

改进扩展卡尔曼滤波算法在 智能足球机器人比赛中的应用

赵 晓, 汪 明, 李晓明 *

(浙江理工大学 机械与自动控制学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 为了减少系统延时对高实时性机器人足球比赛的影响,在深入研究卡尔曼滤波算法原理的基础上,提出了一种改进的扩展卡尔曼滤波(EKF)算法,建立了足球机器人竞赛中小球的运动模型,通过仿真实验给出了小球运动状态的预测轨迹。实验结果表明,改进后的 EKF 算法可以有效地解决以往算法在高度非线性化区域的不稳定性等问题,同时改进后的算法提高了系统实时性,算法易于实现且预测效果较好。

关键词: 足球机器人;位置预测;决策子系统;卡尔曼滤波算法;状态估计

中图分类号:TP242.6

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2012)03-0334-05

Application of extended Kalman filter algorithm in intelligent robot soccer competition

ZHAO Xiao, WANG Ming, LI Xiao-ming

(Faculty of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In order to reduce the system latency affection on the high real-time robot soccer competition, a kind of improved extended Kalman filter(EKF) algorithm was proposed based on a deep insight into the basic Kalman filter algorithm. Also the corresponding ball motion model was established and the simulation results were shown. The simulation results show that the improved EKF algorithm can solve the instability problem effectively in the nonlinear area and the real-time characteristic is improved. The improved EKF algorithm can achieve a better performance on the location forecast of the ball and it is easy to implement.

Key words: soccer robot; position prediction; decision-making subsystem; Kalman filter algorithm; state estimation

0 引 言

智能足球机器人是属于机器人的一个分支,就是训练机器人代替人类或机器人与人类进行足球比赛^[1],通过这种方式来提高人工智能、机器人等相关领域的研究水平。小型组足球机器人比赛是 Robocup 中相对比赛场地大小机器人运动速度最快的项目,机器人最大速度超过 3 m/s,能在不到 2 s 的时间内掠过全场^[2],是一个对实时性要求很高的比赛,而决策子系统作为整个系统的中心枢纽,上接视觉,下连通信,对比赛成绩

的好坏起着至关重要的作用^[3]。由于系统处在高速动态环境下,机器人需要实时控制,造成了信息与动作之间的延时误差,决策系统需要对当前和未来态势做出预测分析,获得当前动作点的准确信息^[4]。

在足球机器人的信息预测中常用的算法有最小二乘法、BP 神经网络算法和卡尔曼滤波算法,但是它们都有其应用中的缺点和不足。最小二乘法对视觉信息的依赖较大,一旦视觉系统通过摄像头获得的位置信息出现误差,预测结果也将会出现很大偏差^[5];BP 神经网络算法需要获得大量的机器人连续运动的数

收稿日期:2011-09-14

作者简介:赵 晓(1986-),女,河南南阳人,主要从事智能足球机器人决策系统方面的研究。E-mail:zhaoxiao1986abc@163.com

通信联系人:李晓明,男,副教授,硕士生导师。E-mail:lxm_zju@yahoo.com.cn

据来进行训练和学习,一旦环境条件发生变化就要重新采集数据来训练网络,且其算法本身有一定的运算复杂度^[6]。卡尔曼滤波算法由于其算法流程简单,在信息预测和估计中一度得到广泛应用。

本研究根据足球机器人比赛系统的特点,提出一种扩展卡尔曼滤波算法,算法易于实现,计算复杂度低,以满足机器人足球比赛高实时性的要求,具有一定的应用价值。

1 足球机器人比赛的实时性要求及控制延时问题

小型足球机器人系统由场地上方的摄像机获得场地图像,将图像输出到视觉子系统计算机并分析处理图像信息,输出机器人的位置、方向和球的位置到决策子系统计算机;决策子系统根据信息计算控制指令;无线通信子系统将指令发送到机器人子系统;机器人子系统实现对控制指令的响应。重复上述过程,实现闭环控制。

小球足球机器人比赛在 6.1 m×4.7 m 的绿色地毯场地上进行,上下半场各 10 min;机器人最大直线运行速度大于 2.5 m/s,最小加速度大于 2.5 m/s²,机器人击球速度不小于 5.0 m/s,系统运行周期只有 40 ms,这些数据说明足球机器人系统是一个对实时性要求比较高的项目,机器人必须能够在复杂多变的足球场上作出迅速的判断,采取有效的行动。整个系统从场地图像捕捉到响应控制指令积累了一个相当大的延时,尤其是在足球机器人运动速度越来越快的情况下,延时对比赛的影响也越来越大,机器人的真实位置和用来进行控制计算的位置之间的误差可达到 20 cm,这会造成机器人运动超调或者振荡。由于系统延时的存在,能够准确、快速地估计出运动小球的状态成为机器人足球决策系统中迫切需要解决的问题。在闭环系统中,一般通过加入预测模块来抵消延时的影响。

事实上,足球机器人系统的实时性要求决定了解决控制延时问题的必要性。在机器人足球比赛过程中,噪声干扰都可视为随机过程,应用卡尔曼滤波理论对小球的运动状态进行轨迹预测,可以比较准确地预测出小球几个周期后的运动状态,提前将其预测数据用于控制指令从而抵消系统延时的影响,卡尔曼滤波算法预测的精确度和收敛速度的快慢决定此算法的优劣,精确度越高,收敛速度越快,就能将更加接近实际结果的数据提早用到比赛中去,从而满足系统的高实时性要求,提高比赛性能。

2 卡尔曼滤波算法

2.1 基本卡尔曼滤波算法原理

卡尔曼滤波属于一种软件滤波方法^[7],其基本思想是:以最小均方误差为最佳估计准则,采用信号与噪声的状态空间模型,利用前一时刻的估计值和当前时刻的观测值来更新对状态变量的估计,求出当前时刻的估计值,该算法根据建立的系统方程和观测方程对需要处理的信号做出满足最小均方误差的估计^[8]。

本研究定义系统状态变量 $X_k \in R^n$,系统控制输入为 U_k ,系统过程激励噪声为 W_k ,其中 $W_k \sim N(0, Q)$, $V_k \sim N(0, R)$,可得出系统的状态随机差分方程为:

$$X_k = AX_{k-1} + BU_k + W_{k-1} \quad (1)$$

观测方程:

$$Z_k = HX_k + V_k \quad (2)$$

从建立的数学模型出发,可以导出卡尔曼滤波的计算原型,包括时间更新方程和测量更新方程^[9]。

时间更新方程为:

$$\hat{X}_k^- = A\hat{X}_{k-1} + BU_{k-1} \quad (3)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (4)$$

测量更新方程为:

$$K_k^- = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_k^- + K_k^- (Z_k - H\hat{X}_k^-) \quad (6)$$

$$P_k = (I - K_k^- H) P_k^- \quad (7)$$

卡尔曼滤波的原理可以用如图 1 所示。

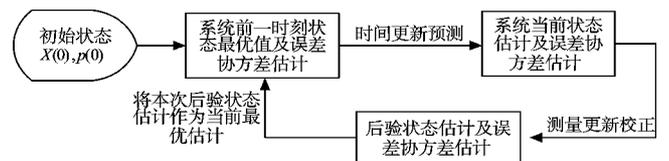


图1 卡尔曼滤波原理框图

时间更新方程和测量更新方程是卡尔曼滤波算法的核心,在每个采样周期内 KF 都是用上一次的后验状态估计时间更新方程和测量更新获得一个新的后验状态估计。

2.2 扩展卡尔曼滤波算法

基本的卡尔曼滤波只能应用于线性系统,对于实际应用系统的非线性很难得到满意的效果。扩展卡尔曼滤波(EKF)将其应用推广到非线性系统,其基本思想是:首先在当前状态均值和协方差处对被估计过程作一阶线性化处理,将问题转化为线性系统的估计问题,再用基本卡尔曼滤波进行估计。考虑非线性过程: $x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, w_{k-1})$, 测量值: $z_k = h(x_k, v_k)$; 与线性卡尔曼滤波过程相似,由推理得到扩展卡尔曼滤波的时间更新和测量更新方程如下:

时间更新方程(预测):

$$\hat{x}_k = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, 0) \quad (8)$$

$$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + W_k Q_{k-1} W_k^T \quad (9)$$

测量更新方程(修正):

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \quad (10)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - h(\hat{x}_k^-, 0)) \quad (11)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (12)$$

式中: A_k 、 W_k 、 H_k 、 V_k —部分派生的函数 $f()$ 对 x, w 和 h 对 x, v 的雅克比矩阵; 矩阵 Q_k 、 R_k —噪声方差, 每一时刻 k 都对 A, W, H, V 进行更新。

其实 EKF 和 KF 一样, 实质就是一种预测加修正的思想, 足球机器人比赛中对球的位置预测正是基于上述方法来实现的, 将滤波器的先验输出作为状态预测值。

3 小型足球机器人系统中小球的预测建模

小型足球机器人系统是典型的非线性系统, 采用扩展卡尔曼滤波算法对系统进行分析建模。小球运动模型分析如下:

(1) 小球在运动过程中, 属于自由运动状态, 不接受任何的人为控制信号, 所以没有控制输入。但是由于比赛场地是绿色的地毯, 小球不可避免地受到摩擦力的作用。通常情况下本研究将摩擦力视为一个恒定的与小球滚动方向相反的阻力, 所以在没有碰撞的情况下小球在做匀减速直线运动。

(2) 经过实际的试验证明, 比赛场地各个地方的受力情况不完全一致, 说明确实存在动态噪声 W_k 。场地不均匀的随机性也决定了噪声的随机特性, 所以可以认为这种噪声满足上述卡尔曼滤波要求的噪声条件, 即为服从正态分布的白噪声。

(3) 对小球信息的获取是通过置于场地上方的摄像头实现的, 摄像头捕获图像, 并通过计算捕获到的小球像素中心点坐标来决定小球的位置。无论是捕获图像时的不完整性还是处理计算时的误差都会给测量方程带来影响, 从而造成了观测误差即观测噪声的存在。小球的直径为 42 mm, 所以观测误差可以限制在这个范围内。

(4) 通过以上分析建立小球的运动模型如下:

首先本研究把捕捉到的小球的运动状态用 4 个变量来描述: 球的 X 坐标、球的 Y 坐标以及球在 X 坐标方向和 Y 坐标方向的速度值。

$$\tilde{X}_k = (x, y, v_x, v_y)^T \quad (13)$$

于是得到球的运动模型:

$$\tilde{X}_k = M \tilde{X}_{k-1} + acc_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t N & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t N \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tilde{X}_{k-1} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2} a_x (\Delta t N)^2 \\ \frac{1}{2} a_y (\Delta t N)^2 \\ a_x (\Delta t N) \\ a_y (\Delta t N) \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中:

$$a_x = \begin{cases} -a_f \cos \varphi |v| > a_f \Delta t \\ -v_x / \Delta t & \text{else} \end{cases}, \quad a_y = \begin{cases} -a_f \sin \varphi |v| > a_f \Delta t \\ -v_y / \Delta t & \text{else} \end{cases}。$$

式中: Δt —决策系统运行周期; N —预测周期数; φ —小球的运动方向; v —是球的速度值; a_f —由摩擦力产生的加速度恒量。

4 改进扩展卡尔曼滤波算法的应用及其实现流程

4.1 提高系统实时性的改进方法

EKF 算法中一个很重要的步骤就是每一时刻都要对非线性函数 $f()$ 进行泰勒展开求雅克比矩阵, 在实际应用中雅克比矩阵很难求, 计算复杂度比较大, 从而严重影响系统实时性。针对 EKF 算法的以上缺点, 根据滤波过程的原理和需要, 文献[10]提出用函数 $f()$ 的线性组合来代替其导数, 然后用泰勒公式确定其中的系数, 加快了计算速度, 提高了计算精度, 其改进算法如下:

$$X_{k+1} = X_k + h \sum_{m=1}^v a_m K_m \quad (15)$$

式中: a_m —待定因子, v —使用 $f()$ 函数的个数。

K_m 满足:

$$K_m = f(t_k + c_m h, X_k + h \sum_{j=1}^{m-1} b_{mj} K_j) \quad (16)$$

式中: h —计算步长。

4.2 改进后 EKF 算法在足球机器人环境下的应用

针对小型足球机器人系统的特点及上述小球的预测模型, 本研究结合改进后的 EKF 对算法中的相关参数进行了进一步简化, 得到如下数据:

$$A_k = M; P = \begin{bmatrix} \tau_{xy}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \tau_{xy}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \tau_{xy}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \tau_{xy}^2 \end{bmatrix}; H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}; Q_k = \begin{bmatrix} \delta_v^2 & 0 \\ 0 & \delta_v^2 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T; z_k = [x_{obs} \quad y_{obs}]; R = \begin{bmatrix} \delta_{xy}^2 & 0 \\ 0 & \delta_{xy}^2 \end{bmatrix};$$

$$V = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

系统延时为 120 ms,决策周期为 40 ms,取 $N=3$,经反复试验测得 $a_f=23 \text{ cm/s}^2$,本研究取初值 $\tau_{xy}=100 \text{ mm/s}$ 和 $\tau_v=100 \text{ mm/s}$, $\delta_{xy}=25 \text{ mm}$; 此处并没有对机器人和球的碰撞建模,为了提高两者相撞时系统反应的快速性,状态变量应该随着球和机器人距离的减小呈上升趋势,这可以通过机器人和球之间距离的远近来调整;速度标准差 δ_v 的确定取决于球与机器人发生碰撞或者球在机器人的控球、踢球机构的影响下运动状态发生突变的概率,简单来说,当球距离某个机器人很近时,球的运动状态的变数增加,定义如下关系式:

$$\delta_v = \max \left[\frac{k \cdot (R+r)}{d} \delta_R, \delta_R \right] \quad (19)$$

式中: d —离球最近的机器人与球之间的距离; R —机器人的半径,取 75 mm; r —球的半径 20 mm,一般情况下 $(R+r) \leq d$; k —增益,取为 10, $\delta_R=100 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

系统在第 1, 2, ..., Num 周期没有对应于卡尔曼先验输出值的图像测量值输入,只执行时间更新过程;从第 $1+Num$ 周期开始,系统通过第 $n+Num$ 周期的图像测量值对第 n 周期的卡尔曼输出值进行修正,执行测量更新,优化第 $n+Num+1$ 周期的输出。此时时间更新过程和测量更新过程交替执行。

4.3 算法实现流程

本研究采用浙江大学研发的 Robocup5VS5 小型组足球机器人作为实验平台,足球机器人系统采用单独的计算机进行实时图像处理,把得到的信息通过 Windows Sockets 与决策计算机进行对等传输。为了得到一组小球运动的位置信息,本研究借助简单的 UDP 协议把图像处理计算机中的小球信息输出并存入一个文本文件中以供后续仿真使用。通过分析原程序,得出图像处理计算机与决策处理计算机之间以 Class Message 的数据包形式发送,通信端口号为 12345,本研究截取数据包中的 float_ballx, float_bally 进行输出,将得到的数据存入文件 ballposition.txt,文件作为小球实际运动轨迹数据供后续 Matlab 仿真使用。程序

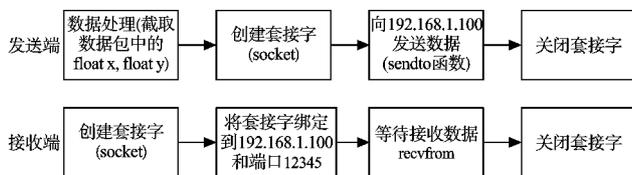


图 2 采用 UDP 协议获得小球原始位置信息程序流程图

编写涉及客户端和服务端,即发送端和接收端,本研究采用 C 语言编程实现,发送端和接收端具体实现流程如图 2 所示。

小球轨迹预测仿真实验基于 Matlab 实现,程序流程图如图 3 所示。

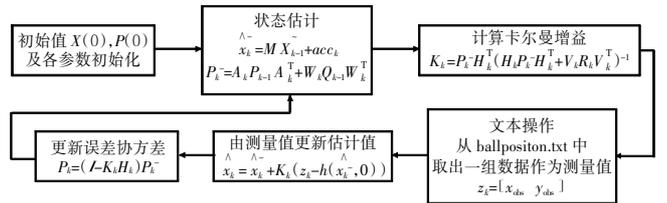


图 3 仿真实验程序流程图

5 仿真及实验结果分析

本研究通过对小型足球机器人比赛中球的运动建模分析,得出了小球的扩展卡尔曼滤波模型,鉴于仿真的需要,忽略了小球实际运动过程中的次要因素,通过多次反复试验测得由于地毯摩擦力产生的加速度 $a_f=23 \text{ cm/s}^2$,决策周期为 40 ms, $\delta_{xy}=25 \text{ mm}$,和机器人碰撞后的速度偏差 $\delta_R=100 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$,本研究将以上数据代入已经建好的球的运动模型中去,得到仿真结果如图 4、图 5 所示。

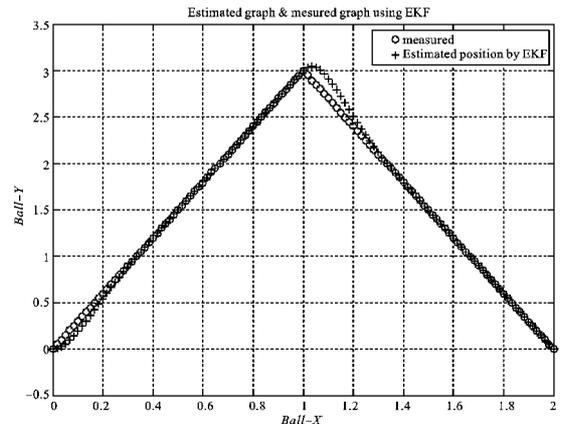


图 4 基本扩展卡尔曼滤波算法的小球运动轨迹预测曲线

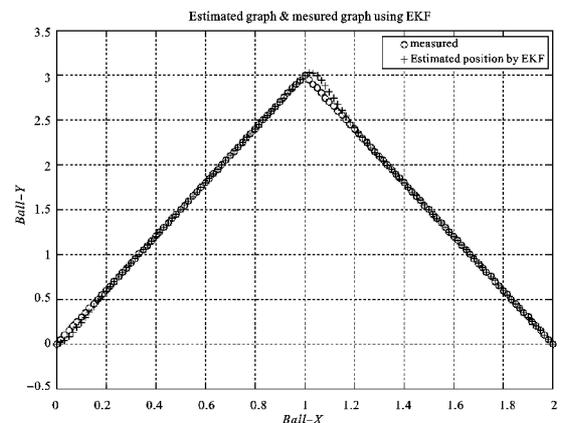


图 5 改进后扩展卡尔曼滤波算法的小球运动轨迹预测曲线

算法改进前后的仿真结果分别如图 4、图 5 所示,改进后的 EKF 算法比未改进 EKF 能提早两个周期实现小球运动轨迹的跟踪和预测,并且在碰撞发生时,由于计算复杂度降低,可以提前 4 个周期实现精确预测,提高了系统实时性。因为时间较短,在无碰撞发生的情况下,小球基本在做直线运动;曲线发生弯折处,表示小球与比赛场地边界发生碰撞而偏离原来的路线,球被反弹后以一定角度继续做直线运动。

有两点需要特别说明,即初始阶段和碰撞发生时刻:初始阶段,卡尔曼滤波算法按照系统预设初始值进行时间更新即预测过程,而后进行测量更新即校正过程,预测和校正都是基于初始值进行的,并且机器人刚启动时,由于机械惯性、轮子打滑等原因,机器人的执行命令实际结果与期望值难免有偏差,从仿真曲线上可以看出,经过一段时间后,机器人的运动也趋向平稳,算法经过预测修正之后,预测曲线逐渐收敛,可以准确地预测到小球的实际位置。在碰撞发生时,虽然扩展卡尔曼滤波算法是针对非线性系统的解决方案,但是碰撞发生时非线性因素比重增多,球的运动状态变数增加,再加上没有对小球的碰撞建立精确的模型,导致碰撞发生时预测轨迹有一定偏差。

改进后的扩展卡尔曼滤波算法继承了原卡尔曼滤波算法预测简单等优点,并且由仿真曲线可以明显看出,预测精度得到很大提高,跟踪速度也有很大提高,小球位置预测误差在算法改进前范围在 0~0.5 cm,改进后扩展卡尔曼滤波算法可以将预测误差降低在 0.25 cm 以内,并且可以提前 2~4 个机器周期实现预测,对于智能足球机器人这样一个复杂多变、对精确度和实时性要求比较高的系统而言,提高了系统运行效率,能显著提高比赛性能,具有非常实际的利用价值。

为了明显突出扩展卡尔曼滤波的优越性,本研究采用传统的最小二乘法算法对同一次小球的运动轨迹也同样进行了预测分析,得出的实验结果表明,扩展卡尔曼滤波算法能快速、准确地跟踪小球的运动轨迹,相比之前用传统的最小二乘法进行预测,精确度明显得到提高。扩展卡尔曼滤波算法下,预测曲线可以很快在若干周期内收敛,准确跟踪小球的实际位置;并且当碰撞发生时,可以尽快排除干扰,迅速收敛。这是最小二乘算法做不到的,也就是说 EKF 算法解决了简单预测不排除外界干扰(碰撞、打滑等原因)的问题,可以明显优化预测轨迹的生成。

6 结束语

本研究提出了一种对 Robocup 小型组足球机器人的目标对象小球进行运动轨迹预测的方法,仿真实验结果表明,改进后的 EKF 算法不仅充分发挥了卡尔曼滤波算法不依赖历史数据的优越性,也克服了最小二乘法、BP 神经网络预测精确度不高的缺点,提高了预测的准确度,并且能在较短的时间内对图像观测值进行修正,之后系统输出误差非常小。该算法实现流程简单,计算复杂度低,适用于实时比赛环境下的小球运动轨迹预测,减少了系统延对比赛的影响。尤其是对守门员来讲,小球的运动轨迹预测可以提前安排守门员的站位,从而大大提高守门员的拦截防守能力。但是足球机器人比赛是一个对实时性要求比较高的项目,需要提高算法的精确度和快速性,并且小球的运动模型也需要进一步改善,以提高比赛成绩。

参考文献(References):

- [1] 陈万米,张冰,朱明,等.智能足球机器人系统[M].北京:清华大学出版社,2009.
- [2] 任华. Robocup 小型组决策与路径规划研究[D]. 无锡:江南大学通信与控制工程学院,2008.
- [3] 王红玉,赵臣. 足球机器人比赛中的一种位置滤波方法[J]. 机床与液压,2005(4):142-144.
- [4] 薛相雷. Robocup 小型组足球机器人决策研究[D]. 长春:长春理工大学电子信息工程学院,2005.
- [5] JULIER S J, UHLMANN J K, DURRANT-WHYTE H F. A New Approach for Filtering Nonlinear Systems[C]//Proceedings of the American Control Conference. Seattle, Washington: [s.n.], 1995: 1628-1632.
- [6] DAUM F E. Nonlinear filters: beyond the Kalman filter[J]. **IEEE AES Systems Magazine**, 2005, 20(8): 57-69.
- [7] ZHU Ji-hua, ZHENG Nan-ning, YUAN Ze-jian. A SLAM algorithm based on the central difference Kalman filter[C]// Intelligent Vehicles Symposium IEEE. Xian: [s.n.], 2009: 123-128.
- [8] 李良群,姬红兵,罗军辉. 迭代扩展卡尔曼粒子滤波器[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版,2007,34(2):233-238.
- [9] SCHON T, GUSTAFSSON F, NORLUND P J. Marginalized particle filters for mixed linear/nonlinear state-space models[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2005, 53(7): 2279-2289.
- [10] 曹梦龙,于镭. 基于数值算法改进的卡尔曼滤波算法在卫星自主定轨中的应用[J]. 青岛科技大学学报,2006,27(4):352-354. [编辑:李辉]