

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202111029



# AH-IUKF 融合算法下 Ni-MH 动力电池的 SOC 估计

林金亮<sup>1,2</sup>, 彭侠夫<sup>1</sup>

(1. 厦门大学 航天航空学院, 福建 厦门 361102;

2. 闽西职业技术学院 信息与制造学院, 福建 龙岩 364021)

**摘要:** 针对 Ni-MH 动力电池系统非线性特点, 提出一种 Thevenin 电路改进后的状态模型. 根据动力电池电流变化显著的特征, 采用融合改进后 UKF(IUKF)算法和安时(AH)算法的 AH-IUKF 融合算法, 对动力电池荷电状态(SOC)进行估计, 并对 AH-IUKF 融合算法在 SOC 预测中的收敛速度、估计精度和复杂度进行分析和比较. 结果表明: AH-IUKF 融合算法不仅复杂度低、精度高, 而且能实现 Ni-MH 动力电池 SOC 的快速估计, 在各种工况下估计误差可平稳在 1%~3% 范围内, 解决了动力电池 SOC 实时在线估计误差较大和计算复杂的问题.

**关键词:** Ni-MH 动力电池; AH-IUKF 融合算法; 判定策略; 估计误差

**中图分类号:** TM 912.1; TP 301.6      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1000-5013(2022)03-0386-06

## SOC Estimation of Ni-MH Power Battery Using AH-IUKF Fusion Algorithms

LIN Jinliang<sup>1,2</sup>, PENG Xiafu<sup>1</sup>

(1. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361102, China;

2. Department of Information and Manufacturing, Minxi Vocational and Technical College, Longyan 364021, China)

**Abstract:** For the non-linear characteristics of Ni-MH power battery system, an improved state model of Thevenin circuit is proposed. According to the characteristics of significant changes in power pool current, the AH-IUKF fusion algorithm of improved unscented kalmanfilter (IUKF) algorithm and amperohour (AH) algorithm are used to estimate the power battery state of change (SOC) in the power battery. The convergence speed, estimation accuracy and complexity of AH-IUKF fusion algorithm in SOC prediction are analyzed and compared. The results show that the AH-IUKF fusion algorithm not only has low complexity and high precision, but also can realize Ni-MH power battery SOC rapid estimation. The estimation error can be stable in the range of 1%-3% under various operating conditions, which solves the problems of larger estimation error and complex calculation under real-time online condition of power battery SOC.

**Keywords:** Ni-MH power battery; AH-IUKF fusion algorithm; decision strategy; estimation error

Ni-MH 动力电池是继 Cd-Ni 电池之后新一代高能二次电池, 由于其具有安全性、稳定性、环保性等突出优点, 备受人们的青睐, 是当今二次电池重要发展方向之一, 特别是镍氢混合动力汽车电池诞生,

**收稿日期:** 2021-11-09

**通信作者:** 林金亮(1979-), 男, 副教授, 主要从事自动化与嵌入式系统的研究. E-mail: 123222371@qq.com.

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61703356, 61305117); 福建省教育厅科研课题资金资助项目(JAT210903); 福建省龙岩市科技计划重点项目(2018LYF8016)

更是将镍氢电池的发展推向了高峰,虽然 Ni-MH 动力电池面临锂离子电池、新型燃料电池等多方面挑战,但在传统电动工具、应急电源、混合动力汽车等应用领域仍占有绝对优势。

Ni-MH 动力电池荷电状态(SOC)估计对于预测系统剩余工作时间及预防电池过充、过放,从而延长电池循环使用寿命具有重要意义<sup>[1]</sup>。目前,国内外对 Ni-MH 动力电池 SOC 估计主要有开路电压(OCV)算法、安时积分算法、模糊控制算法、神经网络预测算法、支持向量机(SVM)算法及扩展卡尔曼滤波(EKPF)算法等。其中,OCV 算法的电池需静置较长时间,无法实时在线估计,通常作为电池 SOC 估计的辅助手段<sup>[2]</sup>;安时积分算法需获取电池初始电量,且充放电条件下电流测量不精确,难以消除随时间累积的误差效应<sup>[3]</sup>;模糊控制算法和神经网络预测算法均需大量训练数据样本,建模复杂,控制参数的选取往往依靠工程经验<sup>[4-5]</sup>;SVM 算法因依赖有限样本的核函数族不具有最优性,故此法通常应用于神经网络法不能准确预测的情况。骆秀江等<sup>[6]</sup>采用 SVM 算法可将 Ni-MH 动力电池 SOC 估计绝对误差控制在 6% 范围内。文献[7-9]采用卡尔曼滤波(EKF)算法对几种不同阶次电路模型参数进行辨识,结果表明,阶次越高,SOC 估计误差越小,但也带来计算复杂程度的增加。罗世昌等<sup>[10]</sup>针对 EKPF 算法在重采样过程中产生的粒子退化、丧失多样性问题,提出改进 EKPF 算法的 SOC 估计精度优于 EKF 算法和粒子滤波(PF)算法,但算法平均运算时间却分别是 EKF 算法和 PF 算法的 36 和 19 倍。文献[11-12]提出一种基于 Sigma 卡尔曼滤波(SKF)算法的无迹卡尔曼滤波(UKF)算法对动力电池 SOC 进行估计,解决了因非线性程度增强使 EKF 算法精度变差甚至发散的问题,但该法也难以避免因提高精度而增加运算复杂程度问题。

综合以上各种 SOC 估计方法的优缺点,本文将改进后 UKF 算法(IUKF)与安时(AH)算法进行融合,并应用于 Ni-MH 动力电池 SOC 估计。

## 1 SOC 的建模与模型参数的估计

### 1.1 SOC 的建模

以 10 节 1.2 V,4 000 mA·h 的 C 型单体 Ni-MH 动力电池串联构成的动力电池组为研究对象,考虑 Ni-MH 动力电池电流显著变化的特征、不同的充放电倍率、充放电循环次数等均对电池 SOC 估计有重要影响,采用过于简单的动态模型难以对其特性进行描述,但阶数过多又易导致运算时间过长或无法收敛甚至发散<sup>[13]</sup>。因此,通过对 Thevenin 电路模型进行改进,增加支路电容,使之既可充分模拟电池内部电解质扩散现象,又能模拟因电解质扩散而产生的瞬态电流现象。

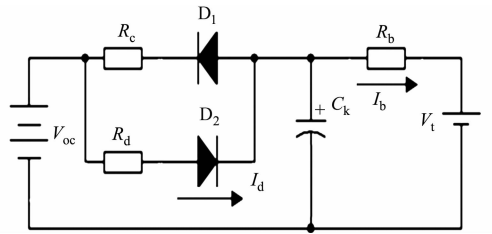


图 1 电池动态电路模型

Fig. 1 Dynamic circuit model of battery

电池动态电路模型,如图 1 所示。图 1 中: $V_{oc}$  为开路电压; $C_k$  为电池极化电容; $R_c$  为充电时的电池内部极化内阻; $R_d$  为放电时的欧姆内阻之和; $R_b$  为电池终端电阻; $V_t$  为连续的终端电压; $I_b$  为工作电流; $D1, D2$  为二极管。

根据基尔霍夫电压定律,当  $V_c > V_{oc}$  时,可得

$$\dot{V}_c = \frac{dv}{dt} = -V_c \cdot \frac{1}{R_c C} + V_{oc} \cdot \frac{1}{R_c C} - I_b \cdot \frac{1}{C}. \quad (1)$$

当  $V_c \leq V_{oc}$  时,可得

$$\dot{V}_c = \frac{dv}{dt} = -V_c \cdot \frac{1}{R_d C} + V_{oc} \cdot \frac{1}{R_d C} - I_b \cdot \frac{1}{C}. \quad (2)$$

根据状态空间法,将式(1),(2)进行整合,得到离散电池观测模型表达式为

$$\begin{cases} U_t(k) = U_{oc}(k) - i(k) \times R_0(k) - U_1(k) - i(k)R_b + v(k), \\ y_k = K_0 - Ri_k - \frac{K_1}{x_k} - K_2 x_k + K_3 \ln x_k + K_4 \ln(1 - x_k) + v(k). \end{cases}$$

上式中: $y_k$  为离散后的终端电压; $i_k$  为充、放电电流; $x_k$  为电池  $k$  时刻的 SOC; $R$  为电池内阻; $K_1$  为极化内阻; $K_0, K_2, K_3$  和  $K_4$  为常数; $v(k)$  是测量噪声。

1.2 模型参数的估计

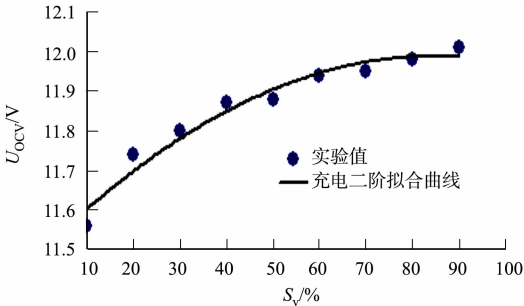
电池模型参数  $R_b, R_c, R_d$  和  $C_k$  不能直接在线测量,但各种参数均与 SOC 有密切联系<sup>[14]</sup>,因此,需辨识不同电池荷电状态下的模型参数值,才能为 SOC 准确估计提供重要依据和判定策略. 参数辨识在  $(20 \pm 3)^\circ\text{C}$  环境温度下,以标准电流 0.2C 对镍氢动力电池进行脉冲功率特性 (HPPC) 充放电工况实验,电池储能每隔 10% 静置 45 min,测得电池实验相关数据,并用 EXCEL 回归分析辨识. 电池模型参数,如表 1 所示. 表 1 中:  $S_v$  为 Ni-MH 电池总荷电量状态. 通过递推最小二乘法算法 (RLS) 对电池参数进行优化拟合,可实时快速估计 Ni-MH 电池 SOC.

充、放电模型 OCV 电压与 SOC 关系曲线,如图 2 所示. 图 2 中:  $U_{ocv}$  为 OCV 的电压. 由图 2 可知: 无论充电阶段还是放电阶段,  $S_v$  在 20%~80% 期间的电压基本呈线性变化趋势;  $S_v$  在 0%~20% 和 80%~100% 期间的电压呈曲线变化趋势. 因此,可通过分段调整控制参数的策略对相应阶段的 SOC 进行校准.

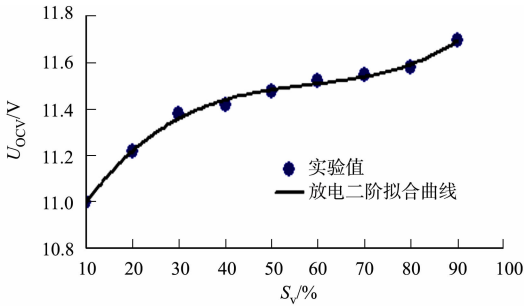
表 1 电池模型参数

Tab. 1 Battery model parameters

$S_v/\%$	$R_b/\Omega$	$R_c/\Omega$	$R_d/\Omega$	$C_k/\text{F}$
10	0.024 3	0.071 1	0.083 1	863.2
20	0.023 2	0.083 0	0.093 0	1 252.3
30	0.022 6	0.073 2	0.080 2	1 250.6
40	0.021 5	0.068 5	0.072 5	1 124.7
50	0.020 1	0.069 3	0.073 3	1 008.2
60	0.018 6	0.076 0	0.083 0	1 005.4
70	0.016 7	0.075 7	0.082 7	1 002.9
80	0.014 3	0.082 1	0.092 1	1 110.5
90	0.015 8	0.083 4	0.092 6	1 250.4
100	0.016 2	0.086 8	0.094 8	1 252.1



(a) 充电二阶拟合曲线



(b) 放电二阶拟合曲线

图 2 充放电模型 OCV 电压与 SOC 关系曲线

Fig. 2 Relation curves between OCV voltage and SOC of charge and discharge model

2 AH-IUKF 融合算法

2.1 融合算法的估计

为准确估计 Ni-MH 动力电池 SOC 初始值,可用 IUKF 算法使电量初值  $SOC_0$  快速向初始真值收敛,从而解决 AH 算法 SOC 初值确定难的问题. AH-IUKF 融合算法估计 Ni-MH 动力电池 SOC 有如下 4 个主要步骤.

- 1) 先确定初始采样时刻  $t_0$  的电量  $x_0$ .
- 2) 在  $t_0 \sim t_k$  阶段,用 UKF 算法以  $x_0$  为初始值使 Ni-MH 动力电池 SOC 快速向真值收敛,得到  $t_k$  时刻电量  $x_k$ .
- 3) 在  $t_k \sim t_{k+1}$  阶段,因 AH 算法难以准确估计动力电池电流快速波动,必须采取融合判定策略. 即首先对  $t_k$  和  $t_{k+1}$  时刻的采样电流大小进行比较,当  $0.5i_k < i_{k+1} < 2.0i_k$  时,用 AH 算法估计  $t_{k+1}$  时刻的 SOC 电量  $x_{k+1}$ ,其他情况则用 IUKF 算法进行估计.
- 4) 当  $S_v$  下降 10% 时,再次采用步骤 2) 对电量进行重新校准.

将 IUKF 算法和 AH 算法进行融合,不仅能准确估计 Ni-MH 动力电池的 SOC,同时又能有效降低计算复杂度.

2.2 融合算法的实现

UKF 算法对后验概率密度进行近似,得到次优的滤波算法,除了数据估计结果准确之外,不需计算

Jacobian 矩阵,但 UKF 算法对电池的模型参数敏感且易受未知噪声干扰.因此,须对 UKF 算法进行改进,使之能够较好地处理噪声复杂和不确定性干扰条件下的问题.

假设  $n$  维随机向量  $\mathbf{x}; N(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{P}_x)$ ,  $\mathbf{x}$  通过非线性函数  $\mathbf{y} = f(\mathbf{x})$  变换后得到  $n$  维的随机变量  $\mathbf{y}$ . 通过无迹变换(UT),以较高的精度和较低的计算复杂度求得  $\mathbf{y}$  的均值  $\bar{\mathbf{y}}$  和方差  $\mathbf{P}_y$ . 双 UT 变换的 IUKF 算法具体实现有如下 7 个步骤.

1) 计算  $2n+1$  个 Sigma 点及其权值,分别为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_0 &= \bar{\mathbf{x}}, & i &= 0, \\ \mathbf{X}_i &= \bar{\mathbf{x}} + \sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_x}, & 1 \leq i \leq n, \\ \mathbf{X}_i &= \bar{\mathbf{x}} - \sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_x}, & n+1 \leq i \leq 2n. \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

$$\left. \begin{aligned} w_0^m &= \lambda/(n+\lambda), \\ w_0^c &= \lambda/(n+\lambda) + (1-\alpha^2 + \beta), \\ w_i^m &= w_i^c = 1/2(n+\lambda), & 1 \leq i \leq 2n. \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式(3),(4)中:  $\lambda = \alpha^2(n+k) - n$ ,  $\alpha$  决定 Sigma 点的散布程度,通常取一小的正值,  $k$  通常取 0,用来描述  $x$  的分布信息;  $\beta$  为非负权系数,可把函数模型高阶项影响包含在内,在高斯情况下最优值一般取为 2;  $\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_x}$  为矩阵平方根第  $i$  列;  $w_i^m$  为均值的权值,  $w_i^c$  为方差的权值.

2) Sigma 点通过非线性函数  $f(\cdot)$  的传播有

$$\mathbf{Y}_i = f(\mathbf{X}_i), \quad 0 \leq i \leq 2n. \quad (5)$$

从而有

$$\bar{\mathbf{y}} = \sum_{i=1}^{2n} w_i^m \mathbf{Y}_i, \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_y = \sum_{i=1}^{2n} w_i^c (\mathbf{Y}_i - \bar{\mathbf{y}})(\mathbf{Y}_i - \bar{\mathbf{y}})^T, \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{x,y} = \sum_{i=1}^{2n} w_i^c (\mathbf{Y}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{Y}_i - \bar{\mathbf{y}})^T. \quad (8)$$

3) 根据式(6)的一次预测值,应用 UT 求得新的 Sigma 点集,即

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Y}_i &= \bar{\mathbf{y}}, & i &= 0, \\ \mathbf{Y}_i &= \bar{\mathbf{y}} + \sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_y}, & 1 \leq i \leq n, \\ \mathbf{Y}_i &= \bar{\mathbf{y}} - \sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_y}, & n+1 \leq i \leq 2n. \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

4) 将步骤 3) 得到的 Sigma 点代入观测方程,求得预测观测量,即

$$\mathbf{Z}_i(k+1|k) = h[\mathbf{Y}_i(k+1|k)], \quad 1 \leq i \leq 2n+1. \quad (10)$$

5) 由预测观测值,以加权求和方式求得系统预测均值及协方差矩阵,分别为

$$\bar{\mathbf{Z}} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m \mathbf{Z}_i, \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{z,z} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\mathbf{Z}_i - \bar{\mathbf{Z}})(\mathbf{Z}_i - \bar{\mathbf{Z}})^T, \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{x,z} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\mathbf{Z}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{Z}_i - \bar{\mathbf{Z}})^T. \quad (13)$$

6) 计算 Kalman 增益矩阵,即

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}_z \mathbf{P}_{x,z}^{-1}. \quad (14)$$

7) 更新预测系统的状态和协方差,分别为

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1)[\mathbf{Z}_i - \bar{\mathbf{Z}}], \quad (15)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{P}_{z,z}\mathbf{K}^T(k+1). \quad (16)$$

通过以上迭代方法,获得更新状态  $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1)$  的首个分量,即为电池在  $k-1$  时刻的 SOC 估计;  $\mathbf{P}(k+1|k+1)$  的首个分量为 SOC 估计方差. 因此,应用 IUKF 算法不仅可以获得 SOC 估计,也可以从

SOC 的估计方差获得其算法估计准确程度.

3 试验测试与数据分析

以量能科技生产的标准电压为 4.2 V、额定容量为 4 000 mA · h 的 901-5023-0003 型水下吸尘器专用 C 型镍氢电池为实验对象,以 CT-4008-DB 型充放电测试仪为测试设备,构建脉冲放电电路.

3.1 AH-IUKF 融合算法收敛性及误差估计

Ni-MH 动力电池存在电流波动较大现象,不同放电倍率对电池 SOC 估计有重要影响,在国际通用混合动力脉冲能力特性(HPPC)工况下,实验采用 0.2C 放电倍率进行测试. Ni-MH 动力电池恒流脉冲放电工况曲线,如图 3 所示. 图 3 中: $U_p$  为脉冲放电电压; $I_p$  为脉冲放电电压; $t$  为时间.

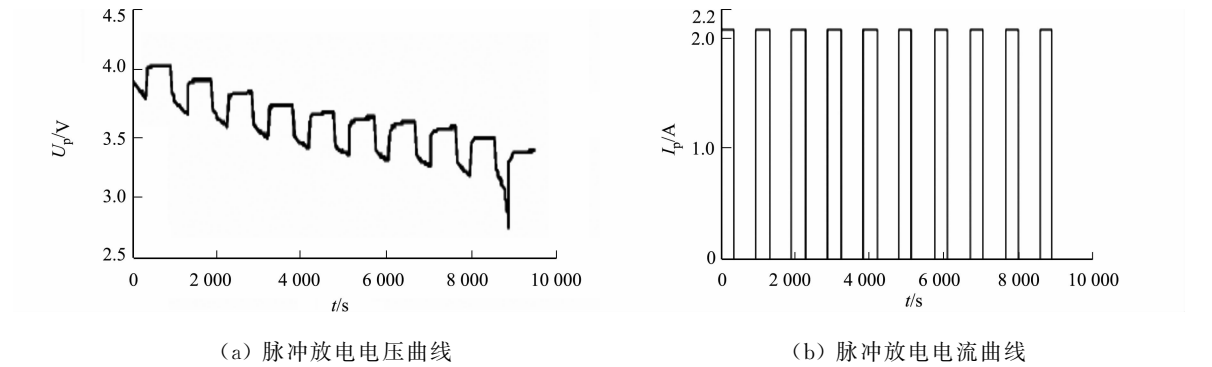


图 3 Ni-MH 动力电池恒流脉冲放电工况曲线

Fig. 3 Operating curves of Ni-MH power battery of constant current pulse discharge conduction

根据电池端电压及放电初始电流,用 IUKF 算法对动力电池的 SOC 进行初值快速收敛,并运用融合判定策略完成整个 SOC 的估计,收敛过程为对前 100 s 采样周期的估计,AH-IUKF 融合算法收敛结果,如图 4 所示. 由图 4 可知:虽然选定 SOC 的初值  $X_0$  为 0.9,与 SOC 真实值 1.0 存在一定的偏差,但运用 IUKF 算法可以快速跟踪至真实 SOC 值. 电量初值为 0.9 的偏差为 1,收敛时间为 3.6;电量初值为 0.6 的偏差为 3,收敛时间为 4.9;电量初值为 0.3 的偏差为 5,收敛时间为 7.1.

3.2 算法优越性比较

在国际通用混合动力脉冲能力特性(HPPC),动应  
力测试(DST)和美国联邦城市行驶(FUDS)三种常用工况下,SOC 估计误差比较,如表 2 所示. 表 2 中: $\delta_{soc}$ 为 SOC 估计误差. 由表 2 可知:AH-IUKF 融合算法在 HPPC,FUDS,DST 三种工况下,Ni-MH 动力电池 SOC 估计均具有精度较高,表现良好的预测结果.

SOC 估计误差曲线<sup>[15-16]</sup>,如图 5 所示. 由图 5 可知:在 HPPC 工况下,AH-IUKF 融合算法和 IUKF

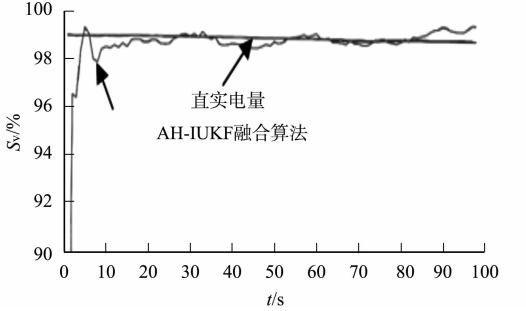


图 4 AH-IUKF 融合算法收敛结果  
Fig. 4 Convergence results of  
AH-IUKF fusion algorithm

表 2 3 种工况下不同算法的 SOC 估计误差比较

Tab. 2 Comparison of SOC estimation errors in  
different algorithms under three operating conditions (%)

工况	$\delta_{soc}$			
	EKF 算法	UKF 算法	IUKF 算法	AH- IUKF 融合算法
HPPC	19	6	2	1
FUDS	54	4	5	3
DST	9	3	3	2

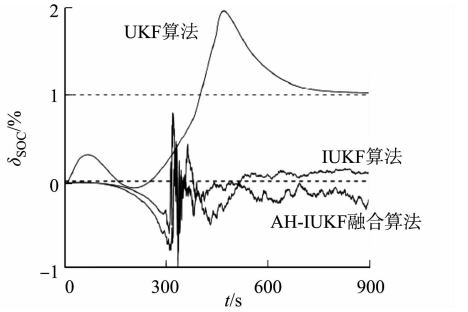


图 5 SOC 估计误差曲线

Fig. 5 SOC estimation error curves

算法精度大体相同,但精度均比 UKF 算法高;在收敛时间方

面, UKF 算法收敛时间最长, 约为 600 s;IUKF 算法大约为 500 s,AH-IUKF 融合算法大约为 400 s. 可见,AH-IUKF 融合算法在收敛速度上要优于 UKF 算法和 IUKF 算法,鲁棒性能也优于 IUKF 算法,整体具有较高的跟随性能和滤波效果.

## 4 结束语

针对 Ni-MH 动力电池模型不确定性及模型参数不匹配的问题,结合无迹卡尔曼滤波中 UT 变换非正定现象,提出一种将 AH 算法和改进 UKF 算法融合的动力电池 SOC 估计. 在实际工况下,AH-IUKF 融合算法将动力电池 SOC 估计误差稳定在 1%~3% 的范围内,具有较高的跟随性、鲁棒性和低计算复杂度,可满足各种动力电池对 SOC 估计精度和实时性的需求,具有一定的推广价值和借鉴意义.

## 参考文献:

[1] 李家月,负海涛,徐钦赐,等. 基于扩展卡尔曼滤波的镍氢电池 SOC 估计[J]. 内燃机与配件,2020(1):203-204. DOI:10.19475/j.cnki.issn1674-957x.2020.01.106.

[2] XU Yaolin,MULDER F M. Non-alloy Mg anode for Ni-MH batteries: Multiple approaches towards a stable cycling performance[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46(37):19542-19553. DOI: 10.1016/J.IJHYDENE.2021.03.073.

[3] 张筱瑜,朱建新,印凯,等. 基于二阶 RC 模型的 HEV 氢镍电池在线 SOC 估算研究[J]. 电源技术,2018,42(7):1021-1023. DOI:10.3969/j.issn.1002-087X.2018.07.030.

[4] CHEN Xiang,CHU Aihua,LI Dan,*et al.* Development of the cycling life model of Ni-MH power batteries for hybrid electric vehicles based on real-world operating conditions [J]. Journal of Energy Storage,2021,34(2):20-27. DOI: 10.1016/j.est.2020.101999.

[5] 王丽君,李萌. 电动汽车用镍氢电池剩余电量估计方法研究[J]. 现代电子技术,2015,38(13):149-151,155. DOI: 10.16652/j.issn.1004-373x.2015.13.008.

[6] 骆秀江,张兵,黄细霞,等. 基于 SVM 的锂电池 SOC 估算[J]. 电源技术,2016,40(2):287-290. DOI:10.3969/j.issn.1002-087X.2016.02.016.

[7] 汪伟,贝绍轶,汪永志,等. 混合动力镍氢电池荷电状态估计[J]. 中国农机化学报,2016(4):166-169. DOI:10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2016.04.038.

[8] 邱晨曦. 采用自适应滤波的电池荷电状态估算方法[J]. 宁德师范学院学报(自然科学版),2019,31(4):359-363. DOI:10.15911/j.cnki.35-1311/n.2019.04.007.

[9] 孙丽贝,屈薇薇. 基于 EKF 修正算法的锂电池 SOC 估算[J]. 蓄电池,2018,55(3):107-111. DOI:10.16679/j.cnki.21-1121.2018.03.002.

[10] 罗世昌,杨进. 基于迭代卡尔曼粒子滤波器的锂电池 SOC 估算算法研究[J]. 工业控制计算机,2019,32(2):104-106. DOI:10.3969/j.issn.1001-182X.2019.02.046.

[11] 张武,孙士山,张家福. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的动力电池 SOC 估计[J]. 电源技术,2021,45(1):14-17. DOI: 10.3969/j.issn.1002-087X.2021.01.004.

[12] 刘芳,马杰,苏卫星,等. 基于模型参数在线辨识技术的 SOC 估算方法[J]. 东北大学学报(自然科学版),2020,41(11):1543-1549. DOI:10.12068/j.issn.1005-3026.2020.11.004.

[13] 高铭琨,徐海亮,吴明铂. 基于等效电路模型的动力电池 SOC 估计方法综述[J]. 电气工程学报,2021,16(1):90-102. DOI:10.11985/2021.01.013.

[14] 张骞,李勇峰,郭昊,等. 镍氢动力电池建模仿真研究[J]. 河南科技学院学报,2017,45(1):71-78. DOI:10.3969/j.issn.1008-7516.2017.01.014.

[15] 侍壮飞,玄东吉,李广诚,等. 改进的 UKF 算法估算锂离子电池 SOC[J]. 电池,2019,49(2):105-108. DOI:10.19535/j.1001-1579.2019.02.005.

[16] 谈发明,王琪. 基于改进无迹卡尔曼滤波算法的动力电池 SOC 估计模型[J]. 汽车技术,2019(3):18-24. DOI:10.19620/j.cnki.1000-3703.20180446.

(责任编辑: 陈志贤      英文审校: 吴逢铁)