

DOI:10.11918/202006134

自适应扩展卡尔曼滤波电池荷电状态估算方法

徐保荣¹,王兴成²,张 齐²,王 露²,王大方²

(1.中国人民解放军 32184 部队,北京 100071;2.哈尔滨工业大学(威海)汽车工程学院,山东 威海 264209)

摘 要: 为更精确预估电动汽车动力源的荷电状态,优化戴维南等效电路模型,用自适应扩展卡尔曼滤波进行荷电状态估算。对实验电池进行外特性数据获取实验,分别得到在充放电状态下的开路电压曲线,在开路电压-荷电状态对应曲线中考虑充放电状态变化的因素。对离线参数辨识进行优化处理,在固定参数离线辨识的基础上考虑充放电状态和荷电状态,并与在线辨识进行端电压估算对比。基于优化后电池模型,通过自适应扩展卡尔曼滤波及其对比算法估算荷电状态,在复杂脉冲电流工况下对比端电压和荷电状态的估算精度。结果表明:采用优化后电池模型离线辨识的端电压估算精度达到 0.01 V 以内,高于在线辨识的端电压估算精度。在优化模型及离线辨识基础上构建自适应扩展卡尔曼、扩展卡尔曼和交互多模型的算法模型,估算电池荷电状态。经动态工况实验验证,基于优化模型自适应算法的荷电状态估算精度达到 0.05,高于交互多模型-扩展卡尔曼滤波算法及扩展卡尔曼滤波算法。

关键词: 电池模型;荷电状态估算;离线辨识;在线辨识;自适应卡尔曼滤波

中图分类号: TU375

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2021)07-0092-07

Adaptive extended Kalman filter for estimating the charging state of battery

XU Baorong¹, WANG Xingcheng², ZHANG Qi², WANG Lu², WANG Dafang²

(1.32184 troops, PLA, Beijing 100071, China; 2. School of Automotive Engineering, Harbin Institute of Technology, Weihai, Weihai 264209, Shandong, China)

Abstract: To more accurately estimate the state of charge of the power source of EVs, Thevenin equivalent circuit model is optimized, and the charge of state is estimated by adaptive extended Kalman filter. Firstly, the external characteristic data of the experimental battery and the open circuit voltage curves under charge and discharge state are obtained. The factors of charge and discharge state change are added to the corresponding curve of open circuit voltage-charge of state. Secondly, in the aspect of parameter identification, the off-line identification is optimized. The charge-discharge state and charge of state are considered on the basis of the off-line identification of fixed parameters. The estimation of terminal voltage is compared with on-line identification. Finally, based on the optimized battery model, the charge of state is estimated by adaptive extended Kalman filter and its comparison algorithm. And the estimation accuracy of terminal voltage and charge of state is compared under complex pulse current conditions. Experimental results show that the accuracy of terminal voltage estimation for off-line identification of optimized battery model is less than 0.01 V, which is higher than that for on-line identification. Based on the optimization model and off-line identification, adaptive extended Kalman and extended Kalman and interactive multi-model algorithm are constructed to estimate the charged state of the battery. The experimental results show that the estimation accuracy of charged state based on optimization model adaptive algorithm is 0.05, which is higher than that of the two contrast algorithms. The accuracy of adaptive extended Kalman filter based on optimization model is higher than that of interactive multi-model extended Kalman filter and extended Kalman filter.

Keywords: battery model; state-of-charge estimation; offline identification; online identification; adaptive extended Kalman filter

在汽车行业,锂电池作为当今世界应用最广泛和最有发展前景的电池之一,具有比能量高、工作寿命长、安全操作性能高和成本较低的优点^[1],在

储能领域逐渐取得优势。随着电动车的普及,车用电池的性能、成本、寿命、安全隐患也逐渐成为人们关注的重点。着重一体化电动底盘,加大新体系的动力电池的研发力度,有望解决电动汽车(EV)目前的发展瓶颈^[2]。电池生产厂家除了加强研发便于更换的单体电池、模块组配方式之外,电池管理系统(Battery management system, BMS)的研发也逐渐成为热点^[3]。BMS 具备检测电池包、电池模组和单体

收稿日期:2020-06-25

基金项目:军内科研项目(LJ2017121);

山东省自然科学基金(ZR2017MEE011)

作者简介:徐保荣(1980—),男,博士,高级工程师;

王大方(1978—),男,教授,博士生导师

通信作者:王大方,13863009863@163.com

电池的电压、温度、电流的能力, 也具备准确估算电池剩余电量 (State of Charge, SOC)、电池健康状态 (State of Health, SOH) 和电池剩余寿命的能力。决定电量使用范围的是容量最小的电池单元, 精确的 SOC 可以提供可靠的电池信息, 避免产生过充、过放等缩短电池循环寿命的情况。

国内外学者对电池的 SOC 估算展开了相关研究。电池 SOC 估算的输入参数有离线参数辨识和在线参数辨识两种获取方式。马群^[4]基于二阶 RC 等效电路模型, 采用离线辨识的方法获取电池内部参数的定值并利用中心差分卡尔曼滤波算法估算 SOC; He 等^[5]基于改进的戴维南模型, 采用扩展卡尔曼滤波算法 (Extended Kalman Filter, EKF) 算法在线辨识模型参数, 然后采用自适应扩展卡尔曼滤波算法 (Adaptive Extended Kalman Filter, AEKF) 算法估算 SOC。也有学者选择从数学描述方面进行优化, 电池的 SOC 与开路电压之间存在着非线性关系, 可以通过提高开路电压的描述精度来提高模型的精度。常用的开路电压拟合方式有分段线性拟合^[6]、多项式拟合^[7]、晶格气体模型拟合^[8]、电化学极化模型拟合^[9]等。在 SOC 算法方面, Xing 等^[10]结合开路电压法和卡尔曼滤波算法研究 SOC 估算, 在 Rint 模型的基础上考虑温度的影响, 加入 SOC-OCV-T 查表, 利用最小二乘法辨识模型参数并且采用 UKF 估算 SOC。聂文亮等^[11]采用自回归各态历经 (Autoregressive exogenous, AEX) 模型建立锂离子电池等效电路模型, 模型的阶数由基于赤池信息准则的遗传算法决定, AEX 模型系数的求解由递推最小二乘法实现。Sahinoglu 等^[12]提出了一种使用高斯回归 (GPR) 框架的机器学习方法估算 SOC。Chemali 等^[13]提出了一种利用具有长期记忆的周期神经网络 (RNN) 的方法, 能够对锂离子电池进行精确地估算。Ahmed 等^[14]基于降阶的电化学模型采用滑膜观测器估算 SOC。Sbarufatti 等^[15]提出了一种基于粒子滤波与径向函数神经网络结合的锂离子电池放电结束的方法, 主要创新在于径向基函数模型是在网上得到自适应训练。

在参数辨识方面, 固定电池参数的离线辨识的端电压拟合精度低于基于数据驱动的在线辨识, 但计算量远小于后者。为此本文采用离线辨识, 加入 SOC 以及充放电状态对电池内部参数的影响, 研究聚合物锂电池的 SOC 估算。在 SOC 估算算法方面, 相较于学习算法, 使用自适应滤波法不需要大量的实验数据。自适应滤波算法是基于模型的, 影响算法精度的因素除了算法自身的精度之外, 还与电池模型的精度有关, 所以可以采用改进的模型来提高算法的精度。综合以上考虑, 本文将基于优化的电池模型, 采用离线辨识结合自适应卡尔曼滤波算法展开对聚合物锂电池的参数辨识和 SOC 估算。

1 建立锂电池模型

1.1 电池外特性曲线获取

本文使用三元聚合物锂离子电池, 正极是三元材料。可用容量实验参考 QC/T897—2011《电动汽车用电池管理系统技术条件》, 得到电池的实际可用容量为 8.2 A·h。为了得到电池的开路电压和 SOC 的关系曲线, 对容量未衰减的电池进行实验, 进行了两组充放电脉冲实验, 实验过程如表 1 所示, 实验步骤参考 QC/T897—2011。

脉冲实验包括充电脉冲实验和放电脉冲实验。根据实验获取的参数, 处理脉冲电压数据, 建立参考 SOC 和开路电压的对应关系, 如图 1 所示。本文中的 SOC 用变量 Q 来表示。

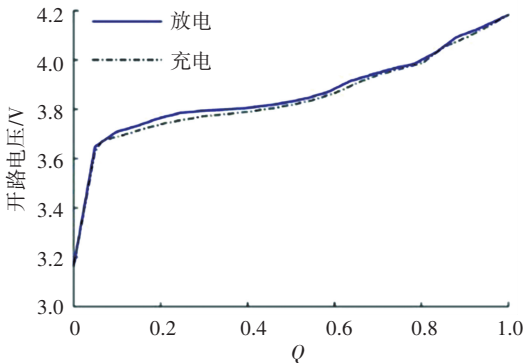


图 1 开路电压和 SOC 的关系曲线

Fig.1 Curve of open circuit voltage and SOC

表 1 脉冲充放电实验
Tab.1 Pulse charge and discharge experiment

步骤	实验过程
1	充分静置后, 以 1/2C 电流恒流放电直至达到电池的放电截止电压
2	静置 2 h, 以 1/2C 电流恒流充电, 每充电 360 s, 静置 600 s
3	步骤 2 循环 20 次后, 静置电池 2 h
4	以 1/2C 电流进行充电, 直至达到电池的充电截止电压, 静置 2 h
5	以 1/2C 电流恒流放电, 每放电 360 s, 静置 600 s
6	步骤 5 循环 20 次后, 静置电池 2 h
7	以 1/2C 电流进行放电, 直至达到电池的放电截止电压, 静置 2 h

注: 1C 表示按 8 A 放电, 电池额定容量为 8 A·h。

1.2 改进的等效电路模型

现阶段常用的电池模型包括电化学模型^[16]、神经网络模型^[17]、PNGV 模型^[18]、戴维南模型^[19]、Rint 模型^[20]、GNL 模型^[20]、可变阶次等效电路模型^[21]等。PNGV 模型、戴维南模型、GNL 模型等都属于等效电路 RC 模型。戴维南模型结构如图 2 所示。等效电路模型是指用一系列的电气元件描述电池的电压响应特性。Rint 模型只考虑了电池的欧姆内阻,通过加入并联的电阻电容增加了极化内阻和极化电容构成 RC 模型,其中大部份元件的数值和权值都是通过经验获取,故此一般的 RC 模型只能满足充电、放电单一方向的精度,通过改进 RC 模型来使其在充电、放电双向上都有较高的精度,从而提高模型的适用性。戴维南模型通过一个 RC 环节,可以很好地模拟电池的动态特性,但是其中的开路电压、内阻等值并未考虑到温度、充放电状态的影响。PNGV 模型则考虑电池开路电压随 SOC 变化的因素,增加了一个电容来表示。GNL 模型增加了自放电内阻,精度较前几个模型有一定提高,参数辨识简单,计算量小,对处理器的要求不高,而且模型的精度可以通过优化算法来提高。

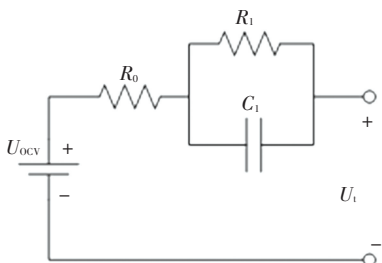


图 2 戴维南模型

Fig.2 Thevenin model

戴维南模型的端电压:

$$U_t = U_{ocv} - U_1 - R_0 I \quad (1)$$

式中: U_{ocv} 为开路电压, U_1 为极化环节的电压,第 3 项为欧姆内阻上的压降, R_0 为欧姆内阻, I 为流过电池的电流。

极化环节计算公式为

$$\dot{U}_1 = -\frac{1}{R_1 C_1} U_1 + \frac{1}{C_1} I \quad (2)$$

式中: R_1 为极化内阻, C_1 为极化电容。

将式(2)看作是线性定常系统,可求解出

$$U_{1,k+1} = e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} U_{1,k} - (1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}) R_1 I_k \quad (3)$$

式中: τ 为时间常数,为极化电阻和极化电容的乘积; e 为指数常数; Δt 为采样时间间隔。

结合 RC 模型适用性差的缺点,在戴维南模型的基础上,将充放电过程的欧姆内阻、极化电阻和极化电容分开讨论,借此来提高模型的精度和适用性,同

时并未增加模型的计算量。优化的模型如图 3 所示。

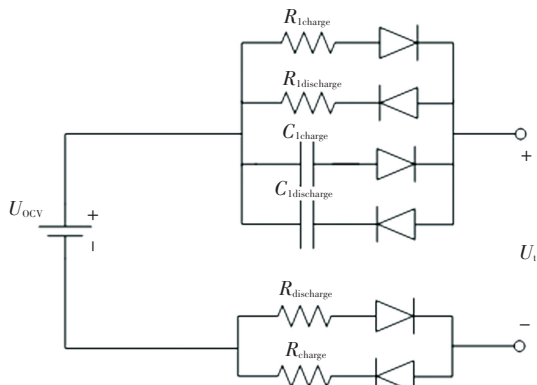


图 3 优化的模型

Fig.3 Optimized model

图 3 中用充电内阻 R_{charge} 和放电内阻 $R_{discharge}$ 代替图 2 中的欧姆内阻,表示为 $R_0 = f_1(Q, s)$,充电极化电阻 $R_{1charge}$ 和放电极化电阻 $R_{1discharge}$ 代替图 2 中的极化内阻,充电极化电容 $C_{1charge}$ 和放电极化电容 $C_{1discharge}$ 代替图 2 中的极化电容。其中 s 表示充放电状态, Q 为荷电状态。与戴维南模型相比,优化的戴维南模型的路电压 U_{ocv} 也随充放电状态而变化,可以表示为 $U_{ocv} = f_2(Q, s)$,即开路电压是与 SOC 和充放电状态相关的函数。

结合优化的模型,将图 3 优化模型中的参数 R_0 、 U_{ocv} 带入式(1)中得

$$U_{t,k} = f_2(Q, s) - U_{1,k} - f_1(Q, s) I_k \quad (4)$$

图 4 是放电脉冲工况下电池模型电压拟合结果与真实电压对比图,图 5 是电池模型的端电压拟合误差。为了得到优化模型的端电压拟合效果图,运行脉冲放电工况与混合工况,同时将该优化模型的端电压拟合误差图与戴维南模型拟合的端电压误差图进行对比。可以看出,两个模型都能跟随真实电压的变化情况,其中优化模型的跟随效果优于戴维南模型,戴维南模型在端电压回弹阶段拟合出的电压基本上一直大于优化的模型的拟合电压。优化模型的端电压拟合的平均误差为 3 mV,最大误差为 15 mV,而戴维南模型端电压拟合的平均误差为 9 mV,最大误差为 19 mV。

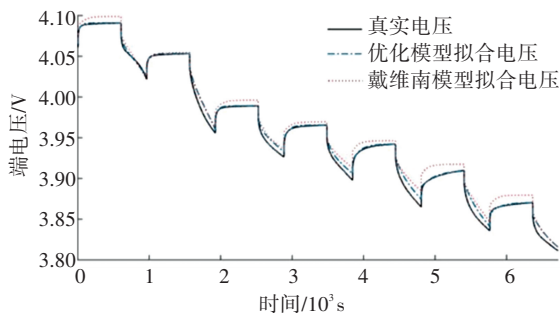


图 4 放电脉冲工况模型的端电压拟合

Fig.4 Terminal voltage fitting curve of model under discharge pulse working condition

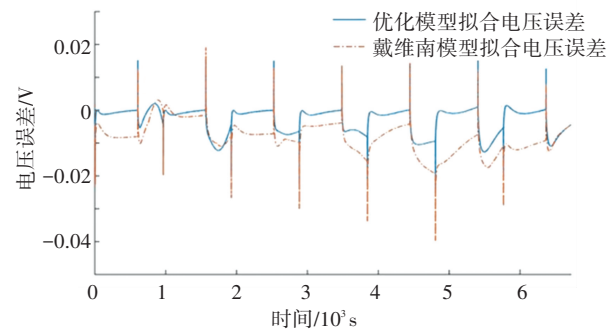


图 5 放电脉冲工况端电压拟合误差

Fig.5 Terminal voltage fitting error curve of model under discharge pulse working condition

2 离线参数辨识

2.1 离线参数获取

离线参数获取需要对每一段脉冲的静置阶段进行数学拟合。电池处于充电结束阶段时,电压响应达到的最大值,随后电流发生瞬时变化,由最大值变为 0,电压也由最大值降至某一点,该阶段可以理解为欧姆内阻上的压降;此后的静置阶段,电流都为 0,电压则逐渐下降接近开路电压值,至此,电压保持不变,这一阶段可以看作是等效电路模型中的 RC 环节的零输入响应。放电阶段亦是如此。

不同电池的内阻等内部参数不同,为了使电池模型能够精确反映出所研究电池的端电压,需要对模型的充放电内阻(R_{charge} 、 $R_{\text{discharge}}$)、充放电极化电阻($R_{1\text{charge}}$ 、 $R_{1\text{discharge}}$)和充放电极化电容($C_{1\text{charge}}$ 、 $C_{1\text{discharge}}$)进行参数辨识。对电池外特性进行拟合可以获取电池内阻、极化内阻和极化电容等参数。采用式(5)进行拟合:

$$U_t = U_{\text{ocv}} - R_1 I e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} - R_0 I \quad (5)$$

在电流变为 0 时的单位采样时间内,采用式(6)获取欧姆内阻。

$$R_0 = \frac{U_{t+\Delta t} - U_t}{I} \quad (6)$$

式中: Δt 是单位采样间隔, $U_{t+\Delta t}$ 、 U_t 是端电压的采样数据。拟合出的充放电周期的欧姆内阻、极化内阻和极化电容如图 6~8 所示。

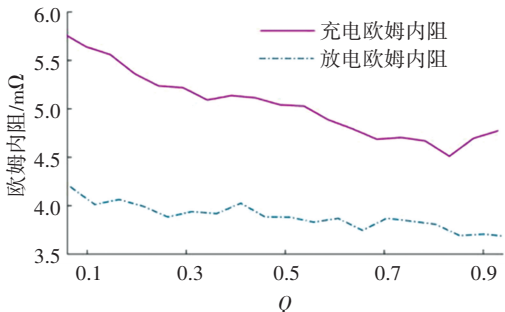


图 6 充电欧姆内阻与放电欧姆内阻

Fig.6 Charged ohmic internal resistance and discharged ohmic internal resistance

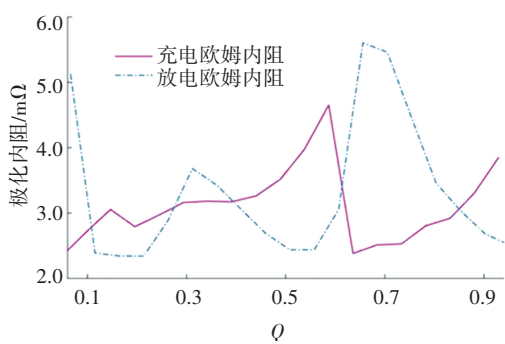


图 7 充电极化内阻与放电极化内阻

Fig.7 Charged polarization internal resistance and discharged polarization internal resistance

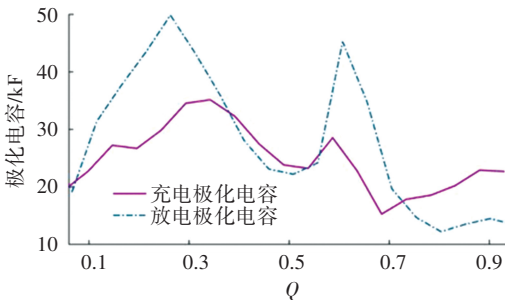


图 8 充电极化电容与放电极化电容

Fig.8 Charged polarization capacitor and discharged polarization capacitor

将上述实验获取的数据应用于搭建的优化模型中,得到充电脉冲工况下的端电压拟合效果图和拟合电压误差图。如图 9~10。

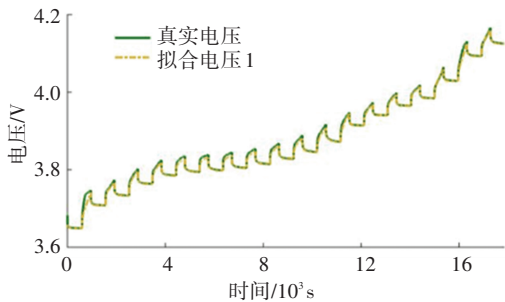


图 9 真实电压与离线辨识拟合电压

Fig.9 True voltage and offline identification fitting voltage

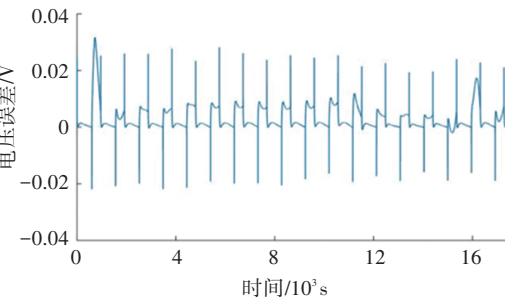


图 10 真实电压与离线辨识拟合电压误差

Fig.10 True voltage and offline identification fitting voltage error

由图 9 可以看出,采用离线辨识的优化模型的电

压跟随效果良好。图 10 为脉冲充电工况下的真实电压与离线辨识拟合电压误差。在脉冲充电工况下,采用离线辨识方法的模型端电压最大误差为31 mV,平均绝对误差为 3 mV,标准差为 0.005 22 V,误差较小。

2.2 离线参数辨识与在线参数辨识对比

采用的自定义工况包含充电和放电脉冲。这里只选取离线辨识和在线辨识进行对比实验。在自定义工况下,上述两种方案的端电压拟合效果如图 11 所示,拟合误差如图 12 所示。图 11 中拟合电压 1 和拟合电压 2 分别是离线辨识和在线辨识电池模型计算出的端电压,最大绝对误差、平均绝对误差和标准差如表 2 所示。由表 2 可看出,离线参数辨识的 3 项评价指标均为最优,其最大绝对误差为0.093 V,平均绝对误差为 0.017 V,标准差为 0.020 V。

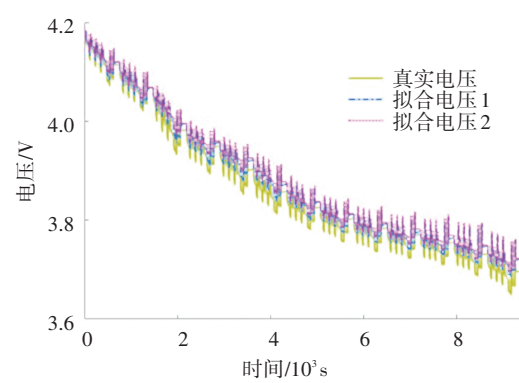


图 11 真实电压与两种方案拟合电压

Fig.11 True voltage and two fitting voltages

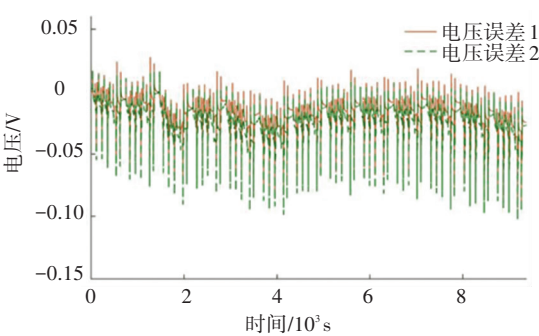


图 12 真实电压与 2 种方案拟合电压的误差

Fig.12 True voltage and two fitting voltage error

表 2 在线辨识与离线辨识在混合脉冲工况下的估算误差

Tab.2 Estimation error indicators for online identification and offline identification under mixed pulse conditions V

状态	最大绝对值误差	平均绝对误差	标准差
离线	0.093	0.017	0.020
在线	0.103	0.024	0.027

由此可知,基于优化模型的离线参数辨识的精度高于在线辨识的精度。所以本文后续工作基于离线辨识开展。

3 基于 AEKF 估算 SOC

3.1 AEKF 算法仿真

EKF 是建立在线性卡尔曼滤波的基础上,为解决非线性问题而提出的。其核心思想是将非线性函数保留一阶 Taylor 展开项。非线性离散方程状态方程式为

$$\boldsymbol{X}_{k+1}=f(k,\boldsymbol{X}_k,\boldsymbol{u}_k)+\boldsymbol{G}_k\boldsymbol{w}_k$$
 (7)

观测方程为

$$\boldsymbol{Y}_k=h(k,\boldsymbol{X}_k,\boldsymbol{u}_k)+\boldsymbol{v}_k$$
 (8)

式中: $\boldsymbol{w}_k$ 为过程噪声, $\boldsymbol{v}_k$ 为观测噪声, $\boldsymbol{G}_k$ 是噪声驱动矩阵。

本文采用自适应扩展卡尔曼滤波 (Adaptive Extended Kalman Filter, AEKF) 算法估算电池的 SOC。

对函数 $f(k,\boldsymbol{X}_{kl\ k-1},\boldsymbol{u}_k)$ 在滤波值 $\boldsymbol{x}_{kl\ k-1}$ 处进行一阶泰勒展开,得到状态转移矩阵:

$$\boldsymbol{A}_k=\frac{\partial f(k,\boldsymbol{X}_{kl\ k-1},\boldsymbol{u}_k)}{\partial \boldsymbol{x}_{kl\ k-1}}$$
 (9)

同理,对式 (8) 的函数 $h(k,\boldsymbol{X}_{kl\ k-1},\boldsymbol{u}_k)$ 在 $\boldsymbol{x}_{kl\ k-1}$ 处进行一阶泰勒展开,得到观测矩阵:

$$\boldsymbol{C}_k=\frac{\partial h(k,\boldsymbol{X}_{kl\ k-1},\boldsymbol{u}_k)}{\partial \boldsymbol{x}_{kl\ k-1}}$$
 (10)

启动 AEKF 算法,输入向量初值 $\boldsymbol{X}_0$ 和协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_0$,通过迭代计算公式,得到 SOC 的估算值。

车用电池的 SOC 定义为电池当前剩余电量与最大可用容量的百分比:

$$Q=Q_0+\int\frac{\eta\Delta t}{C_a}idt$$
 (11)

式中, Q_0 为初始 SOC, η 为充放电效率,这里视作 1; C_a 为最大可用容量 (A · h),实验得到 C_a 实际容量为 8.2 A · h。

离散化后应用 AEKF 算法计算电池 SOC 时,定义状态方程的状态量为 $\boldsymbol{X}_k=[Q_k\ U_{1,k}]^T$,状态方程式为

$$\begin{bmatrix} Q_k \\ U_{1,k} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} Q_{k-1} \\ U_{1,k-1} \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} \frac{\eta\Delta t}{C_a} \\ (1-e^{-\frac{\Delta t}{\tau}})R_0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} i_k \\ v_k \end{bmatrix}+w_k$$
 (12)

测量方程为

$$U_k=\left[\frac{dU_{ocv,k}}{dQ_k}-1\right]\begin{bmatrix} Q_k \\ U_{1,k} \end{bmatrix}+(-R_0)i_k+v_k$$
 (13)

结合式 (12) 和 (13) 可得

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-\Delta t/\tau} \end{bmatrix} \quad \mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \frac{dU_{ocv,k}}{dQ_k} & -1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

AEKF 算法模型输入为工况电池电流、电压以及离线辨识获取的电池参数,输出为状态量中的 SOC。SOC 的初始值设置为 1,仿真结果如图 13 所示,误差如图 14 所示。

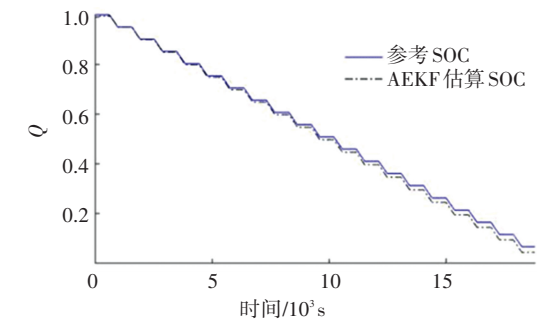


图 13 AEKF 估算 SOC 仿真结果
Fig.13 Estimation of SOC by AEKF

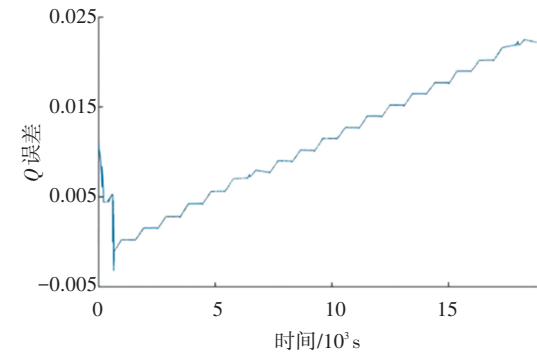


图 14 AEKF 估算 SOC 仿真结果误差
Fig.14 Estimation error of SOC by AEKF

由图 13 可知,AEKF 算法估算的 SOC 能跟随真实 SOC 变化。由图 14 可以看出,算法先开始收敛,误差减小达到最小值,之后开始呈现一直上升的趋势,这个误差的积累过程源于开路电压多项式-SOC 拟合曲线的误差积累。

3.2 DST 工况验证

电动汽车的电池包实际面临的工况非常恶劣,为了更加合理地对比这几种算法的精度,采用动态压力测试 (Dynamic Stress Test, DST) 工况进行实验验证。DST 工况是《USABC 电动汽车电池测试程序手册中》一种试验方法,现已被广泛使用。

为了对比 AEKF 的算法性能,加入 EKF 和交互多模型 (Interacting Multiple Model, IMM) -EKF 与 AEKF 的估算结果进行对比。图 15 是在 DST 工况下 3 种算法 EKF^[22]、IMM-EKF^[22] 和 AEKF 的 SOC 估算结果。图 16 是这 3 种算法的估算误差。

由图 15、16 可以看出,两类自适应算法的估算 SOC 曲线能更好地贴合真实曲线的变化,而且 AEKF 明显优于 IMM-EKF。

为对比 EKF、IMM-EKF 和 AEKF 的精度,将 DST 工况下这 3 个算法的误差评价指标列入表 3 中。

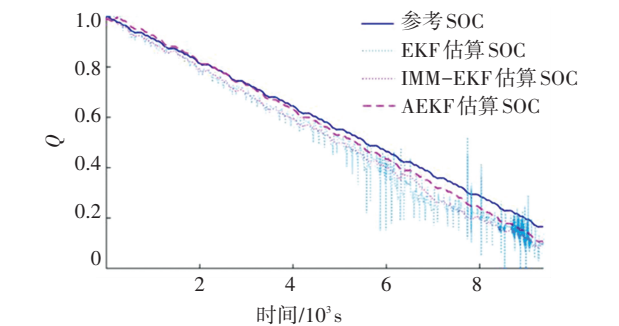


图 15 DST 工况下 3 种算法估算 SOC
Fig.15 Estimation of SOC by three algorithms under DST condition

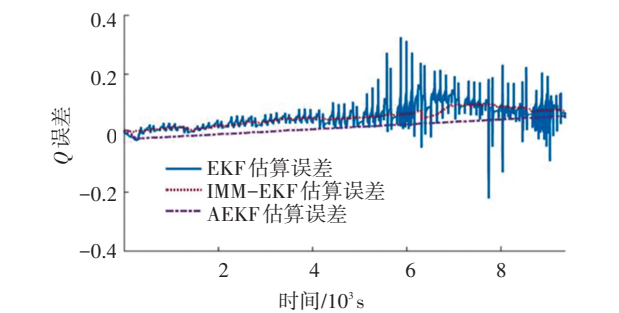


图 16 3 种算法估算 SOC 仿真结果误差
Fig.16 Estimation error of SOC by three algorithms under DST condition

表 3 DST 工况下 3 种算法的估算误差评价指标
Tab.3 Estimation error evaluation indicators for three algorithms under DST condition

模型	最大绝对值误差	平均绝对误差	标准差
EKF	0.325	0.057	0.069
IMM-EKF	0.100	0.052	0.059
AEKF	0.058	0.020	0.031

根据 QC/T897—2011《电动汽车用电池管理系统技术条件》的 4.2.4,要求 SOC 估算精度不大于 10%, IMM-EKF 与 AEKF 符合要求。从表 3 可以看出,AEKF 的最大绝对误差为 0.058,远小于另外两种算法的指标。其平均绝对误差为 0.020,与 EKF 的 0.057 和 IMM-EKF 的 0.052 相比,也具有明显优势。AEKF 的标准差为 0.031,也是这 3 种算法中最小的。

4 结 论

- 1)在戴维南模型的基础上,将开路电压和模型参数加入充放电状态和 SOC 对模型参数的影响,该优化模型精度在脉冲工况下的端电压拟合精度高于原始模型;
- 2)基于优化的戴维南模型,考虑了充放电状态和 SOC 变化后,与在线辨识相比,在变电流工况下,

其离线辨识的精度高于在线辨识的精度;

3) 在 DST 工况下, AEKF SOC 估算精度高于 IMM-EKF 和 EKF 的估算精度。

参考文献

- [1] 王福鸾, 杜军, 裴金海. 全球锂电池市场状况和应用发展综述[J]. 电源技术, 2014, 38(3): 564
WANG Fuluan, DU Jun, PEI Jinhai. Overview on global lithium battery market and application[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2014, 38(3): 564. DOI: 10.3969/j.issn.1002-087X.2014.03.051
- [2] 马建, 刘晓东, 陈轶嵩. 中国新能源汽车产业与技术发展现状及对策[J]. 中国公路学报, 2018, 31(8): 1
MA Jian, LIU Xiaodong, CHEN Yisong. Current status and countermeasures for China's new energy automobile industry and technology development[J]. China Journal of Highway and Transport, 2018, 31(8): 1. DOI: 10.3969/j.issn.1001-7372.2018.08.001
- [3] 张剑波, 卢兰光, 李哲. 车用动力电池系统的关键技术与学科前沿[J]. 汽车安全与节能学报, 2012, 3(2): 87
ZHANG Jianbo, LU Languang, LI Zhe. Key technologies and fundamental academic issues for traction battery systems[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2012, 3(2): 87
- [4] 马群. 基于中心差分卡尔曼滤波的动力电池 SOC 估算研究[D]. 长春: 吉林大学, 2014
MA Qun. Research on SOC estimation of power battery based on central differential Kalman filter[D]. Changchun: Jilin University, 2014.
- [5] HE Hongwen, XIONG Rui, ZHANG Xiaowei, et al. State-of-charge estimation of the lithium-ion battery using an adaptive extended Kalman filter based on an improved Thevenin model[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(2): 1461. DOI: 10.1109/TVT.2011.2132812
- [6] 孙豪豪, 潘庭龙, 吴定会. 基于自适应电池模型的 SOC 加权在线估计[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(8): 1677
SUN Haohao, PAN Tinglong, WU Dinghui. Weighted online estimation of SOC based on adaptive battery model[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(8): 1677. DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201708008
- [7] DAOWD M, OMAR N, VAN DEN BOSSCHE P, et al. An extended PNGV battery model for electric and hybrid vehicles[J]. IEEE International Review of Electrical Engineering, 2011, 6(4): 1264. DOI: 10.1109/MIAS.2010.939621
- [8] KALIKMANOV V I, KOUDRIACHOVA M V, de LEEUW S W. Lattice-gas model for intercalation compounds[J]. Solid State Ionics, 2000, 136(11): 1373. DOI: 10.1016/S0167-2738(00)00579-8
- [9] 黄泽波. 基于电化学模型估算锂电池 SOC 的方法研究[J]. 电源世界, 2016(7): 26
HUANG Zebao. Lithium battery SOC estimation method study based on electrochemical model[J]. The World of Power Supply, 2016(7): 26
- [10] XING Yinjiao, HE Wei, PECHT M, et al. State of charge estimation of lithium-ion batteries using the open-circuit voltage at various ambient temperatures[J]. Applied Energy, 2014, 113: 106. DOI: 10.1016/j.apenergy.2013.07.008
- [11] 聂文亮, 谭伟杰, 邱刚, 等. 基于 ARX 模型的锂离子电池荷电状态在线估算[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(18): 5415
NIE Wenliang, TAN Weijie, QIU Gang, et al. Online state-of-charge estimation for lithium-ion batteries based on the ARX model[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(18): 5415. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.172196
- [12] SAHINOGLU G O, PAJOVIC M, SAHINOGLU Z, et al. Battery state-of-charge estimation based on regular/recurrent Gaussian process regression[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(5): 4311. DOI: 10.1109/TIE.2017.2764869
- [13] CHEMALI E, KOLLMAYER P J, PREINDL M A, et al. Long short-term memory networks for accurate state-of-charge estimation of Li-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(8): 6730. DOI: 10.1109/TIE.2017.2787586
- [14] AHMED R, EL SAYED M, ARASARATNAM I, et al. Reduced-order electrochemical model parameters identification and state of charge estimation for healthy and aged Li-ion batteries, part II: aged battery model and state of charge estimation[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2014, 2(3): 678. DOI: 10.1109/JESTPE.2014.2331062
- [15] SBARUFATTI C, CORBETTA M, GIGLIO M, et al. Adaptive prognosis of lithium-ion batteries based on the combination of particle filters and radial basis function neural networks[J]. Journal of Power Sources, 2017, 344: 128. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2017.01.105
- [16] 赵侃, 朱聪, 曾诚, 等. 基于电化学模型的电动公交车续航里程预测及分析[J]. 公路交通科技, 2013, 30(8): 153
ZHAO Kan, ZHU Cong, ZENG Cheng, et al. Prediction and analysis of driving range of electric bus based on electrochemical model[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2013, 30(8): 153
- [17] 黄贵鸿, 雷霞, 芦杨, 等. 考虑用户满意度的电动汽车用户侧最优智能充放电策略[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(24): 40
HUANG Guihong, LEI Xia, LU Yang, et al. Optimus smart charge-discharge tactics in electric vehicle user profile considering user's satisfaction[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(24): 40
- [18] CHARKHGARD M, FARROKHI M. State-of-charge estimation for lithium-ion batteries using neural networks and EKF[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(12): 4178. DOI: 10.1109/TIE.2010.2043035
- [19] 欧少端, 杨晓力, 周乃君. 基于 PNGV 电容模型的 LiFePO₄ 电池性能仿真与实验[J]. 电源技术, 2013, 37(7): 1133
OU Shaoduan, YANG Xiaoli, ZHOU Naijun. Simulation and experiment study on PNGV capacitance model of LiFePO₄ power battery for vehicle[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2013, 37(7): 1133. DOI: 10.3969/j.issn.1002-087X.2013.07.015
- [20] 张东华, 马燕, 陈思琪, 等. 锂电池模型参数估计与荷电状态估算研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2015, 37(2): 179
ZHANG Donghua, MA Yan, CHEN Siqi, et al. Parameter analysis method for lithium-ion battery circuit model and state of charge estimation[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering), 2015, 37(2): 179. DOI: 10.3963/j.issn.2095-3852.2015.02.012
- [21] LIN Cheng, YU Qianqing, XIONG Rui, et al. A study on the impact of open circuit voltage tests on state of charge estimation for lithium-ion batteries[J]. Applied Energy, 2017, 205: 892. DOI: 10.1016/j.apenergy.2017.08.124
- [22] 黄小平, 王岩. 卡尔曼滤波原理及应用; MATLAB 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015: 77
HUANG Xiaoping, WANG Yan. Kalman filter principle and application; MATLAB simulation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2015: 77