

基于模糊空时线索的多目标在线跟踪算法

李俊, 谢维信, 李良群, 刘钧彬

(深圳大学 ATR 国防科技重点实验室, 广东深圳 518060)

摘要: 多目标在线跟踪是视频监控中的关键问题之一. 针对日益增长的智能化视频监控的需求, 提出了一种基于模糊空时线索的多目标在线跟踪算法. 在该算法中, 引入模糊空时多属性特征定义距离函数, 利用模糊 C 均值聚类优化得到交叉隶属度矩阵, 实现目标与观测间的数据关联. 为了减少错误的轨迹起始, 利用空时线索定义了遮挡度函数, 判别出新目标并起始相应的目标轨迹. 实验结果表明, 本文算法能够准确地估计出目标的运动轨迹. 本文算法可应用于视频监控、安防以及自动驾驶等领域.

关键词: 视频监控; 在线跟踪; 模糊 C 均值; 空时线索; 模糊隶属度

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)03-0513-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.03.001

Online Multiple Target Tracking Algorithm Based on Fuzzy Spatio-Temporal Cues

LI Jun, XIE Wei-xin, LI Liang-qun, LIU Jun-bin

(ATR Key Lab of National Defense Technology, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: Online multi-target tracking is one of the key problems in video surveillance. According to the increasing need of smart monitoring, an online multiple target tracking algorithm based on fuzzy spatio-temporal cues was proposed. The fuzzy spatio-temporal multiple features were introduced to define the distance function, and the fuzzy c-means algorithm was adopted to derive the cross fuzzy membership degree matrix which was used to deal with the data association between the targets and the observations. To reduce the wrong initializations of the targets, an occlusion measurement about the levels of occlusion was defined according to the spatio-temporal cues. The new targets were discriminated from the false alarms by the occlusion measurement, and their corresponding tracks were initialized. Experimental results show that the proposed algorithm can accurately estimate the trajectories of multiple targets. The proposed algorithm can be applied in video surveillance, security, autonomous driving, etc.

Key words: video surveillance; online tracking; fuzzy c-means; spatio-temporal cues; fuzzy membership degree

1 引言

多目标跟踪是计算机视觉中的热点研究课题之一, 其对于行为分析、场景理解等高层次的视觉研究具有重要意义, 并且在视频监控、自动驾驶等领域有着广泛的应用前景.

近年来, 随着目标检测技术的发展^[1], 基于检测的多目标跟踪方法得到了广泛的研究. 基于检测的多目标跟踪算法可分为两类: 多目标离线跟踪算法与多目标在线跟踪算法. 多目标离线跟踪算法, 例如 K 最

短路径方法^[2]以及广义线性分配方法^[3], 考虑较长时间窗内的所有观测, 采用全局优化算法进行数据关联. 由于需要预先知道后续帧的观测结果, 并且全局优化计算量较大, 多目标离线跟踪算法难以应用于诸如视频监控等要求在线处理的应用场景中. 针对多目标在线跟踪问题, 文献[4]提出一种结合行人检测置信度与特定实例分类器的跟踪算法; 文献[5]基于增量线性判别分析, 提出一种结合子轨迹置信度与判别外观模型在线学习的跟踪算法. 但上述方法难以较好

收稿日期: 2015-10-13; 修回日期: 2016-05-19; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61301074, No. 61271107); 广东省自然科学基金(No. S2012010009417); 广东省科技厅产学研协同创新成果转化项目(No. 509111098127); 深圳市科技计划项目(No. JCYJ20140418095735618); 国防预研基金项目(No. 91400C800501140C80340)

地处理存在长时间遮挡以及大量虚假观测环境下的多目标在线跟踪。

针对存在高频率遮挡以及大量虚假观测环境下的多目标在线跟踪问题,本文提出一种基于模糊空时线索的多目标在线跟踪算法.为了提高复杂环境下目标与观测间数据关联的准确性,本文采用空时多属性特征构造交叉模糊隶属度矩阵,设计了目标与观测间的模糊数据关联方法.为了提高目标轨迹起始的准确性,本文利用空时线索定义了遮挡度函数,对新目标与虚假观测进行区分.

2 基于模糊空时线索的多目标在线跟踪算法

数据关联与轨迹起始是多目标在线跟踪中的两个

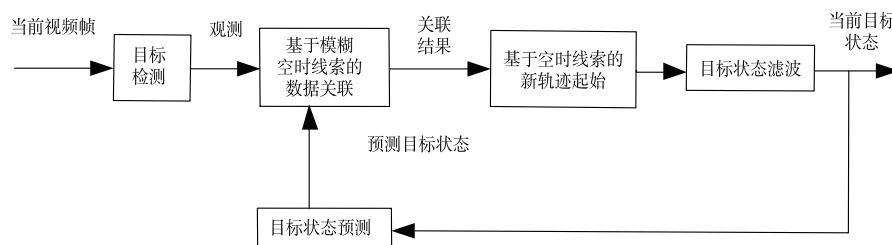


图1 基于模糊空时线索的多目标在线跟踪算法原理框图

2.1 模糊数据关联

复杂场景下,当目标数量较多且目标间距离较近时,由于目标间的遮挡,易产生漏检,加上目标附近可能出现虚假观测,此时,已知目标数量与当前观测数量不相等,使得目标与观测间的数据关联存在不确定性.针对上述问题,本文采用模糊 C 均值聚类,构造交叉模糊隶属度矩阵实现目标与观测的模糊数据关联.

假设当前目标集合为 $O = \{o_1, \dots, o_l\}$, 当前观测集合为 $D = \{d_1, \dots, d_r\}$, 首先,以目标预测位置作为模糊聚类中心,采用模糊 C 均值聚类算法优化式(1),即

$$\min_U \{J_m(U) = \sum_{i=1}^l \sum_{k=1}^r u_{ik}^m g(o_i, d_k)\}, o_i \in O, d_k \in D$$

$$\sum_{i=1}^l u_{ik} = 1, \forall k$$
(1)

可得,

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^l \left(\frac{g(o_i, d_k)}{g(o_j, d_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}$$
(2)

其中, $g(o_i, d_k)$ 表示目标 o_i 与观测 d_k 间的空时多属性特征的距离. m 为模糊加权指数,根据文献[6],本文取 $m = 2$.

然后,以观测点作为模糊聚类中心,采用模糊 C 均

值聚类算法优化式(3),即

$$\min_U \{J_m(U) = \sum_{i=1}^l \sum_{k=1}^r (u'_{ki})^m g(o_i, d_k)\},$$

$$o_i \in O, d_k \in D, m = 2$$

$$\sum_{k=1}^r u'_{ki} = 1, \forall i$$
(3)

可得,

$$u'_{ki} = \left[\sum_{j=1}^r \left(\frac{g(o_i, d_k)}{g(o_i, d_j)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}$$
(4)

因此,定义目标 o_i 与观测 d_k 间的模糊隶属度函数为 $s(o_i, d_k)$, 缩写为 s_{ik} , 即,

$$s_{ik} = \frac{u_{ik} + u'_{ki}}{2}$$
(5)

其中,由于 $0 \leq u_{ik} \leq 1$ 并且 $0 \leq u'_{ki} \leq 1$, 因此 $0 \leq s_{ik} \leq 1$. 通过式(5)可以得到交叉模糊隶属度矩阵 $S = [s_{ik}]_{l \times r}$, 对于目标与观测的正确关联对,其对应模糊隶属度值 s_{ik} 应为交叉模糊隶属度矩阵中相应行和列的最大值.

式(2)和式(4)的计算需要用到距离函数 $g(\cdot)$, 距离函数的定义对于有效区分目标与观测间的不同的关联对十分重要,因此,本文考虑采用空时线索,利用包括空间距离特征、几何尺寸特征、颜色特征、梯度方向特征以及运动方向特征在内的空时多属性特征对目标与观测间的距离进行度量,即定义目标 o 与观测 d 间

的距离为

$$g(o, d) = 1 - f_1(o, d) \times f_2(o, d) \times f_3(o, d) \times f_4(o, d) \times f_5(o, d) \quad (6)$$

其中, $f_1(\cdot)$ 表示空间距离特征相似性度量, $f_2(\cdot)$ 表示几何尺寸特征相似性度量, $f_3(\cdot)$ 表示运动方向特征相似性度量, $f_4(\cdot)$ 表示颜色特征相似性度量, $f_5(\cdot)$ 表示梯度方向特征相似性度量, 其定义分别如下:

$$\begin{aligned} f_1(o, d) &= \exp\left(-\frac{\|(x_o, y_o) - (x_d, y_d)\|_2^2}{2\sigma_1^2 h_o}\right) \\ f_2(o, d) &= \exp\left(-\frac{(h_o - h_d)^2}{2\sigma_2^2 \cdot (h_o)^2}\right) \\ f_3(o, d) &= \exp\left(-\frac{|\arctan((y_o - y'_d)/(x_o - x'_d)) - \arctan(v_o^y/v_o^x)|}{2\sigma_3^2}\right) \\ f_4(o, d) &= \exp\left(-\frac{1 - \rho(H_c(o), H_c(d))}{2\sigma_4^2}\right) \\ f_5(o, d) &= \exp\left(-\frac{1 - \rho(H_g(o), H_g(d))}{2\sigma_5^2}\right) \end{aligned} \quad (7)$$

其中, (x_o, y_o) 表示目标 o 的中心坐标, (x_d, y_d) 表示观测 d 的中心坐标, h_o 表示目标 o 的图像高度, σ_1^2 为方差常量, 本文取 $\sigma_1^2 = 1$; h_d 表示观测 d 的图像高度, σ_2^2 为方差常量, 本文取 $\sigma_2^2 = 1$; (x'_o, y'_o) 表示上一时刻目标 o 的中心坐标, (v_o^x, v_o^y) 表示上一时刻目标 o 的速度在图像坐标轴上的投影, σ_3^2 为方差常量, 本文取 $\sigma_3^2 = 90$; $\rho(\cdot)$ 表示 Bhattacharyya 系数, $H_c(\cdot)$ 表示颜色直方图特征, σ_4^2 为方差常量, 本文取 $\sigma_4^2 = 1$; $H_g(\cdot)$ 表示梯度方向直方图特征, σ_5^2 为方差常量, 本文取 $\sigma_5^2 = 1$.

模糊数据关联的具体步骤如下:

(1) 对于已知目标集合 $O = \{o_1, \dots, o_n\}$ 与观测集合 $D = \{d_1, \dots, d_l\}$, 根据式(6)和式(7)计算目标与观测间的任一关联对的空时多属性特征距离 $g(o_i, d_j)$, $i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, l$;

(2) 根据式(2)、式(4)以及式(5)得到目标与观测间的模糊隶属度矩阵 $S = [s_{ij}]_{n \times l}$;

(3) 找出模糊隶属度矩阵 S 中未被标记的所有元素中的最大值 $s_{pq} = \max([s_{ij}]_{n \times l})$, $p \in \{1, \dots, n\}$, $q \in \{1, \dots, l\}$, 同时, 标记模糊隶属度矩阵 S 中的第 p 行所有元素以及第 q 列所有元素. 如果 $s_{pq} \geq \{s_{pj}\}_{j=1, \dots, l}$ 且 $s_{pq} \geq \{s_{iq}\}_{i=1, \dots, n}$, 并且 $s_{pq} > 0.5$, 则认为目标 o_p 与观测 d_q 是一对正确的关联;

(4) 如果模糊隶属度矩阵 S 中仍存在未被标记的行或者列, 则转到步骤(3), 直到模糊隶属度矩阵 S 中所有行或者所有列均被标记.

与传统的基于模糊聚类的关联方法相比, 本文提

出的模糊数据关联方法更有利于处理存在高频率遮挡以及大量虚假观测环境下的多目标在线跟踪问题. 当存在漏检或者出现新目标时, 目标数目与观测数目不相等, 传统的基于模糊聚类的关联方法易出现如下问题:

(1) 当仅以目标预测位置作为模糊聚类中心时, 若观测中出现新目标, 则新目标所对应的观测对于当前已知目标的模糊隶属度均应很小, 但由于模糊 C 均值聚类算法中约束条件的作用, 可能计算得出该观测对于多个已知目标均有较大的模糊隶属度, 从而与真实情况不符. 并且当当前目标数为 1 时, 将会得出所有观测对于当前目标的隶属度均为 1, 与实际情况不符.

(2) 当仅以观测点作为模糊聚类中心时, 若已知目标被漏检, 则该目标对于当前所有观测的模糊隶属度均应很小, 但由于模糊 C 均值聚类算法中约束条件的作用, 可能计算得出该目标对于附近的几个观测均具有较大的模糊隶属度, 从而与真实情况不符. 并且当当前观测数为 1 时, 将会得出所有目标对于当前观测的隶属度均为 1, 与实际情况不符.

而本文提出的模糊数据关联方法通过利用模糊空时多属性特征, 经过两次模糊 C 均值聚类运算, 构建一种新的交叉模糊隶属度矩阵, 有效解决了上述问题.

2.2 目标轨迹起始与目标轨迹管理

复杂环境下, 由于背景干扰、目标自身形变等多种因素的影响, 目标检测器将难以避免的产生虚假观测, 例如图 2 所示. 图 2 中, 白色矩形框表示与目标相对应的正确观测, 蓝色矩形框表示虚假观测. 当检测到新目标时, 需要为其建立一条新的轨迹, 同时应避免为虚假观测建立轨迹. 因此, 本文提出利用空时线索对未被关联上的观测与当前目标间的遮挡情况进行分析, 判别出对应于新目标的观测, 并为其起始新的目标轨迹.



图2 真实场景中目标检测器输出观测结果示例图

假设目标 A 与观测 B 发生如图 3 所示的遮挡, 其

中矩形框 A 与矩形框 B 之间重叠的阴影部分表示遮挡区域,定义 A 与 B 之间的遮挡度 $\omega(A, B)$ 为:

$$\omega(A, B) = \frac{r(A \cap B)}{\min(r(A), r(B))} \quad (8)$$

其中, $r(\cdot)$ 表示区域的面积, 则 $0 \leq \omega \leq 1$. 当 $\omega(A, B) > 0$ 时, 可认为 A 与 B 发生了遮挡. 根据矩形框 A 底部的纵向图像坐标值 y_A 与矩形框 B 底部的纵向图像坐标值 y_B 可进一步得知, 若 $y_A > y_B$, 则 B 被 A 遮挡.

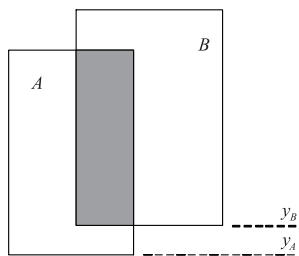


图3 目标与观测间遮挡示意图

假设当前目标集合为 $O = \{o_1, \dots, o_n\}$, 经过模糊数据关联之后, 仍未被关联上的观测集合为 $W = \{d_1, \dots, d_k\}$, 定义新目标对应观测的判别函数 ϕ 为:

$$\phi(d_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } \exists \omega(d_i, o_j) < \beta, \forall o_j \in O, d_i \in W \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

其中, 遮挡度 $\omega(\cdot)$ 由式(8)定义, β 为常量参数, 且 $0 < \beta < 1$, 本文取 $\beta = 0.5$. $\phi(d_i) = 1$ 表示未被关联上的观测 d_i 为新目标所对应的观测; $\phi(d_i) = 0$ 表示未被关联上的观测 d_i 为虚假观测.

结合新目标对应观测的判别函数, 本文设计了目标轨迹管理规则来解决有效目标轨迹的平滑与预测、无效目标轨迹的终止以及新目标轨迹的起始等问题. 目标轨迹管理规则包括:

- (1) 为每个 $\phi(d) = 1$ 的观测 d 建立新的临时轨迹;
- (2) 若临时轨迹连续 λ_1 帧都被关联上, 则将其转化为有效目标轨迹, 否则, 删除该临时轨迹, 其中 λ_1 为常量参数, 并且 $\lambda_1 > 1$;
- (3) 采用 Kalman 滤波器对每条临时轨迹、有效目标轨迹进行滤波以及预测;
- (4) 对连续预测 λ_2 帧后仍未被关联上的临时轨迹以及有效目标轨迹进行删除, 其中 λ_2 为常量参数, 并且 $\lambda_2 > 1$.

3 实验结果及分析

本文采用公开测试视频序列 PETS. S2L1^[7] 与 TownCentre^[8] 进行实验. 每帧图像的观测结果通过文献[1]提出的快速金字塔多通道特征行人检测算法得到. 本文采用文献[9]提出的评价指标对跟踪结果进行综合评估. 评价指标包括: 多目标跟踪精度 (MOTP)、多目

标跟踪准确性 (MOTA)、目标标签变化次数 (IDS)、准确跟踪的目标比例 (MT)、丢失的目标比例 (ML)、目标轨迹断开次数 (FG), 其中 MOTP、MOTA 以及 MT 的数值越大则跟踪效果越好, 而 IDS、ML 以及 FG 的数值越小则跟踪效果越好. MOTP 的定义为:

$$\text{MOTP} = \frac{\sum_t \sum_i \frac{r(h_i^t \cap o_i^t)}{r(h_i^t \cup o_i^t)}}{\sum_t \eta_t} \quad (10)$$

其中, $r(\cdot)$ 表示区域的面积, h_i^t 表示 t 时刻第 i 个目标的真实状态, o_i^t 表示 t 时刻跟踪算法输出的第 i 个目标的估计状态, η_t 表示 t 时刻跟踪算法输出的所有状态中与目标真实状态相匹配的数量. MOTA 的定义为:

$$\text{MOTA} = 1 - \frac{\sum_t (FP_t + FN_t + IDS_t)}{\sum_t \mu_t} \quad (11)$$

其中, FP_t 表示 t 时刻跟踪算法输出的错误状态的数量, FN_t 表示 t 时刻跟踪算法的输出中所漏掉的真实目标的数量, IDS_t 表示 t 时刻目标标签发生变化的次数, μ_t 表示 t 时刻目标的数量. MT 定义为跟踪算法输出目标状态中与目标真实状态匹配率超过 80% 的目标轨迹的数量. ML 定义为跟踪算法输出目标状态中与目标真实状态匹配率低于 20% 的目标轨迹的数量. FG 定义为跟踪算法输出目标轨迹断开的次数.

3.1 视频 PETS. S2L1 测试结果

针对测试视频序列 PETS. S2L1, 本文提出算法以及对比算法的实验结果如表 1 所示.

表 1 视频序列 PETS. S2L1 的测试结果

算法	MOTA	MOTP	IDS	MT	ML	FG
文献[2]算法	80.3%	72.0%	13	89.47%	10.53%	22
文献[5]算法	83.0%	69.6%	4	100%	0%	4
本文算法	87.0%	65.8%	6	89.47%	10.53%	55

从表 1 可以看出, 本文算法在 MOTA 这项指标上要优于对比算法, 说明了本文提出的模糊数据关联方法的有效性, 其中文献[5]算法为在线跟踪算法、文献[2]算法为离线跟踪算法. 由于本文算法中采用的 kalman 滤波器无法对非线性运动的目标状态进行可靠地估计, 因此在 FG 以及 MOTP 这两项指标上本文算法对比算法差, 尽管如此, 本文算法在 MOTA 指标上仍然优于对比算法, 说明本文算法在实现准确的数据关联的同时, 有效减少了错误的目标轨迹起始. 部分跟踪结果如图 4 所示. 例如, 第 32 帧时, 虽然 1 号目标与 2 号目标相互遮挡, 本文算法仍准确地对这两个目标进行了跟踪.

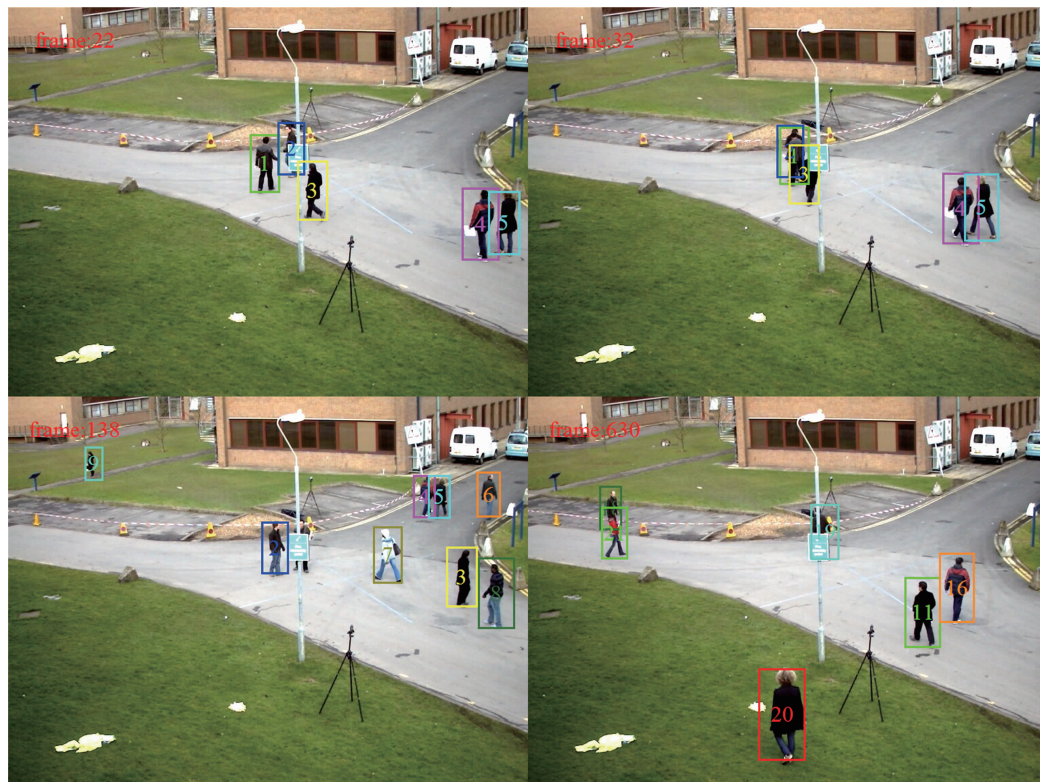


图4 本文算法在视频序列PETS_S2L1上的部分跟踪结果

3.2 视频 TownCentre 测试结果

为了进一步验证本文算法的有效性,本文在更为复杂的视频序列 TownCentre 上进行了测试,实验结果如表 2 所示.

表 2 视频序列 TownCentre 的测试结果

算法	MOTA	MOTP	IDS	MT	ML	FG
文献[5]算法	1.6%	69.0%	26	0.0%	71.7%	114
文献[3]算法	15.0%	70.0%	76	2.2%	58.4%	217
本文算法	36.3%	69.3%	65	14.5%	37.7%	225

相对于测试视频序列 PETS_S2L1,测试视频序列 TownCentre 具有数量更多的目标,同时目标检测器在该视频序列上的漏检率更高,场景中存在的虚假观测也更多.这些因素使得视频序列 TownCentre 上的多目标在线跟踪变得困难.从表 2 可以看出,本文算法在 MOTA 这项指标上要优于对比算法,其中文献[3]算法为离线跟踪算法.本文算法在 MT 以及 ML 这两项指标上均优于对比算法,说明本文算法能够实现高频率遮挡以及大量虚假观测环境下对多个目标的准确跟踪.由于该视频序列的漏检率较高,且目标运动非线性的特点,使得本文算法在 IDS 这项指标上差于文献[5]算法,但仍要好于文献[3]算法.部分跟踪结果如图 5 所示.例如,第 131 帧时,场景中同时存在 21 个目标,除了由于漏检造成 33% 的目标没有得到轨迹起始之外,本

文算法对 67% 的目标都进行了准确跟踪.

3.3 算法分析

本文算法采用 MATLAB 编程语言实现,实验平台为 Intel i3-4160 处理器以及 8GB 内存的 PC 平台.本文算法与多目标在线跟踪算法^[5]在测试数据集上的平均处理速度如表 3 所示.表 3 的统计结果中已排除检测所消耗的时间.

表 3 测试数据集上的平均处理速度

算法	文献[5]算法	本文算法
帧/秒	3.4	4.5

从表 3 可以看出,本文算法在运算速度上要优于文献[5]算法.本文算法的运行时间与检测结果及目标的数量相关.尽管构造交叉模糊隶属度矩阵需要进行两次模糊 C 均值聚类,但由于不需要对聚类中心进行迭代更新,其运算量较小.本文算法的运行时间主要消耗在梯度方向特征的提取以及空时多属性特征距离的计算.下一步工作考虑通过更高效的 C 语言编程,以及结合多核并行计算实现本文算法的实时处理.实验中发现,由于本文算法采用的 Kalman 滤波器无法对非线性运动目标的状态进行可靠地估计,导致本文算法在 FG 以及 MOTP 这两项指标上均差于对比算法,因此,后续工作考虑通过结合积分 Kalman 滤波^[10]或者积分粒子滤波^[11]来解决非线性运动目标的状态估计问题.



图5 本文算法在视频序列TownCentre上的部分跟踪结果

4 结论

针对高频率遮挡以及大量虚假观测环境下的多目标在线跟踪问题,本文提出了一种基于模糊空时线索的多目标在线跟踪算法.本文基于模糊C均值聚类方法,采用空时多属性特征构造交叉模糊隶属度矩阵,设计了目标与观测间的模糊数据关联方法,有效解决了当存在大量虚假观测或者漏检等目标数目与观测数目不相等时的复杂关联问题.针对存在大量虚假观测时易发生错误的目标轨迹起始的问题,本文根据空时线索定义了遮挡度,对未被关联上的观测与当前已知目标间的遮挡情况进行分析,判断出新目标并为其起始新的目标轨迹,有效减少了错误的目标轨迹起始.实验结果表明,基于模糊空时线索的多目标在线跟踪算法能够实现高频率遮挡以及大量虚假观测环境下的多目标准确跟踪.

参考文献

- [1] Dollár P, Appel R, Belongie S, Perona P. Fast feature pyramids for object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(8): 1532 – 1545.
- [2] Berclaz J, Fleuret F, Türetken E, Fua P. Multiple object tracking using k -shortest paths optimization [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(9): 1806 – 1819.
- [3] Dicle C, Camps O I, Sznaiar M. The way they move: tracking multiple targets with similar appearances[A]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. Sydney, Australia: IEEE Press, 2013. 2304 – 2311.
- [4] Breitenstein M D, Reichlin F, Leibe B, Koller-Meier E, Gool L V. Online multiperson tracking-by-detection from a single, uncalibrated camera[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(9): 1820 – 1833.
- [5] Bae S H, Yoon K J. Robust online multi-object tracking based on tracklet confidence and online discriminative appearance learning[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Columbus, USA: IEEE Press, 2014. 1218 – 1225.
- [6] 高新波, 裴继红, 谢维信. 模糊C-均值聚类算法中加权指数 m 的研究[J]. 电子学报, 2000, 28(4): 80 – 83. Gao Xin-bo, Pei Ji-hong, Xie Wei-xin. A study of weighting exponent m in a fuzzy C-means algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(4): 80 – 83. (in Chinese)
- [7] Ferryman J, Shahrokhni A. PETS2009: dataset and challenge [A]. IEEE International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance (PETS-Winter) [C]. Snowbird, USA: IEEE Press, 2009. 1 – 6.
- [8] Benfold B, Reid I. Stable multi-target tracking in real-time surveillance video[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Providence, USA: IEEE Press, 2011. 3457 – 3464.
- [9] Bernardin K, Stiefelhagen R. Evaluating multiple object tracking performance: the CLEAR MOT metrics[J]. Eurasip Journal on Image and Video Processing, 2008, 2008(1): 1 – 10.
- [10] Li L Q, Xie W X, Liu Z X. Bearings-only maneuvering target tracking based on truncated quadrature Kalman filtering[J]. AEU -International Journal of Electronics and Communications, 2015, 69(1): 281 – 289.

- [11] Li L Q, Li C L, Cao W M, Liu Z X. Fuzzy quadrature particle filter for maneuvering target tracking[J]. International

Journal of Fuzzy Systems, 2015, 18(4): 1-12.

作者简介



李 俊 男, 1984 年生于湖南益阳. 现为深圳大学信息工程学院博士研究生. 主要研究方向为计算机视觉与机器学习.
E-mail: lijun10@ email. szu. edu. cn



谢维信 男, 1941 年生于广东. 教授、博导, 1965 年毕业于西安军事电讯工程学院, 现为深圳大学信号与信息处理学科学术带头人, 国家级有突出贡献中青年专家, 主要研究方向为智能信息处理、模糊信息处理、图像处理和模式识别.
E-mail: wxxie@ szu. edu. cn



李良群(通信作者) 男, 1979 年生于湖南邵阳. 副教授、博士, 2002 年、2005 年、2007 年相继在西安电子科技大学获得学士、硕士、博士学位, 现为深圳大学信息工程学院教师, 主要研究方向多传感器信息融合、多目标跟踪.
E-mail: lqli@ szu. edu. cn



刘钧彬 男, 1982 年生于江西赣州. 现为深圳大学信息工程学院博士研究生. 主要研究方向为视觉跟踪, 信号处理.
E-mail: junbinliu@ 163. com