

文章编号: 1001-0920(2005)12-1388-04

视频监控中的运动目标跟踪算法

方 帅¹, 迟健男², 徐心和²

(1 合肥工业大学 计算机与信息学院, 合肥 230009;

2 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘 要: 研究复杂背景下多目标跟踪问题 首先阐述了蒙特卡罗粒子滤波器基本理论; 然后给出序列图像多目标跟踪系统的状态方程、观测方程、背景模型、重采样方法以及目标跟踪中的一些特殊情况的处理方法 该算法有效解决了目标跟踪算法中的新目标出现、老目标消失、目标遮挡和蒙特卡罗粒子滤波器实时性差等问题 实验结果证明, 该算法对固定摄像机复杂背景下多目标跟踪是快速且有效的

关键词: 序列图像; 多目标跟踪; 蒙特卡罗法; 粒子滤波器; 遮挡; 重采样

中图分类号: TP3919

文献标识码: A

Moving Target Tracking Algorithm in Video Surveillance

FANG Shuai¹, CHI Jian-nan², XU Xin-he²

(1 School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2 School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China Correspondent: FANG Shuai, E-mail: fangshuai@163.com)

Abstract: The algorithm of multi-targets tracking is discussed. The basic theory of Monte Carlo is explained. State equation, observation equation, background model, resampling method of the multi-targets tracking system are given. The algorithm resolves some problems in multi-targets tracking such as new target entry, target exit, target occlusion and the computational complexity of Monte Carlo method. Experimental results show that the presented method is fast and effective.

Key words: sequential image; multi-targets tracking; Monte Carlo; particle filter; occlusion; resampling

1 引言

在计算机视觉研究领域里, 序列图像多目标跟踪是一个古老而未很好解决的、具有挑战性的重要课题 它有着广泛的应用, 如军事目标跟踪、工业产品监控、交通路口监控等场合都需要可靠的目标跟踪算法

现有的目标跟踪方法主要有两类^[1]: 一类是先分割目标^[2], 再将分割的目标与上一幅图像的目标进行匹配, 从而达到跟踪的目的, 这类方法适用于目标之间相互作用较小和背景较简单的情况; 另一类是对目标未来时刻的状态提出各种假设, 然后通过观测值(实测图像)对假设进行验证^[3,4].

对目标状态进行预测最常用的方法是卡尔曼滤波 常规的卡尔曼滤波算法要求系统是线性高斯型的, 对于非线性、非高斯系统而言, 不能直接用来解决目标跟踪问题^[5]. 为此, 人们开发出各种非线性滤波算法 一种是扩展卡尔曼算法(EKF), 它对非线性系统进行局部线性化, 从而间接利用卡尔曼算法进行滤波与估算, 只适用于滤波误差和预测误差很小的情况; 另一种是蒙特卡罗算法^[6-10], 即粒子滤波器(PF), 它是最近出现的解决非线性问题的有效算法 粒子滤波技术通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递推贝叶斯滤波, 适用于任何能用状态空间模型以及传统的卡尔曼滤波表示的非线性系

收稿日期: 2004-05-24; 修回日期: 2004-07-26

基金项目: 国家 863 计划项目(2001AA 422270).

作者简介: 方帅(1978—), 女, 安徽寿县人, 博士生, 从事计算机视觉等研究; 徐心和(1940—), 男, 河北山海关人, 教授, 博士生导师, 从事智能机器人、人工智能等研究

统,精度可以逼近最优估计.因为蒙特卡罗粒子滤波器要对多个目标进行足够多的假设,所以随着目标个数的增加,产生了组合爆炸,计算量太大,很难适应实时多目标跟踪系统的需要

本文提出一个有效的目标跟踪算法.基本思想是基于蒙特卡罗粒子滤波器来实现递推贝叶斯滤波,并据此给出了序列图像多目标跟踪系统的状态方程、观测方程、背景模型以及目标跟踪中的一些特殊情况的处理方法,且通过构建目标平面和合理确定样本集,有效解决了蒙特卡罗算法实时性差的缺点

2 贝叶斯滤波原理与实现

2.1 贝叶斯滤波原理

贝叶斯滤波原理的实质是试图用所有已知信息来构造系统状态变量的后验概率密度.贝叶斯理论指导下的跟踪问题,就是在给定测量数据 $z_{1:t}$ 的条件下,估算状态向量 X_t 的值.贝叶斯状态估计由两个步骤组成:预测和更新

预测

$$p(X_t/Z_{1:t-1}) = \int p(X_t/X_{t-1})p(X_{t-1}/Z_{1:t-1})dX_{t-1} \quad (1)$$

更新

$$p(X_t/Z_{1:t}) = \frac{p(Z_t/X_t)p(X_t/Z_{1:t-1})}{\int p(Z_t/X_t)p(X_t/Z_{1:t-1})dX_t} \quad (2)$$

假设认为跟踪目标的状态是马尔可夫过程,由观测概率函数 $p(Z|X)$,初始概率 $p(X_0)$ 和状态概率函数 $p(X_t|X_{t-1})$,可以得到一个递归表达式用以解决多目标跟踪问题

2.2 粒子滤波器

本文用蒙特卡罗粒子滤波器来实现递推贝叶斯滤波器的技术^[4].其核心思想是利用一组带有相关权值的随机样本,以及基于这些样本的估算来表示后验概率密度,得到状态的估计值.当样本点数增至无穷大,蒙特卡罗特性与后验概率密度的函数表示等价,滤波器接近于最优贝叶斯估计.

已知 $t-1$ 时刻的 N 个样本及相应权值的集合 $\{X_{t-1}^{(i)}, \omega_{t-1}^{(i)}, i = 1, \dots, N\}$, 且 $\sum \omega = 1$. 对 N 个样本进行重采样,每个粒子被重采样的次数正比于该粒子的权重,即重采样次数 $n = \omega^{(i)} * N$. 用系统的状态方程对每个粒子的未来状态进行预测,为防止退化现象,对预测的状态增加了随机量,每个粒子的权值都是 $1/N$. 根据 k 时刻的观测值更新各粒子的权值, $\omega^{(i)} = p(X_k^i|Z_k)$. 于是 t 时刻的后验概率密度可离散地加权近似为

$$p(X_t|Z_t) = \sum_{i=1}^N \omega^i \delta(X_t - X_t^i) \quad (3)$$

3 序列图像多目标跟踪算法的实现

3.1 系统状态描述

一个多目标跟踪系统,由 $X_t = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ 表示系统的状态^[1], t 表示时刻.其中: x_i 是第 i 个目标的状态矢量, $x_i = (l, m, \theta, s)$; $l = (x, y)$ 是目标的位置坐标; m 是目标一个周期的位移; θ 是位移的方向; $s = (w, h, \text{sum})$ 是目标的大小,包括长、宽和目标像素点数.这里使用的是已标定的摄像机,而且认为所有目标均满足共面约束,即 $z = 0$,这样便可确定目标在世界坐标系下的位置坐标.其中: (l, m, θ) 在世界坐标系下, s 在图像坐标系下.

于是系统状态方程可表示为

$$X_t(l, m, \theta, s) = S(X_{t-1}(l, m, \theta, s)) + Nn_{t-1} \quad (4)$$

其中

$$\theta = \theta_{t-1} + n_1, m_t = A(\theta) * m_{t-1} + n_2, \\ l_t = l_{t-1} + m \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix}, s_t = s_{t-1} + n_3,$$

S 是状态矩阵, N 是噪声转移矩阵, $A(\cdot)$ 是旋转矩阵, θ 是旋转角且服从高斯分布 $g(\theta, \delta_\theta)$, $n_1 \sim n_3$ 是随机噪声.从式(8)可以看出,在 t 时刻位移 m 在与上一周期位移方向一致时的概率最大.通过系统状态方程便可以实现对目标状态的预测.由于假设认为跟踪目标的状态是马尔可夫过程,可得

$$p(X_t) \cong p(X_t|Z_t) \quad (5)$$

于是系统的状态方程可改写为如下形式:

$$p(X_t|X_{t-1}) = \exp\left(-\frac{1}{2} N^{-1}(X_t - S(X_{t-1}))\right) \quad (6)$$

3.2 系统观测描述

由 $t-1$ 时刻随机样本和系统状态方程,通过重采样可得到状态的预测值(假设).这些预测值需要利用观测值(图像)对其进行验证.

首先给出观测图像的目标 z_j 与预测(假设)状态的相关性评价函数

$$\rho = \text{corr}(z_j, x_{j,n}) = e^{-\text{obj} \cdot x_{j,n}} \quad (7)$$

对观测区域 j 的每个假设所对应的权值可用一方差为 δ , 均值为 1 的高斯函数表示

$$\omega^{i,n} = p(z_j|x_{j,n}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta}} e^{-\frac{(z_j-1)^2}{2\delta^2}} \quad (8)$$

其中: j 是观测目标区域, n 是对 j 的一种假设, $\omega^{i,n}$ 是目标 j 的观测概率.

3.3 背景模型

本文的目标跟踪算法是用于视频监控系统的,

而一个典型的视觉监控系统是用一个静态的摄像机实时监控固定区域,所以可用统计的方法对背景建模.考虑到背景场景往往不是绝对静止的,这里采用混合高斯分布描述背景模型^[5].设用来描述每个像素点 (u, v) 颜色的高斯分布共 K 个, K 的值通常取 $3 \sim 7$ 个.则像素 $z(u, v)$ 的概率函数可表示为

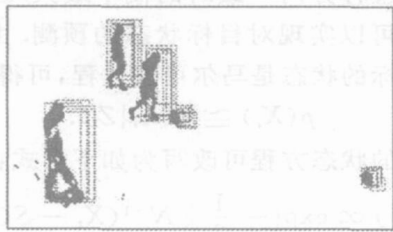
$$P(z_{uv}) = \sum_{j=1}^K \omega_{j,uv} N(z_{uv} | \mu_{j,uv}, \Sigma_{j,uv}), \quad (9)$$

其中: $\omega_{j,uv}$ 是第 j 个高斯分布的权值, $\mu_{j,uv}$ 和 $\Sigma_{j,uv}$ 是第 j 个高斯分布的均值和协方差矩阵

对每一幅待测图像,将图像的每一像素点与该像素点对应的混合高斯模型的各个高斯模型进行比较,若有 $|z - \mu_{j,uv}| < 2.5\sigma$,该点属于背景;否则属于前景.这样,将一幅图像分成前景和背景两部分,如图1所示.在计算观测概率时,只考虑前景图像,既消除了背景的影响,又大大减少了计算量



(a) 前景图像



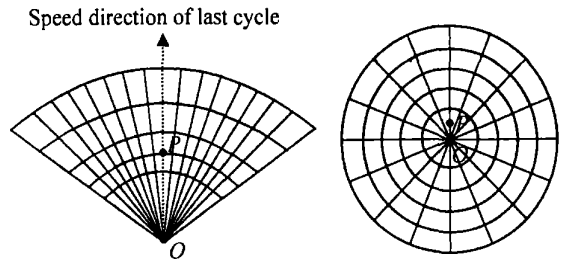
(b) 多种假设

图1 目标及相应假设

3.4 重采样

理论上,当样本点数增至无穷大时,蒙特卡罗特性与后验概率密度的函数表示等价,滤波器接近于最优贝叶斯估计.但在实际运用中通常会遇到如下困难:1)样本点数无法确定;2)大量的样本会使计算成本升高,无法应用于实时性场合.这里本文给出一种确定有限样本集的方法

基于经验给出以下假设:相邻周期趋于保持相同运动方向;相邻周期趋于保持相同的速度.根据假设和目标在当前帧的位置及该时刻的速度,可确定目标在下一帧图像中的粗略区域,将这个区域分割若干个子区域,如图2(a)所示.点 O 是当前周期的目标位置,点 P 是根据状态方程和当前位置预测出的下一周期位置.从图2(a)可以看出,在预测点 P



(a) 速度非零 (b) 速度为零

图2 样本点集

附近网格密度较大,这些网格形成了有限样本集.当目标速度接近 O 时,位置区域和网格确定如图2(b)所示

通过这种方法将无限样本集变成有限样本集,大大节省了计算成本.当目标个数一定时,粒子滤波器的计算量随着样本的增加呈几何级数增加;当目标个数增加时,计算量呈指数增加.随着目标的增加,大量的样本将会导致计算量组合爆炸,因此有限样本集的确定便显得更加重要

3.5 特殊处理

在序列图像多目标跟踪问题中,除了上述的正常跟踪外,还有一些特殊情况需要处理,如新目标出现、目标消失和遮挡处理等

3.5.1 新目标出现

用背景模型对运动目标进行检测,共得到 m 个观测目标.为判断这些目标中是否有新出现的目标,分以下两步进行(以观测到的第 j 个目标为例):

1)若新出现目标的状态与已存在目标状态明显不同时,预测状态针对观测目标 j 的后验概率值较小.计算

$$v_j = \text{Max}_{m=1,2,\dots,M} \{ \text{Max}_{n=1,2,\dots,N} \{ p(z_j^t | x_{m,n}^t) \} \}, \quad (10)$$

若 $v_j < T_1$ (T_1 是给定的阈值),则认为第 j 个目标是新出现目标.其中: M 表示上周期目标个数, N 表示每个目标对应 N 种假设

2)若新出现的目标与已存在的目标状态比较接近,如观测目标 i 和 j 的状态比较接近, j 是新出现的目标, i 是已存在的目标.计算

$$v_i = \text{Max}_{m=1,2,\dots,M} \{ \text{Max}_{n=1,2,\dots,N} \{ p(z_i^t | x_{m,n}^t) \} \}, \quad (11)$$

同时记录 v_i 和 v_j 对应的 m ,并记为 m_i 和 m_j ,这时满足 $v_i > T_1, v_j > T_1$,且 $m_i = m_j$.若 $v_i > v_j$,则 j 是新出现目标;否则 i 是新出现目标

3.5.2 目标消失

若上周期存在的目标 j ,在下一周期因运动到视场外而消失.计算

$$v_j = \text{Max}_{i=1,2,\dots,M} \{ \text{Max}_{n=1,2,\dots,N} \{ p(z_i^t | x_{j,n}^t) \} \}, \quad (12)$$

若 $v_j < T_2$ (T_2 是给定的阈值), 则认为目标 j 消失

3.5.3 遮挡处理

一个鲁棒的跟踪算法要能够判断遮挡的发生, 并当目标之间遮挡结束时能继续对目标进行跟踪。在对每幅图像进行目标跟踪之前, 计算上一周期两两目标之间的距离

$$d_{ij}^{t-1} = |l_i^{t-1} - l_j^{t-1}|, i, j. \quad (13)$$

若 $d_{ij}^{t-1} < \alpha$, 目标 i 和 j 在未来可能发生遮挡。发生遮挡时, 目标 i 和 j 在观测图像里将合成一个目标 k 。计算

$$v_i = \max_{n=1,2,\dots,N} \{p(z_k^t | x_{i,n}^t)\},$$

$$v_j = \max_{n=1,2,\dots,N} \{p(z_k^t | x_{j,n}^t)\}. \quad (14)$$

若 $v_i > T_3, v_j > T_3$, 则发生了遮挡。尽管遮挡(完全遮挡、部分遮挡、目标迭加)时, 目标的状态很不精确, 但仍要继续保持目标的状态。当目标分开时, 通过对图像观测, 分别得到独立的目标, 再通过后验概率的计算继续对目标进行跟踪。

新目标出现、目标消失和遮挡处理都是通过对

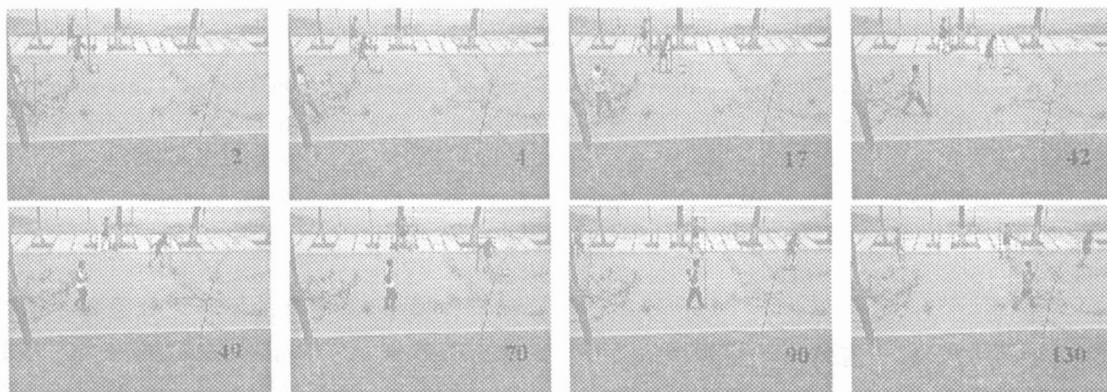


图 3 序列图像目标跟踪结果

标出现的情况下, 仍能成功地检测和跟踪场景中的运动目标。在第 2 帧图像中出现有 3 个人和 2 个足球; 在第 4 帧图像中, 右下方的球几乎完全被小树挡住, 但仍然被正确跟踪; 在第 17 帧中球从遮挡中恢复; 第 42 帧中一个足球从视场消失; 第 49 帧另外一个球在被遮挡情况下被正确跟踪; 第 70 帧该球从遮挡中恢复; 第 90 帧, 该球从视场中消失, 同时视场中出现一新目标(人)。

5 结 语

本文基于蒙特卡罗粒子滤波器提出了一种复杂背景下多目标跟踪算法。与其他目标跟踪算法相比, 该算法具有以下优点: 1) 对目标状态的假设不是在整个图像平面, 而是在目标层次上。通过对图像进行处理, 得到图像的运动目标, 去除背景图像, 重构了一个目标平面。这样能够降低计算成本并保证实时性。2) 本算法使用的是标定的摄像机, 所以对目标的

图像的观测概率来实现的。为减少计算量, 新目标出现和目标消失只对出现在图像边缘区域的目标才考虑, 而遮挡问题在只有目标相距足够近的情况下才考虑。在对目标进行跟踪时, 如果观测目标位置与假设目标位置相距足够大, 便不用计算其后验概率。

4 实验结果

为检验本文算法的有效性, 笔者对室外场景进行多目标跟踪实验。在目标跟踪视场内包括摆动的树、草和运动阴影等复杂因素。该系统在 P4 2.4GHz 计算机上, 实现了 25f/s 的处理速度。跟踪的序列图像的分辨率是 320 * 480, 实验结果如图 3 所示, 图中右下角的标注为序列图像的帧数。本文为每个目标在重采样时产生 33 个样本。在传统方法里, 为逼近最优贝叶斯估计采用大量样本, 如文献[1], 只能对一个目标进行跟踪; 文献[7], 3 个目标共产生 10 000 个粒子, 若目标进一步增加, 系统将不能满足实时性要求。

通过实验结果可以看出, 即便在遮挡或有新目

动态特性的建模更加精确和方便。3) 有效地解决了在跟踪过程中目标个数的变化, 即新目标出现或老目标消失。4) 跟踪过程中, 目标暂时性地被遮挡后, 重新出现, 仍能正确跟踪。5) 有限的样本点就能接近最优贝叶斯估计。实验结果证明了本文算法的有效性。

参考文献(References)

- [1] Nummiaro K, Meier E K, Gool L V. Object Tracking with an Adaptive Color-based Particle Filter[A]. *Proc of the Symposium for Pattern Recognition of the DAGM* [C]. Zurich: Springer, 2002: 353-360.
- [2] Koller D, Weber J, Malik J. Robust Multiple Car Tracking with Occlusion Reasoning [A]. *European Conf on Computer Vision* [C]. Stockholm: Springer, 1994: 189-196.

(下转第 1396 页)

初始分布的个体之间非全部相互可观测,使用本文的模型和控制算法与使用文献[5]的模型和控制算法进行了仿真比较。由仿真结果可知(图略),使用文献[5]的模型,群体不能以集聚成一个团队的形式向目标迈进,原因是Veysel Gazi^[5]提出的移动智能群体模型本质上利用的是初始群体分布的质心位置,当个体所观测到群体的组成成员不同时,其目标质心位置也不同,而这种基于质心的收敛原则不能保证个体间可观测性的延续^[9],因此群体不能集聚成一个团队。尽管仿真轨迹的最后阶段又能联合到一起,是因为到达目标地附近,个体能获知其他所有个体的位置信息时,文献[5]中所需的前提条件得到满足,群体便能实现集聚。而对于相同的初始分布,本文提出的基于最小外接圆的模型及控制算法能够实现以团队的形式到达目标地。

5 结 论

本文移动智能群体模型的建立仅依赖于相互可检测到的个体之间的局部信息,无需知道群体中所有个体的位置信息,因此对群体的规模具有良好的可扩展性,同时该模型一方面具有保持群体集聚在一起的能力,另一方面也能对环境所施加的刺激作出适当反应,能稳定地实现群体针对目标物的联合行为。

参考文献(References)

- [1] Breder C M. Equations Descriptive of Fish Schools and Other Animal Aggregations[J]. *Ecology*, 1954, 35(3): 361-370
- [2] Warburton K, Lazarus J. Tendency-distance Models of Social Cohesion in Animal Groups[J]. *J of Theoretical Biology*, 1991, 150(4): 473-488
- [3] Jin K, Liang P, Beni G. Stability of Synchronized Distributed Control of Discrete Swarm Structures[A]. *Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. San Diego, 1994: 1033-1038
- [4] Beni G, Liang P. Pattern Reconfiguration in Swarms: Convergence of A Distributed Asynchronous and Bounded Iterative Algorithm [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1996, 12(3): 485-490
- [5] Gazi V, Passino K M. Stability Analysis of Social Foraging Swarms[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics — Part B: Cybernetics*, 2004, 34(1): 539-557.
- [6] Gazi V, Passino K M. Stability Analysis of Swarms [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2003, 48(4): 692-697.
- [7] Tanner H G, Jadbabaie A, Pappas G J. Stable Flocking of Mobile Agents—Part I: Fixed Topology[A]. *Proc of 42nd IEEE Conf on Decision and Control* [C]. Maui, 2003: 2010-2015.
- [8] Tanner H G, Jadbabaie A, Pappas G J. Stable Flocking of Mobile Agents—Part II: Dynamic Topology [A]. *Proc of 42nd IEEE Conf on Decision and Control* [C]. Maui, 2003: 2016-2021.
- [9] 陈世明, 方华京. 大规模智能群体的建模与稳定性分析[J]. *控制与决策*, 2005, 20(5): 490-494
(Chen S M, Fang H J. Modeling and Stability Analysis of Large-scale Intelligent Swarm [J]. *Control and Decision*, 2005, 20(5): 490-494)
- [10] Liu Y F, Passino K M. Stable Social Foraging Swarms in A Noisy Environment[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2004, 49(1): 30-44
- [1] Isard M, Blake A. Contour Tracking by Stochastic Propagation of Conditional Density[A]. *European Conf on Computer Vision* [C]. Cambridge: Springer, 1996: 343-356
- [2] Isard M, Black A. Condensation—conditional Density Propagation for Visual Tracking[J]. *Int J on Computer Vision*, 1998, 1(29): 5-28
- [3] Srauffer C, Grimson W E L. Adaptive Background Mixture Model for Real-time Tracking [A]. *IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Ft Collins: IEEE Computer Society, 1999: 23-25
- [4] 江宝安, 卢焕章. 粒子滤波器及其在目标跟踪中的应用[J]. *雷达科学与技术*, 2003, 1(3): 170-178
(Jiang B A, Lu H Z. Particle Filter for Target Tracking [J]. *Radar Science and Technology*, 2003, 1(3): 170-178)
- [5] Isard M, MacComick J, BräMBLe. A Bayesian Multiple-blob Tracker [A]. *Int Conf on Computer Vision* [C]. Vancouver: IEEE Computer Society, 2001: 34-42
- [6] Doucet A, De Freitas N, Gordon N. *Sequential Monte-carlo Methods in Practice* [M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [7] Hue C, Cadre J P Le, Perez P. Sequential Monte Carlo Methods for Multiple Target Tracking and Data Fusion [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2): 309-325
- [8] Spengler M, Schiele B. Multiobject Tracking Based on a Modular Knowledge Hierarchy [A]. *Int Conf on Computer Vision Systems* [C]. Graz: Springer, 2003: 376-385

(上接第 1391 页)