

一种鲁棒性的光流算法研究

张泽旭, 李金宗, 李冬冬

(哈尔滨工业大学航天学院 340 #, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要: 提出了一种用于计算帧间运动速度及速度变化都较大时的鲁棒性光流算法. 通过对时间梯度误差的分析, 得到了新的梯度约束方程; 另一方面将各向异性扩散方程引入方向平滑约束, 以改善包括运动不连续处的流速计算精度. 以此建立的多栅格微分光流算法不但可以有效地缓解误差传播效应, 而且对大的运动速度和速度变化有很好的适应性. 实验结果表明, 本文提供的算法不但能产生密度 100 % 的光流场, 而且对较大的运动速度及速度变化具有很好的计算精度和鲁棒性.

关键词: 光流场; 鲁棒性; 各向异性扩散; 误差传播; 多栅格; 流速

中图分类号: TN911.73; TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 12-1851-05

Research on a Robust Optical Flow Algorithm

ZHANG Ze-xu, LI Jin-zong, LI Dong-dong

(School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: A robust optical flow algorithm for larger motion velocity and larger velocity change was presented. A novel gradient constraint equation was obtained through analyzing the error of temporal gradient. On the other hand, the anisotropic diffusion equation was introduced in the oriented smoothness constraint so that the computation of flow velocity in the motion discontinuity can be improved. According to these improvements, the multi-grid differential optical flow algorithm can not only alleviate the error propagation effect, but also adapt itself to larger motion velocity and larger velocity change. The experimental results have shown that the flow field of density 100 % can not only be created by the algorithm proposed in this paper, but also be provided with good computation accuracy and robustness for larger motion velocity and larger velocity change.

Key words: optical flow field; robustness; anisotropic diffusion; error propagation; multi-grid; flow velocity

1 引言

在过去的二十年时间里,随着光流理论的发展,人们日益关注着光流的鲁棒性算法的研究,尤其是对图象景物与摄像机之间的相对运动速度及其变化都较大时的计算精度和鲁棒性问题. 算法的鲁棒性应该体现在对外层数据的干扰并不敏感,并且不产生大的估计误差,这已经成为光流算法的难点. 采用多尺度的思想,尤其是由粗到细的多栅格图象金字塔算法是较为常用的技术途径^[1~5]. 但是,多栅格方法存在着这样一个问题:如果在低的分辨率层光流的估计是错误的,那么这个错误的估计在高分辨率层被传播和放大,这种现象被称为“误差传播”效应. 为此,Anandan 在由粗到细的流速映射中采用了重叠映射的方法^[2],以削弱错误分量的影响;Battiti 等提出了自适应由粗到细的控制策略,从最低的分辨率层就引入相对误差的计算,用以控制对应点的流速向高分辨率层传播的方式^[3];Mahzoun 等通过计算由流速得到的估计图象和真实图象之间的最小均方根误差,以获得最佳的流速映射因子^[4],

具有一定的新颖性;Prosemans 等引入了速度场的非线性扩散模型,以改善对运动边界的计算精度^[5];Alvarez 等更是认为文献^[1]在光流的多栅格计算中最早体现了各向异性扩散的思想^[6]. 上述关于光流算法的研究在努力提高算法计算精度的同时,忽视了较大的速度对算法本身的影响,尤其没有重视速度变化较大时的情况,而这方面的研究在实际应用中有重要的意义.

本文对运动速度及速度变化较大时的光流算法进行了认真地研究,提出了多栅格各向异性扩散的鲁棒性微分光流算法. 该算法具有如下特点:通过对图象时间导数的分析,建立了新的梯度约束方程,该方程采用速度补偿方式减小了图象时域微分估计中的不准确性;各向异性扩散方程被引入附加约束条件中,以改善包括运动不连续处的流速计算,抑制对边缘的过度平滑;在由粗到细的流速映射中,采用双线性插值方法,这种插值隐含了重叠映射的思想. 这些特点使本文的算法不但具有很好的计算精度,而且对较大的运动速度及其变化有很好的鲁棒性.

2 改进的梯度约束方程

微分光流算法根据亮度恒定假设,可以得到如下的基本梯度约束方程

$$b = E_x u + E_y v + E_t \quad (1)$$

式中, b 为亮度恒定假设误差, E 为 $E(x, y, t)$ 的简写, 表示 t 时刻的图象在点 (x, y) 处的亮度, E_x, E_y, E_t 为 E 在点 (x, y) 处分别沿 x, y 和 t 方向的偏导数, u 和 v 为在点 (x, y) 处分别沿 x, y 方向的流速, $u = (u, v)^T = (dx/dt, dy/dt)^T$, 如果亮度恒定假设成立, 则有 $b = 0$. 方程(1)有两个未知变量, 不能定解, 因此需要引入附加的约束条件, Horn 和 Schunck 引入了对光流场的全局均匀平坦性附加约束^[7],

$$c = (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) = \min \quad (2)$$

因此, 光流场的计算可以归结为求如下方程的解

$$\iint (b^2 + c^2) dx dy = \min \quad (3)$$

c^2 为控制平滑程度的权值. 利用变分法, 可以得到松弛迭代形式的解.

在基本梯度约束方程中, 对图象沿时间方向的偏微分的计算通常采用相邻两帧图象的时域差分来进行估计, 即

$$E_t = (E(x, y, t + dt) - E(x, y, t)) / dt \quad (4)$$

如果在很小的时空域内像素点的运动保持恒定, 则有 $E(x - udt, y - vdt, t) = E(x, y, t + dt)$, 将其代入(4), 并应用泰勒级数展开可得

$$\begin{aligned} E_t &= (E(x - udt, y - vdt, t) - E(x, y, t)) / dt \\ &= -E_x \cdot u - E_y \cdot v + O(u, v, dt) / dt \end{aligned} \quad (5)$$

$O(u, v, dt)$ 表示关于 u, v 和 dt 的二阶及二阶以上的高阶项之和. 将式(5)代入方程(1), 则有

$$b = O(u, v, dt) / dt \quad (6)$$

dt 是相邻帧之间的时间间隔, 通常是一个常数. 亮度恒定假设误差 b 与该点的流速 u 和 v 的二阶及二阶以上的高次项之和密切相关, 当 u 趋近于无穷小时, b 也趋近于无穷小, 当 u 增大时, 误差 b 也随之增大, 帧间亮度恒定假设逐渐变得不适用. 因此, 流速 u 越小, 误差 b 越小, 亮度恒定假设条件易得到满足.

事实上, 由于得到的是松弛迭代形式的流速解, u 是不断被更新的. 如果将上一次迭代的流速估值 $\hat{u} = (\hat{u}, \hat{v})$ 引入当前迭代的图象时间梯度的计算中, 作为运动补偿 $u = (u - \hat{u})$, 当 \hat{u} 较为准确时, 则经过运动补偿后待求的流速值相对于没有补偿时变小了, 帧间亮度恒定假设误差 b 减小. 设在 t 时刻的 $E(x, y, t)$, 有流速估值 (\hat{u}, \hat{v}) , 假设 dt 为单位时间间隔, 可得到在 $(t+1)$ 时刻的相应估计 $E(x + \hat{u}, y + \hat{v}, t+1)$, 则图象的时间梯度可写为

$$\begin{aligned} E_t &= E(x, y, t+1) - E(x, y, t) \\ &= E(x, y, t+1) - E(x + \hat{u}, y + \hat{v}, t+1) \\ &\quad + E(x + \hat{u}, y + \hat{v}, t+1) - E(x, y, t) \end{aligned} \quad (7)$$

由泰勒级数展开

$$\begin{cases} E(x + \hat{u}, y + \hat{v}, t+1) & E + \hat{u}E_x + \hat{v}E_y + E_t; \\ E(x, y, t+1) & E + E_t \end{cases} \quad (8)$$

将式(8)带入式(7)右端前两项, 并化简可以得到

$$E_t = -\hat{u}E_x - \hat{v}E_y + (E(x + \hat{u}, y + \hat{v}, t+1) - E(x, y, t)) \quad (9)$$

将式(9)代入式(1)可以得到改进的梯度约束方程

$$b = E_x u + E_y v + E_t(\hat{u}, \hat{v}) \quad (10)$$

其中

$$\begin{cases} u = u - \hat{u}; & v = v - \hat{v} \\ E_t(\hat{u}, \hat{v}) = (E(x + \hat{u}, y + \hat{v}, t+1) - E(x, y, t)) \end{cases} \quad (11)$$

在一般情况下, $u < \hat{u}$, $v < \hat{v}$, $E_t(\hat{u}, \hat{v}) < E_t$, 所以式(10)比式(1)更接近亮度恒定假设.

3 把各向异性扩散引入方向平滑约束

为了解决光流计算的不适定问题, Horn 和 Schunck 引入了对光流场的均匀平坦性附加约束, 但是这种约束会造成对运动不连续处是不适定的. 为解决这一问题, Nagel 引入了方向平滑约束, 使垂直于梯度方向上的速度的变化尽可能的小^[8]

$$c_N = (\nabla u)^T W (\nabla u) \quad (12)$$

式中:

$$\nabla u = \begin{bmatrix} u_x & v_x \\ u_y & v_y \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$W = \frac{1}{E_x^2 + E_y^2 + 2} \left\{ \begin{bmatrix} E_y \\ -E_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_y \\ -E_x \end{bmatrix}^T + I \right\} \quad (14)$$

I 为单位矩阵, 在 W 中忽略了图象的二次微分项. 则光流场的计算可用如下方程描述

$$\iint (b^2 + c_N^2) dx dy = \min \quad (15)$$

由变分法得到方程(15)的两个欧拉方程^[6]

$$\begin{cases} E_x(E_x u + E_y v + E_t(\hat{u}, \hat{v})) + \text{div}(W \nabla u) = 0 \\ E_y(E_x u + E_y v + E_t(\hat{u}, \hat{v})) + \text{div}(W \nabla v) = 0 \end{cases} \quad (16)$$

式中, div 为散度算子, ∇ 是梯度算子, 方程(16)具有扩散张量的形式, 将扩散的思想引入速度场的计算, 将对运动不连续处的计算有积极的意义, 这是非常令人感兴趣的.

图象函数 E 在连续域的扩散方程如下^[9]:

$$\partial E / \partial t = \text{div}[c \nabla E] \quad (17)$$

这里 c 是扩散系数, c 的选择确定了扩散的形式. 如果 c 根据图象的梯度而改变, 则导致各向异性扩散, 这种扩散可以很好地保持图象的边缘. c 参数的一种定义形式为

$$c = \exp(-(\nabla E / k)^2) \quad (18)$$

k 为权值, 可见 c_d 由梯度控制的.

对速度场引入各向异性扩散过程, 这一过程的数学描述为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}[c_u \nabla u]; \quad \frac{\partial v}{\partial t} = \text{div}[c_v \nabla v] \quad (19)$$

扩散系数 c_u, c_v 选择为

$$c_u = \exp(-(\nabla u / k)^2); \quad c_v = \exp(-(\nabla v / k)^2) \quad (20)$$

实验中, $k = 25.0$, $d = 4$. 根据方程(16)、(20)和(21), 得到引入扩散过程的新的欧拉方程

$$\begin{cases} E_x(E_x u + E_y v + E_t(\hat{u}, \hat{v})) + \nabla^2 \text{div}(c_u \nabla u) = 0 \\ E_y(E_x u + E_y v + E_t(\hat{u}, \hat{v})) + \nabla^2 \text{div}(c_v \nabla v) = 0 \end{cases} \quad (21)$$

解此方程可得到松弛迭代形式的流速解。

4 多栅格控制策略

多栅格方法是采用由粗到细的分层策略将图象分解成不同的分辨率级别,随着级别的增加,分辨率依次递减,在不同的分辨率层次上实现运动的序列处理,这是处理大的运动速度时的有效的技术手段。对 $t=1$ 和 $t=2$ 两个相邻时刻的 $N \times M (N \geq M)$ 图象 $E_1(x, y)$ 和 $E_2(x, y)$ 建立高斯金字塔,最小金字塔层次由 $\text{int}(\log_2 M)$ 决定, $\text{int}(\cdot)$ 为向下取整。实验中使用的金字塔层次 $L=3$,迭代次数为 60。

对 $E_1(x, y)$ 和 $E_2(x, y)$ 按精度递减被分成不同分辨率的层次 $L_0^i, L_1^i, \dots, L_l^i, \dots, L_L^i (i=1, 2; 0 \leq l \leq L)$, 然后,按如下步骤逐点完成光流场计算:

- (1) 令 $l=L$, 初始化矢量场 $u_l^{(0)}$
- (2) 在 L_l^1, L_l^2 上根据式(21)的解计算速度矢量 $u_l^{(n)}$;
- (3) 判断, 如果 $l=0$, 则结束, 否则, 继续;
- (4) 根据映射算子 $P: u_l^{(n)} \rightarrow u_{l-1}^{(n)}$, 计算高一分辨率层的速度矢量初值 $u_{l-1}^{(0)}$;
- (5) $l=l-1$, 返回(2)。

映射算子 P 采用双线性插值算子, 以进一步缓解流速误差在映射过程中的传播。

5 实验与分析

本文采用了两组人工合成的图象序列 Trans-tree 序列和 Yosemite 序列进行实验。对人工合成的图象序列, 相邻帧之间的标准光流场是已知的, 因此不同帧间间隔的标准光流场也是已知的。使用本文的算法计算不同帧间间隔的光流场, 与对应的标准光流场逐点进行比较, 可以获得定量的评估。

5.1 误差测量

本文修正了参考文献[10]给出的流速角误差的计算公式, 其中, 流速平均角误差定义为被计算的光流场的流速矢量与标准光流场的相应流速矢量之间角误差的平均值, 即

$$AE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E(i) \quad (22)$$

$$E(i) = \arccos \left[\frac{u_i^e u_i^s + v_i^e v_i^s + k^2}{\sqrt{(u_i^e)^2 + (v_i^e)^2 + k^2} \sqrt{(u_i^s)^2 + (v_i^s)^2 + k^2}} \right] \quad (23)$$

式中, N 为光流场的像素数, k 为帧间间隔, (u_i^e, v_i^e) 是在第 i 个像素点计算的流速, (u_i^s, v_i^s) 是对应的标准流速。流速标准角偏差定义为

$$SD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E(i) - AE)^2} \quad (24)$$

流速平均角误差反映了计算的光流场的流速矢量整体上偏离标准光流场的程度, 即计算的所有流速矢量角误差的平均值, 而标准角偏差反映了流速角误差的波动情况。

5.2 Trans-tree 序列的实验结果

图 1 中 (a) ~ (f) 分别是 Trans-tree 图象序列的第 20 ~ 25 帧, 摄像机光轴垂直于象平面, 向左作平移运动, 图象以流速 1.73 ~ 2.26 像素/帧从左向右作平移运动。

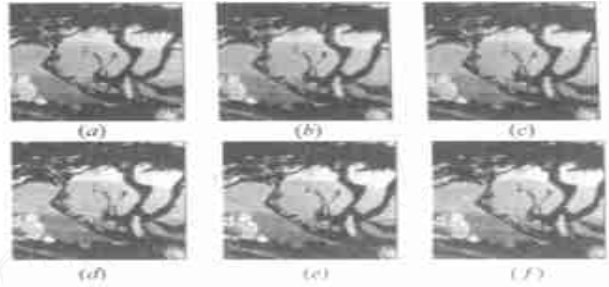


图 1 Trans-tree 序列:(a) ~ (f) 分别为第 20 ~ 25 帧

图 2 中 (a) 是 Trans-tree 图象序列中相邻帧之间的标准光流场, 用针形图描述, 箭头方向为运动的方向, 长度同速度大小成正比; (b) 是利用本文的算法计算的第 20 帧和第 21 帧之间的光流场, 可以看出计算的光流场中流速的大小、方向同标准光流场都比较一致。

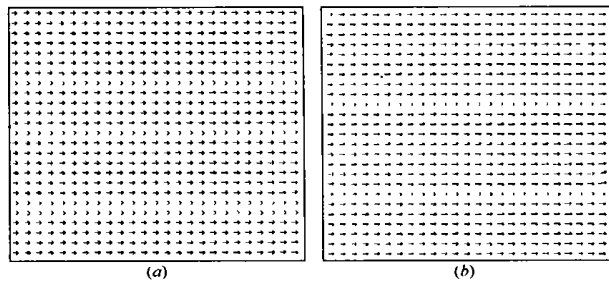


图 2 Trans-tree 光流场:(a) 相邻帧之间的标准光流场; (b) 本文算法计算的第 20 帧与第 21 帧之间的光流场

为了验证本文算法对较大速度的鲁棒性, 将分别计算第 20 帧与第 22、23、24 和 25 帧之间的光流场, 并计算对应的流速平均角误差和标准角偏差。图 3 中 (a) ~ (d) 分别是计算出不同帧间间隔的光流场。

表 1 将本文的算法与文献[10]提出的产生密度 100% 的几种经典光流算法进行了比较。通过比较可以看出, 同样在帧间间隔 $k=1$ 时, 本文的算法具有最小的平均角误差和标准角偏差, 这表明本文的算法具有很好的计算精度。同样, 当帧间间隔 k 分别取为 2, 3, 4 和 5 时, 根据误差公式(22) ~ (24) 计算的结果列于表 1。随着流速的增大, 误差有一定的波动, 但整体的误差是在很低的范围内的。在帧间间隔 k 由 1 变为 2, 3, 4, 5 时, 意味着帧间运动速度依次增大了 1, 2, 3, 4 倍, 由表 1 可以看出, 平均角误差的增幅不是很大, 从 $k=1$ 时的 0.48 增加到 $k=5$ 时的 0.617°, 表明对速度的变化有很好的适应性。同时标准角偏差从 0.39 增加到 0.685°, 体现出整体的平均角误差没有大的波动。还应当注意的是, 当速度增到 2 倍时, 平均角误差和标准偏差有很小的降低, 这是由于多栅格算法中选择的层次不同, 对误差有一定的影响。

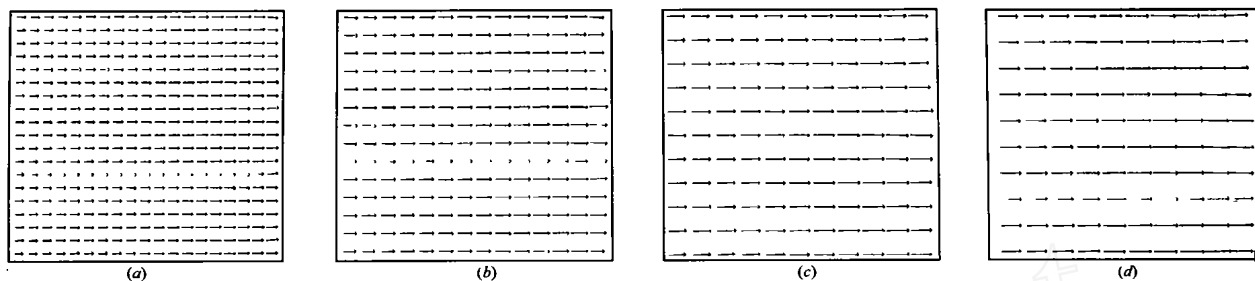


图3 (a)~(d)分别是计算的第20帧与第22、23、24和25帧之间的光流场

表1 对 Trans-tree 序列, 本文的算法同其它经典算法的比较

算 法	平均角误差	标准偏差	密度 (%)
Horn & Schunck (original)	38.72°	27.67°	100
Horn & Schunck (modified)	2.02°	2.27°	100
Uras et al	0.62°	0.52°	100
Nagel	2.44°	3.06°	100
Ananda	4.54°	3.10°	100
Singh	1.64°	2.44°	100
Our method (k=1)	0.48°	0.39°	100
Our method (k=2)	0.463°	0.350°	100
Our method (k=3)	0.511°	0.423°	100
Our method (k=4)	0.595°	0.543°	100
Our method (k=5)	0.617°	0.685°	100

5.3 Yosemite 序列的实验结果

图4是人工合成图象 Yosemite 序列的第8至第11帧, 上方的云以2像素/帧的速度向右方平移, 下方的山谷向左下方作散射运动, 速度大小约为4~5像素/帧. 这个图象序列由于包含了不同的速度范围以及山谷和天空的相互遮掩, 对光流的算法有一定的挑战性, 当帧间间隔为3时, 流速最大几乎达到15像素/帧.



图4 Yosemite 序列: (a)~(d)分别为第8~11帧

图5中(a)是 Trans-tree 图像序列中相邻帧之间的标准光流场, (b)是利用本文的算法计算的第8帧和第9帧之间的光流场. 为了验证本文算法对较大速度的鲁棒性, 将分别计算第8帧与第10和11帧之间的光流场, 并计算对应的流速平均角误差和标准角偏差. 图6中(a)、(b)分别是用本文的算法计算出的帧间间隔分别为 k=2 和 k=3 时的光流场. 对 Yosemite 序列, 表2将本文的算法与文献[10]提出的产生密度100%的几种经典光流算法进行了比较. 通过比较可以看出, 同样在帧间间隔 k=1 时, 本文的算法对 Yosemite 序列的平均角误差和标准偏差是较低的.

同样, 当帧间间隔 k 分别为2和3时, 使用式(22)~(24)计算流速的平均角误差和标准角偏差, 计算结果列于表2. 可

以看出, 当帧间运动速度增大到2倍和3倍, 本文算法的平均角误差仅增加0.15°和1.1°, 标准角偏差增加0.64°和1.60°, 这表明本文的算法对大的速度及其变化有很好的适应性, 误差的波动也不明显.

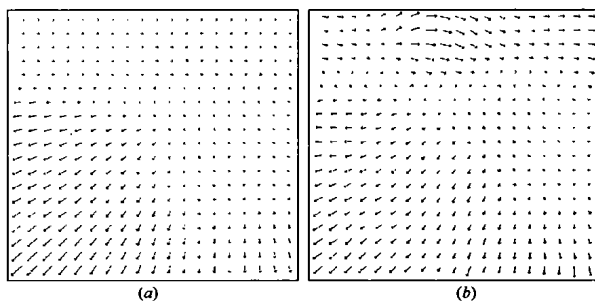


图5 Yosemite 光流场. (a) 相邻帧之间的标准光流场; (b) 本文算法计算的第8帧与第9帧之间的光流场

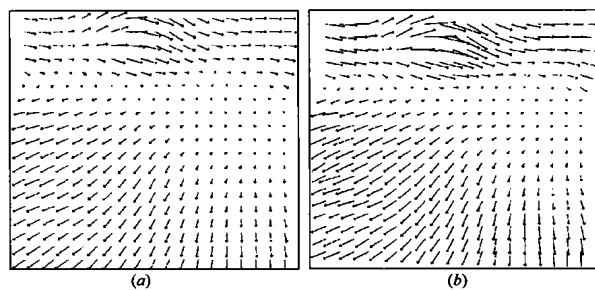


图6 (a)~(b)分别是计算出的第8帧与第10、11帧之间的光流场

表2 对 Yosemite 序列, 本文的算法同其它经典算法的比较

算 法	平均角误差	标准偏差	密度 (%)
Horn & Schunck (original)	31.69°	31.18°	100
Horn & Schunck (modified)	9.78°	16.19°	100
Uras et al	8.94°	15.61°	100
Nagel	10.22°	16.51°	100
Ananda	13.36°	15.64°	100
Singh	15.28°	19.61°	100
Our method (k=1)	10.31°	10.27°	100
Our method (k=2)	10.46°	10.91°	100
Our method (k=3)	11.41°	11.87°	100

利用 Trans-tree 序列的实验, 相对运动速度最大变化5

倍;利用 Yosemite 序列的实验,相对运动速度最大变化 3 倍.图 3 和图 6 给出的所有实验结果均很满意,与其它几种算法比较,误差是很低的,这表明本文的算法具有很好的计算精度,同时,表 1 和表 2 的流速平均角误差及其波动随运动速度成倍的增长变化不大,这些充分说明了本文设计的光流算法的鲁棒性.

6 结论

当图象的景物与摄像机之间的相对运动速度较大时,通过图象序列计算精确的光流场是光流算法的难点.尤其是当相对运动速度变化较大时,光流算法的鲁棒性问题已成为光流算法研究的一项重要内容.本文对上述问题进行了认真地研究,在多栅格框架体系下建立了改进的微分算法,这种改进体现在两个方面,一是建立了用运动补偿减小帧间亮度恒定假设误差的新的梯度约束方程,二是将各向异性扩散引入方向平滑约束中,提高在运动边界处流速的计算精度.同时,采用由粗到细的多栅格方法,为处理大的运动速度建立了很好的框架.

为了检验本文改进的光流算法的精度及其鲁棒性,利用两组人工合成图象序列 Trans-tree 序列和 Yosemite 序列来计算不同帧间速度时的光流场.其中,速度变化最大达到了 5 倍,通过与标准光流场比较,计算出了流速的平均角误差和标准角偏差,比较其它的光流算法,整体的误差在很小的范围内,并且角误差及其波动都很小,实验结果非常令人满意.这些充分说明了本文提出的光流算法对大的运动速度和大的速度变化,不但计算精度高,而且有很好的鲁棒性,这对实际应用具有重大意义.

参考文献:

- [1] Enkermann W. Investigation of multigrid algorithms for the estimation of optical flow fields in image sequences [J]. Comp. Vision. Graph. Image Process, 1988, 43:150 - 177.
- [2] Anandan P. A computation framework and an algorithm for the measurement of visual motion [J]. Int J Comp. Vision, 1989, 2:283 - 310.
- [3] Battiti R, Amaldi E, Koch C. Computing optical flow across multiple scales: an adaptive coarse-to-fine strategy [J]. Int J Comp. Vision, 1991, 6(2):133 - 145.
- [4] Mahzoun M R, Kim J et al. A scaled multigrid optical flow algorithm based on the least RMS error between real and estimated second image [J]. Pattern Recognition, 1999, 32:657 - 670.
- [5] Proesmans M, Van Gbol L, Pauwels E, Coesterlinck A. Determination of optical flow and its Discontinuities using non-linear diffusion [A]. In 3rd European Conference on Computer Vision [C]. Stockholm, Sweden: ECCV '94, 1994, 2:295 - 304.
- [6] Alvarez L, Weickert J et al. Reliable estimation of dense optical flow fields with large displacements [J]. Int J Comp. Vision, 2000, 39(1): 41 - 56.
- [7] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17:185 - 203.
- [8] Nagel H H. On the estimation of optical flow: relations between different approaches and some new results [J]. Artificial Intelligence, 1987, 33:299 - 324.
- [9] Acton S T. Multigrid Anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans. Image Processing, 1998, 7(3):280 - 291.
- [10] Barron J L, Fleet D J et al. Systems and experiment: Performance of optical flow techniques [J]. Int J Comp. Vision, 1994, 12(1):43 - 77.

作者简介:



张泽旭 男, 1971 年生于吉林省吉林市, 空军第一飞行学院讲师, 2000 年毕业于哈尔滨工业大学电子与通信工程系, 获工学硕士学位, 现为该校博士研究生, 主要从事计算机视觉、模式识别、图象处理和 D3S 技术等方面的研究.



李金宗 男, 1940 年生于安徽省砀山县, 教授、博士生导师, 1964 年毕业于哈尔滨工业大学无线电工程系, 1985 年 3 月 ~ 1987 年 3 月在原西德卡尔斯鲁厄大学研究图象序列分析技术, 回国后研究涉及信号检测理论、图象处理和系列图象分析、模式识别和三维目标选择、精密制导和寻的跟踪、三维视觉和空间交会对接等领域, 已完成 15 余项课题, 完成 863 学术报告 30 余篇, 发表论文 70 余篇, 出版专著“模式识别导论”、“离散正交变换导论”与“空间交会对接技术”等 3 部.



李冬冬 女, 1968 年生于哈尔滨市, 工程师, 1995 年毕业于哈尔滨工业大学计算机应用专业, 现在哈尔滨工业大学图象技术与工程研究所工作, 主要从事模式识别和计算机应用方面的研究工作.