

基于博弈论的颜色与运动特征融合跟踪

金泽芬芬,侯志强,余旺盛,王 鑫

(空军工程大学 信息与导航学院,西安 710077)

摘 要:针对单一特征难以适应复杂场景变化的问题,提出一种多特征融合跟踪算法。在均值迁移跟踪框架下,视颜色特征和由光流法表示的运动特征为两博弈者,通过寻找两者在博弈中的均衡点作为跟踪结果输出,使不同特征的作用在跟踪中动态地达到最佳平衡。实验结果表明,该算法能够适应自然光照和目标姿态等变化,且在遮挡、干扰等情况下优势明显。与传统的跟踪方法相比,跟踪精度和跟踪鲁棒性较好,可在复杂场景下实现准确的目标跟踪。

关键词:视觉跟踪;特征融合;博弈论;光流法;均值迁移

中文引用格式:金泽芬芬,侯志强,余旺盛,等. 基于博弈论的颜色与运动特征融合跟踪[J]. 计算机工程,2018,44(8):237-242.

英文引用格式:JIN Zefenfen,HOU Zhiqiang,YU Wangsheng,et al. Color and motion features fusion tracking based on game theory[J]. Computer Engineering,2018,44(8):237-242.

Color and Motion Features Fusion Tracking Based on Game Theory

JIN Zefenfen,HOU Zhiqiang,YU Wangsheng,WANG Xin

(Institute of Information and Navigation,Air Force Engineering University,Xi'an 710077,China)

[Abstract] Aiming at the problem that single feature is hard to adapt to complex scene changes,a multi-feature fusion algorithm is proposed. Based on the Mean Shift(MS) tracking framework,this paper regards the color feature and motion feature characterized by optical flow as two players. By looking for the equilibrium point of the two in the game and as output of tracking the result,this algorithm reaches dynamically the optimal balance of different features in tracking process. Experimental results show the the algorithm can adapt to changes of illumination and target's pose,which has obvious advantages in the case of shelter and interference,compared with traditional tracking methods,this algorithm has higher accuracy and robustness of tracking which can realize excellent tracking in complex scenario.

[Key words] visual tracking;feature fusion;game theory;optical flow method;Mean Shift(MS)

DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0047077

0 概述

在计算机视觉领域中,在长视频流中跟踪机动目标是一项具有挑战性的任务^[1]。视觉跟踪技术主要包括视频监控^[2]、人机交互^[3]和机器人学^[4]等。许多学者围绕视觉跟踪技术开展了研究工作,近几年在该领域的理论研究也取得了很大的进展。但在实际应用中,仍面临着许多挑战。在跟踪过程中,目标本身存在尺度、旋转、姿态等复杂的运动情况,此外还有复杂背景环境、遮挡、光照变化等干扰的严重影响,容易导致在目标跟踪过程中出现目标丢失和误跟踪的情况,影响跟踪结果的精度和稳定性。

面对复杂的跟踪情况,采用单一特征的跟踪算

法往往缺乏鲁棒性。研究表明,基于多特征融合的跟踪算法能够改善目标的检测与跟踪效果,不同特征各有适应较好的场景。如颜色特征对旋转和缩放不敏感、边缘特征对光照不敏感、LBP特征具有较好的旋转不变性和灰度不变性等。多特征融合的跟踪算法主要考虑特征各自的优缺点,通过融合具有互补性的特征来表示目标,以提高目标模型对场景的适应性问题^[5-8]。而融合的过程一般是在跟踪中动态地调整不同特征的权值以适应环境的变化^[9-12]。文献[5]结合了交互式多模和粒子滤波器来融合CBWH、CLTP和HOG特征。文献[8]提出了一种基于像素、纹理和边缘的多特征关联稀疏表达的跟踪算法,并使用方差比度量来自适应地调整

基金项目:国家自然科学基金(61473309);陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2016JM6050)。

作者简介:金泽芬芬(1993—),女,硕士研究生,主研方向为视觉目标跟踪;侯志强,教授、博士;余旺盛,讲师、博士;王 鑫,硕士研究生。

收稿日期:2017-05-05 **修回日期:**2017-08-22 **E-mail:**christine123456@163.com

不同特征的权重。文献[11]通过评估目标状态和背景状态之间的不相似性,并最小化加权熵来寻找最优特征组合,从而融合多个特征。这些算法使用不同的方法来融合多个特征,有效地提高了不同程度的跟踪性能。但是,它们会在融合过程中增加不可忽视的计算开支,影响跟踪速度。此外,这些算法对于特征的加权主要依赖于对目标与背景区分度的判断,当区分度较低或判断不准确时,会较大地影响算法的精度。

在目标跟踪中,颜色是一种重要的视觉特征,通常表示为直方图分布的形式,它对目标旋转、非刚体变换及遮挡都比较鲁棒,因此被广泛地应用在视觉目标跟踪中。而在运动特征中的光流场,不仅包括运动信息,还包含了图像区域的三维结构信息,在视觉运动的研究中非常重要。

因此,本文采用颜色特征和光流法表示的运动特征,提出一种在均值迁移(Mean Shift, MS)框架下融合两特征的跟踪方法。该方法将2种特征视为2个博弈者,通过博弈寻找均衡点完成目标跟踪。

1 MS跟踪原理

MS算法是目标跟踪领域中的一个重要算法。该算法是一种非参数的密度估计算法,能够快速地在概率密度函数的局部最大值处收敛^[13]。其跟踪思路是首先选取目标的所在区域,并计算其参考特征直方图模型。

假设目标中心位置为 \mathbf{y}_0 , \mathbf{x}_i^* 表示以 \mathbf{y}_0 为中心的目标窗口中第 i 个点的像素位置,则目标窗口的参考直方图为:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i^*}{h} \right\|^2 \right) \delta [b_f(\mathbf{x}_i^*) - u] \quad (1)$$

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i^*}{h} \right\|^2 \right)} \quad (2)$$

其中, C 为归一化常数,使得 $\sum_{u=1}^m q_u = 1$, n 为目标窗口内像素总数, h 为目标区域大小, $k(\cdot)$ 为加权核剖面函数, $\delta(\cdot)$ 为脉冲函数, $b_f(\mathbf{x}_i^*)$ 表示 \mathbf{x}_i^* 所对应像素值落入的直方图量化区间, u 表示直方图的某个量化区间。

在后续的图像序列中,以上一帧目标所在的位置为初始位置 y ,计算目标跟踪窗口所在图像区域的特征直方图:

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right) \delta [b_f(\mathbf{x}_i) - u] \quad (3)$$

$$C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (4)$$

其中, C_h 为归一化常数,使得 $\sum_{i=1}^{n_h} p_u(y) = 1$, n_h 为目标候选区域内像素总数, w_i 为以 y 为中心的目标窗口中第 i 个点的像素位置,其余参数与式(1)一致。

将该直方图与参考直方图用 Bhattacharyya 系数来进行测量,表示如下:

$$\rho(y) = \rho(p(y), q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{P_u^c(y) q_u^c} \quad (5)$$

其中, m 表示直方图位数,其余参数与式(3)一致。为寻找使 Bhattacharyya 系数最大的中心位置,对式(5)在 $p(\mathbf{y}_0)$ 处泰勒展开,得:

$$\rho(p(y), q) \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{P_u^c(\mathbf{y}_0) q_u^c} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} \omega(x_i) k \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (6)$$

$$\omega(x_i) = \sum_{u=1}^m \delta [b_f(x_i) - u] \sqrt{\frac{q_u^c}{P_u^c(\mathbf{y}_0)}} \quad (7)$$

则选取目标中心位置为:

$$\mathbf{y}^* = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} \mathbf{x}_i \omega(x_i) g \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{n_h} \omega(x_i) g \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (8)$$

其中, $g(\cdot)$ 为 $k(\cdot)$ 函数的导数。通过重复上述步骤,能够实现目标跟踪。

2 目标特征提取

视觉跟踪中的目标特征提取是在表征图像信息的同时降低信息尺度的过程^[14]。由于传统 MS 跟踪方法用矩形或椭圆形选定目标区域,在计算目标的颜色直方图分布时会将部分相邻背景的像素统计为目标像素,这种误差容易导致 MS 跟踪方法无法对目标准确跟踪或跟踪失败。而运动特征能够很好地弥补原始 MS 算法中这种用单一的颜色特征来描述跟踪目标的缺陷。因此,采用这2个特征进行目标表示。考虑到传统 MS 跟踪方法中采用颜色直方图来表征目标,故在本文中,采用颜色直方图作为颜色特征,并通过光流场的计算来构造光流直方图作为运动特征。

2.1 改进巴氏指标的颜色直方图

在颜色直方图匹配问题上,本文采用改进的巴氏指标作为相似性度量的方法,该方法能够抑制背景干扰,从而提升算法的跟踪性能^[15]。具体方法如下:

对目标区域进行延伸,选取面积1.44倍于目标区域的范围为背景区域(则背景区域的长和宽都是1.2倍于目标区域),计算目标区域的颜色直方图 $H_o(v)$ 和背景颜色直方图 $H_q(v)$,则定义颜色区间 v (设置颜色区间为16,故 v 为0~15的整数)的置信度为^[15]:

$$p_f(Obj|v) = \frac{H_o(v) + 1}{H_s(v) + 2} \quad (9)$$

将其引入式(6),得到新的像素点权值公式:

$$\tilde{\omega}(x_i) = \sqrt{p_f[Obj|I(x_i)]} \omega(x_i) \quad (10)$$

如此所得到的结果抑制了背景对目标的影响。这种方法通过对背景中的像素进行直方图计算,并用所得到的结果作为目标直方图各个区间的权值,减小在背景中出现较多的颜色区间的权值,从而达到抑制目标区域中背景像素作用的目的。这种方法使算法不容易被与目标周围背景颜色相近的物体影响。

2.2 光流直方图

MS 跟踪算法根据颜色直方图对目标建模,用 Bhattachary 系数作为相似性度量来确定运动目标在下一帧中的位置,从而实现目标的跟踪。类似地,可以提取目标的光流直方图来描述运动特征。

本文采取的光流计算方法是在 Horn-Schunck^[16]算法的基础上通过一种由粗到精(Coarse-to-Fine)^[17]的方法,得到 2 幅图像之间点对点的对应关系,从而描述目标的运动场。每个像素点的光流由水平方向和竖直方向上的分量所组成的向量表示,即点 i 的光流表示为 (x_i, y_i) 。将计算得出的光流映射到 16 个区间,如图 1 和图 2 所示。图 1 中的 0~15 对应 x 或 y 轴分量上光流的幅度大小。例如,点 i 对应光流矢量的 x 轴分量 x_i 的映射结果为 $(8 \times x_i/x_{max} + 7)$ (最大幅值对应方向为正时)或 $(8 \times x_i/x_{max} + 8)$ (最大幅值对应方向为负时),其中 x_{max} 为该帧图像所计算出的光流最大幅值。图 2 中浅色的区域代表 x 轴方向的光流,深色区域代表 y 轴方向的光流。如此得到光流直方图,并在后续的直方图比较中采用巴氏系数作为直方图相似性度量。

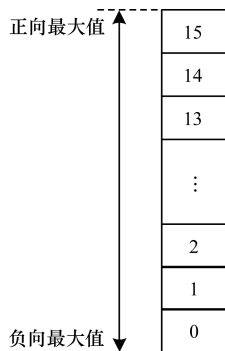


图 1 光流映射方式

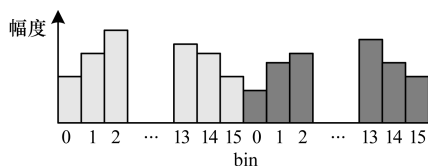


图 2 光流映射直方图

目标的运动特征模型,即初始帧和第二帧的目标区域所计算得的光流直方图为:

$$q_u^m = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{y_0 - x_i^*}{h} \right\|^2 \right) \delta[b_f(x_i^*) - u] \quad (11)$$

其中,式(11)中各参数含义与式(1)一致。

由于在目标运动的过程中,光流会持续变化,因此光流模板必须不断更新。考虑到光流在短时间内不会发生剧烈变化,本文应用在过去一段时间内的光流信息,采用以下公式进行模板的更新:

$$q_t = ((1 - \alpha)q_{t-1} + \alpha p_t) \quad (12)$$

其中, q_t 和 p_t 分别是第 t 帧的参考直方图和当前帧直方图, q_{t-1} 为第 $t-1$ 帧的参考直方图, α 为模型更新率。在本文实验中,通过大量测试,选定 α 取值为 0.1。

光流直方图利用了运动目标的方向信息,配合模型更新,能够更准确地掌握目标的运动变化,从而达到提升算法精度的目的。

3 基于博弈论的融合策略

不同特征在面对不同环境时,往往有各自的优缺点。因此,融合策略能否针对跟踪场景的动态变化更好地表示目标至关重要。本文算法采用博弈论的思想进行特征融合,使不同特征在跟踪中动态地达到最佳平衡,以提高特征表示的鲁棒性。

博弈论主要用于在多个决策主体之间存在利益关联或冲突时,根据自身能力和所掌握的信息,做出有利于自己或群体的决策^[18]。博弈论中的均衡是一种策略组合,使得每个参与者都得到令自己满意的决策结果。常见的均衡主要包括上策均衡、纳什均衡、防共谋均衡、颤抖手均衡、完美贝叶斯均衡等等。其中,纳什均衡在博弈论中应用最广泛。纳什均衡的特点是,每个参与者的策略都是对其他参与者的最优反应。这一特性最符合本文所期望的博弈结果,故在本文的博弈中采用纳什均衡。

文献[19]提出的基于博弈论的跟踪算法采用了颜色特征和帧差法表示的运动特征进行融合跟踪,取得了一定的效果。但帧差法对环境噪声十分敏感,对颜色一致的运动目标在提取时容易出现目标内部的空洞,导致提取的目标不完整。因此,本文在文献[19]的基础上,提出改进算法。主要的改进内容有以下 3 点:

- 1) 区别于文献[19]所采用的颜色特征,本文采用改进的巴氏系数进行颜色特征的匹配。
- 2) 相较于帧差法,采用运动信息更完整更丰富的光流法作为运动特征。

3) 考虑到运动特征不断变化的特性,对运动特征进行了模型更新。此外,区别于文献[19]所采用的融合方式,在纳什均衡的基础上,寻求博弈的轻微利他均衡^[20],使每一个参与者的收益都能够受到其他参与者的决策影响,从而实现决策信息的交互。由于这种影响是轻微的,因此能够避免影响过度导致某一特征被始终抑制的情况。

定义 1 设 $N = \{1, 2, \dots, n\}$ 是参与者的集合, $\forall i \in N, X_i$ 是参与者 i 的策略集, $X = \prod_{i=1}^n X_i, f_i: X \rightarrow R$ 是参与者 i 的收益函数。 $\forall \varepsilon > 0, \forall i \in N, \forall x \in X$, 定义:

$$f_{i\varepsilon}(x) = f_i(x) + \varepsilon \sum_{j \in N \setminus \{i\}} f_j(x) \quad (13)$$

式(13)是依赖于 ε 的博弈中参与者 i 的收益函数,除了自身收益 $f_i(x)$ 之外,还对其他 $n-1$ 个参与者的收益有所考虑,因为 ε 一般较小,作用轻微,所以称为轻微利他均衡。

从式(13)中可以看出,本文提出的融合框架不受特征数目的限制,只需要调整参与者集合 $N = \{1, 2, \dots, n\}$, 并给出对应的 ε , 就能够改变融合的特征及特征数量。

本文采取的博弈框架中特征数目为 2 个,记参与者集合为 $N = \{1, 2\}$, f_1 和 f_2 为 2 个参与者的收益函数, Y_1 和 Y_2 为 2 个参与者的行动空间。其中,颜色特征和运动特征为两参与者,图像中的像素点位置视为参与者的行动空间。定义参与者的初始收益函数如下:

$$\begin{cases} f_1(y_1) = \rho(q^c, p^c(y_1)) \\ f_2(y_2) = \rho(q^m, p^m(y_2)) \end{cases} \quad (14)$$

其中, $\rho(q^c, p^c(y_1))$ 和 $\rho(q^m, p^m(y_2))$ 分别为颜色特征和运动特征的 Bhattacharyya 系数。

为达到博弈过程中信息交互的目的,根据式(13)引入轻微利他均衡,定义新的收益函数为:

$$\begin{cases} f_1(y_1) = \rho(q^c, p^c(y_1)) + \varepsilon_1 \rho(q^m, p^m(y_2)) \\ f_2(y_2) = \rho(q^m, p^m(y_2)) + \varepsilon_2 \rho(q^c, p^c(y_1)) \end{cases} \quad (15)$$

其中, $\rho(q^c, p^c(y_1))$ 和 $\rho(q^m, p^m(y_2))$ 的含义同式(14)。

由于不同场景下特征的可靠性不同,因此通过参考特征的可信度来设定参数 ε 的取值。在实验过程中观察发现,当光流特征匹配的相似度大于 0.9 时,跟踪结果较为准确,否则容易出现误跟踪的情况;另外,当颜色特征匹配的相似度大于 0.85 时,跟踪结果较为准确,否则会出现跟踪框漂移的

情况。因此,分别将 0.9 和 0.85 作为光流特征和颜色特征可信度的阈值。当特征匹配的相似度大于阈值时,对其对应的 ε 取较大的值,否则,取较小的值,以此动态地调整该特征在跟踪过程中的作用。

为确定不同情况下 ε 的取值,本文进行大量实验测试。为避免出现信息交互的过程中,某一特征的影响过大而导致另一特征始终被抑制的情况,采用的是轻微利他均衡。因此,在对照实验中,对 ε 的取值范围为 0.1 ~ 0.3。

实验结果如表 1 所示。其中, ε_{1L} 表示当光流特征的相似度小于阈值时参数 ε_1 的取值, ε_{1H} 表示该相似度大于或等于阈值时 ε_1 的取值。同理, ε_{2L} 表示当颜色特征的相似度小于阈值时参数 ε_2 的取值, ε_{2H} 表示该相似度大于或等于阈值时 ε_2 的取值。表 1 数值为此取值下,综合所有视频的跟踪结果得到的精度值(文献[21]中定义)。

表 1 参数 ε 取值变化对比

$(\varepsilon_{1L} \ \varepsilon_{1H})$	$(\varepsilon_{2L} \ \varepsilon_{2H})$		
	(0.1 0.2)	(0.1 0.3)	(0.2 0.3)
(0.1 0.2)	0.518	0.512	0.502
(0.1 0.3)	0.509	0.503	0.496
(0.2 0.3)	0.501	0.497	0.498

根据表 1 的结果比较,选取使得精度值最高的情况,对参数 ε 的取值规则设定如下:

- 1) $\rho(q^m, p^m(y_2)) \geq 0.9$ 时, ε_1 取 0.2, 否则,取 0.1。
- 2) $\rho(q^c, p^c(y_1)) \geq 0.85$ 时, ε_2 取 0.2, 否则,取 0.1。

4 本文算法流程

基于两特征博弈的跟踪算法框架如图 3 所示,具体跟踪流程如下:

步骤 1 读入连续两帧图像和前一帧图像中目标的初始位置 y_0 。

步骤 2 根据初始位置,分别计算颜色直方图 $\rho^c(y_0)$ 和光流直方图 $\rho^m(y_0)$ 。

步骤 3 根据式(7)和式(10)分别计算权值 $\{\omega_i^c\}_{i=1,2,\dots,n_h}$ 和 $\{\omega_i^m\}_{i=1,2,\dots,n_h}$ 。

步骤 4 根据轻微利他均衡公式式(15),用式(6)、式(7)的展开方式计算得到两参与者的权值 $\{\omega_i^1\}_{i=1,2,\dots,n_h}$ 和 $\{\omega_i^2\}_{i=1,2,\dots,n_h}$, 并将其代入 MS 迭代式(8)中分别得到新的中心位置 y_1 和 y_2 , 以达到信息交互和特征自适应融合的目的。

步骤 5 分别将 y_1, y_2 代入式(5)分别计算相似度,输出相似度较大的位置作为 y ; 并将 $y \rightarrow y_0$ 返回步骤 2。

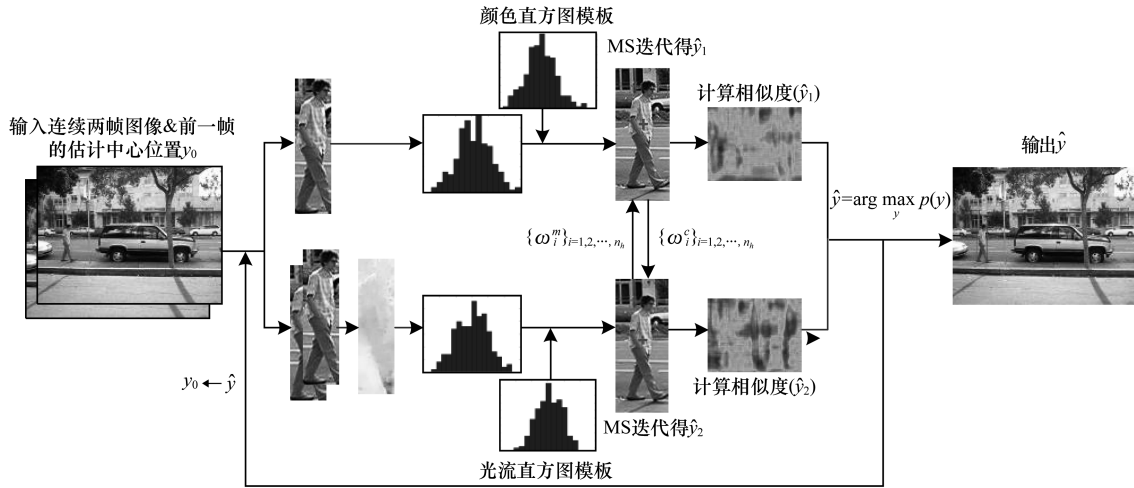


图 3 基于多特征博弈的跟踪框架

5 实验结果与分析

为检验本文算法的跟踪性能,对算法编程运用 Matlab 2009a,并进行了 35 组视频序列的实验测试。在本节的定性分析中,将选取部分具有代表性的跟踪进行展示。实验中加入性融合、乘性融合算法采用与本文算法相同的目标模型和匹配方式作为融合策略的对比,其他对比算法的结果来自于相应作者的公开代码。本文采用的对比算法分别是 CT^[22]、DFT^[23]、DLT^[24]、乘性融合、加性融合,其中 CT、IVT、MIL 为近年提出的性能较好的经典算法,乘性融合和加性融合是本文选取的颜色特征和运动特征在 MS 框架下通过权值相乘再开方 ($\omega_i = \sqrt{\omega_{ic} \times \omega_{im}}$) 和权值求均值 ($\omega_i = 0.5\omega_{ic} + 0.5\omega_{im}$) 得到的融合算法。

为对跟踪结果进行定量分析,引入精度和成功率^[21]作为评价指标来对算法进行对比分析。其中跟踪精度由跟踪结果的平均中心位置误差得出,而成功率的大小取决于跟踪结果对目标真实位置的覆盖率。

由于算法限制,无法对灰度视频进行目标跟踪,因此将文献[21]提供的 50 组视频中的 15 组灰度视频去除,对剩余的 35 组彩色视频进行实验。实验结果如图 4 所示。其中,算法名称后的中括号中分别给出成功率值和精度值。部分跟踪视频结果比较如表 2 所示,其中,括号前的数字表示覆盖率为 0.5 时的成功率,括号内的数字表示平均中心误差(像素),粗体数据为每个图像序列对应的最优算法结果,斜体数据为次优算法结果。

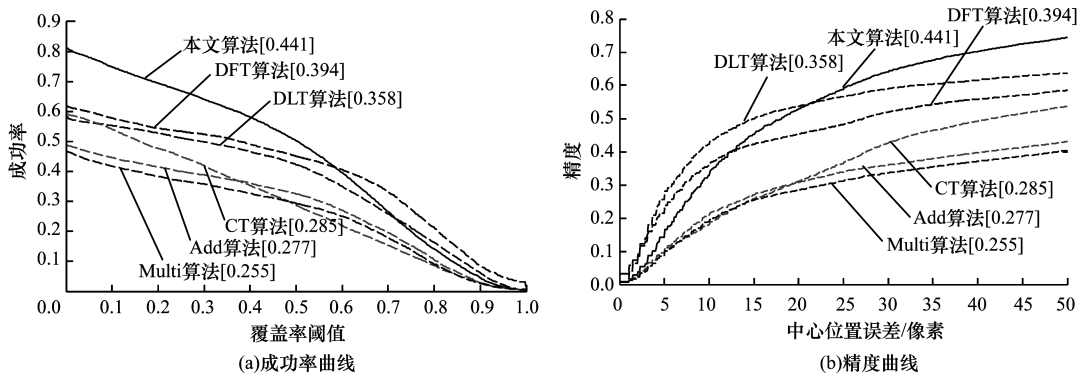


图 4 成功率与精度曲线对比

表 2 部分跟踪视频结果比较

名称	CT 算法	DFT 算法	DLT 算法	Add 算法	Multi 算法	本文算法
Basketball	25.9(89.1)	71.6(18.0)	49.7(13.9)	64.0(73.1)	62.5(73.8)	91.3(9.6)
Boy	71.6(8.8)	48.3(106.7)	100(2.5)	17.1(179.5)	12.6(163.2)	91.5(5.2)
David3	35.7(89.6)	73.4(51.1)	32.9(102.8)	15.5(296.6)	23.8(234.7)	76.6(13.6)
Deer	4.2(243.1)	31.0(93.5)	38.0(48.6)	32.4(94)	18.3(70.2)	74.7(17.7)
Lemming	69.5(32.6)	46.6(91.4)	27.9(127.1)	75.1(23)	35.4(176)	90.8(11.9)
Liquor	20.8(185.7)	23.6(223)	20.5(158.7)	79.4(37.3)	65.5(58.6)	80.5(27)
MountainBike	16.7(216.6)	35.1(156.2)	84.2(13.1)	97.8(10.4)	97.8(9)	86.8(11.8)
Woman	15.6(115.3)	92.1(8.9)	88.7(7.9)	14.2(132.2)	27.3(78.7)	68.3(16)

相比于对比算法,本文算法的成功率始终保持在较高水平,平均中心误差保持在较低水平,成功率AUC值和精度值均为最高。表2的MountainBike视频 and Woman 视频,由于场景变化较为单一,且目标未出现明显姿态变化,本文算法的跟踪结果相较于对比算法而言准确度稍逊。在其他视频中,本文算法的结果均为最优。在面对较为复杂的场景和目标变化时,本文算法具有更为明显的优势。通过对实验结果进行统计分析能够看出,相较于与乘性融合和加性融合算法,本文算法的融合策略的跟踪精度更高;相较于单一特征的算法,跟踪性能具有明显的提升。

从跟踪速度上看,本文算法在实验平台上对35组视频的跟踪运行时间为平均2 frame/s,实时性良好。

6 结束语

为使不同特征在融合过程中能够适应场景的变化,充分发挥各自优势,本文提出一种颜色和运动特征博弈融合的跟踪算法。通过采用改进巴氏指标的颜色直方图和光流直方图进行博弈,并在MS的迭代下寻找使收益函数最大的目标中心位置,实现准确的目标跟踪。在本文的跟踪过程中,颜色特征和运动特征分别描述了目标的外观信息和局部运动信息,并通过信息交互提升了算法的跟踪性能。本文通过对35组实验进行定量分析和定性分析,结果验证了本文算法的有效性。在后续的工作中,将进一步研究更多鲁棒特征的组合,以期得到鲁棒性效果更好的特征跟踪方法。

参考文献

- [1] ZHOU Yu, BAI Xiang, LIU Wenyu, et al. Similarity fusion for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 118(3): 1-27.
- [2] QIN Z, SHELTON C R. Socialgrouping for multi-target tracking and head pose estimation in video [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(10): 2082-2095.
- [3] CHEN S, WANG Q Q, ZHANG S H, et al. Study of target tracking techniques based on non-scanning imaging lidar [C]//Proceedings of International Conference on Optical Instruments and Technology. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 9622-9635.
- [4] PARK K, WOO C J, LEE J M. Objects tracking of the mobile robot using the hybrid visual servoing [J]. Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, 2015, 21(8): 781-787.
- [5] DOU J, LI J. Robust visual tracking based on interactive multiple model particle filter by integrating multiple cues [J]. Neurocomputing, 2014, 135(8): 118-129.
- [6] 王春平, 王 晔, 刘江义, 等. 基于色度饱和度-角度梯度直方图特征的尺度自适应核相关滤波跟踪 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(9): 2293-2301.
- [7] 刘明华, 汪传生, 王宪伦. 基于特征可分性的稳定性度量的多特征融合目标跟踪算法 [J]. 控制与决策, 2016, 31(7): 1231-1236.
- [8] HU W M, LI W, ZHANG X Q, et al. Single and multiple object tracking using a multi-feature joint sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(4): 816-833.
- [9] 王 晔, 王春平, 李 军, 等. 特征融合和模型自适应更新相结合的相关滤波目标跟踪 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(8): 2059-2066.
- [10] 杨 欣, 刘 加, 周鹏宇, 等. 基于多特征融合的粒子滤波自适应目标跟踪算法 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2015, 45(2): 533-539.
- [11] MA L, LU J W, FENG J J, et al. Multiple feature fusion via weighted entropy for visual tracking [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 3128-3136.
- [12] LI Z Y, HE SH, HASHEM M. Robust object tracking via multi-feature adaptive fusion based on stability: contrast analysis [J]. The Visual Computer, 2015, 31(10): 1319-1337.
- [13] 张凤军, 赵 岭, 安国成, 等. 一种尺度自适应的 Mean Shift 跟踪算法 [J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(1): 215-224.
- [14] BENCHAREF O, JARMOUNI B, MOUSSAID N, et al. A new approach for similar images using game theory [J]. Applied Mathematical Sciences, 2014, 8(5): 1196.
- [15] LIU R L, JING Z L. Robust kernel-based tracking algorithm with background contrasting [J]. Chinese Optics Letters, 2012, 10(2): 22-24.
- [16] HORN B K, SCHUNCK B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(10): 185-203.
- [17] LIU C, YUEN J, TORRALBA A. SIFT flow: dense correspondence across scenes and its applications [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 978-994.
- [18] 卢 强, 陈来军, 梅生伟. 博弈论在电力系统中典型应用及若干展望 [J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(29): 5009-5017.
- [19] 金泽芬芬, 侯志强, 余旺盛, 等. 多特征博弈的目标跟踪算法 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(1): 50-56.
- [20] MARCO G, MORGAN J. Slightly altruistic equilibria [J]. Journal of Optimization Theory Applications, 2008, 137(2): 347-362.
- [21] WU Y, LI J W, YANG M H. Online object tracking: a benchmark [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, USA: [s. n.], 2013: 2411-5418.
- [22] ZHANG K, ZHANG L, YANG M H. Real-time compressive tracking [C]//Proceedings of the 12th European conference on Computer Vision. Florence, Italy: [s. n.], 2012: 866-879.
- [23] SEVILLA-LARA L, LEARNED-MILLER E. Distribution fields for tracking [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2012, 157(10): 1910-1917.
- [24] WANG N, YEUNG D Y. Learning a deep compact image representation for visual tracking [C]//Proceedings of International Conference on Neural Information Processing Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 809-817.