

文章编号: 1001-0920(2009)02-0317-04

一种基于改进粒子滤波的多目标跟踪算法

刘国成, 王永骥

(华中科技大学 控制科学与工程系, 武汉 430074)

摘要: 针对复杂背景环境下的多目标跟踪问题, 论述了主要的数据关联技术, 将目标检测算法与粒子滤波相结合, 利用颜色直方图作为观测模型, 并利用全领域(GNN)算法进行数据关联, 提出一种改进的基于粒子滤波的多目标跟踪算法, 实现了视频场景中的多个目标跟踪. 该算法对于目标在场景中的频繁出现和消失、相似外表、交叉运动和短暂遮挡等均有较好的处理效果.

关键词: 粒子滤波; 视觉跟踪; 多目标跟踪; 数据关联

中图分类号: TP242

文献标识码: A

An algorithm of multi-target tracking based on improved particle filter

LIU Guo-cheng, WANG Yong-ji

(Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China. Correspondent: LIU Guo-cheng, E-mail: gcliu2004@hotmail.com)

Abstract: For the multi-target tracking problems with complex background, the data association techniques are discussed. Combing the target detection algorithm with particle filter and using color histograms as observation model, the global nearest neighbor (GNN) performs data association. An improved multi-target tracking algorithm is presented based on particle filter. The proposed algorithm is robust to the problems of the appearance and disappearance of targets, the similar appearance of targets, the cross movement of targets and short-time occlusion.

Key words: Particle filter; Visual tracking; Multi-target tracking; Data association

1 引言

目标跟踪是基于具有不确定性测量的传感器数据, 对来自未知目标的运动学特征作出估计. 近年来粒子滤波(PF), 也称序列 Monte Carlo 方法, 在目标跟踪方面得到了广泛关注, 其原因可以理解为这种方法的简洁性、处理复杂情况的鲁棒性及易操作性, 更重要的是它对于非线性非高斯估计问题的强大处理能力.

传统的多目标跟踪方法是给每个目标分配一个单一目标的随机滤波器(如卡尔曼滤波(KF)或扩展卡尔曼滤波(EKF)), 然后应用数据关联技术分配正确的测量给每个滤波器. 假如目标动态模型或测量模型是强非线性或非高斯的, 则传统的基于卡尔曼滤波方法便不再适用, 从而粒子滤波方法以其独特的方式被提出来以解决多目标跟踪问题.

本文首先介绍数据关联技术, 在此基础上, 提出一种改进的基于粒子滤波的多目标跟踪算法, 并通过仿真实验证明了该方法的有效性.

2 数据关联技术

通常, 多目标跟踪需要处理未知数目目标的状态估计(特殊情况是目标数目为常数或已知); 还要考虑观测测量是来自于被检测的目标还是杂乱环境; 在很多应用中, 每个目标只有一个测量, 但有些则有多个可利用的返回值, 这就需要利用数据关联技术. 多目标跟踪中的数据关联问题常常包括确保把正确的测量分给每个随机滤波器, 然后能精确估计出每个目标的轨迹. 针对这个问题有 3 种经典的方法: 最近邻标准滤波(NNSF)^[1], 联合概率数据关联滤波(JPDFAF)^[1]和多假设跟踪滤波(MHT)^[2].

NNSF 只是简单地把最近的有效测量当作预测

收稿日期: 2007-10-18; 修回日期: 2008-03-03.

基金项目: 国家留学基金管理委员会比利时政府互换奖学金项目(20053303).

作者简介: 刘国成(1972—), 男, 湖北枣阳人, 讲师, 博士, 从事非线性滤波、传感器网络等研究; 王永骥(1955—), 男, 江西吉安人, 教授, 博士生导师, 从事神经网络控制、自适应控制等研究.

的测量来更新目标的状态,这会导致一些问题,因为最近的有效测量对于两个不同的目标而言,可能是一样的。JPDAF对所有预测的测量和被估计的目标状态计算联合概率,这种技术也要考虑来自虚假测量的错误报警,而且局限于已知的固定数目的目标。比较理想的MHT滤波在每个时刻保持所有可能关联的概率,不像NNSF和JPDAF,MHT不仅仅考虑前一时刻的概率,还允许回溯跟踪和跟踪初始化。但对于所有可能的假设保持跟踪,实际上是不可行的。因为其计算复杂度指数增加,所以需要减少复杂度,其技术包括设置门限,忽略不相关的观测;约简,删除低概率的假设;融合,合并一些假设到单一目标等。

人们还提出了粒子滤波方法以解决多目标跟踪的数据关联问题。实际上,应用粒子滤波方法是相当自然的,因为它本质上是解决非线性非高斯推理问题的。假如目标动态模型或测量模型是强非线性或非高斯的,则粒子滤波可以很好地处理非线性非高斯问题。

3 算法

跟踪数目不断变化的目标主要有两个难题:1)观测模型和目标分布可能是高度非线性、非高斯的;2)大量数目变化的目标存在重叠和不明确等复杂的相互作用。为解决这些问题,本文提出一种能够进行学习、检测和跟踪多目标的算法。在该算法中,粒子滤波用来解决系统的高度非线性非高斯问题,并与检测算法结合用来处理目标在场景中的频繁出现和消失、相似外表、交叉运动和短暂遮挡等。

3.1 目标表示形式

基于颜色的跟踪方法在跟踪目标时是非常成功的,即使目标形体发生改变或局部遮挡时,仍然可以产生鲁棒的跟踪效果。

基于颜色的跟踪会搜索一个与参考目标模型最相近的候选区域。参考模型的颜色直方图和候选目标的直方图可表示为

参考模型

$$q^* = q^*(n, x_0)_{n=1, \dots, N}, \quad q^*(n, x_0) = 1;$$

候选目标

$$q(x_i) = q(n; x_i)_{n=1, \dots, N}, \quad q(n; x_i) = 1. \quad (1)$$

其中 q 在初始化阶段形成。采用Bhattacharyya系数来表示两个直方图之间的相似程度,即

$$\hat{d}(x_i) = [q(x_i), q^*] = \sum_{n=1}^N \sqrt{q(n; x_i) q^*(n; x_0)}. \quad (2)$$

直方图之间的距离为

$$d(x_i, x_0) = \sqrt{1 - [q(x_i), q^*]}. \quad (3)$$

应用Bhattacharyya系数来度量相似程度是因为它是两个向量的余弦,从而有一个直观的集合解释, $d(x_i)$ 是公制的;其次,它利用一个归一化离散分布作为估计变量,对目标的度量是不会变化的。鉴于距离函数,似然分布的计算可通过指数函数进行,即

$$(z_i | x_i) = e^{-d^2(x_i, x_0)}, \quad (4)$$

其中 $\sigma = 20$ 是通过试验决定的。

3.2 目标动态模型

自回归过程是一种通过历史数据来预测目前状态的时间序列建模策略。在这个模型里,目前的状态 x_t 是一个依赖于以前状态的确定性函数并加上随机干扰,假如确定性函数是线性的,则目前的状态依赖于以前的 p 个状态,模型可以写成

$$x_t = \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} + \epsilon_t. \quad (5)$$

其中 $\{a_i\}_{i=1}^p$ 是自回归系数; ϵ_t 是随机干扰,一般情况下是白噪声。自回归系数既可通过学习的方法得到^[3],也可以特别的方式指定^[4]。鉴于运动员在比赛中的惯性影响,采用持续速度模型更为适合一些,这里采用二阶自回归模型

$$x_t = Ax_{t-1} + Bx_{t-2} + CN(0, \sigma). \quad (6)$$

其中 $\{A, B, C\}$ 是自回归系数, $N(0, \sigma)$ 是零均值、标准方差为1的Gaussian噪声。在试验中,指定系数为 $A = 2, B = -1, C = 3$ 。

3.3 数据关联

在具体应用中有两种不同的观测:一种是颜色直方图,另一种是Boosting检测。在标准的Bayesian滤波框架下,执行数据关联就是把观测和跟踪进行配对以评估似然函数 $p(z_i^m | x_i^n)$,这种情形下,粒子滤波以一种隐含的方式处理这个层次的数据关联。因为颜色直方图是从区域的特定粒子提取出来的,观测与粒子有关就意味着观测和跟踪不再是独立的。但是仍有必要确定特定区域像素的关联,因为该区域有可能包括不属于相应目标的像素。但由于没有目标的任何具体的外形模型,通过应用Boosting检测可以提高粒子滤波中的建议分布,从而可在该层次执行数据关联。

设置门限是一种削减技术,在跟踪的每一个时间步长,一定的区域,即门限,都会围绕被预测的每个目标的位置而定义,落入这个区域就会被认为是候选目标并以此来更新跟踪。在实验中采用了圆形门限,如图1所示。其在所有的方向均匀发散,圆的半径由最大可能幅度的目标速度决定。 $T_1 \sim T_3$ 是

预测的目标位置; $O_1 \sim O_4$ 是观测. 其中: O_2 分配给 T_1 ; O_1 是 T_1, T_2 和 T_3 的候选; O_4 是 T_2 和 T_3 的候选; O_3 没有分配给任何现有的跟踪, 因而作为一个新目标的候选.

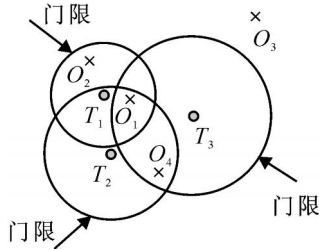


图 1 圆形门限

图 1 显示了一个观测可能在多个门限内, 结果会导致同一个观测可能关联给多个目标以进行更新, 这违背了数据关联的基本约束, 即一个观测只能由一个目标产生. 全领域 (GNN) 方法是解决这个问题的有效方法之一, 它在每一步保持一个最优的方案, 如表 1 所示. 表中的每一项是对观测和跟踪配对的情况, 被门限禁止的观测用 \times 表示, 它会与任意一个新的跟踪进行关联.

表 1 解决分配问题的分配表

跟踪	观 测			
	O_1	O_2	O_3	O_4
T_1	a_{11}	a_{12}	\times	\times
T_2	a_{21}	\times	\times	a_{24}
T_3	a_{31}	\times	\times	a_{34}

3.4 改进的 Boosted 粒子滤波

对于标准的粒子滤波, 有两个问题需要解决: 粒子滤波的初始化和选取合适的重要性函数. 大多数利用粒子滤波的跟踪系统^[3,5], 是通过手动添加标注而设置 $p(x_0)$ 来初始化粒子滤波. Boosted 粒子滤波 (BPF) 是由 Okuma 等^[6] 提出的, 通过融入 AdaBoost^[7] 检测算法很好地解决了以上问题. 这种检测算法自动完成初始化, 提高了重要性函数的选取.

为了从当前帧中检测到球员, 这里采用 Viola 和 Jones^[7] 提出的级联 AdaBoost 算法, 其最初目的是为了检测人脸. 在本文实验中, 训练了 23 层级联分类器来检测球员. 为了训练检测器使之有效, 需要大量的训练集, 这里共应用了 6000 幅球员图像, 这些图像的分辨率是 24×24 个像素. 假如所有训练图像都是手动收集的, 将会是一件耗时的工作. 为减轻负担, 只手工收集了几百幅这样的图像, 它们都归一化成同样的尺寸和均值强度. 有了初始训练集之后, 利用一段程序来自动收集正样本. 这段程序是基于归一化相关性设计的, 它在给定的图像中尽力搜索

所有的区域和比例, 然后输出高于一定阈值的所有正面小块. 由于存在大量错误的正面小块, 还需要手动检查. 负训练样本的收集是通过随机挑选不含运动员图像的场景, 比如只有球场和观众的图像. 尽管在杂乱和重叠情况下定位失误在所难免, 但更多的训练集显然会产生更好的检测效果.

由粒子滤波的原理可知, 重要性建议分布的选择应尽可能地接近后验分布. 如果先验分布远远偏离似然分布, 则建议分布应能将粒子转移到高似然分布的区域. Boosted 粒子滤波利用一个混合 Gaussian 模型来构造出一个建议分布, 即

$$q_{BPF}^*(x_t^{(i)} | x_{1:t-1}^{(i)}, z_{1:t}) = \text{ada} q_{\text{ada}}(x_t^{(i)} | z_t) + (1 - \text{ada}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}). \quad (7)$$

其中: q_{ada} 是一个有着固定方差并以 AdaBoost 检测为中心的 Gaussian 分布, 参数 ada 在不影响粒子滤波收敛性的情况下可以动态设置 (由于它仅是建议分布的一个参数, 其影响可通过重要性权值的计算加以校正). 当 $\text{ada} = 0$ 时, 此算法就是 Bootstrap 粒子滤波. 依据跟踪的情况, 比如交叉、碰撞和遮挡, 通过调整 ada , AdaBoost 的影响会有所不同.

粒子滤波已被证明对于跟踪非线性非 Gaussian 的单个和多个目标都很成功, 原始的 Boosted 粒子滤波是一种增加了 AdaBoost 检测的混合粒子滤波 (MPF)^[5], 可以自动跟踪可变数目的目标. 但在 MPF 中, 对于所有的目标, BPF 只利用数目固定的粒子, 当目标数目增加时便会导致严重的问题. 因为新的跟踪不得不从现有的跟踪中借取粒子, 从而会引起每个目标剩余的粒子数目减少, 进而不能充分地对分布进行近似; 而且当遮挡发生时, BPF 合并重叠的粒子云, 当遮挡消失时再分开, 显然发生重叠时, 这种机制会失去唯一性.

在本文改进的 Boosted 粒子滤波算法中, 将保持原始 BPF 的基本思想, 但新算法通过给每一个新的跟踪分配一个新的粒子集, 而不是从已有的目标中借取粒子, 使得新的改进结构能动态处理数目增加的目标, 且不会影响已有跟踪的精确性. 同时, 由于每个粒子集的独立性, 所有的跟踪也是独立地保持或消失, 它们不会在遮挡发生时合并又分开.

4 实验结果

利用本文改进的 BPF 算法对一段数字视频流中曲棍球运动员进行跟踪. 图 2 给出了从视频流中获得的有代表性的原始帧; 图 3 则是相应的跟踪结果. 其中: 图 3(a) 和 3(b) 两帧表明一个跟踪目标正在消失, 而 3(c) 和 3(d) 两帧则表明有新的跟踪目标出现. 不管在场景中有多少个目标, 该算法都不会受其影响而成功地适应并变化. 对于场景中间位置靠

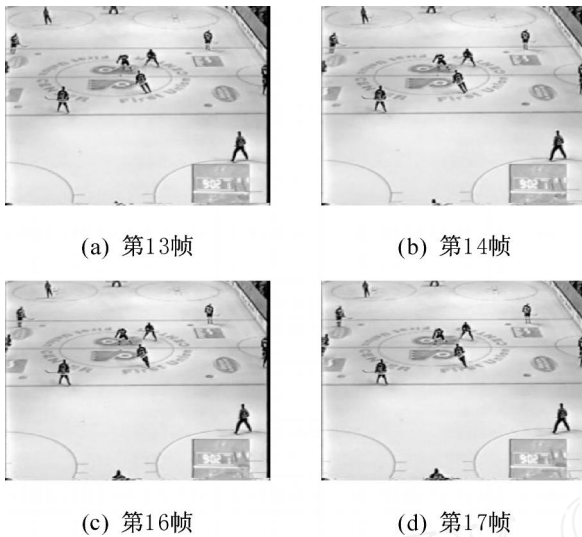


图2 原始帧

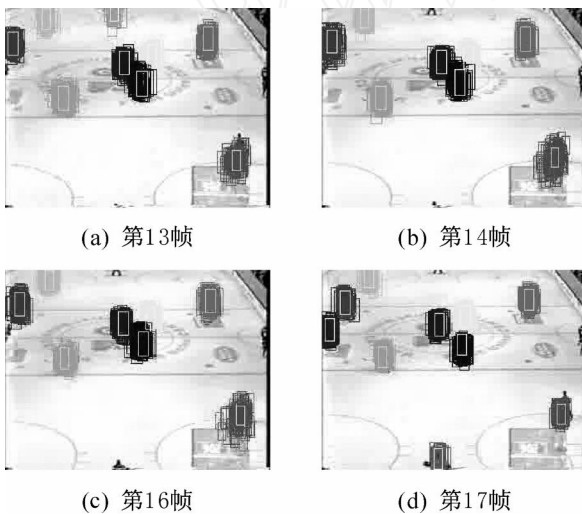


图3 跟踪结果

得较近的3个目标,新算法也能成功地检测到并加以跟踪.

5 结 论

本文论述了基于粒子滤波的多目标跟踪方法.在多目标跟踪中,一个重要的环节是数据关联,对此进行了详细论述,并给出了一个基于粒子滤波的多目标跟踪算法.该算法以BPF为基础,并加以改进.实验结果表明了这种方法的有效性.

参考文献(References)

- [1] Bar-Shalom Y, Fortmann T E. Tracking and data association[M]. New York: Academic Press, 1988.
- [2] Reid D B. An algorithm for tracking multiple targets [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1979, 24(6): 843-854.
- [3] North B, Blake A, Isard M, et al. Learning and classification of complex dynamics [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000: 22(9): 1016-1034.
- [4] Pérez P, Hue C, Vermaak J, et al. Color-based probabilistic tracking[C]. Proc of the European Conf on Computer Vision. Copenhagen, 2002, 1: 661-675.
- [5] Vermaak J, Doucet A, Pérez P. Maintaining multimodality through mixture tracking [C]. Int Conf on Computer Vision. Beijing, 2003, : 1110-1116.
- [6] Okuma K, Taleghani A, de Freitas J F G, et al. A Boosted particle filter: Multitarget detection and tracking [C]. European Conf on Computer Vision. Prague, 2004, : 28-39.
- [7] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection[J]. Int J on Computer Vision, 2004, 57(2): 137-154.

(上接第316页)

- [5] 师五喜, 霍伟, 吴宏鑫. 参数未知线性系统的直接自适应模糊广义预测控制[J]. 控制与决策, 2003, 18(5): 535-539.
(Shi W X, Huo W, Wu H X. Direct adaptive fuzzy generalized predictive control for linear systems with unknown parameters [J]. Control and Decision, 2003, 18(5): 535-539.)

- [6] Wang L X. Adaptive fuzzy systems and control: Design and stability analysis[M]. NJ: Prentice-Hall, 1994.
- [7] Goodwin G C, Sin K S. Adaptive filtering, predictive and control[M]. New Jersey: Prentice-Hall, 1984.
- [8] Liu G P, Kadiramanathan V, Billings S. Predictive control for nonlinear systems using neural networks[J]. Int J Control, 1998, 71(6): 1119-1132.