

文章编号 1004-924X(2016)02-0460-09

权重系数自适应光流法运动目标检测

刘洪彬, 常发亮*

(山东大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要: 为了实现 Horn-Schunck 光流法权重系数的自适应设定与更新, 研究了权重系数对 Horn-Schunck 光流法的影响规律, 提出一种融合模糊 C 均值(FCM)聚类的权重系数自适应 Horn-Schunck 光流法。首先, 统计不同权重系数下运动目标检测的光流总值变化曲线。然后, 以光流总值的最优化为依据, 结合两层模糊 C 均值(FCM)聚类寻找最优权重和基于固定迭代次数 Horn-Schunck 光流法的收敛点, 从而自适应地获取最优权重系数, 并将收敛阈值的人工设定转化为光流值的自动寻优。最后, 通过标准视频序列进行测试以验证算法的有效性。实验结果表明: 相比于其他权重系数值, 最优权重估计的光流图像不但运动目标明显而且噪声较少。对运动目标检测的运行时间为 0.106 0 s, 有用比为 0.596 9, 幅度误差为 0.801 1, 满足光流法运动目标检测的最优或次优性能。

关键词: 运动目标检测; Horn-Schunck 光流法; 模糊 C 均值聚类; 自适应权重系数

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162402.0460

Moving object detection by optical flow method based on adaptive weight coefficient

LIU Hong-bin, CHANG Fa-liang*

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

* Corresponding author, E-mail: flchang@sdu.edu.cn

Abstract: To set and update weight coefficients of Horn-Schunck optical flow method adaptively, the influencing rules of weight coefficients on Horn-Schunck optical flow method is researched. An optical flow method based on adaptive weight coefficients and Fuzzy C-Means(FCM) clustering is proposed. Firstly, it computes varying curves of optical flow total values with different weight coefficients. Then, by combining two levels of FCM clusterings, it finds the optimal weight and the convergence point of Horn-Schunck optical flow method based on fixed number of iterations. By which the optimal weight coefficient is obtained adaptively. Finally, the feasibility of the method is verified based on standard video sequence. The result shows that the optical flow images estimated by the optimal weight obtains evident movement targets with little noise as compared with other weight coefficients and its running time is 0.106 0 s, useful ratio is 0.595 6, and End-point Error is 0.801 1. It achieves the best or the next-best performance.

收稿日期: 2015-09-11; 修订日期: 2015-11-30.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61273277); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(No. 20130131110038); 国家教育部留学回国人员科研启动基金资助项目(No. 201011174)

Key words: moving object detection; Horn-Schunck optical flow method; fuzzy C-means clustering; adaptive weight coefficient

1 引言

运动目标检测一直是图像处理与计算机视觉领域的热门研究方向^[1-2],动态背景下常用的运动目标检测方法有光流法、背景差分法和帧间差分法^[3-5]。光流,通常被定义为一个图像序列中亮度模式的表观运动,其所表达的运动信息可以用于目标跟踪、目标检测等研究领域。经过这些年的研究,光流法在可靠性和运行速度上已经取得了很大的进步,现有的基于梯度的方法大部分是对 Horn-Schunck(HS)或 Lucas-Kanade(LK)光流法的改进^[6-7]。其中,Middlebury 光流基准库中总结了当前光流场估计的一些新方法^[8]。

HS 光流法对光流场的估计简单、准确,但是该方法需要不断地收敛迭代,会耗费大量时间^[9]。Barrir Z E 和 Charif F 通过添加动量项加快了 HS 光流法的收敛速度^[10]。LK 光流法的提出也是为了克服 HS 光流法运行时间长的缺点。Idaku 等在 LK 方法的基础上提出一种梯度光流法,并构建了一种高速帧率(High-Frame-Rate, HFR)光流系统^[11]。Yunguang Qi 等对 HS 光流法定义了光流基本约束权重函数,从而能够准确地检测运动目标,但却需要人工设定函数阈值^[12]。上述的改进 HS 光流法均需人工设定权重系数和收敛阈值。文献[13]指出了权重系数对算法收敛的重要性以及确定权重系数的最佳时间段,但仍需要人为选择。

智能视频监控系统要求自动地检测运动目标,需要算法对不同场景或同一场景不同时间段具有自学习能力,现有 HS 光流法权重系数和收敛阈值的选取并不满足该要求。针对以上问题,本文提出一种融合模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类的权重系数自适应 HS(Adaptive Weight Horn-Schunck, AWHs)光流法。

AWHS 方法不但可以自适应地优化选取、更新权重系数,而且可以利用基于固定迭代次数的 Horn-Schunck(Fixed Iteration Horn-Schunck, FIHS)算法,将收敛阈值的设定问题转化为权重系数最优化过程中的光流总值寻优问题,巧妙地

克服了 HS 光流法在运动目标检测过程中不能通过自学习来收敛阈值的缺点。

2 HS 光流法运动目标检测

2.1 光流场运动目标检测的基本原理

HS 光流场的求解即求解两个速度分量 u 和 v ,它们是运动目标检测的关键部分。基于梯度的光流法均以光流约束方程为前提^[14-15]:

$$I_x u + I_y v + I_t = 0, \quad (1)$$

其中: I_x 、 I_y 、 I_z 分别为灰度相对于 x 、 y 、 z 的偏导, $v_m = (u, v)^T$ 是点 m 的光流^[16]。

方程(1)不能唯一地确定光流场,需要引入新的约束条件。HS 算法提出的平滑性约束是一种全局约束方法。光流满足最小化公式^[17]:

$$\min \iint [\lambda(|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) + (I_x u + I_y v + I_t)^2] dx dy, \quad (2)$$

权重系数 λ 的取值与噪声有关:噪声越强,图像数据的置信度越低,则光流更多地依赖于光流约束,所以 λ 需取较大的值;反之, λ 需取较小的值。实际中,常用松弛迭代方程求解 u 和 v ^[13]:

$$u^{(k+1)} = \bar{u}^{(k)} - I_x \frac{I_x \bar{u}^{(k)} + I_y \bar{v}^{(k)} + I_t}{\lambda^2 + I_x^2 + I_y^2}; \quad (3)$$

$$v^{(k+1)} = \bar{v}^{(k)} - I_y \frac{I_x \bar{u}^{(k)} + I_y \bar{v}^{(k)} + I_t}{\lambda^2 + I_x^2 + I_y^2}, \quad (4)$$

其中: k 是循环数, \bar{u} 和 \bar{v} 是局部平均, $u^{(0)}$ 和 $v^{(0)}$ 是初始值。求解光流场 v_m 后,对图像进行阈值分割、形态学开闭运算,即可得到运动目标区域。典型 HS 光流法运动目标检测的流程图如图 1 所示。

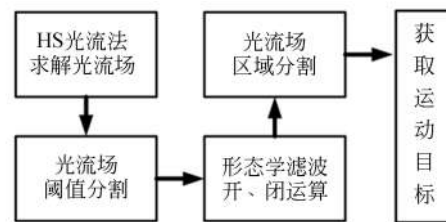


图1 HS 光流法运动目标检测流程图

Fig. 1 Flow chat of moving object detection by HS optical flow

2.2 HS 光流法的收敛条件

光流场 $v_m = (u, v)^T$ 的求解是一个不断迭代的耗时过程。因此,HS 光流法的收敛条件应该是在保证光流提取效果的基础上确定的,尽量减少循环迭代次数。

HS 光流法的收敛条件是:相邻两次迭代图像中每个像素的光流差小于一定阈值^[10]。由于不同场景图像中,灰度等因素存在差异,所以需要选取恰当的收敛阈值,否则容易造成冗余迭代。因此,本文使用了基于固定迭代次数的收敛阈值选取方法,从而成功地避免了收敛阈值设定所带来的问题,详见 3.3 节。

3 AWHs 光流法运动目标检测

3.1 AWHs 运动目标检测系统的总体架构

对于传统的 HS 光流法,公式(2)的权重系数 λ 一般是由人工选定的^[13],因此 λ 值的设定存在不可预估性,准确度低,并且耗费时间和人力,最重要的是不能根据环境变化进行在线的自适应更新。

本文提出一种融合 FCM 聚类的权重系数自适应优化选取方法(AWHs),将其将不同权重系数时 FIHS 光流估计值所组成的集合进行两层分类,并划分为 3 段区间,选取第 2 段区间聚类中心所对应的权重系数作为最优权重 λ_m 。

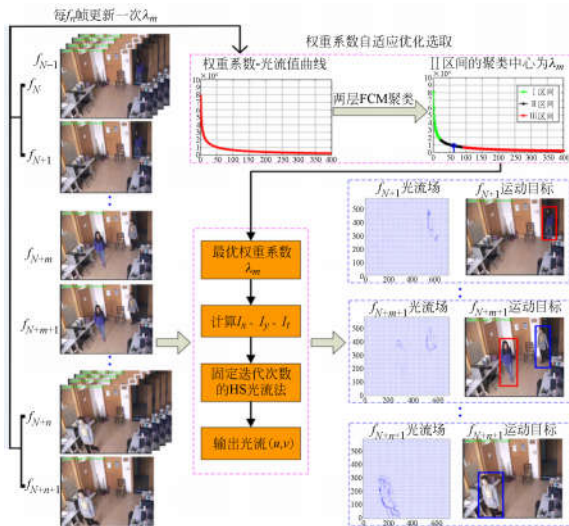


图 2 AWHs 光流法的运动目标检测总体框图

Fig. 2 Flow chat of moving object detection by AWHs method

本文构建的权重系数自适应光流法的运动目标检测总体框图如图 2 所示(彩图见期刊电子版)。以 f_N 和 f_{N+1} 两帧视频图像作为训练数据选取最优权重 λ_m ,每隔 f_n 帧在线自适应更新一次 λ_m ,利用相邻两帧图像实时计算 I_x, I_y, I_t ,采用 FIHS 估计光流场并检测出运动目标。

3.2 权重系数对运动目标光流估计的重要性

文献[13]中指出 λ 的恰当选取在 HS 光流法中是至关重要的。本文针对图 3 所示 6 种场景,以光流差最大模小于 0.02 作为 HS 光流法的收敛条件,设定不同权重系数,得到了运动目标检测运行时间、迭代次数和光流效果,如表 1 所示。为



图 3 6 种场景的视频图像

Fig. 3 Video images of six scenes

表 1 不同权重系数对光流法的影响

Tab. 1 Influence of different weight coefficients on optical flow

视频	权重系数	运行时间/s	迭代次数	光流效果
(a)	80000	1.964148	168	有噪声
	170000	0.925209	73	无噪声, 光流明显
	270000	0.667293	50	光流较弱
(b)	60000	0.166579	91	有噪声
	120000	0.092713	41	无噪声, 光流明显
	160000	0.092872	38	光流较弱
(c)	100000	2.239557	194	有噪声
	230000	1.027006	81	无噪声, 光流明显
	300000	0.436282	29	光流较弱
(d)	65000	2.147824	185	有噪声
	110000	0.870457	69	无噪声, 光流明显
	190000	0.443517	30	光流较弱
(e)	60000	2.082047	241	有噪声
	100000	1.143720	125	无噪声, 光流明显
	170000	0.543032	55	光流较弱
(f)	80000	1.699988	195	有噪声
	140000	0.952281	103	无噪声, 光流明显
	190000	0.519492	53	光流较弱

了说明不同值对光流提取效果的影响,表 1 中设定了 3 种光流效果:“有无噪声”,“光流场明显”和“光流场较弱”。另外,由于 HS 光流法都是人工调节值,因此本表中的权重系数也是人工选定的近似值。

由表 1 中 HS 光流法运动目标检测的结果可得到 3 个结论:

结论 1:同一场景中,随着 λ 增大,迭代次数 N 和运行时间 t 依次减小,光流场也逐渐变弱,如表 1 中虚线矩形框所示。

结论 2:运行时间 t 受迭代次数 N 的影响很大,如表 1 中实线矩形框所示,这里同一场景中两者数值的大小几乎成比例关系。

结论 3: λ 值不能过大也不宜过小,当得到“无噪声,光流明显”的光流场时,不同视频场景中 λ 值大小不一,如表 1 中实线椭圆框所示。

其中,表 1 中结论 2 和结论 3 通过如下推理也不难证明,可以将公式(3)、(4)的分别改写为:

$$u^{(k+1)} - \bar{u}^{(k)} = f(\bar{u}^{(k)}, \bar{v}^{(k)}, \lambda^2), \quad (5)$$

$$v^{(k+1)} - \bar{v}^{(k)} = f(\bar{v}^{(k)}, \bar{u}^{(k)}, \lambda^2), \quad (6)$$

公式(5)、(6)中, f 分别为公式(3)、(4)的最后一项,满足 $f \propto \lambda^2$;等式左边等价于相邻两次光流迭代时的差值 $\Delta u, \Delta v$ 。 λ 值越大,那么 $\Delta u, \Delta v$ 越大,每次迭代时光流的削弱程度也更大,即迭代次数和收敛时间更少。

3.3 FIHS 光流估计方法

FIHS 光流估计即将 HS 光流法的收敛条件变为迭代一定次数后停止计算,无需设定收敛阈值。这样,最终整幅图像的光流总值 $power$ 仅受不同 λ 值的影响。FIHS 光流估计不但用于 λ 的自适应选取过程,还用于实时图像的运动目标检测,前者的最优权重 λ_m 选取和后者的收敛判定都是以 $power$ 值最优化为依据的,而这个依据也恰好是 HS 光流法运动目标检测中收敛阈值选取的基础(详见 3.4 节)。

本文根据经验设定迭代次数 $N=5$,取 λ 的变化区间为 $[100, 20\ 000]$,每一个 λ 进行一次 FIHS 光流法得到相应的 $power$ 值(即 λ - $power$ 曲线)。图 3 中 6 种场景的 λ - $power$ 曲线,如图 4 所示。

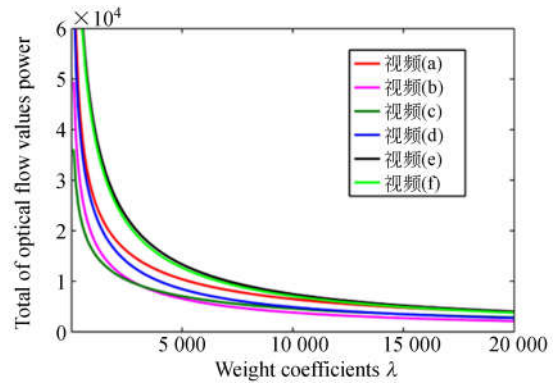


图 4 6 种视频序列的 λ - $power$ 曲线

Fig. 4 λ - $power$ curves of six image sequences

通过图 4 中曲线可知,各场景图像的 $power$ 值随着权重系数的增大而逐渐变小,并且变化速度先快后慢,最后趋于无穷小。另外,本文还对 $\lambda \geq 20\ 000$ 时对应的 λ - $power$ 曲线进行了统计,结果显示,其符合光流总值 $power$ 趋于无穷小的期望。

3.4 权重系数自适应选取原理

λ - $power$ 曲线的变化趋势(由剧烈减小到平稳变化)可划分为 3 个阶段: I 快速降低阶段, II 缓慢减小阶段, III 平稳变化阶段。假设图像中运动目标光流的最大值一定大于静止目标的光流最大值(无运动目标的情况除外),则该递变过程可以用静止目标和运动目标之间的光流值关系表示。

假设运动目标在光流提取图像中包含两部分,分别是光流值 $op_m \geq op_l$ ($op_m = \|v_m\|$) 的像素点集合 $\mathbf{X}' = \{x'_p, p=1, \dots, P\}$ 和光流值 $op_m < op_l$ 的像素点集合 $\mathbf{X} = \{x_q, q=1, \dots, Q\}$,静止目标像素点集合为 $\mathbf{Y} = \{y_k, k=1, \dots, K\}$,其中 $op_l > \max\{y_k\}$,以保证 \mathbf{X}' 中像素的光流值一定大于 \mathbf{Y} 中像素的光流最大值。集合 \mathbf{X}' 、 \mathbf{X} 、 \mathbf{Y} 的光流总值表示为 $P_{X'}$ 、 P_X 、 P_Y ,即集合中像素的光流值模之和:

$$P_{X'} = \sum_p |x'_p|; P_X = \sum_q |x_q|; P_Y = \sum_k |y_k|, \quad (7)$$

其中: $P_{X'}$ 、 P_X 、 P_Y 均是大于 0 的实数,但是取值不同。为了表示这 3 个变量的变化情况,假定一个阈值 $th > 0$, λ - $power$ 曲线的递变过程分为

$$\begin{cases} P_{X'} > th, P_X > th, P_Y > th, & power \in \text{I 阶段} \\ P_{X'} > th, P_X \rightarrow 0, P_Y \rightarrow 0, & power \in \text{II 阶段} \\ P_{X'} \rightarrow 0, P_X \rightarrow 0, P_Y \rightarrow 0, & power \in \text{III 阶段} \end{cases}$$

由于 II 阶段具有运动目标光流强、静止目标光流弱的特性,结合表 1 的结论 3 可推知:II 阶段是检测运动目标的相对最优时期,可以在此阶段选取最优权重。另外, $P_X > th$, $P_X \rightarrow 0$, $P_Y \rightarrow 0$ 可替代 HS 光流法的收敛条件,即相邻两次迭代图像中每个像素的光流差小于一定阈值,故 FIHS 无需设定阈值即可达到收敛。

3.5 AWHs 光流法运动目标检测

为了实现 3 个阶段的划分,本文采用聚类算法对 λ -power 曲线进行分类。FCM 是一种基于样本与聚类中心误差平方和最小化准则的动态聚类算法。该方法是建立在聚类中心 m_i 和隶属矩阵 u 确定的基础上进行计算的,距离聚类中心越近的数据点所对应的隶属度越大^[21]。

由于 power 值的数量级为 10^4 ,其具有一定的可分性,因此本文用两层 FCM 聚类对 λ -power 曲线进行分类,如图 5 所示(彩图见期刊电子版)。第一层聚类得到 I 区间、非 I 区间,第二层聚类得到 II 区间、III 区间。其中,II 区间对应着 λ -power 曲线的 II 阶段,被称为权重系数优化区间。本方法只需要一个 λ 的最优或次优值即可,其中 II 区间的聚类中心能够代表平均优化性能,故取其所对应的权重系数为 λ_m 。

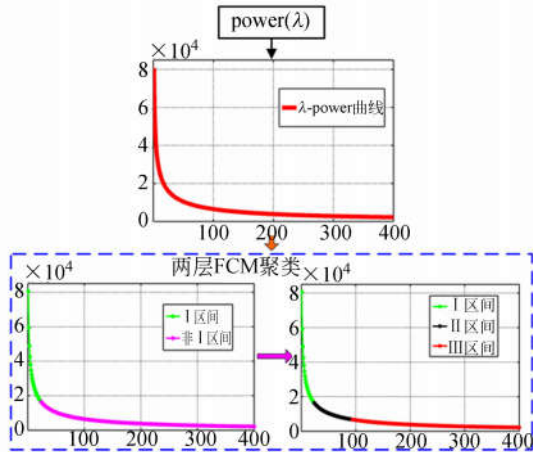


图 5 两层 FCM 聚类对 λ -power 曲线的分类过程

Fig. 5 Classification process of λ -power curve by two-level FCM clustering

利用最优权重系数 λ_m 结合 FIHS 光流估计,AWHS 光流法运动目标检测的具体步骤如下:

1) 输入 f_N 和 f_{N+1} 两帧图像,利用 FIHS 估计得到 λ -power,其坐标点矩阵为 $M_{(j)}$ ($j=1, \dots, n$),任选两个坐标点初始化聚类中心 c_1, c_2 ;

2) 确定隶属矩阵 U ,计算极值函数^[22]

$$J(U, c_1, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^2 J_i = \sum_{i=1}^2 \sum_j^n u_{ij}^m d_{ij}^2, \quad (8)$$

$u_{ij} \in [0, 1]$; $d_{ij} = \|c_i - M_j\|$ 为第 i 个中心与第 j 个坐标点间的欧氏距离, n 为坐标点个数;

3) 修正聚类中心^[23]

$$c_i = \sum_{j=1}^n u_{ij}^m M_j / \sum_{j=1}^n u_{ij}^m, \quad (9)$$

4) 循环步骤 2)、3),直至分类结果不发生变化为止,输出聚类中心 c_1', c_2' 和相应的坐标矩阵 M' ;

5) 以 c_1' 和 c_2' 均值较小的类别作为 λ -power 曲线的 I 区间数据,另一类别作为非 I 区间数据;

6) 非 I 区间数据作为输入,重复步骤 1)~5),得到 II 区间和 III 区间及其相应的聚类中心,II 区间聚类中心所对应的权重系数即为最优权重系数 λ_m ;

7) 设定 FIHS 光流估计的权重系数为 λ_m ,计算相邻两帧图像中的光流 $v_m = (u, v)^T$,形成运动光流场。

8) 对光流场进行阈值分割,再利用形态学滤波中的开、闭运算,即可得到运动目标区域。

4 实验与结果

4.1 AWHs 光流法权重系数最优性验证

为了验证 AWHs 光流法中 λ_m 的最优性,实验对比了不同权重系数下 FIHS 光流法的运动目标检测结果。 λ 依次取值为 λ -power 曲线 I、II、III 区间聚类中心所对应的权重系数 λ_I, λ_{II} (即 λ_m)、 λ_{III} ,光流计算结果如图 6 所示。其中,两行图像分别为图 3 中视频序列 (d) 和 (f) 的实验结果,自左到右权重系数分别取 $\lambda_I, \lambda_{II}, \lambda_{III}$ 。由图 6 可知,当权重系数为 λ_I 时,运动目标明显但是噪声较多;当权重系数为 λ_m 时,运动目标和噪声的光流值差异显著;当权重系数为 λ_{III} 时,运动目标和噪声的光流值都很小。由此表明,相对于 λ_I, λ_{III} ,权重系数为 λ_m 时的 FIHS 光流估计更有利于进行运动目标检测。另外,本文通过运行时间、有用比、幅度误差 3 个参数进一步验证了 λ_m 的最优性,详见 4.3、4.4 节。

4.2 AWHs 光流法运动目标检测

AWHS 光流法可以准确地检测目标的运动



图 6 FIHS 运动目标检测结果对比

Fig. 6 Comparison of moving object detection results by FIHS

信息,主要包括速度大小和运动方向。光流图像中像素点 m 的光流为 $\mathbf{v}_m = (u, v)^T$, \mathbf{v}_m 在 uv 直角坐标系中的方向决定了该点的光流方向, \mathbf{v}_m 的模 $\|\mathbf{v}_m\|$ 代表该点光流的相对大小。

针对图 3(e)的 $frame7142$ 与 $frame7143$ 图像,利用 AWHS 光流法计算得到运动目标光流场。由于运动目标光流箭头的长度相对于整幅图像尺寸太小,因此本文只给出了鸽子的运动光流场,如图 7(彩图见期刊电子版)红色圆圈所示。

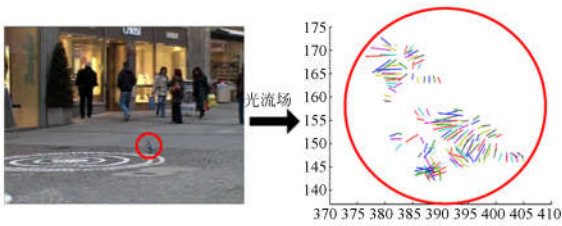


图 7 视频序列(e)图像中鸽子的光流场

Fig. 7 Optical flow field of pigeon from video sequence (e)

4.3 AWHS 与 HS 光流法运动目标检测对比实验

实验对比了 HS 光流法和 AWHS 方法的运动目标检测性能,包括运行时间 t 、有用比 η 和幅度误差(End-point Error, EE)。有用比,即光流值大于一定阈值的像素光流总和占整幅图像光流总和的比重。 η 越大,噪声越小,运动前景提取效果越好。假设 v_{max} 是最大光流值,取阈值为 $0.1 v_{max}$,则 η 可表示为:

$$\eta = \text{power}(\|\mathbf{v}_m\| > 0.1 v_{max}) / \text{power}. \quad (10)$$

针对图 3 中的视频序列(d),AWHS 方法自适应地选定最优权重 $\lambda_m = 4\ 550$,此时运动目标检测的运行时间 $t = 0.106\ 0s$,有用比 $\eta = 0.595\ 6$ 。然而,HS 方法需要人工调节 λ 和收敛阈值 th ,因此 t, η 随 λ 和 th 的变化而变化。实验中,HS 收

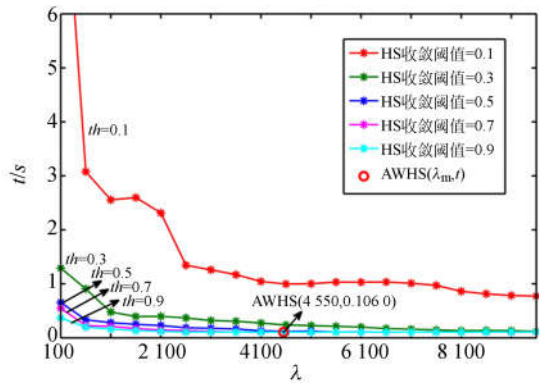


图 8 AWHS 方法和 HS 方法的运行时间 t 随权重系数的变化曲线

Fig. 8 Running time varies with weight coefficient for AWHS method and HS method

敛阈值分别取 $0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9$, 权重系数区间为 $[100, 10000]$ 。AWHS 方法和 HS 方法的 t 和 η 随 λ 的变化曲线对比情况分别如图 8(彩图见期刊电子版)、图 9(彩图见期刊电子版)所示。

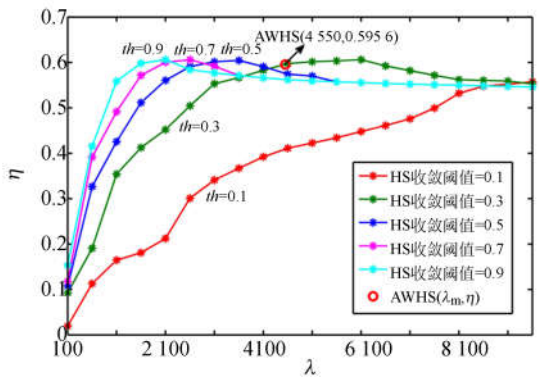


图 9 AWHS 方法和 HS 方法的有用比 η 随权重系数 λ 的变化曲线

Fig. 9 Useful ratio varies with weight coefficient for AWHS method and HS method

幅度误差 EE 是用于评估光流估计性能的常用指标,其需要利用标准光流值计算^[24]:

$$EE = \sqrt{(u - u_{GT})^2 + (v - v_{GT})^2}, \quad (11)$$

其中: u, v 是光流估计值 $\mathbf{v}_m = (u, v)^T$ 的两个分量, u_{GT}, v_{GT} 是标准光流值 $\mathbf{v}_{mGT} = (u_{GT}, v_{GT})^T$ 的两个分量。实验利用 UCL 标准库的 blow1T_xtr1 序列,对比了 AWHS 方法和 HS 方法幅度误差,如图 10 所示。

图 8、图 9、图 10 表明,HS 光流法需要人工尝试生成多个 λ 和 th ,而 AWHS 光流法可自适应

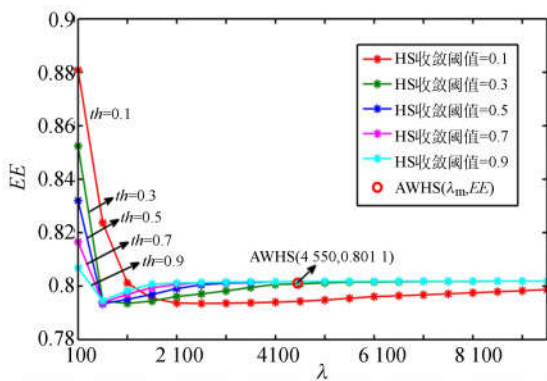


图 10 AWHS 方法和 HS 方法的幅度误差 EE 随权重系数 λ 的变化曲线

Fig. 10 End-point Error varies with weight coefficient of AWHS method and HS method

地生成一个 λ 和 th , 避开了复杂的设定过程。同时, AWHS 方法的 $t=0.1060\text{ s}$ 、 $\eta=0.5956$ 、 $EE=0.8011$, 基本达到 HS 方法的最优值 $t=0.1010\text{ s}$ 、 $\eta=0.6120$ 、 $EE=0.7941$, 这验证了 4.1 节所述 λ_m 不仅优于 λ_1 、 λ_{III} , 而且相较其附近值, 也是最优的。

4.4 AWHS 与改进 HS 光流法运动目标检测对比实验

利用文献[25]中的改进 HS 光流法 (Modified Horn-Schunck, MHS) 进行运动目标检测对比实验。为了便于区分, 将在 MHS 基础上进行的权重系数自适应方法记作 AWHS-M, 前文所述的 AWHS 方法记作 AWHS-O。HS、MHS、AWHS-M、AWHS-O 4 种方法的对比结果如图 11 所示 (彩图见期刊电子版)。其中, HS 方法的收敛阈值取为 0.9。

MHS 方法通过训练获得一种学习模型, 在光流估计性能上较传统 HS 方法有所提高, 故 MHS 的 EE 曲线低于 HS 的 EE 曲线。同理, AWHS-M 的 EE 值相比 AWHS-O 的 EE 值更低。由图 11 中 4 种方法的值可得, 权重系数自适应光流法 AWHS-O 和 AWHS-M 在运动目标检

测时能够达到 HS 和 MHS 的最优或次优性能。

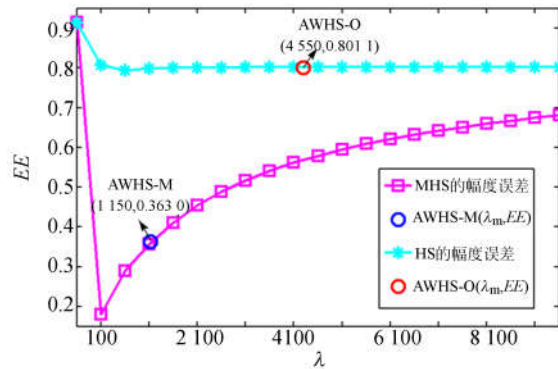


图 11 4 种方法幅度误差的对比结果

Fig. 11 Comparison of End-point Error EE for four methods

5 结论

本文提出一种融合 FCM 聚类的权重系数自适应 HS 光流法, 并将其应用于实时运动目标检测系统。该方法结合两层 FCM 聚类对权重系数-光流总值曲线进行分类, 以光流总值的优化为依据, 寻找权重系数最优区间, 自适应地优化选取、更新最优权重。同时, 算法还以光流总值的最优化为收敛条件, 利用 FIHS 光流估计巧妙地避免了人工设定收敛阈值。

通过标准视频库和本研究组视频库中图像序列的运动目标检测实验, 对本文方法权重系数的最优性进行了验证。结果显示: 相比于其他权重系数值, 最优权重估计的光流图像不但运动目标明显而且噪声较少。同时, 权重系数自适应 HS 方法能够准确检测出运动目标光流场, 得到目标的速度大小和运动方向。本文方法 AWHS 与传统 HS 方法和改进 HS 光流法的对比结果显示本文方法可以降低设定参数的复杂性, AWHS 运动目标检测的运行时间为 0.1060 s 、有用比为 0.5956 、幅度误差为 0.8011 , 满足光流法运动目标检测的最优或次优性能。

参考文献:

[1] LIU C S, CHANG F L, CHEN Z X. Rapid multi-class traffic sign detection in high-resolution images [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transporta-*

tion Systems, 2014, 15(6): 2394-2403.

[2] 武治国, 李桂菊. 动态目标识别中的实时复杂巡航场景运动检测[J]. *液晶与显示*, 2014, 5(5): 844-849.

WU ZH G, LI G J. Real-time complex cruise scene

- detection technology in target recognition [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 5(5): 844-849. (in Chinese)
- [3] 刘翔, 杨鑫, 王蕾. 改进的基于码本模型目标检测算法[J]. *液晶与显示*, 2014, 6(6): 997-1002.
LIU X, YANG X, WANG L. Object detection algorithm based on improved codebook model [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 6(6): 997-1002. (in Chinese)
- [4] LIU Y X, CHANG F L. Detecting algorithm for moving objects based on bayesian judging criterion [J]. *Journal of Computers*, 2011, 6(5): 849-856.
- [5] 陈星明, 廖娟, 李勃, 等. 动态背景下基于改进视觉背景提取的前景检测[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(9): 2543-2552.
CHEN M X, LIAO J, LI B, *et al.*. Foreground detection based on modified ViBe in dynamic background [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(9): 2543-2552. (in Chinese)
- [6] MEINHARDT LLOPIS E, KONDERMANN D. Horn-Schunck optical flow with a multi-scale strategy [J]. *Image Processing on Line*, 2013, 3(2013): 151-172.
- [7] 贾松敏, 王丽佳, 王爽, 等. 改进的步态光流图与视角相结合的身份识别[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(11): 2500-2506.
JIA S M, WANG L J, WANG SH, *et al.*. Personal identification combining modified gait flow image and view [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(11): 2500-2506. (in Chinese)
- [8] SUN D, ROTH S, BLACK M J. A quantitative analysis of current practices in optical flow estimation and the principles behind them [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2014, 106(2): 115-137.
- [9] 谢剑斌, 王晖, 程江华, 等. 基于 HS 约束与轮廓条件的光流场计算[J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(4): 761-763.
XIE J B, WANG H, CHENG J H, *et al.*. Optical flow computation method based on HS constraint and outline condition [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(4): 761-763. (in Chinese)
- [10] BAARIR Z E, CHARIF F. Fast modified Horn & Schunck method for the estimation of optical flow fields [C]. *IEEE Workshop on Signal Processing Systems*, AUB Beirut, Lebanon; SiPS, 2011: 283-288.
- [11] ISHII B, TANIGUCHI T, YAMAMOTO K. High frame rate optical flow system [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2012, 22(1): 105-112.
- [12] QI Y, AN G. Infrared moving targets detection based on optical flow estimation [C]. *IEEE Conference on Computer Science and Network Technology*, Harbin, P. R. China: ICCSNT, 2011: 2452-2455.
- [13] PATEL M P, PARMAR S K. Moving object detection with moving background using optic flow [C]. *IEEE Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering*, Jaipur, India: ICRAIE, 2014: 1-6.
- [14] 屠大维, 江济良. 改进的光流运动图像分析方法及其应用[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(5): 1159-1164.
TU D W, JIANG J L. Improved algorithm for motion image analysis based on optical flow and its application [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(5): 1159-1164. (in Chinese)
- [15] 王鲁平, 张路平, 韩建涛. 采用灰度加权核函数的动态背景运动目标检测算法[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(12): 3453-3457.
WANG L P, ZHANG L P, HAN J T. Detecting algorithm of moving target in dynamic background based on gray-weighted kernel function [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(12): 3453-3457. (in Chinese)
- [16] YU X, CHEN X, ZHANG H. Accurate motion detection in dynamic scenes based on ego-motion estimation and optical flow segmentation combined method [C]. *IEEE Symposium on Photonics and Optoelectronics*, Wuhan, P. R. China: SOPO, 2011: 1-4.
- [17] BRUHN A, WEICHERT J, SCHNORR C. Lucas & Kanade meets Horn & Schunck: Combining local and global optic flow methods [J]. *IEEE International Journal of Computer Vision*, 2005, 61(3): 211-231.
- [18] ZHANG K, ZHANG L, YANG M H. Fast compressive tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(10): 2002-2015.
- [19] MYKHAYLO A, STEFAN R, BERNT S. Monocular 3D pose estimation and tracking by detection [J]. *IEEE Conference on Computer Vision*

- and Pattern Recognition, San Francisco, USA: CVPR, 2010: 623-630.
- [20] TANG S, ANDRILUKA M, MILAN A, *et al.*. Learning people detectors for tracking in crowded scenes [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision, Sydney, Australia: ICCV, 2013:1049-1056.*
- [21] TARAGHI B, JALALI V R. Fuzzy c-mean (FCM) clustering and Genetic Algorithm capability in predicting saturated hydraulic conductivity [C]. *International Congress on Technology, Communication and Knowledge, Mashhad, Iran: ICTCK, 2014:1-6.*
- [22] 赵东, 赵宏伟, 于繁华. 动态多目标优化的运动物体图像分割[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(7): 2109-2116.
- ZHAO D, ZHAO H W, YU F H. Moving object image segmentation by dynamic multi-objective optimization [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(7): 2109-2116. (in Chinese)
- [23] 李庆辉, 李艾华, 苏廷召, 等. 结合 FCM 聚类与 SVM 的火焰检测算法[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(5): 1660-1666.
- LI Q H, LI A H, SU Y ZH, *et al.*. Fire detection algorithm using FCM clustering and SVM [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(5): 1660-1666. (in Chinese)
- [24] SIMON B, DANIEL S, LEWIS J P. A database and evaluation methodology for optical flow [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2011, 92(1): 1-31.
- [25] SUN D Q, ROTH S, LEWIS J P, *et al.*. Learning optical flow [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2008, 5304: 83-97.

作者简介:



刘洪彬(1988—),男,山东济南人,博士研究生,2011年于山东理工大学获得学士学位,2014年于沈阳理工大学获得硕士学位,主要从事模式识别和计算机视觉方面的研究。E-mail: chinash-klhb@126.com

导师简介:



常发亮(1965—),男,山东潍坊人,教授,博士生导师,1989年、2005年于山东大学分别获得硕士、博士学位,主要研究方向为:模式识别,机器视觉,智能系统控制等。E-mail: flchang@sdu.edu.cn

(本栏目编辑:李自乐)

(版权所有 未经许可 不得转载)