

锂离子电池荷电状态预测方法研究

李司光^{1,2}, 张承宁¹

(1. 北京理工大学 机械与车辆学院, 北京 100081; 2. 陕西汽车集团有限责任公司, 陕西, 西安 710200)

摘要: 针对电动汽车锂离子动力电池组能量管理中的荷电状态(SOC)预测问题, 提出一种根据 SOC 及电流(SOC- I)计算库仑效率的方法, 并建立电池 SOC、充放电电流及充放电库仑效率的关系. 以无迹卡尔曼滤波(UKF)算法为基础, 采用自适应无迹卡尔曼滤波(AUKF)算法预测电池 SOC, 并将提出的库仑效率计算方法与 UKF 算法相结合构造了 SOC- I -AUKF 算法, 该算法在预测过程中不断调整库仑效率、系统噪声协方差以及量测噪声协方差, 以实现系统状态最优化预测. 实验结果表明, SOC- I -AUKF 算法有较好的 SOC 预测效果, 与 UKF 算法相比, 其 SOC 预测绝对误差、相对误差和平均误差水平都有显著提高.

关键词: 锂离子电池; 荷电状态(SOC); 库仑效率; 自适应无迹卡尔曼滤波(AUKF)

中图分类号: U 469.72 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-0645(2012)02-0125-06

State of Charge Evaluation of Lithium-ion Batteries

LI Si-guang^{1,2}, ZHANG Cheng-ning¹

(1. School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. Shaanxi Automobile Group Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi 710200, China)

Abstract: Evaluation of the state of charge (SOC) is a key technology for electric vehicle battery management. This work develops a method to establish the relationship among Coulomb efficiency, SOC and charge/discharge current (I). The curve of SOC to I (SOC- I) is provided that could supply a reasonable Coulomb efficiency during prediction. Moreover, the algorithm of adaptive unscented Kalman filtering (AUKF) is used for battery SOC evaluation. A new SOC- I -AUKF algorithm combined the AUKF algorithm with SOC- I curve is developed. During the process of SOC prediction, the new algorithm could adjust the Coulomb efficiency, process noise covariance and measurement noise covariance to reach the optimal evaluation. Experiment results indicate that the SOC- I -AUKF algorithm has better performance than UKF algorithm in prediction of absolute error, relative error and average error.

Key words: lithium-ion battery; state of change(SOC); Coulombic efficiency; adaptive unscented Kalman filter (AUKF)

电池 SOC 的预测是电动汽车电池管理的核心技术, 当前 SOC 预测方法主要有安时计数法、开路电压法、开路电压-安时计数法、神经网络法等^[1]. 而以上方法预测 SOC 时因无法准确确定 SOC 初始值或对于动态工况不具有普适性而造成预测误差较大. 自从 EKF 算法用于 SOC 预测后, 由于其对动

态工况有较强的适应性而克服了其他方法需要准确预知电池初始 SOC 的问题. 无迹卡尔曼滤波算法(UKF)对于非线性系统的状态预测优于 EKF 算法, 有研究者将两种算法对电池 SOC 的预测进行了比较^[2], 试验结果证明了 UKF 算法更具优势. 但 UKF 算法在预测 SOC 时也有着与 EKF 算法同

收稿日期: 2011-01-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51175040); 国家教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助课题(20101101110012)

作者简介: 李司光(1984—), 男, 博士生, E-mail: siguangli@126.com.

通信作者: 张承宁(1963—), 男, 教授, 博士生导师, E-mail: mrzhchn@bit.edu.cn.

样的问题如:① 对电流积分时充放电效率简化取定为常数,而因此产生的误差将在电流的不断积分步骤中逐步累积,造成预测误差增大;② 算法中量测噪声协方差以及系统噪声协方差需要提前设定,设定不当将造成预测误差较大甚至系统不稳定. 作者以锂离子电池为研究对象,提出了建立 SOC-I 库仑效率的方法,为计算过程中选取合适的充放电效率提供依据. 将 UKF 算法改进为 AUKF 算法,并将 SOC-I 库仑效率与 AUKF 算法结合构造 SOC-I-AUKF 算法预测电池 SOC,最后通过试验对 SOC-I-AUKF 算法预测效果进行验证,并给出了其与 UKF 算法预测结果的比较及分析.

1 SOC-I 库仑效率^[3]

1.1 SOC-I 确定方法

当前电池管理研究中所使用的库仑效率是对恒定电流在整个充放电过程中效率的平均^[4]. 但是电动汽车动力电池组的工作电流值是由道路行驶条件及驾驶员行为所决定的随机变量,实车运行中基本不存在以恒电流较长时间工作的情况. 因此,本文中所提出的库仑效率是电池在不同 SOC 条件下,不同幅值电流充放电过程所对应的库仑效率,定义为 SOC-I 库仑效率.

当前所使用的用于建立恒定电流下的充放电库仑效率的传统方法并不适用于建立 SOC-I 库仑效率,其原因为:传统方法是对某个电流在整个 SOC 过程内的平均;传统方法定义的充放电始末状态是以截止电压为参考,而 SOC 处于某区间时的截止电压无法准确衡量. 因此,在确定 SOC-I 库仑效率时,将从电池存储的能量角度出发,定义 SOC-I 库仑效率 η 为每个 SOC 区间内不同电流激励下的电池充放电库仑效率.

SOC-I 库仑效率的确定包括 4 个步骤:① 假设电池当前存储能量为 E_0 ,以电流 I_b (充电时为 I_c ,放电时为 I_d) 放出或充入一定能量 E_d 或 E_c ;② 静置电池 1 h 以上,待其内部反应达到稳定;③ 以小电流 ($I < C/5$) 充/放电将电池能量恢复至 E_0 ;④ 静置电池 1 h 以上,放出(充入)一定电量 Q ,到达下一个 SOC 工作点. $I_d(I_c)$ 和 $E_d(E_c)$ 存在以下关系:

$$E_d = \sum_{i=0}^n (\eta_d I_d) V_i \Delta T - \sum_{i=0}^n (\eta_d I_d)^2 R_{di} \Delta T. \quad (1)$$

$$E_c = \sum_{i=0}^n (\eta_c I_c) V_i \Delta T + \sum_{i=0}^n (\eta_c I_c)^2 R_{ci} \Delta T. \quad (2)$$

式中: $\eta_d(\eta_c)$ 为当前 SOC 下以电流 $I_d(I_c)$ 放电(充电)的库仑效率; V_i, R_{di}, R_{ci} 为 n 个采样点中不同采样时刻 i 所对应电池的开路电压及放电和充电内阻,可以通过 HPPC 标准试验规范辨识得到; ΔT 为采样周期. 当 $E_d(E_c)$ 很小的情况下 (E_d 和 E_c 小于电池能量的 0.5%), 电池电动势及内阻的微小变化可以忽略. 对式(1)(2)求解后,可得出电池在当前 SOC 下,以电流 $I_d(I_c)$ 放电(充电)的库仑效率为

$$\eta_d = \left(\sum_{i=0}^n V_i \Delta T - \sqrt{\sum_{i=0}^n V_i \Delta T - 4E_d \sum_{i=0}^n R_{di} \Delta T} \right) / \left(2I_d \sum_{i=0}^n R_{di} \Delta T \right), \eta_d \in (0, 1). \quad (3)$$

$$\eta_c = \left(\sqrt{\sum_{i=0}^n V_i \Delta T + 4E_c \sum_{i=0}^n R_{ci} \Delta T} - \sum_{i=0}^n V_i \Delta T \right) / \left(2I_c \sum_{i=0}^n R_{ci} \Delta T \right), \eta_c \in (0, 1). \quad (4)$$

1.2 SOC-I 库仑效率

定义 SOC-I 库仑效率函数为

$$\eta = g(X, I_b). \quad (5)$$

式中: X 代表 SOC, 本文计算中均以此符号表示; I_b 为电流, 充放电时电流分别为 I_c 或 I_d .

在放电过程中,即使电池 SOC 处于较低的状态, 电池也能以较高效率放出大电流. 但是在充电过程中,由于上限截止电压限制,处于较高 SOC 时电池接收大电流的效率很低甚至不能吸收太大的电流.

2 电池性能模型及参数辨识

2.1 电池性能模型

目前研究者已建立起多种用途的电池性能模型,主要包括等效电路模型、神经网络模型、电化学模型等. 但由于电池是一个极复杂的非线性时变系统,因此任何一种电池模型都不能全面地描述电池在工作过程中的变化情况. 美国科罗拉多大学 Plett 博士应用简化电化学模型,以最优预测理论 EKF 算法为依据,对锂离子电池 SOC 进行预测取得了成功^[5-7].

文中用于预测 SOC 的性能模型选取为简化电化学模型,其数学模型表达式为

$$U_{dc} = K_0 - R_b I_b - K_1/X - K_2 X + K_3 \ln X + K_4 \ln(1 - X). \quad (6)$$

式中: K_0, K_1, K_2, K_3, K_4 为量纲一常数; R_b 为电池内阻,充(放)电时为 $R_c(R_d)$; U_{dc} 为电池输出电压.

2.2 模型参数辨识

FUDS 工况变化复杂^[8-9],文中模拟了电动车辆的动力电池组在实际运行中输出做功以及接收制动能量回馈的过程,其一次循环的功率如图 1 所示.对串联 16 节锂离子电池充满电后施加 FUDS 激励工况,当到达下限截止电压时共进行了 7.5 次循环.试验在室温下进行,从开始到结束电池温升小于 2℃.在放电过程中记录电池端电压 U_{dc} ,充电电流 I_c 以及放电电流 I_d ,对应的 SOC 可在试验结束后根据记录的每一时刻累计充入放出电量求取,电流、电压及 SOC 构成参数辨识样本空间.

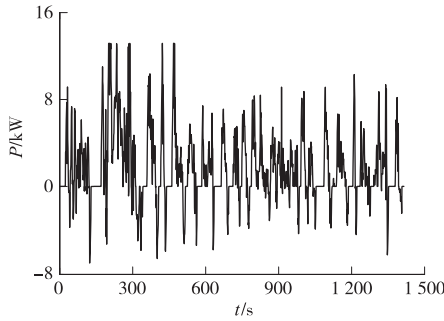


图 1 FUDS 工况功率
Fig. 1 History of power under FUDS condition

测量电池端电压样本向量为

$$\alpha = [U_{dc1} \ U_{dc2} \ \cdots \ U_{dcn}]^T. \quad (7)$$

电化学模型回归参数向量为

$$\beta = [K_0 \ R_c \ R_d \ K_1 \ K_2 \ K_3 \ K_4]. \quad (8)$$

电池参数辨识样本矩阵为

$$\gamma = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ I_{c1} & I_{c2} & \cdots & I_{cn} \\ I_{d1} & I_{d2} & \cdots & I_{dn} \\ 1/X_1 & 1/X_2 & \cdots & 1/X_n \\ X_1 & X_2 & \cdots & X_n \\ \ln X_1 & \ln X_2 & \cdots & \ln X_n \\ \ln(1-X_1) & \ln(1-X_2) & \cdots & \ln(1-X_n) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

对

$$\alpha = \beta\gamma \quad (10)$$

进行多元线性回归,辨识出电池参数

$$\beta = [32.4488 \ 0.0082 \ 0.0092 \ -0.1141 \\ 0.4701 \ 1.6516 \ -0.1812].$$

3 SOC-I-AUKF 滤波算法

自适应滤波是一种具有抑制滤波器发散作用的

滤波方法.在滤波计算中,不断利用量测值来修正预测值,同时也对未知的或者不确切了解的系统模型参数和噪声统计参数进行调整和修正,在动态过程中调整滤波模型的相关参数以达到对于状态变量的精确预测.自适应滤波法主要有极大似然法、贝叶斯预测法、相关法以及协方差匹配法 4 大类.

将协方差匹配法与 UKF 算法结合用于预测 SOC,基本步骤包括状态空间方程的离散化、UKF 预测、协方差匹配更新以及计算效率 4 个步骤.

3.1 状态方程离散化

对电化学模型的 SOC 预测状态空间方程进行离散化后,状态方程(11)及量测方程(12)构成了用于预测 SOC 的离散状态空间方程.

$$\mathbf{X}_{k+1} = f(I_k, \mathbf{X}_k) = \mathbf{X}_k + \eta_k I_k \Delta t / C + \omega_k, \quad (11)$$

$$\mathbf{Y}(k) = h(I_k, \mathbf{X}_k) = K_0 - I_{dk} R_d + I_{ck} R_c - K_1 / \mathbf{X}_k - K_2 \mathbf{X}_k + K_3 \ln \mathbf{X}_k + K_4 \ln(1 - \mathbf{X}_k) + \mathbf{v}_k. \quad (12)$$

式中: ω_k 及 \mathbf{v}_k 分别为系统噪声和量测噪声; C 为电池容量.

3.2 UKF 预测算法

UKF 的运算主要包括了初始值设定、时间更新、量测更新以及求取卡尔曼增益等步骤,其中在时间更新和量测更新过程中需要根据系统误差方差来引入 sigma 点,用于之后的先验和后验预测.其基本步骤分述如下.

3.2.1 设定初始值

设 $E(x)$ 为随机变量的期望值,给定初始值 $\hat{\mathbf{X}}_0^+ = E(\mathbf{X}_0)$, 则

$$\mathbf{P}_0^+ = E[(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0^+)(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0^+)^T]. \quad (13)$$

3.2.2 时间更新

① 根据当前 $k-1$ 时刻的状态变量均方差以及状态变量的预测值,生成用于预测 $k-1$ 时刻预测状态变量更新值的 sigma 点

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^{(i)} = \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^+ + \tilde{\mathbf{X}}^{(i)} & (i=1, 2, \dots, 2n), \\ \tilde{\mathbf{X}}^{(i)} = (\sqrt{n\mathbf{P}_{k-1}^+})_i^T & (i=1, 2, \dots, n), \\ \tilde{\mathbf{X}}^{(n+i)} = -(\sqrt{n\mathbf{P}_{k-1}^+})_i^T & (i=1, 2, \dots, n). \end{cases} \quad (14)$$

② 根据非线性状态转移方程将 $k-1$ 时刻的 sigma 点映射为 k 时刻的 sigma 点

$$\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)} = f(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{u}_k, t_k). \quad (15)$$

③ 结合 k 时刻的 sigma 点求取状态变量在 k 时刻的先验估计

$$\hat{\mathbf{X}}_k^- = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \hat{\mathbf{X}}_k^{(i)}. \quad (16)$$

④ 根据 k 时刻的 sigma 点求取 k 时刻的误差方差

$$\mathbf{P}_k^- = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)} - \hat{\mathbf{X}}_k^-) (\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)} - \hat{\mathbf{X}}_k^-)^T + \mathbf{Q}_{w_{k-1}}. \quad (17)$$

3.2.3 量测更新

① 根据当前 k 时刻的最优状态变量以及误差协方差先验估计选定 sigma 点,

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_k^{(i)} = \hat{\mathbf{X}}_k^- + \tilde{\mathbf{X}}^{(i)} & (i=1, 2, \dots, 2n), \\ \tilde{\mathbf{X}}^{(i)} = (\sqrt{n\mathbf{P}_k^-})_i^T & (i=1, 2, \dots, n), \\ \tilde{\mathbf{X}}^{(n+i)} = -(\sqrt{n\mathbf{P}_k^-})_i^T & (i=1, 2, \dots, n). \end{cases} \quad (18)$$

② 根据量测方程将 k 时刻 sigma 点映射为 sigma 量测矢量

$$\hat{\mathbf{Y}}_k^{(i)} = h(\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)}, t_k). \quad (19)$$

③ 结合 k 时刻的 sigma 点量测矢量求取 k 时刻的量测估计

$$\hat{\mathbf{Y}}_k = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \hat{\mathbf{Y}}_k^{(i)}. \quad (20)$$

④ 预测量测估计的方差为

$$\mathbf{P}_Y = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (\hat{\mathbf{Y}}_k^{(i)} - \hat{\mathbf{Y}}_k) (\hat{\mathbf{Y}}_k^{(i)} - \hat{\mathbf{Y}}_k)^T + \mathbf{R}_{v_{k-1}}. \quad (21)$$

⑤ 根据状态变量的先验估计以及量测变量的预测计算协方差为

$$\mathbf{P}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)} - \hat{\mathbf{X}}_k^-) (\hat{\mathbf{Y}}_k^{(i)} - \hat{\mathbf{Y}}_k)^T. \quad (22)$$

⑥ 通过量测值求取卡尔曼增益、状态变量以及误差方差的后验估计,

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}} \mathbf{P}_Y^{-1}. \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k^+ = \hat{\mathbf{X}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{Y}_k - \hat{\mathbf{Y}}_k). \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_k^+ = \mathbf{P}_k^- - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_Y \mathbf{K}_k^T. \quad (25)$$

3.3 自适应协方差匹配

在各种卡尔曼滤波方法中,量测噪声以及系统噪声协方差的获得比较困难,并且预测时需要设定这 2 个变量预先设定. 引入自适应协方差匹配法可以有效解决因为设定不当而造成的系统预测不精确甚至发散. 其主要目的是为系统提供最新的量测误差方差以及系统噪声误差方差,从而更加有效及精确地计算当前卡尔曼增益,以达到系统的快速收敛及状态变量的最优预测. 在计算这 2 个变量时,需要设定一个时间窗,根据时间窗内记录的统计信息来预测方差,具体步骤如下.

① 求取偏导矩阵,

$$\mathbf{C}_k = \left. \frac{\partial h(\mathbf{I}_k, \mathbf{X}_k)}{\partial \mathbf{X}_k} \right|_{\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_k^+} = \mathbf{K}_1 / (\hat{\mathbf{X}}_k^+)^2 - \mathbf{K}_2 + \mathbf{K}_3 / \hat{\mathbf{X}}_k^+ - \mathbf{K}_4 / (1 - \hat{\mathbf{X}}_k^+). \quad (26)$$

② 系统噪声协方差,

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{Y}_k - h(\mathbf{I}_{k-1}, \hat{\mathbf{X}}_k^+), \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}_k &\approx h(\mathbf{I}_{k-1}, \hat{\mathbf{X}}_k^-) + \mathbf{C}_k (\hat{\mathbf{X}}_k^+ - \hat{\mathbf{X}}_k^-) - \\ &h(\mathbf{I}_{k-1}, \hat{\mathbf{X}}_k^-) + \mathbf{v}_k = \mathbf{C}_k (\hat{\mathbf{X}}_k^+ - \hat{\mathbf{X}}_k^-), \end{aligned} \quad (28)$$

$$\mathbf{R}_{Z_k} = \mathbf{C}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{C}_k^T + \mathbf{R}_{v_k}, \quad (29)$$

$$\mathbf{R}_{Z_k} = \frac{1}{N} \sum_{n=n_0}^k \mathbf{Z}_n \mathbf{Z}_n^T, \quad (30)$$

$$\mathbf{R}_{v_k} = \mathbf{R}_{Z_k} - \mathbf{C}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{C}_k^T. \quad (31)$$

③ 量测噪声协方差,

$$\mathbf{w}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k+1}^+ - \hat{\mathbf{X}}_{k+1}^- - \hat{\mathbf{X}}_k^+ + \hat{\mathbf{X}}_k^-, \quad (32)$$

$$\Delta \mathbf{X}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1}^+ - \hat{\mathbf{X}}_{k+1}^-, \quad (33)$$

$$\mathbf{w}_k = \hat{\mathbf{X}}_k^- - \hat{\mathbf{X}}_k^+ + \Delta \mathbf{X}_{k+1}, \quad (34)$$

$$\mathbf{Q}_{\Delta \mathbf{X}_{k+1}} = \frac{1}{N} \sum_{n=n_0}^k \Delta \hat{\mathbf{X}}_n^+ (\Delta \hat{\mathbf{X}}_n^+)^T, \quad (35)$$

$$\mathbf{Q}_{w_k} = \mathbf{P}_k^+ - \mathbf{P}_k^- + \mathbf{Q}_{\Delta \mathbf{X}_{k+1}}. \quad (36)$$

3.4 SOC-I 库仑效率计算

得到 SOC-I 库仑效率为

$$\eta_k = g(\hat{\mathbf{X}}_k^+, \mathbf{I}_{k-1}). \quad (37)$$

式中 $k=1, 2, 3, \dots$, $\mathbf{P}_0 = 0.25$, $\mathbf{Q}_{w_0} = 0.0001$, $\mathbf{R}_{v_0} = 0.025$.

4 试验验证及分析

对电池施加 FUDS 循环工况,以 Digatron 设备所计算出的 SOC 为参考,同时应用 UKF 算法与 SOC-I-AUKF 算法对电池的 SOC 进行预测,所得预测结果及误差如图 2~图 5 所示. 从试验结果可以看出:① 实验中前期过程中, SOC-I-AUKF 算法比 UKF 算法预测精度有一定提高. 主要原因是此时处于电池放电过程的平台期, R 与 Q 的更新并不

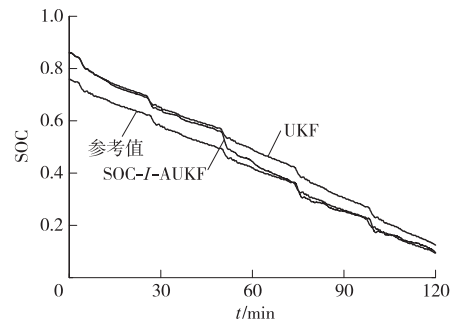


图 2 SOC 估算结果

Fig. 2 Result of SOC evaluation

明显,时间更新过程对状态预测的影响大于量测更新,电流积分对 SOC 计算发挥的作用大于电压量测. ② 试验达到中期时, SOC-I-AUKF 算法有明显向真值逼近的过程. 主要原因是此时电池端电压有明显的变化,自适应算法能够及时对 R 及 Q 进行更新,在时间更新基础之上,进一步增强了量测更新所发挥的作用. ③ SOC-I-AUKF 算法对 SOC 的预测效果优于 UKF 算法. 例如试验中后期 SOC-I-AUK 算法所预测的绝对误差小于 0.04,相对误差小于 10%,平均误差小于 0.06,而 UKF 算法的这 3 项指标分别为 0.06,15%以及 0.08.

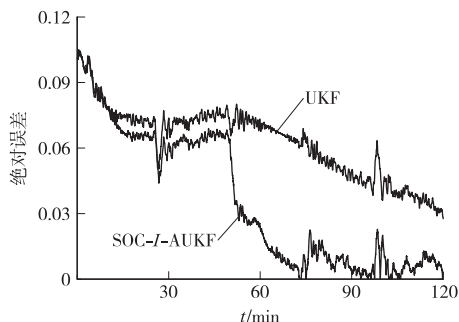


图3 SOC 预测绝对误差

Fig. 3 Absolute error of SOC evaluation

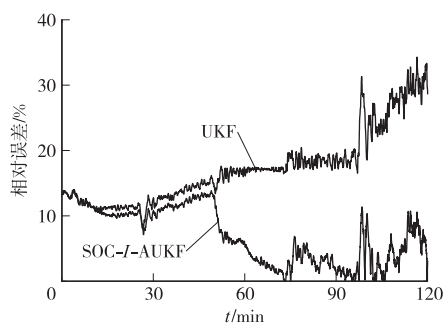


图4 SOC 预测相对误差

Fig. 4 Relative error of SOC evaluation

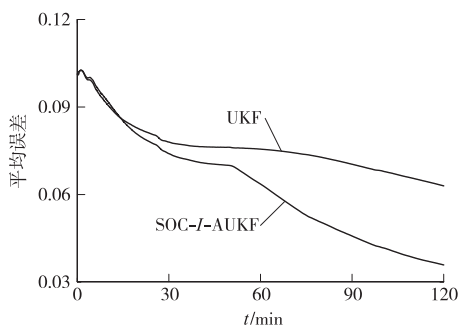


图5 SOC 预测平均误差

Fig. 5 Average error of SOC evaluation

5 结 论

SOC-I 效率可以更加精确地描述在动态充放电过程中电池 SOC、电流与充放电库仑效率 η 的关系,为准确确定 η 提供参考,可以有效减少状态方程积分环节中由于 η 取值不当所导致的累计误差.

AUKF 算法通过量测噪声协方差和系统噪声协方差不断的计算更新,在动态过程中及时调整卡尔曼滤波增益以达到对系统状态的最优预测,试验结果准确地反映了协方差更新对于系统预测结果的影响.

SOC-I-AEKF 算法针对误差的产生原因,有效解决了状态方程中的积分环节效率取值问题以及最优滤波部分的噪声协方差更新问题,其取得的预测结果显著优于 UKF 算法.

参考文献:

- [1] 王军平,陈全世,林成涛. 镍氢电池组的荷电状态预测方法研究[J]. 机械工程学报,2005,41(12):62-65.
Wang Junping, Chen Quanshi, Lin Chengtao. Study on estimating of the state of charge of Ni/MH battery pack for electric vehicle[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005,41(12):62-65. (in Chinese)
- [2] 石璞,董再励. 基于 UKF 滤波的自主移动机器人锂电池 SOC 预测[J]. 仪器仪表学报,2006,27(6):1298-1299,1320.
Shi Pu, Dong Zaili. UKF-based SOC estimation of Li-ion battery for autonomous mobile robot[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006,27(6):1298-1299,1320. (in Chinese)
- [3] 李红林,孙逢春,张承宁. 动力电池充放电效率测试分析[J]. 电源技术,2005,29(1):49-51.
Li Honglin, Sun Fengchun, Zhang Chengning. Test analysis for traction battery charging and discharging efficiency[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2005,29(1):49-51. (in Chinese)
- [4] 林成涛,陈全世,王军平,等. 用改进的安时计量法预测电动汽车动力电池 SOC[J]. 清华大学学报:自然科学版,2006,46(2):247-251.
Lin Chengtao, Chen Quanshi, Wang Junping, et al. Improved Ah counting method for state of charge estimation of electric vehicle batteries[J]. Journal of Tsinghua University: Sci&Tech ed, 2006,46(2):247-251. (in Chinese)

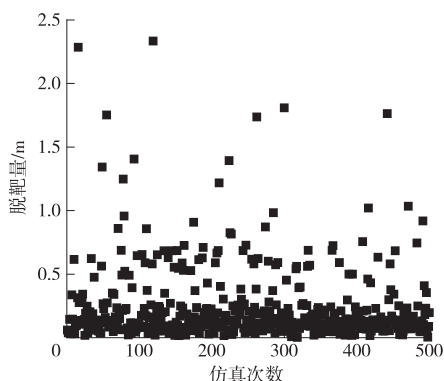


图11 弹道脱靶量散布结果
Fig. 11 Dispersion of miss distance

由仿真结果可见,在给出的误差数量级条件下,对弹目距离估计的偏差为150 m (3σ),末端落角均不低于 76° ,位置精度小于2.5 m.

5 结 论

结合导弹弹上器件测量精度特点,提出了基于视线角度及相对位置信息的弹目距离估计算法. 针对大落角攻角弹道特点,在典型误差条件下,对不同计算采样方式及对应估计误差水平进行分析,提出了一种满足工程应用要求的实施方案. 通过仿真验证表明,在考虑主要误差源条件下,对弹目距离的估计误差仅150 m,满足导弹大落角攻击制导律的需要,具有较强的工程应用价值.

参考文献:

- [1] Kim M, Grider K V. Terminal guidance for impact attitude angle constrained flight trajectories [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1973, 9(6): 852 - 859.
- [2] Ryoo C K, Cho H. Optimal guidance laws with terminal impact angle constraint [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 11(4): 724 - 732.
- [3] Zarchan P. Tactical and strategic missile guidance [C] // Proceedings of 4th Progress in Astronautics and Aeronautics. Reston, USA: AIAA, 2002: 541 - 548.
- [4] Tahk M J, Ryoo C K, Cho H. Recursive time-to-go estimation for homing guidance missiles [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(1): 13 - 23.
- [5] 刘丹, 祁载康. 限制导弹落角和落点的最优制导律 [J]. 北京理工大学学报, 2001, 21(3): 278 - 281.
Liu Dan, Qi Zaikang. Impact angle and final position constrained optimal guidance law [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2001, 21(3): 278 - 281. (in Chinese)
- [6] 常超, 林德福, 祁载康. 带落点和落角约束的最优末制导律研究 [J]. 北京理工大学学报, 2009, 29(3): 233 - 236.
Chang Chao, Lin Defu, Qi Zaikang. Study on the optimal terminal guidance law with interception and impact angle [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2009, 29(3): 233 - 236. (in Chinese)

(责任编辑: 刘雨)

(上接第129页)

- [5] Gregory L P. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs, Part 1: background [J]. Journal of Power Sources, 2004, 134: 252 - 261.
- [6] Gregory L P. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs, Part 2: modeling and identification [J]. Journal of Power Sources, 2004, 134: 262 - 276.
- [7] Gregory L P. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs, Part 3: state and parameter estimation [J]. Journal of Power Sources, 2004, 134: 277 - 292.

- [8] 秦永元, 张洪钺, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1998.
Qin Yongyuan, Zhang Hongyue, Wang Shuhua. Kalman filter and integrated navigation theory [M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 1998. (in Chinese)
- [9] 邓自立. 卡尔曼滤波与维纳滤波: 现代时间序列分析方法 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2001.
Deng Zili. Kalman filter and wiener filter: modern time series analysis method [M]. Harbin: Harbin University Press, 2001. (in Chinese)

(责任编辑: 孙竹凤)