

体育视频序列中基于 IMM 的运动目标跟踪算法

徐哈宁¹⁾ 肖慧¹⁾ 侯宏录²⁾

¹⁾(东华理工大学核工程技术学院,抚州 344000) ²⁾(西安工业大学光电工程学院,西安 710032)

摘要 在视频处理领域的运动目标跟踪问题中,卡尔曼滤波器(KF)与扩展卡尔曼滤波器(EKF)已经得到了广泛的应用,但在复杂背景或是目标高机动运动的情况下跟踪效果并不理想。提出一种基于交互多模型算法(IMM),并采用去偏转换测量卡尔曼滤波器(CMKF-D)对运动目标进行跟踪的算法。该算法有效地解决了单一模型无法与运动特性相匹配的问题,并克服了KF、EKF对非线性模型线性化所引入的误差。以足球视频为例进行仿真实验,结果表明该算法有效地提高了视频序列中运动目标跟踪的准确率。

关键词 体育视频 交互多模算法 去偏转换测量卡尔曼滤波 运动目标跟踪

中图法分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2009)05-920-05

Algorithm for Maneuvering Target Tracking in Sports Video Frequency Based on IMM

XU Ha-ning¹⁾, XIAO Hui¹⁾, HOU Hong-lu²⁾

¹⁾(School of Nuclear Engineering and Technology, East China Institute of Technology, Fuzhou 344000)

²⁾(School of Opto-electronical Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710032)

Abstract For tracking and measuring maneuvering target in sports video frequency, Kalman Filter(KF) and Extended Kalman Filter(EKF) has been widely used, but with low accuracy. A model that is combined with Interaction Multiple Model(IMM) algorithm and Debiased consistent Converted Measurements Kalman Filter(CMKF-D) algorithm is proposed for tracking and measuring the target in sports video frequency. It avoids the error that may be caused by transferring non-linear model to linear model through EKF and KF. The football video frequency simulation shows this algorithm can promote the tracking performance of maneuvering target in sports video frequency.

Keywords video image, interaction multiple model(IMM), CMKF-D, maneuvering target tracking

1 引言

运动目标的跟踪是视频处理领域的经典问题之一,也是难点问题之一。它包括特征选取、运动估计和特征匹配几个步骤,单一的跟踪方法有很多不足,采用几种方法相结合进行跟踪,如:最近邻域法和卡尔曼滤波器相结合。此种方法对单一及少数几个运动目标跟踪取得了比较好的检测和跟踪效果,但对

多个目标及高机动目标进行跟踪时效果并不理想^[1]。

运动模型主要是根据目标的运动特性建立的,但是目标的运动过程特性(如速度、加速度、运动方向等)都在不断变化,所以已有的单一模型肯定会有与实际目标动力学模型不匹配的问题,这样用卡尔曼滤波之类的单模算法就有可能发散,产生严重的误跟和失跟现象,得不到可靠的跟踪结果^[2]。IMM算法是由 Bolm 提出的一种具有很

基金项目:国际合作基金项目(2007DFA20790)

收稿日期:2007-10-12;改回日期:2008-01-16

第一作者简介:徐哈宁(1979~),男。2007年于西北工业大学获测试计量技术及仪器专业工学硕士学位。主要从事航空光电技术、图像处理技术、复杂系统建模、仿真与效能评估的研究。E-mail:doud-ou@163.com

高的性价比的次优多模型算法,算法假设不同模型之间的转移服从已知转移概率的有限态马尔可夫(Markov)链,从而有效地解决了单一运动模型的不足^[3]。

针对体育视频序列中,球类目标的运动速度、运动方向变化快,运动轨迹不规则等特点基于 IMM 算法,采用 CMKF-D 滤波器进行运动目标的跟踪。首先通过 CMKF-D 进行滤波,然后由 Markov 转移概率完成模型交互及权值自适应调整。应用 IMM 算法消除输入估计算法和变维滤波算法的机动检测滞后问题,对机动目标运动的全过程具有良好的跟踪性能^[4]。体育视频序列中通常以摄像机为坐标原点,观测方程是在极坐标系下建立的,而滤波及预测中常用的标准 KF 不能解决非线性条件下的跟踪问题,EKF 存在着较大的线性化误差,跟踪精度不高、易发散^[5]。2 维 CMKF-D 算法较好地解决了目标跟踪中的非线性问题,跟踪精度较高。

2 去偏转换卡尔曼滤波

以色列学者 Bar-Shalom 提出了 CMKF-D 算法^[6],该算法把极坐标系下的观测值转换到直角坐标系中,用统计方法求出坐标转换后在直角坐标系下的观测误差的均值和方差,经去偏后,将状态方程和新的观测方程在统一的直角坐标系下用卡尔曼滤波算法处理。这样就不存在近似问题,跟踪精度较高,误差不会随测量距离的增大而变大,较好地解决了非线性目标跟踪问题^[7]。在 IMM 算法中,常用的目标运动模型有匀速模型、加速度模型、转弯模型以及“当前”统计模型等,各模型依据目标运动的状态不同具有不同的表达形式。

2.1 目标状态和观测方程

以摄像机的位置为原点,采样周期为 T 对目标进行观测。目标相对于摄像机的真实距离 r ,方位角 θ 。观测值为 $Z^p = [r_m \ \theta_m]^T$, r_m 、 θ_m 观测误差分别为 \tilde{r} , $\tilde{\theta}$,均为零均值高斯白噪声,方差分别为 σ_r^2 , σ_θ^2 。观测方程为

$$Z^p(k) = h(X(k)) + V^p(k) \quad (1)$$

$h(\cdot)$ 是状态变量的非线性函数,

$$V^p(k) = [\tilde{r}(k) \ \tilde{\theta}(k)]^T \quad (2)$$

2.2 转换到直角坐标系下观测值均值及方差

由极坐标系下观测值转换到直角坐标系中得到

新的观测值

$$x_m = (r + \tilde{r}) \cos(\theta + \tilde{\theta})$$

$$y_m = (r + \tilde{r}) \sin(\theta + \tilde{\theta})$$

设 (x, y) 是目标在直角坐标系中的真实位置坐标, \tilde{x} , \tilde{y} 是观测误差,可以得到在直角坐标系下的观测误差

$$\tilde{x} = x_m - x = r \cos \theta (\cos \tilde{\theta} - 1) - \tilde{r} \sin \theta \sin \tilde{\theta} - r \sin \theta \sin \tilde{\theta} + \tilde{r} \cos \theta \cos \tilde{\theta} \quad (3)$$

$$\tilde{y} = y_m - y = r \sin \theta (\cos \tilde{\theta} - 1) + \tilde{r} \cos \theta \sin \tilde{\theta} + r \cos \theta \sin \tilde{\theta} + \tilde{r} \sin \theta \cos \tilde{\theta} \quad (4)$$

由于 \tilde{r} , $\tilde{\theta}$ 均为零均值高斯白噪声,因此

$$E[\cos \tilde{\theta}] = e^{-\sigma_\theta^2/2}$$

$$E[\sin \tilde{\theta}] = 0$$

$$E[\sin \tilde{\theta} \cos \tilde{\theta}] = 0$$

将有偏的观测值去偏,由此得到在直角坐标系中第 k 时刻的去偏观测值为

$$Z(k) = \begin{bmatrix} Z_x(k) \\ Z_y(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_m(k) \cos \theta_m(k) \\ r_m(k) \sin \theta_m(k) \end{bmatrix} - \mu(k)$$

目标位置观测值在直角坐标系中观测误差的均值为

$$\mu = \begin{bmatrix} E[\tilde{x} | r_m, \theta_m] \\ E[\tilde{y} | r_m, \theta_m] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_m \cos \theta_m (e^{-\frac{\sigma_\theta^2}{2}} - e^{-\sigma_\theta^2}) \\ r_m \sin \theta_m (e^{-\frac{\sigma_\theta^2}{2}} - e^{-\sigma_\theta^2}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

与状态方程统一在直角坐标系下的新观测方程为

$$Z(k) = HX(k) + v(k)$$

其中线性观测矩阵为

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$v(k) = \begin{bmatrix} v_x(k) \\ v_y(k) \end{bmatrix}$ 是经去偏后的零均值噪声,方差为 $R(k)$ 。

3 IMM 算法

以 $\hat{X}_{j_0}(k/k)$ 、 $P_{j_0}(k/k)$ 和观测值 $Z(k)$ 为输入,按照 IMM 算法对各模型进行交互得到 k 时刻的滤

波值 $\hat{X}_j(k/k)$ 、 $P_j(k/k)$, IMM 滤波算法的一个递推循环由下面 3 步组成:

(1) 混合

$$\forall i, j \in M_f$$

$$\mu_{ij}(k-1/k-1) = \frac{1}{\bar{c}_j} p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (6)$$

其中, $\bar{c}_j = \sum_i p_{ij} \mu_i(k-1)$ 为规范系数, $\mu_{ij}(k-1/k-1)$ 为混合概率。

$$\hat{X}_{j_0}(k/k) = \sum_i \hat{X}_i(k/k) \cdot \mu_{ij}(k/k)$$

$$P_{j_0}(k-1/k-1) = \sum_i \{ P_i(k-1/k-1) + [\hat{X}_i(k-1/k-1) - \hat{X}_{j_0}(k-1/k-1)] [\hat{X}_i(k-1/k-1) - \hat{X}_{j_0}(k-1/k-1)]^T \mu_{ij}(k-1/k-1) \} \quad (7)$$

(2) 滤波

$$\forall_j \in M_f$$

$$X_j(k/k-1) = \Phi_j(k-1) \cdot X_{j_0}(k-1/k-1) + \Gamma_j(k-1) \cdot \bar{V}_j(k-1) \quad (8)$$

$$P_j(k/k) = P_j(k/k-1) - K_j(k) \cdot S_j(k) \cdot K_j^T(k) \quad (9)$$

$$S_j(k) = H_j(k) \cdot P_j(k/k-1) \cdot H_j^T(k) + R_j(k)/T \quad (10)$$

$$K_j(k) = P_j(k/k-1) \cdot H_j^T \cdot S_j^{-1}(k) \quad (11)$$

$$\Lambda_j(k) = N(r_j(k), 0, S_j(k)) \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \mu_j(k) &= \frac{1}{c} \Lambda_j(k) \cdot \sum_i p_{ij} \cdot \mu_i(k-1) \\ &= \frac{1}{c} \Lambda_j(k) \cdot \bar{c}_j \end{aligned} \quad (13)$$

式中, $r_j(k)$ 为残差(新息), $N(\cdot, \cdot, \cdot)$ 为高斯分布密度函数, $S_j(k)$ 为残差的协方差, $\Lambda_j(k)$ 为可能性函数; $c = \sum_i \Lambda_j(k) \cdot \bar{c}_j$ 为归一化系数, T 为周期。

(3) 最后交互输出

$$\forall_j \in M_f$$

$$\hat{X}(k/k) = \sum_j \hat{X}_j(k/k) \cdot \mu_j(k) \quad (14)$$

$$P(k/k) = \sum_j P_j(k/k) + [\hat{X}_j(k/k) - \hat{X}(k/k)] \cdot [\hat{X}_j(k/k) - \hat{X}(k/k)]^T \cdot \mu_j(k) \quad (15)$$

所以, 滤波器的总输出是多个滤波器估计结果的加权平均值。权重即为该时刻模型正确描述目标运

动的概率, 简称为模型概率。在模型起主导作用的阶段, 模型概率较高, 大于 0.9 接近 1, 而在模型不起主导作用的阶段, 模型概率较低, 小于 0.1 接近 0。

4 仿真实验与分析

4.1 实验条件

以足球比赛视频序列中足球的自动跟踪为例, 分别应用 EKF、CMKF-D 与 IMM 算法相结合进行仿真比较。以摄像机为坐标原点, 设目标由守门员开出, 并由两名队员分别以直线球与弧线球方式进行传递, 做 150 次 Monte Carlo 仿真, 设采样周期为 0.04 s, 足球目标共飞行 6 s。0~2 s 目标做匀减速飞行 $a = -10 \text{ m/s}^2$, 2~4 s 目标做匀速飞行 $v = 10 \text{ m/s}$, 4~6 s 目标做变角速度飞行。针对足球的运动状态采用“当前”统计模型、匀速模型、转弯模型设计模型集。当模型集发生切换时, 目标机动时估计误差增大, 模型间的转移概率也应增大, 以适应目标的机动, 故设主要模型的权值为 0.8, 其余为 0.1, 马尔可夫转移概率矩阵为

$$P_{ij} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (16)$$

4.2 实验结果分析

由图 1 可以看出, 在匀速段两种方法的跟踪效果相近, 但在加速和转弯过程中采用 CMKF-D 与 IMM 算法结合, 跟踪效果明显好于采用 EKF 与 IMM 算法结合。采用 CMKF-D 与 IMM 算法结合, 跟踪 x, y 方向位置均方根误差在匀减速达到 $\pm 0.2 \text{ m}$ 以内; 在匀速段达到 $\pm 0.1 \text{ m}$ 左右, 在变角速度飞行段达到 $\pm 0.3 \text{ m}$ 以内; x, y 方向速度均方根误差在匀减速达到 $\pm 0.1 \text{ m/s}$ 以内; 在匀速段达到 $\pm 0.05 \text{ m/s}$ 左右, 在变角速度飞行段达到 $\pm 0.15 \text{ m/s}$ 以内; x, y 方向加速度均方根误差在匀减速达到 $\pm 0.05 \text{ m/s}^2$ 以内, 在匀速段达到 $\pm 0.025 \text{ m/s}^2$ 左右, 在变角速度飞行段达到 $\pm 0.15 \text{ m/s}^2$ 以内, 可以满足实时体育视频序列中运动目标跟踪的需要。在足球目标改变运动状态时, 位置、速度、加速度均方根误差都有所增大, 达到正常误差的 2~3 倍。由图 1 可知在 x 方向上的跟踪误差小于 y 方向的跟踪误差。

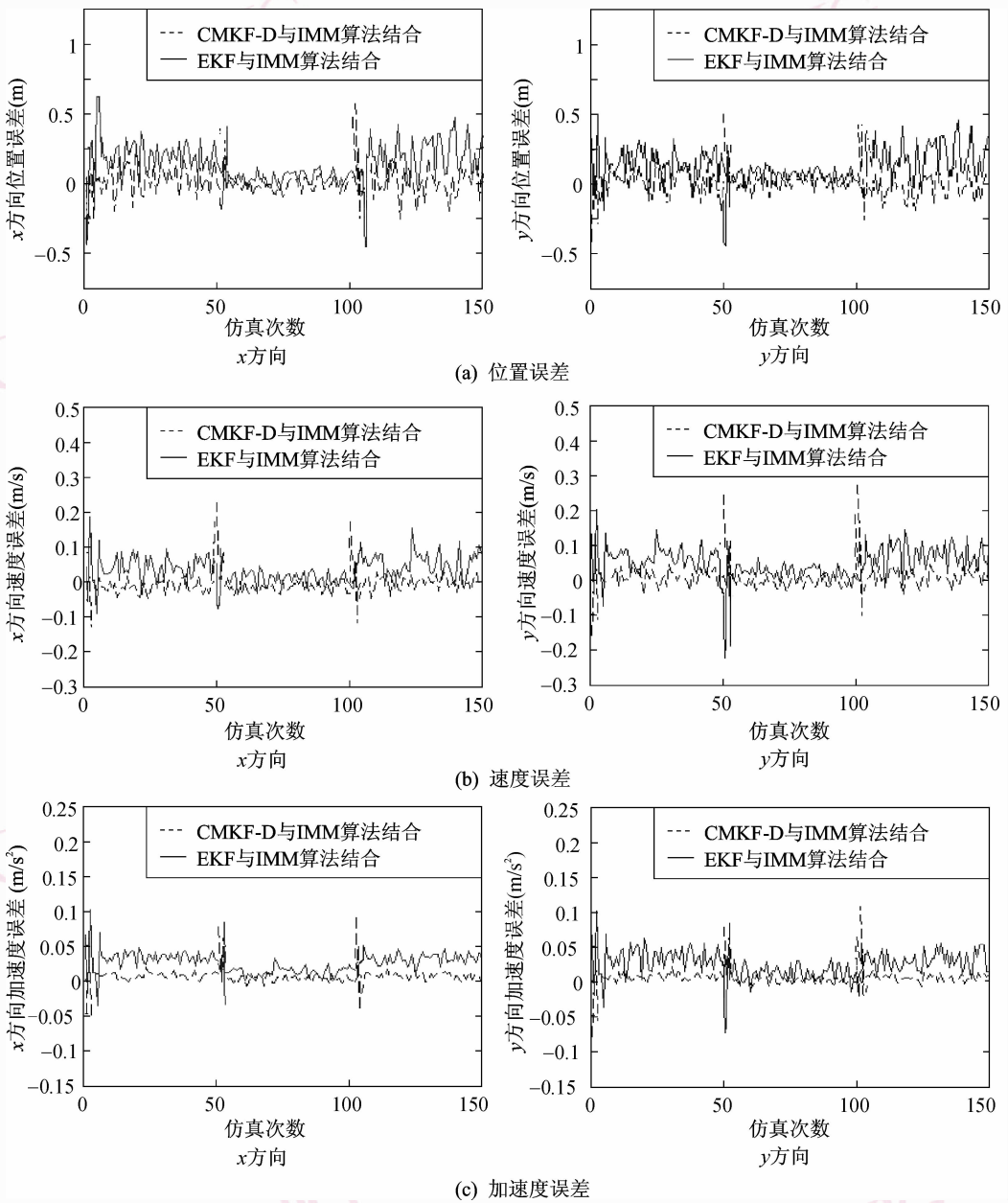


图1 x、y 方向位置、速度、加速度等误差比较

Fig. 1 Error of position, velocity and acceleration in direction x, y

5 结论

基于 IMM 算法、采用 CMKF-D 滤波的跟踪模型的目标跟踪方法,有效地解决了体育视频序列中球类目标自动跟踪的问题。仿真实验结果表明该算法跟踪效果满足实时跟踪的需要。经过进一步的验证,该算法不但适合视频序列中各种球类的跟踪,而且在复杂背景下对多运动目标的跟踪也同样有效。

参考文献 (References)

- 1 Haskell B G, Howard P G, Lecun Y A. Image and video coding-emerging standard and beyond [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1998, 8(7) :814-836.
- 2 Zhang Wen-jie, Qi Fei-hu, Jiang Zhuo-jun. A practical method for detecting and tracking objects in image sequences in a real-time video surveillance and monitoring system [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2002, 12(36) :1837-1840. [张文杰, 戚飞虎, 江卓军. 实时视频监控系统中运动目标检测和跟踪的一种实用方法 [J]. 上海交通大学学报, 2002, 12(36) :1837-1840.]

- 3 Hou Hong-lu, Zhou De-yun. Optimization algorithm for maneuvering target tracking in photoelectrical theodolite based on IMM [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2007, **25**(4):561-565. [侯宏录,周德云. 基于 IMM 的光电经纬仪机动目标跟踪优化算[J]. 西北工业大学学报,2007,**25**(4):561-565.]
- 4 Li X R, BAR-SHALOM Y. Design of an interacting multiple model algorithm for air traffic control tracking [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology,1993,**1**(3):186-194.
- 5 Bar-Shalom Y, Li X R. Multitarget-multisensor Tracking: Principles and Techniques [M]. Storrs, CT, USA: YBS Publishing, 1995: 187-277.
- 6 Seong -Taek Park, Jang Gyu Lee. Improved kalman filter design for three-dimensional radar measurements [J]. IEEE Transactions on Aero space and Electronic Systems,2001,**37**(2):727-739.
- 7 Goodwin G C. Adaptive Filtering and Prediction and Control[M]. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1984:248-294.