

基于改进卡尔曼滤波的四维飞行航迹预测模型

王涛波*, 黄宝军

(中国民航大学 空中交通管理学院, 天津 300300)

(* 通信作者电子邮箱 tbwang@cauc.edu.cn)

摘要:为解决空气动力学模型在四维飞行航迹预测中存在的参数过多、预测精度偏低等问题,提出了一种对预测模型中的系统噪声进行实时估计的改进卡尔曼滤波(IKF)算法。首先,对雷达数据进行处理,根据航空器飞行中航向、航速进行速度转换;然后,采用传统卡尔曼滤波(KF)算法和IKF算法分别建立航迹预测模型;最后通过同一实例计算,比较两种算法在X、Y、Z方向上的预测偏差,取偏差小者为优。实验结果表明:IKF算法在X、Y方向上的预测偏差比KF算法分别降低了17.65%和98.03%,而Z方向上采用KF算法有较小的预测偏差。此外,针对IKF算法进行不同时间间隔的预测分析,在进场飞行程序的保护区宽度(9.46 km)范围内,预测间隔可以增大至20 s。

关键词:空中交通管理;四维航迹;航迹预测;卡尔曼滤波;系统噪声

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

4D flight trajectory prediction model based on improved Kalman filter

WANG Taobo*, HUANG Baojun

(College of Air Traffic Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: To solve the problem of too many parameters and low prediction precision in the traditional aerodynamic 4D trajectory prediction models, an Improved Kalman Filter (IKF) algorithm was proposed to estimate the 4D trajectory, which increased the accuracy of trajectory prediction through real-time estimation of system noise. First, according to the varying direction and velocity of aircraft during flight, the velocity was shifted. Then, the prediction models were set up separately by KF and IKF. Finally, by comparing the predictive deviations in X, Y and Z directions by two algorithms, the smaller one was selected. The simulation results illustrate that the deviations respectively reduce by 17.65% and 98.03% in X and Y directions by IKF; meanwhile, KF has higher accuracy in Z direction. Besides, according to the analysis of IKF in different time interval, within the width of protection zone of arrival procedure (9.46 km), the time interval could be increased to 20 s.

Key words: air traffic control; 4-dimensional trajectory; trajectory prediction; Kalman Filter (KF); system noise

0 引言

随着航空运输业的快速发展,航空运行中出现空域资源紧张的问题,为此美国 and 欧洲分别提出下一代空中交通管理系统——NextGen(Next Generation)和 SESAR(Single European Sky ATM Research)^[1-3],这两个系统的核心技术均是基于航迹的空域运行,即把现有的飞行计划和空中交通管理系统的运行管理模式转换为基于航空器航迹的运行模式,准确预测航空器的运行时间和航迹,以减少航迹的不确定性,提高空域资源的利用率。因此,航迹预测成为未来空中交通决策系统的重要组成部分。

目前国内外学者对航迹预测的研究主要有两种:1)基于空气动力学或运动学模型的方法。Warren等^[4-6]采用考虑航空器运动方程,进行速度分解,考虑航空器重量、风速等因素分别在垂直方向、进场下降和离场爬升阶段进行航迹预测;Wang等^[7]将4D航迹分解为高度剖面、速度剖面和水平航迹,按不同状态将飞行过程分解为若干个阶段,建立每一阶段航空器的运动方程,计算4D航迹;Tang等^[8]在基本飞行模型

的基础上,考虑气象因素,利用混杂系统递推求解4D航迹。然而在实际运行中,航空器所处位置的风速、温度、阻力等是不停变化的,尤其在终端区航空器进离场阶段,难以通过数学模型预测得到精确的估计;此外,采用动力学模型基本上完全没有考虑到管制意图对飞行轨迹的影响,从而导致预测精度的降低。2)基于无参数估计的方法。Lymperopoulos等^[9]采用蒙特卡洛法,通过对风速、空速等估计间接实现航迹预测。Wu等^[10]采用大量历史数据,评估每个航班的管制因素和气象因子,通过回归分析等方法进行全程飞行时间的预测,采用仿真实验检验,但该方法的工作负担较重;Prevost等^[11]采用改进的卡尔曼滤波(Improved Kalman Filter, IKF)算法预测无人机跟踪运动目标的航迹,并进行误差分析。无参数估计的方法可以根据前一段时间的航空器状态估计后面时间的状态,因此能够考虑到管制意图,提高预测的精度。

本文提出具有系统噪声估计的KF算法预测进场航空器的航迹,并通过IKF算法估计下一时刻航空器的状态向量,提高预测的准确性;此外,通过实例分析比较不同预测时间间隔的精度。

收稿日期: 2013-11-26; **修回日期:** 2014-01-03。 **基金项目:** 国家自然科学基金委员会与中国民用航空局联合资助项目(61039001); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(ZXH2012D002, 3122014D043)。

作者简介: 王涛波(1984-),女,辽宁朝阳人,研究实习员,硕士,主要研究方向:航迹规划、航迹预测; 黄宝军(1971-),女,湖北武汉人,副教授,主要研究方向:航迹规划、航迹分析。

1 雷达数据处理

通过雷达设备监视航空器运行获得的航迹信息包括:航空器的识别信息(航班号、二次应答机编码等),位置数据(空间极坐标),运动信息(地速、航向等)。

1.1 航迹数据的坐标转换

为了便于计算,需要将航空器的雷达极坐标位置数据转换为空间直角坐标,然后对其航迹进行预测。

假设航空器的雷达极坐标为 (r, θ, φ) ,机场基准点的雷达极坐标为 $(r_0, \theta_0, \varphi_0)$ 。将航空器位置的雷达极坐标 (r, θ, φ) 转换为以机场基准点为原点的空间直角坐标,其中地面正北方向为 Y 轴,正东方向为 X 轴,纵向为 Z 轴,则航空器的空间直角坐标为 (x, y, z) ,转换坐标后的部分结果如表1所示,其中: t 表示时间,雷达扫描周期一般为4 s; x, y 表示在 t 时刻航空器与机场基准点在东西、南北方向的距离; z 表示 t 时刻航空器的高度; V 表示 t 时刻航空器的速度; θ 表示 t 时刻航空器的航向。

表1 航班CSC8917坐标转换后的部分雷达数据

t/s	x/km	y/km	z/m	$V/(\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	$\theta/(^{\circ})$
32	-270.53125	-31.90625	7770	974	99
36	-269.46875	-32.06250	7740	974	99
40	-268.40625	-32.25000	7680	971	99
44	-267.37500	-32.28125	7650	967	98
48	-266.31250	-32.37500	7620	956	97
52	-265.25000	-32.46875	7550	945	96
56	-264.25000	-32.46875	7520	931	95

1.2 航空器速度转换

雷达返回的航空器速度为地速,航向为航空器的航行方向,即以向北为基准,顺时针至机头所在方向的水平夹角。假设航空器的地速为 V ,航向为 θ ,转换后在 X 轴上的速度为 V_x ,在 Y 轴上的速度为 V_y ,则速度分解如图1所示。

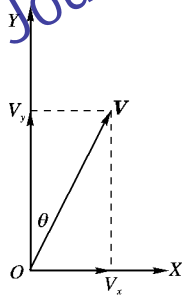


图1 航空器地速分解示意图

由图1可得到 V_x, V_y 的速度分量,其计算公式如式(1)所示:

$$\begin{cases} V_x = V \cdot \sin(\pi \cdot \theta / 180) \\ V_y = V \cdot \cos(\pi \cdot \theta / 180) \end{cases} \quad (1)$$

2 KF算法及建模

2.1 KF算法

KF算法是一种线性最优滤波算法,特点是预测估计采用递归技术,不必考虑预测前的多个输入参数,只需考虑前一时刻的参数进行预测。卡尔曼滤波根据系统的状态方程和观测

方程,估计动态系统下一时刻的状态^[12-13]。

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{A}(t|\mathbf{t}-1)\mathbf{X}(t-1) + \mathbf{F}(t|\mathbf{t}-1)\mathbf{w}(t-1) \\ \mathbf{Z}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{v}(t) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{X}(t)$ 是 n 维状态向量,描述 t 时刻的运动系统的每个量的值; $\mathbf{A}(t|\mathbf{t}-1)$ 为状态转移矩阵; $\dot{\mathbf{X}}(t)$ 是 t 时刻的状态估计值; $\mathbf{w}(t-1)$ 表示运动模型的系统噪声,是 p 维零均值的白噪声; $\mathbf{F}(t|\mathbf{t}-1)$ 是 $n \times p$ 维的干扰输入矩阵; $\mathbf{Z}(t)$ 表示观测向量,表示 t 时刻的系统观测值; $\mathbf{H}(t)$ 是观测矩阵; $\mathbf{v}(t)$ 表示运动过程中产生的观测噪声。

系统噪声 $\mathbf{w}(t)$ 和观测噪声 $\mathbf{v}(t)$ 是相互独立的高斯白噪声,其统计特性为:

$$\begin{cases} E[\mathbf{w}(n)\mathbf{w}^T(k)] = \begin{cases} \mathbf{Q}(n), & k = n \\ 0, & k \neq n \end{cases} \\ E[\mathbf{v}(n)\mathbf{v}^T(k)] = \begin{cases} \mathbf{R}(n), & k = n \\ 0, & k \neq n \end{cases} \\ E[\mathbf{w}(n)\mathbf{v}^T(k)] = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{Q}(n)$ 是系统噪声 $\mathbf{w}(n)$ 的对称半正定方差矩阵, $\mathbf{R}(n)$ 是观测噪声 $\mathbf{v}(n)$ 的对称正定方差矩阵。根据式(2)和(3),由航空器 $t-1$ 时刻的状态预测 t 时刻的状态。

2.2 IKF算法

从表1可看出,航空器的雷达返回的位置数据即为其观测值,该观测值是准确的,因此不存在噪声,观测误差可记为0, $\mathbf{v}(n)$ 可忽略不计。

传统的KF理论通常假定系统噪声 $\mathbf{w}(n)$ 的方差矩阵 $\mathbf{Q}(n)$ 、观测噪声 $\mathbf{v}(n)$ 的方差矩阵 $\mathbf{R}(n)$ 是恒定的。在航迹预测中,观测噪声 $\mathbf{v}(n)$ 的方差矩阵 $\mathbf{R}(n)$ 是由测量仪器决定的, $\mathbf{v}(n)$ 忽略不计;但 $\mathbf{Q}(n)$ 是不确定的。尤其航速、航向变化较明显时, $\mathbf{Q}(n)$ 的变化对预测的结果影响较大,传统的卡尔曼滤波由于 $\mathbf{Q}(n)$ 恒定而降低了精度。因此,本文提出了IKF算法,根据前一时刻的估计值和观测值之间的偏差实时调整当前时刻的位置数据,以提高预测的精度。

2.3 预测建模

航空器在进场过程中的位置、速度与高度变化如表1所示。其中速度逐渐减小,高度变化是以30 m为一个单位减少的。若采样周期 Δt 很小,则在每个采样周期内,可以把 XY 面的运动看成匀加速运动,把 Z 方向的运动看成匀速运动。

在 t 时刻航空器的空间位置、对应的速度分别为 $(x(t), y(t), z(t)), (V_x(t), V_y(t), V_z(t))$,加速度为 $(a_x(t), a_y(t), a_z(t))$,则航空器在 t 时刻的运动状态向量为 $\mathbf{X}(t)$,则

$$\mathbf{X}(t) = [x(t), y(t), z(t), V_x(t), V_y(t), V_z(t), a_x(t), a_y(t), a_z(t)]^T; a_z(t) = 0 \quad (4)$$

对运动状态进行离散化处理,在实际测量中,加速度会受到各种噪声的影响。考虑系统在不同方向加速度的噪声 $\mathbf{w}(t) = [w_x(t), w_y(t), w_z(t)]^T$,根据式(4)可以得到递推方程,以及描述时间间隔为 Δt 由 $t-1$ 时刻到 t 时刻的运动状态方程为:

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \boldsymbol{\varphi}(t)\mathbf{X}(t-1) + \boldsymbol{\delta}(t)\mathbf{w}(t-1) \quad (5)$$

其中:

$\varphi(t) =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\delta(t) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

观测噪声忽略不计,则

$$Z(t) = H(t)X(t)$$

其中:

$$H(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{9 \times 9}$$

3 仿真分析

3.1 仿真数据

以厦门终端管制区为监测范围,以2012年某天航班CSC8917的实测数据为例,选取厦门机场的基准点为空间直角坐标系的原点。雷达扫描的时间间隔通常是4s,因此每架航空器的航迹数据不是连续的,而是由一系列离散的航迹点组成。此外由于信号干扰、阻挡等原因,会出现丢失数据问题。航班CSC8917的实测航迹数据如图2所示,圆圈部分表示雷达数据丢失,按时间间隔为4s进行线性插值,补全数据。

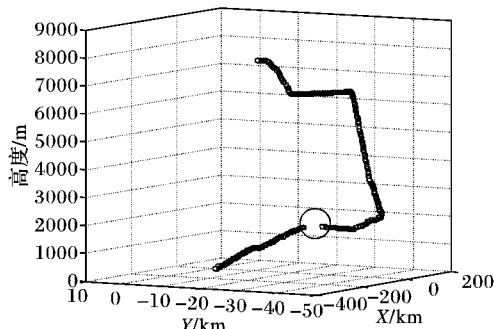


图2 CSC8917 实测数据航迹的空间关系

3.2 两种算法比较

在仿真实验中,采样周期与雷达扫描时间间隔一致为 $\Delta t = 4$ s,仿真时间为1748 s,观测噪声忽略不计,系统噪声在

X、Y方向采样周期 Δt 很小的条件下,航空器被看作是匀加速运动,加速度受到各种噪声因素的影响, $w(t) = [w_x(t), w_y(t)]^T$ 的值为具有方差 $Q(n)$ 的零均值、白色高斯量测噪声, $Q(n) = I$;在Z方向航空器被看作是匀速下降的过程,速度受到各种噪声因素的影响, $w_z(t)$ 的值也是具有方差 $Q_z(n)$ 的零均值、白色高斯量测噪声, $Q_z(n) = I$ 。

卡尔曼滤波中系统噪声的设定对航空器的航迹预测精度有重要的作用,特别是航速、航向等发生变化时,对系统噪声的实时估计可以有效地提高算法的精度。传统卡尔曼滤波算法和改进卡尔曼滤波算法的预测比较见图3。

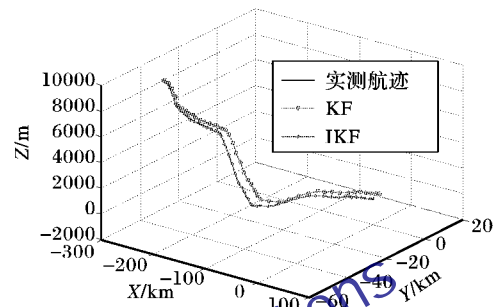


图3 两种算法的预测跟踪

由图3可看出:传统卡尔曼算法在航空器刚进场时预测效果较好,但是由于航向、风速等改变,采样点的估计值出现较大的偏差,主要是Y方向上,不能很好地估计航空器的位置;而改进的卡尔曼滤波算法中航空器位置的估计值基本上是随着实测值的变化而变化的,两条航迹线几乎重合。从仿真结果看,改进的卡尔曼滤波算法可以较好地估计航空器的位置。

3.3 偏差对比分析

分别对KF和IKF在X、Y、Z三个坐标方向上的预测偏差进行对比,如图4所示。

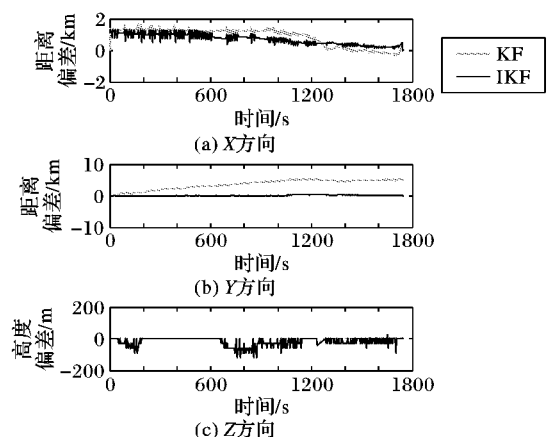


图4 三个方向的预测偏差

在航空器的实际运行中,由于航速、航向的不断变化,预测误差存在波动是比较正常的。从图4(a)~(b)可看出:采用传统卡尔曼滤波进行航迹预测,偏差较大,而且在Y方向上估计偏差有发散的趋势。而改进的卡尔曼滤波相对预测误差较小,且比较平稳,可以更好地进行航迹预测。在Z方向上首先假设匀速下降,然后进行预测。两种预测方法在部分时段预测准确度较高,部分时段误差较大,传统的卡尔曼滤波预测

准确的时段多于改进卡尔曼滤波,见图4(c)。在航空器最后进近阶段,高度变化比较快,且雷达数据均是以30 m为一个单位变化的,因此实时调整当前时刻高度反而预测精度会变差。三个方向预测偏差的均值和方差见表2。

表2 三个方向预测偏差的均值和方差

算法	X		Y		Z	
	均值/km	方差/km ²	均值/km	方差/km ²	均值/m	方差/m ²
KF	0.85	0.31	3.56	2.28	-15.61	686.98
IKF	0.70	0.11	0.07	0.03	-19.10	695.94

从表2可看出:在X、Y方向用IKF进行预测,偏差均值分别下降了17.65%和98.03%,方差也有所降低;Z方向用IKF,预测偏差增加了22.38%。因此,在X、Y方向采用改进的卡尔曼滤波算法,Z方向采用传统卡尔曼滤波算法能够较好地预测航迹。

3.4 不同预测时间间隔比较

在航迹预测时,采用不同的预测时间间隔得到的预测值不同,预测的精度也会不同。本文针对X、Y方向,采用改进的卡尔曼滤波,分别采用 Δt 、 $2\Delta t$ 、 $5\Delta t$ 和 $10\Delta t$ 的间隔进行预测,如图5所示。

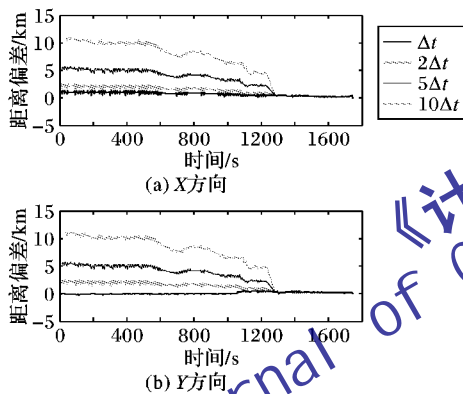


图5 不同时间间隔的预测偏差

由图5可看出:预测误差会随着时间间隔的增大而增大,预测精度逐渐降低。在航空器刚进场阶段预测误差较大,到最后进近阶段预测精度较高。时间间隔为采样周期 Δt 时,X方向的预测精度小于1 km,Y方向预测精度小于0.5 km,预测精度较高;预测时间间隔为 $2\Delta t$ 时,X方向的预测精度小于2 km,Y方向预测精度小于2.5 km;预测时间间隔为 $5\Delta t$ 时,X、Y方向预测精度均在5 km左右;预测时间间隔为 $10\Delta t$ 时,X、Y方向部分时段预测精度大于10 km。

进场阶段的预测偏差超过进场飞行程序的保护区宽度(9.46 km)的半宽时,预测精度不足。因此预测间隔可增加至 $5\Delta t$,即20 s。

4 结语

针对传统卡尔曼滤波算法在航迹预测问题中精度不足的问题,本文提出改进的卡尔曼滤波算法,根据前一时刻的估计值和观测值之间的偏差,通过实时调整当前时刻的位置数据来提高预测精度。文中首先将雷达数据转换成空间直角坐标数据,根据航速、航向等信息预测航空器下一时刻的位置;通过实例对两种算法进行仿真对比。结果表明改进的卡尔曼滤波算法在X、Y方向上具有更好的预测精度,但在Z方向上采

用传统的卡尔曼滤波有较好的预测精度。此外,针对改进算法进行不同时间间隔的预测分析,预测间隔可以加大到 $5\Delta t$ 。

参考文献:

- [1] SIPE A, MOORE J. Air traffic functions in the NextGen and SESAR airspace [C]// Proceedings of the 2009 IEEE/AIAA 28th Digital Avionics Systems Conference. Piscataway: IEEE Press, 2009: 2. A. 6-1 - 2. A. 6-7.
- [2] Joint Planning and Development Office. Concept of operations for the next generation air transportation system: joint planning and development office, version 3.2 [EB/OL]. [2013-11-01]. http://jpe.jpdo.gov/ee/docs/conops/NextGen_ConOps_v3_2.pdf.
- [3] BROOKER P. Simple models for airport delays during transition to a trajectory-based air traffic system [J]. Journal of Navigation, 2009, 62(4): 555 - 570.
- [4] WARREN A W, EBRAHIMI Y S. Vertical path trajectory prediction for next generation ATM [C]// Proceedings of the 1998 17th AIAA/IEEE/SAE Digital Avionics Systems Conference. Piscataway: IEEE Press, 1998, 2: F11/1 - F11/8.
- [5] JACKSON M R, ZHAO Y J, SLATTERY R A. Sensitivity of trajectory prediction in air traffic management [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1999, 22(2): 219 - 228.
- [6] THIPPHAVONG D P, SCHULZ G A, LEE A G, et al. Adaptive algorithm to improve trajectory prediction accuracy of climbing aircraft [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2013, 36(1): 15 - 24.
- [7] WANG C, GUO J, SHEN Z. Prediction of 4D trajectory based on basic flight models [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2009, 44(2): 295 - 300. (王超, 郭九霞, 沈志鹏. 基于基本飞行模型的4D航迹预测方法[J]. 西南交通大学学报, 2009, 44(2): 295 - 300.)
- [8] TANG X, HAN Y, HAN S. Aircraft 4D trajectory estimation based on hybrid system model [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2012, 44(1): 105 - 112. (汤新民, 韩云祥, 韩松臣. 基于混杂系统模型的航空器4D航迹推测[J]. 南京航空航天大学学报, 2012, 44(1): 105 - 112.)
- [9] LYMPEROPOULOS I, LYGEROS J. Sequential Monte Carlo methods for multi-aircraft trajectory prediction in air traffic management [J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2010, 24(10): 830 - 849.
- [10] WU K, PAN W. 4-D trajectory prediction model based on data mining [J]. Journal of Computer Applications, 2007, 27(11): 2637 - 2639. (吴鹏, 潘薇. 基于数据挖掘的四维飞行航迹预测模型[J]. 计算机应用, 2007, 27(11): 2637 - 2639.)
- [11] PREVOST C G, DESBIENS A, GAGNON E. Extended Kalman filter for state estimation and trajectory prediction of a moving object detected by an unmanned aerial vehicle [C]// Proceedings of the 2007 American Control Conference. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1805 - 1810.
- [12] FU M, DENG Z, ZHANG J. Kalman filter and its application in navigation system [M]. Beijing: Science Press, 2003. (付梦印, 邓志红, 张继伟. Kalman滤波理论及其在导航系统中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.)
- [13] HE Y, XIU J, ZHANG J, et al. Radar data processing with applications [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006. (何友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.)