

引用格式:郑佳,王洪雁,裴炳南. 噪声环境下光流场快速稳健估计方法研究[J]. 电光与控制, 2019, 26(4):33-38. ZHENG J, WANG H Y, PEI B N. A fast robust method for optical flow field estimation in noisy environment[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(4):33-38.

噪声环境下光流场快速稳健估计方法研究

郑 佳, 王洪雁, 裴炳南

(大连大学辽宁省北斗高精度位置服务技术工程实验室, 辽宁 大连 116622)

摘 要: 针对噪声影响下光流计算稳健性较差及收敛速度慢的问题, 提出一种噪声环境下光流场快速稳健估计方法。所提算法基于噪声环境下光流场估计方法, 引入惩罚因子以增强光流计算稳健性, 并在光流计算迭代公式中加入动量因子缩短光流计算收敛时间以加快光流场计算。而后基于变分方法极小化光流能量函数求解欧拉-拉格朗日方程, 最后通过迭代方法求得速度场。仿真结果表明, 对视频中连续两帧图片加入不同高斯噪声后, 与 M 算法及 ML 算法相比, 所提算法可显著增强光流场计算稳健性, 缩短光流计算收敛时间, 加快光流场计算。

关键词: 光流计算; 噪声环境; 惩罚因子; 动量因子; 收敛速度; 稳健性

中图分类号: TN911.23

文献标志码: A

doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.04.007

A Fast Robust Method for Optical Flow Field Estimation in Noisy Environment

ZHENG Jia, WANG Hong-yan, PEI Bing-nan

(Liaoning Engineering Laboratory of BeiDou High-Precision Location Service, Dalian University, Dalian 116622, China)

Abstract: To address the issue of poor robustness and slow convergence speed in the calculation of optical flow under the influence of noise, a fast robust method for the optical flow field estimation in noisy environment is proposed. Based on the estimation method of optical flow in noisy environment, a penalty factor is introduced to enhance the robustness of the calculation of optical flow, a momentum factor is added to the iterative formula of optical flow calculation to shorten the convergence time of optical flow calculation, and then the calculation of the optical flow field is accelerated. The Euler-Lagrange equation is solved by minimizing the energy function of optical flow on the basis of the variation principle. Finally, the velocity field is obtained by using the iterative method. Simulation results show that, as compared to the M algorithm and the ML algorithm, the proposed algorithm can enhance the robustness of the optical flow considerably, shorten the convergence time of optical flow calculation and speed up the calculation of the optical flow field, after adding two different Gaussian noises to two consecutive frames in the video.

Key words: optical flow calculation; noisy environment; penalty factor; momentum factor; convergence speed; robustness

0 引言

光流概念是 GIBSON 于 1950 年提出的^[1]。光流是图像亮度模式的表观运动, 表达了图像变化, 由于它包含目标运动信息, 因此可被观察者用来确定目标运动情况。光流技术在目标对象分割、识别、跟踪、机器

人导航以及形状信息恢复、模式识别等计算机视觉领域有着广泛应用^[2-3]。1981 年, HORN 和 SCHUNCK 创造性地将二维速度场与灰度场结合, 在光流基本约束方程基础上引入全局平滑约束, 得到光流计算的基本方法(HS 光流算法)。HS 光流算法是在两组基本假设基础上建立起来的, 其中, 基本约束方程基于灰度恒定假设, 即在连续相邻图像的对应物体上同一点的像素灰度值相同; 全局平滑约束方程则基于光流平滑假设即光流处处平滑^[4]。

近些年, 随着光流技术的广泛应用, 众多学者致力于稳健性更好、速度更快的光流计算方法研究。继 HORN

收稿日期: 2018-03-26

修回日期: 2018-05-23

基金项目: 国家自然科学基金(61301258, 61271379); 中国博士后科学基金(2016M590218)

作者简介: 郑 佳(1992—), 男, 河南南阳人, 硕士生, 研究方向为无人机控制、机器视觉。

和 SCHUNCK 的 HS 光流算法^[5]之后,其他学者相继提出许多新的光流计算方法,如:LUCAS-KANADE 的局部平滑法^[6](LK 法)、金字塔 LK 光流法^[7]、局部与全局结合光流法^[8]、小波光流法^[9]等,使得光流计算得到进一步发展。然而,对于实际场景而言,上述方法所得光流场都存在较大误差,主要原因在于灰度守恒假设的不合理性。实际上,多数应用场景中,即使光照条件不变,连续相邻图像上物体同一元面对应像素灰度仍有可能是变化的^[10]。

基于以上原因,日本学者 MUKAWA 对光流基本约束方程进行修正,并根据物体运动、投影及光照模型对修正项表达式进行推导得到新的光流场计算方法^[10](M 算法)。此算法通过对图像序列进行光流场估计,取得了优于传统算法的效果。然而,此修正依然是在理想图像环境中进行的,即没有考虑实际视频图像中噪声对光流计算的影响,因此该算法对噪声的鲁棒性较差。针对此问题,马龙等提出噪声环境下光流场估计算法^[11](ML 算法),即在 M 算法基础上对基本方程做了进一步修正并加入噪声约束。仿真实验表明:ML 算法所得光流较 M 算法而言,对噪声有较好的鲁棒性,但所得光流稳健性较差且计算复杂度较高^[11]。针对上述问题,本文基于 ML 算法,引入惩罚因子以增强光流计算稳健性^[12],并在光流计算迭代公式中加入动量因子以缩短光流计算收敛时间^[13],进而加快光流场计算。

1 噪声环境下光流场快速稳健估计方法

1.1 光流约束方程

假设图像上一点 (x, y) t 时刻的亮度为 $I(x, y, t)$, 在 Δt 时间后该像素点亮度变为 $I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$, 当 Δt 趋于无穷小时可认为该点亮度不变, 因此可得

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\Delta x}{\Delta t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\Delta y}{\Delta t} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (1)$$

将 $\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y}, \frac{\partial I}{\partial t}$ 改写为 I_x, I_y, I_t , 并令 $\frac{\Delta x}{\Delta t} = u, \frac{\Delta y}{\Delta t} = v$, 则上式可重写为

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (2)$$

至此,可以得到光流计算的基本等式, u, v 表示速度场矢量的两个分量,计算光流的过程就是求解 u, v 的过程,两个参量只有一个等式,因此为欠估计问题。为了确定光流速度,必须加入其他约束^[5]。其中,有 HS, LK 算法,但二者所求得的光流场稳定性较差^[5-6]。之后, MUKAWA 提出 M 算法^[10]即对光流约束方程进行修正,但由于是在理想环境中进行测试的,没有考虑到噪声的影响,因此所得到的光流场对噪声的鲁棒性较差。随后,马龙等提出 ML 算法^[11],即在 M 算法基础上加入了噪声约束,该算法提高了对噪声的鲁棒性,

所得光流稳健性仍较差,且计算复杂度较高。为了提高光流的稳健性,本文提出一种噪声环境下光流快速稳健估计算法,接下来对该算法进行详细描述及光流场求解。

1.2 构建能量函数方程

图 1 所示为运动引起的面元成像灰度变化。

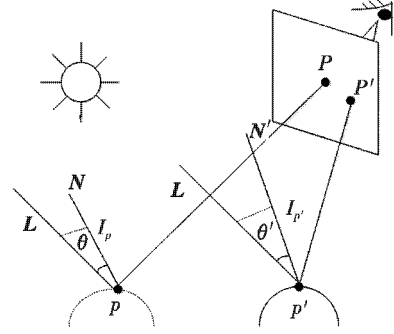


图 1 运动引起的面元成像灰度变化^[10]

Fig. 1 Motion-induced changes in the grey level of the binarized image

如图 1 所示,物体面元由位置 P 运动到位置 P' , 对应成像投影在像平面上由 p 移动到 p' , 假设物体表面为朗伯面,则 p 和 p' 的灰度分别为^[11]

$$\begin{cases} I_p = \rho_d I_q (\mathbf{N} \cdot \mathbf{L}) = \rho_d I_q \cos \theta \\ I_{p'} = \rho_d I_q (\mathbf{N}' \cdot \mathbf{L}) = \rho_d I_q \cos \theta' \end{cases} \quad (3)$$

式中: ρ_d 为物体表面漫反射系数; I_q 为入射光强度,设为常数; \mathbf{N} 和 \mathbf{N}' 分别为物体面元在位置 P 和 P' 的单位法向量; \mathbf{L} 为入射光的单位方向向量; θ 为 \mathbf{N} 和 \mathbf{L} 的夹角; θ' 为 \mathbf{N}' 和 \mathbf{L} 的夹角。由于面元在位置 P 和 P' 时的表面法线朝向不同,因此 $I_p \neq I_{p'}$ 。

通常应用中,即使光照条件不变,连续相邻图像上物体同一面元对应像素灰度仍有可能是变化的。

MUKAWA 根据物体运动、投影及光照模型证明灰度恒定假设在绝大多数情况下都不成立,并推导出基本方程的修正项^[10-11]

$$q = I(x + dx, y + dy, t + dt) - I(x, y, t) = \rho_d I_q [(\mathbf{N}' - \mathbf{N}) \cdot \mathbf{L}] = \rho_d I_q (\Delta \mathbf{N} \cdot \mathbf{L}) = c I(x, y, t) \quad (4)$$

式中, $c = \frac{(\Delta \mathbf{N} \cdot \mathbf{L})}{(\mathbf{N} \cdot \mathbf{L})}$, $\Delta \mathbf{N}$ 即曲面法线运动变化^[10]。

从而基本方程可修正为

$$cI + I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (5)$$

基本方程约束就是要使光流场偏离基本等式的误差最小,定义光流约束因子为

$$e \approx (cI + I_x u + I_y v + I_t)^2 \quad (6)$$

式中, c 为参量,连同 u, v 采用全局平滑约束。全局平滑约束用梯度模的平方和来测度^[11]。定义光流场的全局平滑约束因子为

$$e_1 = \|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2 = (u_x^2 + v_x^2 + u_y^2 + v_y^2) \quad (7)$$

定义参数 c 的全局平滑约束因子为

$$e_2 = \|\nabla c\|^2 = (c_x^2 + c_y^2) \quad (8)$$

实际应用中,视频图像不可避免会受到噪声污染,因此,准确估计光流场需要考虑噪声因素。设 $I'(x,y,z)$ 为 $I(x,y,z)$ 受加性噪声 $n(x,y,z)$ 污染后图像点 (x,y) 的实际灰度值,则

$$I(x,y,z) = I'(x,y,z) - n(x,y,z) \quad (9)$$

高斯噪声在通信系统以及信号处理中最为常见。根据中心极限定理,在自然界中,一些现象受到许多相互独立随机因素的影响,如果每个因素所产生的影响都很微小,那么总的影可以看作是服从正态分布^[13]。

基于此,本文假设式(9)中的噪声 $n(x,y,z)$ 是均值为0、方差为 δ^2 的高斯白噪声,则可得

$$\iint_{\Omega} [I(x,y,t) - I'(x,y,t)]^2 dx dy = \iint_{\Omega} n(x,y,t) dx dy = \delta^2 \quad (10)$$

$I(x,y,z) ((x,y) \in \Omega)$ 未受噪声污染,故应满足全局平滑约束,定义灰度全局平滑约束因子为

$$e_3 = \|\nabla I\|^2 = (I_x^2 + I_y^2) \quad (11)$$

为了增强变分模型稳健性,求得更精确的光流场,引入二次项 $\beta^2(u^2 + v^2 + c^2)$ 作为惩罚项^[12]

$$e_4 = \beta^2(u^2 + v^2 + c^2) \quad (12)$$

求解出的光流场使得约束因子在上式中 e, e_1, e_2, e_3, e_4 约束噪声条件下达到最小值^[14]。

综上所述,噪声环境下光流场估计问题可转化为式(10)约束下极小化

$$E = \iint_{\Omega} (e + \alpha_1 e_1 + \alpha_2 e_2 + \alpha_3 e_3 + e_4) dx dy \quad (13)$$

式中, α_1, α_2 和 α_3 为调和4类约束因子的权参数。

1.3 光流场快速求解

根据拉格朗日乘数法,式(10)约束下极小化式(13)即

$$E_1 = \iint_{\Omega} [e + \alpha_1 e_1 + \alpha_2 e_2 + \alpha_3 e_3 + e_4 + \lambda(I - I') - \lambda\delta^2] dx dy \quad (14)$$

令

$$F(x,y,I,u,v,c,I_x,I_y,u_x,u_y,v_x,v_y,c_x,c_y) = e + \alpha_1 e_1 + \alpha_2 e_2 + \alpha_3 e_3 + e_4 + \lambda(I - I') - \lambda\delta^2 \quad (15)$$

由变分法,式(14)取极小值的必要条件为

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial I} - \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial F}{\partial I_x} \right) - \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{\partial F}{\partial I_y} \right) = 0 \\ \frac{\partial F}{\partial u} - \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial F}{\partial u_x} \right) - \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{\partial F}{\partial u_y} \right) = 0 \\ \frac{\partial F}{\partial v} - \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial F}{\partial v_x} \right) - \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{\partial F}{\partial v_y} \right) = 0 \\ \frac{\partial F}{\partial c} - \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial F}{\partial c_x} \right) - \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{\partial F}{\partial c_y} \right) = 0 \end{cases} \quad (16)$$

将式(15)代入式(16),化简后可得

$$\begin{cases} cT = \alpha_3(I_{xx} + I_{yy}) + \frac{\partial}{\partial x}[uT] + \frac{\partial}{\partial y}[vT] - \lambda(I - I') \\ I_x T = \alpha_1(u_{xx} + u_{yy}) + \beta^2 u \\ I_y T = \alpha_1(v_{xx} + v_{yy}) + \beta^2 v \\ IT = \alpha_2(c_{xx} + c_{yy}) + \beta^2 c \end{cases} \quad (17)$$

式中, $T = I_x u + I_y v + I_t + cI, s_{xx} + s_{yy} = \nabla^2 s (s = I, u, v, c)$ 为 s 分量的拉普拉斯算子,可采用下式估算^[11],即

$$\nabla^2 s \approx K(\bar{s}_{i,j,k} - s_{i,j,k}) \quad (18)$$

式中: $\bar{s}_{i,j,k}$ 和 $s_{i,j,k}$ 分别为 t_k 时刻 (x_i, y_i) 处 s 分量的取值及其邻域平均值; $K=1$ 。 $\bar{s}_{i,j,k}$ 定义为

$$\bar{s}_{i,j,k} = \frac{1}{6}(s_{i-1,j,k} + s_{i,j-1,k} + s_{i,j+1,k} + s_{i+1,j,k}) + \frac{1}{12}(s_{i-1,j-1,k} + s_{i-1,j+1,k} + s_{i+1,j-1,k} + s_{i+1,j+1,k}) \quad (19)$$

由式(17)中第4式可得

$$(I_x u + I_y v + I_t + cI) = \alpha_2(c_{xx} + c_{yy})/I \quad (20)$$

化简可得

$$\begin{cases} B_m(I - \bar{I}) = -(cA_m + A_4 \bar{I} + A_5 \bar{I} + D) \\ B_n(u - \bar{u}) = -(I_x A_n + A_4 \bar{I} + A_5 \bar{I}) \\ B_n(v - \bar{v}) = -(I_y A_n + A_4 \bar{I} + A_5 \bar{I}) \\ B_n(u - \bar{u}) = -(IA_m + A_4 \bar{I} + A_5 \bar{I}) \end{cases} \quad (21)$$

式中:

$$\begin{cases} A_m = A_1 \bar{I} + A_2 + A_6 A_n = A_1 \bar{I} + A_2 + A_3 \\ B_m = B_2 + B_5 + B_6 + B_7, B_n = B_1 + B_2 + B_3 + B_4 \\ D = \lambda(I - I') + \alpha_2(I_x^2 + I_y^2 + \alpha_1) \cdot \end{cases} \quad (22)$$

$$[(I^2 - \bar{I}^2)(u_x + u_y) + (\bar{I}I_x - \bar{I}\bar{I}_x)u + (\bar{I}I_y - \bar{I}\bar{I}_y)v]/I^2 \quad (23)$$

以上各式经化简整理可得

$$\lambda^{n+1} = \frac{1}{\delta^2} \iint_{\Omega} [D^n - \alpha_2((I_x^n)^2 + (I_y^n)^2 + \alpha_1)I_p^n / (I^n)^2] (I^n - I') dx dy \quad (24)$$

$$\begin{cases} I^{n+1} = \bar{I}^n - \frac{c^n A_m + A_4 \bar{I}^n + A_5 \bar{I}^n + D^n}{B_m} \\ u^{n+1} = \bar{u}^n - \frac{I_x^n A_n + A_4 \bar{u}^n + A_5 \bar{u}^n}{B_n} \\ v^{n+1} = \bar{v}^n - \frac{I_y^n A_n + A_4 \bar{v}^n + A_5 \bar{v}^n}{B_n} \\ c^{n+1} = \bar{c}^n - \frac{I^n A_m + A_4 \bar{c}^n + A_5 \bar{c}^n}{B_n} \end{cases} \quad (25)$$

式中:

$$\begin{aligned} I_p^n &= ((I^n)^2 - I^n \bar{I}^n)(u_x + u_y) + \\ &(\bar{I}^n I_x^n - I^n \bar{I}_x^n)u + (\bar{I}^n I_y^n - I^n \bar{I}_y^n)v \quad (26) \end{aligned}$$

由于光流场的求解是一个不断迭代的耗时过程,要得到稳定的方程解,一般都需上百次迭代,因此为了缩短计算的收敛时间,同时得到十分稳定的光流场,需要在光流迭代公式中添加动量因子以加快光流场计算^[15],即

$$\begin{cases} I^{n+1} = \bar{I}^n - \frac{c^n A_m + A_4 \bar{I}^n + A_5 \bar{I}^n + D^n}{B_m} \\ u^{n+1} = \bar{u}^n - \frac{I_x^n A_n + A_4 \bar{u}^n + A_5 \bar{u}^n}{B_n} + \mu_u \\ v^{n+1} = \bar{v}^n - \frac{I_y^n A_n + A_4 \bar{v}^n + A_5 \bar{v}^n}{B_n} + \mu_v \\ c^{n+1} = \bar{c}^n - \frac{I^n A_m + A_4 \bar{c}^n + A_5 \bar{c}^n}{B_n} \end{cases} \quad (27)$$

式中: $A_1 = I_x^n (\beta^2 \alpha_2 + \alpha_1 - \beta^4 + \alpha_1 \alpha_2)$; $A_2 = I_x^n (\beta^4 + \alpha_1 \alpha_2 - \alpha_1 \beta^2 - \alpha_2 \beta^2)$; $A_3 = \bar{c}^n \alpha_2 I^n (\alpha_1 - \beta^2) + \alpha_2 \bar{v}^n I_y^n (\alpha_2 - \beta^2)$; $A_4 = \beta^2 [\alpha_2 (I_y^n)^2 - \beta^2 (I_y^n)^2 - \alpha_1 + \alpha_1 \alpha_2]$; $A_5 = \beta^4 (1 - \alpha_1 - \alpha_2 + \beta^2)$; $A_6 = \bar{c}^n \alpha_1 I^n (\alpha_1 - \beta^2) + \alpha_1 \bar{v}^n I_y^n (\alpha_2 - \beta^2)$; $B_1 = -\alpha_1 \alpha_2 [(I_x^n)^2 + (I_y^n)^2 + (I^n)^2]$; $B_2 = \alpha_1 \beta^2 [(I_x^n)^2 + (I_y^n)^2 + (I^n)^2]$; $B_3 = \alpha_1^2 (1 - \alpha_2 + \beta^2)$; $B_4 = \alpha_1 \beta^2 (\alpha_2 - \beta^2 - 1)$; $B_5 = -\alpha_1 \alpha_3 [(I_x^n)^2 + (I_y^n)^2 + (I^n)^2]$; $B_6 = \alpha_1^2 (1 - \alpha_3 + \beta^2)$; $B_7 = \alpha_1 \beta^2 (\alpha_3 - \beta^2 - 1)$; $\mu_u = \mu^n (u_i^n - u_i^{n-1})$; $\mu_v = \mu^n (v_i^n - v_i^{n-1})$ 。显然要使式(25)中 u^{n+1}, v^{n+1} 收敛,动量因子 μ 须满足 $|\mu| < 1$,才能保证 $\lim_{n \rightarrow \infty} \mu^n (u_i^n - u_i^{n-1}) = 0$,只有在 $|\mu| < 1$ 的条件下,随着迭代次数增加,才能保证算法最终收敛^[16]。至此,可得噪声环境下光流场快速稳健估计方法的迭代计算方法如下。

1) 读取视频中连续两帧图像,并将所需参数初始化。

2) 图像求 x 方向、 y 方向和 t 方向的导数分别为

$$\begin{aligned} s_x &= \frac{1}{4} [s(x_i, y_{j+1}, t_{k-1}) - s(x_i, y_j, t_{k-1})] + \\ &\frac{1}{4} [s(x_{i+1}, y_{j+1}, t_{k-1}) - s(x_{i+1}, y_j, t_{k-1})] + \\ &\frac{1}{4} [s(x_i, y_{j+1}, t_k) - s(x_i, y_j, t_k)] + \\ &\frac{1}{4} [s(x_{i+1}, y_{j+1}, t_k) - s(x_{i+1}, y_j, t_k)] \end{aligned} \quad (28)$$

式中, $s = I, u, v$ 。

$$\begin{aligned} s_y &= \frac{1}{4} [s(x_{i+1}, y_j, t_{k-1}) - s(x_i, y_j, t_{k-1})] + \\ &\frac{1}{4} [s(x_{i+1}, y_{j+1}, t_{k-1}) - s(x_i, y_{j+1}, t_{k-1})] + \\ &\frac{1}{4} [s(x_{i+1}, y_j, t_k) - s(x_i, y_j, t_k)] + \\ &\frac{1}{4} [s(x_{i+1}, y_{j+1}, t_k) - s(x_i, y_{j+1}, t_k)] \end{aligned} \quad (29)$$

式中, $s = I, u, v$ 。

$$\begin{aligned} s_t &= \frac{1}{4} [s(x_i, y_j, t_k) - s(x_i, y_j, t_{k-1})] + \\ &\frac{1}{4} [s(x_{i+1}, y_j, t_k) - s(x_{i+1}, y_j, t_{k-1})] + \\ &\frac{1}{4} [s(x_i, y_{j+1}, t_k) - s(x_i, y_{j+1}, t_{k-1})] + \\ &\frac{1}{4} [s(x_{i+1}, y_{j+1}, t_k) - s(x_{i+1}, y_{j+1}, t_{k-1})] \end{aligned} \quad (30)$$

式中, $s = I$ 。

3) 对于 I, u, v, c 的均值,采用式(19)进行光流场计算^[15]。

4) 根据式(27),用 Gauss-Seidel 方法进行迭代^[15],并计算两次迭代光流值的误差,如果小于给定误差阈值,或者迭代次数超过给定值,则此时所得即为所求光流值。

2 实验仿真及分析

通过与 M 算法、ML 算法对比,本章将在以下两个方面验证噪声环境下所提光流场快速稳健估计算法的有效性、稳健性以及高效性。仿真参数设置如下: $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 0.5, \alpha_3 = 0.5, \beta = 0.02$,初值 u^0, v^0, c^0 均取 0, $I^0 = I'$,迭代次数 $n = 200$;当 $|u^{n+1} - u^n| < \beta_1$ 且 $|v^{n+1} - v^n| < \beta_2$ 时迭代终止, β_1, β_2 为非负的阈值参数, $\beta_1 = 0.005, \beta_2 = 0.005$ 。

图 2 为视频中连续 4 帧图像,图 3、图 4 分别是 M 算法、ML 算法及本文算法对加入均值为 0、方差为 0.1 的高斯白噪声和噪声密度为 0.1 的椒盐噪声的视频图像所得光流场效果图(第 1 帧和第 2 帧),其中坐标代表像素。

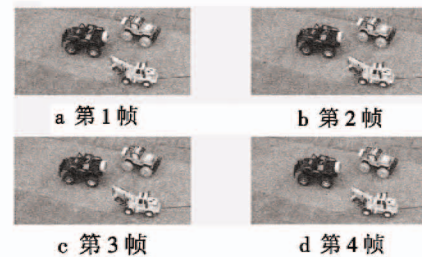
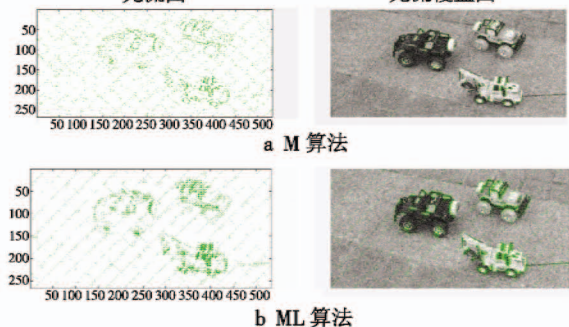


图 2 视频中连续 4 帧图像

Fig. 2 Four consecutive frames in the video
光流图 光流覆盖图



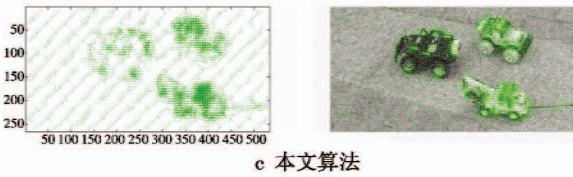


图3 加入高斯白噪声后不同算法所得光流图
Fig. 3 Optical flow diagrams obtained by different algorithms after adding Gaussian white noise

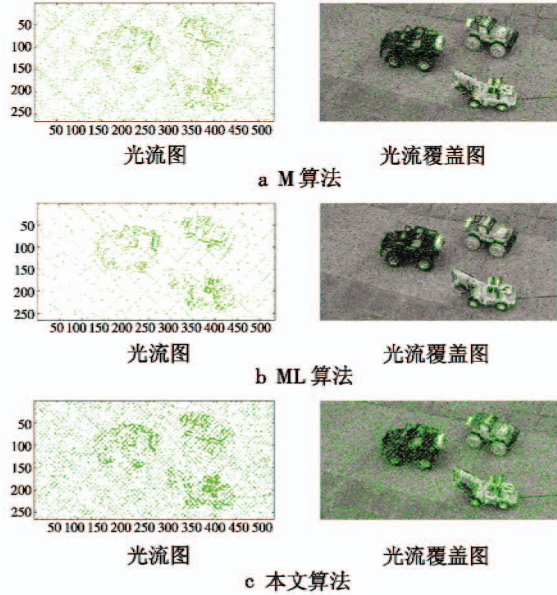


图4 加入椒盐噪声后不同算法所得光流图
Fig. 4 Optical flow diagrams obtained by different algorithms after adding salt and pepper noise

由于图中存在噪声, M 算法没有考虑噪声, 所得光流稀疏, 光流稳健性不高。ML 算法加入了噪声约束, 所得光流比 M 算法所得光流稠密, 稳健性有所提高, 但仍较稀疏。本文算法引入二次项作为惩罚项, 较以上两种算法光流较稠密, 稳健性更高。

根据文献[17], 为了定量评估所提算法得到的光流场的稳健性, 可采用如下评价指标: 平均角误差 $\bar{\psi}$, 平均角度标准差 σ_ψ 和绝对平均误差 $\bar{\xi}$ 。

角误差由文献[17]提出, 现在被广泛采用, 角误差为

$$\psi = \arccos(\vec{v}_c \cdot \vec{v}_e) \quad (31)$$

式中, \vec{v}_c, \vec{v}_e 分别为实际光流场和估计光流场的时域扩展。假设 v_c, v_e 分别为为时域间隔 δt 的 2 帧图像间的实际光流场和估计光流场, 则

$$\begin{cases} \vec{v}_c = (v_c^T, \delta t)^T \\ \vec{v}_e = (v_e^T, \delta t)^T \end{cases} \quad (32)$$

令 $v_c = (u_c, v_c)^T, v_e = (u_e, v_e)^T$, 代入式(31)可得

$$\psi = \arccos\left(\frac{u_c u_e + v_c v_e + \delta t^2}{x_1 + x_2}\right) \quad (33)$$

式中: $x_1 = \sqrt{(v_c)^2 + \delta t^2 + (u_c)^2}; x_2 = \sqrt{(v_e)^2 + \delta t^2 + (u_e)^2}$ 。

平均角误差为

$$\bar{\psi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \psi_i \quad (34)$$

平均角度标准差为

$$\sigma_\psi = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\psi_i - \bar{\psi})^2} \quad (35)$$

绝对平均误差为

$$\bar{\xi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\vec{v}_c - \vec{v}_e\| \quad (36)$$

基于以上各式, 可得 M 算法、ML 算法以及本文算法的各项指标如表 1 所示。

表 1 光流场评价指标及光流场计算消耗时间
Table 1 Evaluation index of optical flow field and consumption time of calculating optical flow field

噪声类型	算法	平均角误差	平均角度标准差	绝对平均误差	运行时间/s
高斯白噪声	M 算法	1.75	8.61	0.29	5.63
	ML 算法	1.64	6.97	0.18	4.17
	本文算法	1.26	4.73	0.12	2.48
椒盐噪声	M 算法	1.83	9.17	0.34	5.83
	ML 算法	1.67	7.09	0.20	4.37
	本文算法	1.31	4.16	0.18	2.14

表 1 中, 高斯白噪声方差和椒盐噪声密度均为 0.1。可以看出, 对不同噪声水平图像进行光流估计, 本文算法误差均为最小, 因此能较大程度增强噪声环境下光流算法稳健性。

为了满足应用需求, 算法需要具有较好的实时性, 因此对算法运行时间进行评估。在内存为 8 GiB, 处理器为 i5 的硬件配置下, 由表 1 可以看出, 无论是加入高斯白噪声还是椒盐噪声, 本文算法求解光流场所需时间均最少, 由于在迭代计算公式中加入了动量因子, 可以加速收敛, 因而本文算法的运算时间较 M 算法、ML 算法更少。

3 结束语

针对噪声影响下光流计算稳健性较差及收敛速度慢的问题, 提出一种噪声环境下光流场快速稳健估计算法, 在 ML 算法基础上, 引入惩罚因子以增强光流计算稳健性, 在光流计算迭代公式中加入动量因子缩短光流计算收敛时间以加快光流场计算。仿真结果表明, 与 M 算法及 ML 算法相比, 本文算法可显著增强光流场计算稳健性, 缩短光流计算收敛时间, 加快光流场计算。

参考文献

[1] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow

- [J]. *Artificial Intelligence*, 1981, 17(1/2/3):185-203.
- [2] GOPPERT J, YANTEK S, HWANG I. Invariant Kalman filter application to optical flow based visual odometry for UAVs[C]//The 9th International Conference on Ubiquitous and Future Networks, 2017:99-104.
- [3] 童姜况. 光流改进算法研究及其在四旋翼无人机中的应用[D]. 杭州:浙江大学, 2017.
- [4] 韩月乔. 基于改进光流法的超声序列图像超分辨率重建[D]. 沈阳:东北大学, 2015.
- [5] 叶春明. 一种基于全局运动补偿的 HS 光流检测算法[J]. *光学与光电技术*, 2015, 13(5):87-92.
- [6] 蒋菱, 程赓. 基于 LK 光流跟踪法的有效目标点增强跟踪[J]. *微型机与应用*, 2015, 34(6):45-49.
- [7] 刘恒建, 任侃, 顾国华, 等. 基于 KLT 特征点的 LK 光流金字塔 FPGA 实现[J]. *电视技术*, 2014, 38(15):92-97.
- [8] 张建明, 钱东海. 一种局部和全局相结合的光流计算方法[J]. *计算机工程与科学*, 2005, 27(5):33-35.
- [9] DÉRIAN P, ALMAR R. Wavelet-based optical flow estimation of instant surface currents from shore-based and UAV videos[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 50(10):5790-5797.
- [10] MUKAWA N. Optical-model-based analysis of consecutive images[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, 66(1):25-32.
- [11] 马龙, 王鲁平, 陈小天, 等. 噪声环境下光流场估计方法[J]. *信号处理*, 2012, 28(1):87-91.
- [12] KUMAR P, KUMAR S, BALASUBRAMANIAN R. A fractional order total variation model for the estimation of optical flow[C]//The 5th National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics, 2015:1-4.
- [13] 樊勇. 基于高斯噪声的图像去噪算法研究[D]. 成都:西南石油大学, 2014.
- [14] CHAMBOLLE A, LIONS P L. Image recovery via total variation minimization and related problems[J]. *Numerische Mathematik*, 1997, 76(2):167-188.
- [15] 曾凯, 陈至坤, RAMAN P, 等. 基于 HS 光流法机器人避障策略优化[J]. *科学技术与工程*, 2017, 17(17):85-89.
- [16] 张会生, 吴微. 一种具有自适应动量因子的 BP 算法[J]. *大连海事大学学报:自然科学版*, 2008, 34(4):45-47.
- [17] 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.
- (上接第 16 页)
- [15] POLSON N, SOKOLOV V. Bayesian particle tracking of traffic flows[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(2):345-356.
- [16] HE Z Y, YI S Y, CHEUNG Y M, et al. Robust object tracking via key patch sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(2):354-364.
- [17] ZHANG K H, ZHANG L, YANG M H. Real-time compressive tracking[C]//European Conference on Computer Vision, 2012:864-877.
- [18] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//European Conference on Computer Vision, 2012:702-715.
- [19] HARE S, SAFFARI A, TORR P H. Struck: structured output tracking with kernels[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 2011:263-270.