

基于 Mean Shift 的背景梯度修正直方图跟踪算法

喻璐璐^{1,2}, 谭逢富^{1*}, 陈修涛¹, 秦来安¹, 侯再红¹

¹中国科学院安徽光学精密机械研究所大气光学重点实验室, 安徽 合肥 230031;

²中国科学技术大学, 安徽 合肥 230026

摘要 当图像中的背景发生波动时,修正的背景加权直方图(CBWH)算法在目标跟踪过程中存在波动跟随现象,从而产生波动误差。为了改善背景波动下算法的跟踪效果,减小波动误差,在 CBWH 算法的基础上提出了一种背景梯度修正直方图(BGCH)算法。利用相邻帧的背景梯度信息对目标模型进行二阶加权修正,提前阻断了 CBWH 算法的波动跟随过程。实验结果表明,本算法可以减小 CBWH 算法的波动误差,且对目标形变、模糊的情况,也表现出了更好的鲁棒性。

关键词 图像处理; 目标跟踪; 背景梯度; 背景波动; 背景加权直方图

中图分类号 TN911.73

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.221022

Background Gradient Corrected Histogram Tracking Algorithm Based on Mean Shift

Yu Lulu^{1,2}, Tan Fengfu^{1*}, Chen Xiutao¹, Qin Laian¹, Hou Zaihong¹

¹Key Laboratory of Atmospheric Optics, Anhui Institute of Optical and Fine Machinery, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China;

²University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230026, China

Abstract When background fluctuates in the image, the target tracking process will follow the fluctuation of background with corrected background-weighted histogram (CBWH) algorithm, which will cause fluctuation-errors. In order to improve the tracking effect under fluctuant background and reduce the fluctuation-errors, this paper proposes a background gradient corrected histogram (BGCH) algorithm based on CBWH algorithm. It uses the background gradient information of adjacent frames to perform a second-order correction on the target model, and blocks the fluctuation-following process of the CBWH algorithm in advance. Experimental results show that this method significantly reduces the fluctuation-errors of CBWH algorithm, and also shows better robustness under the condition of target deforming and blurring.

Key words image processing; target tracking; background gradient; background fluctuation; background weighted histogram

OCIS codes 100.2000; 100.4999; 150.1135; 110.4155

1 引言

目标跟踪作为计算机视觉领域的研究热点,广泛应用于国防工业、科学研究以及民用领域。Mean Shift 算法利用目标的颜色信息对目标进行高维建模,通过无参概率密度估计概率密度梯度,自适应收敛到概率密度最大的位置,从而实现目标跟踪。

跟踪场景具有的复杂多变性,如遮挡、颜色相似、运动模糊,会导致目标定位出现偏差,降低了算法的跟踪精度,严重时会使 Mean Shift 算法陷入局部最优解,造成目标丢失^[1]。为了提高 Mean Shift 算法的抗干扰能力,人们提出了多种改进的 Mean Shift 算法,如多特征融合的 Mean Shift 算法^[2-3]、尺度自适应算法^[4-5]、改进的直方图模型算法^[6-7]。

收稿日期: 2020-02-03; 修回日期: 2020-03-01; 录用日期: 2020-03-06

基金项目: 国家自然科学基金(41405014)

* E-mail: fftan@aiofm.ac.cn

针对目标模型固定导致的抗干扰性能差的问题,Comanicu等^[8]提出了在目标模型和候选目标模型的直方图中融入背景加权信息的背景加权直方图(BWH)算法。Ning等^[9]将BWH算法与无背景信息进行了等价性验证,提出了一种修正的背景加权直方图(CBWH)算法,通过引入目标背景信息对目标模型进行加权修正,提高了Mean Shift算法的抗背景干扰能力。王晓卫等^[10]在CBWH算法的基础上,用目标直方图和背景直方图的对数似然比值推导出的隶属度因子作为权值,增强了目标和背景的可分性,有效减少了跟踪过程中背景像素的干扰,提高了目标定位的准确性。龚红等^[11]利用目标模型和背景模型的差分,引入了模糊背景加权(FBW)的目标模型,更细化地表示了各像素对目标准确描述的贡献度。刘芳等^[12]提出了一种基于背景加权空间直方图的目标跟踪算法,通过综合BWH和空间直方图的优势,增强了特征描述的鲁棒性。

综上所述,已有研究中对CBWH算法的改进主要集中在目标模型的精确性描述,对目标模型的修正机制仍是基于单帧背景的静态信息。本文重点分析了CBWH算法的动态过程,发现CBWH算法的目标模型修正机制会导致波动跟随现象,从而在跟踪过程中产生较大的波动误差。为了改善背景波动对跟踪效果的影响,在CBWH算法的基础上引入背景梯度修正因子,在跟踪过程中对目标模型进行二阶加权修正,从而减小波动误差,实现在背景快速波动时的精确跟踪。

2 修正的背景加权直方图算法

2.1 Mean Shift 向量

Mean Shift 向量即均值偏移向量,若样本与候选目标样本的距离不同,其对均值偏移向量的贡献也不同。目前,Mean Shift 算法在聚类分析、图像平滑、图像分割、目标跟踪等方面都有广泛的应用。Mean Shift 算法是一种变步长的梯度上升算法,也被称为自适应梯度上升算法,其本质为无参概率密度估计的最优化问题。Mean Shift 向量的方向总是指向概率密度增大的方向,向量的大小随着局部样本信息的变化而变化,最终收敛于概率密度最大的样本点。

基于Mean Shift 向量的目标跟踪算法通过计算目标和候选目标像素的概率密度分布特征得到关于目标模型和候选模型的概率密度特征描述,然后利用相似函数度量初始目标模型和当前帧候选目标模型的相似性,通过求解相似函数的最大值得

到关于目标模型的Mean Shift 向量,即目标由初始位置向概率最大的候选目标移动的向量。由于均值漂移算法具有快速收敛性,可通过不断迭代计算Mean Shift 向量,使算法最终收敛到目标的真实位置,达到跟踪的目的。

1) 目标模型

目标通过手动或目标检测方法在初始图像帧中框选确定,Mean Shift 算法通常选择目标的颜色概率直方图作为目标的特征,对目标进行高维建模。在直方图特征下,目标模型的描述可表示为

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta [b(x_i), u], \quad (1)$$

$$C = 1 / \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right), \quad (2)$$

式中, \hat{q}_u 为目标模型, n 为目标所占的像素数, x_0 为目标的归一化位置, x_i 为其他像素的位置, $\|\cdot\|^2$ 为向量的二范数, k 为核函数(通常选用Epannechnikov核函数), h 为核函数的窗口尺寸, $b(x_i)$ 为 x_i 处的像素值, C 为归一化参数,可使 $\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1, u=1, \dots, m, u$ 为目标模型的第 u 维特征,特征数 m 取决于每一维特征的像素值宽度。 δ 为克罗内克函数,可表示为

$$\delta(j, k) = \begin{cases} 1, & j = k \\ 0, & j \neq k \end{cases}. \quad (3)$$

2) 候选模型

与目标模型的描述相同,候选模型的描述可表示为

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta [b(x_i), u], \quad (4)$$

$$C_h = 1 / \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right), \quad (5)$$

式中, y 为候选目标的归一化位置。

3) 相似性度量

计算两个模型之间的相似性方法包括马氏距离、KL(Kullback-Leibler)距离、巴氏系数等。实验使用巴氏系数度量两个模型的相似性,可表示为

$$\rho(y) = \rho[\hat{p}_u(y), \hat{q}_u] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u}, \quad (6)$$

式中, $\rho(y)$ 的取值范围为 $0 \sim 1$,其值越接近1,表明两个模型的相似性越高。

设目标在前一帧的位置为 y_0 ,在当前帧将巴氏系数在 y_0 处展开,得到

$$\rho[\hat{p}_u(y), \hat{q}_u] = \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u} +$$

$$\frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \hat{p}_u(y) \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(y)}} \quad (7)$$

将候选目标带入(7)式,得到

$$\rho[\hat{p}_u(y), \hat{q}_u] = \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y_0) \hat{q}_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{u=1}^m \omega_i k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right), \quad (8)$$

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i) - u] \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(y_0)}} \quad (9)$$

(8)式中等号右侧的第一项为常数,即 $\rho(y)$ 的值仅与(8)式中等号右侧的第二项有关,且该项与多维空间核概率密度估计的形式相同,仅存在权值系数上的差异。因此,利用 Mean Shift 算法可快速收敛到巴氏系数的最大值区域,计算得到对应新位置的偏移量为

$$y' = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \omega_i g \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^n \omega_i g \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)}, \quad (10)$$

式中, y' 为迭代计算得到的新位置, y_0 为上一次候选目标迭代计算得到的位置, g 为核函数 k 对应的影子核函数, ω_i 为对应的特征。通过(10)式的迭代计算,不断更新目标位置 y' , 使巴氏系数最终收敛于概率密度最大的位置,即候选目标位置,从而实现目标跟踪。

2.2 背景加权直方图修正

从(1)式可以看出,原始 Mean Shift 算法中对目标模型的描述固定不变,导致面对复杂多变的背景时,Mean Shift 算法的抗背景干扰性能较差。CBWH 算法通过引入目标的背景信息,对目标模型进行加权修正,提高了 Mean Shift 算法的抗干扰能力,改善了跟踪效果。

选择环绕在目标周围的环形区域背景,通常为 目标宽度的一半。与目标模型相同,背景模型也采用直方图描述。设背景模型为 \hat{O}_u , 其中, $u=1, \dots, m$, $\sum_{i=1}^n \hat{O}_u = 1$ 。

CBWH 的权重系数可表示为

$$v_u = \min(\hat{O}^*/\hat{O}_u, 1), \quad (11)$$

式中, \hat{O}^* 为 \hat{O}_u 中的非零最小值。

在目标的持续跟踪中,背景也在不断变化,因此需要对背景模型进行更新。设当前背景模型为 \hat{O}'_u , 原背景为 \hat{O}^0_u , 原背景模型与当前背景模型的相似度可表示为

$$\rho_0(\hat{O}^0_u, \hat{O}'_u) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{O}^0_u \hat{O}'_u} \quad (12)$$

如果 ρ_0 小于设定的阈值,表明背景发生了较大的变化,此时,需要更新背景模型和相应的权重系数,从而更新目标模型。实验表明,引入背景对目标模型进行加权修正后,Mean Shift 算法的抗背景干扰能力得到了增强。当目标发生部分遮挡时,该算法仍能实现对目标的捕获,进行持续跟踪。

3 背景梯度修正直方图算法

3.1 CBWH 算法中的波动跟随效应

CBWH 算法利用目标的背景信息对目标模型进行加权修正,从(11)式可以看出,背景中的特征值越大,对应的权值 v_u 越小,加权修正后,目标模型的特征值越小。这种由量值到权值的改造机制可以有效降低目标模型中的背景信息,增大目标与背景的分度。但当目标周围的背景发生变化或被遮挡时,背景在空间上同时具备相对连续性和瞬间突变特性,在时间上表现为稳定期和波动期。稳定期对应背景相对不变或变化较小的阶段,波动期对应背景发生快速变化的阶段。

设当前帧中真实目标与改造后目标模型的巴氏系数为 ρ_{tr} , 改造后的目标与存在背景干扰的伪目标巴氏系数为 ρ_{ot} , 其中,下标 o, t, T 分别表示伪目标、真实目标和改造后的目标模型。当出现背景扰动、算法定位到伪目标时,CBWH 算法的动态过程如图 1 所示。

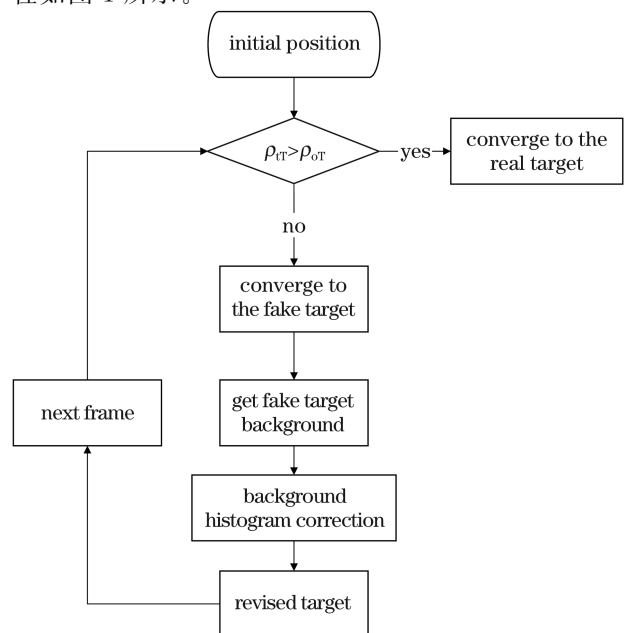


图 1 CBWH 算法的动态过程

Fig. 1 Dynamic process of the CBWH algorithm

从图1可以看出,当出现背景干扰导致算法的定位出现偏差时,CBWH算法利用伪目标的背景干扰信息对目标进行加权修正,增大目标与伪目标的巴氏距离,使目标收敛到正确位置。CBWH算法的偏差纠正机制与背景干扰的动态过程存在同步性,其权值只与背景中干扰特征量的大小有关,只有当背景的扰动量足够大,使 $\rho_{IT} > \rho_{OT}$ 时,目标才会重新定位到真实位置。

利用CBWH算法对目标模型进行修正时,权值仅与当前背景的静态信息有关,在静态背景下,该方法可以有效降低背景的干扰,使目标在部分遮挡时仍能实现准确定位。但当背景快速变化,处于波动阶段时,干扰背景在空间上和时间上存在一定的连续性,Mean Shift算法会先收敛到CBWH算法定位的伪目标处,然后与背景干扰信息同步,在空间上跟随一段距离,直到背景干扰量足够大时,重新跳跃到真实位置。

为了分析背景波动情况下,CBWH算法的背景波动跟随效应对目标定位的影响,将背景的波动情况与CBWH算法的同步跟踪结果进行对比,用背景的相对变化量表征背景的波动情况,背景的相对

变化量定义为CBWH算法跟踪过程中相邻两帧背景特征的最大变化量与上一帧背景中该特征的比值。

图2为实际场景中的部分图像,图3为CBWH算法实时跟踪过程中的背景波动情况(阈值为1)。可以发现,背景在第200帧前和250帧前后出现了较大波动,与图2所示的实际场景一致。当背景出现较大波动时,对应场景中的目标人物即将进入遮挡区域或走出遮挡区域,背景的波动主要来源于遮挡物(汽车)。图4为CBWH算法的跟踪误差,可以发现,定位误差与背景波动的一致性较高。当目标开始进入遮挡区域时(187帧),背景的相对变化量开始出现波动并逐步增大;到201帧时,背景波动由9.9%增加到27.6%,对应场景中遮挡物(汽车)进入背景的过程。此时,由背景干扰带来的定位误差也逐步增大,到189帧时,由13.0 pixel增加到25.0 pixel,波动与误差不同步的原因是背景信息与定位目标存在一定的空间距离偏差。当目标离开(242帧)和进入遮挡物(267帧)时,背景的相对变化量波动范围为13.7%~22.8%,对应的定位误差在第267帧达到最大,为29.0 pixel。

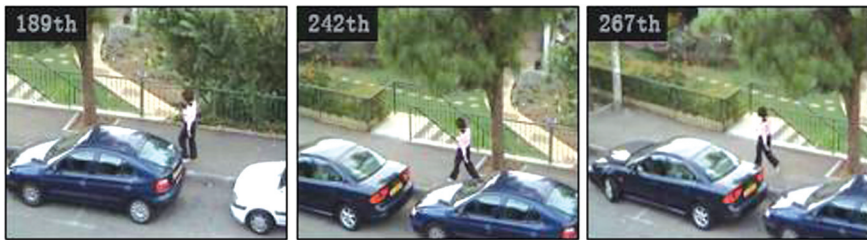


图2 真实场景中的图像

Fig. 2 Images in the real scene

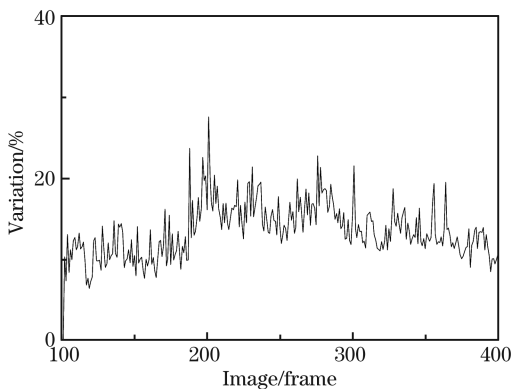


图3 背景的相对变化量

Fig. 3 Relative change of background

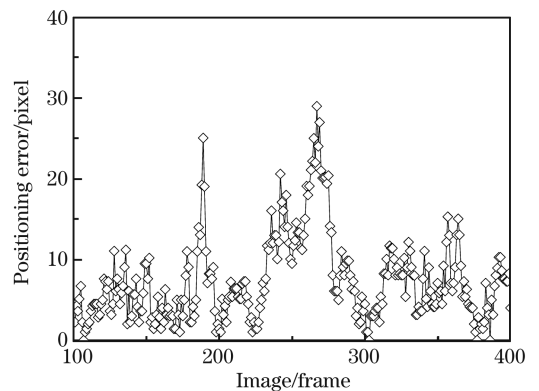


图4 CBWH算法的跟踪误差

Fig. 4 Tracking error of CBWH algorithm

3.2 梯度修正因子

为了改善CBWH算法带来的背景波动误差,

在利用背景静态信息对目标进行加权的基础上,定义了背景梯度修正因子,从控制理论的角度出发,

利用微分控制对目标进行二阶加权修正。设第 u 维特征的背景梯度为 $\nabla\hat{O}_u = \hat{O}'_u - \hat{O}_u$ ，则背景梯度修正因子可表示为

$$v_{gu} = \min\left(\frac{|\nabla\hat{O}^*|}{\hat{O}'_u - \hat{O}_u}, 1\right). \quad (13)$$

引入背景梯度修正因子后的二阶权重系数为

$$v'_u = \min\left[\frac{\hat{O}^* |\nabla\hat{O}^*|}{\hat{O}'_u (\hat{O}'_u - \hat{O}_u)}, 1\right], \quad (14)$$

式中， $\nabla\hat{O}^*$ 为 $\nabla\hat{O}_u$ 中的非零最小值。

利用新的权重系数对目标模型进行修正，可表示为

$$\hat{q}'_u = C' v'_u \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i), u], \quad (15)$$

$$C' = 1 / \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) \sum_{u=1}^m v'_u \delta[b(x_i), u], \quad (16)$$

$$w'_i = \sqrt{\frac{C'}{C}} \times \sqrt{v'_u} \times w_i, \quad (17)$$

式中， C' 为 CHWH 算法的归一化系数。

引入背景梯度修正因子后，每帧图像中的目标模型不仅与当前帧的背景有关，也与背景的梯度信息有关。与利用背景静态信息的加权机制相比，背景中变量部分的权值被放大，提高了目标对背景变化的敏感度，改善了背景在变化过程中由背景静态加权造成的信息淹没。从(13)式、(14)式可以看出，梯度修正因子主要影响背景变化时的权值。从机制来说，CBWH 算法仅关注背景的累积效果，只在目标被遮挡瞬间发生作用；梯度修正因子定义为相邻帧的变化量，关注背景的瞬态效应，改善了目标在部分遮挡过程中的定位精度。其机制是利用梯度信息在 Mean Shift 算法收敛到背景区域的伪目标之前给予提前量进行修正，即提前阻断波动跟随过程，改善波动误差。背景变化越快，梯度因子的修正作用越明显。引入背景梯度二阶修正后的加权机制如图 5 所示。

3.3 修正因子的更新

CBWH 算法利用背景的静态信息对目标进行加权修正，背景中某一维度的特征值越大，权重系数越小，即背景更新越频繁，对目标的描述越精确。梯度修正因子与相邻帧的变化量相关，关注背景的瞬态效应，梯度阈值越小，修正越及时，修正效果越明显。梯度表征为相邻帧的特征值差，因此，不需要采用单独的更新机制，更新的帧间隔越小，效果

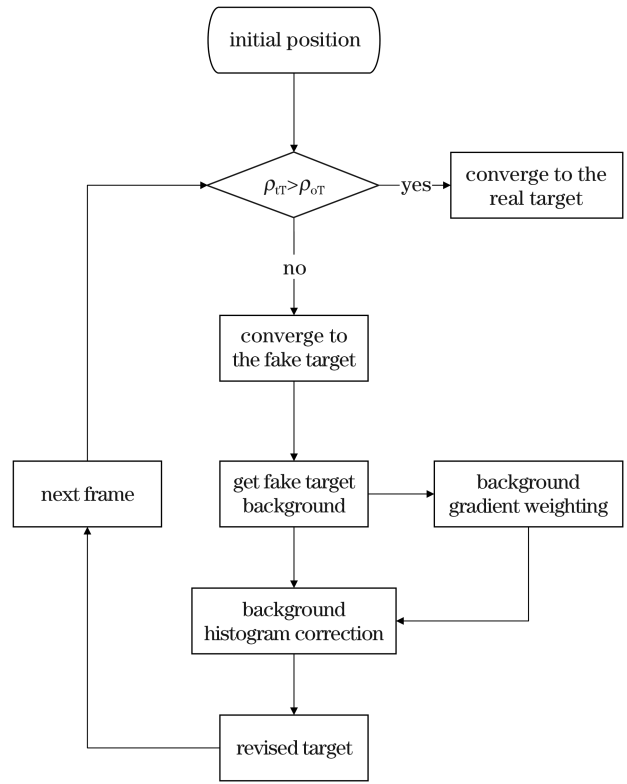


图 5 BGCH 算法的动态过程

Fig. 5 Dynamic process of the BGCH algorithm

越好。

4 实验及分析

在 RGB(Red, Green, Blue) 图像模式下利用不同场景验证了背景实时更新情况下本算法的跟踪效果，并与 CBWH 算法的效果进行了对比。

图 6、图 7 分别为 CBWH 算法和 BGCH 算法在 Woman 场景中的跟踪效果和第 100 帧到第 400 帧图像中的定位误差。可以发现，在目标背景发生快速变化时，相比 CBWH 算法，引入背景梯度修正因子后，跟踪精度得到了明显改善，第 189 帧图像的定位误差从 25.0 pixel 下降到 15.0 pixel。第 236 帧图像的背景干扰信息快速增加，未增加梯度修正因子前，CBWH 算法的跟踪误差在随后几帧中随背景干扰的增加持续增大；引入梯度修正因子后，第 242 帧图像的定位误差从 20.6 pixel 下降到 3.6 pixel；第 267 帧图像的定位误差从 29.0 pixel 下降到 7.0 pixel。在背景波动频繁的 200 帧到 300 帧之间，定位精度提高了约 2 倍，平均定位误差由 10.3 pixel 下降到 4.8 pixel。此外，当目标出现较大形变时，目标形变部分信息会出现在背景信息中，本算法能够快速进行调整，使目标中该部分信

信息的比重迅速减小,从而实现目标主体的准确定位,如图6中,CBWH算法在 Woman 第74帧图像

的定位误差为 21.7 pixel,而 BGCH 算法的定位误差为 7.0 pixel。

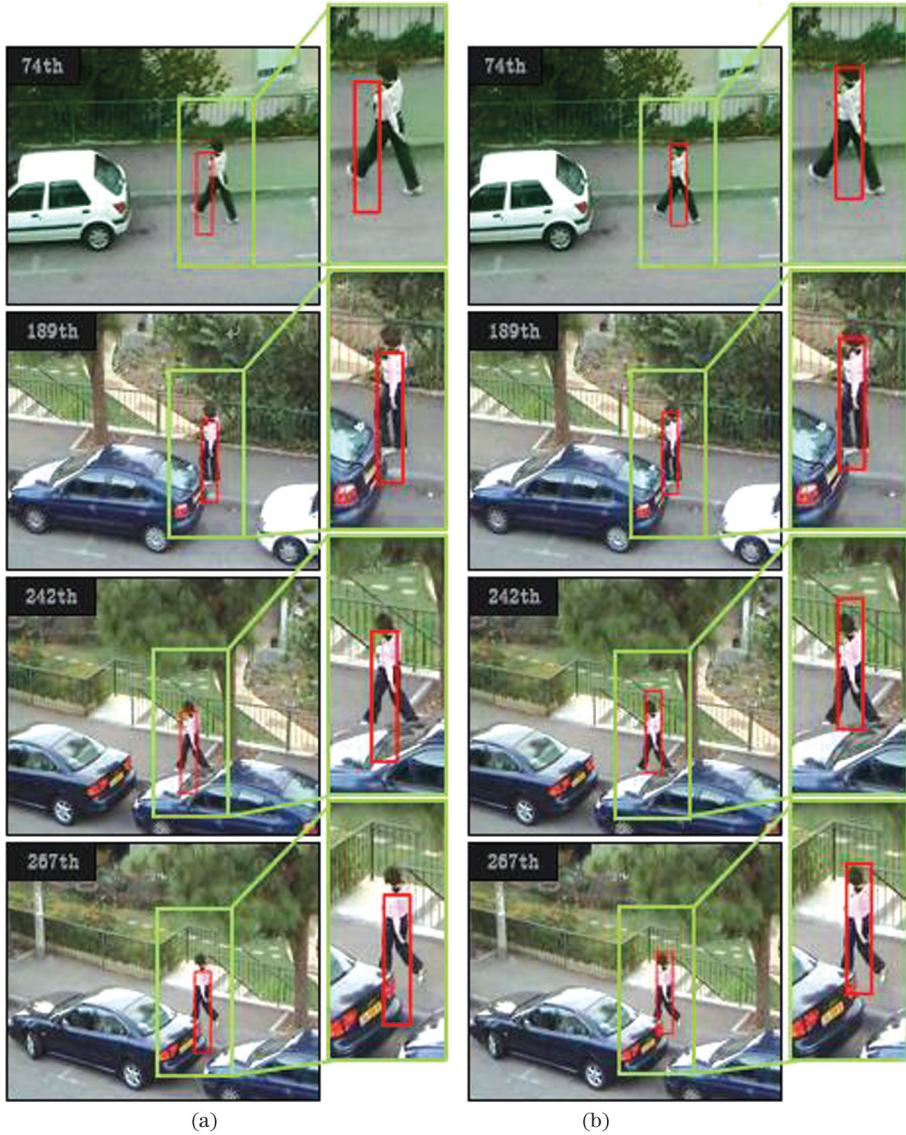


图6 两种算法的跟踪效果(Woman)。(a) CBWH; (b) BGCH

Fig. 6 Tracking effect of the two algorithms (Woman). (a) CBWH; (b) BGCH

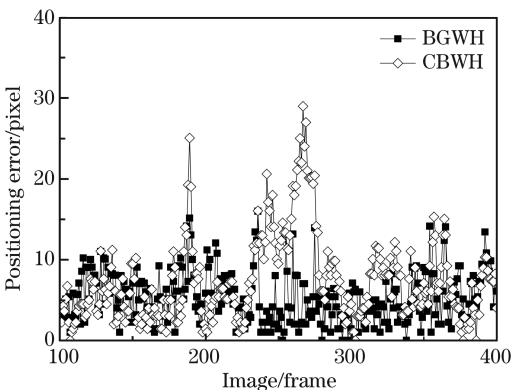


图7 两种算法的跟踪误差(Woman)

Fig. 7 Tracking error of the two algorithms (Woman)

图8、图9分别为CBWH算法和BGCH算法在 Girl 场景中的跟踪效果和第1帧到第240帧图像中的定位误差。可以发现,女性人脸被男性人脸遮挡的过程主要发生在第167帧到178帧之间。相比CBWH算法,引入背景梯度修正因子后的BGCH算法对背景的变化过程更敏感。当男性人脸逐步靠近女性人脸时,BGCH算法快速降低了男性人脸的特征信息,减小了相似干扰,对女性人脸的定位更准确。遮挡过程中的第167帧到第178帧中,平均定位误差由15.2 pixel减小到8.9 pixel。此外,在没有发生背景干扰的情况下,背景梯度因子机制不发生作用,对跟踪效果和精度没有明显的影响。



图 8 两种算法的跟踪效果(Girl)。(a) CBWH; (b) BGCH
Fig.8 Tracking effect of the two algorithms (Girl).

(a) CBWH; (b) BGCH

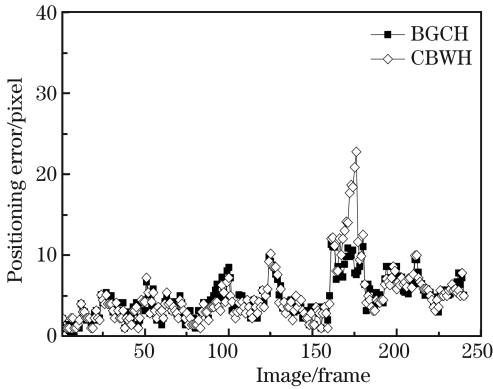


图 9 两种算法的跟踪误差(Girl)

Fig. 9 Tracking error of the two algorithms (Girl)

图 10 为刚性物体在部分遮挡过程中两种算法的跟踪效果,可以发现,在第 349 帧和第 1087 帧图像中,目标在相似背景干扰、相似物体遮挡下, BGCH 算法的定位效果更精确;在第 732 帧被相似遮挡干扰的情况下, CBWH 算法出现了目标丢失的情况,而 BGCH 算法则表现出了更好的鲁棒性;第 1320 帧图像中,目标被快速移动的相似目标遮挡,使目标周围图像出现了模糊,此时 BGCH 算法的定位精度更高。

5 结 论

分析了 CBWH 算法的动态过程后,发现其利

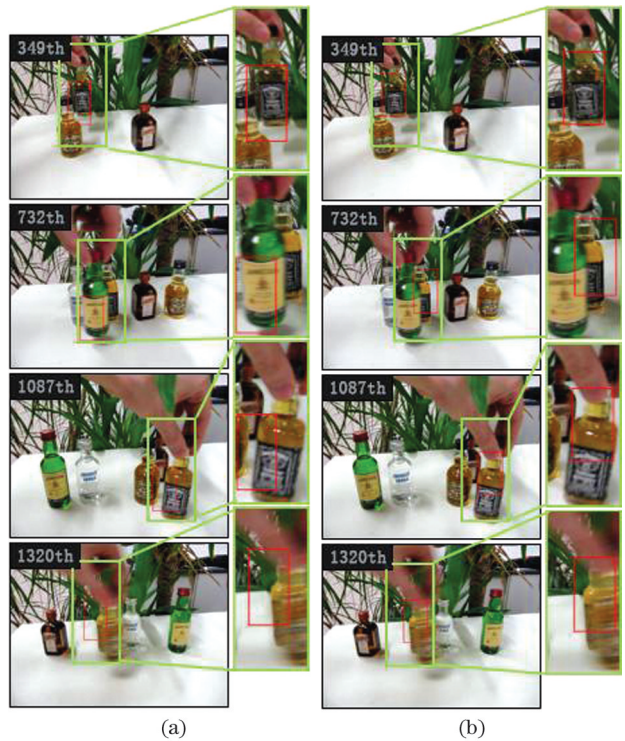


图 10 两种算法的跟踪效果(Liquor)。(a) CBWH; (b) BGCH

Fig. 10 Tracking effect of the two algorithms (Liquor).

(a) CBWH; (b) BGCH

用背景静态信息对目标模型的加权机制会导致跟踪过程中出现背景波动跟随现象,从而产生波动误差。通过定义背景梯度修正因子,对目标模型进行二阶加权修正,利用微分控制提前阻断 CBWH 算法的波动跟随过程,改善了由背景波动带来的波动误差。实验结果表明,引入背景梯度修正因子可以有效降低背景波动过程中的跟踪误差;此外,本算法在目标发生形变、模糊的情况下,定位精度也得到了明显的改善。

参 考 文 献

- [1] Huang A Q, Hou Z Q, Yu W S, et al. Visual object tracking method based on weighted background and selective sub-model update strategy [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(9): 1360-1367.
黄安奇, 侯志强, 余旺盛, 等. 利用背景加权 and 选择性子模型更新的视觉跟踪算法 [J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(9): 1360-1367.
- [2] Ni Q, He M, Zhang G J, et al. Tracking algorithm based on multi-feature fusion Mean Shift [J]. High Power Laser and Particle Beams, 2014, 26(10): 101022.
倪琦, 贺明, 张国进, 等. 基于多特征融合的 Mean

- Shift跟踪算法[J]. 强激光与粒子束, 2014, 26(10): 101022.
- [3] Liu M H, Wang C S, Wang X L. Mean-shift target tracking algorithm based on adaptive multi-features fusion[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2015, 26(8): 1583-1592.
刘明华, 汪传生, 王宪伦. 基于多特征自适应融合的均值迁移目标跟踪算法[J]. 光电子·激光, 2015, 26(8): 1583-1592.
- [4] Song Y, Zhu C F, Li S X, et al. Invariant foreground occupation ratio for scale adaptive Mean Shift tracking [J]. IET Computer Vision, 2015, 9(4): 489-499.
- [5] Liu F, Zhang C, Wu X P, et al. Scale adaptive corrected background-weighted histogram mean shift tracking algorithm[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(5): 517-525.
刘峰, 张超, 吴小培, 等. 尺度自适应CBWH跟踪算法研究[J]. 信号处理, 2014, 30(5): 517-525.
- [6] Leichter I, Lindenbaum M, Rivlin E. Mean Shift tracking with multiple reference color histograms[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(3): 400-408.
- [7] Wang X D, Wang Y W, Yan H. Continuously adaptive mean-shift tracking algorithm with suppressed background histogram model[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(6): 1480-1487.
王旭东, 王屹炜, 闫贺. 背景抑制直方图模型的连续自适应均值漂移跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(6): 1480-1487.
- [8] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [9] Ning J, Zhang L, Zhang D, et al. Robust Mean-Shift tracking with corrected background-weighted histogram[J]. IET Computer Vision, 2012, 6(1): 62-69.
- [10] Wang X W, Wang X D, He M. Target tracking algorithm based on Mean Shift and histogram ratio background weighted [J]. High Power Laser and Particle Beams, 2016, 28(5): 051001.
王晓卫, 王旭东, 贺明. 基于直方图比的背景加权的Mean Shift目标跟踪算法[J]. 强激光与粒子束, 2016, 28(5): 051001.
- [11] Gong H, Yang F S, Ding Z. Mean Shift tracking based on fuzzy background weighting [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2019, 48(3): 402-408.
龚红, 杨发顺, 丁召. 基于模糊背景加权的Mean Shift目标跟踪算法[J]. 电子科技大学学报, 2019, 48(3): 402-408.
- [12] Liu F, Yu W S. Object tracking based on background-weighted spatial histogram [J]. Journal of Applied Optics, 2015, 36(3): 391-397.
刘芳, 余旺盛. 基于背景加权空间直方图的目标跟踪[J]. 应用光学, 2015, 36(3): 391-397.