

分类号: TM912

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210330107



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 新能源汽车电池 SOC 在线估计
及电池组均衡

论 文 作 者 严回回

校 内 导 师 张艳 (副教授)

校 外 导 师 徐冠林 (主管工程师)

专业学位类别 电子信息

研究方向 (领域) 控制工程与自动化技术

论文提交日期: 2024 年 5 月 31 日

类 号: TM912

单位代码: 10363

密 级: 公 开

学 号: 2210330107

题 目 新能源汽车电池 SOC 在线估计及电池组均衡

题 目 Online estimation of SOC and battery pack
balancing for new energy vehicle batteries

学 生 姓 名: 严回回

校 内 导 师: 张艳（副教授）

校 外 导 师: 徐冠林（主管工程师）

专业学位类别: 电子信息

研究方向（领域）: 控制工程与自动化技术

论文答辩日期: 2024 年 5 月 24 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名： 李国国

日期： 2024 年 5 月 24 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 ____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：

李国国

指导教师签名：

张艳

日期：2024 年 5 月 24 日

日期：2024 年 5 月 24 日

新能源汽车电池 SOC 在线估计及电池组均衡

摘 要

随着新能源汽车普及率的提升,汽车的续航能力备受关注,动力电池作为整个车辆系统的动力来源,其实时监测电池状态是新能源汽车电池管理系统的重要环节,荷电状态(State of Charge, SOC)作为电池管理的重要指标之一,是实现精确的电池管理和可靠车辆续航预测的关键。另一方面,受制造过程差异和装车使用时环境差异的影响,电池组的电压、荷电量、容量及其衰退率等参数存在差异,在动力电池充放电过程中,由于木桶效应,导致新能源汽车续航能力缩减。鉴于此本文对新能源电动汽车的 SOC 估计问题和均衡控制问题进行研究,主要成果和创新点如下:

(1) 针对动力电池等效电路模型参数辨识精度问题,将改进型 Thevenin 等效电路模型的传递函数转化到离散时域用于模型参数的在线辨识,引入分段遗忘因子函数,使遗忘因子随数据量动态调整,提出了改进带遗忘因子递推最小二乘法算法(Improve Forgetting Factor Recursive Least Square, IFFRLS)以提高模型参数在线辨识的精度。在动态应力测试(Dynamic Stress Test, DST)工况和放电工况下进行了实验验证,辨识参数的精确度显著提升。获得精确的电池等效模型参数,为后面电池 SOC 估计提供模型支撑。

(2) 基于电池等效模型在线辨识结果,研究动力电池的 SOC 在

线估计问题,在自适应拓展卡尔曼(Adaptive Extended Kalman Filter, AEKF)算法的基础上,引入误差权重函数调整自适应拓展卡尔曼的过程噪声和测量噪声,提出改进自适应拓展卡尔曼(Improve Adaptive Extended Kalman Filter, IAEKF)算法用于电池 SOC 动态估计。并在 DST 工况和放电工况下进行了仿真实验验证,实验结果表明本文所提 IAEKF 算法对于电池 SOC 估计过程中有更好的精确度。

(3) 针对新能源汽车电池组的不一致性问题,选择 SOC 作为电池组均衡的判断依据,基于当前电池组累积差值,引入自适应因子,调节各电池单元充放电电流,引入离散度函数评价电池组各单元的一致性情况提出基于自适应因子的电池组动态均衡算法。并在 DST 工况下进行了实验,验证本文所提电池组均衡策略有着很好的效果。

关键词: 参数辨识, SOC 在线估计, 改进带遗忘因子递推最小二乘算法(IFFRLS), 改进自适应拓展卡尔曼滤波算法(IAEKF), 电池均衡控制

Online estimation of SOC and battery pack balancing for new energy vehicle batteries

ABSTRACT

With the increasing popularity of new energy vehicles, the endurance of vehicles has attracted much attention. As the power source of the entire vehicle system, the power battery is an important part of the new energy vehicle battery management system. In fact, monitoring the battery status is an important part of the battery management system. State of Charge (SOC), as one of the important indicators of battery management, is the key to achieving accurate battery management and reliable vehicle endurance prediction. On the other hand, due to differences in manufacturing processes and environmental conditions during installation and use, there are differences in parameters such as voltage, charge, capacity, and degradation rate of battery packs. During the charging and discharging process of power batteries, the barrel effect leads to a reduction in the endurance of new energy vehicles. In view of this, this article studies the SOC estimation problem and equilibrium control problem of new energy electric vehicles. The main achievements and innovative points are as follows:

(1) To address the issue of parameter identification accuracy in the equivalent circuit model of power batteries, the transfer function of the

improved Thevenin equivalent circuit model was transformed into a discrete time domain for online identification of model parameters. A segmented forgetting factor function was introduced to dynamically adjust the forgetting factor with the amount of data. An improved Forgetting Factor Recursive Least Squares (IFFRLS) algorithm was proposed to improve the accuracy of online identification of model parameters. Experimental verification was conducted under dynamic stress test (DST) and discharge conditions, and the accuracy of identifying parameters was significantly improved. Obtain accurate equivalent battery model parameters to provide model support for subsequent battery SOC estimation.

(2) Based on the online identification results of the battery equivalent model, the problem of SOC online estimation for power batteries is studied. On the basis of the Adaptive Extended Kalman Filter (AEKF) algorithm, an error weight function is introduced to adjust the process noise and measurement noise of the adaptive extended Kalman Filter. An improved Adaptive Extended Kalman Filter (IAEKF) algorithm is proposed for dynamic estimation of battery SOC. And simulation experiments were conducted under DST and discharge conditions, and the experimental results showed that the IAEKF algorithm proposed in this paper has better accuracy in the battery SOC estimation process.

(3) In response to the issue of inconsistency in the battery pack of

new energy vehicles, SOC is selected as the basis for judging the balance of the battery pack. Based on the current cumulative difference of the battery pack, an adaptive factor is introduced to adjust the charging and discharging currents of each battery cell, and a discreteness function is introduced to evaluate the consistency of each cell in the battery pack. A dynamic balance algorithm for the battery pack based on the adaptive factor is proposed. And experiments were conducted under DST conditions to verify the effectiveness of the battery pack balancing strategy proposed in this paper.

Keywords: Parameter identification, SOC online estimation, Improve Forgetting Factor Recursive Least Square(IFFRLS), Improve Adaptive Extended Kalman Filter(IAEKF), battery balancing control

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状及发展趋势.....	2
1.2.1 电池模型参数辨识.....	3
1.2.2 电池 SOC 估计.....	6
1.2.3 电池组均衡控制研究.....	8
1.3 本文研究内容.....	8
第 2 章 动力电池等效模型的在线参数辨识.....	10
2.1 改进型 Thevenin 等效电路模型建模.....	10
2.2 基于改进 FFRLS 算法的在线参数辨识.....	14
2.3 仿真实验结果.....	16
2.4 本章小结.....	24
第 3 章 基于改进 AEKF 算法的电池 SOC 估计.....	26
3.1 引言.....	26
3.2 改进自适应拓展卡尔曼滤波算法.....	27
3.3 基于 IFFRLS 算法在线辨识和 IAEKF 算法的电池 SOC 估计电池参数实验.....	30
3.3.1 电池容量测试.....	31
3.3.2 基于 HPPC 放电实验的 OCV-SOC 关系式.....	32
3.4 仿真实验结果.....	34
3.5 本章小结.....	38
第 4 章 基于自适应因子的电池组动态均衡算法.....	39
4.1 均衡变量的选择.....	39
4.2 动态情况下电池组均衡算法.....	40
4.3 仿真实验结果.....	42
4.4 本章小结.....	44

第 5 章 总结与展望.....	45
5.1 总结.....	45
5.2 展望.....	45
参考文献.....	47
攻读学位期间发表的学术论文目录.....	52
致谢.....	53

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

随着时间的推移，我们面临着日益严重的能量短缺及其对生态环境造成的破坏的问题，这使得各国的政府部门都对此给予高度关注并制定相应的策略以解决这些挑战。在此背景之下，许多车辆制造商、研究中心等都在积极寻求降低能耗并且保护生态的方法来实现可持续发展的目标；而转向使用可再生资源作为动力来源则是其中最关键的一步——这是为了缓解当前所面对的环境压力同时也是为未来创造更绿色的出行方式的一种重要手段，它已经被视为国际社会共同的目标之一。

我国于上世纪九十年代初开始研发新能源汽车，直至九十年代末，清华大学与厦门金龙联合汽车工业有限公司成功合作研制国内首辆新能源混合动力轻型客车^[1]。根据 2015 年发布的《重点领域技术路线图（2015 版）》，为促进节能与新能源汽车产业发展，战略目标是到 2020 年，自主品牌纯电动和插电式新能源汽车销量超过 100 万辆，占国内市场的 70%以上；到 2025 年，新能源汽车年销量达到 300 万辆，超过国内市场份额的 80%，与国际先进水平同步^[2]。

自上个世纪末起，美国的日本及欧洲等先进国对新一代能源车辆研究与开发给予了极大的重视^[3]。日本大力推广包含混合动力、全电力驱动以及氢能发电系统的新能源车种，其电池技术的发展与商业应用处于全球领导地位；而德国则于 2009 年发布了名为“高度重视纯电动汽车发展的规划”，目标是至 2020 年达到百万辆电动车数量，并预计在 2030 年突破 500 万辆的电动车保有量^[4]。

全球各国的政府部门自 2017 年起开始逐步实施禁止销售传统内燃机的政策，详细情况如表 1-1，这一举措为电动交通工具的发展创造了有利条件，大大促进了电动车市场的扩张。各大国际知名汽车制造商也纷纷加快步伐，推出了各类新能源车型^[5]，使得这些新能源车在市场中的份额持续扩大。

表 1-1 各国家停售燃油车时间表

类别	国家	详情
已确定	法国、英国	从 2040 年开始全面停止出售汽油车和采油车

	荷兰	要求从 2025 年开始禁止在本国销售传统汽车
	德国	联邦参议院多票通过了 2030 年后禁止销售传统燃油汽车
	挪威	4 个主要政党一致同意从 2030 年后禁止出售传统汽车的提案
计划中	美国	美国加州可能在 2030 年禁止传统燃油车上市出售
	比利时、瑞士	计划在 2030 年禁售燃油车
	瑞典	计划在 2050 年禁售燃油车

作为新能源汽车的核心装置，新能源汽车的动力电池一般采用铅酸电池、锂离子电池。锂离子电池因为其适用环境温度范围广，能量密度高且使用寿命长^[6]而广泛应用，相对于铅酸电池，锂离子电池具有长寿命、高安全性、大容量密度和充电快速等优势。

电池荷电状态(State of charge, SOC)估计是新能源汽车电池管理系统的重要参数之一^[7-8]，为新能源汽车的电池安全管理、充放电控制、整车能量管理等功能提供重要参考，而受充放电倍率、环境温度、循环寿命、自放电等因素影响，电池 SOC 的估计精度不高，而准确估计电池 SOC 的精度能够在行驶中为驾驶员提供较为准确的续航参考，有助于驾驶员的行程规划。因此，如何提高电池 SOC 估计的精度，是所有新能源汽车电池管理系统软件开发必须面对的问题。

此外，因为涉及到如电池材质特性、制造技术、存储条件与应用流程等多种元素的综合影响，单个电池单元之间的电压、能量储量以及 SOH 可能存在差异。如果不对这些差异予以调整，它们可能会导致整个电池组的效率下降^[9]，产生所谓的“木桶效应”。此外，在极端温度和高电流影响下，电池参数状态将变得高度非线性，从而加速电池老化^[10-11]。基于电池 SOC 的电池组均衡可以增加可用容量并避免“木桶效应”，为了避免电池组中电池出现单体特性差异过大，对动力电池进行均衡控制，可以均衡电池组中各个电池单元特性，使动力电池循环工作次数增加的同时还可以防止电池单元由于过充或者过放而产生的破坏，延长电池使用寿命。

1.2 国内外研究现状及发展趋势

早在 1859 年，由法国著名的科学家噶斯顿·普朗特所研发出的可充式铅酸电池便已问世；而到了 1881 年，来自法国的技术专家古斯塔夫·特鲁夫则成功地创造出了以铅酸电池作为驱动源头的三轮电动车，标志着电动汽车的历史由此开启。

19 世纪末期到 20 世纪初是电动汽车发展的一个高峰,这一时期,形成了以蒸汽、电动和内燃机三分天下的汽车市场。然而,随着石油资源的开发和内燃机技术的进步,1920 年后电动汽车逐渐失去了竞争优势,最终退出了汽车市场^[12]。而石油危机的凸显,环境污染的严重以及电池技术的突破又为电动汽车的发展提供了契机,以电动汽车为主的新能源汽车又重新进入汽车市场,截止 2023 年 6 月,新能源汽车在我国的市场渗透率已达到 28%。

作为电动车的关键部件,动力电池对于其行驶距离有着决定性的作用。因此,正确预测电池 SOC 以准确定位车辆能跑多远并充分理解电池状况至关重要,这也有助于提高电池的使用年限。然而,我们并不能直接观察到电池 SOC 值,它必须通过计算得出。这样一来,能够提供更准确的电池 SOC 估计不仅有益于更好地反映电池状态,还能更好的进行人机交互,从而进一步延长电池的使用时间。此外,这种高精度的电池 SOC 估计还可以防止电池受到不良影响的影响,使其得到高效运用,同时也向用户提供了实时的电池状态信息,进而提高了驾驶者的驾乘感受。因此,对电池 SOC 的精确判断对于电动车的日常管理及未来的发展都起到了关键的作用^[13]。为了达到这个目标,选取适当的电池模型和识别参数变得非常关键。

1.2.1 电池模型参数辨识

电池模型是电池 SOC 估计的基础,精确的电池模型能够准确的描述电池的状态变化,然而模型的准确性与其复杂性密切相关,动力电池复杂的非线性化学反应导致模型具有非线性和时变特性,这使得电池 SOC 估计过程中电池模型的选择尤为重要。目前,电池 SOC 估计模型可分为电化学模型^[14]、神经网络模型^[15-16]和电池等效电路模型^[17]三大类。

基于电化学理论的电化学模型,主要用于结构优化和参数计算,这类模型通常复杂且耗时长,难以模拟系统的动态性能。电化学模型建立在多孔电极理论的基础上,采用偏微分方程来精确描述包括锂离子扩散在内的电池动力学,偏微分方程计算对于实时 SOC 估计可能是复杂的。将偏微分方程简化为低阶微分方程^[18],在电化学模型的基础上,采用自适应滤波算法^[19]等估计锂离子的浓度以获得电池 SOC 估计。而采用神经网络模型进行电池 SOC 估计的准确性取决于神经网络的复杂性和输入变量的数量,这使得神经网络模型估计电池 SOC 在实

际操作中难度增加。

由于电池等效电路模型不考虑电化学反应机理,用电阻和电容等分量描述电池的动态响应,模型参数计算的时间复杂度低,基于等效电路模型的 SOC 估计算法相继被提出,如文献[20]基于二阶等效电路模型,设计了一种三态解耦参数估计方法来计算最佳参数,使用具有衰落权因子机制的改进 AEKF 实现了 SOC 估计与参数估计的闭环反馈,提出了一种带衰落权因子的改进 AEKF 方法用于电池 SOC 估计。文献[21]在 RC 模型的非线性函数的基础上提出一种非线性观测器设计准则,将其表述为线性矩阵不等式,解决了非线性观测器在任何条件下都能保证其收敛性的问题。文献[22]基于双极化等效电路模型的分数阶电池模型以及遗传交叉因子,采用混合粒子群优化算法对分数阶电池模型的参数进行识别,提出了一种基于 H_∞ 滤波器算法的充电状态估计方法进行电池 SOC 估计。文献[23]针对液态金属电池,基于组合等效电路,利用遗忘因子递推最小二乘算法对整个工作范围内的模型参数进行辨识,进而提出一种改进的滑膜观测器用于电池 SOC 估计。常用的电池等效电路模型有 Rint 模型^[24]、Thevenin 模型^[25]、PNGV 模型^[26]以及相关的改进模型等。

(1) Rint 模型

Rint 模型又称内阻模型,具体结构如图 1-1 所示。该模型结构简单,由理想电压源 U_{oc} 和内阻 R_0 组成,描述了电池的动态过程和状态突变过程。

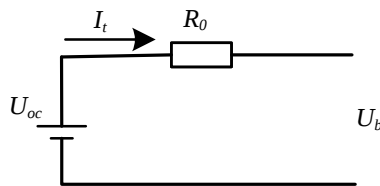


图 1-1 Rint 等效电路模型

电路模型表达式如式：

$$U_{oc,t} = I_t R_0 + U_{b,t} \quad (1-1)$$

其中, U_{oc} 表示电池开路电压; R_0 表示欧姆电阻; U_b 表示等效模型输出端电压; I_t 表示电池工作时的电流, 其中 $I_t > 0$ 表示充电, 反之表示放电。

(2) Thevenin 模型

Thevenin 模型是在 Rint 模型的基础上引入了 RC 回路, R_p 极化电阻, C_p 极

化电容，用于表征电池的极化过程^[27]，具体结构如图 1-2 所示。

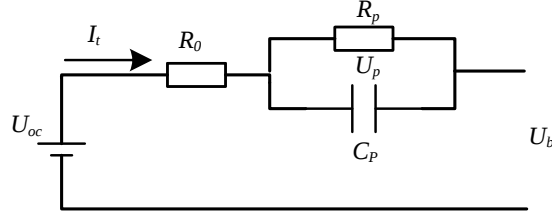


图 1-2 Thevenin 等效电路模型

电路模型表达式如式：

$$\begin{cases} \dot{U}_{p,t} = \frac{I_t}{C_{p,t}} - \frac{U_{p,t}}{R_p C_{p,t}} \\ U_{oc,t} = I_t R_0 + U_{b,t} + U_{p,t} \end{cases} \quad (1-2)$$

其中， U_{oc} 表示电池开路电压； R_0 、 R_p 、 C_p 分别表示欧姆电阻、极化电阻、极化电容； U_p 表示极化电阻和极化电容两端电压； U_b 表示等效模型输出端电压； I_t 表示电池工作时的电流，其中 $I_t > 0$ 表示充电，反之表示放电。

(3) PNGV 模型

在电路结构上，与 Thevenin 模型相比，PNGV 模型增加了一个电容 C_s 来描述锂离子电池开路电压变化的情况^[28-29]，如图 1-3 所示。

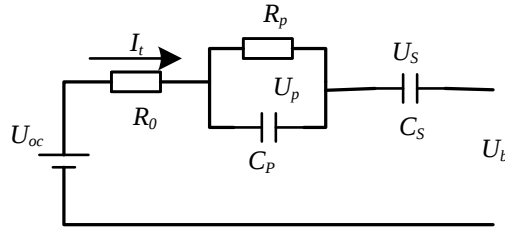


图 1-3 PNGV 等效电路模型

电路模型表达式如式：

$$\begin{cases} \dot{U}_{p,t} = \frac{I_t}{C_{p,t}} - \frac{U_{p,t}}{R_p C_{p,t}} \\ \dot{U}_{s,t} = \frac{I_t}{C_{s,t}} \\ U_{oc,t} = I_t R_0 + U_{b,t} + U_{p,t} + U_{s,t} \end{cases} \quad (1-3)$$

其中， U_{oc} 表示电池开路电压； R_0 、 R_p 、 C_p 、 C_s 分别表示欧姆电阻、极化电阻、极化电容、浓差极化电容； U_p 表示极化电阻和极化电容两端电压； U_s 表示浓差

极化电容两端电压； U_b 表示等效模型输出端电压； I_t 表示电池工作时的电流，其中 $I_t > 0$ 表示充电，反之表示放电。

以 Thevenin 模型基础，在电池等效模型上还有其它改进模型，比如增加了一个 RC 并联网络，就变成了改进型 Thevenin 模型。

为了提高电池等效模型的准确性，更好地反映动力电池的内部动态特性并提升模型精度，必须对等效电路模型参数进行识别^[30]。这些识别方法主要可分为离线识别和在线识别两种类型。

离线参数辨识依赖于离线实验数据，辨识出的参数在电池实际运行过程中保持不变。文献^[31]在恒流充放电试验和混合脉冲功率表征试验的基础上，建立了稳定电压和欧姆电阻与 SOC 的关系函数，并基于动力电池的初始状态启动四步递归最小二乘法来识别模型参数提出了一种动力电池等效电路模型的参数辨识算法。文献^[32]以锂离子电池平均电极模型为基础，通过使用统一且分散的有限差分法来精简电化学模型。该研究首先根据模型特性及参数类型进行了详细的分析，然后应用遗传算法分别确定了固态锂离子扩散动力学的参数及其余下的参数。虽然这种离线辨识方式能有效减少在线 SOC 预测所需时间并且加速结果收敛，然而随着外部环境及电池内在状况变化的影响，模型参数也相应调整，从而使得离线参数做出的 SOC 预测误差逐步增大^[33]。此外，离线参数辨识的一致性较弱，即在某些特殊条件下获得的参数并不一定适用于其它情况，进而造成最后 SOC 预测的偏差过大较大^[34]。

由于电池等效电路模型参数对电池温度和充放电速率极为敏感^[35]，离线参数辨识得到的模型参数缺乏通用性。相比之下，在线辨识方法能够在电池运行过程中实时动态辨识参数^[36]。这个实时调整的模型参数能够有效地抵御因电池衰老及温度变动带来的参数震荡，并能适应各种工作环境，使其在电池状态估算中被视为最佳选项。

1.2.2 电池 SOC 估计

电池 SOC 估计是电池管理系统(Battery Management System, BMS)的基础。电池的状态参量可以分为两大种：一种是可以直接测量的状态参量，如电压、电流等；另一种是只能通过估计获得状态参量，如电池 SOC 值。由于表示电池剩余电量的 SOC 值是电池管理的核心参数，如果没有精确的 SOC 值，电池可能会

处于被动保护状态，导致 BMS 无法正常工作，甚至影响电池的使用寿命。

目前，SOC 估计方法主要分为直接 SOC 估计方法、基于数据驱动的 SOC 估计方法和基于模型的 SOC 估计方法^[37]。其中开路电压法和安时积分法在直接 SOC 估算方法中占主导地位，尽管开路电压法可以准确地估计 SOC，但它需要电池长时间的数据，并不适用于 SOC 在线估计^[38]。而安时积分法虽然有计算简单，计算量少的优点，但是安时积分法受电流霍尔精度问题的影响，存在累计误差，而且受初始 SOC 的影响也很大，容易导致 SOC 估计出现较大误差^[39]。

基于数据驱动的 SOC 估计方法，通过大量数据训练神经网络模型^[40]建立电流、电压、温度与 SOC 之间的非线性映射关系，实现对电池 SOC 的估计，具有估计精度高，适应性强等优点，但是训练神经网络模型需要采集大量电压、电流和温度的数据通过神经网络的隐含层进行综合分析，最终由输出层输出电池 SOC 估计，模型较为复杂^[41]。此外，电池老化对 SOC 估计的精度也会产生影响。

基于模型的 SOC 估计方法，需要建立电池模型，进行参数辨识，并基于该模型进行荷电状态的估计，而不同的应用条件下电池模型的参数略有不同，会降低电池模型下 SOC 估计准确性^[42]。

通常从模型和算法两个方面提高 SOC 估计的准确性。模型方面是建立更精确的非线性模型，以更好地逼近电池的非线性特性。例如 Szumanowski 和 Chang^[43]基于电压、内阻和 SOC 之间的关系，提出了一种普遍适用的数学模型，该模型可以准确地表示电池的非线性，并且可以方便地进行计算在实践中与微处理器一起使用。Shi 等^[44]提出了一种基于云数据驱动方法，该方法使用自监督变压器神经网络对锂离子电池的行为进行建模。利用基于注意力的深度学习方法从现场数据中提取时空特征。第二种方法是采用算法来提高 SOC 估计的准确性。例如 Plett^[45]提出了一种扩展的卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter, EKF)，将库仑计数和电动势测量结合起来。Liu 等人将 EKF 的结果作为极端梯度提升模型的训练数据来实现电池 SOC 预测^[46]，提出了一种基于无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)的 SOC 估计方法。

考虑到 EKF 算法中的协方差矩阵初值设置不准确，可能会造成 SOC 估计结果发散，为了解决这个问题，在 EKF 算法的基础上，通过引入协方差匹配方法实现噪声自适应，并且噪声的协方差矩阵会自动更新，以接近噪声的真实统计特

性，这种具有协方差匹配方法自适应调整的 EKF 称为自适应扩展卡尔曼滤波法（Adaptive Extended Kalman Filter, AEKF）。

1.2.3 电池组均衡控制研究

由于电池组的储能能力受到最弱单体电池的限制，单体电池之间由于生产、储存、运输等条件差异及不同老化程度，导致电池组的一致性较差。为了提高锂电池的安全性和最大化能量利用效率，电池组均衡控制变得必不可少。电池组均衡通常在静置、充电或放电状态下通过中介介质实现能量的消耗或转移，以统一电池组中单体电池的能量和电压等参数的一致^[47]。电池均衡控制可分为被动均衡和主动均衡两种类型。

被动均衡结构简单，技术成熟，通过在单体电池间并联耗能电阻，并利用 BMS 控制相应的开关或继电器，以耗散那些能量过剩的单体电池中的电量。然而，由于被动均衡会以电量最少的电池为基准，并通过放电来实现电池组均衡，弊端是会造成电池组电能的大量浪费。

与被动均衡不同，主动均衡通过电量转移来均衡电池，利用电感、电容等储能元件作为中介，实现电池之间的能量传递。这种方式通常在 1A 到 10A 的工作电流范围内运作，能够迅速解决电池不一致性问题。根据不同的电路结构，主动均衡可分为电感式、电容式、变压器式等方法^[48]。主动均衡能够很好的解决在被动均衡过程中的问题，如大量发热以及能量浪费等。对于高串数、大容量的动力电池而言，主动均衡更具优势，然而，主动均衡运维成本高，系统过于复杂，随之故障率也会增加。在动力电池的 BMS 中，动力电池的电路拓扑结构很重要，同时动力电池的均衡策略也很重要，目前，对于均衡策略的研究相对单一，具有一定的发展空间。

1.3 本文研究内容

本文主要针对新能源汽车动力电池 SOC 在线估计和主动均衡控制开展研究，针对改进型 Thevenin 电池等效模型的模型参数确定问题，提出改进 FFRLS 算法进行在线辨识；针对动力电池的 SOC 估计问题，在 AEKF 算法的基础上，引入误差因子，提出改进自适应拓展卡尔曼算法（Improve Adaptive Extended Kalman

Filter, IAEKF) 对电池 SOC 动态估计; 针对电池组存在的离散性导致电池组性能不一致的问题, 在电池 SOC 动态估计的基础上, 引入自适应因子, 提出基于自适应因子的电池组动态均衡算法对动力电池组进行动态均衡。具体研究内容如下:

(1) 针对动力电池等效电路模型参数辨识精度问题, 基于改进型 Thevenin 等效电路模型的状态方程和输出方程, 将等效电路模型的传递函数转化到离散时域方程用于模型参数的在线估计, 引入随数据量动态调整的分段遗忘因子函数, 优化 FFRLS 算法的遗忘因子, 提出了 IFFRLS 算法, 用于在线辨识电池等效电路模型的参数, 为后续进行电池 SOC 估计提供了更为精确的模型依据。

(2) 针对动力电池 SOC 在线估计问题, 在 AEKF 算法的基础上, 引入误差权重函数调整自适应拓展卡尔曼的过程噪声和测量噪声, 提出 IAEKF 算法用于电池 SOC 动态估计。通过 DST 工况和放电实验在本文所提的 IFFRLS 算法对电池等效电路模型进行在线辨识的基础上, 采用本文所提的 IAEKF 算法对电池 SOC 进行在线估计, 并采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)对算法进行评价, 验证本文提出的 IFFRLS 算法和 IAEKF 算法在线联合估计电池 SOC 具有更好地精确度。

(3) 针对新能源汽车电池组均衡问题, 基于车辆行驶过程中动力电池的电池组累积差值, 引入自适应因子, 调节各电池单元充放电电流, 引入离散度函数评价电池组各单元的一致性情况, 提出基于自适应因子的电池组动态均衡算法, 以满足在行驶中复杂情况下电池组的正常、平稳的运行。仿真验证了本文所提电池组均衡控制策略的有效性。

第 2 章 动力电池等效模型的在线参数辨识

在电池管理系统中，等效电路模型是模拟电池外部动力特性的常用方法。基于模型的 SOC 估计方法受模型精度影响很大，而模型精度又被等效电路模型的结构和模型参数辨识的结果所影响，由于模型参数辨识受限于已知的等效电路模型结构和工况数据，本章通过对动力电池的工作特性进行分析，提出 IFFRLS 算法进行在线参数辨识，准确的电池等效电路模型参数为电池 SOC 估计和串并联电池组均衡控制提供模型支撑。

2.1 改进型 Thevenin 等效电路模型建模

在新能源汽车的 BMS 中，动力电池作为驱动汽车的能源设备，具有输出电源随电流、温度、SOC 等参量值变化而变化的特性，并且能量还可以双向流动，建立动力电池的等效电路模型是模拟电池动力的常用方法，本章通过分析动力电池等效电路模型给出离散电池状态空间方程用于后续电池 SOC 估计，为了得到状态空间方程的状态矩阵，对动力电池等效电路模型的传递函数进行变换，用于在线参数辨识。

综合考虑建模的复杂度、动力电池模型参数辨识的复杂度和实际应用的可行性，本章选取改进型 Thevenin 模型作为动力电池的等效电路模型，在电路结构上，与 Thevenin 模型相比，改进型 Thevenin 模型增加了一个 RC 并联网络，从而具体表现电池内部的极化反应。如图 2-1 所示。

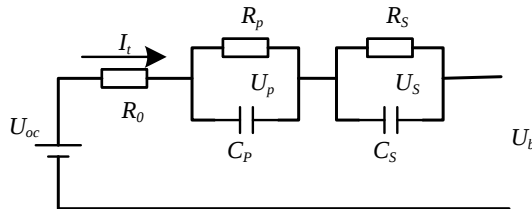


图 2-1 改进型 Thevenin 等效电路模型

电路状态方程表达式如式：

$$\begin{cases} \dot{U}_{p,t} = \frac{I_t}{C_{p,t}} - \frac{U_{p,t}}{R_p C_{p,t}} \\ \dot{U}_{s,t} = \frac{I_t}{C_{s,t}} - \frac{U_{s,t}}{R_s C_{s,t}} \end{cases} \quad (2-1)$$

电路测量方程表达式如式：

$$U_{oc,t} = I_t R_0 + U_{b,t} + U_{p,t} + U_{s,t} \quad (2-2)$$

其中， U_{oc} 表示电池开路电压； R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s 分别表示欧姆电阻、极化电阻、极化电容、浓差极化电阻、浓差极化电容； U_p 表示极化电阻和极化电容两端电压； U_s 表示浓差极化电阻和浓差极化电容两端电压； U_b 表示等效模型输出端电压； I_t 表示电池工作时的电流，其中 $I_t > 0$ 表示充电，反之表示放电。

SOC 是衡量电池剩余可用电量的指标，它是电池的剩余容量与电池可以存储的总容量或最大容量的比率。SOC 是电池供电电动汽车的重要参数。准确的 SOC 评估有助于电动汽车的可靠运行，防止过充和深度放电，高效的电池组设计，从而避免电动汽车驾驶员的里程焦虑。电池过充和深度放电会对电池容量产生不利影响，并会导致电池更快地发生退化。一个好的 SOC 估计器将有助于从电池中取出最大的能量。

电池 SOC 表达式如式 (2-3)：

$$SOC_t = SOC_0 + \frac{1}{C} \int_0^t \eta I_t dt \quad (2-3)$$

其中， SOC_0 指电池的初始电量； SOC_t 表示 t 时刻电池的剩余电量； C 为电池容量，单位是 Ah； η 表示电池库伦效率，常规下取 $\eta = 1$ 。

选取改进型 Thevenin 等效电路中的电压 U_p 和 U_s 以及电池 SOC 值作为系统状态变量，进行状态空间建模，用于电池的 SOC 估计其连续电池状态空间方程为：

$$\begin{cases} \dot{x}_t = Ax_t + Bu_t \\ y_t = Cx_t \end{cases} \quad (2-4)$$

其中，状态向量 $x_t = [U_{p,t} \ U_{s,t} \ SOC_t]^T$ ，控制输入向量 $u_t = I_t$ ， y_t 为输出向量，状

$$\text{态矩阵分别为 } A = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_p C_p} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{R_s C_s} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{C_p} \\ -\frac{1}{C_s} \\ \frac{1}{C} \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} -1, -1, \frac{U_{oc, SOC_t}}{SOC_t} \end{bmatrix}。$$

考虑到后续的可操作性，将上述连续电池状态空间方程离散化，其离散电池状态空间方程为：

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k \\ y_k = C_k x_{k+1} \end{cases} \quad (2-5)$$

其中，状态向量 $x_k = [U_{p,k} \quad U_{s,k} \quad SOC_k]^T$ ，控制输入向量 $u_k = I_k$ ， y_k 为输出向量，

$$\text{状态矩阵分别为 } A_k = \begin{bmatrix} \exp\left(\frac{-T}{R_{p,k} C_{p,k}}\right) & 0 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-T}{R_{s,k} C_{s,k}}\right) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$B_k = \begin{bmatrix} -R_{p,k} \left(1 - \exp\left(\frac{-T}{R_{p,k} C_{p,k}}\right)\right) \\ -R_{s,k} \left(1 - \exp\left(\frac{-T}{R_{s,k} C_{s,k}}\right)\right) \\ \frac{T}{C} \end{bmatrix}, \quad C_k = \begin{bmatrix} -1, -1, \frac{dU_{oc, SOC}}{dSOC} \Big|_{SOC=SOC_{k+1}^-} \end{bmatrix}。$$

$\tau_1 = R_p C_p$ 为极化的时间

常数， $\tau_2 = R_s C_s$ 为浓差极化的时间常数。

另一方面，基于测量方程（2-2），利用基尔霍夫定理和拉普拉斯变换，将改进型 Thevenin 等效电路的电气关系表达式如下如式（2-6）所示：

$$U_{oc} = U_b + \left(\frac{R_p}{R_p C_p s + 1} + \frac{R_s}{R_s C_s s + 1} + R_0 \right) I \quad (2-6)$$

进一步得到电池模型的传递函数为：

$$G(s) = \frac{\frac{R_0 s^2 + R_0 R_p C_p + R_0 R_s C_s + R_p R_s C_p + R_p R_s C_s}{R_p R_s C_p C_s} s + \frac{R_0 + R_p + R_s}{R_p R_s C_p C_s}}{s^2 + \frac{R_p C_p + R_s C_s}{R_p R_s C_p C_s} s + \frac{1}{R_p R_s C_p C_s}} \quad (2-7)$$

令 $s = \frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}$ ，其中 T 为采样间隔时间，代入式(2-7)，得

$$G(z^{-1}) = \frac{c_3 + c_4 z^{-1} + c_5 z^{-2}}{1 - c_1 z^{-1} - c_2 z^{-2}} \quad (2-8)$$

其中， c_1 、 c_2 、 c_3 、 c_4 、 c_5 分别为分子分母的各项次系数。

$$\begin{cases} c_1 = \frac{8b - 2T^2}{4b + 2cT + T^2} \\ c_2 = \frac{4cT}{4b + 2cT + T^2} - 1 \\ c_3 = \frac{4ab + 2eT + dT^2}{4b + 2cT + T^2} \\ c_4 = \frac{8ab - 2dT^2}{4b + 2cT + T^2} \\ c_5 = \frac{4ab - 2eT + dT^2}{4b + 2cT + T^2} \end{cases} \quad (2-9)$$

其中， T 为采样周期， $a = R_0$ ， $b = \tau_1 \tau_2$ ， $c = \tau_1 + \tau_2$ ， $d = R_0 + R_p + R_s$ ， $e = R_0(\tau_1 + \tau_2) + R_p \tau_2 + R_s \tau_1$ 。

E_k 为开路电压与端电压之差，即 $E_k = U_{oc} - U_b$ ，将式（2-6）转化为矩阵形式如下：

$$E_k = c_1 E_{k-1} + c_2 E_{k-2} + c_3 i_k + c_4 i_{k-1} + c_5 i_{k-2} \quad (2-10)$$

E_k 为可化简为下式表示：

$$E_k = \phi_k \theta_k \quad (2-11)$$

其中数据矩阵和系数矩阵分别为：

$$\begin{cases} \phi_k = [E_{k-1} \ E_{k-2} \ i_k \ i_{k-1} \ i_{k-2}] \\ \theta_k = [c_1 \ c_2 \ c_3 \ c_4 \ c_5]^T \end{cases} \quad (2-12)$$

由式（2-9）可知

$$\begin{cases} a = \frac{c_4 - c_3 - c_5}{1 + c_1 - c_2} \\ b = \frac{T^2(1 + c_1 - c_2)}{4(1 - c_1 - c_2)} \\ c = \frac{T(1 + c_2)}{1 - c_1 - c_2} \\ d = \frac{-c_3 - c_4 - c_5}{1 - c_1 - c_2} \\ e = \frac{T(c_5 - c_3)}{1 - c_1 - c_2} \end{cases} \quad (2-13)$$

模型参数解析分别为：

$$\begin{cases} R_{0,k} = a \\ R_{p,k} = \frac{\tau_1(d - a) + ac - e}{\tau_1 - \tau_2} \\ R_{s,k} = d - a - R_{p,k} \\ C_{p,k} = \frac{\tau_1}{R_{p,k}} \\ C_{s,k} = \frac{\tau_2}{R_{s,k}} \end{cases} \quad (2-14)$$

注释 2.1: 为了保证两个时间常数 τ_1 和 τ_2 的解有唯一性，前面已经把 τ_1 作为极化的时间常数，把 τ_2 作为浓差极化的时间常数，所以取 τ_1 为解的极大值 $\tau_1 = \frac{c + \sqrt{c^2 - 4b}}{2}$ ，取 τ_2 为解的极小值 $\tau_2 = \frac{c - \sqrt{c^2 - 4b}}{2}$ 。

2.2 基于改进 FFRLS 算法的在线参数辨识

由改进型 Thevenin 模型等效电路的状态方程可知，该模型中的欧姆内阻 R_0 、极化内阻 R_p 和 R_s 、极化电容 C_p 与 C_s 均不能通过直接测量的方式进行确定，所以建立了电池的等效电路模型后一定要对其电路元件进行参数辨识。参数辨识是指在系统模型确定的情况下，利用数学方法通过实验数据计算得出模型中的参数，对于电池 SOC 估计来说，电池进行参数辨识是重要的环节。

递推最小二乘法（Recursive Least Square, RLS）是一种快速的最小二乘算法变体，它是一种自适应滤波器，用于对已知数据集进行优化滤波，不需假设输入数据的统计特性，而是直接最小化问题。采用 RLS 算法，具有计算量小、参数估计精度高等优点。

引理 2.1: RLS 算法^[49]在线辨识

- (1) 初始化电流、电压、 K 、 $\overline{P}_k$ 、 ϕ 、 θ 等参量值
- (2) 基于公式 (2-15) 进行参量更新

$$\begin{cases} K_k = \frac{\overline{P}_{k-1}\phi_k^T}{\phi_k \overline{P}_{k-1} \phi_k^T} \\ \theta_k = \theta_{k-1} + K_k (E_k - \phi_k \theta_{k-1}) \\ \overline{P}_k = (I - K_k \phi_k) \overline{P}_{k-1} \end{cases} \quad (2-15)$$

- (3) 基于公式 (2-14) 获得在线辨识结果输出参数值 (R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s)。

其中， K 为增益矩阵； $\overline{P}_k$ 为协方差矩阵； ϕ 为观测矢量； θ 为参数矢量，既为的 R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s 等参数值； E 为输出矩阵。

然而，随着数据集增大，较旧的数据可能会对新数据的处理产生不利影响，导致“数据饱和”问题，减弱新数据对参数估计更新的影响，降低估计的准确性。为了解决这个问题，RLS 算法中引入了遗忘因子 λ ，形成了带遗忘因子的递推最小二乘法 (Forgetting Factor Recursive Least Square, FFRLS)，以增强其在线辨识能力。

遗忘因子通过为数据分配权重，合理地分配和利用数据包中的信息量，以防止旧数据在递推过程中过度影响结果。使得在输入发生变化时，算法能够迅速适应并快速趋近于真实值。

引理 2.2: FFRLS 算法^[50]在线辨识

- (1) 初始化电流、电压、 K 、 $\overline{P}_k$ 、 ϕ 、 θ 等参量值
- (2) 基于公式 (2-16) 进行参量更新

$$\begin{cases} K_k = \frac{\overline{P}_{k-1}\phi_k^T}{\phi_k \overline{P}_{k-1} \phi_k^T + \lambda} \\ \theta_k = \theta_{k-1} + K_k (E_k - \phi_k \theta_{k-1}) \\ \overline{P}_k = \frac{1}{\lambda} (I - K_k \phi_k) \overline{P}_{k-1} \end{cases} \quad (2-16)$$

- (3) 基于公式 (2-14) 获得在线辨识结果输出参数值 (R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s)。

其中， K 为增益矩阵； $\overline{P}_k$ 为协方差矩阵； ϕ 为观测矢量； λ 为遗忘因子，取值范

围[0.95,1]; θ 为参数矢量, 既为的 R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s 等参数值; E 为输出矩阵。

由于在复杂的动态工况下, 采用 FFRLS 算法进行参数辨识时, 固定的遗忘因子往往满足不了快速跟踪和稳态误差小的要求。针对此情况, 本节对 FFRLS 算法的遗忘因子进行改进, 采用最佳辨识状态的思想, 引入随数据量变化的分段遗忘因子函数, 从而使遗忘因子根据数据量的变化而变化, 增加参数辨识的准确性。从而提出了基于改进带遗忘因子递推最小二乘法算法 (Improve Forgetting Factor Recursive Least Square, IFFRLS) 的参数辨识方法。

算法 2.1: 基于 IFFRLS 算法的参数辨识

- (1) 基于实验数据, 初始化电流、电压、 K 、 $\bar{P}_k$ 、 ϕ 、 θ 等参量值。
- (2) 基于分段遗忘因子的递推最小二乘法递推公式。

$$\begin{cases} K_k = \frac{\bar{P}_{k-1}\phi_k^T}{\phi_k \bar{P}_{k-1}\phi_k^T + \mu_k} \\ \theta_k = \theta_{k-1} + K_k(E_k - \phi_k \theta_{k-1}) \\ \bar{P}_k = \frac{1}{\mu_k}(I - K_k \phi_k)\bar{P}_{k-1} \\ \mu_k = \begin{cases} 1 - \frac{1}{0.64k} & k > 32 \\ 0.9512 & k \leq 32 \end{cases} \end{cases} \quad (2-17)$$

其中, $\bar{P}_k$ 为协方差矩阵; μ_k 为遗忘因子。

(3) 基于公式 (2-14) 获得在线辨识结果输出参数值 (R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s)。

注释 2.2: 在算法 2.1 中, 其中分段点 $k=32$ 来源于遗忘因子取值范围[0.95,1]的临界值 0.95, 即当 $\mu_k=0.95$ 时, $k=31.25$, 故取 $k=32$ 。而为了避免“数据饱和”, FFRLS 算法当数据量下降到 36%时, 新老数据的占比使整个辨识过程达到最佳, 因此 $\mu_k = 1 - \frac{1}{0.64k}$ 可以使 IFFRLS 算法不会因为数据误差的突变而发生较大的波动, 具有较好的稳态误差。分段遗忘因子函数 μ_k 的引入, 可根据辨识时长自行寻找最适合当前状况下的 μ 值, 极大的增加辨识的准确性。

2.3 仿真实验

工况测试就是在一定的实验条件下,模拟在实际应用过程中动力电池的工作特性,通过在不同的工况对电池进行充放电测试,能够得到电池在不同的工况环境下的充放电特性。目前,测试标准在各国都有不同的规定,工况的特点也不相同。本章所提算法 2.1 的仿真实验分别在 DST 工况和放电工况下进行实验。

(1) DST 工况

本章选用了较为复杂的动态应力测试 (Dynamic Stress Test, DST) 工况对所提出的在线辨识。这种工况的工作电流变化较大,可以更好的体现算法对噪声的过滤性能。能够更好对所提出算法的有效性进行验证,也符合我国实际的情况。实验中使用理士 AGM 锂离子电池,其中额定电压 12V、额定容量 40ah,试验仪器有高低温交变湿热试验箱、微电脑蓄电池循环充放电测试仪。DST 工况实验步骤如下:

表 2-1 DST 工况操作步骤

步骤	操作
1	25°C温度下,充满电,静置 2h
2	10A 放电 40s, 20A 放电 20s, 10A 充电 10s, 静置 20s
3	10A 放电 40s, 20A 放电 20s, 10A 充电 10s, 静置 20s
4	10A 放电 40s, 20A 放电 20s, 10A 充电 10s, 静置 20s
5	10A 放电 40s, 60A 放电 10s, 40A 放电 30s, 20A 充电 10s, 20A 放电 30s, 35A 放电 5s, 静置 90s
6	重复步骤 2-5, 直到电池电压低于截止电压 10.5V
7	记录过程的电流电压数据

采用 DST 工况模拟汽车在线工作时的情况, DST 工况下的电池电压和电流变化情况如下图 2-2、图 2-3 所示:

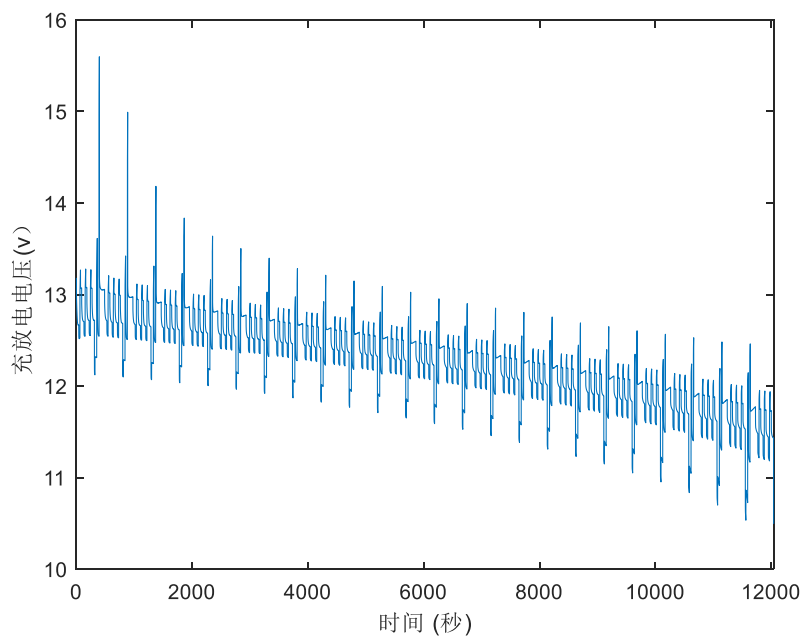


图 2-2 DST 工况下充放电电压曲线

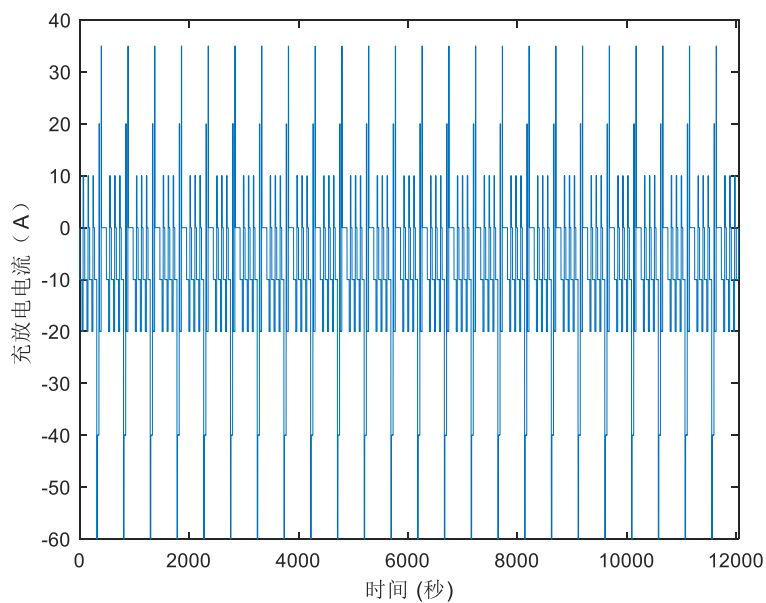
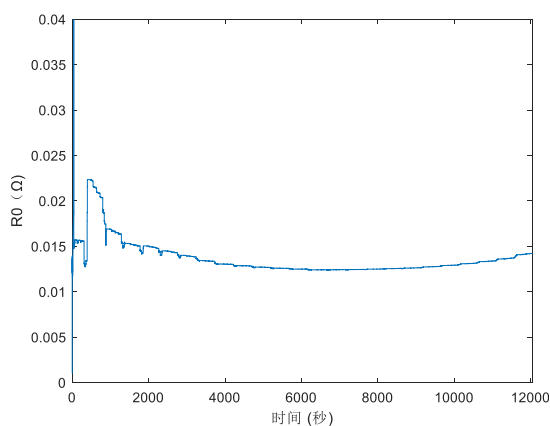
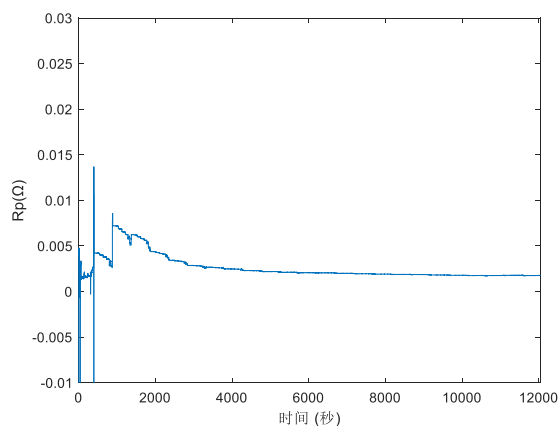
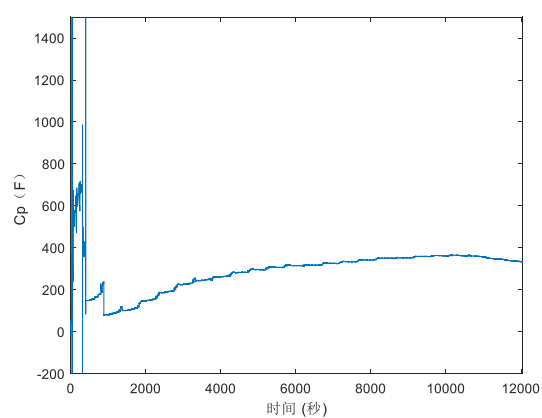
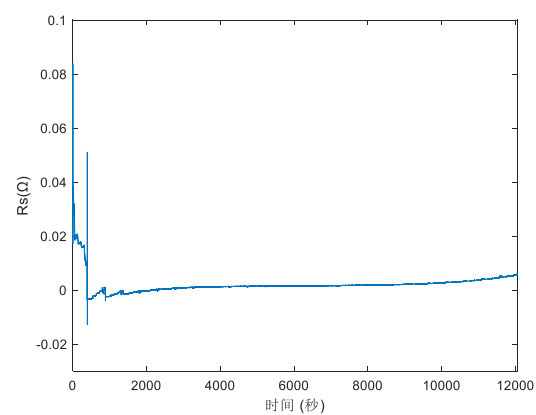
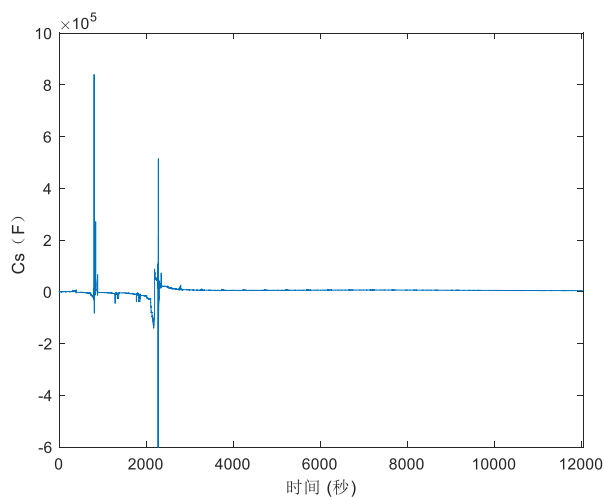


图 2-3 DST 工况下充放电电流曲线

应用本文所提算法 2.1, 利用 DST 工况实验下的数据计算出改进型 Thevenin 模型 (图 2-1) 的各个参数值随放电时间的变化如图 2-4 所示。在放电初期受初值设置的影响 R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s 的波动误差较大, 而后趋于稳定。

(a) DST 工况下 R_0 辨识结果(b) DST 工况下 R_p 辨识结果(c) DST 工况下 C_p 辨识结果(d) DST 工况下 R_s 辨识结果(e) DST 工况下 C_s 辨识结果图 2-4 DST 工况下 R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s 辨识结果

为了验证 IFFRLS 具有更好的辨识效果,在实验数据下分别采用 RLS 算法、FFRLS 算法以及 IFFRLS 算法对 Thevenin 模型参数进行辨识,图 2-5 和 2-6 分别给出不同算法下电压和误差曲线。

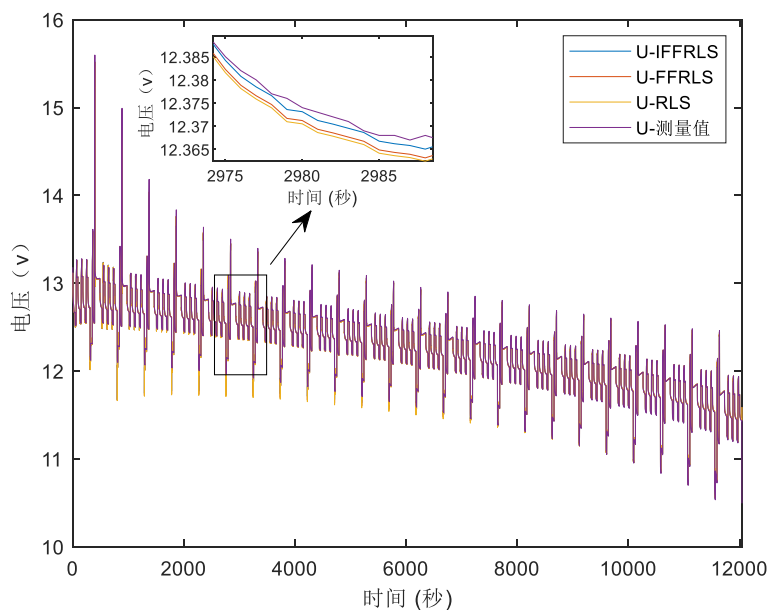


图 2-5 DST 工况下真实值及不同算法下的电压曲线

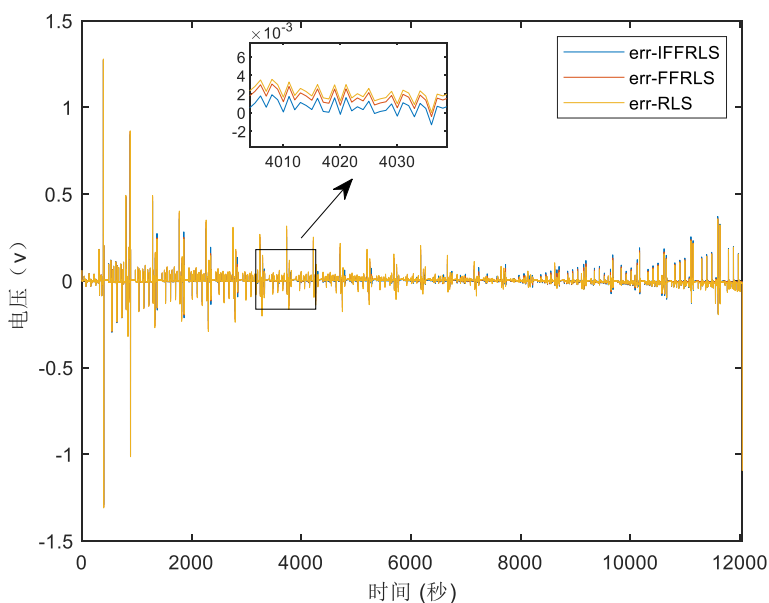


图 2-6 DST 工况下不同算法下的电压误差曲线

仿真结果表明 IFFRLS 算法无论在精度还是稳定性上,都要优于 RLS 算法和 FFRLS 算法的结果。IFFRLS 算法相较于 RLS 算法和 FFRLS 算法在累计误差有着更好的效果。所以通过使用 IFFRLS 在线辨识电池参数可以获得更准确的参数。

(2) 放电工况

为了保证实验的严谨性,增加一组放电工况作为验证实验的补充,用来模拟新能源汽车在行驶中的放电情况。放电工况采用的是在同一放电电流下,不同放

电时间并进行循环放电，验证实验在单向放电情况下对算法的参数辨识和 SOC 估计准确性。实验中使用理士 AGM 锂离子电池，其中额定电压 12V、额定容量 40ah，试验仪器有高低温交变湿热试验箱、微电脑蓄电池循环充放电测试仪。放电工况实验步骤如下：

表 2-2 放电工况操作步骤

步骤	操作
1	25℃温度下，充满电，静置 2h
2	10A 放电 60s，静置 30s
3	10A 放电 60s，静置 30s
4	10A 放电 60s，静置 30s
5	重复步骤 2-4，直到电池电压低于截止电压 10.5V
6	记录过程的电流电压数据

采用放电工况模拟汽车在线工作时情况，放电工况下的电池电压和电流变化情况如下图 2-7、图 2-8 所示：

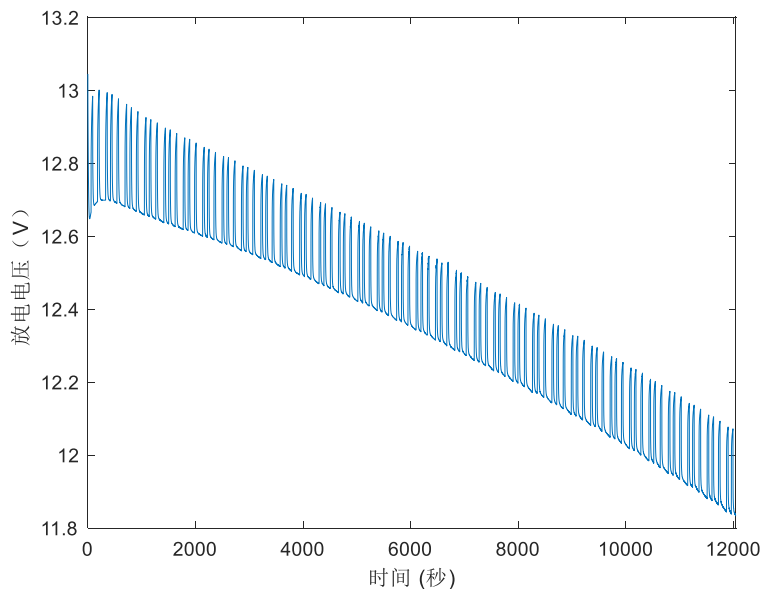


图 2-7 放电工况下放电电压曲线

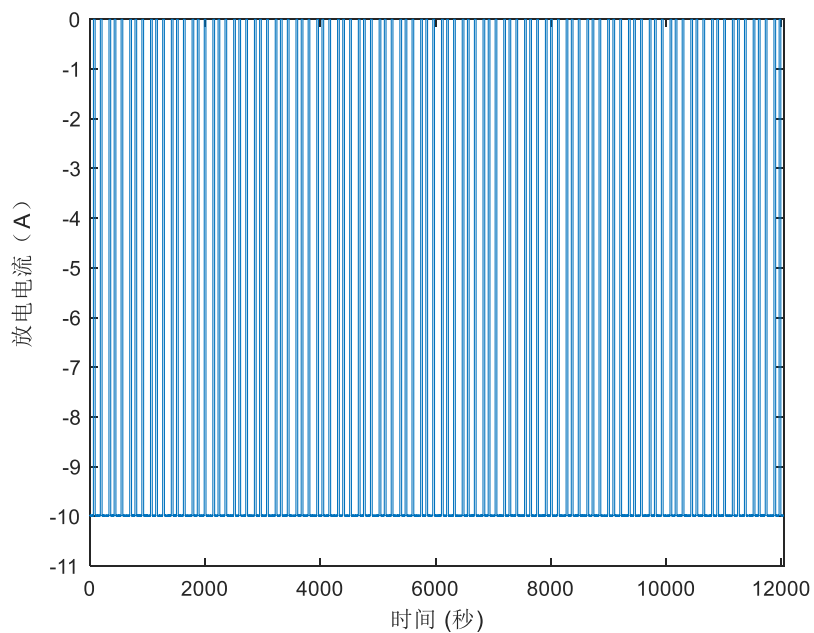
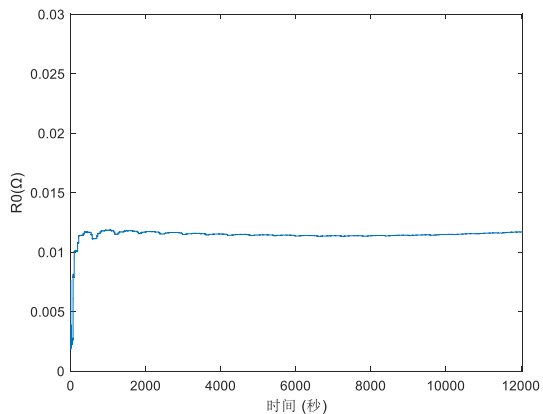
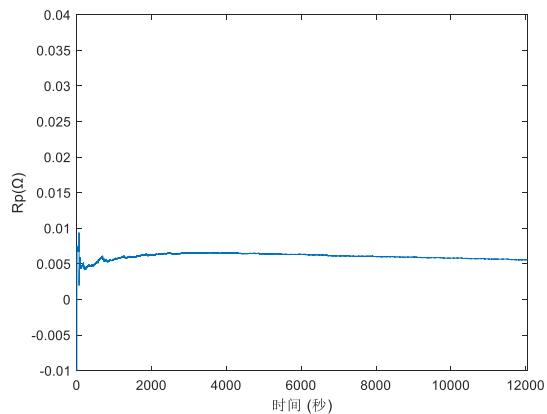
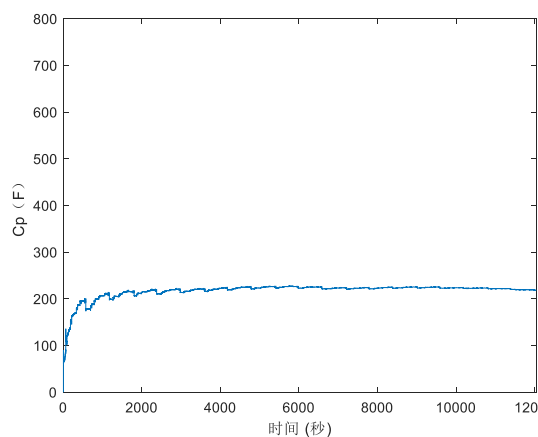
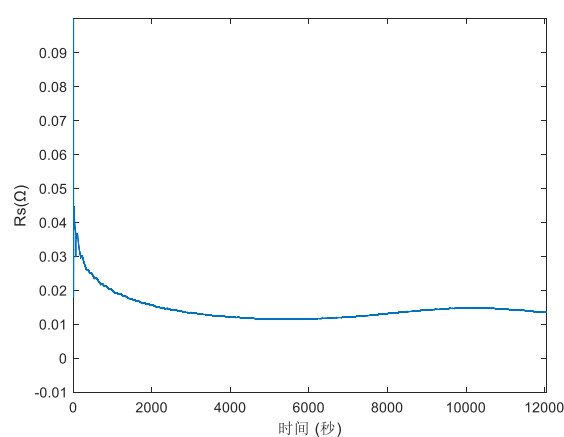
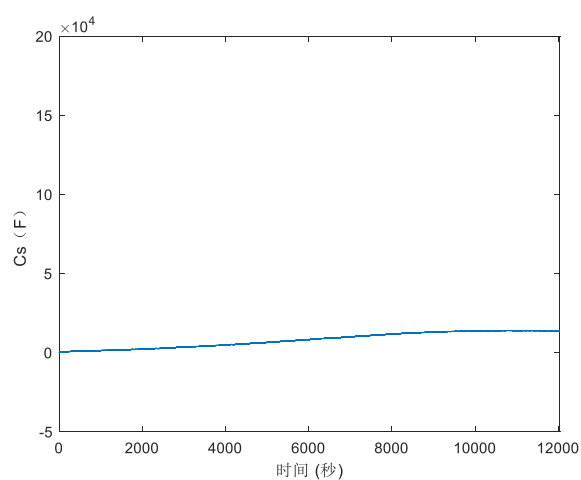


图 2-8 放电工况下放电电流曲线

应用本文所提算法 2.1，利用放电工况实验下获取的数据计算出改进型 Thevenin 模型（图 2-1）的各个参数值随放电时间的变化如图 2-9 所示。在放电初期受初值设置的影响 R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s 的波动误差较大，随着辨识过程趋于稳定。

(a) 放电工况下 R_0 辨识结果(b) 放电工况下 R_p 辨识结果

(c) 放电工况下 C_p 辨识结果(d) 放电工况下 R_s 辨识结果(e) 放电工况下 C_s 辨识结果图 2-9 放电工况下 R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s 辨识结果

为了验证 IFFRLS 具有更好的辨识效果，在放电工况实验数据下分别采用 RLS 算法、FFRLS 算法以及 IFFRLS 算法对改进型 Thevenin 模型参数进行辨识，图 2-10 和 2-11 分别给出不同算法下电压、误差以及累计误差曲线。

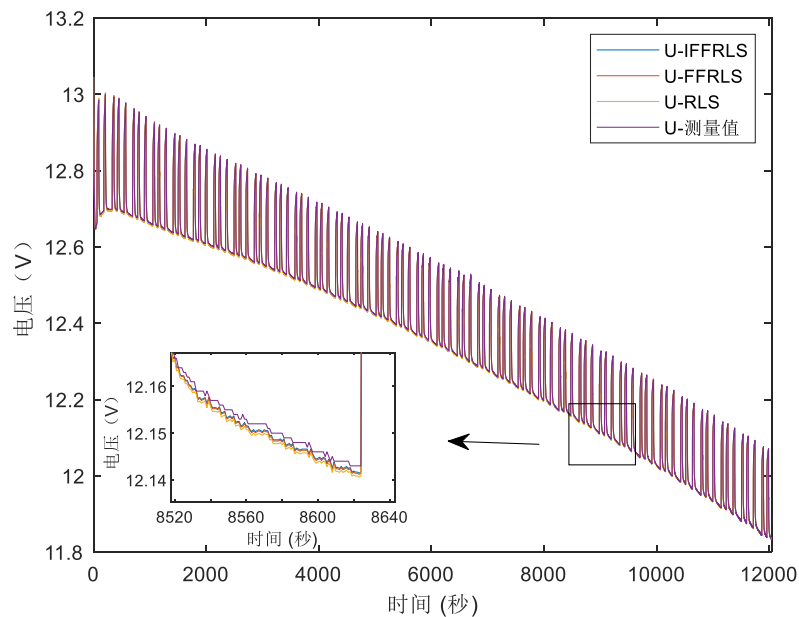


图 2-10 放电工况下测量值及不同算法下的电压曲线

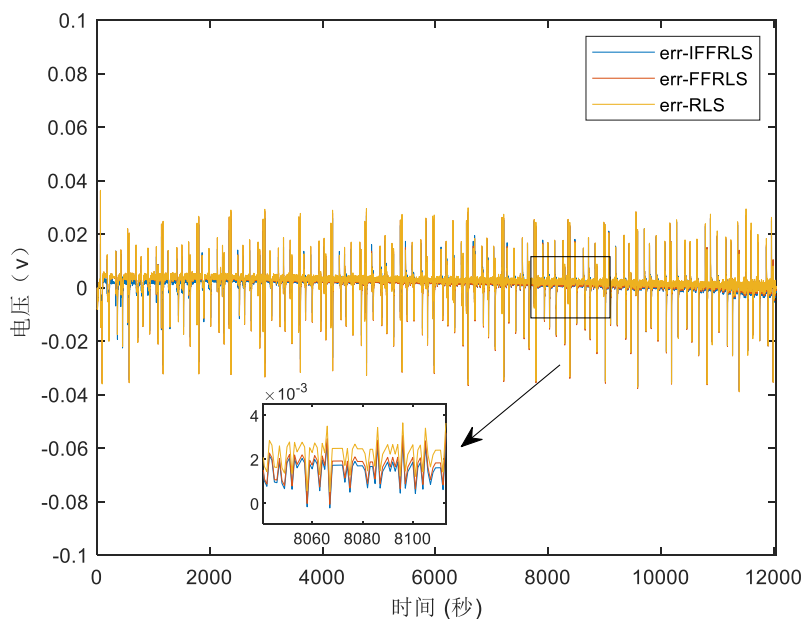


图 2-11 放电工况下不同算法下的电压误差曲线

仿真结果表明 IFFRLS 算法无论在精度还是稳定性上,都要优于 RLS 算法和 FFRLS 算法的结果。IFFRLS 算法相较于 RLS 算法和 FFRLS 算法在累计误差上有着更好的效果。所以通过使用 IFFRLS 辨识电池模型参数可以获得更精确的辨识效果。

2.4 本章小结

本章通过分析改进型 Thevenin 模型的电路参量关系,以改进型 Thevenin 等

效模型电路中的电压 U_P 、 U_S 和电池 SOC 为状态变量，得到电池离散状态空间方程；基于改进型 Thevenin 电池等效电路模型的测量值给出模型参数的解析表达式，为了获得模型参数值采用在线辨识，在辨识环节针对 FFRLS 算法在线辨识中会存在复杂的动态工况下固定的遗忘因子无法满足快速跟踪和稳态误差小的要求情况，引入随数据量变化的分段遗忘因子函数，提出的 IFFRLS 在线辨识算法。最后在 DST 工况和放电工况实验下，分别利用 RLS 算法、FFRLS 算法和本文 IFFRLS 算法对电池等效电路模型进行在线辨识，仿真结果验证了具有更好地辨识精度，为后续进行实时电池 SOC 估计提供了更为精确的动力电池模型参数。

第 3 章 基于改进 AEKF 算法的电池 SOC 估计

3.1 引言

卡尔曼滤波 (Kalman Filter, KF) 算法是 Kalman 于 20 世纪 60 年代提出的基于数学模型的状态估计方法, 通过将测量数据与系统模型相结合, 不断更新系统状态的估计值, 以此提供准确的状态估计, 该算法已在电池 SOC 估计领域得到普遍使用。KF 算法将随机噪音视为参数偏差的一部分, 利用测量信息, 借助迭代过程消除系统的扰动及测量的干扰, 从而提高预估准确度。尽管起初仅针对线性系统设计, 但扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 的发展使得其适用范畴扩大至非线性系统。为进一步提升算法的精准度、稳健性和可信赖性, 已有许多改良策略被提出来, 这有助于强化 KF 算法在解决复杂数据问题的效能。

卡尔曼滤波 (Kalman Filter, KF) 算法是 Kalman 在上世纪六十年代提出了一种新的算法, 它通过最小化方差来优化估计解。这种算法目前在电池 SOC 估计中得到了广泛应用。KF 算法可以有效地减少随机噪声的影响, 通过将参数误差当作噪声处理, 并结合测量数据, 采用迭代的方式来滤除系统和测量噪声, 提高估计的精度。虽然 KF 算法最初只适用于线性系统, 但随着扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 的开发, 其应用范围已经扩展到非线性系统。为了进一步提高算法的精确度、稳定性和可靠性, 已经提出了多种改进方案, 增强了卡尔曼滤波算法在处理复杂数据问题上的有效性。

鉴于电池是一个非线性鲁棒系统, 描述其单体的模型也应当是非线性的, 因此不能直接应用线性的 KF 算法。EKF 算法作为 KF 的非线性版本, 通过泰勒展开将非线性状态和观测方程线性化, 仅保留一阶项, 从而适应非线性系统的状态估计。通过这种线性化处理, EKF 能够对系统状态进行有效估计。

考虑到 EKF 算法中的过程噪声协方差(Q)和测量噪声协方差(R)初始值设置会影响电池 SOC 估计结果, 为了解决这个问题, 在 EKF 算法的基础上, 引入协方差匹配方法对噪声进行估计和修正实现噪声自适应, 以接近噪声的真实统计特性, 这种基于协方差匹配方法的 EKF 称为自适应扩展卡尔曼滤波法 (Adaptive Extended Kalman Filter, AEKF)。

本章以 AEKF 算法为基础, 通过安时积分法引入误差权重函数更新过程噪声, 调整误差协方差矩阵, 提出基于误差权重函数的 IAEKF 算法对动力电池的 SOC 进行估计。

3.2 改进自适应拓展卡尔曼滤波算法

扩展卡尔曼滤波(EKF)在卡尔曼滤波的基础上, 对非线性系统进行了泰勒展开, 保留了一阶展开项并忽略了高阶项, 从而将系统线性化。通过使用上一时刻的 SOC 值来预测下一步的 SOC 值, 并不断更新这个估计值, 最终得到每个阶段的 SOC 最优估计值。

引理 3.1: EKF 算法估计电池 SOC

(1) 初始化离散电池状态空间方程中状态变量 x_0 、误差协方差矩阵 P_0 、方差 Q_k 和 R_k 。

(2) 对状态变量和误差协方差的时间更新:

$$\begin{cases} x_{k/k-1}^- = A_k x_{k-1}^+ + B_k u_k \\ P_k^- = A_k P_{k-1}^+ A_k^T + Q_{k-1} \end{cases} \quad (3-1)$$

其中, $x_{k/k-1}^-$ 为基于第 $k-1$ 时刻修正的状态变量对第 k 时刻的预测值, x_k^+ 为第 k 时刻基于新息序列 e_k 对状态变量的修正值, 为后验估计。

(3) 卡尔曼增益的更新:

$$K_k = \frac{P_k^- C_k^T}{C_k P_k^- C_k^T + R_k} \quad (3-2)$$

(4) 状态更新:

$$\begin{cases} e_k = U_{b,k} + I_k R_{0,k} - C_k x_{k/k-1}^- \\ x_k^+ = x_k^- + K_k e_k \end{cases} \quad (3-3)$$

其中, e_k 为第 k 采样时刻的新息序列;

(5) 协方差矩阵更新方程:

$$P_k^+ = (1 - K_k C_k) P_k^- \quad (3-4)$$

(6) 输出参量值 $x(3)$ 。

引理 3.2: AEKF 算法估计电池 SOC

AEKF 中引入 k 时刻的信息, 定义为实际值与测量值之间的误差。信息不仅

包含系统的实时过程噪声信息，还包含实时测量噪声信息，可以根据新的信息实时更新 Q 和 R ，以减少估计误差。算法的实现过程如下：

(1) 初始化状态变量 x_0 、误差协方差矩阵 P_0 、方差 Q_k 和 R_k 。

(2) 对状态变量和误差协方差的时间更新：

$$\begin{cases} x_{k/k-1}^- = A_k x_{k-1}^+ + B_k u_k \\ P_k^- = A_k P_{k-1}^+ A_k^T + Q_{k-1} \end{cases} \quad (3-5)$$

其中， $x_{k/k-1}^-$ 为基于第 $k-1$ 时刻修正的状态变量对第 k 时刻的预测值， x_k^+ 为第 k 时刻基于新息序列 e_k 对状态变量的修正值。

(3) 对新息和卡尔曼增益的更新：

$$\begin{cases} e_k = U_{b,k} + I_k R_{0,k} - C_k x_{k/k-1}^- \\ K_k = \frac{P_k^- C_k^T}{C_k P_k^- C_k^T + R_k} \\ H_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k e_i e_i^T \end{cases} \quad (3-6)$$

其中， e_k 为第 k 采样时刻的新息序列； H_k 为新息协方差矩阵。

(4) 状态更新：

$$\begin{cases} x_k^+ = x_k^- + K_k e_k \\ P_k^+ = (I - K_k C_k) P_k^- \\ R_k = H_k + C_k P_k^- C_k^T \\ Q_k = K_k H_k K_k^T \end{cases} \quad (3-7)$$

(5) 输出参量值 $x(3)$ 。

本节基于 IFFRLS 算法在线辨识的结果 (R_0 、 R_p 、 C_p 、 R_s 、 C_s)，对动力电池的 SOC 值进行估计。由于 AEKF 算法的关键更新参量是过程噪声 Q 、测量噪声 R 以及矩阵 A 的取值，而矩阵 A 为确定的量，测量噪声 R 和过程噪声 Q 对电池 SOC 值的估计精度至关重要。

针对引理 3.1 和引理 3.2 所引用的算法，本章在 AEKF 算法基础上，基于先验 SOC 估计值 SOC_{k-1} 和当前时刻通过安时积分法获得的 SOC 估计值 ah_{k-1} 进行比较，引入误差权重函数 w_k 更新过程噪声 Q_k ，调整误差协方差矩阵 P_k ，基于状态更新公式间接影响测量噪声 R_k ，从而减少 SOC 估计值的误差。

误差权重函数 w_k 表达式如下：

$$w_k = \frac{1}{1 + \frac{2(SOC_{k-1} - ah_{k-1})}{SOC_{k-1} + ah_{k-1}}} \quad (3-8)$$

由公式 (2-5) 可知 (3-8) 可以描述为:

$$w_k = \frac{1}{1 + \frac{2(x_{k-1}^+(3) - ah_{k-1})}{x_{k-1}^+(3) + ah_{k-1}}} \quad (3-9)$$

误差协方差矩阵更新公式如下:

$$P_k^- = A_k P_{k-1}^+ A_k^T + Q_{k-1} w_k \quad (3-10)$$

基于公式 (3-8) - (3-10) 提出的改进自适应拓展卡尔曼 (Improve Adaptive Extended Kalman Filter, IAEKF) 算法如下:

算法 3.1: 基于误差权重函数的 IAEKF 算法

- (1) 初始化状态变量 x_0 、误差协方差矩阵 P_0 、方差 Q_k 和 R_k 。
- (2) 对状态变量和误差协方差的时间更新:

$$\begin{cases} x_{k/k-1}^- = A_k x_{k-1}^+ + B_k u_k \\ P_k^- = A_k P_{k-1}^+ A_k^T + Q_{k-1} w_k \end{cases} \quad (3-11)$$

其中, $x_{k/k-1}^-$ 为基于第 $k-1$ 时刻修正的状态变量对第 k 时刻的预测值, x_k^+ 为第 k 时刻基于新息序列 e_k 对状态变量的修正值。状态估计更新这一步计算状态预测, 这是所有先前测量的期望值。在每个时间步长, 状态预测时间更新将基于先验信息和系统模型计算系统当前状态的状态预测。

- (3) 对新息和卡尔曼增益的更新:

$$\begin{cases} e_k = U_{b,k} + I_k R_{0,k} - C_k x_{k/k-1}^- \\ K_k = \frac{P_k^- C_k^T}{C_k P_k^- C_k^T + R_k} \\ H_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k e_i e_i^T \end{cases} \quad (3-12)$$

其中, e_k 为第 k 采样时刻的新息序列; H_k 为新息协方差矩阵。

- (4) 状态更新:

$$\begin{cases} x_k^+ = x_{k/k-1}^- + K_k e_k \\ P_k^+ = (I - K_k C_k) P_k^- \\ R_k = H_k + C_k P_k^- C_k^T \\ Q_k = K_k H_k K_k^T \end{cases} \quad (3-13)$$

- (5) 输出参量值 $x(3)$ 。

基于本文第 2 章所提的 IFFRLS 算法和本章所提的 IAEKF 算法,对电池 SOC 进行在线估计的流程如图 3-1 所示。

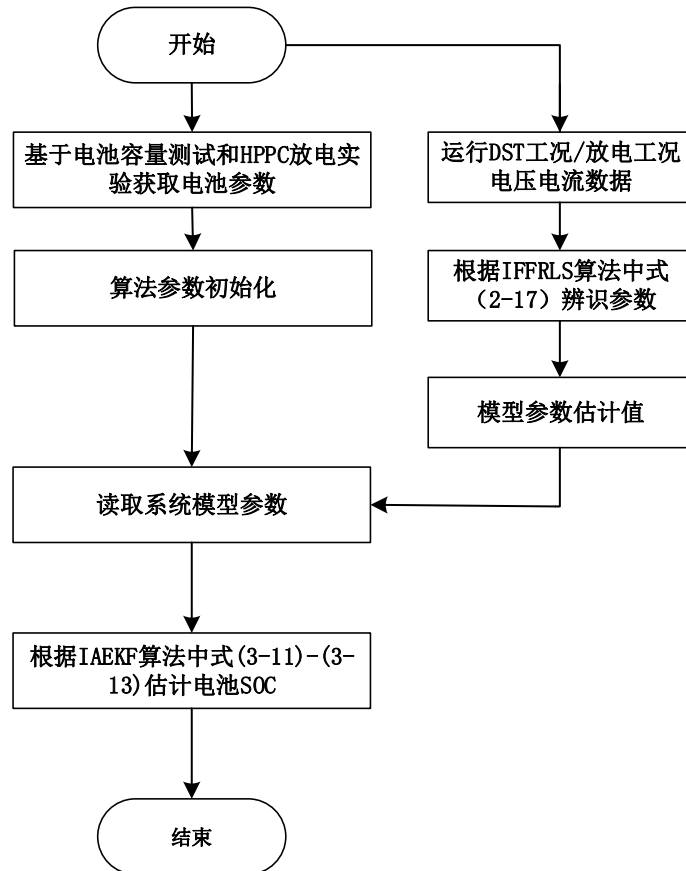


图 3-1 基于 IFFRLS 算法在线辨识和 IAEKF 算法的电池 SOC 估计流程图

首先,根据运行 DST 工况和放电工况下的电流和电压,采用 IFFRLS 算法对模型参数进行在线辨识,获得较为准确的模型参数值,再利用 IAEKF 算法和 DST 工况和放电工况下的电压电流值进行电池 SOC 估计,从而得到精确的 SOC 估计值。

3.3 基于 IFFRLS 算法在线辨识和 IAEKF 算法的电池 SOC 估计实验

为了保证仿真实验的准确性,避免因为生产原因和使用过程造成电池实际容量与标称不符对实验结果造成干扰,需要对电池进行实际容量测试。

由于电池电动势的值无法直接测得,通常采用开路电压(Open Circuit Voltage, OCV)的值来代替电池电动势。OCV 对电池模型参数的更新以及电池供电系统 SOC 的估计起着重要作用,OCV 与电池 SOC 存在着非线性函数的关系。通常情

况下，电池的 SOC 值与其开路电压的关系是通过 HPPC 放电试验数据而来，采用回归模型拟合获得 U_{oc} 关于 SOC 值的高阶线性表达式如式 (3-14)：

$$U_{oc} = a_1 SOC^n + a_2 SOC^{n-1} + \dots + a_{n-1} SOC^2 + a_n SOC + b \quad (3-14)$$

其中， n 为线性表达式的最高阶数； $a_1, \dots, a_n$ 和 b 为线性表达式的系数，通过数据拟合获得。

3.3.1 电池容量测试

实验中使用理士 AGM 锂离子电池，其中额定电压 12V、额定容量 40ah，并使用高低温交变湿热试验箱和微电脑蓄电池循环充放电测试仪进行试验。电池的端电压、电流和表面温度等数据，在充放电过程中对于电池模型参数的识别至关重要。测试结果经网络传输至上位机的数据监控软件，有助于存档电池的端电流、端电压等测量数值。

为了评估电动车使用的蓄电池在特定环境中的最高可使用量，我们进行了容积检测。依据国家的规范《电动汽车用电池管理系统技术条件》，我们必须经过至少三轮的测验才能得出其最大的耗能能力。为确保测试结果的有效性，多次测试的放电容量与平均值的偏差必须控制在 2% 以内。只有满足这个条件，才能得到最大可用容量的结果，也就是多次测试的平均值。如果不达标，那么需要进行重复测试，直到连续多次的放电容量符合可用容量的确认准则为止。

一般来说，先对需要实验的电池实施恒流充电，直至其到达最大限制电压 (12.8V) 为止。接着对其执行恒压充电，此阶段中，充电流量会在一段时间内逐步减少，一旦电流降低至 0.05C (C 代表着电池充/放电能力的倍率)，就可认定电池已满电。然而，若电池在不同的电流大小下运行，其容量也会有所变动。常规情况下，我们将电池释放至最小限定电压 (10.5V)，这被视为电池耗尽能量的状态。具体测试步骤如表 3-1 所示：

表 3-1 容量标定测试流程

步骤	操作
1	将电池放入恒温箱内，设置温度为 25 摄氏度，并静置 8 小时
2	对电池用 0.25C 倍率 (10A) 的电流恒流放电，直至达到电池的截止电压 (10.5V)，静置 1 小时

3	继续将蓄电池在 $(25\pm 2)^{\circ}\text{C}$ 的水浴中恒压 $14.8\text{V}\pm 0.05\text{V}$ 限流 25A 充电 12h ，并静置 1 小时
4	对电池用 0.25C 电流恒流放电，直至达到其截止电压 10.5V ，静置 1 小时
5	再继续实验步骤 3 和步骤 4 的操作，累计循环 3 次后，结束实验。这里对 3 次循环测得的放电容量取平均值，即作为该电池当前的实际可用容量

通过容量标定测试实验获得实验数据如下表 3-2 所示：

表 3-2 容量标定实验结果

容量标定	
次数	容量/Ah
第 1 次	38.83
第 2 次	39.13
第 3 次	39.16
平均值	39.038

3.3.2 基于 HPPC 放电实验的 OCV-SOC 关系式

混合功率脉冲特性（Hybrid Pulse Power Characteristic，HPPC）测试，这是评估动力电池脉冲充放电能力的关键指标。电池的电动势是一个至关重要的物理变量，其值会因不同的环境条件、SOC 水平及使用寿命而有所变化。在电池模型参数辨识和验证过程中，电动势与 SOC 的关系图表起着关键作用。

OCV 表示电池在空载状态下阳极和阴极之间的电压差。通过低倍率条件下的充放电测试，可以得到充放电曲线。利用 MATLAB 的曲线拟合工具箱，将电池参数与荷电状态的依赖关系表示为多项式函数。MATLAB 中的曲线拟合工具箱采用最小二乘法对数据进行拟合，拟合结果为模型系数。高阶多项式可以提供更平滑的曲线和更好的精度。建立动力电池 OCV 与 SOC 的关系是开路电压测试的目的。

在实验温度为 25°C ，进行 HPPC 放电实验，实验步骤如下表 3-3 所示：

表 3-3 HPPC 放电实验操作流程

步骤	操作
1	静置 1h ，将电池已 1C 电流充电至最高截止电压 12.8v 停止，静置 5min ，使用 0.1C 电流涓流充电 30min
2	静置 2h ，记录此时电池电压

-
- 3 对电池按照 1C 电流放电 10min，后静置 30min，记录电池电压
 - 4 循环多次，直到电压低于截止电压 10.8v
 - 5 重复步骤 1-4
 - 6 测试结束，获得放电实验数据
-

在温度 25℃情况下采用 HPPC 放电试验，其试验下的电压曲线见图 3-2 所示。

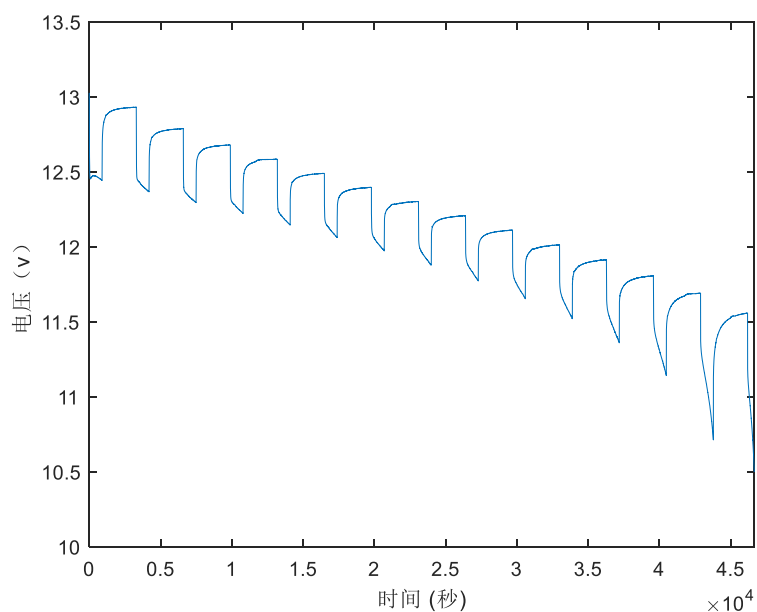


图 3-2 HPPC 放电实验下电压数据

根据放电次数得到电池 SOC 值与对应的开路电压数据见表 3-4。

表 3-4 SOC- U_{oc} 对应关系表

SOC	U_{oc}
1.00	13.124
0.92	12.943
0.85	12.808
0.77	12.704
0.70	12.609
0.62	12.514
0.55	12.419
0.47	12.323
0.39	12.226
0.32	12.130
0.24	12.033

0.17	11.932
0.09	11.826
0.02	11.712

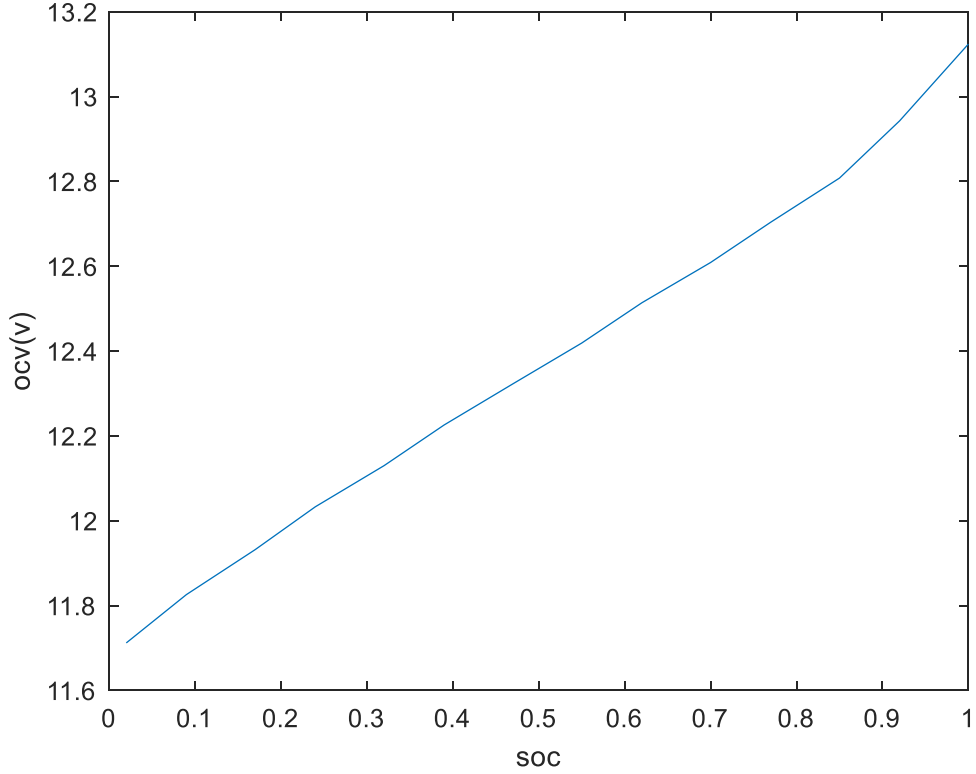


图 3-3 SOC-OCV 拟合曲线图

基于表 3-2 的数据, 拟合结果为 $a_1=22.14$, $a_2=-61.79$, $a_3=63.24$, $a_4=-27.94$, $a_5=4.489$, $a_6=1.292$, $b=11.69$, SOC 和 U_{oc} 的 6 阶线性表达式为:

$$U_{oc} = 22.14SOC^6 - 61.79SOC^5 + 63.24SOC^4 - 27.94SOC^3 + 4.489SOC^2 + 1.292SOC + 11.69 \quad (3-15)$$

3.4 仿真实验

为了验证模型参数的精度和可靠性, 分别采用了 DST 运行工况和放电工况进行仿真实验, 通过使用不同倍率电流循环充放电以及在单向放电情况下, 用以模拟汽车在实际行驶过程中的启停、加速、减速等情形。验证实验对算法的参数辨识和 SOC 估计准确性。

使用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)对不同估计算法进行评价。MAE 和 RMSE 的计算方式如下:

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m |\overline{SOC_k} - x_k(3)| \quad (3-16)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (\overline{SOC_k} - x_k(3))^2} \quad (3-17)$$

其中， $\overline{SOC_k}$ 为 SOC 的理论值； $x_k(3)$ 为基于 IFFRLS 算法和 IAEKF 算法获得的电池 SOC 的估计值； m 为样本数量。

(1) DST 工况下仿真实验

在 Matlab/Simulink 环境下搭建动力电池 SOC 估计仿真模型，在 DST 工况下进行仿真实验，通过 IFFRLS 算法在线辨识电池模型参数，采用 IAEKF 算法对电池 SOC 估计的 SOC 估计值随时间变化曲线如图 3-4 所示，误差曲线如图 3-5 所示。

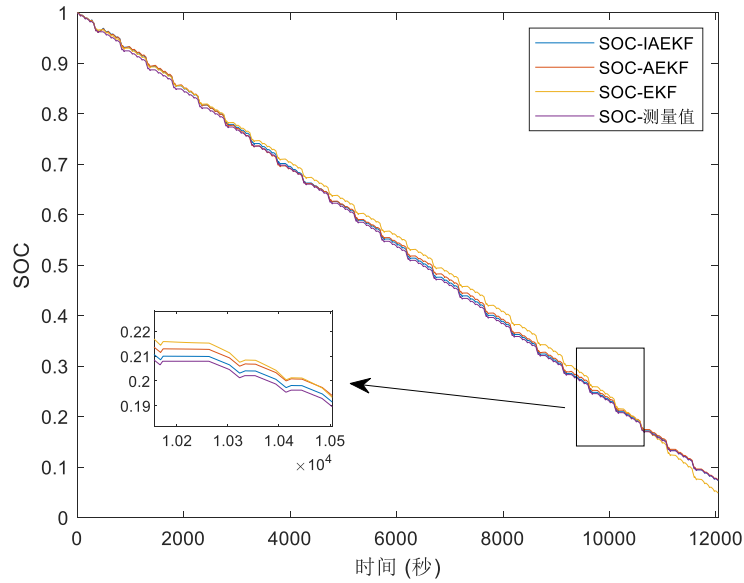


图 3-4 DST 工况下真实 SOC 值及不同算法下 SOC 值的变化曲线

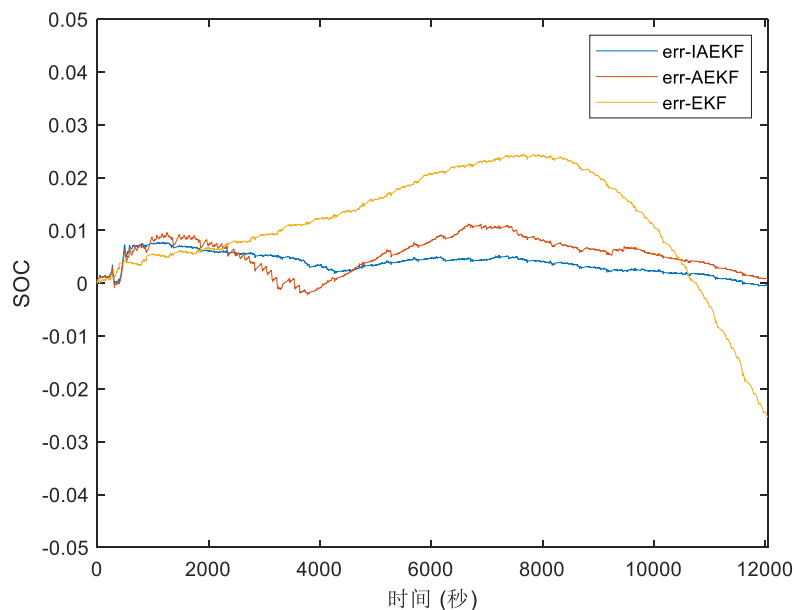


图 3-5 DST 工况下不同算法下 SOC 估计值误差曲线

在 DST 工况下,在所提算法下进行估计电池 SOC 中 MAE 值和 RMSE 值如表 3-5 所示。

表 3-5 DST 工况下多种算法的 MAE 与 RMSE 值

算法	MAE	RMSE
EKF	6.701×10^{-3}	7.185×10^{-3}
AEKF	3.986×10^{-3}	4.244×10^{-3}
IAEKF	3.673×10^{-3}	3.969×10^{-3}

仿真结果表明相比 EKF 算法和 AEKF 算法,IAEKF 算法具有更为准确的估计值。IAEKF 相较于 AEKF 在估计 SOC 的 MAE 值和 RMSE 值分别上提升了 7.8% 和 6.5%。

(2) 放电工况下仿真实验

在 Matlab/Simulink 环境下搭建动力电池 SOC 估计仿真模型,在 DST 工况下进行仿真实验,通过 IFFRLS 算法在线辨识电池模型参数,采用 IAEKF 算法对电池 SOC 估计的 SOC 估计值随时间变化曲线见图 3-6,误差曲线见图 3-7。

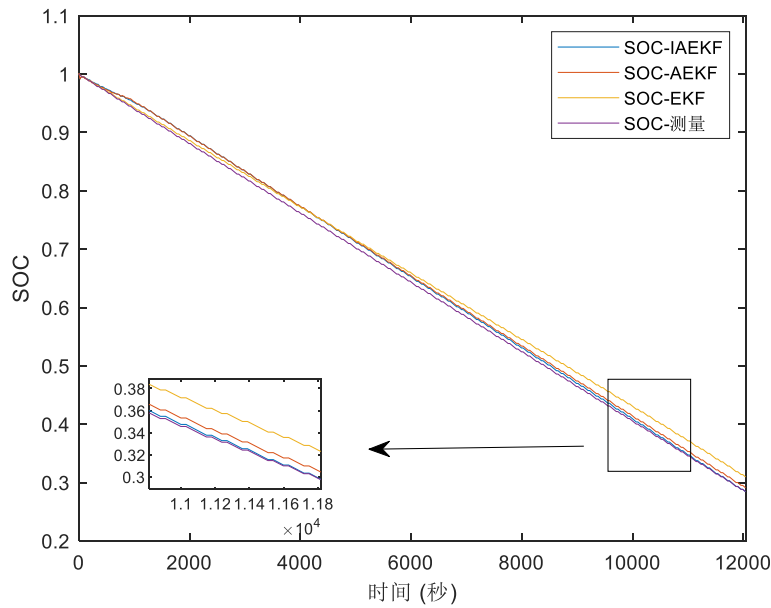


图 3-6 放电工况下测量 SOC 值及不同算法下 SOC 值的变化曲线

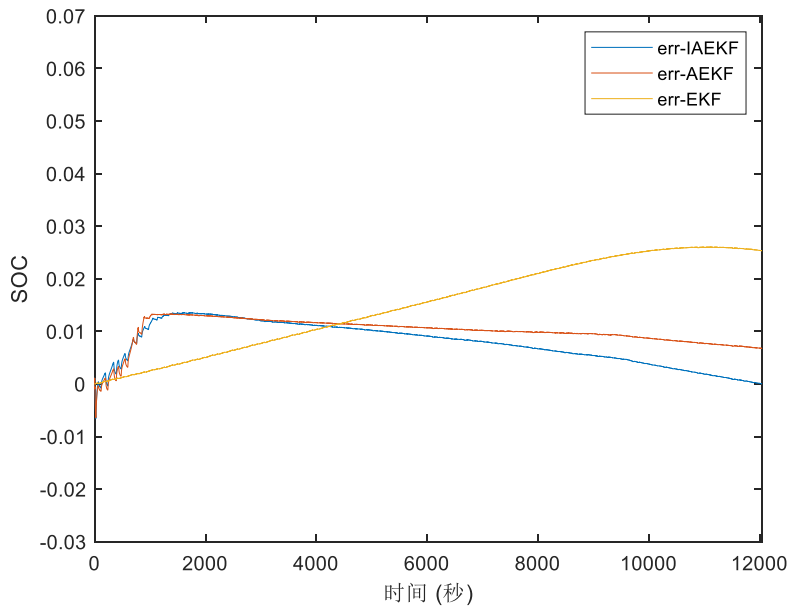


图 3-7 放电工况下不同算法下 SOC 估计值误差曲线

在放电工况下，所提算法下进行估计电池 SOC 中 MAE 值和 RMSE 值如表 3-6 所示。

表 3-6 放电工况下多种算法的 MAE 与 RMSE 值

算法	MAE	RMSE
EKF	1.515×10^{-2}	1.731×10^{-2}
AEKF	9.971×10^{-3}	1.029×10^{-2}
IAEKF	7.759×10^{-3}	8.704×10^{-3}

仿真结果表明相比 EKF 算法和 AEKF 算法，IAEKF 算法具有更为准确的估

计值。IAEKF 相较于 AEKF 在估计 SOC 的 MAE 值和 RMSE 值分别上提升了 22.2% 和 15.4%。

通过两种工况下的实验数据分别进行验证，结果证明所提算法在估计电池 SOC 具有更好的精确度。

3.5 本章小结

本章基于电池等效模型在线辨识结果，针对动力电池动态状况下的在线估计存在误差问题，在 AEKF 算法的基础上，通过引入误差权重函数进行调整自适应拓展卡尔曼的过程噪声和测量噪声，提出 IAEKF 算法用于电池 SOC 动态估计。并通过在 DST 工况和放电工况下进行了实验验证，实验结果表明本章所提 IAEKF 算法可以得到更准确的电池 SOC 估计值。

第 4 章 基于自适应因子的电池组动态均衡算法

由于各个电池单元的内在构造、重量及工作条件等方面存在着微小的差异，导致电池各单元的容量损耗随着使用时长的增加也呈现出不同的趋势，进而引起电池组内部不同单位的容量产生变化。如果不对这种状况加以调整，这些差距会持续扩大，而从动力电池的木桶效应可知，动力电池的容量由最低能量的电池单元决定，这无疑影响到整个电池组的功能表现。因此，均衡控制是电动汽车 BMS 设计中必不可少的重要环节，均衡控制的主要任务就是对电池组内的每一个电池单元的状态进行监控并实施调节，以此保证所有电池单元之间的容量达到有效的均衡。

均衡控制可以分为被动均衡和主动均衡两种控制方式。其中，被动均衡一般是通过对高能量电池单元增加平衡电阻等方式消耗掉能量，以消除电池单元之间的电量差异，从而逐渐实现一致性。虽然被动均衡实现简便，但存在一定程度上的热耗散，这可能会对整个电池组的性能产生负面影响。

而主动均衡是通过调整电池单元的充、放电过程的管理，将高能量电池单元的能量通过电路控制转移到低能量的电池单元，以达到均衡控制的目的。在这个过程中充电时，可以通过控制容量小的电池单元放电速率快于其它单体来延长其充电时间，使其容量得到充分补充。而放电时，可以通过控制容量大的电池单元先放电，使其电荷状态降低到与其它单体相同水平。这种主动均衡需要运用复杂的控制算法，系统实现也较为复杂，但能够有效降低能量损失，解决热耗散问题，从而提高整个电池组能量利用效率。

4.1 均衡变量的选择

均衡控制的变量主要有电池电压、电池 SOC 和电池容量三种参数。变量的阈值决定了均衡算法的启动和终止，而均衡变量的选择会影响整个电池组的均衡效果。

关于电池电压参数，虽然利用传感器可以对电池外部电压进行实时监控和收集，但由于电池充电与放电过程中的“滞回”现象，即便电池组均衡状态下的单个电池电压保持统一，其存储容量仍可能有所不同。而且这种“滞回”效应会使均衡

阶段产生波动，从而干扰到均衡开启或关闭的决策。因此当均衡进程中受到电池电压“滞回”的影响时，会导致电池组均衡过程出现失误。

电池 SOC 能够反映电池单元的荷电状态，不同电池单元的 SOC 能够精准反映出电池组的一致性与否，所以使用电池 SOC 进行均衡控制操作具有很好的效果。然而，电池 SOC 值无法直接获取，其计算过程较为繁琐且精确程度受到电池模型及预测方法的影响。因此，利用第三章提到的在线实时估计电池 SOC 算法，可以增强基于 SOC 为均衡变量的均衡策略的适用性。

电池容量是依赖于锂离子电池单元的可利用放电和充电容量来确定均衡参数。由于，电池当前的剩余容量并不能直接测得，通常需要经过计算才能获得。电池容量参数有助于防止过度均衡的现象发生，减少了均衡所需的时间，同时提高了能源的利用效率。不过，采用电池容量参数的主要难点在于动力电池的初始容量难以估计，且其在线估值较为复杂。此外，还需要考虑到转移容量的计算问题。随着电池工作时长的累计，电池的真实容量会逐渐下降，若未能适时修正，可能会对电池性能造成重大损害，进而打破电池的均衡状况。另一方面，因受到各种因素干扰及电池数目的增加，所有电池的实时容量更新的确给电池管理系统带来了极大的压力。

综上所述，采用电池 SOC 作为评估标准能够实时反映当前状况，更适合用于电池组均衡变量的评估。

4.2 动态情况下电池组均衡算法

针对新能源汽车在行驶过程中出现的电池组均衡问题，基于当前电池组累积差值，引入自适应因子，调节各电池单元充放电电流，引入离散度函数评价电池组各单元的一致性情况，提出基于自适应因子的电池组动态均衡算法。

算法 4.1：基于自适应因子的电池组动态均衡算法

- (1) 初始化各电池单元 SOC_i 值及电池组电池 SOC 平均值。
- (2) 更新电池组 SOC 累积差值参量 p 。

$$p = \sum_{i=1}^m |SOC - SOC_i| \quad (4-1)$$

其中， m 为电池组的数量。

- (3) 对自适应因子和充放电电流更新：

$$\begin{cases} \lambda = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m p^2} \\ L_i = \left(\frac{SOC_i}{SOC_1} + \frac{SOC_i}{SOC_2} \cdots + \frac{SOC_i}{SOC_{m-1}} + \frac{SOC_i}{SOC_m} \right)^{m^{2(1+\lambda)}} \\ I_i = \frac{L_i}{\sum_{i=1}^m L_i} I \end{cases} \quad (4-2)$$

其中， λ 表示自适应因子，随着累积差值参量 p 增大而增大； I 为标准放电电流； I_i 为各电池单元充放电电流。

(4) 更新 SOC 平均值：

$$SOC = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m SOC_i \quad (4-3)$$

其中， SOC 表示电池组 SOC 平均值； m 为电池组中电池单元的数量。

为了更好地量化所提控制策略的均衡效果，引入离散度函数来评价均衡前后电池组各单体锂电池的 SOC 变化情况，其中离散度函数的计算公式(4-4)所示。离散度越大，表明锂电池组的不一致性越大。

(5) 离散度更新

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (SOC - SOC_i)^2} \quad (4-4)$$

(6) 电池组均衡判断

$$\varepsilon \leq \varepsilon_0 \quad (4-5)$$

其中， ε 用来表征电池组的离散度，值越大说明电池组内部一致性差； ε_0 为判断电池组达到均衡的阈值； $\varepsilon \leq \varepsilon_0$ 时为电池组达到均衡状态，均衡算法停止，否则回到基于自适应因子的电池组动态均衡算法的步骤(2)更新累积差值参量 p 。

基于自适应因子的电池组动态均衡算法进行电池组动态均衡流程如下图 4-1 所示：

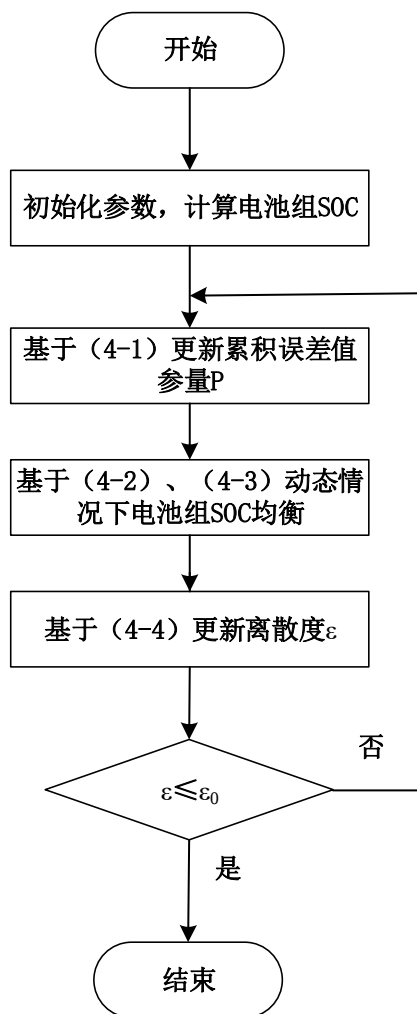


图 4-1 电池组 SOC 均衡流程图

4.3 仿真实验

进行锂电池在动态情况下主动均衡实验，模拟新能源汽车在行驶过程中放电过程。采用 DST 工况下的电流电压需求，可以更为接近模拟在真实情况下新能源汽车的使用场景。选择四组电池单元初始值分别为 SOC1=1、SOC2=0.98、SOC3=0.96、SOC4=0.89 情况下进行仿真，仿真结果如下图 4-2 所示。

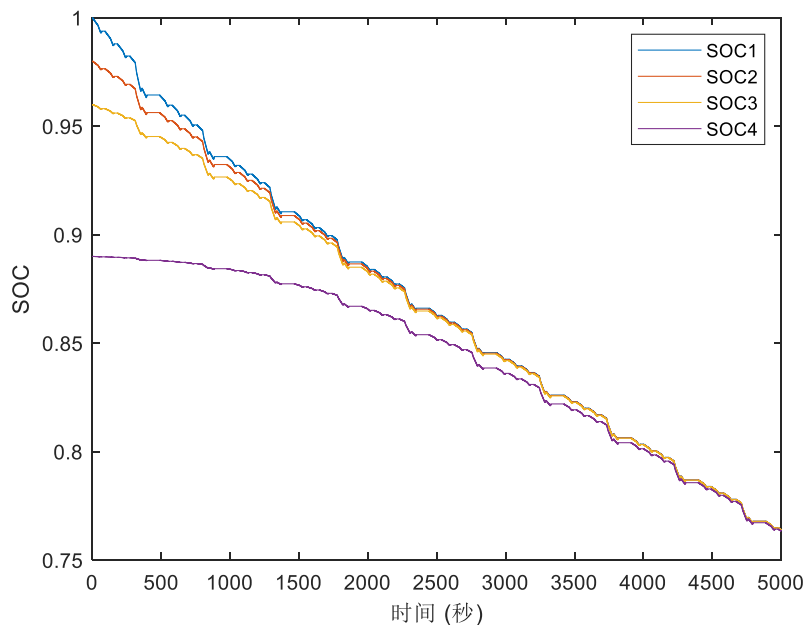


图 4-2 动态情况下电池 SOC 均衡图

由仿真结果可知，开始阶段 SOC 高的电池组放电多于 SOC 低的电池组，随着放电过程的进行，电池组之间的 SOC 差值越来越小。在整个过程中电池组的离散度如下图 4-3 所示。

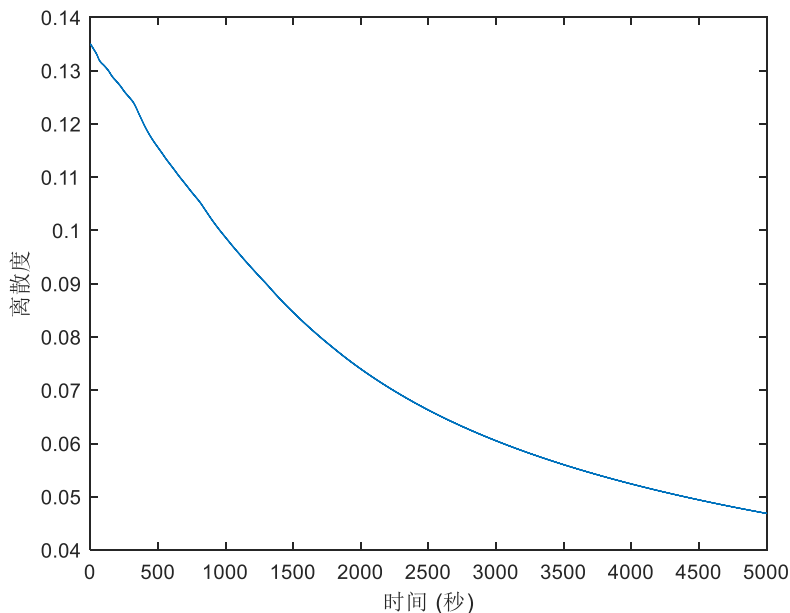


图 4-3 放电均衡过程中离散度变化图

由图 4-3 可以看出，放电过程中电池组离散度在变小，电池组之间的差异在被动态消除，说明所采用的基于自适应因子的电池组动态均衡算法对电池组均衡有着很好的效果。

4.4 本章小结

本章通过分析了电池电压、电池 SOC 和电池容量作为判断依据的利弊后，选择 SOC 作为电池组均衡的判断依据。针对新能源汽车在行驶过程中出现的电池组均衡问题，引入自适应权重系数，系数可以根据当前电池组累计差值进行调整，从而可以满足在行驶中复杂的情况，提出基于自适应因子的电池组动态均衡算法，实验验证了本文所提基于自适应因子的电池组动态均衡算法有着很好的效果。

第 5 章 总结与展望

5.1 总结

在新能源汽车快速发展下，动力电池作为一种高效的储能装置，在新能源汽车行业得到越来越广泛的应用。动力电池作为当前最炙手可热的储能装置，发挥着不可替代的作用，如何准确的估计电池 SOC 和更为高效的电池均衡策略是当前的研究热点。本文通过对现有的 SOC 估计算法与电池的工作特性进行了研究，提出了一种 IFFRLS 与 IAEKF 算法相结合的在线估计 SOC 方法；并以 SOC 均衡为目标，对电池组均衡控制策略展开了研究。论文的主要工作内容与成果如下：

(1) 基于改进型 Thevenin 模型的状态方程和输出方程，以及用于电池的 SOC 估计其离散电池状态空间方程。在 DST 工况和放电工况下分别进行仿真实验，利用基于分段遗忘因子递推最小二乘算法在线辨识获得电池等效电路模型的参数，为后续进行电池 SOC 估计提供了更为精确的参数数据。

(2) 在所建立的改进型 Thevenin 电路等效模型的基础上，选取 IAEKF 算法作为电池 SOC 的估计算法；针对 AEKF 算法准确度不足的缺点，引入误差权重函数更新过程噪声，调整误差协方差矩阵，进而间接影响测量噪声，从而提高了估计的准确度。在 DST 工况和放电工况下分别进行仿真实验，验证了本文所提出的 IAEKF 算法的有效性与准确性。

(3) 选择 SOC 作为电池组均衡的判断依据，在动态情况下，通过所提基于自适应因子的电池组动态均衡算法进行控制电池组均衡，最终达到整个电池组中各电池 SOC 一致。以此来保证电池组的正常、平稳的运行。并在工况下进行了实验，通过实验验证了本文所提基于自适应因子的电池组动态均衡算法有着很好的效果。

5.2 展望

本文所提算法应用到新能源汽车上，可以精确的估计电池 SOC，以及在动态情况下对电池组进行均衡。但在实验中未将温度考虑到模型算法中，在估计 SOC 所采用的工况实验为常温下所测，后续会补充高温以及低温下的实验，完

善在不同温度下的实验。在电池低温环境下，电池容量将会降低，后面将进一步研究锂电池内部化学反应原理，建立或者改进更精确地模型算法。本文所实现的电池 SOC 估计准确度的提升，可以为行驶里程预估和混合动力汽车中油电切换提供基础。本文未将采集和均衡模块进行级联以满足更大的电池组的采集和均衡工作，以后也将在此深入研究，受实验器材所限，本文所提算法未能在实车上进行验证，后续如有可能，将在不同车型上进行大量测试，来检验本文研究内容在实车上的效果。

参考文献

- [1] 杨仕清. 混合动力汽车发展的必要性及关键技术分析[J]. 汽车实用技术, 2021, 46 (02): 210-212.
- [2] 王瑞. 新能源车销量开年狂跌背后是市场的不断成熟[N]. 中国工业报, 2017-02-17 (002).
- [3] Fleischer C, Waag W, Bai Z, et al. Adaptive On-line State-of-available-power Prediction of Lithium-ion Batteries[J]. Journal of Power Electronics, 2019, 13(4): 516-527
- [4] 朱雅俊. 电动汽车用磷酸铁锂电池建模与 SOC 估算研究[D]. 合肥工业大学, 2020
- [5] Zhang C, Li K, Pei L, et al. An integrated approach for real-time model-based state-of-charge estimation of lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2018, 283: 24-36
- [6] Yu Z, Huai R, Xiao L. State-of-Charge Estimation for Lithium-Ion Batteries Using a Kalman Filter Based on Local Linearization[J]. Energies, 2019, 8(8): 7854-7873
- [7] 胡丽平. 基于支持向量机的动力锂离子电池 SOC 估算算法研究[D]. 湖北工业大学, 2019
- [8] 李旭. 纯电动汽车锂电池 SOC 估计算法研究[D]. 长安大学, 2021.
- [9] 王天福, 刘强, 李志强. 动力锂电池组充放电智能管理系统设计与实现[J]. 电源技术, 2011, 35(09): 1069-1071.
- [10] LIU K L, HU X S, WEI Z B, et al. Modified Gaussian process regression models for cyclic capacity prediction of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2019, 5(4): 1225-1236.
- [11] 谢国梁. 基于机器学习的锂电池组 SOC 预测及均衡控制研究[D]. 大连理工大学, 2021.
- [12] 侯延超. 机械式自动变速器选换挡执行机构位置精确控制研究[D]. 燕山大学, 2018.
- [13] 曹成荣. 考虑温度影响的磷酸铁锂电池建模及 SOC 估算研究[D]. 合肥工业大学

学,2017

- [14]刘灵,薛亚楠,胡宇.基于电池电化学反应模型的新能源汽车快充策略研究[J].汽车测试报告,2023(19):38-40.
- [15]杜焕伦,李哲帆,石琼林等.基于BP神经网络与DP等效电路的锂离子电池热耦合模型构建[J/OL].电源学报:1-12
- [16]张利东,牛志刚,刘瑛.遗传算法优化神经网络整包电池SOC估计模型[J].机械设计与制造,2023(02):189-194
- [17]岳永胜,孙冬,许爽等.锂离子电池等效电路模型的研究进展[J].电池,2023,53(06):682-686
- [18]J. Sturm, H. Ennifar, S. V. Erhard, A. Rheinfeld, S. Kosch, and A. Jossen, State estimation of lithium-ion cells using a physicochemical model based extended Kalman filter, *Appl. Energy*, vol. 223, pp. 103–123, Aug. 2018.
- [19]W. Li et al, Electrochemical model-based state estimation for lithiumion batteries with adaptive unscented Kalman filter, *J. Power Sources*, vol. 476, Nov. 2020, Art. no. 228534.
- [20]A Mondal, A. Routray,S. Puravankara, Parameter identification and co-estimation of state-of-charge of Li-ion battery in real-time on internetof-things platform,*J. Energy Storage*, 2022, Art. no. 104370.
- [21]L. Li, M. H. Hu, Y. D. Xu, etc, State of charge estimation for lithium-ion power battery based on H-Infinity filter algorithm,*Appl. Sci.-Basel*, Sep. 2020, Art. no. 6371.
- [22]C. Xu, State of charge estimation for liquid metal battery based on an improved sliding mode observer, *J. Energy Storage*, vol. 45, Jan. 2022, Art. no. 103701.
- [23]M. G. Ouyang, G. M. Liu, L. G. Lu, J. Q. Li, and X. B. Han, Enhancing the estimation accuracy in low state-of-charge area: A novel onboard battery model through surface state of charge determination, *J. Power Sources*, vol. 270, pp. 221–237, Dec. 2014.
- [24]黄莉莉,任星星,苗博博等.基于改进Rint模型锂离子电池SOC估计[J].电池工业,2022,26(04):177-180.
- [25]Waag, W.; Fleischer, C.; Sauer, D.U. On-line estimation of lithium-ion battery

- p>impedance parameters using a novel variedparameters approach. J. Power Sources 2013, 237, 260–269.
- [26]柳新, 陈自强. 基于 PNGV 模型的锂离子电池荷电状态估计[J]. 装备环境工程, 2023, 20 (11): 81-90.
- [27]温靖. 基于数据驱动的锂电池 SOC 估计研究[D].齐鲁工业大学, 2023.
- [28]李泽洋. 基于 UKF 的锂离子电池荷电状态估计研究[D]. 广西科技大学, 2019.
- [29]董策勇. 电动汽车锂离子电池模型参数在线辨识与状态联合估计[D].安徽理工大学, 2022.
- [30]陈熙嘉. 基于 EKF 的锂离子电池模型参数在线辨识与 SOC 估计方法研究[D]. 江苏大学, 2021.
- [31]Sun F,Hu X,Yuan Z,et al.Adaptive unscented Kalman filtering for state of charge estimation of a lithium-ion battery for electric vehicles[J].Fuel & Energy Abstracts,2021,36(5):3531-3540
- [32]马群.基于中心差分卡尔曼滤波的动力电池 SOC 估算研究[D].吉林大学,2019
- [33]Xia B, Lao Z, Zhang R, et al. Online Parameter Identification and State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries Based on Forgetting Factor Recursive Least Squares and Nonlinear Kalman Filter[J]. Energies, 2017, 11(1).
- [34]Wang T, Pei L, Lu R, et al. Online Parameter Identification for Lithium-Ion Cell in Battery Management System[J]. 2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, VPPC 2014, 2015.
- [35]Zhang Y, Shang Y, Cui N, et al. Parameters Identification and Sensitive Characteristics Analysis for Lithium-Ion Batteries of Electric Vehicles[J]. Energies, 2017, 11: 19.
- [36]郭敏. 动力锂电池模型参数辨识与荷电状态估计[D].安徽理工大学, 2021.
- [37]D. N. T. Hao, M. A. Hannan, M. S. Hossain Lipu, and P. J. Ker, State of charge estimation for lithium-ion batteries using model-based and data-driven methods: A review, IEEE Access, vol. 7, pp. 136116–136136, 2019
- [38]G. Q. Lian, M. Ye, Q. Wang, M. Wei, and X. X. Xu, Considering the temperature influence state-of-charge estimation for lithium-ion batteries based on a back

-
- propagation neural network and improved unscented Kalman filtering, *Int. J. Energy Res*, 18192–18211, Oct. 2022.
- [39] M. Y. Wu, L. L. Qin, G. Wu, Y. S. Huang, and C. Shi, State of charge estimation of power lithium-ion battery based on a variable forgetting factor adaptive Kalman filter, *J. Energy Storage*, 2021, Art. no. 102841.
- [40] C. Pan, Z. Peng, S. Yang, G. Wen, and T. Huang, Adaptive neural network based prescribed-time observer for battery state-of-charge estimation, *IEEE Trans. Power Electron*, 165–176, Jan. 2023
- [41] D. N. T. Hao, M. A. Hannan, M. S. Hossain Lipu, and P. J. Ker, State of charge estimation for lithium-ion batteries using model-based and data-driven methods: A review, *IEEE Access*, pp. 136116–136136, 2019
- [42] J. W. Shen, C. Zheng, X. L. Xia, and R. X. Xiao, An improved state of charge estimation method for lithium-ion battery used in a wide ambient temperature range, in *Proc. IEEE Chin. Automat. Congr*, 2019, pp. 207–212.
- [43] Szumanowski, A.; Chang, Y. Battery management system based on battery nonlinear dynamics modeling. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 2008, 57, 1425–1432.
- [44] Shi, D.; Zhao, J.; Wang, Z.; Zhao, H.; Eze, C.; Wang, J.; Lian, Y.; Burke, A.F. Cloud-Based Deep Learning for Co-Estimation of Battery State of Charge and State of Health. *Energies* 2023, 16, 3855.
- [45] Plett, G.L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 2. Modeling and identification. *J. Power Sources* 2004, 134, 262–276.
- [46] Liu, X.T.; Li, K.; Wu, J.; He, Y.; Liu, X.T. An extended Kalman filter based data-driven method for state of charge estimation of Li-ion batteries. *J. Energy Storage* 2021, 40, 102655.
- [47] Wang B, Qin F, Zhao X, et al. Equalization of series connected lithium-ion batteries based on back propagation neural network and fuzzy logic control[J]. *International Journal of Energy Research*, 2020, 44(6): 4812-4826.
- [48] Zhang E, Xu C, Liu G, et al. An active battery equalization scheme for Lithium iron phosphate batteries[J]. *Energy Procedia*, 2019, 158: 4702-4707.

- [49] 郑卫. 基于 RLS 方法的磷酸铁锂电池模型辨识及 SOC 估计策略研究[D]. 西南交通大学, 2022.
- [50] 王鲁, 王峰, 徐利菊等. 基于 FFRLS+EKF 的特定工况下铅炭电池 SOC 估计[J]. 电池, 2023, 53(05): 504-508

攻读学位期间发表的学术论文目录

[1]严回回,张艳,张佩娴,马文静,周圆.IFFRLS-IAEKF 算法的在线辨识及电池 SOC 估计[J]. 哈尔滨商业大学学报（自然科学版）.

致谢

行文至此，我的研究生学习之路也将结束，一路走来实属不易。感谢我的导师张艳老师，给了我很大的支持，不只是学习上包括在生活方面都受到了教导，学生不才，让老师为我操心了。感谢张成师兄，他是我研究生第一个接触的人，在学习上给了我很多有意义的建议，他也是我学习中的榜样。感谢符家骐师兄、危志强师兄、王远辉师兄、陈旭师兄在科研上给我的帮助。感谢张佩娴在学习中对我的帮助，以及生活中的对我的建议。感谢师妹马文静，在她身上总是能发现值得我学习的地方，她的一些经验也会让我丰富自己的阅历。感谢师妹周圆，你的到来必将使我们师门的科研成果延续下去。

感谢我的父母，虽然你们没有很高的学历，但是你们足够优秀，足够努力，是一个优秀的有主见且开明的家长。求学之路你们对我的支持就是我努力学习的动力。最后也要感谢一下自己，虽然没有取得值得骄傲的荣誉，但是对于资质平平的我来说，成为今天的自己我已经很满足。

在此，我再次向所有帮助过我的人表示衷心的感谢。这份论文的完成离不开你们的支持与帮助，你们的付出和努力将永远留在我的记忆中。感谢你们！