

# 基于核相关滤波器的多目标跟踪算法

周海英, 杨阳\*, 王守义

中北大学大数据学院, 山西 太原 030051

**摘要** 针对多目标跟踪算法中经常会面临的各种挑战,如相机的突然运动、遮挡、误检和外观相似等情况,提出一种基于核相关滤波(KCF)的分步关联框架。首先,该算法采用基于卷积神经网络的目标检测器检测目标,获得准确的检测结果。然后,为了更好地预测目标的运动状态,通过加权融合三种特征的跟踪结果,为每个目标建立一个基于KCF算法的快速跟踪器。此外,为了有效地降低碎片化轨迹的数量,该算法通过跟踪片的置信度分步关联轨迹,并在遮挡的情况下,利用在线随机蕨重新检测目标。最后利用关联成功的检测信息自适应更新KCF算法中的尺度。实验结果表明,与现有算法相比,所提算法能够在各种复杂的条件下,表现出强大和高效的跟踪性能。

**关键词** 机器视觉; 多目标跟踪; 核相关滤波器; 分步关联; 跟踪片置信度; 外观特征

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.091502

## Multiple Object Tracking Algorithm Based on Kernel Correlation Filter

Zhou Haiying, Yang Yang\*, Wang Shouyi

School of Big Data, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China

**Abstract** A kernel correlation filter (KCF) with step-by-step association framework is proposed to aim at the various challenges, such as camera sudden movement, occlusion, false detection and appearance similarity in multi-target tracking algorithms. Firstly, the accurate detection results are obtained by utilizing a target detector based on the convolutional neural network. Then, a fast tracker based on the KCF algorithm is established for each target by weighted fusion of the tracking results of the three features to predict the motion state of the target. In addition, in order to effectively reduce the number of fragmented trajectories, this algorithm associates the trajectories step by step through the confidence of tracklets, and uses the online random fern to re-detect the target in the case of occlusion. Finally, the scale in the KCF algorithm is adaptively updated by using the associated successful detection information. Experimental results illustrate that the proposed algorithm displays powerful and efficient tracking performance under various complicated conditions compared with the existing excellent algorithms.

**Key words** machine vision; multi-target tracking; kernel correlation filter; step-by-step association; tracklets confidence; appearance features

**OCIS codes** 150.0155; 100.2000; 100.4999; 100.4996

## 1 引言

多目标跟踪(MOT)的任务是能够自动识别感兴趣的目标,并在一定时间内可靠地估计目标的位置。当前,由于基于图像的目标检测方法<sup>[1-4]</sup>的快速发展,基于检测的跟踪方法<sup>[5-7]</sup>逐渐成为一个处理多目标跟踪算法的重要框架。然而,基于检测的跟踪方法的性能高度依赖目标检测器,当检测算法在杂乱的背景和遮挡等情况下,会产生误检和漏检的情

况,这将会对跟踪的性能造成影响,尤其是仅仅使用当前帧信息构建轨迹的在线跟踪算法。除此之外,当检测是准确的,相机的任意移动也会造成在相邻帧之间关联的失败。

为了解决由于遮挡、误检、漏检、外观相似和相机运动等情况,国内外的学者提出了许多解决办法<sup>[8-13]</sup>。文献[8]提出了一种基于置信度的局部-全局关联算法。利用跟踪片的置信值,分步关联目标。基于这种策略,碎片化的轨迹能与其他轨迹连接在

收稿日期: 2018-03-21; 修回日期: 2018-04-07; 录用日期: 2018-04-09

\* E-mail: 1450518130@qq.com

一起,使其生成长的并且可靠的轨迹。但该方法在突变的相机运动情况下,由于受它的特征表示和相似性度量函数的限制,跟踪性能下降。文献[9]中使用动力学模型去区分有着相似外观的目标,最大限度地减少错跟。通过使用广义线性分配(GLA)和高效程序提高计算效率,恢复丢失数据。文献[10]中考虑能够描述目标间相对运动信息的运动上下文,并构建相对运动网络(RMN),使得在相机运动的情况下,能够稳健地跟踪。文献[11]使用高性能的检测器,并从 GoogLeNet<sup>[12]</sup>的网络中提取目标的深度外观特征,将两目标间特征的余弦距离作为外观相似性。并结合目标的运动相似性和形状相似性,使用匈牙利算法<sup>[13]</sup>关联目标。虽然使用非常简单的在线跟踪算法,但由于该算法采取可靠的检测器和基于深度学习的外观特征,得到了良好的跟踪结果。

本文从三个部分解决多目标跟踪问题:目标检测、目标运动状态预测和数据关联。首先,为了降低由于检测精度不高影响跟踪性能的情况,调用文献[11]中高效的目标检测算法检测目标。然后,引入改进的核相关滤波算法来预测每个目标的运动状态。通过利用加权融合多种特征的跟踪结果和关联成功的检测信息以解决核相关滤波(KCF)算法中目标遮挡和尺度固定的问题。此外,利用分步关联算法,处理碎片化轨迹的问题,并利用随机藏处理目标遮挡的问题。

## 2 改进的 KCF 单目标跟踪算法

针对传统的 KCF 跟踪算法<sup>[14]</sup>在目标遮挡和尺度变化的情况下发生跟踪失败的问题,提出了一种多特征得分融合的 KCF 算法。首先,为了更好地表示目标,采用文献[15]中多特征融合的方法,将灰度特征、颜色特征(CN)和方向梯度直方图(HOG)特征的跟踪结果,通过各自的权重进行融合。然后,利用关联成功的目标检测信息去更新目标的尺度。

### 2.1 KCF 跟踪算法

KCF 跟踪算法是利用相关滤波器分析目标外观的单目标跟踪器,主要包括两个阶段:相关滤波器模型的训练和更新。第 1 帧时,目标的状态由检测算法给出,根据目标的状态提取目标特征  $x$ ,并采用岭回归的方法,训练相关滤波器模型  $\alpha$ 。第  $t$  帧时,在  $t-1$  帧的位置处进行采样,得到目标模板  $x_t$ ,与  $t-1$  帧训练好的滤波器模型进行相关滤波,得到滤波器的响应  $y_t$ ,对应于响应图最大值的位置就是目

标的位置。目标模型通过学习率  $\xi$  逐帧更新,并在目标被遮挡的情况下,停止更新分类器的模型。更新公式为

$$\begin{cases} \hat{x}_t = (1 - \xi) \hat{x}_{t-1} + \xi \hat{x}_t \\ \hat{\alpha}_t = (1 - \xi) \hat{\alpha}_{t-1} + \xi \hat{\alpha}_t \end{cases} \quad (1)$$

### 2.2 多特征融合

KCF 跟踪算法可以对图像特征采用多通道,因此可以采用更强大的特征代替单一的特征。文中将三种特征用于 KCF 跟踪器中,除了原始图像的灰度像素外,还采用了 CN 和 HOG 两种在视觉任务中最常用的特征。这两种特征相互补充,HOG 特征侧重于图像的梯度信息,而 CN 特征则强调图像的颜色信息。

首先利用提取的灰度特征、HOG 特征和 CN 特征训练相关滤波器,然后找到响应值最大的位置,记为  $p_g$ 、 $p_h$  和  $p_c$ ,作为各自的跟踪结果,并利用特征的响应值计算各自的权重。最后将这三个位置通过权重进行融合以获得最终的跟踪结果。权重公式为

$$\begin{cases} \epsilon_g = \bar{\epsilon}_g / \bar{\epsilon}_g + \bar{\epsilon}_c + \bar{\epsilon}_h \\ \epsilon_h = \bar{\epsilon}_h / \bar{\epsilon}_g + \bar{\epsilon}_c + \bar{\epsilon}_h \\ \epsilon_c = \bar{\epsilon}_c / \bar{\epsilon}_g + \bar{\epsilon}_c + \bar{\epsilon}_h \end{cases} \quad (2)$$

式中  $\epsilon_g$ 、 $\epsilon_h$  和  $\epsilon_c$  分别表示为灰度特征、HOG 特征和 CN 特征的权重,且满足  $\epsilon_g + \epsilon_h + \epsilon_c = 1$ 。 $t$  时刻灰度特征、HOG 特征和 CN 特征的响应值均值为  $\bar{y}_g$ 、 $\bar{y}_h$  和  $\bar{y}_c$ ,定义  $\bar{\epsilon}_g = 1/\bar{y}_g^2$ 、 $\bar{\epsilon}_h = 1/\bar{y}_h^2$  和  $\bar{\epsilon}_c = 1/\bar{y}_c^2$ 。则最终的跟踪结果可表示为

$$p = \epsilon_g p_g + \epsilon_h p_h + \epsilon_c p_c \quad (3)$$

## 3 改进的多目标跟踪算法

采用文献[11]中的目标检测算法获得目标的检测集。该算法在提取目标候选框时,在区域建议网络(RPN)<sup>[2]</sup>的基础上,加入多尺度训练策略,即每次随机抽取一个金字塔尺度采样,但在测试过程中只使用单一尺度和单一模型。同时,采用 skip-pooling 和 multi-region 策略去组合不同尺度和不同层次的特征。然后采用改进的 KCF 算法为每个目标创建一个跟踪器,以预测其运动状态。最后利用数据关联算法关联所获得的检测集和跟踪集,并利用训练好的在线随机藏重新检测目标以解决目标遮挡的问题,得到最终的跟踪结果。多目标跟踪算法的框架如图 1 所示。

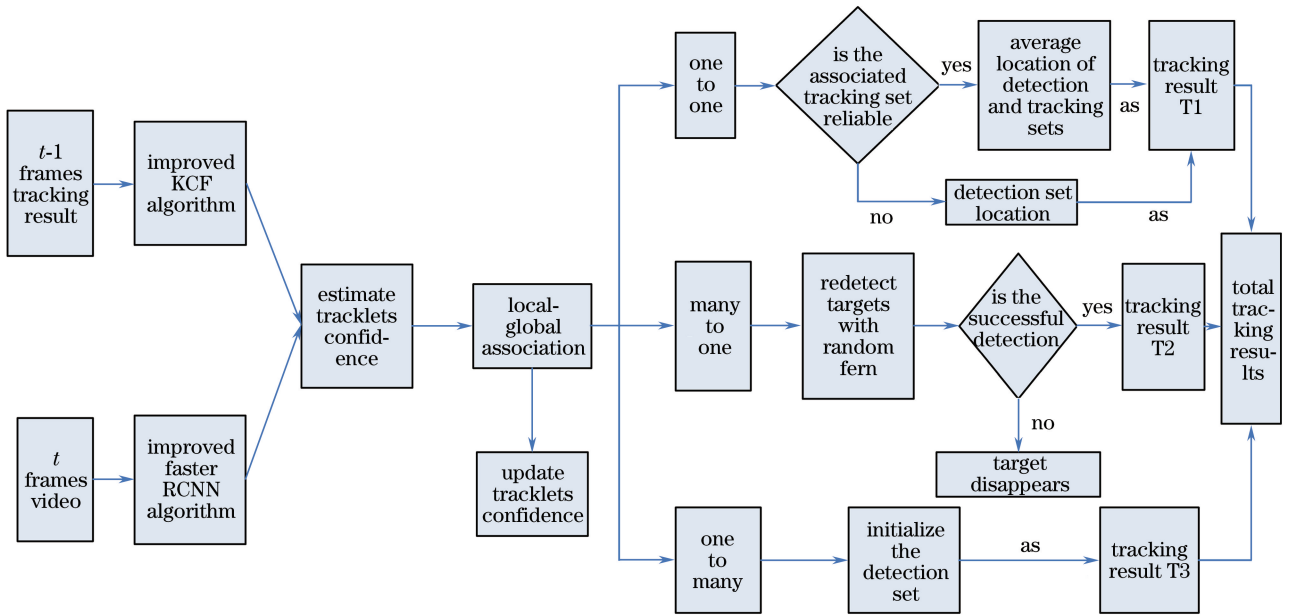


图1 多目标跟踪算法的框架

Fig. 1 Framework of multi-target tracking algorithm

### 3.1 数据关联算法

#### 3.1.1 分步关联

匈牙利算法主要用于求解全局最优的结果,因此当一些检测缺失时,会出现轨迹断裂的情况。为了解决多目标跟踪中碎片化轨迹的问题,采用文献[8]中的方法,利用跟踪片的置信度,分步关联轨迹,跟踪片的置信值  $q(T_i^i)$  表示为

$$q(T_i^i) = \frac{\sum_{l \in [t_s^i, t_e^i], v_l=1} S(T_i^i, D_l^i)}{\text{length}(T_i^i)} \cdot \{1 - \exp[-\alpha \sqrt{\text{length}(T_i^i) - \beta}]\}, \quad (4)$$

式中  $D_l^i$  为在  $[t_s^i, t_e^i]$  期间,与目标  $i$  关联成功的检测,  $S(T_i^i, D_l^i)$  为它们的相似度值;  $\beta$  为目标  $i$  由于遮挡或不可靠检测丢失的帧数,  $\beta = t_e^i - t_s^i - \text{length}(T_i^i) + 1$ ;  $t_s^i$  和  $t_e^i$  分别表示跟踪片的开始帧数和结束帧数。当  $q(T_i^i) \geq \delta$ ,  $T_i^i$  为高置信值的可靠跟踪片,记为  $T_i^{\text{high}}$ ; 否则,它为低置信值的碎片跟踪片,记为  $T_i^{\text{low}}$ 。

先将高置信度的跟踪集  $T_i^{\text{high}}$  与检测集  $D_i$  进行关联,再将剩下的高置信度的跟踪集  $T_i^{\text{high}}$  和低置信度的跟踪集  $T_i^{\text{low}}$  或没有匹配的检测集  $D_i$  关联,最后将一些没有与其他的跟踪和检测关联的低置信度的跟踪删除,并利用(4)式更新每一个跟踪的置信值。

#### 3.1.2 相似性度量函数

为了关联跟踪集和检测集,结合目标的运动信息和外观信息构造相似函数,定义为

$$S(T_i^i, D_j^j) = S_a(T_i^i, D_j^j) \cdot S_m(T_i^i, D_j^j), \quad (5)$$

式中  $S_a$  和  $S_m$  分别表示为目标的外观和运动相似性,表示为

$$S_a(T_i^i, D_j^j) = \cos(F_{T_i}, F_{D_j}), \quad (6)$$

$$S_m(T_i^i, D_j^j) =$$

$$\exp\left\{-\omega \left[ \left( \frac{X_{ti} - X_{dj}}{W_{dj}} \right)^2 + \left( \frac{Y_{ti} - Y_{dj}}{H_{dj}} \right)^2 \right]\right\}, \quad (7)$$

式中  $F = \{f_{\text{gray}}, f_{\text{hog}}, f_{\text{cn}}\}$ , 其中  $f_{\text{gray}}$ 、 $f_{\text{hog}}$  和  $f_{\text{cn}}$  分别表示目标的灰度、HOG 和 CN 特征;  $(X_{ti}, Y_{ti})$  和  $(X_{dj}, Y_{dj})$  分别表示第  $i$  个跟踪目标和第  $j$  个检测目标的中心位置;  $W_{dj}$  和  $H_{dj}$  分别表示第  $j$  个检测的宽和高。

如果  $S(T_i^i, D_j^j) \geq \eta$ , 则目标关联成功,记为  $(T_{\text{succer}}^i, D_{\text{succer}}^j)$ ; 否则,目标关联失败,记为  $(T_{\text{failr}}, D_{\text{failr}})$ 。

### 3.2 跟踪结果处理

首先需要利用峰值旁瓣比(PSR)值去判断 KCF 算法所得的跟踪结果是否可靠,定义为

$$R_{\text{PS}} = \frac{\max(y) - \mu}{\sigma}, \quad (8)$$

式中  $y$  为目标的响应值,  $\mu$  和  $\sigma$  分别表示为响应值的均值和标准差。图2是 Jogging 序列的跟踪结果和 PSR 分布图。可以看出,该序列在 77 帧时,目标跟踪失败,PSR 值极速下降;在 90 帧时,目标重新被跟踪,PSR 值开始上升。因此可以利用 PSR 值判断目标跟踪结果的可靠性。

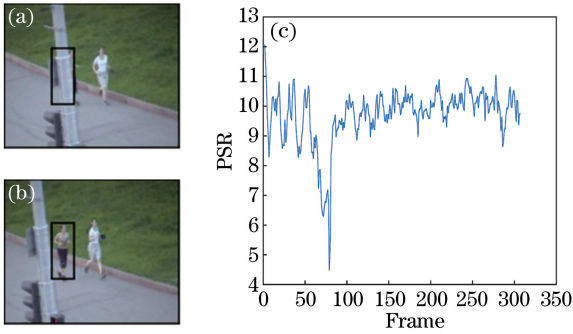


图2 Jogging序列的跟踪结果。(a)第77帧;  
(b)第90帧;(c)PSR图

Fig. 2 Tracking results of jogging sequences.

(a) The 77th frame; (b) the 90th frame; (c) PSR graph

然后根据跟踪集与检测集关联的数量,把目标状态分为三种情况,三种情况的跟踪结果分别为

1) 一对一

$$P_i^1 = \begin{cases} \text{average}(T_{\text{succr}}^i, D_{\text{succr}}^j), & \text{if } R_{\text{PS}}(T_{\text{succr}}^i) > \phi \\ D_{\text{succr}}^j, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

2) 多对一

$$P_i^2 = \begin{cases} T_{\text{failr}}, & \text{if } R_{\text{PS}}(T_{\text{failr}}) > \phi \\ \text{predict or delete}(T_{\text{failr}}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

3) 一对多

$$P_i^3 = D_{\text{failr}} \quad (11)$$

当  $R_{\text{PS}}(T) > \phi$  时,表示 KCF 算法获得的跟踪结果可靠。在多对一情况下,目标发生了漏检,将关联失败的跟踪集作为多目标跟踪的结果。反之,跟踪结果不可靠,目标发生遮挡或离开视野。先将其跟踪结果加入跟踪列表中,然后利用在线随机森林重新检测目标的位置,如果检测成功,就认为目标发生遮挡,不更新 KCF 算法中的模板和尺度,否则就认为目标离开场景,将其从跟踪列表中删除。

因此,目标最终的位置为  $P_i = P_i^1 \cup P_i^2 \cup P_i^3$ 。此外,为了减少由环境干扰,如相机抖动等情况造成的错误检测,将少于 6 帧的目标删除。

### 3.3 在线随机森林

随机森林是由 Ozuysal 等<sup>[16]</sup>在 2007 年提出的随机森林的改进算法,由于其可扩展性强和运行速度快等优点,因此越来越多的研究者利用其检测目标。在实施中,使用文献[16]的像素值比较的方法作为样本的二值特征。

假设  $c_i$  为样本存在的类别,  $f_j$  ( $j = 1, 2, \dots, N$ ) 为样本的二值特征,即  $f_j: \{0, 1\}$ 。目标是使用生成

的二值特征对待分类的样本进行分类,即

$$\hat{c}_i = \arg \max_{c_i} P(C = c_i | f_1, f_2, \dots, f_N) \quad (12)$$

假设先验概率  $P(C)$  均匀分布,根据贝叶斯公式可将(12)式简化为

$$\hat{c}_i = \arg \max_{c_i} P(f_1, f_2, \dots, f_N | C = c_i) \quad (13)$$

由文献[16]可得:

$$P(f_1, f_2, \dots, f_N | C = c_i) = \prod_{k=1}^M P(F_k | C = c_i) \quad (14)$$

式中  $F_k = \{f_{\sigma(k,1)}, f_{\sigma(k,2)}, \dots, f_{\sigma(k,S)}\}$ ,  $k = 1, \dots, M$  表示第  $k$  簇,  $M$  表示特征划分的组数,  $S$  表示每组特征的数量,  $\sigma(k, j)$  表示将二值特征随机排列。对于每一个簇  $F_k$ ,其条件概率可以表示为  $P(F_k | C = c_i) = N_{k,c_i} / N_k$ ,  $N_{k,c_i}$  为训练样本中类别为  $c_i$  的第  $k$  个簇的样本数目,  $N_k$  为类别为  $c_i$  的样本总数目。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 参数设置与评价指标

为了对所提算法进行全面的评估,在 MOT16 数据库上<sup>[17]</sup>评估算法的跟踪性能,该数据库包括 7 个有挑战的视频序列,包括带有移动摄像机的正面视图场景以及自上而下的监控装置。使用文献[11]提供的目标检测方法,所有参数已通过实验确定,设置为  $\alpha = 1.2$ ,  $\eta = 0.4$ ,  $\delta = 0.5$ ,  $\omega = 1.5$ ,  $\phi = 7.5$ 。

以下评价准则用于评估各个算法的性能。其中包括多目标跟踪准确度(MOTA  $\uparrow$ )、多目标跟踪精度(MOTP  $\uparrow$ )、正确跟踪轨迹占 80% 以上的百分比(MT  $\uparrow$ )、正确跟踪的轨迹占 20% 以上的百分比(ML  $\downarrow$ )、目标 ID 的改变次数(IDS  $\downarrow$ )、误检目标的数目(FP  $\downarrow$ )、漏检目标的数目(FN  $\downarrow$ )、轨迹断开的次数(Frag  $\downarrow$ )、运行速度(Runtime  $\uparrow$ )。箭头向上表示数据越大跟踪性能越好,向下表示数据越小跟踪性能越好。

### 4.2 局部-全局关联算法比较

为了验证本文所用关联算法的有效性,对 MOT16 数据集进行实验,比较结果如表 1 所示。其中, a1 表示只使用全局关联算法, a2 表示只使用局部关联算法, a3 为本文的算法。从表 1 中可以看出, a3 算法在大多数度量指标上都有所提高。a1 与 a2 算法比较, Frag 从 1287 增加到 1356, 这个结果



表明,使用 a1 算法能够将碎片轨迹连接起来,建立更长的轨迹。a1 算法与本文算法比较,本文算法显著提升了 MOTA 和 MT,并使 IDS 从 889 降低到

645,这是因为使用 a2 算法能够降低在全局关联中匹配的歧义性。因此,采用局部-全局关联可以提高关联的准确性。

表 1 局部-全局关联算法的性能比较

Table 1 Performance comparison of local and global association algorithms

Method	MOTA /%	MOTP /%	MT /%	ML /%	FP	FN	IDS	Frag
a1	53.0	77.2	29.6	20.40	8992	60503	889	1287
a2	52.5	77.9	24.6	23.64	8961	60367	1103	1356
a3	64.8	79.7	37.8	22.30	7780	57081	645	1095

### 4.3 与优秀的跟踪算法比较

为了验证算法的有效性,将其与现有的 5 种优秀算法进行了比较,分别为检测前跟踪(TBD)<sup>[18]</sup>、多重假设跟踪:融合外观模型(MHT-DAM)<sup>[6]</sup>、整合局部光流描述符的接近在线的多目标跟踪

(NOMT)<sup>[20]</sup>、简单在线实时跟踪(SORT)<sup>[21]</sup>和 POI (Person of Interest)<sup>[11]</sup>。它们在 MOT16 数据库上跟踪性能比较如表 2 所示,其中不带“\*”的算法使用文献[19]中的检测算法,带“\*”的算法使用文献[11]中的检测算法。

表 2 MOT16 数据库的跟踪性能比较

Table 2 Comparison of tracking performance in MOT16 database

Method	MOTA	MOTP	MT	ML	FP	FN	IDS	Runtime /Hz
TBD <sup>[18]</sup>	33.7%	76.5%	7.2%	54.2%	5804	112587	633	0.5
MHT-DAM <sup>[6]</sup>	42.9%	76.6%	13.6%	46.9%	<b>5668</b>	97919	499	0.7
NOMT <sup>[20]</sup>	46.4%	76.4%	18.3%	41.4%	9753	87565	359	3
SORT <sup>[21]</sup> *	59.8%	79.6%	25.4%	22.7%	8698	63245	1423	<b>60</b>
POI <sup>[11]</sup> *	<b>66.1%</b>	79.5%	34.0%	<b>20.8%</b>	6373	<b>55914</b>	805	10
Proposed	64.8%	<b>79.7%</b>	<b>37.8%</b>	22.3%	7780	57081	<b>645</b>	30

为了公平起见,选择了两种类似于本文总体框架的算法, SORT 算法和 POI 算法,即它们都采用匈牙利算法关联跟踪集和检测集,且 POI 算法也使用了分步关联算法。由于 SORT 算法仅仅使用了交并比 (IOU) 距离关联目标,因此跟踪性能低于 POI 算法和本文算法。但 SORT 算法的所有评价指标却高于使用检测效率低的 TBD 算法、MHT-DAM 算法和 NOMT 算法,由此说明检测算法的质量极大地影响多目标的跟踪性能。POI 算法在 SORT 算法的基础上加入了使用深度神经网络提取的外观特征,因此 MOTA 算法指标从 59.8% 提高到 66.1%。而本文算法在没有使用深度外观特征的情况下,加入了在线随机森林分类器,当目标被遮挡时,重新检测目标,从而减少了目标的 IDS 指标,从 805 降到了 645,且 MOTP 指标和 MT 指标都取得了最佳的结果。虽然 MOTA 算法指标略低于 POI 算法,但与 SORT 算法相比, MOTA 算法指标从 59.8% 提升到 64.8%,充分说明,利用本文改进的核相关滤波器去预测目标的运动状态,能够提升跟踪性能。

大多数多目标跟踪算法通常以牺牲运行速度为代价来提高跟踪性能。但是,为了跟踪行人和车辆,

算法的实时性是极其重要的。也就是说,算法的运行速度不能低于 20 Hz。从表 2 中可以看出,精度越高的算法,速度往往很慢。SORT 算法的运行速度最快,但其精度却不如 POI 算法; POI 算法的精度最高,但它的速度却降低了 80%,不能满足实时性的要求。而本文算法在跟踪精度和运行速度之间进行权衡,在达到实时性能的前提下,提升了算法的跟踪精度。

图 3 为本文算法的部分实验结果。MOT16-03 序列中的相机是固定的,但目标处于拥挤的场景; MOT16-07、MOT16-12 和 MOT16-14 序列中的相机是运动的,且 MOT16-14 序列中的摄像机是由一辆公共汽车携带并在两条街的交叉口快速转动。从结果可以看出,本文方法在相机运动、目标遮挡、外观相似等复杂的环境下,都能以一种稳定和持久的方式跟踪目标。所有的结果显示,利用改进的快速区域卷积神经网络 (faster RCNN) 算法检测目标,并结合改进的核相关滤波器跟踪目标,可以显著地提升多目标的跟踪性能。

## 5 结 论

采用基于检测的跟踪算法处理多目标问题,因



图3 MOT2016数据集跟踪结果。(a) MOT16-03;(b) MOT16-06;(c) MOT16-07;(d) MOT16-12;(e) MOT16-14

Fig. 3 Tracking results of MOT2016 data set. (a) MOT16-03; (b) MOT16-06; (c) MOT16-07; (d) MOT16-12; (e) MOT16-14

此检测算法的好坏直接影响跟踪性能。为此,采用了改进的RPN网络提取目标的候选区域。这在很大程度上降低了误检、漏检的可能性,为后续的数据关联提供了良好的基础。并且,采用将多种特征的跟踪结果加权融合的KCF算法更好地预测目标运动状态。经实验验证,利用改进的RPN网络和KCF算法,能在各种复杂的环境下获得有竞争力的结果。此外,引入局部-全局关联算法,分步关联轨迹,并在发生遮挡的情况下,利用随机森林分类器重新检测目标。因此,即使目标发生遮挡、摄像机移动和外观相似等情况下,也能稳定地跟踪目标。下一步的研究重点是改进核相关滤波器算法中的特征表示,如采用faster RCNN检测算法中提取的卷积特征,提高目标的表征能力。

### 参 考 文 献

- [1] Li S J, Fan X, Zhu B, *et al.* A method for small infrared targets detection based on the technology of motion blur recovery[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(6): 0610001.
- [2] Ren S Q, He K M, Girshick R, *et al.* Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [3] Liu W, Anguelov D, Erhan D, *et al.* SSD: single shot multibox detector[C]// *European Conference on Computer Vision*, 2016:21-37.
- [4] Li A D, Lin Z P, An W, *et al.* Infrared small target detection in compressive domain based on self-adaptive parameter configuration[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(10): 1008003.  
李安冬, 林再平, 安玮, 等. 基于自适应改进的压缩域红外弱小目标检测[J]. *中国激光*, 2015, 42(10): 1008003.
- [5] Zhang L J, Zhou Z P. An improved discrete-continuous energy minimization for multi-target tracking [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(11): 111502.

- 张丽娟, 周治平. 一种改进的离散连续能量最小化多目标跟踪[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 111502.
- [6] Kim C, Li F, Ciptadi A, *et al.* Multiple hypothesis tracking revisited: blending in modern appearance model [C] // IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 4696-4704.
- [7] Milan A, Schindler K, Roth S. Detection- and trajectory-level exclusion in multiple object tracking [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 3682-3689.
- [8] Bae S H, Yoon K. Robust online multi-object tracking based on tracklet confidence and online discriminative appearance learning [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1218-1225.
- [9] Dicle C, Camps O I, Sznaiar M. The way they move: tracking multiple targets with similar appearance [C] // IEEE International Conference on Computer Vision, 2013: 2304-2311.
- [10] Yoon J H, Yang M, Lim J, *et al.* Bayesian multi-object tracking using motion context from multiple objects [C] // IEEE Conference on Applications of Computer Vision, 2015: 33-40.
- [11] Yu F, Li W, Li Q, *et al.* POI: multiple object tracking with high performance detection and appearance feature [C] // European Conference on Computer Vision, 2016: 36-42.
- [12] Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, *et al.* Going deeper with convolutions [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1-9.
- [13] Kuhn H W. The Hungarian method for the assignment problem [J]. Naval Research Logistics, 2004, 52(1): 7-21.
- [14] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, *et al.* High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.
- [15] Yang Y, Zhou H Y, Wang S Y. Saliency tracking algorithm based on fusing multiple features [J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(26): 74-80.
- 杨阳, 周海英, 王守义. 基于多特征融合的显著性跟踪算法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(26): 74-80.
- [16] Özuysal M, Fua P, Lepetit V. Fast keypoint recognition in ten lines of code [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [17] Milan A, Lealtaxe L, Reid I D, *et al.* MOT16: a benchmark for multi-object tracking [EB/OL]. [2018-03-20] <https://arxiv.org/pdf/1603.00831.pdf>.
- [18] Geiger A, Lauer M, Wojek C, *et al.* 3D traffic scene understanding from movable platforms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(5): 1012-1025.
- [19] Felzenszwalb P F, Girshick R B, McAllester D, *et al.* Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [20] Choi W. Near-online multi-target tracking with aggregated local flow descriptor [C] // IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 3029-3037.
- [21] Bewley A, Ge Z, Ott L, *et al.* Simple online and realtime tracking [C]. IEEE International Conference on Image Processing, 2016: 3464-3468.