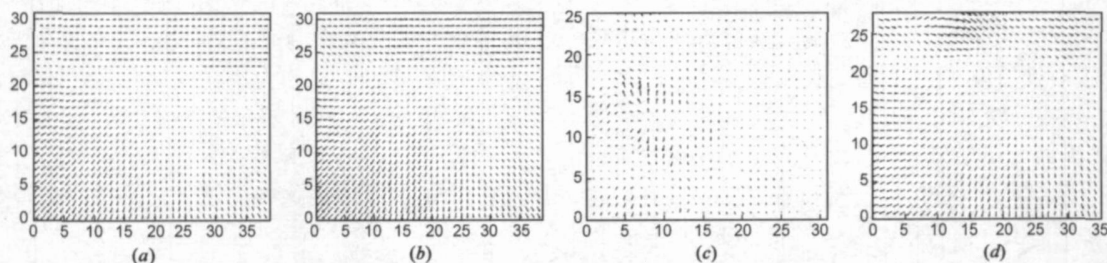


图 2 Yosemite 序列的实验结果. (a) 正确的光流结果; (b) 本文方法针对 (a) 的结果; (c) HS 方法针对 (a) 的结果; (d) GDM 方法针对 (a) 的结果

6 结论

大多数光流方法对光照比较敏感, 其计算结果经常由于光照变化干扰带来较大的误差. 为了解决这个问题, 本文提出了一种基于梯度矢量场序列的广义动态图像模型 (GFD-GDM) 的多尺度运动估计方法. GFD-GDM 方法具有以下特点: 光流方程是建立在图像梯度矢量场的, 由于梯度相对于图像灰度对光照变化不敏感, 因此可以减弱其带来的影响, 同时梯度场还为运动估计提供了方向约束信息; 通过将广义动态图像模型 (GDM) 推广到图像的梯度场序列中, 对梯度场的变化进行建模和计算, 使得本文方法适用于更加一般的场合; 在光流估计过程中采用双向估计技术和多尺度细化迭代技术显著提高了估计的精度和速度. 针对人造和实际视频的试验显示新方法可以获得更加精确和鲁棒的运动矢量估计.

参考文献:

- [1] M J Black, D J Fleet, Probabilistic detection and tracking of motion boundaries [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 38(3): 231 - 245.
- [2] K P Lim, A Das, M N Chong, Estimation of occlusion and dense motion fields in a bidirectional Bayesian framework [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 2002, 24(5): 712 - 718.
- [3] A Bab-Hadiashar, D Suter, Robust optical flow estimation [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 59 - 77.
- [4] 张泽旭, 等. 一种鲁棒性的光流算法研究 [J]. 电子学报, 2003, 31(12): 1851 - 1855.
Z X Zhang, et al. Research on a robust optical flow algorithm, Chinese Journal of Electronics [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(12): 1851 - 1855. (in Chinese)
- [5] P Anandan, A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion [J]. International Journal of Computer Vision, 1989, 2(3): 283 - 310.
- [6] E M énin, P Pérez, A multigrid approach for hierarchical motion

estimation [A]. Proc. Sixth International Conference on Computer Vision [C]. Bombay, India, Narosa Publishing House, Jan 1998. 933 - 938.

- [7] L Alvarez, J Weickert, J Sánchez, Reliable estimation of dense optical flow fields with large displacements [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 39(1): 41 - 56.
- [8] F Lauze, P Kornprobst, E M énin, A coarse to fine multiscale approach for linear least squares optical flow estimation [A]. Electronic Proceedings of British Machine Vision Conference [C]. London, Sept 2004. 2: 767 - 776.
- [9] F J Hampson, J C Pesquet, Motion estimation in the presence of illumination variations [J]. Signal Processing: Image Communication, 2000, 16(4): 373 - 381.
- [10] S H Lai, Adaptive motion estimation for image sequences under non-uniform illumination variations [A]. Proceedings International Computer Symposium: Workshop on Image Processing and Pattern Recognition [C]. Chiayi, Taiwan, 2000. 223 - 230.
- [11] E Francomano, A Totorici, Regularization of optical flow with M-band wavelet transform. International Journal of Computers and Mathematics with Applications, 2003, 45(1): 437 - 452.
- [12] H W Haussecker, D J Fleet, Computing optical flow with physical models of brightness variation [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 2001, 23(6): 661 - 673.
- [13] S Negahdaripour, C H Yu, A generalized brightness change model for computing optical flow [A]. Proceedings International Conference on Computer Vision [C]. Berlin, Germany, May 1993. 2 - 11.
- [14] A Nomura, Spatio-temporal optimization method for determining motion vectors fields under non-stationary illuminations [J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(12): 939 - 950.
- [15] Yosi Keller, Amir Averbuch, Fast motion estimation using bidirectional gradient methods [J]. IEEE Trans Image Processing, 2004, 13(8): 1042 - 1053.
- [16] Dang Jiang Wang, Jin Jang Leou, A new approach to video format conversion using bidirectional motion estimation and hybrid error concealment [J]. Journal of Information Science

and Engineering, 2001, 17(5): 763 - 777.

[17] J L Barron, D J Fleet, S S Beauchemin. System and experiment performance of optical flow techniques [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 12(1): 43 - 77.

[18] B Horn, B Schunck. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1): 185 - 203.

作者简介:



裴继红 男, 1966 生于甘肃省武威市, 1989 年毕业于北京航空航天大学电子工程系, 获学士学位, 分别于 1994 年和 1998 年在西安电子科技大学毕业并获硕士学位和博士学位, 现为深圳大学教授. 已发表科研论文 80 多篇, 主要研究方向为: 智能信息处理、模式识别、视频图像分析、矢量图像的分析与处理. E-mail: jhpei@szu.edu.cn



卢宗庆 男, 1975 生, 陕西西安市人, 1999 年毕业于西安电子科技大学电子工程学院, 获学士学位, 2002 年毕业于深圳大学信息工程学院, 获硕士学位, 现为西安电子科技大学信号与信息处理专业博士研究生. 研究兴趣为: 图像处理、运动矢量场的计算与分析.



谢维信 男, 1941 生, 广东省广州市人, 教授, 博士生导师. 1965 年毕业于西安军事电讯工程学院, 1981 年和 1983 年在美国宾夕法尼亚大学分别作访问学者和访问教授, 现为深圳大学学术委员会主任. 发表科研论文 180 多篇, 研究方向为智能信息处理、模糊信息处理、雷达信号处理、图像处理与分析.