

doi: 10.7690/bgzdh.2024.09.004

卡尔曼滤波在装备故障预测中的应用综述

赵建印, 雷 瑶, 李振宇

(海军航空大学, 山东 烟台 264001)

摘要: 针对装备故障预测, 采用卡尔曼滤波器进行应用研究。在实际应用中, 考虑到噪声和扰动对测量结果的影响, 在对实测的噪声进行分析同时利用卡尔曼滤波器可实现对一组含有实测噪声的数据进行预测; 卡尔曼滤波器易于电脑程序设计, 可对现场数据进行即时更新和处理, 便于实现和结合其他算法运用。通过卡尔曼滤波关键方法的论述及实例分析结果表明, 卡尔曼滤波在装备故障预测中具有良好应用前景。

关键词: 卡尔曼滤波; 故障预测; 实测数据; 噪声处理

中图分类号: E927 **文献标志码:** A

Survey on Application of Kalman Filter in Equipment Fault Prediction

Zhao Jianyin, Lei Yao, Li Zhenyu

(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: Kalman filter is applied to equipment fault prediction. In practical application, considering the influence of noise and disturbance on the measurement results, the Kalman filter can be used to predict a group of data containing measured noise while analyzing the measured noise; the Kalman filter is easy to design computer program, can update and process the field data in real time, and is easy to implement and combine with other algorithms. Through the discussion of the key methods of Kalman filtering and the analysis of examples, the results show that Kalman filtering has a good application prospect in equipment fault prediction.

Keywords: Kalman filtering; fault prediction; measured data; noise processing

0 引言

随着工业现代化, 装备系统设计更加复杂精良, 战备环境多样, 装备可靠性在备战制胜军事建设中尤为重要。武器装备应用环境多样性, 装备储存使用环境分布广泛, 装备质量数据主要为日常工作中所记录产生的数据, 通常没有固定规律, 使得部队武器装备质量数据具有鲜明的不确定性等特点, 从而给装备质量数据管理以及利用装备质量数据进行质量评估带来很大难度^[1]。为提高装备可靠性, 延长装备使用寿命, 对装备进行状态评估必不可少, 装备状态评估主要包括装备故障诊断、故障预测和寿命评估等内容, 其中最核心的一项基础工作就是装备故障预测。装备故障预测往往是动态预测, 因此在数据监测中容易出现数据异常值及数据丢包等现象, 从而影响整体预测结果。为减轻维修成本并且预先评判潜在风险, 需要系统数据有退化征兆时就能预判其退化趋势, 即根据系统当前运行状态和历史运行状态来判断将来故障的可能性及发生故障时间^[2-3]。装备维护过程中的故障检测技术是在系统出现故障后判断系统中发生的故障, 故障预测技术

则是在系统中有异常信号但仍然能够正常工作时对可能发生的故障进行判断^[4]。装备故障预测的着手点往往是一个有退化趋势的重要参数或一个部件, 一项重要参数数据预测超出阈值, 即可判定整体故障; 同时, 同类型号装备的研制开发也依托于现有装备的性能指标, 精准有效的故障预测能够对部件升级改进提供思路, 为装备整体评估奠定基础。作为装备延寿工程中选取合适装备预测算法的关键部分, 笔者对装备故障预测采用的卡尔曼滤波器展开论述^[5]。卡尔曼滤波器既能对被估测对象进行过去时间和目前时间的估算, 又能估算出将来时间的状况, 但不能获得待估算对象的特定属性^[6], 是基于最小二乘方法进行的估算, 通过先验估计与目前的实测数据相联系, 利用卡尔曼放大器进行预测^[7], 并在保证最大平均偏差条件下, 对目前时间点的最优状态进行了估算^[8]。卡尔曼滤波器是最好的自回归分析方法, 在实际使用中必须和被评估对象密切地联系在一起, 准确地对被测对象进行数学模型化, 有利于卡尔曼滤波器的设计和实施。

收稿日期: 2024-05-27; 修回日期: 2024-06-30

第一作者: 赵建印(1976—), 男, 河北人, 博士。

1 国内外研究现状

故障预测方法主要分为3大类：1) 基于物理模型的故障预测方法；2) 基于专家系统的故障预测方法；3) 基于数据挖掘的故障预测方法^[9]。基于数据挖掘的故障预测方法使用的是基于时间序列模型、回归模型和人工智能的故障预测方法^[10]，如AR模型^[11]、高斯过程回归^[12-13]、支持向量机^[14]、相关向量机^[15]、人工神经网络^[16-17]等；基于专家系统的故障预测方法是利用领域专家的知识或者使用维护过程的异常数据建立数据知识库实现^[18]；基于物理模型的故障预测方法主要使用基于故障物理模型和基于滤波器的预测方法，例如卡尔曼滤波^[19]、扩展卡尔曼滤波^[20-21]、无迹卡尔曼滤波^[22]、粒子滤波方法^[23-24]等。卡尔曼滤波发展至今已经演化出诸多不同的形式，如拓展卡尔曼滤波、卡尔曼-布西滤波等，并结合多种算法运用在多种场合中。卡尔曼滤波算法不但具有良好的预测性能，同时也降低了对历史资料的需求^[25]。如在天气方面，采用卡尔曼滤波器原理，通过对前期预测错误的反馈，对预测方程进行实时校正，从而进一步改善预测结果的准确性^[26]。在进行温度预测时，通常仅需2个多月的数据，就可在状态空间模式下对各方程进行递推，从而获得较为满意的预测结果^[27]。在高新科技领域，它在机器人系统控制、目标跟踪、图像识别和资料整合等方面得到了广泛运用^[28]。在军事运用领域，军用的雷达和飞弹跟踪^[29]中也常用到卡尔曼滤波。故障预测方面，杜党波等^[30]采用改进的小波-卡尔曼滤波解决了在复杂系统存在缺失数据时的故障预测问题；李皓飞^[31]则利用“瓶颈”辨识方法对历史交通事故进行了检测。利用高斯混合模式对城市道路交通流量进行分类，建立了城市道路交通流量预测的历史数据和交通流量预测的门限，Dong等^[32]提出了一种新的数据驱动布朗运动模型，利用自适应扩展卡尔曼滤波参数识别方法对锂离子电池退化数据进行评估，提高了故障预测的准确性和鲁棒性；Li X等^[33]开发了一种基于DGM的成本函数的鲁棒无迹卡尔曼滤波算法实现不需预先处理数据的更准确和可靠的预测；Kordestani等^[34]则采用扩展卡尔曼滤波器和贝叶斯定理方法提出一种新的多功能扰流板系统故障预测方法，提高了飞机的安全性。

2 卡尔曼滤波基本原理

卡尔曼滤波器的主要功能是在原始状态矢量和

干扰项均遵循正常的情况下，利用预报错误分解求出一种近似函数，由此可估算出该模式中的全部未知参量，且在获得新的观察结果后^[35]，对状态矢量实现校正^[36]。它是一种最适合用来求取时间上的状态矢量的方法。其基本思路如下：

1) 滤波。

考虑状态空间模型，设 $\tilde{\beta}_{t-1}$ 表示基于信息集合 Y_{t-1} 的 β_{t-1} 的估计量^[37]， τ_{t-1} 表示估计误差的 $m \times m$ 协方差矩阵，即：

$$\tau_{t-1} = E \left[(\tilde{\beta}_{t-1} - \beta_{t-1})(\tilde{\beta}_{t-1} - \beta_{t-1})' \right] \quad (1)$$

当给定 β_{t-1} 和 τ_{t-1} 时， $\tilde{\beta}_t$ 的条件分布均值由下式给定，即：

$$\beta_{t|t-1} = G_t \beta_{t-1} + W_t \quad (2)$$

在最小均方误差意义下， $\beta_{t|t-1}$ 是 $\tilde{\beta}_t$ 的一个最优估计量^[38]，其估计误差的协方差矩阵为：

$$\tau_{t|t-1} = G_t \tau_{t-1} G_t^T + W_t \quad (3)$$

式(2)和(3)为预测方程。

一旦得到新的预测值 Y_t ，就能够修正 $\tilde{\beta}_t$ 的估计值 $\beta_{t|t-1}$ ^[39]，更新方程为：

$$\beta_t = \beta_{t|t-1} + K_t (Y_t - Y_{t|t-1}) \quad (4)$$

$$\tau_t = (1 - K_t X_t) \tau_{t|t-1} \quad (5)$$

式中：

$$L_{t|t-1} = X_t \tau_{t|t-1} X_t^T + V_t, t = 1, 2, \dots, T \quad (6)$$

$$K_t = \tau_{t|t-1} X_t^T [L_{t|t-1}]^{-1}, t = 1, 2, \dots, T \quad (7)$$

式(1)~(7)共同构成卡尔曼滤波的公式。

采用 β_0 、 τ_0 或 $\beta_{1|0}$ 、 $\tau_{1|0}$ 来表示卡尔曼滤波器初值。通过这种方法，每次获得一个观察数据，用卡尔曼滤波器对最好的状态矢量进行估算^[40]。在对 T 个观察点进行分析后，根据该数据集生成了最优化的状态矢量和下一时刻的卡尔曼滤波器。这种估算包括了对将来的状态矢量和对将来观察结果的最佳预测^[41]。

2) 平滑。

$$\beta_{t|T} = \beta_{t|t} + \tau_{t|t} \tau_{t+1|t}^{-1} (\beta_{t+1|T} - T \beta_{t|t}) \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (8)$$

$$\tau_{t|T} = \tau_{t|t} + \tau_{t|t} \tau_{t+1|t}^{-1} (\tau_{t+1|T} - \tau_{t+1|t}) (\tau_{t+1|t}^{-1})' T (\tau_{t|t})' \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (9)$$

式中 $\beta_{t|T}$ 和 $\tau_{t|T}$ 为平滑的初值，由卡尔曼滤波的迭代得到。

3) 预测。

若测量方程式(1)的干扰项及初态矢量均为多变量正态分布, Y_{t-1} 的条件分布亦服从正态分布, 并且该情形的平均及协方差矩阵可用卡尔曼滤波器来给出。公式表示如下:

$$Y_t = X_t \beta_{t|t-1} + X_t (\tilde{\beta}_t - \tilde{\beta}_{t|t-1}) + V_t \quad t=1, 2, \dots, T. \quad (10)$$

可直接看出 Y_t 的条件分布服从正态分布, Y_t 的条件均值记为 $E_{t-1}(y_t)$ 或 $\tilde{Y}_{t|t-1}$, 即:

$$E_{t-1}(y_t) = \tilde{Y}_{t|t-1} = X_t \beta_{t|t-1} \quad t=1, 2, \dots, T. \quad (11)$$

预测误差向量可表示为:

$$\varepsilon_t = Y_t - \tilde{Y}_{t|t-1} \quad t=1, 2, \dots, T. \quad (12)$$

误差协方差矩阵由式(6)给定, 即:

$$L_{t|t-1} = X_t \tau_{t|t-1} X_t^T + V_t \quad t=1, 2, \dots, T. \quad (13)$$

可利用式(11)和卡尔曼滤波公式(2)~(6)对 $Y_t, \beta_t, t=T+1, T+2, \dots$ 进行预测。

3 几种卡尔曼滤波算法的比较

3.1 近似二阶卡尔曼滤波

模拟结果显示, 在运算能力稍大于扩展卡尔曼滤波的条件下, 近似二阶卡尔曼滤波器的滤波准确率显著提高, 且运算速度比无迹卡尔曼滤波小得多; 因此, 文献[42]提出的滤波器可用于具有一定的运算能力和准确率的非线性系统。近似二阶卡尔曼滤波算法是一种适合需要估算精度和运算力的非线性滤波算法, 在航天技术和其他邻近领域中都有很好的推广价值。近似二阶卡尔曼滤波器有其自身的缺点, 即必须进行线性化, 从而使其具有一定的运算能力, 但是在很多实际应用中, 要求解出具有非线性函数的雅克比矩阵具有较大难度。

3.2 无迹卡尔曼滤波

无迹卡尔曼滤波采用非线性的状态方程, 可以实现对高斯的三次精度和对任意的非线性非高斯的二次精度[43]。无迹卡尔曼滤波算法对滤波器性能的灵敏度要求不高, 特别是在非线性环境下, 它优于扩展卡尔曼滤波。而当受到系统干扰时, 单纯的无迹卡尔曼滤波无法获得准确的滤波效果, 而扩展无迹卡尔曼滤波则可以作为一种无迹卡尔曼滤波器的改进方法。该方法对样本进行了抽样, 同时对系统和流程的噪音也进行了取样, 并将其纳入到取样点集; 与传统无迹卡尔曼滤波方法比较, 具有较好的精度、敏感性和健壮性, 具有广阔的发展潜力, 适用于各种雷达和精密的导航[44]。

3.3 自适应卡尔曼滤波

从卡尔曼滤波器的自适应滤波器推导中可知, 在变形监控中, 滤波器的数学模型是一系列的递归运算, 其过程需要不断地预测和修正[45]。该方法可解决问题中的转速参量, 并对由扰动造成的突变进行校正, 使其更接近于真实的变形倾向; 同时, 在获得新的观测资料后, 可在任何时候进行新的滤波, 方便对实测结果进行实时分析, 将预测与预测相融合。自适应卡尔曼滤波的缺点之一是其依据以往的经验结果, 并且对其权重都是统一的, 即新数据和旧数据具有同样的置信程度。因而, 在收集到更多的资料后, 新资料所能提供的资讯就会相应地减少; 该方法逐渐丧失校正功能, 从而导致参量估算的偏差很大, 不能及时地进行校正[46]。

4 实验分析

现有某型装备某 3 个出现退化迹象的关键元素的 5 次测试数据如表 1 所示, 每次测试时间间隔相同。

表 1 某型装备测试数据

测试时间	测试数据 1	测试数据 2	测试数据 3
t_1	1.45	1.32	0.93
t_2	1.47	1.33	0.88
t_3	1.53	1.36	0.85
t_4	1.55	1.48	0.76
t_5	1.59	1.52	0.70

在此示例中, 假设状态变量 n 的长度为 2, 转移矩阵为维数 $n \times n$ 的单位矩阵, 测量噪声 R 方差为 0.1, 初始协方差和过程噪声设置为 $0.01 \times I_{n \times n}$ 。图 1—3 分别展示了 3 组装备实际测量值与非卡尔曼滤波预测值 Matlab 仿真比对结果, 可看出该方法可在贴合原有数据的基础上实现预测功能, 并能灵活运用在多种退化形式的参数中。但也不难看出, 原始的卡尔曼滤波原理更容易受异常数据及参数选取的影响; 因此, 为更加精准实现装备故障预测, 还需进一步加大对卡尔曼滤波器的改进并对数据含有的噪声进行适当处理。

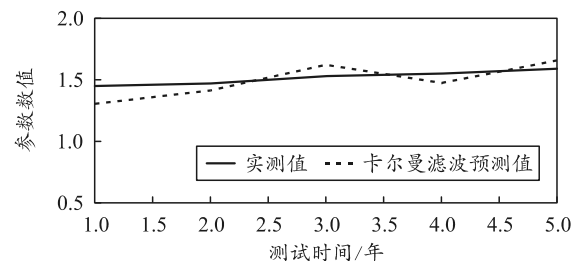


图 1 测试数据 1 预测结果对比

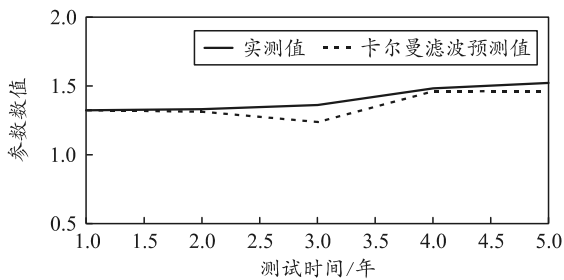


图2 测试数据2 预测结果比对

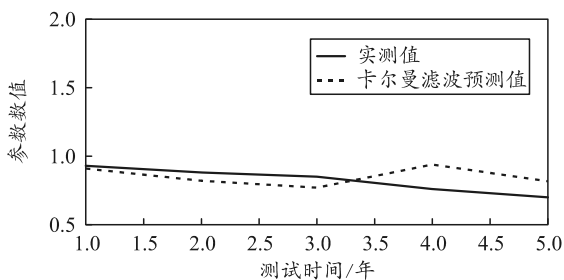


图3 测试数据3 预测结果比对

5 结论

卡尔曼滤波已被应用于各个领域，并且众多研究者在此基础上开发出多种改进型算法。卡尔曼滤波按“预报-测量-校正”次序递增，通过对体系测量结果的分析，排除了随机扰动，可从受影响的体系中还原原来的系统。卡尔曼滤波的计算方法及其在实际中的运用，为今后装备故障预测研究工作提出了一个新的方向。

参考文献：

- [1] 王毅凡, 周密, 宋志慧. 水下无线通信技术发展研究[J]. 通信技术, 2014(6): 589-594.
- [2] BRESSEL M, HILAIRET M, HISSEL D, et al. Extended Kalman filter for prognostic of proton exchange membrane fuel cell[J]. Applied Energy, 2016, 164: 220-227.
- [3] LALL P, LOWE R, GOEBEL K. Extended Kalman filter models and resistance spectroscopy for prognostication and health monitoring of leadfree electronics under vibration[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(4): 858-871.
- [4] 郑秀娟. 基于状态估计的多方法融合的故障预测算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
- [5] 邱润, 黎敬涛, 李孝疆, 等. 基于卡尔曼滤波算法的轨迹预测[J]. 电视技术, 2022, 46(6): 24-28.
- [6] 周倩, 关军龙, 郑苏生. 基于卡尔曼滤波算法的急救医疗服务最优路径预测研究[J]. 信息技术与信息化, 2022(5): 213-216.
- [7] 杨丽君, 刘博, 王军, 等. 基于自适应新息卡尔曼滤波的脱靶量预测算法[J]. 指挥控制与仿真, 2021, 43(6): 46-52.
- [8] 罗承东, 吕桃林, 解晶莹, 等. 电池管理系统算法综述[J]. 电源技术, 2021, 45(10): 1371-1375.
- [9] 任占勇. 航空电子产品预测与健康管理工作[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 36-39.
- [10] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理工作[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 481-495.
- [11] LONG B, XIAN W, JIANG L, et al. An improved autoregressive model by particle swarm optimization for prognostics of lithium-ion batteries[J]. Microelectronics Reliability, 2013, 53(6): 821-831.
- [12] HU J M, WANG J Z. Short-term wind speed prediction using empirical wavelet transform and Gaussian process regression[J]. Energy, 2015, 93: 1456-1466.
- [13] LI F, XU J. A new prognostics method for state of health estimation of lithium-ion batteries based on a mixture of Gaussian process function regression[J]. Microelectronics Reliability, 2013, 53(6): 832-839.
- [14] NIETO P J G, GARCIA-GONZALO E, LASHERAS F S, et al. Hybrid PSO-SVM-based method for forecasting of the remaining useful life for aircraft engines and evaluation of its reliability. Reliability Engineering and particle filter[J]. Microelectronics Reliability, 2015, 55(7): 1035-1045.
- [15] LIU D T, ZHOU J B, PAN D W, et al. Lithium-ion battery remaining useful life estimation with an optimized relevance vector machine algorithm with incremental learning[J]. Measurement, 2015, 63: 143-151.
- [16] ALI J B, CHEBEL-MORELLO B, SAIDI L, et al. Accurate bearing remaining useful life prediction based on Weibull distribution and artificial neural network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 56: 150-172.
- [17] SBARUFATTI V, CORBETTA M, MANES A, et al. Sequential monte-carlo sampling based on committee of artificial neural networks for posterior state estimation and residual lifetime prediction[J]. International Journal of Fatigue, 2016, 83: 10-13.
- [18] 朱大奇, 于盛林. 基于知识的故障诊断方法综述[J]. 安徽工业大学学报, 2002, 19(3): 197-204.
- [19] LIM C K R, MBA D. Switching Kalman filter for failure prognostic[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 52: 426-435.
- [20] BRESSEL M, HILAIRET M, HISSEL D, et al. Extended Kalman filter for prognostic of proton exchange membrane fuel cell[J]. Applied Energy, 2016, 164: 220-227.
- [21] SINGLETON R K, STRANGAS E G, AVIYENTE S. Extended Kalman filtering for remaining-useful-life estimation of bearings[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1781-1790.
- [22] 杜占龙, 李小民. 基于多渐消因子强跟踪 UKF 和约束 AR 模型的故障估计与预测[J]. 控制与决策, 2014,

- 29(9): 1667-1672.
- [23] RAGHAVAN N, FREY D D. Particle filter approach to lifetime prediction for microelectronic devices and systems with multiple failure mechanisms[J]. *Microelectronics Reliability*, 2015, 55(9): 1297-1301.
- [24] 陈雄姿, 于劲松, 唐藏音, 等. 基于改进核平滑辅助粒子滤波的失效预测方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(1): 101-108.
- [25] 吕波, 王超. 改进的扩展卡尔曼滤波在航空器 4D 航迹预测算法中的应用[J]. *计算机应用*, 2021, 41(s1): 277-282.
- [26] 陈明强, 傅嘉赞. 基于无迹卡尔曼滤波的飞行航迹预测方法研究[J]. *计算机仿真*, 2021, 38(6): 27-36.
- [27] 吴旭, 孙春霞, 沈玉玲. 自适应卡尔曼滤波方法在光电跟踪系统中的应用[J]. *传感器与微系统*, 2021, 40(6): 157-160.
- [28] 孙悦. 基于轨迹预测和实时局部路径规划的血管介入手术医生训练系统研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2022.
- [29] BOGDANOV N, BELINSKIS R, BISTROVS V, et al. Forecasting Algorithm Based on Temperature Error Prediction Using Kalman Filter for Management System Development[J]. *Latvian Journal of Physics and Technical Sciences*, 2021, 58(5): 38-49.
- [30] 杜党波, 张伟, 胡昌华, 等. 含缺失数据的小波-卡尔曼滤波故障预测方法[J]. *自动化学报*, 2014, 10(10): 2115-2123.
- [31] 李皓飞. 滑坡预测中阵列传感器的研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2019.
- [32] DONG G, YANG F, WEI Z, et al. Data-Driven Battery Health Prognosis Using Adaptive Brownian Motion Model[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(7): 4736-4746.
- [33] LI X, PENG L, GAO L, et al. A Robust Hybrid Filtering Method for Accurate Battery Remaining Useful Life Prediction[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 57843-57856.
- [34] KORDESTANI M, SAMADI M F, SAIF M, et al. A New Fault Prognosis of MFS System Using Integrated Extended Kalman Filter and Bayesian Method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics(Early Access)*, 2018: 11.
- [35] 陈靖宇. 基于神经网络的雷暴预测算法研究与实现[D]. 广州: 华南理工大学, 2021.
- [36] 马永杰, 陈敏. 基于卡尔曼滤波预测策略的动态多目标优化算法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2022, 52(6): 1442-1458.
- [37] 陈敏. 基于卡尔曼滤波的动态多目标优化算法研究[D]. 兰州: 西北师范大学, 2021.
- [38] 封一鸣. 基于负载预测与优化的虚拟机整合策略[D]. 西安: 长安大学, 2021.
- [39] 杨凌, 程丽, 韩琴, 等. 基于卡尔曼滤波的极限学习机在线盲均衡算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2021, 43(3): 623-630.
- [40] 李婕, 王荣文, 杨权启. 优化的卡尔曼滤波算法在UWB定位系统中的仿真研究[J]. *河南工学院学报*, 2020, 28(6): 28-34.
- [41] 叶东. 基于卡尔曼滤波算法的电力系统时滞信号补偿技术研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2019.
- [42] 范炜, 李勇. 近似二阶扩展卡尔曼滤波方法研究[J]. *空间控制技术与应用*, 2009, 35(1): 30-35.
- [43] 符拯, 王叔满, 刘丙杰. 自适应卡尔曼滤波的最新进展[J]. *战术导弹技术*, 2009(6): 62-66.
- [44] 黄铤, 张天骐, 高清山, 等. 一种提高无迹卡尔曼滤波精确度的方法[J]. *计算机仿真*, 2010, 27(3): 348-352.
- [45] 李鹏, 宋申民, 陈兴林. 自适应平方根无迹卡尔曼滤波算法. *控制理论与应用*[J]. 2010, 27(2): 143-146.
- [46] 张福荣. 自适应卡尔曼滤波在变形监测数据处理中的应用研究[D]. 西安: 长安大学, 2009.