

一种优化梯度计算的改进 HS 光流算法

桂本焯 钱 徽 朱淼良

(浙江大学计算机科学与技术学院, 杭州 310027)

摘 要 HS(Horn & Schunck)方法是光流计算中的经典方法之一。在经典 HS 方法中,图像中两点间的灰度变化被假定为线性的,而实际上灰度变化是非线性的。因此,在 HS 算法中最小均方差迭代的最终收敛点会产生偏移,从而导致光流计算结果的不准确。为此,详细分析了灰度估计不准确造成的偏差,提出了一种改进 HS 算法。实验部分给出了改进算法和其他经典光流计算方法的计算结果比较。实验结果表明,改进 HS 算法可以得到较好的计算结果,并能明显减少光流计算的迭代次数。

关键词 光流计算 HS 方法 灰度梯度

中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)08-1052-07

An Improved HS Algorithm Based on Optimized Gradients Calculation

GUI Ben-ye, QIAN Hui, ZHU Miao-liang

(College of Computer Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract HS method is one of the most classical methods for optical flow computation. In practice the variation of gray level between two points is nonlinear, while in the original HS method, it is assumed to be linear, which leads to the inaccuracy of the convergent point of LSM iterations. In the 2nd section, we discuss the reason why the classic method isn't accurate enough in detail. And in the 3rd section we present a new algorithm to improve accuracy of gray gradient by using the offset, which is generated in the previous cycle, to produce the new gradient. The following experiments, including synthesized image sequences and images sequences extracted from real video, compare the original algorithms with the improved one. The objects in the synthesized sequences involve some stereotype movements such as translation, rotation, and zooming. The results show that the veracity of optical flow field has been enhanced, and the convergence speed is accelerated to a great extend.

Keywords optical flow computation, HS method, gray-gradient

1 引言

运动分析是计算机视觉中的一个重要研究方向,具有基础性意义。在诸多的运动分析方法中,光流计算具有明显的优点:(1)光流计算可以基本正确地检测到亚像素的移动距离,精度较高;(2)光流计算适合检测相对复杂的运动,如旋转、缩放等。光流方法可分为基于差分的方法、基于频域的方法和基于相关性的方法等^[1]。其中,HS 方法^[2]和 LK

(Lucas-Kanade)方法是两种经典的基于差分的光流计算方法。

近年来,光流计算研究出现了一些新的进展,如特征光流法、彩色光流法等^[3,4]。其中,特征光流法通过特征匹配求得特征点处的光流,降低了对噪音的敏感性和计算开销;彩色光流法使用了彩色空间的多个变量,增加了光流约束的有效性。

但是,以上的改进算法和经典的光流计算方法一样,其计算精度取决于对图像梯度估计的准确程度。以 HS 方法为例,由于采用了一阶不变灰度梯

基金项目:国防科工委“十五”攻关项目(413160701)

收稿日期:2004-03-22; 改回日期:2004-12-28

第一作者简介:桂本焯(1980 ~),男。2002 年于浙江大学能源系获学士学位,现为浙江大学计算机科学与技术学院在读硕士研究生。主要研究方向为智能车辆仿真、计算机视觉。E-mail: benyegui@yanooc.com.cn

度,最小均方差迭代的最终收敛点会产生偏移,从而导致光流计算结果不准确。为此,探讨 HS 方法和灰度梯度估计问题,提出了一种改进 HS 算法。

2 HS 方法和灰度梯度估计

当物体运动时,其在视平面上投影的灰度模式也在变化,这个变化可以看成是灰度场随物体的运动而流动,因此称为光流^[5]。光流计算方法根据物体移动的光学特性提出了两个假设:(1)运动物体的亮度(灰度)在短时间内不会有明显的变化;(2)一个运动物体上面各点的速度不存在较大变化。由以上假设 1 可以导出到光流约束方程

$$\nabla I \cdot v + I_t = 0 \quad (1)$$

其中, ∇I 是图像的梯度矢量, v 是对应点的运动矢量, I_t 表示前后两帧图像点的灰度变化率。

HS 方法根据假设 2 添加了速度的平滑约束

$$\varepsilon^2(v) = \left(\frac{\partial v_1}{\partial x_1}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_1}{\partial x_2}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_2}{\partial x_1}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_2}{\partial x_2}\right)^2 = 0 \quad (2)$$

其中, v_1 表示水平方向的速度, v_2 表示竖直方向的速度。使式(1)和式(2)加权和最小的运动矢量就是我们期望的解

$$\min_{v(x,t)} \int_A (\nabla I \cdot v + I_t)^2 + \alpha^2 \varepsilon^2(v) dx \quad (3)$$

其中, A 表示速度基本一致连续区域, α 是控制平滑度的参数。

最终,满足最小均方差的位移矢量可通过 Gauss-Seidel 迭代得到

$$\hat{v}_1^{(n+1)}(x,t) = \bar{v}_1^{(n)}(x,t) - \frac{\frac{\partial I}{\partial x_1} \bar{v}_1^{(n)}(x,t) + \frac{\partial I}{\partial x_2} \bar{v}_2^{(n)}(x,t) + \frac{\partial I}{\partial t}}{\alpha^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial x_1}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial x_2}\right)^2} \quad (4)$$

$$\hat{v}_2^{(n+1)}(x,t) = \bar{v}_2^{(n)}(x,t) - \frac{\frac{\partial I}{\partial x_1} \bar{v}_1^{(n)}(x,t) + \frac{\partial I}{\partial x_2} \bar{v}_2^{(n)}(x,t) + \frac{\partial I}{\partial t}}{\alpha^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial x_1}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial x_2}\right)^2} \quad (5)$$

其中, $\bar{v}_i^{(n)}$ 、 $\hat{v}_i^{(n)}$ ($i=1,2$) 分别表示循环迭代 n 次后的在 x_i 方向上的平均速度和某一点的速度。 $\partial I/\partial x_1$ 、 $\partial I/\partial x_2$ 、 $\partial I/\partial t$ 分别表示图像在 x_1 方向的偏导数、 x_2 方向的偏导数(灰度梯度),图像随时间的偏导数(灰度变化率)。灰度梯度的计算方法如下:

$$\begin{aligned} \frac{\partial I(x_1, x_2, t)}{\partial x_1} \approx & \frac{1}{4} \{ I(x_1+1, x_2, k) - I(x_1, x_2, k) + \\ & I(x_1+1, x_2+1, k) - I(x_1, x_2+1, k) + \\ & I(x_1+1, x_2, k+1) - I(x_1, x_2, k+1) + \\ & I(x_1+1, x_2+1, k+1) - I(x_1, x_2+1, k+1) \} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial I(x_1, x_2, t)}{\partial x_2} \approx & \frac{1}{4} \{ I(x_1, x_2+1, k) - I(x_1, x_2, k) + \\ & I(x_1+1, x_2+1, k) - I(x_1+1, x_2, k) + \\ & I(x_1, x_2+1, k+1) - I(x_1, x_2, k+1) + \\ & I(x_1+1, x_2+1, k+1) - I(x_1+1, x_2, k+1) \} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial I(x_1, x_2, t)}{\partial t} \approx & \frac{1}{4} \{ I(x_1, x_2, k+1) - I(x_1, x_2, k) + \\ & I(x_1+1, x_2, k+1) - I(x_1+1, x_2, k) + \\ & I(x_1, x_2+1, k+1) - I(x_1, x_2+1, k) + \\ & I(x_1+1, x_2+1, k+1) - I(x_1+1, x_2+1, k) \} \end{aligned} \quad (8)$$

如式(6)、式(7)所示的梯度计算方法只考虑了图像灰度的一阶变化率而没有考虑高阶部分,在实际应用中会导致较大的误差。根据一般的泰勒公式

$$f(x_0+h) = f(x_0) + f'(x_0)h + \frac{f''(x_0)}{2!}h^2 + o(h^2) \quad (9)$$

假设物体每帧的位移是 0.5 像素(一般来说用来做光流分析的图像序列要求两帧之间物体的移动不超过 2 个像素)那么如果物体移动了 30 个像素之后,累计误差最大可达

$$(30/0.5)(f''/2!)0.5^2 = (15/2)f''$$

在 1 维情况下,该误差产生的机理如图 1 所示。其中,曲线表示移动物体表面未知的真实灰度变化, Y 轴表示灰度、物体沿 X 轴运动, d_1 表示实际的移动距离, X_1 、 X_2 表示两个相邻的离散点, t_2 表示相邻点(X_1 、 X_2)之间的灰度梯度。求移动距离实际上就是:已知 X_1 对应点的灰度 Y_1 , 和 X_2 对应点的灰度 Y_2 , 以及移动点的灰度 Y' 求移动点 X' 的位置。如果由使用光流约束方程并且用一般线性梯度 t_2 作为参数来计算移动距离,计算得到的将是 d_2 。由图 1 可知,这个结果将与实际情况有一定的计算误差,并且,该误差是不可能通过增加循环次数来减小的。

在 1 维情况下,计算误差只会导致运动距离的偏差。但是,在 2 维情况下,该计算误差将不仅导致运动距离的偏差,同时导致运动角度计算的不准确。这种计算误差将对后续操作,如运动物体跟踪、视频

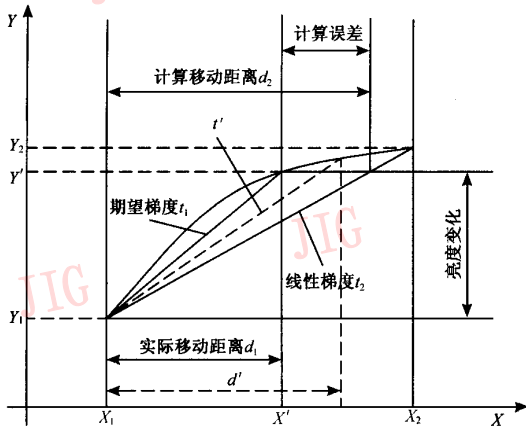


图 1 1 维情况下误差产生示意图

Fig. 1 The illustration of computational error for 1D motion

压缩的恢复等,产生很大的影响。因此,一些学者提出对灰度图像进行复杂非线性插值,从而取得较高精度的灰度变化。但是,这种改进方法计算量较大。因此,光流计算需要一种计算量相对较小,而又能较大提高梯度计算精确度的改进算法。

3 改进 HS 算法

从图 1 可知,理想的梯度应为 t_1 ,是未知量。用该梯度作为参数代入光流约束方程将得到真实的移动距离。改进算法首先确定移动距离 d_n 作为指导参数来产生逼近期望梯度的梯度值,之后再该梯度重新进行新一轮的循环,计算出新的移动距离 d_{n+1} 。

下面在 1 维(即单一方向)情况下解释该算法是如何改进灰度梯度的,图 2 是对应的图解,其中, V 表示移动距离,沿正方向移动为正,否则为负; t_p 表示正

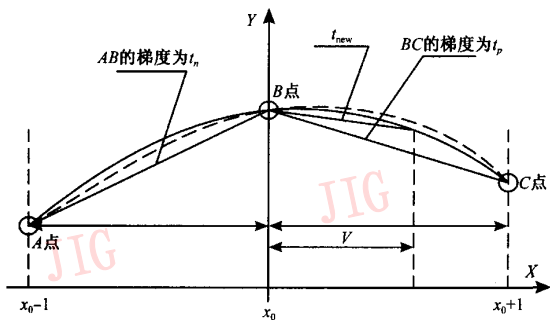


图 2 1 维插值(虚线为插值生成的曲线)

Fig. 2 The illustration of 1D interpolation (the dashed is generated by interpolation)

方向上的两个像素点在图像中的梯度;而 t_n 表示负方向上的两个像素在图像中的梯度。图中实曲线是插值得到的,虚曲线是假设的物体表面真实灰度曲线,希望插值曲线能较原来的 ABC 折线更接近真实灰度曲线。考虑曲线的 2 阶导数得到如下函数:

$$\begin{aligned} f(x_0 + v) &= f(x_0) + f'(x_0)v + \frac{f''(x_0)}{2!}v^2 + o(v^2) \\ &\approx f(x_0) + \left(f'(x_0) + \frac{f''(x_0)}{2}v \right)v \\ &= f(x_0) + \hat{f}'(x_0)v \end{aligned} \quad (10)$$

用差商代替导数可得:

$$\begin{aligned} \hat{f}'(x_0) &= f'(x_0) + \frac{f''(x_0)}{2}v \\ &\approx \frac{(f(x_0 + 1) - f(x_0 - 1))}{2} + \frac{(t_p - t_n)}{2}v \\ &= \frac{(t_p + t_n)}{2} + \frac{(t_p - t_n)}{2}v \end{aligned} \quad (11)$$

从而得到计算新梯度的公式:

$$t_{new} = \hat{f}'(x_0) = ((1 + v)t_p + (1 - v)t_n)/2 \quad (12)$$

该式的物理含义就是假设 B 点对其邻域内点的梯度是连续变化的,实验表明该假设在真实图像中是基本上成立的。该算法在大多数情况下是收敛的,只要循环次数足够多,每一次的步进不要太大(步进的大小可以由 Horn 迭代公式中的 α 来调整)则改进算法得到运动距离一定充分地接近于该插值算法的理论距离。可推导出该插值在 1 维情况下得到的曲线数学表达式为

$$y = t_{new}v + y_0 = \frac{(t_p - t_n)}{2}v^2 + \frac{(t_p + t_n)}{2}v + y_0 \quad (13)$$

式中, y_0 表示该点原来的灰度值(图 2 中 B 点的 y 值)。为了与新的梯度公式(10)相配合,引入下面几个公式:

$$\begin{aligned} \text{derivate_x_left} &\approx \frac{1}{2} \{ I(x_1, x_2, k) - I(x_1 - 1, x_2, k) + \\ & I(x_1, x_2, k + 1) - I(x_1 - 1, x_2, k + 1) \} \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \text{derivate_x_right} &\approx \frac{1}{2} \{ I(x_1 + 1, x_2, k) - I(x_1, x_2, k) + \\ & I(x_1 + 1, x_2, k + 1) - I(x_1, x_2, k + 1) \} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \text{derivate_y_up} &\approx \frac{1}{2} \{ I(x_1, x_2, k) - I(x_1, x_2 - 1, k) + \\ & I(x_1, x_2, k + 1) - I(x_1, x_2 - 1, k + 1) \} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \text{derivate_y_down} &\approx \frac{1}{2} \{ I(x_1, x_2 + 1, k) - I(x_1, x_2, k) + \\ & I(x_1, x_2 + 1, k + 1) - I(x_1, x_2, k + 1) \} \end{aligned} \quad (17)$$

$$\frac{\partial I(x_1, x_2, t)}{\partial t} \approx \frac{1}{5} \{ I(x_1, x_2, k+1) - I(x_1, x_2, k) + I(x_1 + 1, x_2, k+1) - I(x_1 + 1, x_2, k) + I(x_1 - 1, x_2, k+1) - I(x_1 - 1, x_2, k) + I(x_1, x_2 + 1, k+1) - I(x_1, x_2 + 1, k) + I(x_1, x_2 - 1, k+1) - I(x_1, x_2 - 1, k) \} \quad (18)$$

HS 算法与改进 HS 算法的伪代码如下:

改进 HS 算法伪代码

如果是计算前两帧则各个点位移置零, 否则位移初始化为上两帧计算得到的位移;

利用式(18)计算图像上各点的灰度对时间的差分 I_t ;

利用式(14)~(17)计算图像上各点灰度梯度:

derivate_x_left, *derivate_x_right*, *derivate_y_up*, *derivate_y_down*;

对图像上的每一块(8×8):{|

根据块中各点的位移计算块的平均位移: *average_x*, *average_y*;
do{|

根据式(12)计算块内每一点的灰度梯度:

derivate_x = 0.5 * ((1 - *average_x*) * *derivate_x_left* + (1 + *average_x*) * *derivate_x_right*)

derivate_y = 0.5 * ((1 - *average_y*) * *derivate_y_down* + (1 + *average_y*) * *derivate_y_up*);

根据式(4)、(5)计算块内各点的位移 $\hat{v}_1^{(n)}$ 、 $\hat{v}_2^{(n+1)}$;

根据块中各点的位移计算块的平均位移: *average_x*, *average_y*;

| while(次数足够多 || 最近两次计算平均位移非常接近);

HS 算法伪代码

如果是计算前两帧则各个点位移置零, 否则位移初始化为上两帧计算得到的位移, 并计算各点的灰度梯度 *derivate_x*、*derivate_y*, 和各点的灰度对时间的差分 I_t ;

对图像上的每一块(8×8):{|

根据块中各点的位移计算块的平均位移: *average_x*, *average_y*;

do{| 根据式(4)、(5)计算块内各点的位移 $\hat{v}_1^{(n)}$ 、 $\hat{v}_2^{(n+1)}$;

根据块中各点的位移计算块的平均位移: *average_x*, *average_y*;

| while(次数足够多 || 最近两次计算平均位移非常接近);

4 实验结果及分析

由于 HS 的速度全局平滑约束导致了错误的传播, 而且当场景的多个物体具有不同方向运动时还

会产生平均速度抵消问题, 所以程序中把图像按水平和垂直方向分成 8×8 小区域把速度平滑约束限制在这 8×8 的块中。

对于摄像机采样得到的真实图像序列, 不可能事先准确地知道采样场景中物体在投影平面移动的速度, 从而没有办法把计算得到的速度场和真实的速度场进行比较。所以采用平均方差的方法对实验结果进行分析。分别计算对应光流约束和速度平滑约束对于所有 8×8 图像块的平均方差: 灰度方差和速度方差(由于速度是矢量, 因此又分别用模方差和角度方差来表示)以及相对速度模方差(在真实图像序列中是速度模方差和该块平均移动像素平方相除的结果, 在合成图像序列中则是速度模方差和该块真实移动像素平方相除的结果)。方差计算结果列于表 1。实验采用的是标准视频, 每一帧的图像大小为 352×288。从实验数据可以看出, 通过对灰度变化的递归求精再用 HS 方法计算, 使位移大小和方向的准确度都有较大的提高。

表 1 真实图像序列的各种光流方法计算结果比较
Tab.1 The comparison of three optical flow methods using real image sequences

视频名称	光流方法	方差			
		灰度	速度模	速度角度(弧度)	相对速度模
Mobile	HS	4.1119	0.2335	0.6771	0.8465
	改进 HS	1.9173	0.0515	0.1167	0.2402
	LK	0.1678	0.2796	0.4623	
Paris	HS	0.7857	0.0435	0.6570	1.3101
	改进 HS	0.6356	0.0265	0.4797	0.6480
	LK	0.3317	0.7470	2.5614	

从图 3、4 的光流场对比可以看出, 改进 HS 算法计算结果较原 HS 算法有较大改善, 表现在速度场的稳定性和准确性上, 也与表 1 中的分析数据相一致(速度的方差小说明速度变化更平稳、一致性更好)。LK 算法与改进 HS 算法效果大致相同, 但 LK 算法在物体移动距离较大的情况下会出现计算错误如图 3 右下的球的滚动就没有表现得很好。通过多次实验表明 LK 算法分析光流只有当物体的投影在投影面上移动距离小于一个像素时效果较好, 而通过灰度插值的改进 HS 算法可以较准确地分析投影移动距离小于两个像素的运动。

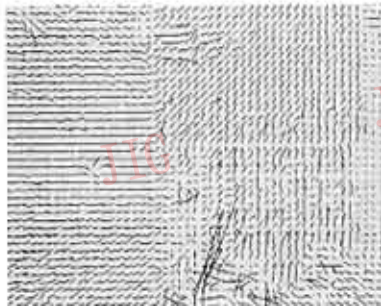
现在普遍公认的对可用来对光流计算结果进行准确性鉴定的方法是: 通过将合成图像序列附带的



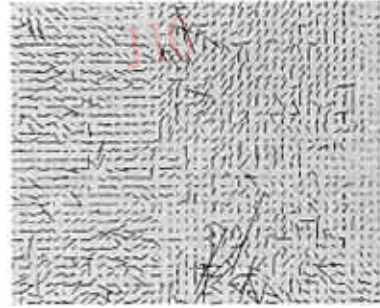
(a) 视频的第 1 帧



(b) 改进 HS 算法



(c) LK 算法



(d) HS 算法

图 3 视频 Mobile 1-2 帧的光流场

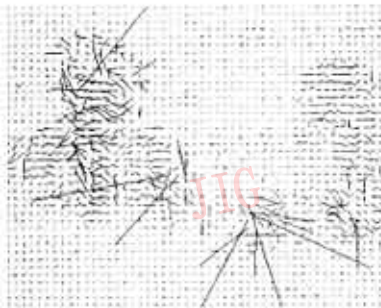
Fig. 3 The optical flow fields of the first two frames in the image sequences of "Mobile"



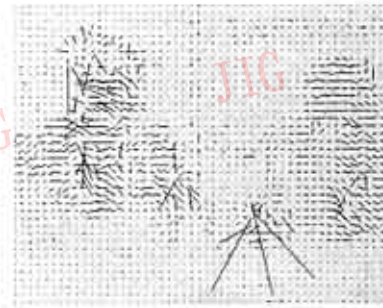
(a) 视频的第 1 帧



(b) 改进 HS 算法



(c) LK 算法



(d) HS 算法

图 4 视频 Paris 1-2 帧的光流场

Fig. 4 The optical flow fields of the first two frames in the image sequences of "Paris"

精确光流场与各种方法光流对该图像序列计算的光流结果进行比较^[6]。合成图像序列是通过图形学里面的光线跟踪、几何投影等方法得到的,而场景中的运动是自己设定的,所以只要把物体表面的运动投影到视平面就可以得到精确的光流场。表 2 列出几种光流方法对合成图像序列计算得到的光流场与真实光流场的平均速度误差 $\varphi_2 = \arccos(\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{v}_c)$, φ_2 不仅考虑了速度模的误差而且考虑了速度方向

的误差^[6]。其中, \mathbf{v} 为计算得到的速度矢量的 3 维表示、 \mathbf{v}_c 为对应点在标准光流场中的速度矢量的 3 维表示,该误差公式得到的结果单位是度。实验中用 HS、改进的 HS、LK 算法对有代表性的 3 种运动: 缩放、旋转、平移, 分别进行计算, 各种方法得到的结果对应于表 2 和图 5。其中, HS、LK 算法用的是 OpenCV 库中的经过优化的标准函数。

表 2 合成图像序列的各种光流方法计算分析

Tab. 2 The comparison of three optical flow methods using synthetic image sequences

视频名称	光流方法	灰度方差	速度模方差	速度角度方差 (弧度)	φ_2	相对速度模方差 (弧度)
Magnify_box	HS	1.179 2	0.248 9	0.320 3	20.398 2°	0.134 9
	改进 HS	0.777 3	0.167 0	0.141 6	13.962 6°	0.082 3
	LK		0.238 2	0.168 5	16.271 5°	0.130 2
Rotate	HS	0.603 9	0.115 9	0.155 5	20.044 8°	0.136 6
	改进 HS	0.356 4	0.048 3	0.067 8	15.154 2°	0.099 2
	LK		0.167 8	0.316 6	21.803 3°	0.241 2
Move	HS	1.788 1	0.302 6	0.415 9	21.763 1°	0.145 0
	改进 HS	1.074 1	0.109 6	0.105 5	14.788 3°	0.087 6
	LK		0.460 3	0.350 3	20.358 8°	0.168 9

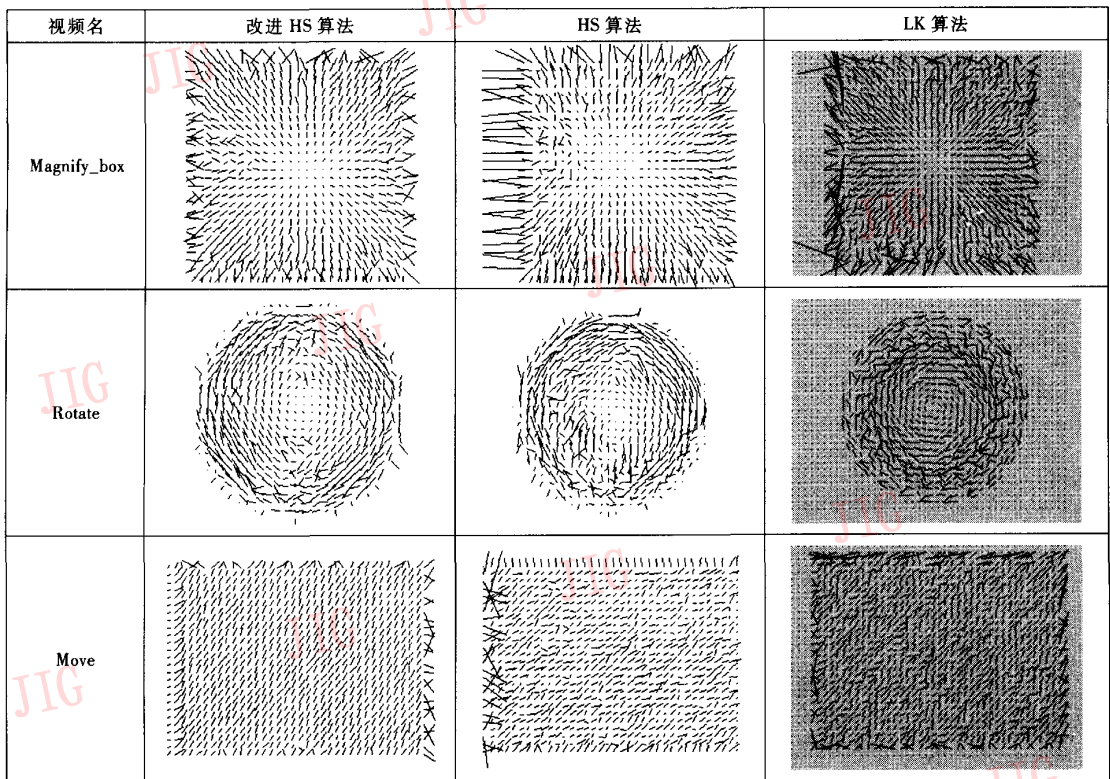


图 5 合成运动图像序列改进算法和原 HS、LK 算法光流场比较

Fig. 5 The optical flow fields for synthetic image sequences using three optical flow methods

Magnify_box 后一帧较前一帧放大 1.02 倍; Rotate 中两帧图像序列相对旋转了 1.31° ; Move 中 x 和 y 方向分别移动 1.125 和 1.150 像素。从对合成图像序列的分析数据可以看出,新的算法较 HS 有较大提高,也好于 LK 算法。而且新算法的鲁棒性较好。实验发现当前后两帧图像中物体有位移变大时 LK 准确性下降最快,新算法稍好于原 HS 方法。

5 结 论

灰度梯度的准确性是所有光流方法准确性的基础,针对 HS 方法中不准确的灰度梯度提出了一种新的能够循环求精的梯度算法。该算法同样可以用于 LK 和其他基于差分的光流方法,如将该算法和多分辨率光流算法结合起来则在提高算法鲁棒性的同时还可提高计算准确度。

参考文献 (References)

- 1 Beauchemin S S, Barron J L. The computation of optical flow[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 1995, 27(3): 433 ~ 466.
- 2 Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1-3): 185 ~ 204.
- 3 Yang Yang, Zhang Tian-wen. Moving target tracking based on feature-optical-flow[J]. Journal of Astronautics, 2000, 21(2): 8 ~ 15. [杨杨, 张田文. 一种基于特征光流的运动目标跟踪方法[J]. 宇航学报, 2000, 21(2): 8 ~ 15.]
- 4 Barron J, Klette R. Quantitative color optical flow [A]. In: Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition [C], Vancouver, Canada, 2002, 4: 251 ~ 255.
- 5 Zhang Yujin. Image Engineering (Vol. 2)—Image Understanding and Computer Vision [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. [章毓晋. 图像工程(下册)—图像理解与计算机视觉[M]. 北京:清华大学出版社, 2000.]
- 6 Barron J L, Fleet D J, Beauchemin S S, et al. Performance of optical flow techniques [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 1992, 15(18): 236 ~ 242.