

文章编号:1006-3080(2010)02-0261-06

## 基于融合反馈式粒子滤波器的多目标跟踪算法

付 钊, 牛玉刚

(华东理工大学信息科学与工程学院, 上海 200237)

**摘要:**针对足球视频中多球员跟踪问题,提出一种基于融合反馈式粒子滤波的多目标跟踪算法。该算法将球员状态的检测信息与球员的动力学模型结合,设计粒子滤波算法的建议分布,使其能融合最新的观测数据,并由此对下一帧球员可能的状态进行抽样,然后计算各抽样与参考模板间的相似度,最终通过估计球员状态来达到跟踪目的。仿真实验结果表明:本文提出的跟踪算法能较好地解决不同球员间的遮挡问题,实现多名球员的跟踪,具有较好的实时性和鲁棒性。

**关键词:**融合; 检测信息; 粒子滤波; 遮挡; 实时

中图分类号:TP391

文献标志码:A

## Multi-target Tracking Based on Fusion-Feedback Particle Filter

FU Tian, NIU Yu-gang

(School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

**Abstract:** Aiming at the tracking problem of soccer players in soccer videos, a tracking algorithm based on fusion-feedback particle filter is proposed. By using a mixture model that incorporate information from the dynamic models of players and the results of the detection block, the proposal distribution is constructed and the state of the players in the next frame are sampled. And then, the similitude degrees between the samples and the reference players are calculated. At last, the player states are estimated and the player under tracking is attained. Experiment results show that this present method is effective for coping with the occlusion of two players and attaining the tracking players, and has better real-time and robustness.

**Key words:** fusion; detection information; particle filter; occlusion; real-time

视频序列图像中,人体目标的跟踪在智能监控、高级人机交互、运动分析及军事领域等诸多方面有着十分广泛的应用。就体育竞技而言,通过对比赛视频进行处理,有助于电视转播、辅助训练、技战术的分析、解决误判的纠纷、生成3D动画等。人体目标跟踪的实质就是在视频图像帧中随着时间变化对诸如位置、速度、大小等运动人体的状态进行动态估

计。基于经典卡尔曼滤波器的跟踪算法把目标跟踪问题转化为给定一组观测量的情况下在线估计系统的隐含状态量,很好地解决了噪声为高斯情况下的线性系统状态估计问题。但是在现实世界中,人们所面临的大都是非线性和非高斯的系统,而扩展卡尔曼滤波(EKF)、Unscented卡尔曼滤波<sup>[1-2]</sup>(UKF)等只适用于弱非线性、弱非高斯的系统。为了更好

收稿日期:2009-02-24

基金项目:上海市教委科技创新重点项目(09ZZ60);上海市重点学科(B504)

作者简介:付 钊(1984-),男,湖北当阳人,硕士生,研究方向为图像处理与模式识别。E-mail:colorofwind\_fu@163.com

通讯联系人:牛玉刚,E-mail:acniuyg@ecust.edu.cn

地解决非线性滤波问题,研究者提出了一种基于贝叶斯原理的序贯蒙特卡罗粒子滤波方法(PF)。较之传统的卡尔曼滤波方法,粒子滤波彻底摆脱了要求系统为线性及噪声为高斯特性的限制,它以一种自然的方式处理非高斯概率分布和非线性观测过程。经过多年的发展,现在已有多类粒子滤波算法,例如Unscented粒子滤波算法<sup>[3]</sup>(UPF)、高斯-厄米特粒子滤波算法<sup>[4]</sup>(GHPF)、混合卡尔曼粒子滤波算法<sup>[5]</sup>(MKPF)和其他改进的粒子滤波<sup>[6-8]</sup>。

粒子滤波算法的核心思想是用一组在状态空间传播的随机样本对后验密度进行近似,并以样本均值代替数学期望来获得状态的最小方差估计。对于一般的非线性系统,很难直接从后验概率分布抽样样本,通常的做法是选取一个建议分布来得到后验概率分布的一组带权粒子。因此,建议分布的选取直接决定着粒子滤波的性能。以上改进方法的出发点都是将若干滤波算法串联起来,然后由前一个或多个滤波算法的估计结果产生后一个粒子滤波算法的建议分布。值得指出的是,这些方法的复杂度都较高,很难满足实时性要求。

本文提出一种融合反馈式粒子滤波算法(Fusion-Feedback Particle Filter,FFPF),通过将检测模块得到的最新观测信息融入到系统状态转移概率中得到新的建议分布,由此抽样一组带权粒子。将FFPF方法应用于足球视频中的多球员跟踪问题,提出了一种基于FFPF的目标跟踪方法。该方法利用上述建议分布对下一帧目标可能的位置和尺度进行抽样,然后计算各抽样与参考模板的相似度,最后通过估计球员状态来达到跟踪目的。

## 1 粒子滤波算法

考虑如下非线性动态系统的状态空间模型,  
状态方程:

$$x_t = f(x_{t-1}) + \omega_{t-1} \quad (1)$$

观测方程:

$$y_t = g(x_t) + v_t \quad (2)$$

其中:方程(1)描述了目标(隐含)状态 $\{x_t\}$ ( $t=0,1,2,\dots$ )随时间变化的过程;方程(2)描述了观测信息 $\{y_t\}$ ( $t=0,1,2,\dots$ )与状态 $\{x_t\}$ 的关系; $\omega_{t-1}$ 与 $v_t$ 分别表示过程噪声和观测噪声。目标跟踪可以理解为根据已知观测变量 $y_{1:t}$ 和目标状态变量 $x_{0:t-1}$ 求解 $x_t$ 的贝叶斯滤波问题。其中: $y_{1:t}$ 表示 $1 \sim t$ 时刻的观测变量; $x_{0:t-1}$ 表示初始到 $t-1$ 时刻的状态变量。根据贝叶斯滤波理论,贝叶斯滤波的递推过程包括

预测和更新两步,即

预测:

$$p(x_t | y_{1:t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (3)$$

更新:

$$p(x_t | y_{1:t}) = p(y_t | x_t) p(x_t | y_{1:t-1}) / p(y_t | y_{1:t-1}) \quad (4)$$

对于一般的非高斯、非线性的动态系统,递归贝叶斯推理中的高维积分运算很难求解,因此只能近似求解以获得系统状态的贝叶斯估计。粒子滤波是一种基于贝叶斯估计和蒙特卡罗方法的近似数值解算法,又被称作蒙特卡罗滤波,它是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。其核心思想是:利用一组带有权值的粒子 $\{(x^i, w^i) | i=1, 2, \dots, N\}$ 来逼近后验概率密度函数,即:

$$p(x_t | y_{1:t}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i^i \delta(x_t - x_t^i) \quad (5)$$

一般地,粒子滤波算法包括初始化、序贯重要性采样(Sequential Importance Sampling, SIS)和重采样。但对于SIS算法而言,粒子数匮乏是其主要缺陷,即在经过若干次迭代之后,除了一个粒子外,其余粒子权值非常小,几乎可以忽略不计,这使得计算时间浪费在对估计几乎没有益处的粒子更新上,文献[9]从理论上证明了SIS算法出现粒子匮乏现象的必然性。

为了克服SIS算法存在的粒子匮乏现象,一种最有效的方法是选取好的建议分布。文献[9]从理论上给出了使得重要性权值的方差达到极小的、优化的建议分布:

$$q(x_t | x_{t-1}, y_{1:t}) = p(x_t | x_{t-1}, y_t) \quad (6)$$

在实际情况中,得到优化的建议分布的困难程度与直接从目标概率分布中抽样样本的困难程度完全等同,但从优化的建议分布的表达式来看,产生下一个预测样本依赖于已有的样本和最新的观测数据,这对本文设计一个建议分布有很好的指导作用。

在工程应用中,通常选取系统状态变量的转移概率密度 $p(x_t | x_{t-1})$ 作为建议分布。由于没有考虑最新观测到的数据,当似然函数位于系统状态转移概率函数的尾部或者观测模型具有很高的精度时(如图1),会造成从建议分布抽取的样本与真实的后验分布的样本存在显著的偏差,很多样本由于归一化权重很小而成为无效样本,从而导致抽样效率的低下。

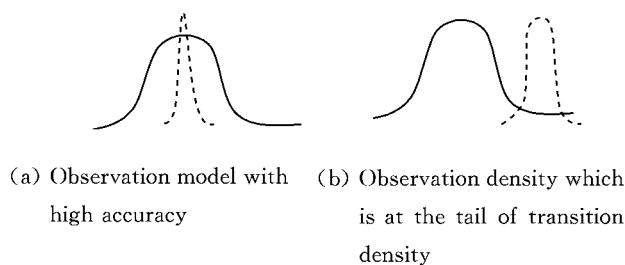


图 1 系统状态的转移概率函数(实线部分)与似然函数(虚线部分)

Fig. 1 Transition density and observation density

## 2 融合反馈式粒子滤波算法

为了解决上述问题,本文将检测模块得到的球员状态信息与球员的动力学模型结合起来,使最新的球员状态观测数据融入到系统状态转移概率密度函数中,得到式(7)的建议分布函数。利用该函数对下一帧目标可能的位置和尺度进行抽样,计算各抽样与参考模板的相似度,最后通过估计球员状态来达到跟踪目的。

$$q_{\text{new}}(x_t | x_{t-1}, y_{1:t}) = \alpha q_d(x_t | x_{t-1}, y_{1:t}) + (1 - \alpha) p(x_t | x_{t-1}) \quad (7)$$

式中: $q_d(x_t | x_{t-1}, y_{1:t})$ 为以检测到的球员状态信息为均值的高斯分布,其方差可由检测模块的精度决定,本文取方差  $Q=0.01$ ;  $p(x_t | x_{t-1})$ 为系统的状态转移概率密度函数;  $\alpha$  为加权系数,该参数可以动态地调整,当  $\alpha=0$  时,该算法退化为标准粒子滤波算法,当  $\alpha$  值增大时,意味着 FFPF 加大了检测信息的影响权重。其优点是:

(1)在检测模块中,对于远场景的球员,待视频序列图像二值化后其对应的连通区域面积会比较小,可能会出现达不到阈值水平的情况,从而导致漏检。采用上述策略后,由于检测算法结合了球员的动力学模型,可以大大减少漏检情况。

(2)对于粒子滤波算法而言,由于建议分布考虑了最新的观测信息,会使得抽样效率大大提高,进一步增强跟踪精度。

## 3 球员跟踪实现

### 3.1 球员分割和特征提取

足球场景的一个最大特点是绿色的草坪在图像中占大多数区域,而且所有的球员都在草坪上,可以通过统计草坪的颜色特征滤去属于草坪的像素来得到球员的连续像素块。

HSV 颜色空间是根据人感知颜色的方式建立的,因此比较符合人的视觉感受,该颜色空间明确区分了亮度和色度之间的特性。研究表明,HSV 空间 3 个分量的相关性从人的感觉上是很小的,从而使得该空间在目标分割中应用非常广泛。本文采用在 HSV 颜色空间下先根据  $H$  的取值范围( $\frac{1}{3}\pi \leq H \leq \frac{5}{6}\pi$ )并限定饱和度  $S > 30$  以及亮度  $V > 70$  的情况下检测出绿色区域,同时那些非绿色区域如球员、观众席等也被标记出来,然后通过阈值处理得到二值视频图像  $I(x, y)$ ,即:

$$I(x, y) = \begin{cases} 1, & \frac{1}{3}\pi < H < \frac{5}{6}\pi; S > 30; V > 70 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

为了增强空间连通性并消除杂散点,在得到的二值图像上采用腐蚀膨胀及形态学滤波处理,然后提取面积满足一定大小的连通区域作为分割出的球员。由于观众席在图像中相对于球员来说占比较大的面积,本文选取面积最大的连通区域作为观众席,令其所有像素点的颜色为全黑,以便更好地分割球员。原始图像如图 2 所示。对其采用上述算法进行处理,最后得到的分割结果如图 3 所示。

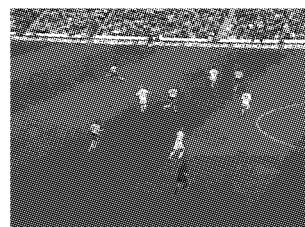


图 2 原始视频

Fig. 2 Original video



图 3 最终的分割结果

Fig. 3 Segmentation result

在分割出球员后,接下来的工作就是如何建模目标球员。本文在 HSV 颜色空间下采用颜色直方图建模的方法描述目标球员。这样不仅可以减少光照的影响,而且对于目标被部分遮挡、旋转以及形变等情况有较强的适应性。通常情况下,为了减少光照的影响,对亮度分量  $V$  划分得粗略些。本文对

$H, S, V$  分量采用  $8 \times 8 \times 4$  划分, 共 256 级量化。那么对于某一候选运动区域颜色直方图的构建方法为

$$q_u = k \sum_{i=1}^n \delta[b(x_i) - u], \quad u = 1, \dots, N_h \times N_s \times N_v \quad (8)$$

其中:  $q_u$  为 HSV 空间的直方图分布;  $u$  为相应空间的颜色量;  $b(x_i)$  为  $x_i$  像素点在直方图中的颜色索引值;  $\delta$  为 Kronecker Delta 函数;  $n$  为运动区域内像素点的数量;  $k$  为归一化常数。

$k+1$  帧寻找目标位置的过程就是最大化  $k+1$  帧模板与候选区域两者颜色直方图相似度的过程。本文采用 Bhattacharyya 距离来度量它们的相似性。

$$d_c(q^{\text{object}}, q^{\text{template}}) = \sqrt{1 - \rho(q^{\text{object}}, q^{\text{template}})} \quad (9)$$

$$x^* = \arg \min_x (d_c) \quad (10)$$

式中:  $\rho(q^{\text{object}}, q^{\text{template}}) = \sum_{i=1}^{N_h \cdot N_s \cdot N_v} \sqrt{q_i^{\text{object}} \cdot q_i^{\text{template}}}$  为目标区域与模板的离散 Bhattacharyya 距离;  $x^*$  为运动目标最佳匹配位置。

### 3.2 球员动力学模型和观测模型

3.2.1 动力学模型 定义状态变量  $\mathbf{X} = \{x, y, \Delta x, \Delta y\}$ 。其中,  $x, y$  表示球员矩形框的位置,  $\Delta x, \Delta y$  分别为各变量的变化值。本文中,  $t-1$  时刻粒子位置状态  $\mathbf{D}_{t-1} = \{x_{t-1}, y_{t-1}\}$  到  $t$  时刻粒子位置状态  $\mathbf{D}_t = \{x_t, y_t\}$  的动力学模型采用二阶 AR 模型形式, 即:

$$\mathbf{D}_t = a_0 \mathbf{D}_{t-1} + a_1 \mathbf{D}_{t-2} + v_t \quad (11)$$

其中:  $a_0, a_1$  是常系数;  $v_t$  是噪声信号。一般地, 由于视频相邻两帧的时间比较短, 球员运动可以近似为匀速运动, 因此, 取  $a_0 = 2, a_1 = -1$ 。那么系统的状态方程为

$$\mathbf{X}_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{X}_{t-1} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \omega_t \quad (12)$$

式中:  $\omega_t$  为系统噪声, 其方差的大小表征运动目标的速度快慢。如果方差过大, 粒子分布过于分散, 不利于局部检索目标真实的运动区域; 相反, 如果其值过小, 粒子分布较密集, 对球员的不规则运动如速度突然加快或运动方向突然改变等情况适应能力差。因此, 本文将方差的取值与运动目标的速度关联起来, 取方差  $Q = \tanh(v_{\text{objects}})$ , 当球员速度加快时, 其位置波动的范围可能增大, 函数取值也增加, 相应的方差  $Q$  也增大。

#### 3.2.2 观测模型 采用 HSV 颜色空间下颜色直方

图作为预测目标区域的特征, 并利用 Bhattacharyya 距离  $d_c(q^{\text{object}}, q^{\text{template}})$  来表征其与参考模板之间的相似度, 那么对于目标状态的观测量可表示为

$$p(y_t | x_t) \propto \exp[-\lambda d_c(q^{\text{object}}, q^{\text{template}})^2] \quad (13)$$

其中:  $q^{\text{object}}$  为预测目标区域的直方图特征;  $q^{\text{template}}$  为参考模板的直方图特征;  $\lambda$  取经验值 16。

### 3.3 基于 FFPF 的球员跟踪

在实际情况下, 相邻两帧中球员的位移不会太大, 即目标应该在前一帧中的目标位置附近, 而且距离越远出现的概率越小。假设  $1 \sim T$  时刻检测到的观测量信息为  $Z_{1:T}$ , 其中  $Z_t$  表示  $t$  时刻所有的检测信息,  $Z_t^i$  表示  $t$  时刻第  $i$  个检测信息。本文将  $1 \sim t$  时刻下第  $i$  个球员的所有检测信息称作检测信息链, 并记为  $x_i = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(t)\}$ ; 对于  $L$  个待跟踪球员的检测状态链, 可记为  $\theta = (x_1, x_2, \dots, x_L)$ 。那么球员检测信息与球员的“对应”可表示为

$$\theta^* = \arg \max p(\theta | Z) \quad (14)$$

以高斯分布  $N(1, 1)$  来逼近该后验概率, 其表达式如下:

$$p(\theta | Z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\max(P_s, P_d) - 1)^2}{2}\right) \quad (15)$$

其中:  $P_s$  是基于相邻两帧球员矩形框相交面积的惩罚项;  $P_d$  是基于相邻两帧球员矩形框中心距离的惩罚项。

$$P_s = \min(\eta, 1) \quad (16)$$

$$P_d = 1 - \min\left(\frac{\delta}{2\omega}, 1\right) \quad (17)$$

式中:  $\eta$  为前后两帧矩形框面积之差的绝对值与前一帧矩形框面积之比;  $\delta$  为前后两帧矩形框中心的距离;  $\omega$  为两帧中矩形框宽的最大值。

根据式(14)可以求得随着时间变化各球员的检测信息链, 然后将检测到的最新观测信息与球员动力学模型结合构成建议分布, 并由此抽样  $N$  个粒子  $\{x_i | i=1, \dots, N\}$ 。利用式(8)计算每个抽样的颜色直方图, 利用式(9)计算每个抽样与参考模板之间的相似度, 再按式(13)赋予每个抽样的权值  $\{w_i | i=1, \dots, N\}$ , 那么当前帧的跟踪结果可由下式求得:

$$x^* = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (18)$$

由于人是非刚性物体, 其姿态变化很频繁, 且复杂背景下存在着光照变化以及场景的干扰等情况, 因此, 固定模板匹配是不可取的, 必须考虑参考模板的更新。

我们知道, Bhattacharyya 距离表征预测目标区

域与参考模板的相似程度,本文以此为依据,若  $t$  时刻两者的相似度大于 0.9,则更新目标的参考模板,将当前模板与预测目标区域进行如下加权更新:

$$I_{\text{new\_template}} = \beta I_{\text{old\_template}} + (1 - \beta) I_{\text{track}} \quad (19)$$

其中: $\beta$  为更新因子,本文取经验值 0.2; $I_{\text{old\_template}}$  为当前使用的模板; $I_{\text{track}}$  为预测的最佳匹配球员区域。为了更好地适应球员姿态、光照和场景等变化,每 5 帧在没有发生遮挡的情况下利用检测信息完全更新一次目标模板。跟踪算法归纳如下:

(1) 初始化目标。以第一帧的检测信息作为所有待跟踪球员的初始状态。

(2) 计算目标参考模板的颜色直方图。

(3) 先根据式(14)得到球员检测信息链,再将得到的球员检测信息与球员的动力学模型结合起来构成建议分布,由此抽样  $N$  个粒子。同时计算每个抽样与参考模板的相似度,并由式(18)得到当前帧目标跟踪的结果。

(4) 更新目标参考模板,并返回步骤(2)。

## 4 实验结果和分析

为了验证本文算法的效果,进行足球视频中球员跟踪测试实验。实验在 PC 机(Intel Core2 T5500/Windows XP / Visual C++ 6.0)上运行,视频图像帧的大小为  $512 \times 384$ 。

实验中,选取 4 个具有代表性的球员进行仿真,并主要从两个方面验证算法的有效性:

(1) 发生遮挡以及外部环境有较大干扰时(如摄像头突然快速移动),PF 及 FFPF 两种算法的鲁棒性比较。

(2) FFPF 对检测模块出现错检、漏检情况时的修正效果。

选择几组视频序列进行说明。图 4 左边为 PF 算法的跟踪结果,右边为 FFPF 算法的跟踪结果。图 5 左边为检测算法的分割结果,右边为 FFPF 算法的跟踪结果。

图 4b 中矩形框标注的球员 3 与对方球员发生遮挡,至图 4d 遮挡结束。可以看出,PF 算法跟踪精度不高,FFPF 算法则能得到很好的跟踪结果。其原因是由于检测到的信息是把两者合并为整体,以该整体的状态作为遮挡下各个球员状态的最新观测值,提高了粒子的抽样效率,故能较好地适应实际跟踪中的遮挡情况。图 4d 中矩形框标注的球员 0 大力传球,电视实时传播时为了跟踪足球,摄像机会随足球一起急速向右移动,至图 4e 仿真结束,此时

FFPF 算法中的检测信息很好地反映了这个变化,从本文提出的联合建议分布抽样会更接近真实目标。图 5 左边是检测算法的分割结果,可以看到图 5b 和图 5c 左边处于远场景的球员 0 和球员 1 均出现了漏检情况,此时 FFPF 退化为带粒子集散度自适应控制的粒子滤波算法,较好实现了球员的继续跟踪,其跟踪结果如图 5 右边所示。从实验结果来看,FFPF 算法不仅实现简单,而且有较好的鲁棒性。

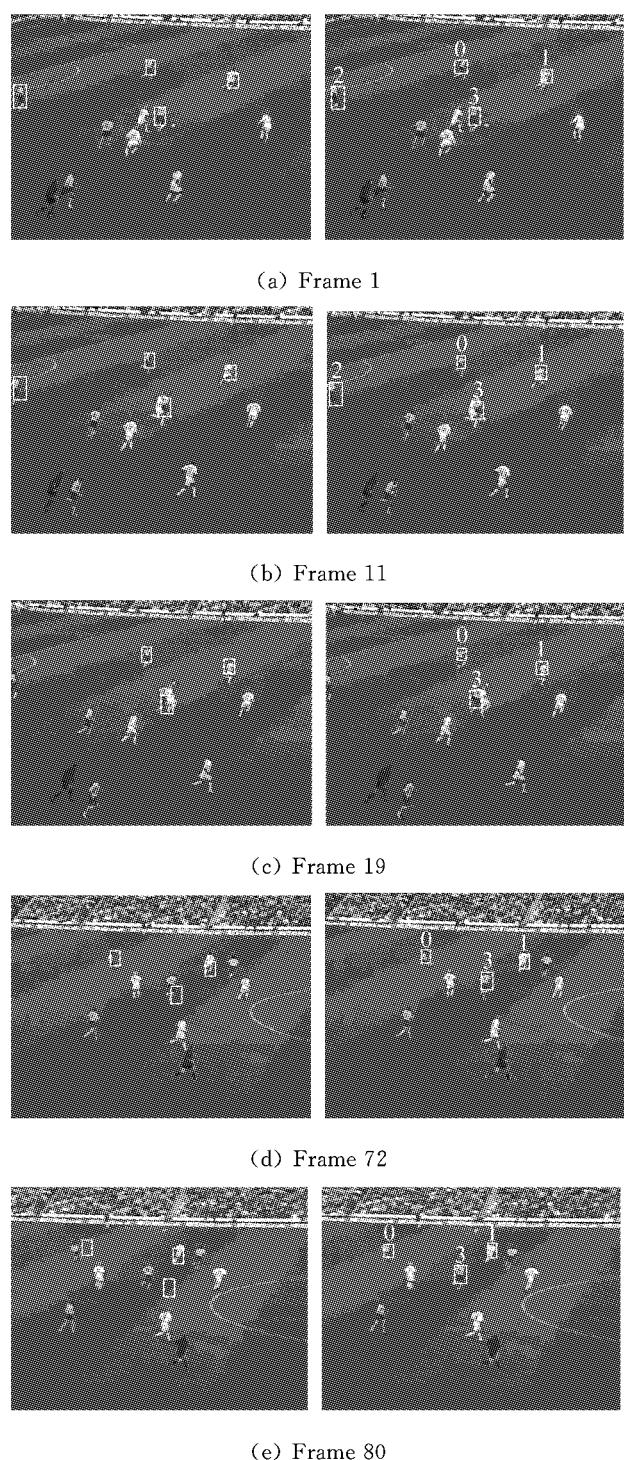


图 4 相同粒子数下 PF 与 FFPF 的跟踪结果

Fig. 4 Tracking results PF and FFPF

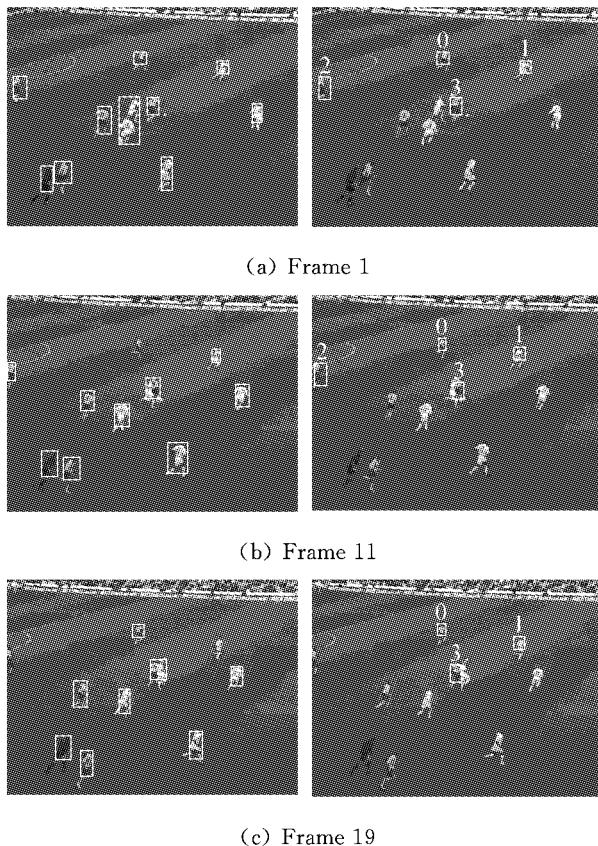


图5 漏检情况下FFPF跟踪结果

Fig. 5 FFPF tracking results with bad detection

## 5 结 论

本文提出了一种融合反馈式粒子滤波的多目标跟踪算法,该算法将最新的检测信息与球员的动力学模型结合起来设计建议分布,由此产生粒子集,以实现跟踪,并能较好地解决球员间遮挡、球员姿态变化和球员的不规则运动等复杂情况。实验结果表

明:该算法有较好的跟踪效果,且算法简单易实现,可满足实时性跟踪的要求。为了更进一步提高算法的跟踪精度,今后会在目标动力学模型的建立和目标特征的选取等方面作深入的研究。

## 参 考 文 献:

- [1] Wan Eric A, Merwe R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation[C]// Proceedings of the International Symposium on Adaptive Systems for Signal Processing, Communications and Control. USA: IEEE, 2000; 153-158.
- [2] Khairnar D G, Merchant S N, Desai U B. Nonlinear target identification and tracking using UKF[C]// IEEE International Conference on Granular Computing. USA: IEEE, 2007; 761-767.
- [3] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, **92**(3): 401-422.
- [4] 袁泽剑, 郑南宁, 贾新春. 高斯-厄米特粒子滤波器[J]. 电子学报, 2003, **31**(7): 970-973.
- [5] 王法胜, 赵清杰. 一种用于解决非线性滤波问题的新型粒子滤波算法[J]. 计算机学报, 2008, **31**(2): 346-352.
- [6] Pitt M K, Shephard N. Filtering via simulation: Auxiliary particle filters[J]. Journal of the American Statistical Association, 1999, **94**(2): 590-599.
- [7] Kotecha Jayesh H, Djuric Petar M. Gaussian particle filtering [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, **51**(10): 2592-2601.
- [8] Okuma, K, Taleghani A, de Freitas N, et al. A boosted particle filter: Multi-target detection and tracking[C]// European Conference on Computer Vision. Prague: Springer, 2004: 28-39.
- [9] Doucet A, Godsill S. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and Computing, 2000(10): 197-208.