

# 基于光流运动约束马尔可夫随机场改进模型的多目标跟踪算法

牛宇辉\*, 奚峥皓, 薛亚静\*\*, 陈健超

上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620

**摘要** 多目标跟踪时目标之间的交互、部分遮挡或完全遮挡会造成跟踪准确度降低或目标的丢失等问题。针对这些问题,提出了一种融合光流法与马尔可夫随机场(MRF)的多目标跟踪算法。首先,利用首帧图像光流场提取出目标光流,得到目标的速度信息;其次,根据目标运动特性与已建立的MRF模型进行融合并约束优化;最后,在所提模型中,通过核相关滤波算法得到目标最优状态分布以实现多个目标的跟踪。实验结果表明,与同类先进算法相比,所提算法在多目标交互之后,能够继续对目标进行准确跟踪,降低了目标彼此遮挡时的误报率,具有更优越的准确性。

**关键词** 机器视觉; 多目标跟踪; 马尔可夫随机场; 光流场; 遮挡

中图分类号 TP29 文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0215006

## Multi-Target Tracking Algorithm Based on Improved Markov Random Field Model of Optical Flow Motion Constraint

Niu Yuhui\*, Xi Zhenghao, Xue Yajing\*\*, Chen Jianchao

*School of Electrical and Electronic Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China*

**Abstract** In multi-target tracking, the interaction between targets, partial occlusion or complete occlusion can cause degradation of tracking accuracy or loss of targets. To address these problems, a multi-target tracking algorithm that combines optical flow and Markov random field (MRF) is proposed. First, the target optical flow is extracted by using the optical flow field of the first frame image to obtain the velocity information of the target; then, the target motion characteristics are fused with the established MRF model and constrained to optimize; finally, in the proposed model, the optimal state distribution of the target is obtained by the kernel correlation filter algorithm to achieve the tracking of multiple targets. The experimental results show that, compared with similar advanced algorithms, the proposed algorithm can continue to accurately track targets after multi-target interaction, reduce the false alarm rate when targets are obscured by each other, and has superior accuracy.

**Key words** machine vision; multi-target tracking; Markov random field; optical flow field; occlusion

## 1 引言

多目标跟踪是计算机视觉研究的一项重要任务,也是智能视频监控的重要研究内容。在实际应

用中,目标在运动过程中出现的交互问题,例如碰撞、遮挡及目标的出现或消失等都给目标正确跟踪带来了一定难度。因此,在跟踪目标运动过程中,对目标状态的准确判断和预测成为了多目标跟踪

收稿日期: 2021-03-04; 修回日期: 2021-04-06; 录用日期: 2021-04-14

基金项目: 国家自然科学基金(61801286)

通信作者: \*n18321023297@163.com; \*\*xyj2012yjs@163.com

算法的主要挑战<sup>[1]</sup>。

目前,按照跟踪算法形式化表示和优化框架过程,多目标跟踪算法可以分为两类:基于概率推断的算法和基于确定性优化的算法。文献[2]中的多假设跟踪算法(MHT)、文献[3-4]中的卡尔曼滤波算法及文献[5-6]中的粒子滤波算法是基于概率推断的经典跟踪算法。基于概率推断的算法将目标的状态表示为具有不确定性的分布,通过迭代执行预测和更新步骤来估计目标的状态。但是当存在多个目标时,状态集维数大导致计算量增加,降低了算法实时性。

文献[7]中的最小代价流优化跟踪算法与文献[8]中的近似在线多目标(NOMT)跟踪算法是旨在找到最大后验解的基于确定性优化的算法,该类算法将属于同一对象的观察结果整体关联到一条轨迹中,而如何找到最佳关联是问题的关键。文献[9-11]提出了基于卷积神经网络检测的多特征融合相关滤波算法,该算法通过融合 3 种特征的跟踪结果建立核相关滤波(KCF)快速跟踪器。但这些算法跟踪性能依赖于检测器的结果,根据检测结果进行数据关联完成跟踪,检测结果的好坏直接影响了跟踪性能。

基于概率推断的算法仅使用现有的观测值进行估计,因此自然地在对象状态序列中加入具有马尔可夫性质的假设。基于马尔可夫模型的跟踪算法,可以有效消除目标遮挡后出现的歧义性。文献[12]提出了一种依赖于停留时间的半马尔可夫模型跟踪算法,该算法结合上下文信息,基于贝叶斯网络推断计算模型切换概率,自适应切换策略使目标运动序列更接近自然行为,从而提高了跟踪性能。文献[13]提出一种用于小径耦合关联的马尔可夫模型,该模型基于图像相互信息的数据融合方法获得小径耦合,并采用目标的关键点检测方法对密集目标中不完整和偏离检测的位置数据进行校正,借助迭代置信传播算法实现小径耦合片段的有效关联,更具鲁棒性地跟踪目标。

本文提出一种将光流场与马尔可夫随机场(MRF)相结合的多目标跟踪算法,该算法利用图像光流场提取目标运动矢量,将目标空间状态分布视为 MRF,基于现有观测值建立目标帧与帧之间光流运动约束优化的马尔可夫随机场模型(OFCM-MRF),利用核相关滤波算法得到目标状态的最大概率分布,从而合理预测下一帧图像最优的多目标状态,实现对多目标的跟踪。所提算法整体框图如图 1 所示。

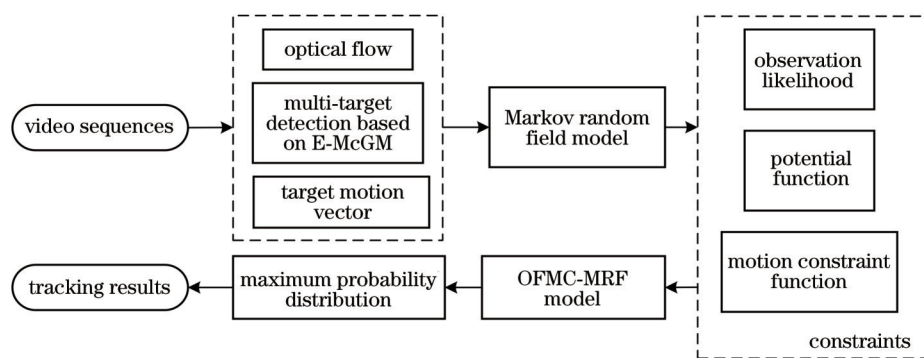


图 1 跟踪过程流程图

Fig. 1 Flow chart of tracking process

## 2 基于 OFCM-MRF 的多目标跟踪算法

目标运动过程跟踪问题可看作目标在跟踪场景中的位置随机问题,则多目标跟踪问题可描述为随时间变化的多个目标位置概率问题<sup>[2]</sup>。设目标在不同时间的跟踪场景中的状态集合为随机场  $Q_i(X_i, P_i)$ 。对多目标在跟踪场景中的状态估计,即对多个目标位置的概率求解可视为对随机场  $Q_i$  中随机变量集合  $X_i$  的联合概率分布  $P_i$  求解。

### 2.1 MRF 模型的建立

多目标跟踪过程中,假设目标间的运动彼此独立。令  $t$  时刻第  $i(i=1, 2, \dots, M)$  个目标的运动状态为  $x_{i,t}=(v_{i,t}, l_{i,t})$ , 其中  $v_{i,t}$  和  $l_{i,t}$  分别为第  $i$  个目标在时刻  $t$  的速度和位置,则在  $t$  时刻  $M$  个目标的联合状态集合可表示为  $X_t=\{x_{i,t}, i=1, 2, \dots, M\}$ ,  $x_{i,t}$  需满足以下条件:

- 1)  $x_{i,t}$  取决于第  $t-1$  时刻目标  $i$  的运动状态  $x_{i,t-1}$ , 即

$$P(X_t = x_{i,t} | X_{t-1} = x_{i,t-1}) = P(X_t = x_{i,t} | X_1 = x_{i,1}, X_2 = x_{i,2}, \dots, X_{t-1} = x_{i,t-1}) \quad (1)$$

2) 当目标  $i, j$  在  $t$  时刻发生遮挡时,  $x_{i,t}$  仅与  $x_{j,t}$  相关, 即

$$P(X_t = x_{i,t} | X_t = x_{j,t}, j \neq i) = P(X_t = x_{i,t} | X_t = x_{j,t}, j \in N_i), \quad (2)$$

式中:  $N_i = \{j | d(\mathbf{x}_{i,t}, \mathbf{x}_{j,t}) < \Delta, j \neq i, j = 1, 2, \dots, M\}$  为  $l_{i,t}$  邻域, 其中  $\Delta$  为邻域的阈值, 即目标  $j$  在目标  $i$  的邻域中。令  $d(l_{i,t}, l_{j,t})$  为  $t$  时刻目标  $i, j$  的空间位置欧氏距离, 由于  $d(l_{i,t}, l_{j,t})$  与目标速度无关, 可得

$$d(\mathbf{x}_{i,t}, \mathbf{x}_{j,t}) = d(l_{i,t}, l_{j,t}) \quad (3)$$

令  $Q_t(\mathbf{X}_t, \mathbf{P}_t)$  为第  $t$  帧随时间变化的 MRF,  $\mathbf{X}_t$  为  $t$  时刻  $M$  个目标的随机变量集合,  $\mathbf{P}_t$  为随机变量的概率分布,  $\psi_{ij}(\mathbf{x}_{i,t}, \mathbf{x}_{j,t})$  为势函数,  $p(\mathbf{x}_{i,t} | \mathbf{x}_{i,t-1})$  为目标  $i$  在  $t$  时刻取决于  $t-1$  时刻的运动状态概率,  $\mathbf{x}_{i,t}$  的观测概率为  $p(\mathbf{x}'_{i,t} | \mathbf{x}_{i,t})$ , MRF 描述多目标运动过程如图 2 所示。

因为单帧图像的目标运动状态仅能反映位置状态, 所以用目标的位置状态描述运动状态。令在  $t$  时刻目标  $i$  的位置状态  $\mathbf{x}_{i,t} = l_{i,t}$  对应的跟踪框位置状态  $\mathbf{x}'_{i,t} = l'_{i,t}$  为观测状态,  $l'_{i,t}$  为观测状态的位置分量, 则  $M$  个目标的联合观测状态集合可表示为  $\mathbf{X}'_t = \{\mathbf{x}'_{i,t}, i = 1, 2, \dots, M\}$ 。在 MRF  $Q_t(\mathbf{X}_t, \mathbf{P}_t)$  中, 根据观测状态  $\mathbf{X}'_t$  估计目标状态  $\mathbf{X}_t$ , 求解最大联合概率分布  $P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}'_t)$ , 可实现对多目标运动过程跟踪。

$$P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}'_t) \propto \prod_{i,j} \psi_{ij}(\mathbf{x}_{i,t}, \mathbf{x}_{j,t}) \prod_i p(\mathbf{x}'_{i,t} | \mathbf{x}_{i,t}) P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}'_{t-1}) C(\mathbf{X}_{t-1}, \mathbf{X}_t) \quad (7)$$

求解最大联合概率分布函数  $P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}'_t)$ , 即可获得每个目标的最大概率位置, 估计在  $t$  时刻的最优状态, 实现遮挡环境下的多目标跟踪。

### 2.3 OFMC-MRF 模型的势函数与光流约束函数

为解决遮挡过程中, 多目标跟踪一致性问题, 所提算法根据目标在运动过程中具有不同速度和方向的特点, 利用通过光流场得到的速度  $\mathbf{v}_{i,t}$  和势函数  $\psi_{ij}(\mathbf{x}_{i,t}, \mathbf{x}_{j,t})$  对 MRF 模型中的目标运动过程进行约束。

如第 2.1 节所述, 当多目标交互遮挡, 即目标  $j$  在目标  $i$  的邻域范围中时, 目标间存在相互排斥的势函数。

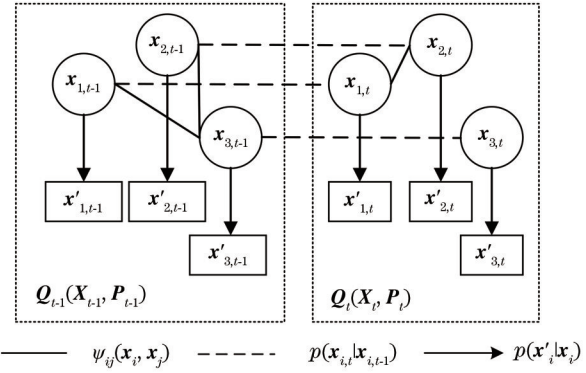


图 2 马尔可夫随机场

Fig. 2 Markov random field

### 2.2 光流运动约束优化的 OFMC-MRF 模型

由  $t-1$  时刻的目标状态联合概率分布函数  $P(\mathbf{X}_{t-1} | \mathbf{X}'_{t-1})$ , 通过随机传播和贝叶斯定律<sup>[15-16]</sup>, 可得在  $t$  时刻目标状态  $\mathbf{X}_t$  与  $t-1$  时刻观测状态  $\mathbf{X}'_{t-1}$  的联合分布函数  $P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}'_{t-1})$  的表达式为

$$P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}'_{t-1}) = \int P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1}) P(\mathbf{X}_{t-1} | \mathbf{X}'_{t-1}) d\mathbf{X}_{t-1}, \quad (4)$$

$$P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1}) = \prod_i p(\mathbf{x}_{i,t} | \mathbf{x}_{i,t-1}). \quad (5)$$

联立(4)、(5)式可得, 在  $t$  时刻目标状态  $\mathbf{X}_t$  对应 MRF  $Q_t$  的联合概率分布满足

$$P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}'_t) \propto \prod_i p(\mathbf{x}'_{i,t} | \mathbf{x}_{i,t}) P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}'_{t-1}). \quad (6)$$

为解决多目标跟踪过程中因遮挡而产生的漏报、误报问题, 在(6)式中引入势函数  $\psi_{ij}(\mathbf{x}_{i,t}, \mathbf{x}_{j,t})$  和光流运动约束条件函数  $C(\mathbf{X}_{t-1}, \mathbf{X}_t)$ 。则在  $t$  时刻的目标状态概率分布函数  $P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}'_t)$  可由 OFMC-MRF 模型获得。

$$\psi_{ij}(\mathbf{x}_{i,t}, \mathbf{x}_{j,t}) \propto \exp\left[-\frac{\text{overlap}(\mathbf{x}_{i,t}, \mathbf{x}_{j,t})}{\beta}\right], \quad (8)$$

式中:  $\text{overlap}(\mathbf{x}_{i,t}, \mathbf{x}_{j,t})$  为目标  $i$  和  $j$  的重叠部分;  $\beta$  表示允许的最大遮挡区域。当一个目标占据状态空间中的某个区域时, 排斥势函数会降低其他目标占据同一区域的可能性。

由光流计算公式<sup>[17]</sup>得到目标光流, 将出现频率最高的光流矢量  $\mathbf{v}_i$  作为目标  $i$  的运动矢量, 即在  $t$  时刻目标  $i$  状态  $\mathbf{x}_{i,t}$  的速度分量为  $\mathbf{v}_{i,t}$ 。由于目标的每帧状态仅与间隔时间、速度和位置相关, 故  $\mathbf{v}_{i,t-1}$  和  $\mathbf{v}_{i,t}$  存在函数关系, 令该函数关系满足匀速线性关系。由第 2.1 节目标间彼此独立的假设条件可知,

目标的运动需满足约束函数

$$C(\mathbf{X}_{i,t-1}, \mathbf{X}_{i,t}) = \prod_i c(\mathbf{x}_{i,t-1}, \mathbf{x}_{i,t}). \quad (9)$$

假设目标  $i$  在邻域  $N_i$  范围内  $3 \times 3$  的矩阵中做匀速运动, 目标不做速度方向角大于  $90^\circ$  的变速运动, 则在  $t$  时刻速度分量  $\mathbf{v}_{i,t}$  有 3 个运动方向, 分别对应目标可能出现的 3 个位置, 如图 3 所示。

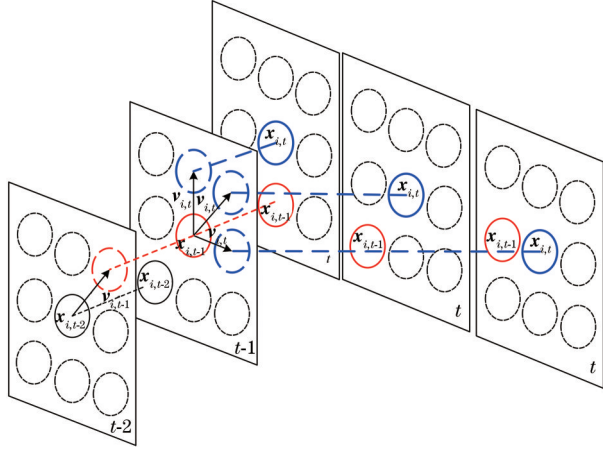


图 3 目标运动矢量表示

Fig. 3 Target motion vector representation

构建增益函数  $g(\mathbf{v}_{i,t-1}, \mathbf{v}_{i,t})$  来定义约束函数,

$$c(\mathbf{x}_{i,t-1}, \mathbf{x}_{i,t}) \propto \begin{cases} 1, & N_i = 0 \\ \exp\left[-\frac{1-g(\mathbf{v}_{i,t-1}, \mathbf{v}_{i,t})}{\sigma}\right], & N_i \neq 0 \end{cases}, \quad (10)$$

式中:  $\sigma$  是先验常数。由图 3 可知, 在计算  $P(\mathbf{X}_i | \mathbf{X}'_i)$  时降低了  $2/3$  的计算量, 因此设  $\sigma = 3$ 。由相关计算公式可得增益函数<sup>[18]</sup>的表达式为

$$g(\mathbf{v}_{i,t-1}, \mathbf{v}_{i,t}) = \theta \left( \frac{1}{2} + \frac{\mathbf{v}_{i,t-1} \cdot \mathbf{v}_{i,t}}{2\|\mathbf{v}_{i,t-1}\| \cdot \|\mathbf{v}_{i,t}\|} \right) + (1 - \theta) \frac{2\sqrt{\|\mathbf{v}_{i,t-1}\| \cdot \|\mathbf{v}_{i,t}\|}}{\|\mathbf{v}_{i,t-1}\| + \|\mathbf{v}_{i,t}\|}, \quad \theta \in (0, 1) \quad (11)$$

式中:  $\theta$  为权重参数, 前一项去除了运动方向偏差较大的状态, 后一项与速度变化较小的状态进行了匹配。因此, 运动约束函数适用于匀速条件下对目标进行运动约束, 则所提 OFMC-MRF 模型可对匀速条件下的多目标完成跟踪。

#### 2.4 OFMC-MRF 模型的观测概率求解

为求解(7)式的分布函数  $P(\mathbf{X}_i | \mathbf{X}'_i)$ , 首先要求得每个目标状态  $\mathbf{x}_{i,t}$  的观测概率  $p(\mathbf{x}'_{i,t} | \mathbf{x}_{i,t})$ , 所提算法利用 KCF 获得 OFMC-MRF 模型中的观测概率  $p(\mathbf{x}'_{i,t} | \mathbf{x}_{i,t})$ 。

令  $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_{i,t}, \mathbf{x}_{j,t}\}$  表示状态  $\mathbf{x}_{i,t}$  和  $\mathbf{x}_{j,t}$  的相关滤波

器训练样本集合, 记  $\mathbf{x}'$  为目标  $i$  观测状态  $\mathbf{x}'_{i,t}$  的样本  $\mathbf{x}$  回归目标。构建回归函数<sup>[19]</sup>

$$f(\mathbf{y}) = \mathbf{w}^T \mathbf{y} = \sum_i^M \alpha_i \kappa(\mathbf{y}, \mathbf{x}), \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{w}$  为岭回归方法的解;  $\mathbf{y}$  是  $\mathbf{x}$  与置换矩阵相乘后循环移位得到的目标状态信息补丁向量;  $\kappa$  为核函数;  $\alpha_i$  为对偶空间中对应于  $\mathbf{w}$  的相关系数。利用岭回归方法得到样本  $\mathbf{x}$  与回归目标  $\mathbf{x}'$  的相关性, 则状态  $\mathbf{x}_{i,t}$  与观测状态  $\mathbf{x}'_{i,t}$  的匹配问题即为求解满足样本回归函数与回归目标间平方误差最小的解。

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_t [f(\mathbf{x}) - \mathbf{x}']^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|^2, \quad (13)$$

式中:  $\lambda$  是为了筛除因矩阵  $\mathbf{w}$  变形过度的虚拟样本而引入的正则化参数。当线性回归时, 可得

$$\mathbf{w} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{x}', \quad (14)$$

式中: 数据矩阵  $\mathbf{X}$  的每行代表一个样本集合  $\mathbf{x}$  的特征向量;  $\mathbf{x}'$  中每个元素都是一个回归目标。当非线性回归时利用对偶空间, 有

$$\mathbf{w} = \sum_i \alpha_i \varphi(\mathbf{x}), \quad (15)$$

$$\varphi^T(\mathbf{x}) \varphi(\mathbf{x}) = \kappa(\mathbf{y}, \mathbf{x}), \quad (16)$$

式中:  $\varphi(\mathbf{x})$  为线性输入映射的非线性特征空间。为降低算法复杂度, 将  $\kappa(\mathbf{y}, \mathbf{x})$  存入循环内核矩阵  $\mathbf{K}^y$ , 即

$$\mathbf{K}^y = C[\mathbf{k}^{xy} = \kappa(\mathbf{y}, \mathbf{x})], \quad (17)$$

式中:  $\mathbf{k}^{xy}$  是  $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{y}$  的核相关性函数。根据矩阵对角化及核循环矩阵的性质<sup>[16]</sup>, 对岭回归内核化, 有

$$\boldsymbol{\alpha} = (\mathbf{K}^y + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{x}', \quad (18)$$

式中:  $\boldsymbol{\alpha}$  为相关系数  $\alpha_i$  组成的向量;  $\mathbf{I}$  为单位矩阵。由(12)式可得, 所有候选补丁的回归函数向量  $\mathbf{F}(\mathbf{y})$  为

$$\mathbf{F}(\mathbf{y}) = (\mathbf{K}^y)^T \boldsymbol{\alpha}, \quad (19)$$

式中:  $\mathbf{F}(\mathbf{y})$  包含所有循环移位补丁  $\mathbf{y}$  的回归函数  $f(\mathbf{y})$ , 即完整的输出响应。使用已经训练好的滤波器对  $\mathbf{y}$  进行滤波计算, 得到测试样本  $\mathbf{x}$  的输出响应  $f(\mathbf{y})$ , 即目标  $i$  状态  $\mathbf{x}_{i,t}$  与对应的观测状态  $\mathbf{x}'_{i,t}$  匹配程度。则利用 KCF 的最大响应  $f(\mathbf{y})$  可得, 观测概率  $p(\mathbf{x}'_{i,t} | \mathbf{x}_{i,t})$  的表达式为

$$p(\mathbf{x}'_{i,t} | \mathbf{x}_{i,t}) = \max f(\mathbf{y}). \quad (20)$$

此时, 最大响应  $f(\mathbf{y})$  所在位置为目标  $i$  位置, 即目标  $i$  状态  $\mathbf{x}_{i,t}$  的最佳匹配观测状态  $\mathbf{x}'_{i,t}$ 。综合 2.2~2.4 节的计算方法, 可得到 OFMC-MRF 模型  $\mathcal{Q}$ , 最大联合概率分布  $P(\mathbf{X}_i | \mathbf{X}'_i)$ , 从而获得多个目标在跟踪场景中的最优状态, 实现多目标跟踪。

### 3 实验结果分析与算法评估

所提算法的实验环境为 64 位 Windows 10 操作系统, Intel Core i5-8250U CPU 处理器, 8 GB 内存, 使用 C++ 编程语言和 OpenCV 库。

在 MOT15 数据集的 KITTI-17 和 PETS09-S2L1 视频序列及 KITTI-TEST 数据集的 0017 视频序列上进行算法仿真。所选序列目标之间具有多次交互行为, 包括严重遮挡等, 可以有效验证所提算法性能。并将所提算法与 Fernando 等<sup>[20]</sup>, Lu 等<sup>[21]</sup>, Liu 等<sup>[22]</sup> 提出的算法在 MOT15 数据集中进行了比较, 这 3 种算法是利用概率最大化进行多目标跟踪算法中的经典算法。

#### 3.1 检测算法

根据文献<sup>[23]</sup>对目标跟踪系统的描述, 目标跟踪过程系统一般可分为检测模块和跟踪模块。所提算

法的检测模块基于边缘多通道梯度模型(E-McGM)的运动目标检测算法<sup>[24]</sup>, 通过对目标边缘建立时间、空间、颜色多通道梯度模型, 并利用该模型获取目标边缘像素点的运动状态描述信息, 实现运动目标轮廓完整提取及目标分割, 再对目标进行跟踪。

#### 3.2 实验仿真结果

基于算法运行结果及数据对比发现, 序列 KITTI-17 和 PETS09-S2L1 有效地测试了所提算法对目标交互遮挡行为进行处理的性能。所提算法在序列 KITTI-17 上的运行结果如图 4 所示, 视频中的目标出现相互交错进行行为, 遮挡后不存在目标滞留状态。第 1 帧图像左侧两个目标向右侧行进过程中, 完全遮挡了远处框内的目标, 所提算法可根据红色框内目标运动信息持续跟踪。第 20 帧图像右侧框内目标向左侧运动时, 目标被遮挡后未出现身份转换问题, 维持了跟踪的准确性。

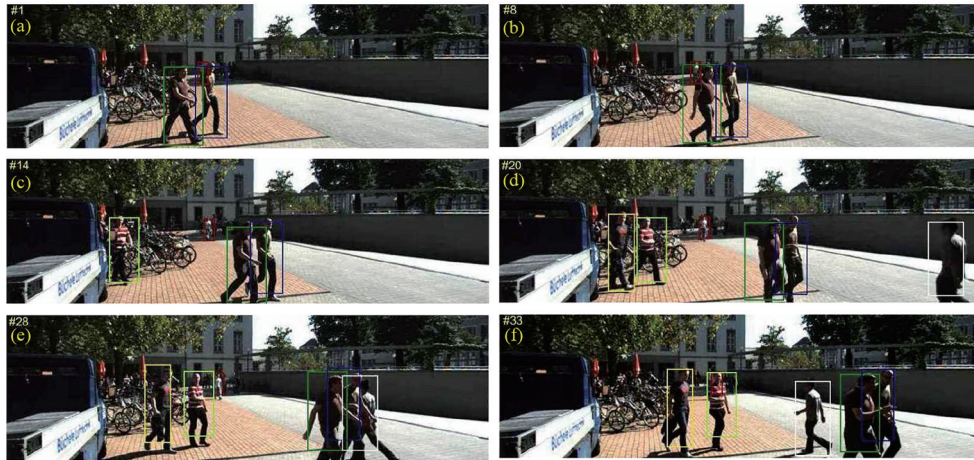


图 4 KITTI-17 序列跟踪结果。(a) 第 1 帧; (b) 第 8 帧; (c) 第 14 帧; (d) 第 20 帧; (e) 第 28 帧; (f) 第 33 帧

Fig. 4 Tracking results of sequence KITTI-17. (a) 1st frame; (b) 8th frame; (c) 14th frame;

(d) 20th frame; (e) 28th frame; (f) 33rd frame

序列 PETS09-S2L1 的主要挑战在于目标移动过程中出现多次交互行为, 遮挡频繁, 且部分目标处于长时间遮挡并伴有滞留状态, 增加了跟踪难度。序列 PETS09-S2L1 运行结果如图 5 所示。第 430 帧图像中 3 个目标运动时, 都存在被其他目标或障碍物遮挡情况, 但目标之间没有出现身份转换问题, 所提算法可根据各目标运动信息实现持续跟踪。

序列 KITTI-TEST17 的主要跟踪目标是汽车, 所提算法运行结果如图 6 所示。骑自行车的人先后被不同的汽车遮挡, 汽车之间也存在相互遮挡的情况。但目标被遮挡之后, 所提算法仍然可以对目标个体保持稳定跟踪。

实验结果表明, 所提算法在遮挡环境下取得了

较好的跟踪结果, 在目标出现多次遮挡的情况下, 能够准确跟踪对应的目标。

#### 3.3 仿真结果评价与性能分析

为了进一步量化所提算法的跟踪性能, 根据多目标跟踪准确率(MOTA)、多目标跟踪精确率(MOTP)、身份标识(IDF1)等指标<sup>[25]</sup>对跟踪算法进行了分析。各指标表达式分别为

$$R_{MOTA} = 1 - \frac{N_{FN} + N_{FP} + N_{IDSW}}{N_{GT}}, \quad (21)$$

式中:  $N_{FN}$  是视频跟踪中遗漏检测的目标数;  $N_{FP}$  是视频跟踪中错误检测的目标数;  $N_{IDSW}$  是目标身份转换次数;  $N_{GT}$  是真实目标的数量。

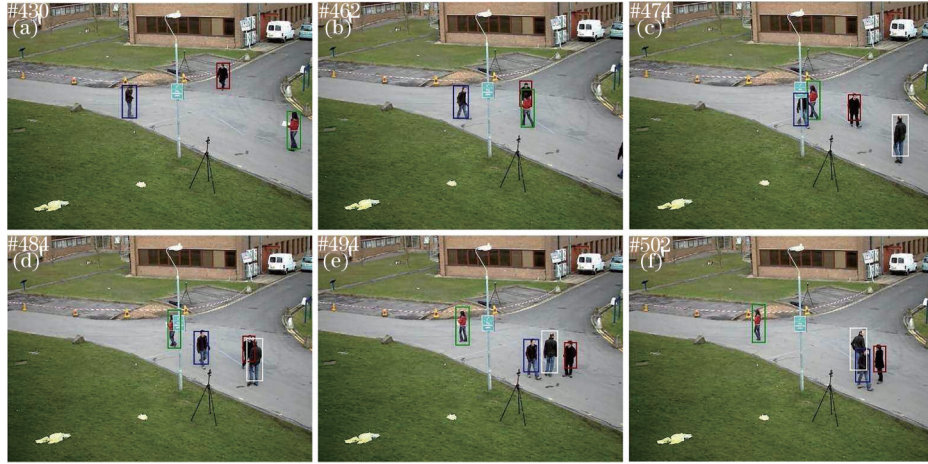


图 5 PETS09-S2L1 跟踪结果。(a)第 430 帧;(b)第 462 帧;(c)第 474 帧;(d)第 484 帧;(e)第 494 帧;(f)第 502 帧  
Fig. 5 Tracking results of sequence PETS09-S2L1. (a) 430th frame; (b) 462nd frame; (c) 474th frame; (d) 484th frame; (e) 494th frame; (f) 502nd frame

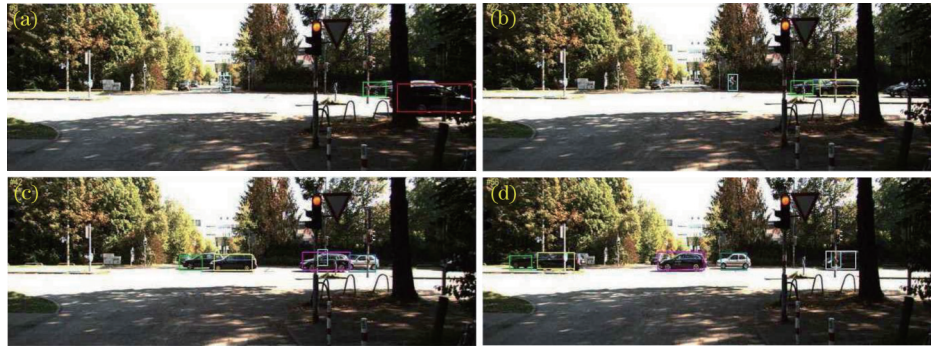


图 6 KITTI-TEST17 跟踪结果。(a)第 9 帧;(b)第 22 帧;(c)第 37 帧;(d)第 56 帧  
Fig. 6 Tracking results of sequence KITTI-TEST17. (a) 9th frame; (b) 22nd frame; (c) 37th frame; (d) 56th frame;

$$R_{MOTP} = \frac{\sum_{t,i} d_{t,i}}{\sum_t c_t}, \quad (22)$$

式中:  $d_{t,i}$  表示估算目标  $i$  和真实目标的覆盖率;  $c_t$  表示在  $t$  帧的匹配数。

$$R_{IDF1} = \frac{2N_{IDTP}}{2N_{IDTP} + N_{IDFP} + N_{IDFN}}, \quad (23)$$

$$N_{IDTP} = \sum_t N'_t - N_{IDFN} = \sum_c N'_c - N_{IDFP}, \quad (24)$$

式中:  $N_{IDFP}$  表示真实目标与估算目标不匹配的数量;  $N_{IDFN}$  表示估算目标与真实目标不匹配的数量;  $N_{IDTP}$  表示估算目标与真实目标 ID 匹配的数量;  $\sum_t N'_t$  是所有视频帧中真实目标的总数;  $\sum_c N'_c$  是所有视频帧中估算目标的总数。MOTP 注重检测的质量, MOTA 注重跟踪的质量, 而 IDF1 注重估算目标与真实目标之间的比较。不同算法的各指标如表 1 所

表 1 不同算法性能比较

Table 1 Performance comparison of different algorithms

Sequence	Algorithm	MOTA / %	MOTP / %	IDF1 / %	FN	FP	IDSW
KITTI-17	Algorithm in reference [20]	65.2	72.7	78.2	130	32	13
	Algorithm in reference [21]	77.6	81.3	71.3	89	44	20
	Algorithm in reference [22]	79.8	82.1		147	53	32
	Proposed algorithm	83.9	87.6	80.7	96	38	6
PETS09-S2L1	Algorithm in reference [20]	57.6	65.5	76.3	609	265	24
	Algorithm in reference [21]	85.3	82.8	79.6	279	185	10
	Algorithm in reference [22]	87.4	76.6		400	123	62
	Proposed algorithm	89.6	84.4	83.0	232	156	9

示,其中粗体表示 4 种算法中性能最好的指标。

从表 1 中可以看出,所提算法在两个序列中的 MOTA、MOTP 和 IDF1 均最高,表明所提算法跟踪准确率和精确率比另外 3 个算法高,估算目标与真实目标之间相差较小。在 KITTI-17 序列中因背景中运动干扰较大,检测结果不理想导致遗漏检测数 FN 和错误检测数 FP 排在第 2 位。由于所提算法合理提取每个目标的运动信息,IDSW 比其他 3 个算法低,目标身份转换次数较少,有效解决了遮挡后目标出现身份错误的问题,降低了目标误报率,使所提算法能够准确地完成跟踪。

## 4 结 论

提出了一种融合光流法与马尔可夫随机场的多目标跟踪算法。根据光流场得到目标运动矢量,将目标状态分布视为马尔可夫随机场,利用目标运动信息约束优化 MRF 得到 OFMC-MRF 模型,并求解最优的目标联合状态概率分布,完成多目标跟踪。实验结果表明,所提算法与其他同类先进算法相比具有以下几点显著优势:1) 所提算法在目标出现交互行为后,相比于其他算法具有更低的身位误报率;2) 所提改进 MRF 的 OFMC-MRF 模型对目标状态合理预测,得到较好的跟踪效果,具有创新性。所提算法通过光流场提取目标运动矢量约束马尔可夫随机场,对于因光流法随机性产生的累积位置误差及变速运动多目标的跟踪问题将是课题未来研究的重点。

## 参 考 文 献

- [1] Luo W H, Xing J L, Milan A, et al. Multiple object tracking: a literature review[J]. *Artificial Intelligence*, 2021, 293: 103448.
- [2] Kim C, Li F X, Ciptadi A, et al. Multiple hypothesis tracking revisited[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2015: 4696-4704.
- [3] Khalkhali M B, Vahedian A, Yazdi H S. Multi-target state estimation using interactive Kalman filter for multi-vehicle tracking[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 21(3): 1131-1144.
- [4] Zhang Q M, Li W L. Consensus-Based Kalman filter for multi-target tracking with integrated measurements [C]//2019 Chinese Automation Congress (CAC), November 22-24, 2019, Hangzhou, China. New York: IEEE Press, 2019: 5623-5628.
- [5] Tian M C, Bo Y M, Chen Z M, et al. Multi-target tracking method based on improved firefly algorithm optimized particle filter[J]. *Neurocomputing*, 2019, 359: 438-448.
- [6] Li B, Yi H W, Li X H. Innovative unscented transform-based particle cardinalized probability hypothesis density filter for multi-target tracking[J]. *Measurement and Control*, 2019, 52(9/10): 1567-1578.
- [7] Zhang L, Li Y, Nevatia R. Global data association for multi-object tracking using network flows[C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE Press, 2008: 1-8.
- [8] Choi W. Near-online multi-target tracking with aggregated local flow descriptor[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2015: 3029-3037.
- [9] Yin K, Li J L, Li L, et al. Adaptive feature update object-tracking algorithm in complex situations[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(11): 1115002.  
尹宽, 李均利, 李丽, 等. 复杂情况下自适应特征更新目标跟踪算法 [J]. *光学学报*, 2019, 39(11): 1115002.
- [10] Zhou H Y, Yang Y, Wang S Y. Multiple object tracking algorithm based on kernel correlation filter [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(9): 091502.  
周海英, 杨阳, 王守义. 基于核相关滤波器的多目标跟踪算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(9): 091502.
- [11] Liu H, Li C G, An J B, et al. Multiple object tracking based on kernelized correlation filter[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(12): 121501.  
刘欢, 李春庚, 安居白, 等. 基于核相关滤波的多目标追踪 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(12): 121501.
- [12] Tian Z, Cen M, Li Y G, et al. Ground vehicle tracking using context-based sojourn time dependent Markov model and pseudo-measurement[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 111536-111552.
- [13] Liu P X, Li X F, Wang Y, et al. Multiple object tracking for dense pedestrians by Markov random field model with improvement on potentials[J]. *Sensors*, 2020, 20(3): 628.

- [14] Li S Z. Markov random field modeling in image analysis[M]. London: Springer-Verlag, 2009.
- [15] Lanz O. Approximate Bayesian multibody tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(9): 1436-1449.
- [16] Yu T, Wu Y. Collaborative tracking of multiple targets[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004, June 27-July 2, 2004, Washington, DC, USA. New York: IEEE Press, 2004.
- [17] Zhang G J. Machine vision[M]. Beijing: Science Press, 2005: 84-87.  
张广军. 机器视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 84-87.
- [18] Shafique K, Shah M. A noniterative greedy algorithm for multiframe point correspondence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(1): 51-65.
- [19] 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.
- [20] Fernando T, Denman S, Sridharan S, et al. Tracking by prediction: a deep generative model for mutli-person localisation and tracking[C]//2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), March 12-15, 2018, Lake Tahoe, NV, USA. New York: IEEE Press, 2018: 1122-1132.
- [21] Lu W G, Zhou Z P, Zhang L J, et al. Multi-target tracking by non-linear motion patterns based on hierarchical network flows[J]. Multimedia Systems, 2019, 25(4): 383-394.
- [22] Liu P X, Zhu Z S, Ye X F, et al. Conditional random field tracking model based on a visual long short term memory network[J]. Journal of Electronic Science and Technology, 2020, 18(4): 100031.
- [23] Xi Z H. Multiple objects tracker using data association optimization algorithm[D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2015: 5-12.  
奚峥皓. 基于数据关联优化算法的多目标跟踪器设计[D]. 北京: 北京科技大学, 2015: 5-12.
- [24] Chen J Y, Xi Z H, Lu J X. Multi-moving object detection based on edge multi-channel gradient model [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(4): 0415002.  
陈婕妤, 奚峥皓, 卢俊鑫. 基于边缘多通道梯度模型的多运动目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(4): 0415002.
- [25] Ciaparrone G, Sánchez F L, Tabik S, et al. Deep learning in video multi-object tracking: a survey[J]. Neurocomputing, 2020, 381: 61-88.