

基于卡尔曼滤波的雷达单目标跟踪算法研究^①

李珂,王瑞,宋建强

(烟台大学,烟台 264005)

摘要:随着科技的发展,雷达对目标跟踪的精确度要求越来越高。但在实际应用中,系统所处的环境会受到各种各样的干扰,此时,卡尔曼滤波器凭借其优良的噪声处理能力而被应用到各种领域,是现阶段雷达跟踪中最常用的算法。文章在卡尔曼滤波算法的基础上,就如何将其应用于雷达目标跟踪系统的问题进行了研究与仿真;分析了卡尔曼滤波与常增益滤波的适用范围及优缺点;给出了极坐标系下卡尔曼滤波的计算及过程噪声方差的获取方法;最后以目标仿真结果证明了估计的有效性。文章定性、定量地对卡尔曼滤波在雷达单目标跟踪算法中的应用情况进行了分析,明确指出了算法的优良性能及局限性,实际应用时也可以对目标进行分段处理。该算法可直接应用于某些单目标跟踪系统,或与其他算法结合,用于多目标跟踪系统,如道路监测雷达系统等。

关键词:卡尔曼滤波;目标跟踪;雷达系统;Matlab 仿真

中图分类号:V474

文献标识码:A

文章编号:1674-7135(2019)01-0016-05

DOI:10.3969/j.issn.1674-7135.2019.01.003

The Research of Radar Single Target Tracking Algorithm Based on Kalman Filter

LI Ke, WANG Rui, SONG Jianqiang

(Yantai University, Yantai 264005, China)

Abstract: With the development of technology, the accuracy of the target is required to be higher. Actually, in practical application, the system's environment will be affected by a variety of interference. Kalman filter with its excellent noise processing power is applied to various fields, and became the most commonly algorithm in radar tracking at present. Based on the Kalman filter algorithm, this paper research and simulate how to apply it to the radar target tracking system, analyzes the applicable range, advantages and disadvantages of Kalman filter and constant gain filter, and then, gives the polar coordinates calculation and process noise covariance of Kalman filtering access method, and finally, the effectiveness of the estimation is proved by the target simulation results. This paper analyzes the application of Kalman filter in radar single-target tracking algorithm qualitatively and quantitatively, and clearly points out the excellent performance and limitations of the algorithm, and the target can also be segmented in practice. The algorithm can be directly used in some single-target tracking systems, or combined with other algorithms for multi-target tracking systems, such as road monitoring radar systems.

Key words: Kalman filter; Target tracking; Radar system; Matlab simulation

0 引言

随着科技的发展,对信号检测和状态参数估计的研究在雷达、通信、视频图像处理等领域有着重要

的价值。状态估计主要包括位置与速度估计,也包括高度、仰角等。在研究雷达系统时,目标跟踪是其中非常重要的一环,通过相关和滤波处理建立起目

^① 收稿日期:2018-07-24;修回日期:2018-09-03。

基金项目:烟台大学 2018 年研究生科技创新基金一般项目(YDYB1827)。

作者简介:李珂(1995—),烟台大学硕士研究生在读,研究方向:雷达数据处理。E-mail:like15684152579@163.com

标的运动轨迹,包括对目标运动状态所做的估计和预测,系统再据此对目标进行评估^[1]。

常速度(CV)模型是目标跟踪中基本的数学模型。在此基础上,跟踪滤波器利用一段时间内对目标状态的观测,通过合适的估计方法,得到线性离散时间系统的状态估计值,并随着观测值的不断获取,得到一系列的估计值,形成对系统状态的连续跟踪^[2]。

常用的跟踪滤波器包括卡尔曼(Kalman)滤波器、常增益 α - β 滤波器及常增益 α - β - γ 滤波器等。Kalman滤波理论一经提出,就在宇航和军备领域中得到了广泛应用,如“阿波罗”登月计划中的导航系统及C-5A飞机的多模式导航系统等。Kalman滤波理论发展至今已相当成熟,且一直在各种导航系统、控制系统等需要数据处理的场合中占据主导地位。文章主要在Kalman滤波算法的基础上,对其在单目标雷达数据处理系统中的应用进行了分析仿真。

1 滤波算法

工程实践时,往往不能直接得到所需要的状态变量的真实值,因为雷达系统在探测目标时会存在随机干扰的问题,导致我们在观测到的信号中含有随机噪声;从中分离出目标的运动状态是很困难的,而卡尔曼滤波器就是降低这些噪声的利器^[3]。

卡尔曼滤波只需要当前的一个测量值和前一个采样周期的预测值就能进行状态估计。需要注意的是,在用卡尔曼滤波器解决运动目标或实体的状态估计问题时,它的动态方程和测量方程均是线性的^[4]。卡尔曼滤波利用迭代递推计算的方式,实现对测量对象的最优估计,这也是雷达跟踪中炙手可热的一种算法。

卡尔曼滤波主要分为两个阶段:预测阶段(预测方程)和校正阶段(更新方程)。先将之前有效时间内监测到的状态量进行分析处理,再根据预测方程预测当前状态,并用更新方程检测预测结果。

若目标的状态方程为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k) + \mathbf{G}\mathbf{v}(k) \quad (1)$$

量测方程为:

$$\mathbf{Z}(k+1) = \mathbf{H}\mathbf{X}(k+1) + \mathbf{w}(k+1) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{v}(k)$ 是均值为零、方差为 σ_v^2 的高斯白噪声,为过程噪声; $\mathbf{w}(k+1)$ 是均值为零、方差为 σ_w^2 的高斯白噪声,为量测噪声,且两个噪声相互独立。

在进行状态预测时,根据之前的状态和控制量预测当前状态。

状态的一步预测为:

$$\mathbf{X}(k+1|k) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k|k) \quad (3)$$

协方差的一步预测为:

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{F}\mathbf{P}(k|k)\mathbf{F}' + \mathbf{G}\mathbf{Q}(k)\mathbf{G}' \quad (4)$$

之后,更新方程负责反馈,将新的测量信号加入已经在状态更新方程中得到的先验估计状态,得到系统状态的后验估计,然后由卡尔曼增益决定相信哪一方面的数据多些^[5]。

卡尔曼增益为:

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}' \cdot [\mathbf{H}\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}' + \mathbf{R}]^{-1} \quad (5)$$

状态更新为:

$$\mathbf{X}(k+1|k+1) = \mathbf{X}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) \cdot [\mathbf{Z}(k+1) - \mathbf{H}\mathbf{X}(k+1|k)] \quad (6)$$

协方差更新为:

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}] \cdot \mathbf{P}(k+1|k) \quad (7)$$

由卡尔曼滤波的更新方程可以看出,目标在某时刻的状态更新值等于该时刻的预测值加上一个与增益有关的修正项,这就增大了算法的计算量,常增益滤波由此应运而生。此时,增益可以离线计算,相当于卡尔曼滤波的稳态解形式^[6]。

α - β 滤波针对以常速度模型运动的目标,定义 λ 为目标机动指数, σ_v 为过程噪声标准差, σ_w 为观测噪声标准差,则

$$\lambda = \frac{\sigma_v}{\sigma_w} T^2 \quad (8)$$

$$\begin{cases} \alpha = -\frac{\lambda^2 + 8\lambda - (\lambda + 4)\sqrt{\lambda^2 + 8\lambda}}{8} \\ \beta = \frac{\lambda^2 + 4\lambda - \lambda\sqrt{\lambda^2 + 8\lambda}}{4} \end{cases} \quad (9)$$

滤波增益矩阵为:

$$\mathbf{K}(k+1) = [\alpha \quad \beta/T]' \quad (10)$$

α - β - γ 滤波针对以常加速度模型运动的目标,

$$\begin{cases} \gamma^2/(4(1-\alpha)) = \lambda^2 \\ \beta = 2(2-\alpha) - 4\sqrt{1-\alpha} \\ \gamma = \beta^2/\alpha \end{cases} \quad (11)$$

滤波增益矩阵为:

$$\mathbf{K}(k+1) = [\alpha \quad \beta/T \quad \gamma/T^2]' \quad (12)$$

这种方法在滤波器启动前就能完成相应计算,

从而减小滤波器的在线计算量,但是需要对过程噪声进行事前估计,得到其标准差。

状态的一步预测为:

$$\mathbf{X}(k+1|k) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k|k) \quad (13)$$

状态更新为:

$$\mathbf{X}(k+1|k+1) = \mathbf{X}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) \cdot [\mathbf{Z}(k+1) - \mathbf{H}\mathbf{X}(k+1|k)] \quad (14)$$

对于多目标情况,还需要增加协方差方程。协方差的一步预测为:

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{F}\mathbf{P}(k|k)\mathbf{F}' + \mathbf{G}\mathbf{Q}(k)\mathbf{G}' \quad (15)$$

协方差更新为:

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}] \cdot \mathbf{P}(k+1|k) \quad (16)$$

α - β - γ 滤波器的公式形式与 α - β 滤波器相同,只是增加了滤波的维数。

当目标做匀速运动时, α - β 滤波在稳态时与卡尔曼滤波是等效的;但是在暂态过程中,或者目标做随机机动飞行时,Kalman 滤波器的性能就要优于 α - β 滤波。 α - β - γ 滤波适用于目标做匀加速运动的情况,并且可通过机动检测来控制滤波增益的大小,使 α - β - γ 滤波器的性能得到改善。但若修正算法过于复杂,则会失去常增益滤波运算量小的优点。总之,Kalman 滤波器是优于其他滤波方法的,它具有较强的适应能力,又适于实时处理,且能在做出估计的同时给出估计的误差方差,这些数据对于某些控制系统来说是非常有用的^[7]。但需要注意,若 Kalman 滤波的假设模型或噪声的统计特性与实际相差过大,则容易导致滤波器发散^[8]。

2 坐标系的选择及过程噪声方差的实时获取

雷达观测数据都是在极坐标下进行处理的,如果将得到的观测数据经坐标变换,在直角坐标系中进行滤波、外推,最后经过坐标变换,重新回到极坐标进行相关处理,虽然有利于消除伪加速度的影响,但是却加大了计算量,同时也带来了解耦问题和转换误差,所以,可以直接采用极坐标下的卡尔曼滤波^[4]。此时,目标的各项参数均需考虑径向距离方向和方位角方向。

对于匀速运动的目标,采用常速度模型,状态转

$$\text{移矩阵 } \mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{过程噪声分布矩阵 } \mathbf{G} =$$

$$\begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix}, \text{量测矩阵 } \mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}。$$

此时,目标在径向距离方向和方位角方向的状态方程为:

$$\rho(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \rho(k) + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix} v_1(k) \quad (17)$$

$$\theta(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \theta(k) + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix} v_2(k) \quad (18)$$

其中, $v_1(k)$ 和 $v_2(k)$ 为零均值且方差为 $\sigma_{v\rho}^2$ 和 $\sigma_{v\theta}^2$ 的高斯白噪声。

过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q} = \mathbf{G} \cdot \mathbf{q} \cdot \mathbf{G}'$,其中, $\mathbf{q} = \begin{bmatrix} \sigma_{v\rho}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{v\theta}^2 \end{bmatrix}$,观测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_\rho^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix}$,其中, σ_ρ^2 是径向距离向的观测噪声方差, σ_θ^2 是方位角向的观测噪声方差。

极坐标系下,观测向量为 $\mathbf{Z}(k) = [\mathbf{Z}_\rho(k) \quad \mathbf{Z}_\theta(k)]'$, T 为雷达采样间隔,前两个时刻的观测值为 $\mathbf{Z}(1)$ 和 $\mathbf{Z}(2)$,则初始状态 $\mathbf{X} = [\mathbf{Z}_\rho(2) \quad \frac{\mathbf{Z}_\rho(2) - \mathbf{Z}_\rho(1)}{T} \quad \mathbf{Z}_\theta(2) \quad \frac{\mathbf{Z}_\theta(2) - \mathbf{Z}_\theta(1)}{T}]'$,初始协

$$\text{方差矩阵 } \mathbf{P} = \begin{bmatrix} \sigma_\rho^2 & \sigma_\rho^2/T & 0 & 0 \\ \sigma_\rho^2/T & 2\sigma_\rho^2/T^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\theta^2 & \sigma_\theta^2/T \\ 0 & 0 & \sigma_\theta^2/T & 2\sigma_\theta^2/T^2 \end{bmatrix}。$$

此外,过程噪声往往会由于路面摩擦、空气阻力等因素造成,有一定的不可控性,不容易准确获得。所以,为了实现目标机动时的实时反应能力,需要实时获取过程噪声方差 $\sigma_v^{2[9]}$ 。

定义

$$\mathbf{v}(k) = \mathbf{Z}(k+1) - \mathbf{H}\mathbf{X}(k+1|k) \quad (19)$$

认为 $\mathbf{v}(k)$ 是一个平稳且各态历经的过程,因此,过程方差可用时域统计方法求解,故有

$$\sigma_v^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{v}^2(k) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N-1} \mathbf{v}^2(k) + \frac{1}{N} \mathbf{v}^2(k) \quad (20)$$

$$\mathbf{v}^2(k) = N\sigma_v^2 - \sum_{k=1}^{N-1} \mathbf{v}^2(k) \quad (21)$$

当 N 较大时,

$$\sum_{k=1}^{N-1} \mathbf{v}^2(k) = (N-1)\sigma_v^2 \quad (22)$$

$$\mathbf{v}^2(N) \approx \sigma_v^2 \quad (23)$$

因此,

$$\sigma_{vp}^2 \approx (\mathbf{Z}_p(k+1) - \boldsymbol{\rho}(k+1|k))^2 \quad (24)$$

$$\sigma_{v\theta}^2 \approx (\mathbf{Z}_\theta(k+1) - \boldsymbol{\theta}(k+1|k))^2 \quad (25)$$

其中, σ_{vp}^2 和 $\sigma_{v\theta}^2$ 分别为目标在第 k 时刻在径向距离向和方位角向的过程方差的近似值。

3 单目标雷达数据处理系统仿真

假设跟踪目标处于匀速运动状态,给出目标在直角坐标系下的初始状态 $\mathbf{X} = [x; v_x; y; v_y] = [9; 0; 0; 15]$, 采样点数 $N = 500$, 采样间隔 $T = 0.05\text{s}$, 径向距离量测噪声标准差 $\sigma_r = 10$, 方位角量测噪声标准差 $\sigma_\theta = 0.1$, 得到的目标运动轨迹如图 1 所示, 目标径向距离和方位角的误差协方差如图 2 所示, 局部放大后如图 3 所示。

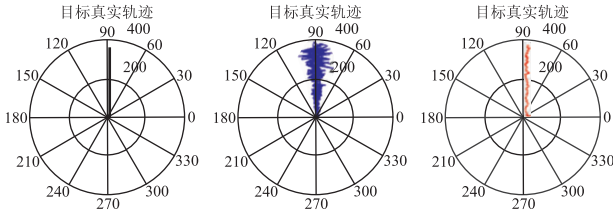


图 1 目标运动轨迹

Fig. 1 Target trajectory

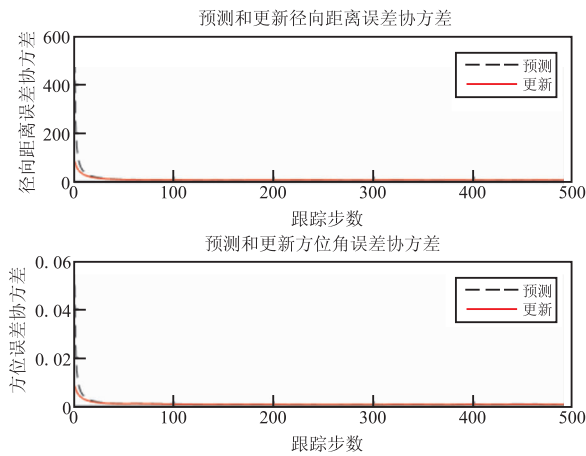


图 2 目标径向距离和方位角的误差协方差

Fig. 2 Error covariance of target radial distance and azimuth

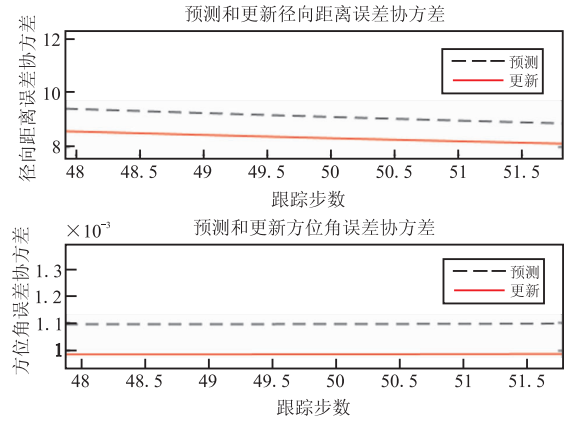


图 3 图 2 的局部放大图

Fig. 3 A partial enlargement of figure 2

由图 1 可知, 卡尔曼滤波在噪声的影响下, 基本还原了目标轨迹。而由图 2 可以看出, 随着估计的进行, $\mathbf{P}(k+1|k+1)$ 是逐渐下降的, 说明估计在起作用, 估计误差在减少。此外, 还在程序中计算出了径向距离向和方位角向在滤波前后的均方根误差 $RMSE$, $RMSE_{r_before} = 9.8255$, $RMSE_{r_after} = 2.9354$, $RMSE_{a_before} = 0.0970$, $RMSE_{a_after} = 0.0594$, 定量地证明了估计的有效性。

若要将 Kalman 应用于实际场景时, 由于其多变性, 不能简单地认为目标行驶是一条匀速直线路径, 此时可以对目标的运动状态进行分段处理, 在某一时间段内认为其为匀速、匀加速甚至转弯等。如图 4 所示, 目标在运动过程中包括了上述状态, 原始轨迹、加噪轨迹和经 Kalman 滤波后的轨迹均有显示, 而 X、Y 方向上的滤波误差如图 5 所示。

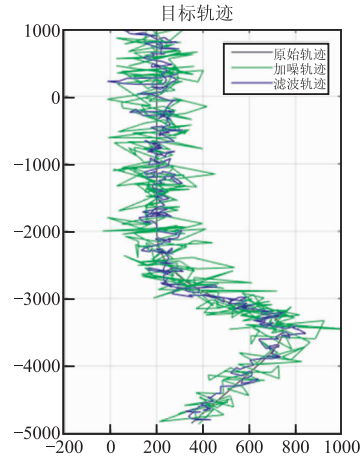


图 4 图分段处理举例

Fig. 4 Example of sectional processing

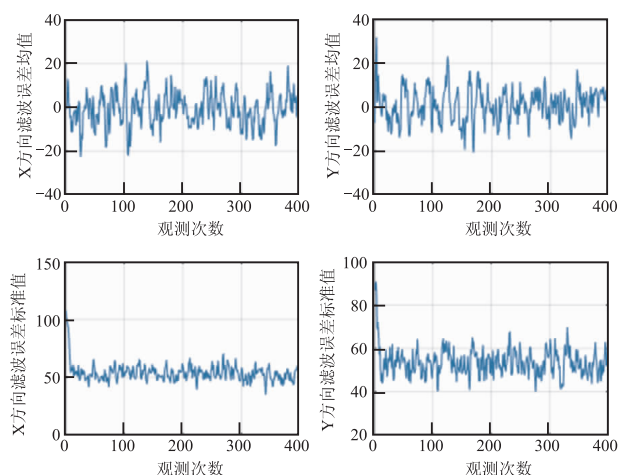


图 5 X、Y 方向上的滤波误差

Fig. 5 Filtering error in the direction of X and Y

当实际场景的干扰较多时,雷达接收到的目标将不仅仅来自于真实目标,而是会包含很多虚假点迹。如图 6 所示,在道路监测雷达系统中,目标车辆行驶于道路上,除观测噪声导致目标点迹偏移外,雷达扫描过程中出现的所有点迹也非常多,这就大大增加了系统的运算量。此时,可以预先设置预处理函数,将不可能为目标点的点迹排除,以此减少运算量。

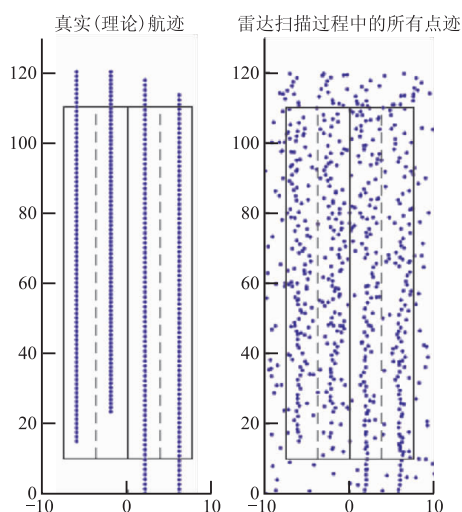


图 6 车辆理论轨迹与观测点迹

Fig. 6 Vehicle theoretical trajectory and observation points

事实上,Kalman 滤波理论发展至今已经非常成熟,但是在不同的系统中,需要按需求将滤波算法与其他不同的算法相结合。如在道路监测雷达系统中,对于监测区域内的多个目标同时进行跟踪,此时

涉及到多目标雷达跟踪系统及相关算法,在此不作过多描述。

4 结论

文章定性、定量地对 Kalman 滤波在雷达单目标跟踪算法中的应用情况进行了分析,它具有递推形式,为实时处理提供了有利条件,且估计的误差方差结果很好地证明了滤波的优良性能。与此同时,Kalman 滤波结果的好坏与噪声的统计特性及初始条件等因素息息相关,若假设的模型与实际模型不符或过程噪声的影响较大时,容易使滤波器的实际均方误差远大于估计值,且差值随时间无限增长,导致滤波发散。而在机载系统中,由于计算机字长较短而产生的计算误差是滤波发散的主要原因,且在雷达目标跟踪中,提高 Kalman 滤波的实时能力、降低对计算机的要求非常重要。因此,Kalman 滤波的广泛适用性及滤波性能毋庸置疑。实际应用时,可将目标的运动状态进行分段处理,然后选择合适的数学模型,尽量避免滤波发散,以及采用预处理等方法,以提高滤波器的实时处理能力。

参考文献:

- [1] Mahafza B R. 雷达系统分析与设计(Matlab 版)(第三版)[M]. 北京:电子工业出版社,2016.
- [2] 吴顺君,梅晓春,等. 雷达信号处理与数据处理技术[M]. 北京:电子工业出版社,2008.
- [3] 黄小平,王岩. 卡尔曼滤波原理与应用——MATLAB 仿真[M]. 北京:电子工业出版社,2015.
- [4] 何友,修建娟,关欣. 雷达数据处理及应用(第 3 版)[M]. 北京:电子工业出版社,2013.
- [5] 杨承凯,曾军,黄华. 多传感器融合中的卡尔曼滤波探讨[J]. 现代电子技术,2009,32(14):159-161.
- [6] 蒋希帅. 雷达目标跟踪滤波算法的研究[D]. 大连:大连海事大学,2008.
- [7] Jwo D J, Cho T S. A practical note on evaluating Kalman filter performance optimality and degradation[J]. Applied Mathematics & Computation, 2007, 193(2):482-505.
- [8] 许静文,王宇. 一种基于扩展 Kalman 滤波器的载波跟踪环[J]. 空间电子技术,2015,12(04):54-57.
- [9] Wang H, Deng Z, Feng B, et al. An adaptive Kalman filter estimating process noise covariance[J]. Neurocomputing, 2016, 223.