

基于特征迹的密集多目标自适应视频跟踪

黄志蓓, 孙树岩, 吴健康, 蒋 升, 任晓 ■

(中国科学院研究生院信息学院, 北京 100190)

摘 要: 在强干扰下检测和跟踪密集多目标不仅是科学研究的一大难题, 在国防和国民经济中也有着重要的应用. 本文从多目标检测和跟踪的物理基础出发, 在谱、空间和时间域使用目标的物理特性和运动特性融合测量数据生成特征迹, 依靠其运动马尔可夫可信度和特征马尔可夫可信度在第一时间去除噪声, 并将数据关联结果作为反馈进行自适应的视频检测, 实现高精度多目标视频跟踪. 实验结果表明, 基于特征迹的自适应视频跟踪方法在性能上远优于传统算法.

关键词: 多目标跟踪; 信息融合; 特征迹; 自适应视频检测

中图分类号: TP212.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 3A-037-06

Dense Multi-Target Adaptive Video Tracking Based on Signature

HUANG Zhi-pei, SUN Shu-yan, WU Jian-kang, JIANG Sheng, REN Xiao-yi

(School of Information Science and Engineering, Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: Detecting and tracking dense multi-target under intense interference remains a major challenge in scientific research. It also has important applications in national defense and economy as well. In this paper, we proposed “signature” using the target physical characteristics and motion features of fusion measurement in spectral, spatial and temporary spaces. Thus we could eliminate noise at the earliest time by applying the kinetics Markov belief and the feature Markov belief of the target signature as well as using data association result as feedback of adaptive video surveillance to achieve high-precision multi-target tracking method. The experimental results have shown its outstanding performance.

Key words: multi-target tracking; fusion; signature; adaptive video detection

1 引言

多目标跟踪无论在军事还是在民用都有着十分广泛的应用, 如跟踪密集的飞行器, 对各种交通车辆和人员进行监测等. 多目标跟踪的主要难点是: (1) 观测数据含有大量的噪声和杂波干扰, 有时真实目标信号的检测概率甚至低到 50%; (2) 随着目标的新生、消亡和裂变, 目标的数目本身也是随机变化的; (3) 目标高度机动.

1974 年 Bar-shalom 提出了联合概率数据关联滤波 (Joint Probabilistic Data Association Filter, JPDAF) 方法^[1,2]. 它要求目标数目确定且已知, 它只针对数据关联问题, 并未考虑航迹起始. 1978 年 Reid^[3] 提出了多假设跟踪 (Multiple Hypothesis Tracking, MHT) 方法. 这两者都是在每个时刻都根据单独目标的估计状态生成跟踪门, 以目标和观测一一对应为约束, 针对每一目标估计状态和相应跟踪门内的每一观测生成全局关联假设. 但与 JPDAF 不同的是, MHT 考虑了观测来源于新目标以及目标没

有被观测到的可能性, 将每一次递推中的数据关联假设积累 N 个时间点后, 进行 N -scan 回溯决策. 但在实际中这是一个 NP 难题, 算法的计算复杂性指数增长. 20 世纪 90 年代 Mahler 利用有限集统计 (Finite Set Statistics) 理论给出了多目标跟踪方法的随机集理论框架^[7], 将多个目标状态和观测看作是集合形式, 从而把单目标贝叶斯递推公式以集合的形式推广到多目标的贝叶斯递推公式. 但它没有数据关联, 无法给出目标的航迹. 上述三类方法代表了当前多目标跟踪领域的水平, 目前的研究和发展基本上都是对这三类方法的改进^[4~6,8~11].

传统的点目标跟踪领域和视频跟踪分别有着自己的研究传统和技术特点. 如, 点目标跟踪领域方法属于广义的贝叶斯滤波这类概率和统计方法, 没有目标特征的概念; 视频跟踪则主要依赖于对目标视频特征的分析 and 前后帧目标特征的相似性^[12,13], 使用目标特征、相似度量 and 线性规划等方法, 但缺乏完整的数据关联. 这两个领域都局限在各自的数据格式和传统方法中, 然而,

随着探测技术的发展,各自应用领域也在不断扩展,双方也由此产生很多交叉,如,使用实时成像系统跟踪地面目标等.为了满足不断出现的新应用的需求,必须从基本方法的层面研究新的多目标跟踪方法,融合各种探测手段得到关于目标的谱、空间和时间域的数据,并充分利用目标和干扰的运动知识、目标和干扰对传感器的反射特性.我们定义的“特征迹”(Signature)是目标的谱、空间和时间域的信息的融合,是一目标区别于另一目标、干扰和背景的根本,它是目标运动动态信息、谱信息和空间分布信息在时间域的连续性特性,并由传感器所感知.在进行数据关联的时候,传统的跟踪方法如 MHT,只是通过位置连续性的时间积累,完成对假设的取舍;视频跟踪方法则更多地强调了视频特征,既没有信息融合的概念,也没有形成利用时间域连续性的机制.有了“特征迹”的概念,我们就可以系统地利用目标谱及其空间分布的连续性和目标运动特性(位置、速度、加速度、运动模型等)的连续性.然而,在跟踪之前,由于光照的明暗变化、摄影机角度变动等因素均会很大地影响目标的重要特征之一——颜色特征,因此在视频检测中我们使用了一种自适应算法,以进行前景分割来检测可能的目标.

2 多目标跟踪问题描述

在状态空间中,假定在时刻 $t-1$ 目标个数为 $m(t-1)$,目标状态为 $\mathbf{x}_{t-1} = (x_{t-1}^1, x_{t-1}^2, \dots, x_{t-1}^{m(t-1)})$,目标 i 以检测概率 P_D 、似然函数 $p(z_{t-1}^{[i]} | \mathbf{x}_{t-1}^i)$ 产生观测 $z_{t-1}^{[i]}$,获得的观测数据为 $\mathbf{z}_{t-1} = (z_{t-1}^1, z_{t-1}^2, \dots, z_{t-1}^{n(t-1)})$,其中一部分是由目标产生的,其余则是杂波或干扰,还可能有部分目标没有被检测到.因此在获得的观测中准确的定位属于目标 i 所产生的观测数据已属不易.而到时刻 t ,一些目标可能会消失,而继续存在的目标或发生状态改变,或运动模型变化,并可能有新的目标产生,此时获得的观测为 $\mathbf{z}_t = (z_t^1, z_t^2, \dots, z_t^{n(t)})$,此时又如何找到目标 i 所产生的观测呢?

传统多目标跟踪以滤波为中心,如图 1 所示,在寻找目标 i 所对应观测时,它使用目标的动态特性产生跟踪门,只对门内的观测进行关联.这时仍存在门内有多个观测、目标产生的观测未被检测到、不同目标的跟踪门重合等问题,这些使得多目标跟踪中的传统数据关联方法很难奏效.

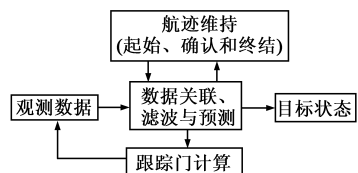


图1 传统多目标跟踪方法的系统框图

3 基于特征迹的多目标跟踪方法

传感器系统把目标的物理特性(如反射系数,辐射率,形状)和运动特性(如位置,速度,加速度,转弯)转换成谱、空间和时间域的特征迹数据.与传统跟踪方法的流程不同,我们提出的基于特征迹的多目标跟踪方法的数据关联发生在滤波之前.由于特征迹是谱、空间和时间特征数据的融合,它是目标能区别于杂波和噪声的最完全的信息,由它形成的跟踪门更合理,也更能去除噪声,由它进行航迹的确认和删除也更为有效.确认后的特征迹所关联的数据送往滤波器,使进入滤波器的噪声远少于信号,大大提高了跟踪精度,如图 2 所示.

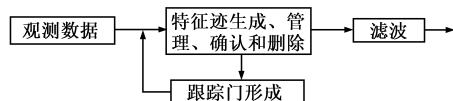


图2 基于特征迹的多目标跟踪的系统框图

3.1 目标特征迹定义

我们将目标 o 的特征迹 (Signature) 定义为目标在时间区间 $[a, t]$ 内的数据结构,其中 $a = \max(t - N + 1, s)$,时间区间长度为 N , s 为目标出现时刻, t 为当前时刻.

$$\text{Signature}(o, t) = \{D_t, L_t, F_t, K_t, C_t, A_t\}$$

{

目标在时刻 t 的特征迹 |

◆ 测量数据: $D_t = (z_a, \dots, z_t)$; $z_t = \{z_t^1, \dots, z_t^n\}$ 是由 n 个传感器获得的数据矢量.

◆ 等效状态序列: $L_t = (\xi_a, \dots, \xi_t)$; ξ_t 是等效状态,包含目标的位置、速度和加速度等信息,由 D_t 导出.

◆ 特征序列: $F_t = (\eta_a, \dots, \eta_t)$; 从测量数据中提取的目标的谱和空间特征序列.

◆ 运动连续性: $K_t = \{\zeta_t, \lambda_t\}$; ζ_t 是运动马尔可夫可信度,包括了位置、速度和加速度的连续性描述; λ_t 是基于运动信息 o 为目标的概率.

◆ 特征连续性: $C_t = \{\mu_t, \tau_t\}$; μ_t 是特征马尔可夫可信度,也即当前特征在整个特征迹中的相容性; τ_t 是基于特征信息 o 为目标的概率.

◆ 目标整体可信度 $A_t = \{\nu_t\}$; 它给出了特征迹在此时此地表征某一目标的概率. }

3.2 根据特征迹确定邻域

准确地定义邻域是降低跟踪方法中假设数目的关键.在设置门限确定邻域时,应既考虑运动的连续性,也考虑特征的连续性.假设从谱域、空域和时域提取出的某时刻的特征数据为 η ,位置数据为 \mathbf{z}^p .给定特征迹 o 在时刻 $t-1$ 的等效状态 ξ_{t-1} ,对传感器系统时刻 t 的观测数据,其运动连续性邻域设定为

$$G_K = \{z' = \{z^P, \eta\} : (z^P - g_t(f_{t|t-1}(\xi_{t-1})))^T \cdot S^{-1}(z^P - g_t(f_{t|t-1}(\xi_{t-1}))) \leq \varepsilon_K\} \quad (1)$$

S 由系统模型 $f_{t|t-1}(x_t | x_{t-1})$ 和观测模型 $g_t(z_t | x_t)$ 导出,运动的马尔可夫特性也体现在 f 的选取中. 对于特征 η ,可以选取与之对应的相似度函数 c_F ,取值越大则两特征越相似. 又以 c_K 表示特征变化趋势评估函数,其取值越大,表明从特征序列 F_t 到 η 变化趋势的相容度越高. 对时刻 t 的观测数据,首先因目标和杂波特征的不同可将杂波分离出去. 将剩下的观测数据与已有特征迹进行关联. 给定特征迹 o ,相应的特征连续性邻域为:

$$G_F = \{z' = \{z^P, \eta\} : c_F(\eta | \eta_{t-1}) \cdot c_K(\eta | F_{t-1}) \geq \varepsilon_F\} \quad (2)$$

最终的邻域为空间邻域和特征邻域之交:

$$G = G_K \cap G_F \quad (3)$$

3.3 特征迹的生成和管理

确定特征迹邻域之后,假定在时刻 t 存在一个观测 z_t ,没有落入任何现有特征迹的邻域之内,那么,它有可能是一个新目标的起点. 将之设定为起点,生成一个新的特征迹,不妨记之为 o ,出现时刻为 $s = t$. 在 $t + 1$ 时刻,根据 3.2 小节介绍的方式确定 o 的邻域,求得落入 o 邻域内的观测集为 $(z_{t+1}^1, \dots, z_{t+1}^{m_0})$,那么将 o 分别与这 m_0 个观测及漏检做关联,生成 $m_0 + 1$ 个新的特征迹,记之为 $o_j, j = 0, 1, \dots, m_0$,其中 o_0 由 o 与漏检相关所生成, $o_j (j = 1, \dots, m_0)$ 由 o 与 z_{t+1}^j 观测相关联所生成. 由此,原有特征迹 o 生成了新的 $m_0 + 1$ 个特征迹. 在 $t + 2$ 时刻进行同样操作.

这样就生成了一个特征迹树结构,树中自根节点的每一条路径对应于一个可能的数据关联序列,即可能的特征迹. 如果特征迹持续时间达到了 N 个采样间隔,即 $t - s + 1 = N$,则进行剪枝与合并操作:删除整体可信度 ν_i 较低的特征迹;如果几个特征迹等效状态序列之差小于某个门限则将之合并. 此后若该树有特征迹得到确认,则从该树中抽取整体可信度最高的特征迹作为该树的输出:将根节点送入滤波器估计目标的状态,并将滤波结果送入航迹集以便航迹维持和管理. 树的新根节点下移一个时间点,保持特征迹时间长度为 N .

给定 $t - 1$ 时刻生成的特征迹树结构 Θ 的某一末端叶节点对应特征迹为 $o = \{D_{t-1}, L_{t-1}, F_{t-1}, K_{t-1}, C_{t-1}, A_{t-1}\}$,在 t 时刻落入 o 邻域内的观测集合为 $Z_t^o = \{z_t^i, i = 1, \dots, m_0\}$,这 m_0 个观测和漏检分别与 o 相关联后,得到特征迹 $o_j = \{D_{t,j}, L_{t,j}, F_{t,j}, K_{t,j}, C_{t,j}, A_{t,j}\}, j = 0, 1, \dots, m_0$,落入树 Θ 的观测集合为合集

$$Z_t^o = \bigcup_o Z_t^o = \{z_t^i, i = 1, \dots, m_0\} \quad (4)$$

3.4 马尔可夫可信度

目标的运动具有其连续性,即马尔可夫性. 当前时刻的目标位置、速度和加速度都与前一时刻或相当长时间的相关. 在考虑马尔可夫可信度时,不仅要考虑前一时刻状态对当前时刻的影响,也要考虑特征迹内整个等效状态序列的影响. 由此定义:

$$\zeta_{t,j} = P(\xi_{t,j} | L_{t-1}) = c_S(\xi_{t,j} | \xi_{t-1}) \cdot c_M(\xi_{t,j} | L_{t-1}) \quad (5)$$

其中, $c_S(\xi_{t,j} | \xi_{t-1})$ 为前一时刻等效状态 ξ_{t-1} 到当前时刻状态 $\xi_{t,j}$ 的转移特性,取值越大则表明两状态相关性越高; $c_M(\xi_{t,j} | L_{t-1})$ 表征等效状态 $\xi_{t,j}$ 与整个特征迹等效状态序列 L_{t-1} 的相容性,这涉及到状态转移变化趋势的一致性、运动模型转换的协调性等,其取值越大,表明两者相容度越高.

相邻时间点特征之间的变化可能因运动、环境等而起,这一变化也具有连续性. 同样,将特征马尔可夫可信度 $\mu_{t,j}$ 定义为目标特征 $\eta_{t,j}$ 在该特征迹的特征序列 F_{t-1} 内的整体相容性,这涉及到 $\eta_{t,j}$ 与 η_{t-1} 的相似度,以及其与 F_{t-1} 的变化趋势的相容性:

$$\mu_{t,j} = P(\eta_{t,j} | F_{t-1}) = c_F(\eta_{t,j} | \eta_{t-1}) \cdot c_K(\eta_{t,j} | F_{t-1}) \quad (6)$$

对于不同的跟踪场景,式(5)、(6)具有不同的表达形式.

3.5 整体可信度

给定一个特征迹,我们使用航迹起始与终结原则对特征迹整体可信度 ν_i 进行确认和删除判断^[4]. 给定前一时刻 o 的整体可信度 ν_{t-1} ,那么,当前时刻即 t 时刻 o_j 的整体可信度 $\nu_{t,j}$ 可通过如下方式计算.

给定运动马尔可夫可信度 $\zeta_{t,j}$,那么 o_j 的运动信息关联似然比为

$$\rho_{t,j} = \begin{cases} \frac{P_D}{\beta} \zeta_{t,j}, & j \neq 0 \\ \frac{1 - P_D}{1 - \beta}, & j = 0 \end{cases} \quad (7)$$

其中 P_D 是目标检测概率, β 为虚警密度. 从而有

$$\lambda_{t,j} = \frac{\rho_{t,j} \cdot \lambda_{t-1}}{\rho_{t,j} \cdot \lambda_{t-1} + (1 - \lambda_{t-1})} \quad (8)$$

给定特征连续性刻画函数 $\mu_{t,j}$,那么 o_j 的特征信息关联似然比为

$$\gamma_{t,j} = \begin{cases} \frac{P_D}{\beta} \mu_{t,j}, & j \neq 0 \\ \frac{1 - P_D}{1 - \beta}, & j = 0 \end{cases} \quad (9)$$

从而有

$$\tau_{t,j} = \frac{\gamma_{t,j} \cdot \tau_{t-1}}{\gamma_{t,j} \cdot \tau_{t-1} + (1 - \tau_{t-1})} \quad (10)$$

整合以上各式可以求得 o_j 的整体可信度 $\nu_{t,j} =$

$\omega_{L,t,j} + \omega_{F,t,j}$, 需满足 $\omega_{L,t} + \omega_{F,t} = 1$.

给定特征迹确认门限 P_{TC} 和删除门限 P_{TT} , 贝叶斯确认和删除决策逻辑为

$$\begin{cases} \nu_{t,j} < P_{TT}, & \text{删除} \\ P_{TT} < \nu_{t,j} < P_{TC}, & \text{继续观测} \\ \nu_{t,j} > P_{TC}, & \text{确认} \end{cases} \quad (11)$$

式中, 门限的确定类同于传统序贯检测方法:

$$\begin{cases} P_{TC} = \frac{1 - \beta_P}{\alpha_P} \\ P_{TT} = \frac{\beta_P}{1 - \alpha_P} \end{cases} \quad (12)$$

其中, α_P 为假航迹接受概率 (false acceptance probability), β_P 为真航迹拒绝概率 (true rejection probability).

在一棵树中, 如果全部特征迹被删除, 则目标航迹到此终止. 如果有多于一个的特征迹被确认, 则保留整体可信度最大的特征迹.

4 自适应视频跟踪

整个视频跟踪分别对新目标检测 and 原有目标跟踪. 对新目标进行检测时, 先对当前帧图像进行前景分割, 得到可能的目标区域. 然后根据上一帧得到的目标位置预测, 得到该帧新增加目标的位置. 最后利用预先得到的目标特征模板对新目标候选区域进行搜索, 得到新目标检测位置, 同时初始化目标门限等参数. 在对原有目标进行跟踪时, 我们在上一帧预测得到的位置附近进行搜索, 并对每个目标检测门限作自适应更新. 最后将所有检测到的目标结果合并, 输入后端的数据关联和跟踪模块进行处理.

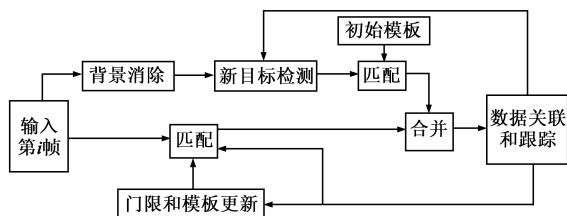


图3 自适应视频检测框图

4.1 自适应背景检测

Stauffer 等人将背景像素以自适应高斯混合模型表示^[14], 即背景中观测到当前像素的概率分布为

$$P(X_t = x) = \sum_{i=1}^K \tilde{\omega}_{i,t} N(x; \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (13)$$

其中 K 为高斯项的个数, 第 i 个高斯项的权重因子、均值和方差分别为 $\tilde{\omega}_{i,t}$ 、 $\mu_{i,t}$ 和 $\Sigma_{i,t}$. 下一帧时根据数据关联结果将背景分布更新为

$$\begin{cases} \tilde{\omega}_{i,t} = (1 - \alpha) \tilde{\omega}_{i,t-1} + \alpha M \\ \mu_{i,t} = (1 - \rho) \mu_{i,t-1} + \rho X_t \end{cases} \quad (14)$$

其中 α 和 ρ 为训练参数

$$\begin{cases} M = 1, & \text{若 } (X - \mu) > 2.5 \\ M = 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (15)$$

即若 X 为目标估计位置, 则 M 一直为 0.

4.2 自适应模板匹配

设原始图像的颜色为 256 位色的 RGB 颜色空间. 为了表达目标模型, 我们将目标区域内的颜色进行统计建模. 将每个子空间 R、G、B 分成 16 个相等区域. 设目标区域中心为 x_0 , 假设其中有 n 个像素, 用 $\{x_i\}_{i=1,\dots,n}$ 表示, 以 $b(x_i)$ 表示在 x_i 处的颜色 bin, 则目标模型特征值 $u = 1 \cdots m$ 估计的概率密度为^[16]:

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

其中 $h = 1$. 若模型大小归一, C 为归一化参数, 即

$$C = \left[\sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \right]^{-1} \quad (17)$$

考虑到同一个目标可能受到不同光照影响, 对模板信息更新为:

$$q_u = \gamma I + (1 - \gamma) q'_u \quad (18)$$

γ 是学习参数, I 为当前图像信息, q'_u 为旧模板.

4.3 自适应门限

选取 Bhattacharyya 系数做为目标特征相似性函数, 其定义为:

$$\rho(p(y), q_u) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (19)$$

我们对大小为 $N \times M$ 像素的一帧图像消除背景, 得到 $n \times n$ 的备选区域, 可能同时包含前景和背景, 如图 4 所示. 由式(19)可知, 使用 $a \times a$ 像素的匹配模板计算的颜色特征 Bhattacharyya 系数在临近区域保持连续, 同时同一目标亦保持颜色特征连续性, 由此得到一维曲线. 然后自适应更新检测门限为

$$T = P_N + \chi(P_S - P_N) \quad (20)$$

$$\begin{cases} P_S = 0.2P + 0.8P'_S, & \text{若 } P \text{ 为信号峰值} \\ P_N = 0.2P + 0.8P'_N, & \text{若 } P \text{ 为噪声峰值} \end{cases} \quad (21)$$

其中 T 为自适应门限, P 为 Bhattacharyya 系数一维曲线中某峰值 (即可能的匹配点), P'_S 和 P'_N 为旧的信号和噪声的峰值, P_S 和 P_N 分别为新的信号和噪声的峰值, χ 为调整权重系数.

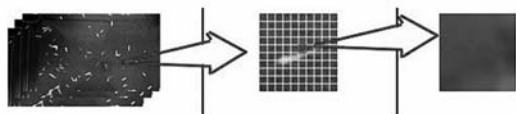


图4 各区域的选取(左图为 $N \times M$ 大小的原始帧, 中图为 $n \times n$ 的备选区域, 右图为 $a \times a$ 的匹配模板)

5 实验和性能评估

为了验证本文算法的有效性, 我们用视频跟踪试验将它与 MHT 方法^[4,5,15]进行对比实验. 为了进行视频

跟踪的试验,利用摄像机视频对鱼缸中的热带鱼进行跟踪.鱼缸大小为 90cm×60cm×50cm,摄像机分辨率为 1280×720 像素,采样率为 30fps.被跟踪目标是身长为 2~3cm 的热带鱼,颜色为黄色和橙色.为了复杂化跟踪场景,我们向鱼缸中加入了与鱼形态和颜色相似的纸片作为杂波和干扰.

在跟踪过程中构造特征迹时,我们使用鱼的颜色直方图信息作为目标的特征.此时 $\xi_i = (p_{x,i}, p_{y,i}, p_{z,i}, v_{x,i}, v_{y,i}, v_{z,i}, a_{x,i}, a_{y,i}, a_{z,i})^T$ 其中视频检测数据为 $z_i = (p_{x,i}, p_{y,i}, p_{z,i})^T, (v_{x,i}, v_{y,i}, v_{z,i})$ 和 $(a_{x,i}, a_{y,i}, a_{z,i})$ 分别代表速度和加速度.假定每个目标都满足高斯动态模型,传感器满足高斯观测模型,即

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) = N(\mathbf{x}_t; f_{t|t-1}(\mathbf{x}_{t-1}), \mathbf{Q}_{t-1}) \tag{22}$$

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) = N(\mathbf{z}_t; g_t(\mathbf{x}_t), \mathbf{R}_t) \tag{23}$$

其它函数包括: $c_S(\xi_i | \xi_{t-1}) = N(\mathbf{z}_t - g_t(f_{t|t-1}(\xi_{t-1})), \mathbf{S})$, \mathbf{S} 根据系统模型 f 和观测模型 g 给出;给定 \mathbf{D}_t ,采用曲线拟合的方法估计 ξ_t ,曲线拟合度用来作为 c_M 的取值; η_i 是式(16)中定义的目标颜色直方图信息; c_F 取为 Bhattacharyya 系数;在本次实验中, c_K 取值为 1.

图 5 是 MHT 和本文方法对热带鱼视频跟踪结果之第 69 帧.每个目标都标有航迹.由图可见, MHT 有不少误判,将纸片当作鱼.真航迹寿命也短.为了统计跟踪结果,对 100 帧(581-680)图像进行人工核对,两种方法的跟踪结果如表 1.

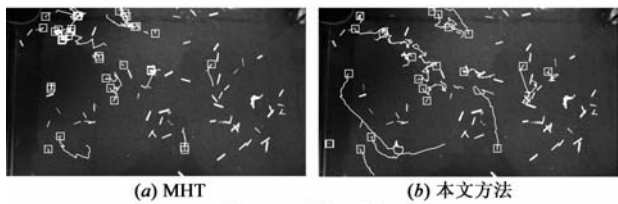


图5 跟踪第69帧

表 1 对热带鱼进行视频跟踪的统计结果

目标 编号	持续 帧数	本文算法		MHT	
		跟上帧数	跟踪概率	跟上帧数	跟踪概率
1	22	22	100.00%	15	68.18%
2	92	78	84.78%	73	79.35%
3	100	84	84.00%	80	80.00%
4	100	100	100.00%	97	97.00%
5	86	84	97.67%	82	95.35%
6	100	100	100.00%	92	92.00%
7	100	100	100.00%	92	92.00%
8	100	100	100.00%	99	99.00%
9	100	98	98.00%	95	95.00%
10	100	98	98.00%	77	77.00%
11	100	100	100.00%	92	92.00%
12	100	100	100.00%	95	95.00%

(续表)

(续表)

目标 编号	持续 帧数	本文算法		MHT	
		跟上帧数	跟踪概率	跟上帧数	跟踪概率
13	100	100	100.00%	91	91.00%
14	100	88	88.00%	80	80.00%
15	64	30	46.88%	29	45.31%
16	59	59	100.00%	50	84.75%
17	83	83	100.00%	83	100.00%
18	39	39	100.00%	38	97.44%
19	21	21	100.00%	20	95.24%
合计	1566	1484	94.76%	1380	88.12%

本文方法在交错目标的跟踪上,亦体现了其融合时间域、频率域和空间域信息的优越性.如图 6 所示,两条鱼正相向游动(虚线轨迹和下方实线轨迹);一段时间后,两条鱼相遇;两鱼分开后,本文跟踪算法仍然能有效地跟踪各自的游动轨迹.

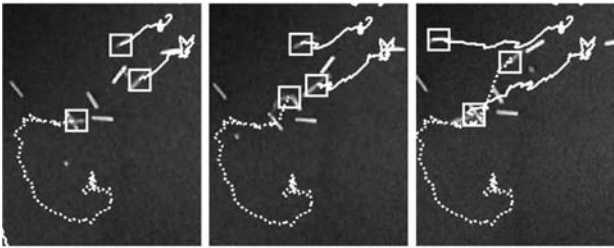


图6 交错目标跟踪效果

综合上述实验结果,在发现目标、持续跟踪目标、数据关联和估计准确性等方面,本文方法都要优于现国际公认最佳的多目标跟踪方法-MHT 算法.

6 结论

本文提出了一种崭新的基于特征迹的多目标自适应视频跟踪方法.它用谱、空间和时间域目标的物理特性和运动特性融合测量数据生成动态目标有别于干扰和其它目标的度量“特征迹”,并以运动马尔可夫可信度、特征马尔可夫可信度以及检测概率和虚警密度计算特征迹整体可信度.由于使用了特征迹及其可信度,在第一时间去除噪声,大大提高了数据关联的可靠性,使得跟踪结果中准确跟踪的航迹概率增加、寿命加长.因为在检测时对背景、匹配模板和门限的自适应更新,加之进入滤波器的是确认后的特征迹数据,使得跟踪结果的精度大大提高.这些实验结果表明,本文方法在性能上远优于目前公认为最佳的 MHT 方法.但由于 MHT 算法有很多简化算法,其最新的计算复杂度难以确定,因此,本文没有对两种方法的复杂度进行定量比较.但相较于传统方法,基本上本文算法 cpu 运算时间大幅度缩短至两个数量级.可以想象,这是一开始就利用特征迹去除噪声和干扰,大大简化了算法的复杂度的直观体现.

参考文献

- [1] Fortmann T E, Bar-Shalom Y, Scheffe M. Multi-target tracking using joint probabilistic data association[J]. Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes, 1980, 19 (12), Part 1: 807 – 812.
- [2] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, (3): 536 – 557.
- [3] D B Reid. An algorithm for tracking multiple targets[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1979, 24(6): 843 – 854.
- [4] Blackman S S, Dempster R J, Broida T J. Multiple hypothesis track confirmation for infrared surveillance systems[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29 (3): 810 – 824.
- [5] Lancaster J, Blackman S. Joint IMM/MHT Tracking and Identification for Multi-Sensor Ground Target Tracking[A]. 9th International Conference on Information Fusion[C]. Florence: I-CIF '06, 2006. 1 – 7.
- [6] Muthumanikandan P, Vasuhi S, Vaidehi V. Multiple maneuvering target tracking using MHT and nonlinear non-Gaussian Kalman filter[A]. International Conference on Signal Processing, Communications and Networking[C]. Chennai: ICSCN '08, 2008. 52 – 56.
- [7] Ronald P. S. Mahler. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152 – 1178.
- [8] Ba-Ngu Vo, Wing-Kin Ma. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091 – 4104.
- [9] Ba-Tuong Vo, Ba-Ngu Vo, Antonio Cantoni. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3553 – 3567.
- [10] 黄志蓓, 孙树岩, 等. 多元假设检验 GMPHD 轨迹跟踪[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(6): 1289 – 1294.
Huang Z P, Sun S Y, et al. Multiple hypotheses detection with Gaussian mixture probability hypothesis density filter for multi-target trajectory tracking[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2010, 32(6): 1289 – 1294. (in Chinese)
- [11] Huang Z P, Sun S Y, Wu J K. A new data association algorithm using probability hypothesis density filter[J]. Journal of Electronics(China), 2010, 27(2): 218 – 223.
- [12] H Jiang, S Fels, J J Little. A linear programming approach for multiple object tracking[A]. International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Minneapolis, MN: CVPR'07, 2007. 1 – 8.
- [13] Yuan Li, Chang Huang, Ram Nevatia. Learning to associate: hybrid boosted multi-target tracker for crowded scene[A]. International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Miami: CVPR'09, 2009. 2953 – 2960.
- [14] C Stauffer, W Grimson. Adaptive background mixture models for real-time tracking[A]. International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Fort Collins: CVPR'1999, 1999. 246 – 252.
- [15] I J Cox, S L Hingorani. An efficient implementation of Reid's multiple hypothesis tracking algorithm and its evaluation for the purpose of visual tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(2): 138 – 150.
- [16] Shuyan Sun, Zhipei Huang, et al. Signature-driven multiple visual target tracking[A]. 2009 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics[C]. San Antonio: IC-SMC2009, 2009. 3709 – 3713.

作者简介



黄志蓓 女, 1973 年生于安徽合肥. 中国科学院研究生院信息学院副教授. 研究方向为信息融合、传感网络、信号处理.

E-mail: zhphuang@gmail.com



吴健康 男, 1947 年出生于江苏泰兴. 中国科学院研究生院信息学院教授、博导. 研究方向为传感网络、贝叶斯网络动态系统.