

摘 要

本论文对纯电动城市物流配送车关键技术中的锂电池荷电状态问题进行研究。由于电动物流汽车采用的磷酸铁锂电池的化学反应非常复杂并且具有高度的非线性性和衍生变化,使得锂电池的荷电状态估计存在一定的不可控性和误差性,因此锂电池荷电状态估计有其自身的难度和复杂性。值得注意的是纯电动物流汽车的安全性、锂电池循环使用的经济性以及续航里程信息等方面又对锂电池荷电状态估计的准确性提出了迫切的要求。所以锂电池的荷电状态估计成为纯电动物流汽车研究的关键之所在,提高磷酸铁锂电池荷电状态估计的精度值得进一步的深入研究。

首先针对纯电动物流汽车锂电池的荷电状态,以提高估计算法的精度为目的进行研究,构建了锂电池模型和整车模型进行荷电状态估计算法的设计。然后考虑了伴随锂电池反应的电化学极化和浓差极化现象,根据两种极化不同的阻抗特性,通过磷酸铁锂电池的容量、内阻、开路电压和温度等特性提出了一种分频段的锂电池等效电路模型表征方法,并且根据实际的计算能力和精度指标要求,综合确定等效电路模型的复杂度以及支撑模型阶次的选取。其次根据锂电池电化学反应的分数阶特性,将等效电路模型推广到分数阶,并且完成分数阶微分等效电路模型的离散滤波器近似与求解,然后依据递推最小二乘法的辨识思想实现对分数阶微分等效电路模型参数的辨识估计。再者对卡尔曼滤波算法用于荷电状态估计的理论进行了研究。在锂电池分数阶等效电路模型的基础上,将扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波对于非线性系统处理的不同特点对比分析,根据UT变换的思想提出了一种基于分数阶微分模型的动态切换采样无迹卡尔曼滤波算法,从而避免了扩展卡尔曼滤波由于泰勒级数展开忽略高阶项而引入的误差,并且降低了算法的复杂度。本算法在一般荷电状态估计算法的基础上融合分数阶微积分的记忆特性来达到提高估计算法精度的目的,并且对改进前后的两种荷电状态估计算法进行了对比实验仿真分析,以实验结果来表征估计算法的优越性和精确度。

最后在ADVISOR车辆仿真平台下搭建了纯电动物流汽车的整车模型,该模型以成都王牌汽车有限公司生产的纯电动厢式运输车(CDW5070XXYH1PEV)为原型,并且在典型的道路工况下对车辆运行过程进行仿真分析,实验证明了本文提出的磷酸铁锂电池荷电状态估计算法的精确性和有效性。

关键词: 纯电动物流汽车, 荷电状态, 分数阶模型, 无迹卡尔曼滤波

ABSTRACT

In this thesis, the problem of the state of charge of the lithium battery in the key technology of the pure electric city logistics distribution vehicle was studied. Due to the chemical reaction of lithium iron phosphate battery in the electric logistics vehicles was very complex and highly nonlinear and had derivative changes, the state of charge of the lithium battery was estimated to be uncontrollable and erroneous. So the estimation method had its own difficulty and complexity. There were urgent requirements for the lithium battery state of charge estimation that the safety of pure electric logistics vehicles and economy of the lithium battery recycling and mileage information etc. So the lithium battery state of charge estimation was the key of research on pure electric vehicles. It was worthy of further research about improving estimation accuracy accuracy of charge state estimation of lithium iron phosphate battery.

First, the purpose of the research was in order to improve the accuracy of estimation algorithm about the state of charge of the pure electric vehicle lithium battery. So the construction of the lithium battery model and vehicle model charge state estimation algorithm was designed. Secondly the lithium battery electrochemical reaction was with the electrochemical polarization and concentration polarization phenomenon. Considered with this and according to the impedance characteristics of the two different kinds of polarization, the thesis put forward a frequency of lithium battery equivalent circuit model characterization method according to the lithium iron phosphate battery capacity, internal resistance, open circuit voltage and temperature characteristics. And according to the actual calculation ability and precision index, the complexity of the equivalent circuit model and the selection of the model order were determined. Thirdly according to the fractional characteristics of Li cell electrochemical reaction, the equivalent circuit model was extended to fractional. And this thesis solved discrete filter approximation and solution of fractional order differential equivalent circuit model and estimated parameters of fractional differential equivalent circuit model on the basis of identification idea of recursive least squares identification. Furthermore Kalman Filter algorithm which was used to charge the theory of state estimation was studied. Based on the fractional lithium battery equivalent circuit model, this thesis compared the extended Kalman Filter to the unscented Kalman Filter on the different characteristics of the nonlinear system. Based

on the idea of UT transform, this thesis proposed an algorithm of the unscented Kalman Filtering based on fractional order differential model and dynamic switching sampling, so as to avoid the error due to the extended Kalman filter Taylor series expansion and the introduction of higher order terms that were neglected and reduce the complexity of the algorithm. This algorithm which was based on the general state estimation algorithm and the memory characteristics of the fractional order calculus could improve the accuracy of the estimation algorithm. And the two kinds of SOC estimation algorithms were compared and analyzed. The experimental results were used to characterize the superiority and accuracy of the estimation algorithm.

Finally, pure electric logistics vehicle model was built in the ADVISOR vehicle simulation platform, the model was based on the pure electric van truck CDW5070XXYH1PEV as the prototype that was produced by Chengdu WangPai Motor Co., Ltd. And this model was in typical road conditions on the running process of the vehicle for simulation analysis. The results showed that the lithium iron phosphate battery charged state estimation algorithm was accurate and effective.

Keywords: Electric Logistics Vehicle, SOC, Fractional Model, Unscented-Kalman Filtering

目 录

第一章 绪论	1
1.1 选题背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	3
1.2.1 纯电动汽车的车型概况	3
1.2.2 动力电池研究现状	3
1.2.3 等效电路模型研究现状	4
1.2.4 基于等效电路模型的SOC估计方法研究现状	4
1.2.5 基于分数阶微积分SOC估计方法的研究现状	5
1.3 本文研究目标与研究内容	6
1.4 论文的结构安排	7
第二章 磷酸铁锂电池数学模型以及参数辨识的研究	10
2.1 磷酸铁锂电池基本特性和分数阶理论	10
2.1.1 磷酸铁锂电池工作原理和阻抗特性	10
2.1.2 磷酸铁锂电池等效电路模型	12
2.1.3 分数阶微积分基本理论	16
2.2 基于分频改进的分数阶磷酸铁锂电池等效电路模型	19
2.2.1 分数阶阻抗模型	19
2.2.2 分数阶锂电池等效电路建模	19
2.2.3 基于分频的锂电池分数阶电路模型求解	21
2.3 磷酸铁锂电池分数阶等效电路模型的参数辨识和验证	23
2.3.1 最小二乘法参数估计	23
2.3.2 SOC-OCV曲线的标定	25
2.3.3 磷酸铁锂电池的参数辨识	28
2.3.4 分频分数阶等效电路模型对比验证	35
2.4 本章小结	37
第三章 基于UKF的磷酸铁锂电池SOC估计方法的研究	38
3.1 基于卡尔曼滤波的SOC估计理论	38
3.1.1 卡尔曼滤波器理论	38
3.1.2 磷酸铁锂电池SOC估算法影响因子	44
3.2 基于扩展卡尔曼滤波的SOC估计算法研究	45

3.2.1 基于EKF的锂电池SOC估计方法	45
3.2.2 EKF实验仿真	47
3.3 基于动态切换采样策略的无迹卡尔曼滤波SOC估计算法	49
3.3.1 UT变换动态切换采样策略	49
3.3.2 基于动态切换采样UKF的锂电池SOC估计算法	52
3.3.3 SOC估计实验仿真	54
3.4 本章小结	56
第四章 基于ADVISOR的SOC估计算法仿真实验	57
4.1 ADVISOR仿真软件平台	57
4.2 基于ADVISOR的纯电动物流汽车的整车模型搭建	58
4.2.1 纯电动物流汽车主要模块的建立	58
4.2.2 电池组模型的再开发与SOC估计算法集成	61
4.3 纯电动物流整车在实际工况下的SOC估计仿真验证	64
4.4 本章小节	68
第五章 总结与展望	69
5.1 总结	69
5.2 展望	70
致 谢	72
参考文献	73

第一章 绪论

1.1 选题背景及意义

随着能源逐渐枯竭和自然环境不断恶化,节能减排成为了当前国际工业发展的整体思路,新能源汽车产业的发展已经涉及到国家经济战略的部署,新能源汽车是未来汽车发展前进的方向,推动新能源汽车的发展对于减少有害气体和粉尘的排放具有积极的作用,对于改善我国现有的能源消费结构以及带动新能源相关企业的发展具有积极的指导意义。纯电动汽车也得以在推广新能源的大环境下迎来快速的发展,纯电动汽车由于自身电池组容量的限制续航里程成为制约其发展的一个重要难关,一般的纯电动汽车的续航里程在200km左右^[1],然后就需要在充电桩进行充电,而由于大多数的充电桩都设置在城市内,所以纯电动汽车在城市交通的推广会具有较小的阻力。同时国家政策也指出了相应的发展方向,根据国务院交通部2015年发布的关于新能源汽车在交通运输业发展的指导意见显示,国家积极的鼓励城市新能源汽车发展,同时也为新能源汽车在城市公共交通领域以及物流等行业设定了明确的目标。因此纯电动物流汽车的研究也得以乘上政策的东风快速发展。城市物流配送在运用纯电动技术方面拥有得天独厚的优势,首先与大部分家庭使用的小轿车相比,物流配送车行驶的路线通常是提前规划好的,因此行驶的距离会相对比较固定,从而达到事先回避里程约束和充电约束的问题。并且纯电动物流配送车补给是通过充电完成的,减少了在燃油费用上的消耗,有效的降低了物流企业运营的成本,增加企业的收益,真正的推动了绿色物流理念的发展。因此,纯电动物流车综合其成本低廉、环保清洁等优势,将具有良好的发展前景。

动力电池是影响电动汽车推广的重要因素,电池的使用寿命长短、充电时长、能量密度大小、价格等一系列因素都成为了影响纯电动汽车发展推广的关键技术难点。市场对于解决这些关键问题的需求十分迫切,这些问题的解决对于提高电池的利用率和降低电动汽车的成本起着至关重要的作用。这些参数指标都与锂电池荷电状态估计直接相关,所以在纯电动汽车在各个方面的研究中,电动车电池SOC(State of Charge)^[2]的精确估计是最基本、最重要的方面,为纯电动汽车的安全行驶、延长动力电池的使用寿命提供保证^[3]。因此对于纯电动物流汽车SOC估计的研究成为重要的课题,具有实际的意义。对于纯电动汽车而言,依赖动力电池组驱动的电机是其唯一的直接动力来源。纯电动汽车前进的驱动力来自自由锂电池组提供能量的电动机,汽车的电动机具有额定的工作功率,同时在短时间内电

动机也可以超负荷以峰值功率进行运转。电动汽车低速行驶时，电动机的输出转矩可以达到最大，功率上升，电池组电流增大，满足了车辆的起步、加速、爬坡等大转矩低车速的工况。当电动汽车正常行驶时，驱动电机运行于恒功率区，电池组的电流保持大致的恒定。纯电动物流汽车与一般的纯电动汽车相比，具有整车装备质量重、最高车速低、续航里程短、最大爬坡度小等特点，因此纯电动物流汽车的动力系统匹配参数会有所不同。与一般纯电动汽车(15kw-150kw)相比，纯电动物流汽车的功率变化范围大致在30kw-80kw之间，变化范围更趋于平缓。这就使得纯电动物流汽车运行在低速、制动频繁的城市路况时，电流值过大但是变化范围小、电池负载动态变化平缓以及电池温度偏高等特性，所以对于纯电动物流汽车的电池特性可以对传统的纯电动汽车SOC估计方法进行优化改进，提高纯电动物流汽车SOC估计精度。

如果直接通过实验测量是无法直接得到电池的荷电状态，因此就需要在测量锂电池电压和电流的基础上对电池的SOC进行算法估计^[4]。在对锂电池的荷电状态进行估计时需要用到多方面相关的知识，其中包括电化学的基本理论、非线性系统的理论知识以及系统最优参数估计等相关理论。无论是国内还是国外，锂电池SOC估计方法的研究都呈现井喷式的爆炸增长，广大学者们提出了许多优秀实用的估计算法理论，其中比较具有代表性的有开路电压法和安时积分算法，但是传统的SOC估计方法存在需要静止不能在线估计、需要大量时间、存在累计误差等问题。针对以上传统SOC估计方法存在的不足与缺陷，很多学者在SOC估计过程当中引入了基于扩展卡尔曼滤波理论的算法，但是基于扩展卡尔曼滤波的SOC估计算法的雅可比矩阵计算相对复杂，而且在进行线性化的处理中会带来一定的误差。基于无迹卡尔曼滤波的估计算法采用UT变换的方式获取一定数量的采样点逼近非线性系统的密度函数以此来得到状态量的滤波值。UKF不用计算雅可比矩阵，也不会因为线性化而引入额外的误差^[5]。UKF虽然解决了扩展卡尔曼滤波算法计算复杂的问题，但是存在对电池模型依赖性、受初值影响大等问题。针对以上问题，本文拟引入分数阶无迹卡尔曼滤波算法，依靠分数阶微积分的记忆特性来改善UKF的初值问题、模型依赖问题，提高纯电动物流汽车SOC的估计精度。

本论文研究的课题得到了四川省科技支撑计划项目（项目编号2015GZ0129、2016GZ0020）的资助，针对纯电动物流车电池SOC估计方法进行了深入研究，对电池的静态性能和动态性能进行比较分析，对动力电池模型参数进行辨识，并且对分数阶微积分和无迹卡尔曼滤波的融合进行探索实践。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 纯电动汽车的车型概况

纯电动汽车的发展始于19世纪80年代，现如今正在全球范围内如火如荼的快速发展着，几乎每天都有关于纯电动汽车的新的技术问世，其中以日本和美国在电动汽车领域的技术最为超前，美国的通用和福特集团、日本的丰田本田等企业都投入了大量的资金在纯电动或者混合动力汽车的研发上。我国在纯电动汽车领域研究的开始相对较晚，政府有关部门也意识到了问题的严重性，所以现在国家大力的推广纯电动汽车^[6]。随着政府加大激励力度以及出台相关政策扶持，电动汽车迎来快速发展。早在2012年6月份的时候，国务院就发布了与新能源汽车相关的产业发展总体规划^[7]，在该规划中指出加强新能源汽车关键核心技术研究，努力提升汽车产业水平。目前，国内的一汽、比亚迪、北汽、江淮以及国外Tesla等企业都在从事纯电动汽车研发，已经上市的电动车有Tesla的MODEL S、比亚迪秦和唐、江淮IEV、奇瑞EQ等。现在对于动力电池SOC的估计也以上述车型建模为主，这些车型的功率在100KW以上，最高速度也大于100km/h。本文的研究对象是重汽王牌的纯电动厢式运输车CDW5070XXYH1PEV，发动机的峰值功率为55KW，最高车速为80km/h。对于这种类型车型的研究目前还相对较少，只有对相似的车型纯电动客车动力总成控制策略和整车性能的研究。

1.2.2 动力电池研究现状

纯电动汽车是靠车载的电池组作为动力源来驱动的汽车，可以说动力电池组就相当于整部电动汽车的心脏。动力电池的进步可以推动纯电动汽车的发展，降低纯电动汽车的推广成本。在电动汽车电池的发展历史中主要用到了铅酸电池、镍氢电池和锂离子电池等。其中由于锂电池的高安全性、高能量比并且无污染等特点，以锂材料作为正极材料的电池现在成为了纯电动汽车最广泛采用的电池。在纯电动汽车行业中，主要用到的锂电池有三种：磷酸铁锂电池、锰酸锂电池和三元材料锂电池。磷酸铁锂电池主要由中国和美国的电动汽车生产厂家在主力推广，主要包括比亚迪、中信国安等电池生产厂家，磷酸铁锂电池的主要优点是容量都比较适中，循环寿命高并且高温的放电性能优秀，缺点是低温性能不好并且价格不便宜；锰酸锂电池主要是日本电动汽车生产厂家在推广应用，主要包括日亚化学、日产聆风等企业。锰酸锂的主要特点是低温效果优秀并且价格便宜安全性能也很突出，缺点是循环使用的次数低。三元材料是三种材料中价格最贵的，循环寿命和能力比都十分优秀，但是目前掌握的技术还不够成熟，成本太高。综合上文所述，动力电池必须要满足一定的技术特点才适合用于纯电动汽车。首先

动力电池需要有相对比较高的能量密度，这样可以降低电池组的重量以及整车的重量；然后就是电池需要有比较高的温度适用范围，可以满足纯电动汽车在不同的环境下工作行驶；还有就是电池需要安全可靠，不易燃烧和爆炸，这样在极端情况下可以保证行车人员的安全。本文所研究的磷酸铁锂电池基本满足上述的要求条件，在纯电物流汽车上得到了应用。

1.2.3 等效电路模型研究现状

关于锂电池模型的研究主要分为两个大的方向：一个是锂电池的电化学原理模型；另一个是基于经验的模型。电化学模型主要考虑的是电池发生充电和放电反应时，电池内部复杂的化学变化，包括了电池正负极的反应方程、电解质的扩散过程、电池的极化反应特性以及这些反应的衍生现象。电化学模型经过多年的发展也取得了很多显著的成果，锂电池的电化学模型主要分为单粒子模型、Shepherd模型、准二维数学模型以及Unnewhr模型等。其中，单粒子模型的主要思想是将锂电池的正负电极粒子化，将认为电池两端间的扩散反应都只发生在粒子的内部，可以看出单粒子模型表示相对简便，所以粒子模型的使用范围会比较狭窄。

电池等效电路模型是通过电路理论的知识客观全面的描述动力电池能量状态、内部特性和响应特性，正确的电池等效电路模型是纯电物流车电池SOC估计精确度的基础和保证。在动力电池SOC的估计中经典等效电路模型有以下几种：Rint模型、Thevenin模型、GNL模型和PNGV模型等，后来的研究者们提出的电池等效电路模型基本是对经典模型的扩展和完善。其中比较有代表性的有二阶RC环等效电路模型，该模型将GNL等效电路模型进行了简化，降低了1个模型的阶数，这使得计算电池响应和估算动力电池的内部状态时效率更高，并且可以对电池进行大数据量的参数辨识实验。同时该模型又可以充分的描述电池的动态特性，保持电池的非线性，使得具体工程实现是可行并且有价值的。有研究者提出了高阶的PNGV模型，通过在原有的PNGV模型中增加一个RC环节来描述电池的极化反应，可以更精确地模拟出电压缓慢变化的趋势和电极材料中阻抗的变化。对于确定的电池等效电路模型，一般采取最小二乘法来对模型的参数进行辨识。但是模型的参数是会随着放电倍率、极化电压和电池健康状态而变化的，所以不变的模型参数会降低模型的精度。

1.2.4 基于等效电路模型的SOC估计方法研究现状

在纯电动汽车领域的研究中，对电池荷电状态估计的研究一直是待解决的关键问题和难点，电池荷电状态估计的精确度直接影响着电池组的利用率和电动汽

车的性能。对于电动汽车SOC估计的方法大体上可以分为两类：一类是根据测量实验推导的非模型方法；另一类是基于电路模型进行测量的估计方法。非模型算法主要包括了安时积分法、直接放电测量法和开路电压测试法。基于模型的算法主要包括维纳滤波的算法、卡尔曼滤波算法以及基于神经网络的算法等。安时积分法的显著特点是简单易行，该算法的基本思想是通过积分的方式记录下从开始电池开始使用到当前时间所有的耗电量，并且通过与电池起始容量的差值就可以得出当前的剩余电量。但是由于该方法是通过积分的方式，所以误差也会不断的被保留积累下来，所以算法后期运行的精确度会有所下降，导致较大的误差。

开路电压法的基本原理是电池的荷电状态和电池的开路电压之间存在着隐含的函数关系，因为这两者都是直接与电池内部的材料以及电池当前的自身状态相关的。开路电压法首先要完成锂电池SOC-OCV曲线的标定，推导出两者之间的函数方程，然后就可以通过当前时刻的开路电压求出锂电池的当前荷电状态。开路电压法有一个显著的缺点是不能进行在线实时的SOC估计，因为开路电压的测量必须是要等到电池足够静止的状态下测量。

基于等效电路模型的SOC估计方法中主要运用的是卡尔曼滤波算法和粒子滤波算法。对卡尔曼滤波估计算法的改进主要有两种：基于扩展卡尔曼滤波（*extended kalman filter*，简称EKF）理论和基于无迹卡尔曼滤波（*unscented kalman filter*，简称UKF）理论的SOC估计算法。基于扩展卡尔曼滤波的估计算法是为了将卡尔曼滤波算法应用于非线性的动力电池系统而对卡尔曼滤波算法做的一种改进，其核心思想是将非线性的系统进行线性化处理，通过输入和输出数据拟合出一个与原非线性系统近似的线性化系统，然后再对线性化系统运用卡尔曼滤波算法的思想进行处理。基于扩展卡尔曼滤波的SOC估计算法的雅可比矩阵计算相对复杂，而且在进行线性化的处理中会带来一定的误差^[8]。基于无迹卡尔曼滤波的估计算法采用UT变换的方式获取一定数量的采样点逼近非线性系统的密度函数以此来得到状态量的滤波值。UKF不用计算雅可比矩阵，也不会因为线性化而引入额外的误差。粒子滤波器适用于任意的非线性系统，在动力电池的SOC估计中可以取得比较好的估计精度，是一个真正意义上的非线性状态估计器。但是粒子滤波器存在的固有的粒子匮乏特性以及相对较大的计算量使其在SOC估计的实际应用中表现出较差的性能和精度。

1.2.5 基于分数阶微积分SOC估计方法的研究现状

分数阶微积分理论与经典的牛顿微积分理论不同，是将经典的微积分理论做了任意阶次的推广，从而扩大了微积分的应用范围，因此近年来关于分数阶微积

分的研究如雨后春笋般蓬勃发展。在当前分数阶微积分的应用研究中, 分数阶微积分已经在各个领域取得了很好的发展, 其中包括物理材料领域、信号处理领域、生物医学研究领域等, 并且在这些领域的实际应用中取得了不错的效果。

在信号处理方面, 分数阶微积分可以用于分数阶模型系统参数的辨识, 根据系统的输入和输出来确定模型的未知参数向量; 其次就是分数阶微积分可以构建信号处理中的时延器并且通过分数阶的采样策略来构建新的信号; 然后就是分数阶微积分在信号处理方面的应用还可以表现为可以进行分数阶滤波器的设计来降低处理过程的误差。在物理材料领域, 分数阶微积分的理论也起到了举足轻重的作用。例如对于动力学中不同扩散现象的描述, 能够使得构架的扩散模型更加的准确, 具有更大的包容性。然后还有基于分数阶的布朗运动描述、对流散布建模、Cauchy问题求解、电极描述等问题都得到了深入的研究和发展。

在控制系统领域, 许多研究人员从不同的角度对控制系统进行了分数阶的推广, 主要包括了分数阶控制系统的描述问题, 以及现有的控制理论向分数阶推广的步骤和方法, 还有就是建立了分数阶模型后如何进行模型求解和分数阶模型参数辨识的问题。其中, 自适应控制、柔性控制和多物理系统也成为了分数阶理论扩展研究的热点和难点。

总之, 从上述可以看出分数阶微积分理论的研究几乎覆盖了所有的领域, 但是分数阶微积分在动力电池SOC估计方面的应用研究还相对较少, 并且现在的研究主要集中在基于分数阶理论的动力电池动态模型上, 将分数阶微积分理论直接应用于SOC估计算法的研究还不够成熟。四川大学的蒲亦非博士等人对于分数阶微积分在现代信号处理中的运用进行了深入的研究, 指出了分数阶无迹卡尔曼滤波的可行性, 所以将分数阶无迹卡尔曼滤波技术引入并用于动力电池的SOC估计是可行的, 具有实际的价值意义。

1.3 本文研究目标与研究内容

本论文围绕纯电动物流车电池SOC估计算法的匹配优化和精度的提高进行研究。从磷酸铁锂电池的工作原理和阻抗频率特性, 进一步确定分数阶等效电路模型, 并且根据活化极化和浓差极化做分频段的离散近似表征来确定模型参数特征值。然后基于分数阶的等效电路模型的状态方程和测量方程进行卡尔曼滤波器的设计和对磷酸铁锂电池SOC估计算法进行对比分析。最后针对成都王牌汽车有限公司生产的纯电动厢式运输车和CYC_UDDSHDV实际道路工况进行实例仿真分析。本文主要工作包含以下几个方面:

(1)分析纯电动物流汽车在功率、扭矩、电池组容量、电池组电流电压特性与一般的电动轿车的区别，根据电动物流车的这些特性，建立电动物流车的整车模型。

(2)分析比较了目前常用的动力电池等效电路模型，对Rint模型、PNGV模型、GNL模型等模型的优缺点进行总结归纳。并在对二阶RC等效电路模型进行分数阶扩展优化的基础上，考虑到电动物流车电池极化状态的不同阻抗特性，分频段对等效电路模型进行离散化近似求解，同时完成磷酸铁锂电池模型参数的辨识得到状态方程和测量方程。

(3)在分数阶等效电路模型的基础上，运用卡尔曼滤波算法进行电池荷电状态的估计，将分数阶微积分的记忆特性和无迹卡尔曼滤波的反馈特性相结合，更准确地模拟出电池的动态特性，以达到提高电池SOC估计精确度的目的。并且在无迹卡尔曼滤波算法中提出了一种动态切换采样的策略，以达到改善估计算法计算复杂度的目的。然后在电池动态参数模型上实现基于EKF的SOC估计和基于UKF的SOC估计，将两种SOC估计效果进行比较验证。

(4)引入ADVISOR仿真环境，搭建电动物流车的整车模型并匹配相应参数，选取不同的城市道路实际工况进行整车仿真实验，并基于ADVISOR所提供的数据在Matlab中进行两种卡尔曼滤波算法SOC估计效果的对比验证。

为实施上述内容，规划了如图1-1所示的技术路线图：通过对纯电动物流汽车电池组电路特性进行分析，深入研究磷酸铁锂电池的动态特性，采用锂电池组的二阶RC等效电路模型来表征电池组特征参数，引入分数阶微积分的方法计算等效电路的电流和电压特性，在此基础上对基于卡尔曼滤波的SOC估计算法进行深入研究，采用无迹卡尔曼滤波算法对纯电动物流汽车的电池进行SOC估计，以提高纯电动物流汽车电池SOC估计精度。

1.4 论文的结构安排

本文主要研究纯电动物流汽车电池组的非线性特性、电池组的数学模型与参数辨识、分数阶微积分和无迹卡尔曼滤波估计SOC等内容，主要章节内容安排如下：

第一章：绪论。首先对纯电动物流汽车电池SOC的背景和国内外研究现状进行了总结并与一般的纯电动轿车进行比较分析，进而得出纯电动物流汽车电池组的特点，从而得出本论文的研究内容、技术路线及结构安排。

第二章：磷酸铁锂电池数学模型的研究。基于电化学理论分析锂电池的电化学过程和非线性特性，在此基础上比较了几种等效电路模型，并验证本文所选择

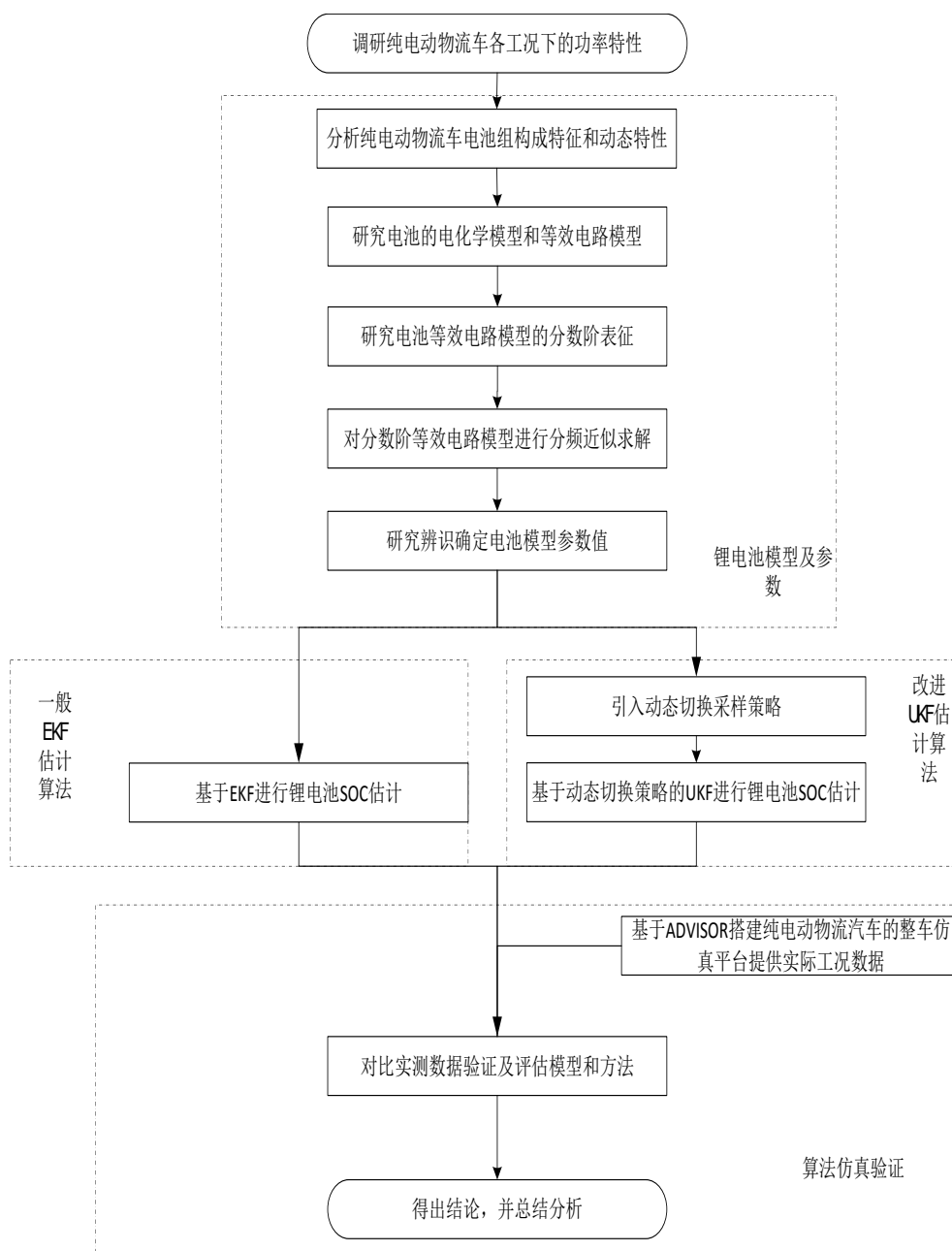


图 1-1 研究方案路线图

的二阶RC模型的有效性和准确性，然后利用最小二乘法对锂电池等效电路模型中的参数进行动态的辨识。

第三章：磷酸铁锂电池SOC估计方法的研究。首先对扩展卡尔曼滤波的理论进行介绍，研究将无迹卡尔曼滤波引入到锂电池SOC估计的方法，分析分数阶微积分理论在锂电池等效电路中的运用，基于分数阶的无迹卡尔曼滤波对锂电池进行SOC估计并与一般的无迹卡尔曼滤波SOC估计进行对比，以此来表明分数阶无迹卡尔曼滤波的SOC估计精度。

第四章：基于ADVISOR的SOC估计算法仿真实验。在ADVISOR平台下搭建中国重汽集团成都王牌商用车公司旗下的纯电动厢式运输车(CDW5070XXYH1PEV)的整车模型，将模型运用于不同的实际道路工况下来进行仿真实验，并根据ADVISOR仿真平台得到的仿真数据来进行锂电池SOC估计的仿真实验。

第五章：总结与展望。总结本文在纯电动物物流汽车SOC估计领域所做的工作，描述达到的目标以及存在的不足，并对未来在此领域的研究路线和方向进行展望。

本论文的结构安排如图1-2所示。

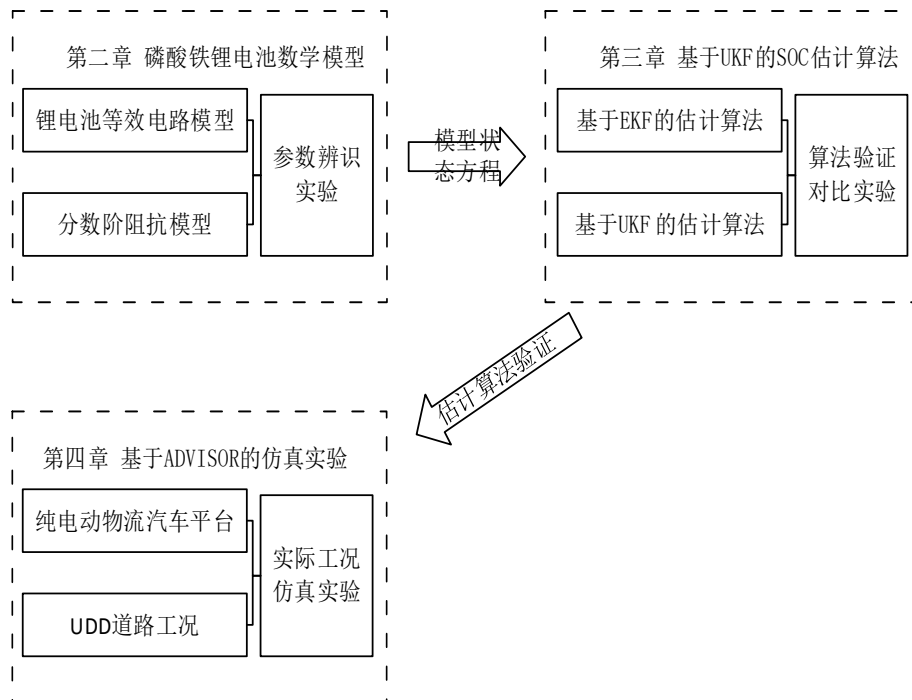


图 1-2 论文组织结构图

第二章 磷酸铁锂电池数学模型以及参数辨识的研究

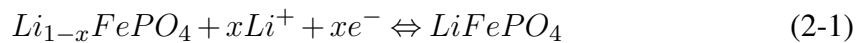
本文所研究的纯电动物流汽车主要使用的磷酸铁锂电池组，所以本章针对磷酸铁锂电池的内阻、极化电阻和电池容量等参数进行实验分析，并且比较研究电池的各种参数在不同温度和放电情况下的变化。在理论分析的基础上，对磷酸铁锂电池进行建模，建立电池的状态输出方程，作为下一章电池SOC估计的基础。因此合适精确的电池数学模型可以提高磷酸铁锂电池SOC估计的精度，是实现电池SOC估计的关键。

2.1 磷酸铁锂电池基本特性和分数阶理论

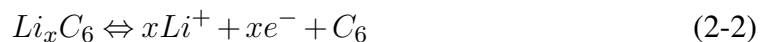
2.1.1 磷酸铁锂电池工作原理和阻抗特性

磷酸铁锂电池与钴酸锂和锰酸锂等锂电池相比具有更高的安全性能，这也是现在磷酸铁锂被广泛用于电动汽车的主要原因，并且磷酸铁锂电池不含任何的重金属，能够有效减少对于环境的污染，更加环保。电池是由正极、负极、电池隔膜、电解质和电池外壳等部分组成的，电池各部分组成的材料或者工艺不同导致了对电池价格和性能参数的差异性。磷酸铁锂电池是由橄榄石结构的磷酸铁锂($LiFePO_4$)材料作为锂电池的正极，由石墨材料作为锂电池的负极，中间一般由高强度薄膜化的聚烯烃多孔膜作为锂离子电池的隔膜。磷酸铁锂电池主要依靠锂离子 Li^+ 在正极与负极之间来回的移动来实现电池的充电和放电反应，在锂电池发生放电现象的过程中，锂离子 Li^+ 通过电池中间部分的隔膜从负极向正极移动，在锂电池发生充电反应的过程中，锂离子 Li^+ 与放电相反的通过电池中间的隔膜从正极方向向负极方向移动^[9]。磷酸铁锂电池的正极和负极反应如下：

正极化学式：



负极化学式：



总反应化学式：



电池的电化学特性可以通过电池的电化学模型来表征，主要包括了锂离子扩散的过程、对电解液迁移过程的描述、电池热量的产生与传导以及锂电池电流和

电动势之间的变化^[10]。锂电池的电动势反应了电池对外做工的能力，电池的电动势主要由电池的正负极电势、电解液电势和电池的极化电势组成，电池的极化是由电池内部有电流流过时损耗所产生的。根据电池组的电化学参数直接建模在实践中是有极大的困难的，但是通过对锂电池组电化学特性的分析，可以辅助电池等效电路模型的设计。

(1)容量特性

电池的容量特性是进行锂电池SOC估计的重要参数，它与电池的环境温度、充放电次数、电池的充放电电流倍率等因素直接相关。磷酸铁锂电池的容量特性会随着放电倍率的提高而呈现下降规律，但是与铅酸等锂电池相比，磷酸铁锂电池的容量变化相对平缓^[11]。

(2)内阻特性

当锂电池电极上没有电流通过时，电池正负极件的电势差称为开路电压。当锂电池接通负载放电时，电池会有电流通过导致锂电池电压下降。这是由于锂电池内部材料形成了欧姆内阻并且在发生电化学反应的同时电池内部存在极化现象形成了极化内阻。欧姆内阻的大小是由组成锂电池的电解质以及正负极材料等因素决定的，极化内阻的形成原因是锂电池内部存在的极化反应。磷酸铁锂电池的极化现象主要分为两种，一种是浓差极化反应，另一种是活化极化反应。浓差极化是由于电池内部离子扩散的速率小于在电池电极表面发生化学反应的速率引起的，活化极化主要是由于电池电极的电化学反应引起的。一般随着电池使用时间的增加，电池的欧姆内阻和极化内阻都会相应的增大。

(3)开路电压特性

磷酸铁锂电池处于非工作状态下，电池正负极之间的电压差叫做开路电压。一般来说电池的开路电压是在锂电池充电或者放电后静置一段时间后测得的电池电压的稳定值，开路电压稳定的表征了锂电池的荷电状态，提高电池开路电压的测定的精确度就可以更好的估计电池的荷电状态。磷酸铁锂电池的OCV-SOC曲线呈现出来的特点是在开始和结尾都呈现出比较陡峭的形态，在整个曲线的中间会比较平坦。

(4)温度特性

锂电池组的温度特性主要受到环境温度、电池组热管理和电池自身化学反应释放热量的影响。磷酸铁锂电池组的容量特性、内阻特性和开路电压特性都受到温度特性的影响，温度越低内阻越大，锂电池组可以放出的电量则越小，高温时电池组的容量则会缓慢的增大^[12]。锂电池组的开路电压和荷电状态曲线也会随着温度的不同而有所变化。

磷酸铁锂电池的阻抗特性可以表征电池两端的电压和通过电流的关系，阻抗一般采用复数表示，在不同频率电压作用下测得的阻抗就形成锂电池的阻抗谱。锂电池阻抗谱的研究是表征锂电池动态特性的主要方法之一，阻抗谱可以很好的表征锂电池的欧姆内阻特性和极化内阻特性，因此关于锂电池阻抗谱的研究在SOC估计和SOH估计方面也有广泛的应用。文献^[13]对不同锂电池SOC状态下的阻抗谱进行了分析研究，文献^[14]也对阻抗谱的变化规律进行了深入研究，锂电池的阻抗谱在不同的SOC状态下会有不同的形状，但是阻抗谱曲线的变化趋势是一致的。阻抗谱主要可以分为三个区域：高频部分、中频部分和低频部分。高频区域表征的是锂电池的欧姆极化内阻，中频区域可以表示锂电池的活化极化内阻，低频区域表示锂电池浓差极化内阻。从锂电池的阻抗谱也可以看出在SOC处于高位时，电解质表面的电荷转移状态活跃，活化极化内阻减小；锂离子的扩散行为也更活跃，导致锂电池的浓差极化内阻减小。锂电池的阻抗谱^[15]如图2-1所示。

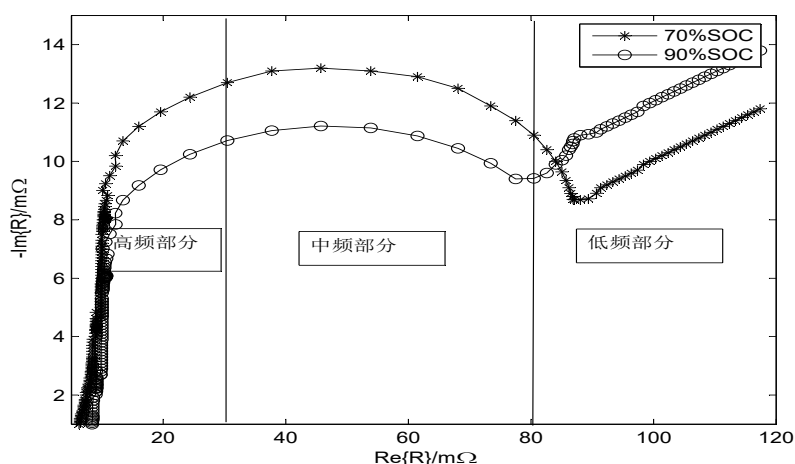


图 2-1 锂电池的阻抗谱曲线

2.1.2 磷酸铁锂电池等效电路模型

电池的模型可以描述其工作特性与环境、材料等影响因素的关系，合适的电池模型可以准确的描述电池的极化特性和响应特性，即锂电池组的开路电压、极化内阻、欧姆内阻、温度特性和锂电池组容量之间的内在关系。现在比较普遍的研究锂电池的模型主要有电化学模型、神经网络模型和等效电路模型。

电化学模型主要研究锂电池在充放电过程中发生化学反应的电化学现象。一般通过复杂的偏微分方程来描述锂电池电压和电流的输入输出关系，锂电池的电化学模型主要是基于化学反应原理建立的，包括了电化学过程、固相扩散过程、液相扩散过程和热模型这几个部分，主要是从电池的微观组成上描述电池的特

性。优点是锂电池的电化学模型精度非常高，缺点是计算相对复杂，很难用于锂电池组荷电状态的实时估计^[16]。锂电池的神经网络模型是在人工神经网络理论的基础上，通过大量的学习数据训练锂电池的模型，以此来表征锂电池的动态特性。神经网络模型的优点是表征非线性系统的性能好、自适应能力强，但是缺点是需要海量的学习数据进行训练，导致工程量的急剧增加^[17]。

锂电池的等效电路模型是基于物理电路原理，采用电容、电阻等电路的基本元器件来模拟电池充放电过程的动态反应特性。对于锂电池的不同组成部分，采用相应额电子元件进行对应描述。在实际的工程应用中，等效电路模型可以方便的表示电池的工作状态，电池参数的计算量适中，不需要大量的数据进行训练，精度能够满足实际工程的要求。所以锂电池的等效电路模型是目前纯电动汽车管理系统研究使用最广泛的模型。在磷酸铁锂电池的荷电状态估计的研究中，经典的等效电路模型有Rint模型^[18]、一阶RC模型、PNGV模型和高阶RC模型等。

(1)常见的等效电路模型

(a)一阶RC模型，如图2-2所示。

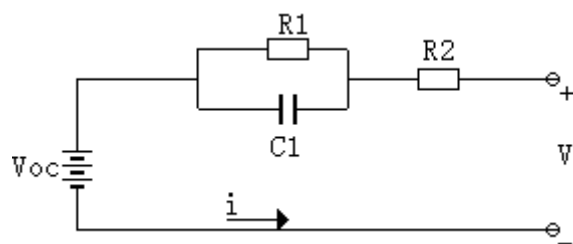


图 2-2 一阶RC模型

一阶RC模型由一个RC并联电路、一个恒定电阻R2和一个电压源Voc组成。在电路模型中R2代表的是锂电池的欧姆内阻，R1代表电池的极化内阻，电压源Voc代表电池的开路电压。一阶RC模型对锂电池的极化特性进行了描述，可以比较准确的描述锂电池的动态特性，结构也比较简单。

(b)PNGV模型，如图2-3所示。

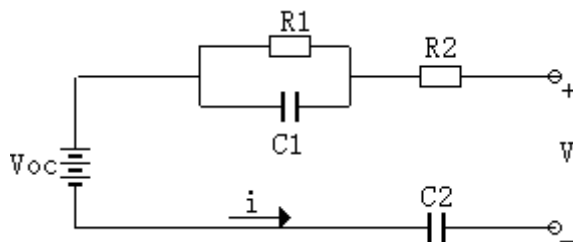


图 2-3 PNGV模型

PNGV模型^[19]是2001年发表的《PNGV电池试验手册》中提出的标准电池等效电路模型，在一阶RC模型的基础上增加了一个电容C2，用来描述电流充放电过程中电极上的电压在时间上的累积变化，因此PNGV模型具有很好的动态特性，可以更准确的表述锂电池结构和反应特征。

(c)二阶RC模型，如图2-4所示。

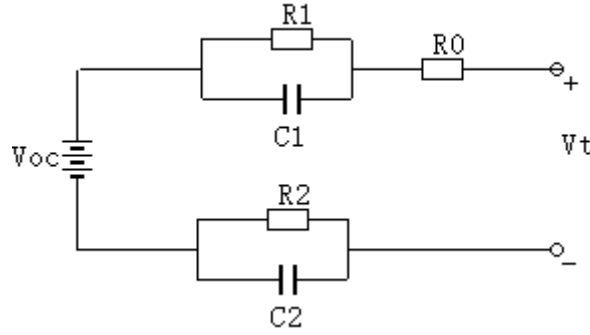


图 2-4 二阶RC模型

二阶RC模型在一阶RC模型的基础上增加了一个RC环，对锂电池的电化学极化和浓差极化进行了分别建模，可以比较准确的描述电池的动态特性^[20]。

(2)纯电动物流汽车SOC估计模型的选取

在上文中按照从易到难的顺序简单介绍了锂电池研究中采用的等效电路模型，二阶RC模型在表征电池的物理意义时特征明确，并且覆盖了锂电池的基本特性，二阶的模型也在计算机处理能力的范围之内，在实际工程中可以实现模型参数的实时辨识，满足锂电池的动态特性，具有适合的工程实用价值。本文选用的是二阶RC模型，二阶RC模型的状态方程如下式^[21]：

$$\begin{cases} \dot{u}_1 = \frac{i}{C_1} - \frac{u_1}{R_1 C_1} \\ V_t = V_{oc} - u_1 - u_2 - i R_0 \\ \dot{u}_2 = \frac{i}{C_2} - \frac{u_2}{R_2 C_2} \end{cases} \quad (2-4)$$

其中C1表示由锂离子在电解质中转移的过程导致的电容，C2表示由锂离子自身的扩散过程引起的电容，R1由锂离子转移引起的电阻，R2由锂离子扩散引起的电阻。将式2-4中的 $u_1 + u_2$ 看成极化电阻的整体，则：

$$u_{RC} = u_1 + u_2 = V_t - V_{oc} - i R_0 \quad (2-5)$$

将式2-5中两个RC回路组成的阻抗进行离散化得到如下式的阻抗函数：

$$Z_{rc}(s) = \frac{R_1}{1 + \tau_1 s} + \frac{R_2}{1 + \tau_2 s} = \frac{b_0 + b_1 s}{1 + a_1 s + a_2 s^2} \quad (2-6)$$

将阻抗函数的传输方程离散化，就可以得到离散的差分方程如下：

$$u_{rc}(k) = b_1 I(k-1) + b_2 I(k-2) - a_1 u_{rc}(k-1) - a_2 u_{rc}(k-2) \quad (2-7)$$

$$\begin{cases} a_1 = a_1 * T_s / a_2 - 2 \\ a_2 = 1 + T_s^2 / a_2 + a_1 * T_s / a_2 \\ b_1 = b_1 * T_s / a_2 \\ b_2 = (b_0 * T_s - b_1) * T_s / a_2 \\ a_1 = \tau_1 + \tau_2 \\ a_2 = \tau_1 * \tau_2 \\ b_1 = R_1 + R_2 \\ b_2 = R_1 * \tau_2 + R_2 * \tau_1 \end{cases} \quad (2-8)$$

将式转换为最小二乘法的标准形式：

$$u_{rc}(k) = [-u_{rc}(k-1) - u_{rc}(k-2) I(k-1) I(k-2)] [a'_1 a'_2 b'_1 b'_2]^T + e(k) = h^T(k) \theta + e(k) \quad (2-9)$$

式中

$$h(k) = \begin{bmatrix} -u_{rc}(k-1) & -u_{rc}(k-2) & I(k-1) & I(k-2) \end{bmatrix}^T \quad (2-10)$$

$$\theta = [a'_1 a'_2 b'_1 b'_2]^T = [\theta_1 \theta_2 \theta_3 \theta_4]^T \quad (2-11)$$

对于采样数据为N的数据，由准则函数来保证J(θ)最小。

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^N [e(k)]^2 = (u_N - H_N \theta)^T (u_N - H_N \theta) \quad (2-12)$$

其中，

$$H_N = \begin{bmatrix} h^T(1) & \dots & h^T(k) & \dots & h^T(N) \end{bmatrix}^T \quad (2-13)$$

对式2-12按照θ求导等于0可得：

$$\hat{\theta} = [H_N^T H_N]^{-1} H_N^T u_N = \left[\sum_{i=1}^N h(i) h^T(i) \right]^{-1} \left[\sum_{i=1}^N h(i) u_{rc}(i) \right] \quad (2-14)$$

定义

$$P^{-1}(k) = H_k^T H_k = \sum_{i=1}^k h(i) h^T(i), H_k = \begin{bmatrix} h^T(1) & h^T(2) & \dots & h^T(k) \end{bmatrix}^T \quad (2-15)$$

其中 $h(i)$ 为列向量，二阶RC等效电路模型未知系数为4，这 $P(k)$ 是 4×4 的方阵。

$$P^{-1}(k) = P^{-1}(k-1) + h(k)h^T(k) \quad (2-16)$$

则经过变换后得到系数递推估算值：

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= -[H_k^T H_k]^{-1} (H_k)^T u_k \\ &= P(k) \left[\sum_{i=1}^k h(i) u_{rc}(i) \right] = \hat{\theta}(k-1) + P(k) h(k) \left[u_{rc}(k) - h^T(k) \hat{\theta}(k-1) \right] \end{aligned} \quad (2-17)$$

设定增益矩阵为 $K(k) = P(k) I(k)$ ，经过上述变换得到系数的估算值：

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= -[H_k^T H_k]^{-1} (H_k)^T u_k = P(k) \left[\sum_{i=1}^k h(i) u_{rc}(i) \right] \\ &= \hat{\theta}(k-1) + P(k) h(k) \left[u_{rc}(k) - h^T(k) \hat{\theta}(k-1) \right] \end{aligned} \quad (2-18)$$

求解 $K(k)$ 和 $P(k)$ 矩阵，可求解出二阶RC等效电路模型系数的估算值。

2.1.3 分数阶微积分基本理论

分数阶微积分始于Mandelbrot提出的分形学说，至今已经发展了300多年。分数阶理论是在整数阶微积分理论的基础上进行扩展，并且分数阶微积分理论已经在电化学、控制理论和图像处理等领域得到了很好的工程应用，具有相当的优越性^[22]。

(1) 分数阶微积分时域定义

分数阶微积分有三种常用的时域定义，他们分别为Grünwald – Letnikov定义、Riemann – Liouville定义、Caputo定义^[23]。不同的分数阶微积分时域定义之间既存在联系又相互区别。

(a) Grünwald – Letnikov定义(G-L定义)

G-L分数阶微分定义如下式：

$${}_a^G D_t^\nu f(t) = \lim_{h \rightarrow 0} f_h^{(\nu)}(t) = \lim_{nh \rightarrow t-a} h^{-\nu} \sum_{\gamma=0}^n \begin{bmatrix} \nu \\ \gamma \end{bmatrix} f(t - \gamma h) \quad (2-19)$$

上式中，右边上标 ν 表示分数阶微分阶数的正实数，下标 a 和 t 分别表示积分的上下限，左边上标G表示是分数阶微积分的G-L定义^[24]，并且

$$\begin{bmatrix} \nu \\ \gamma \end{bmatrix} = \frac{\nu(\nu+1) \dots (\nu+\gamma-1)}{\gamma} \quad (2-20)$$

G-L分数阶积分定义:

$${}_a^G D_t^\nu f(t) = \sum_{i=0}^n \frac{f^{(i)}(\alpha)(t-\alpha)^{-\nu+i}}{\Gamma(-\nu+i+1)} + \frac{1}{\Gamma(-\nu+n+1)} \int_{\alpha}^t (t-\tau)^{-\nu+n} f^{(n+1)}(\tau) d\tau \quad (2-21)$$

上式中, 右边上标 ν 表示分数阶积分阶数的负实数, $\Gamma(t) = \int_0^\infty e^{-x} x^{t-1} dx$ 为Gamma函数^[25], Gamma函数可以看成是阶乘函数的推广, 定义域包括了整个实数域。Gamma函数性质如下:

$$\Gamma(0) = \pm\infty, \Gamma(1) = 1, \Gamma(n+1) = n\Gamma(n), n = 0, 1, 2, \dots \quad (2-22)$$

从上式中可以看出Gamma函数的迭代性质。

(b) *Riemann - Liouville*定义(R-L定义)

*Riemann - Liouville*定义是在G-L定义的基础上进行的改进, 满足G-L定义中的交换律和线性可加性等性质, 是工程运用更多的一种分数阶微积分定义^[26]。R-L分数阶微分定义:

$${}_a^R D_t^\nu f(t) = \begin{cases} \frac{d^n f(t)}{dt^n}, \nu = n \in N \\ \frac{d^n}{dt^n} \frac{1}{\Gamma(n-\nu)} \int_{\alpha}^t \frac{f(\tau)}{(t-\tau)^{\nu-n+1}} d\tau, 0 \leq n-1 < \nu < n \end{cases} \quad (2-23)$$

从上式中可以看出, R-L定义的分数阶微分是先通过Gamma函数进行 $n-\nu$ 阶积分的运算, 然后再进行 n 阶的微分运算。R-L分数阶积分定义:

$${}_a^R D_t^\nu f(t) = \frac{1}{\Gamma(-\nu)} \int_{\alpha}^t (t-\tau)^{-\nu-1} f(\tau) d\tau, \nu < 0 \quad (2-24)$$

(c) Caputo定义

为了达到更简洁的求解微分方程组的目的, 对G-L定义进行改进, 使得在求解传输函数的拉普拉斯变换时更加方便, 提出了Caputo定义。与R-L定义不同, Caputo定义是先进行 n 阶的微分, 然后再进行 $n-\nu$ 阶的积分运算。Caputo定义^[27]便于对初始值得物理意义进行描述, 更适合与工程实用。

$${}_a^{Caputo} D_t^\nu f(t) = \frac{1}{\Gamma(n-\nu)} \int_{\alpha}^t (t-\tau)^{n-\nu-1} f^{(n)}(\tau) d\tau, 0 \leq n-1 < \nu < n, n \in R \quad (2-25)$$

(2)分数阶微积分的拉氏变换域定义

传输函数的拉式变换时实际工程中重要的一种工具方法, 特别是在对微分方程的求解中, 通过将实数域中的微分方程组转化为复数域的代数方程组求解, 往往可以有效的减少运算量。将分数阶微积分的定义 ${}_a D_t^{-\nu} f(t)$ 简记为 $D^{-\nu} f(t)$, $f(t), t \in [0, t]$ 为实信号, 则 $f(t)$ 的拉氏变换为:

$$f(t) \xrightarrow{LT} \hat{f}(S) \quad (2-26)$$

那么G-L定义阶数为 ν 的分数阶微分的拉氏变换的表达式为:

$$D^\nu f(t) \xleftrightarrow{LT} S^\nu \hat{f}(S) \quad (2-27)$$

则G-L定义阶数为 ν 的分数阶积分的拉氏变换的表达式为:

$$D^{-\nu} f(t) \xleftrightarrow{LT} S^{-\nu} \hat{f}(S) \quad (2-28)$$

R-L定义阶数为 ν 的分数阶微分的拉氏变换的表达式为:

$$D^\nu f(t) \xleftrightarrow{LT} S^\nu \hat{f}(S) - \sum_{i=0}^{n-1} S^i \left[D_f^{v-i-1}(t) \right]_{t=0}, n-1 \leq \nu < n \quad (2-29)$$

Caputo定义阶数为 ν 的分数阶微分的拉氏变换的表达式为:

$$D^\nu f(t) \xleftrightarrow{LT} S^\nu \hat{f}(S) - \sum_{i=0}^{n-1} S^{v-i-1} [D^i f(t)]_{t=0}, n-1 \leq \nu < n \quad (2-30)$$

从以上式子可以看出, 如果实数信号 $f(t)$ 在 $t=0$ 时刻的初值为0并且 $f(t)$ 在 $t=0$ 时刻的各阶导数都为0, 则可以得到:

$$D^\nu f(t) \xleftrightarrow{LT} S^\nu \hat{f}(S) \quad (2-31)$$

(3) 分数阶微分方程及解法

分数阶微分方程式整数阶微分方程的推广, 分数阶微分方程在电化理论、分形理论和分数阶控制系统等领域得到了广泛的应用。分数阶微分方程^[28]常见的表示形式如下:

$$a_n D^{\lambda_n} f + a_{n-1} D^{\lambda_{n-1}} f + \dots + a_0 D^{\lambda_0} f = b_m D^{\beta_m} s + b_{m-1} D^{\beta_{m-1}} s + \dots + b_0 D^{\beta_0} s \quad (2-32)$$

其中, D^λ 表示任意一种分数阶微分的定义, 函数 $s = s(x, y)$ 是系统的输入, 函数 $f = f(x, y)$ 是系统的输出, 参数 $\lambda_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 和参数 $\beta_i (i = 0, 1, \dots, m)$ 是任意的正实数。当输入和输出函数满足初值为0的初始条件时, 对方程进行拉氏变换可以得到系统的传递函数为:

$$H(s) = \frac{b_m s^{\beta_m} + b_{m-1} s^{\beta_{m-1}} + \dots + b_0 s^{\beta_0}}{a_n s^{\lambda_n} + a_{n-1} s^{\lambda_{n-1}} + \dots + a_0 s^{\lambda_0}} \quad (2-33)$$

分数阶微分方程组常用的解法有数值计算方法和离散近似方法^[29]。通用的离散近似方法是先通过拉氏变换得到系统的传输函数, 然后将系统的输入信号与传输函数进行卷积运算, 得到对时域卷积的离散近似计算结果。

2.2 基于分频改进的分数阶磷酸铁锂电池等效电路模型

在实际的磷酸铁锂电池的电化学特性的研究中，锂电池的活化极化特性和浓差极化特性更适合分数阶系统理论来表征，分数阶的表征使得模型更加的符合实际和准确^[30]。本节在分数阶微积分理论研究的基础上，对磷酸铁锂电池的极化特性进行分数阶表征的探索。

2.2.1 分数阶阻抗模型

S.Westerlund在1994年发表的电容理论一文中指出由于在实际生产过程中电容极板表面不规整和不对称等因素的影响，电容器模型更适合使用分数阶导数来描述^[31]，更能准确的反映电容器本身的动态特性，并且给出了分数阶电容阻抗如下：

$$Z(s) = \frac{1}{(s)^n C}, 0 < n < 1 \quad (2-34)$$

上式中，C表示电容的参数，n表示分数阶的阶次。磷酸铁锂电池的阻抗模型可以反应当不同频率的信号施加到电池上时，锂电池的性能特点。锂电池的阻抗模型和电池的内部结构密切相关，也是构造锂电池等效电路模型的基础，锂电池的阻抗分析是指在实验中将一系列不同频率的正弦信号施加到锂电池上，可以得到电池在不同频域下的电信号反馈结果。

在磷酸铁锂电池的阻抗频谱中，高频率部分与实轴相交表示锂电池的欧姆内阻；中频率部分呈半圆状表示锂电池的活化极化内阻，表示电解质表面的电荷转移情况；低频率部分表示锂电池的浓差极化内阻，表征锂电池内部锂离子的扩散行为^[32]。

2.2.2 分数阶锂电池等效电路建模

磷酸铁锂电池是一个复杂的非线性电化学系统，并且表现出分数阶的极化特性。锂电池等效电路模型通过电阻、电容、电压源等元器件的综合来描述电池的物理特性，如图2-5所示。

其中， R_1 和 C_1 并联表示磷酸铁锂电池的活化极化现象， $V_1(t)$ 表示活化极化的分压； R_2 和 C_2 并联表示的锂电池浓差极化现象， $V_2(t)$ 表示浓差极化的分压； R_0 表

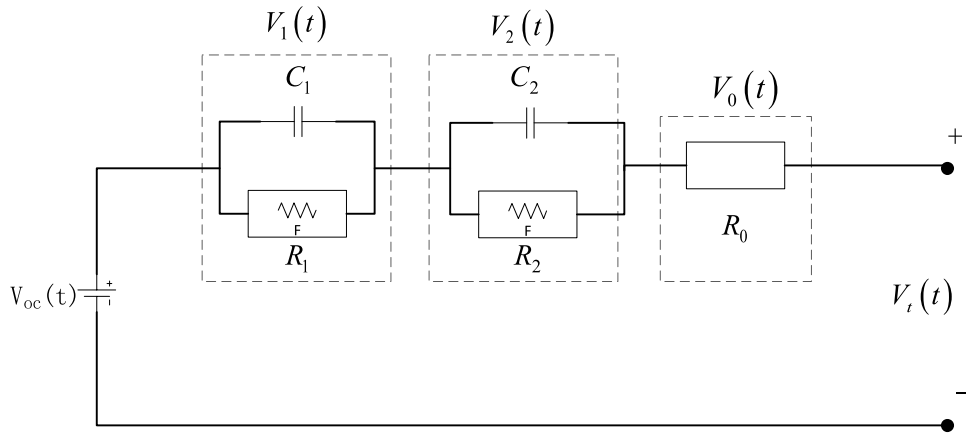


图 2-5 锂电池分数阶等效电路模型

示锂电池的欧姆内阻， $V_0(t)$ 表示欧姆极化的分压。根据分数阶微积分的Caputo定义，则可以得到等效电路模型的方程组如下：

$$\begin{cases} V_{oc}(t) = V_1(t) + V_2(t) + V_0(t) + V_t(t) \\ V_0(t) = I(t) \times R_0 \\ C_1 \times {}_a^{Caputo} D_t^{\lambda_1} V_1(t) + \frac{V_1(t)}{R_1} = I(t) \\ C_2 \times {}_a^{Caputo} D_t^{\lambda_2} V_2(t) + \frac{V_2(t)}{R_2} = I(t) \end{cases} \quad (2-35)$$

通过上面的模型可以推导出磷酸铁锂电池的传输方程如下所示：

$$H(s) = \frac{V(s)}{I(s)} = R_0 + \frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s^{\lambda_1}} + \frac{R_2}{1 + R_2 C_2 s^{\lambda_2}} \quad (2-36)$$

由上式令 $\tau_1 = R_1 C_1$ 和 $\tau_2 = R_2 C_2$ 可以推出

$$H(s) = \frac{(R_0 + R_1 + R_2) + (R_2 \tau_1 + R_0 \tau_1) s^{\lambda_1} + (R_0 \tau_2 + R_1 \tau_2) s^{\lambda_2} + R_0 \tau_1 \tau_2 s^{\lambda_1 + \lambda_2}}{1 + \tau_1 s^{\lambda_1} + \tau_2 s^{\lambda_2} + \tau_1 \tau_2 s^{\lambda_1 + \lambda_2}} \quad (2-37)$$

令 $a_0 = R_0 + R_1 + R_2$ $a_1 = R_2 \tau_1 + R_0 \tau_1$ $a_2 = R_0 \tau_2 + R_1 \tau_2$ $a_3 = R_0 \tau_1 \tau_2$ $b_0 = \tau_1$ $b_1 = \tau_2$ $b_3 = \tau_1 \tau_2$ 则：

$$H(s) = \frac{a_0 + a_1 s^{\lambda_1} + a_2 s^{\lambda_2} + a_3 s^{\lambda_1 + \lambda_2}}{1 + b_0 s^{\lambda_1} + b_1 s^{\lambda_2} + b_3 s^{\lambda_1 + \lambda_2}} \quad (2-38)$$

接下来要解决的问题是锂电池分数阶微分方程组的求解，求解的主要方法有解析求解法和数值求解法^[33]。解析法主要是根据分数阶微积分的定义通过数学公式的推导计算求得分数阶微分方程组的解，解析法由于要根据分数阶微积分的定义公式进行变换，所以变换过程复杂并且计算量巨大，往往不便于进一步进行求解分析，而且分数阶微分方程组有不存解析解的情况。除此之外，本文需要对等效电路方程组的参数进行辨识，所以该分数阶微分方程组的具体函数事先是不确定的，没有办法进行分数阶微分方程的解析求解。

数值求解方法是通过对分数阶微积分的算子通过离散近似的方法来求解方程组。数值求解方法的核心内容是离散近似的思想，采用不同的离散近似方法会得到不同的数值解值。总体来说，数值求解方法的离散化思想可以分为直接离散化和间接离散化。直接离散化是将目标函数 $h(t)$ 根据采样函数 $h(nT)$ 进行采样和生成函数 $\omega(z^{-1})$ 进行变换，以此达到近似目标函数的目的。

$$D^\lambda \approx f^{-\lambda}(\omega(z^{-1}))^\lambda h(nT) \quad (2-39)$$

其中， λ 是分数阶的阶次， T 是采样周期， $\omega(z^{-1})$ 是离散变换的生成函数。

间接离散法是将分数阶因子的 s^λ 的传输方程首先近似为整数阶因子 s 的传输方程，然后再针对整数阶因子的传输方程做离散化处理。

2.2.3 基于分频的锂电池分数阶电路模型求解

文献^[34]和文献^[35]对分数阶系统离散近似的滤波器进行了广泛的研究，采用滤波器的近似方法可以在不知道分数阶系统解析方程的前提下对信号进行分数阶的分析。在众多的间接离散法中，Oustaloup离散递推滤波器具有出色的逼近性能，但是滤波器的逼近频段是有范围限制的，不存在全频段的逼近滤波器^[36]。对于感兴趣的逼近频段 (w_a, w_b) ，滤波器的表达式如下：

$$G_f(s) = K \prod_{k=-N}^N \frac{s + w'_k}{s + w_k} \quad (2-40)$$

其中， w'_k 、 w_k 和 K 的定义如下：

$$w'_k = w_a \left(\frac{w_b}{w_a} \right)^{\frac{k+N+1/2}{2N+1} (1-\lambda)} \quad (2-41)$$

$$w_k = w_a \left(\frac{w_b}{w_a} \right)^{\frac{k+N+1/2}{2N+1} (1+\lambda)} \quad (2-42)$$

$$K = w_b^\lambda \quad (2-43)$$

其中 λ 表示分数阶的阶次。

考虑到磷酸铁锂电池阻抗特性与频率相关，并且活化极化内阻处于中频段部分，浓差极化内阻处于低频段部分，所以本文将具有分数阶特性的两种极化内阻分别采取分频段的近似方式，以提高分数阶等效电路模型表征的准确性。

对于锂电池的浓差极化内阻，取低频率的逼近频段 $(0.021, 0.2)$ ，当 $\lambda = 0.5$ ， $N = 1, 2$ ，则可以得到 $s^{0.5}$ 的滤波器为：

$$G_1(s) = \frac{0.4472s^3 + 0.08627s^2 + 0.004633s + 0.00006678}{s^3 + 0.2808s^2 + 0.02196s + 0.0004782} \quad (2-44)$$

$$G_2(s) = \frac{0.4472s^5 + 0.1573s^4 + 0.0201s^3 + 0.001164s^2 + 0.00003054s + 0.000000291}{s^5 + 0.4407s^4 + 0.07055s^3 + 0.005117s^2 + 0.0001682s + 0.000002008} \quad (2-45)$$

浓差极化内阻近似滤波器的波特图如图2-6所示。

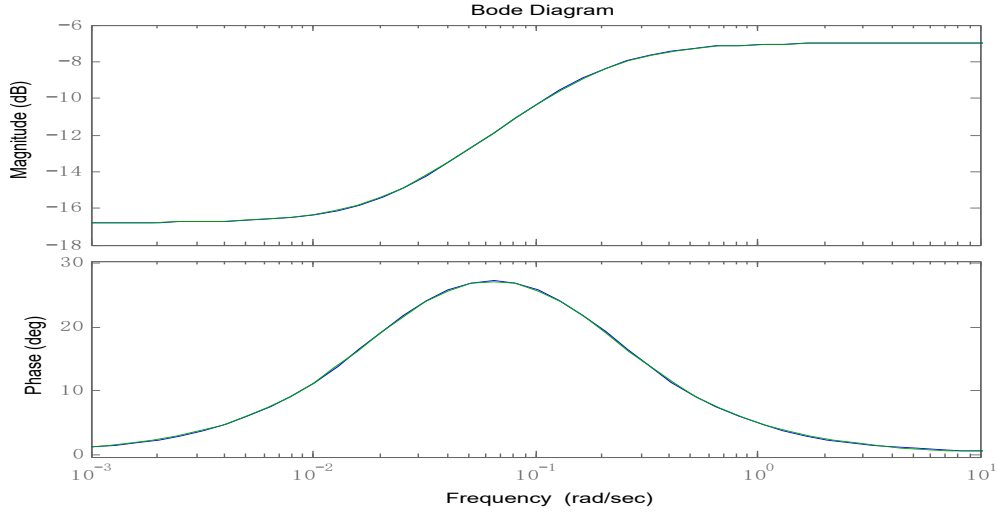


图 2-6 浓差极化内阻近似滤波器的波特图

对于锂电池的活化极化内阻，取中频率的逼近频段(0.1,21.7)，当 $\lambda = 0.5$ ， $N = 1, 2$ ，则可以得到 $s^{0.5}$ 的滤波器为：

$$G_3(s) = \frac{4.658s^3 + 31.45s^2 + 29.59s + 3.88}{s^3 + 16.55s^2 + 38.17s + 12.27} \quad (2-46)$$

$$G_4(s) = \frac{4.658s^5 + 68.12s^4 + 251.1s^3 + 282.6s^2 + 97.17s + 8.419}{s^5 + 25.05s^4 + 158.1s^3 + 304.7s^2 + 179.4s + 26.62} \quad (2-47)$$

活化极化内阻近似滤波器的波特图如图2-7所示。

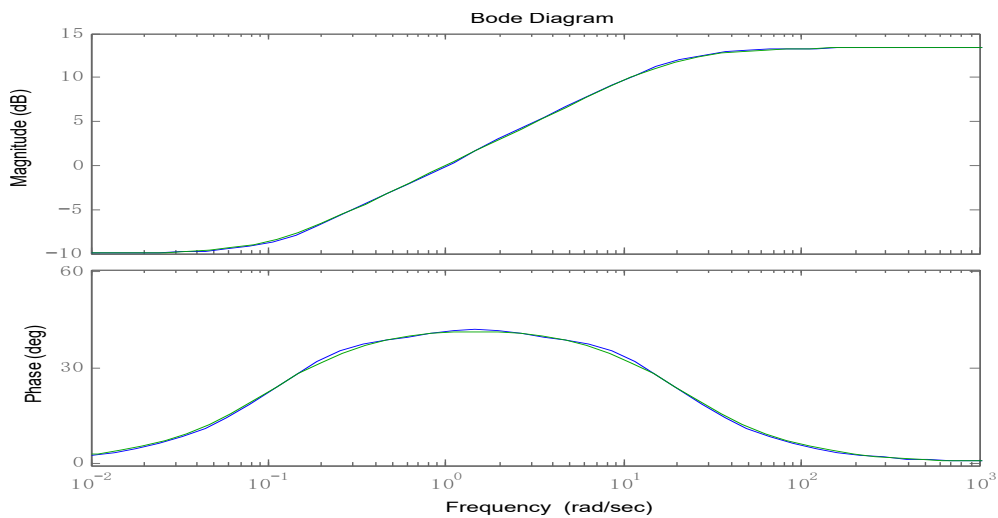


图 2-7 活化极化内阻近似滤波器的波特图

比较活化极化内阻和浓差极化内阻的滤波器的频率范围，得到如图2-8所示的对比图。

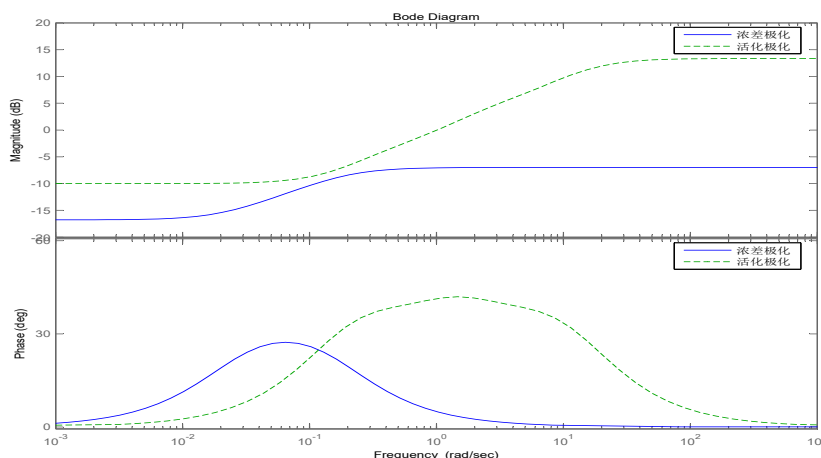


图 2-8 极化内阻近似滤波器对比波特图

2.3 磷酸铁锂电池分数阶等效电路模型的参数辨识和验证

2.3.1 最小二乘法参数估计

最小二乘法是现代估计理论的开山之作，该算法由高斯在1795年的星体运动轨迹研究报告中首次提出来，之后由于该算法自身具有的简单收敛速度快等优点，在实际的工程应用和理论研究领域都得到了长足的发展，极大的推动了系统辨识方法研究的进步。现在主流的最小二乘法包括了批出来最小二乘法、递推最小二乘法、递推增广最小二乘法以及一些递推最小二乘法的变形算法^[37]。

本文在对锂电池SOC-OCV曲线进行标定以及磷酸铁锂电池模型的参数辨识时都将采用最小二乘法的理论思想，接下来对最小二乘法的用于系统参数估计的基本理论进行介绍。

假设存在一个随机变量序列 $\{a(k), k \in (1, 2, \dots, n)\}$ ，并且该随机变量的均值函数为：

$$E\{a(k)\} = \sum_{k=1}^n b^T(k)\theta \quad (2-48)$$

其中 θ 为均值函数的参数， $b(k)$ 为待观测系统的数据组成的向量，则 $a(k)$ 的最小平方差准则函数 $J(\theta)$ 为：

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^n \left[a(k) - b^T(k)\theta \right]^2 \quad (2-49)$$

使最小平方误差准则函数 $J(\theta)$ 取值最小的 θ 值则为参数的估计值，所以这种系统的参数估计方法被称为最小二乘法。从最小二乘法的表达式可以看出，最小二乘法在求系统模型参数的估计问题上，把平方和达到最小的那个估计值 $\hat{\theta}$ 作为系统模型参数的辨识值^[38]。因为误差的平方和越小，表明实际值与估计值之间的距离就越小。

最小二乘估计算法有两种基本的结构，一种是批处理结构，另一种是递推结构^[39]。批处理结构是指存在一组观测数据，然后重复的进行数据的批处理来获得模型参数的估计值；递推结构是指在已有上一时刻估计值的基础上，根据当前时刻的观测值对上一时刻的估计值进行修正，通过不停修正的方式来获得最佳的模型估计值。可以看出递推结构的特性是一种类似迭代的结构，很适合用于计算机程序的描述和计算，所以一般计算机的实时参数估计都是采用递推的结构。接下来主要介绍的是模型的递推最小二乘法结构。

采用最小二乘法进行参数的估计时是需要一定的前提条件的，这些前提条件称为辨识问题的假设。带噪声的最小二乘法模型如下：

$$z(k) = b^T(k)\theta + w(k) \quad (2-50)$$

其中 $w(k)$ 为系统模型的噪声， $\theta = [c_1 \ c_2 \ \cdots \ c_{n_1} \ d_1 \ \cdots \ d_{n_2}]$ 为待估计的参数向量， $b(k) = [-z(k-1) \ -z(k-2) \ \cdots \ -z(k-n_1), \ x(k-1) \ \cdots \ x(k-n_2)]$ 为系统的输入和延时，并且假设待辨识模型的阶次 n_1 和 n_2 是已经确定的。噪声的均值和方差可以表示为：

$$\begin{cases} E\{w_n\} = 0 \\ Cov\{w_n w_n^T\} = \sigma_n^2 I_n \end{cases} \quad (2-51)$$

在这里虽然噪声 $w(k)$ 的数学特性在最小二乘法辨识的推导过程中不是必需的，但是为了对最小二乘算法有很好的评价标准和统计特性，所以假设了噪声 $w(k)$ 为高斯白噪声，即噪声的均值为0并且服从高斯正态分布。在以上假设的基础上还要假设输入和噪声是彼此独立的随机变量，它们都是平稳多态历经的并且互不相关。

由以上的最小二乘法模型可以得到带噪声的准则函数^[40]为：

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^n \Lambda(k) \left[a(k) - b^T(k)\theta \right]^2 \quad (2-52)$$

上式中， $\Lambda(k)$ 被称为加权因子，加权因子的作用是对观测数据的置信度进行修正，这样就可以根据实验者的主观意志选择不同的加权因子来达到实验者的目

的与要求。由微积分的知识可以知道对 $J(\theta)$ 进行求导并且令导数为0，在零点处能够得到准则函数的最小值，即：

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta} = \frac{\partial}{\partial \theta} (z_n - B_n \theta)^T \Lambda_n (z_n - B_n \theta) = 0 \quad (2-53)$$

解上述方程可以得到使 $J(\theta)$ 最小的最小二乘估计值 $\hat{\theta}$ ，根据递推最小二乘法的原理可以得到：

$$\hat{\theta}(k) = \left(\sum_{i=1}^k b(i) b(i)^T \right)^T \left(\sum_{i=1}^k b(i) z(i) \right) \quad (2-54)$$

在上式中令 $R(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k b(i) b(i)^T$ $P(k) = \left(\sum_{i=1}^k b(i) b(i)^T \right)^{-1}$ $K(k) = P(k) b(k)$ 可以得到递推最小二乘法的递推公式为：

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k) \left[z(k) - b^T(k) \hat{\theta}(k-1) \right] \quad (2-55)$$

$$K(k) = P(k-1) b(k) \left[h^T(k) P(k-1) h(k) + 1 \right]^{-1} \quad (2-56)$$

$$P(k) = \left[I - K(k) h^T(k) \right] P(k-1) \quad (2-57)$$

由上式可以看出当前时刻参数向量的估计值 $\hat{\theta}(k)$ 是由上一时刻的估计值 $\hat{\theta}(k-1)$ 加上一部分修正项得到的。最小二乘法的数学统计特性主要包括无偏性、有效性、方差统计和一致性^[40]。参数估计的无偏性是一个重要的统计量，主要表征的是模型参数的估计值围绕在真实值两边波动的特性。有效性是指参数的估计值误差的协方差矩阵取得最小值，表征估计值的估计精度。估计值的协方差统计主要表征估计参数的散度。一致性也是估计过程中十分关注的一种特性，它表征了参数估计值是否以概率1向真实值收敛。

2.3.2 SOC-OCV曲线的标定

锂电池的开路电压是指电池离开工作状态处于长时间静置后，电池内部没有电流流过，此时电池正负极之间的电压被称为开路电压(OCV)。锂电池的工作电压是指将锂电池接入工作电路中，锂电池内部有电流流过时电池正负极之间的电压。由电路的基本知识可以知道，锂电池的工作电压总是小于锂电池的开路电压。因为开路电压只与锂电池的正负极材料以及电解质等电池的自身特性相关，所以通过锂电池的开路电压可以与电池的荷电状态之间建立紧密的联系^[41]。

本文通过以下的实验对磷酸铁锂电池的SOC-OCV曲线进行标定，具体的实验步骤如下：

第一步：实验初始化

32560磷酸铁锂电池，额定电压3.2V，放电截止电压2.0V，充满电后电压3.65V，额定容量5Ah。

第二步：放电实验过程

以0.3C的恒流对电池进行放电，持续10S，并断电静置3分钟；并且重复该步骤4次；

以0.2C的恒流对电池进行放电，持续10S，并断电静置3分钟；并且重复该步骤6次；此时放出的总电量为3500mAh，电池的荷电状态为30%。

第三步：充电实验过程。

以0.2C的恒流对电池进行放电，持续10S，并断电静置3分钟；并且重复该步骤6次；

以0.3C的恒流对电池进行放电，持续10S，并断电静置3分钟；并且重复该步骤4次；此时放出的总电量为3000mAh，电池的荷电状态为90%。

通过上述的方式对磷酸铁锂电池进行充放电的实验，得到OCV-SOC关系标定实验的数据如下：

表 2-1 充电/放电过程中各SOC的电压值

SOC/%	放电过程/V	充电过程/V
96	3.1025	3.1086
90	3.0495	3.0576
84	2.9999	3.0088
78	2.9453	2.9612
72	2.8912	2.9186
66	2.8433	2.8662
62	2.7890	2.8126
58	2.7348	2.7568
54	2.6791	2.7041
50	2.6207	2.6503
46	2.5658	2.5962

为了提高辨识工况中 $V_{oc}(soc)$ ，采用 $n=9$ 阶的多项式函数对OCV和SOC的对应关系进行拟合。标定数据的拟合过程如图2-9所示。对比验证不同阶次的拟合效果，不同阶次的拟合实验如图2-10所示。

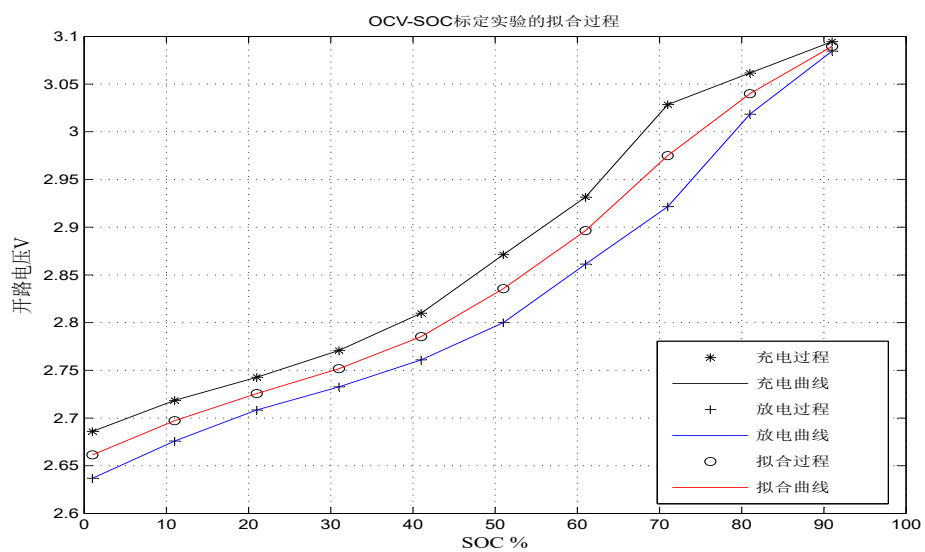


图 2-9 OCV-SOC多项式拟合曲线

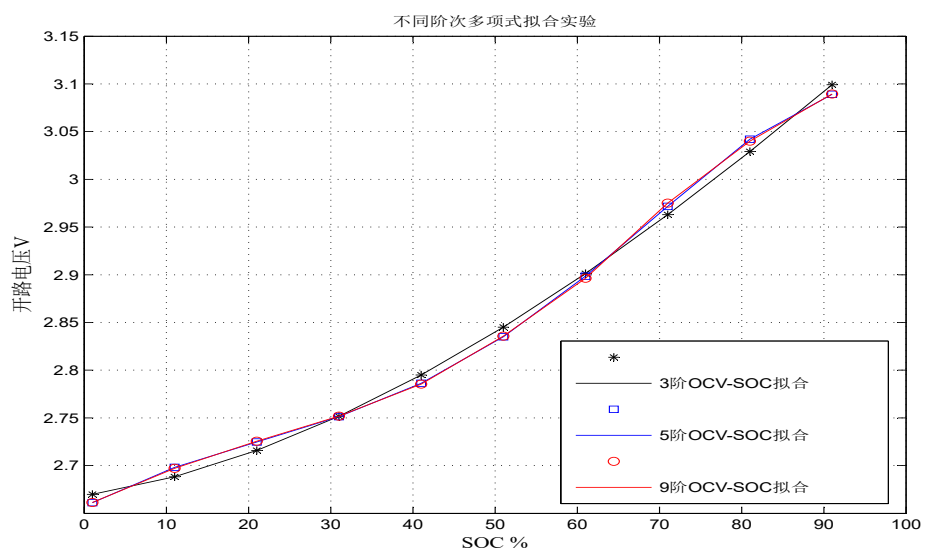


图 2-10 不同多项式拟合曲线

9阶拟合得到的具体函数关系如下式:

$$V(soc) = 0.1378e - 14 * soc^9 - 0.5523e - 12 * soc^8 + 0.9293e - 10 * soc^7 - 0.8532e - 8 * soc^6 + 0.4646e - 6 * soc^5 - 0.1527e - 4 * soc^4 + 0.2955e - 3 * soc^3 - 0.3129e - 2 * soc^2 + 0.1803e - 1 * soc + 2.6462 \quad (2-58)$$

2.3.3 磷酸铁锂电池的参数辨识

本文选用深圳市沃特玛电池有限公司生产的32560号电池作为实验对象，电池的参数如表2-2。

表 2-2 沃特玛电池参数表

参数名称	参数值
额定电压	3.2v
额定容量	5Ah-6Ah
尺寸	直径32.2mm,高度70mm
重量	145g
内阻	$\leq 10m\Omega$
工作电流	6A充放,12.5A最大放电

根据32650号磷酸铁锂电池的参数选择合适的电池测试仪对电池进行充放电过程的实验，并记录实验过程中采集到的磷酸铁锂电池的电流和电压数据用于磷酸铁锂电池模型的参数辨识,电池测试系统如图2-11所示。

本实验的具体步骤如下：

第一步：初始化实验设备

32560磷酸铁锂电池(外壳为钢壳)，额定电压3.2V，放电截止电压2.0V，充满电后电压3.65V。

第二步：充放电实验

以5C的恒流对电池进行放电，持续30S，并断电静置3分钟；

以3C的恒流对电池进行充电，持续30S，并断电静置3分钟；

以4C的恒流对电池进行放电，持续30S，并断电静置3分钟；

以2C的恒流对电池进行充电，持续30S，并断电静置3分钟；

以3C的恒流对电池进行放电，持续30S，并断电静置3分钟；

以1C的恒流对电池进行充电，持续30S，并断电静置3分钟；

第三步：循环第二步的充放电实验3次，完成实验。

通过本实验对电池的工作电流和工作电压进行了准确的测定，测量得到的数据如表2-3。

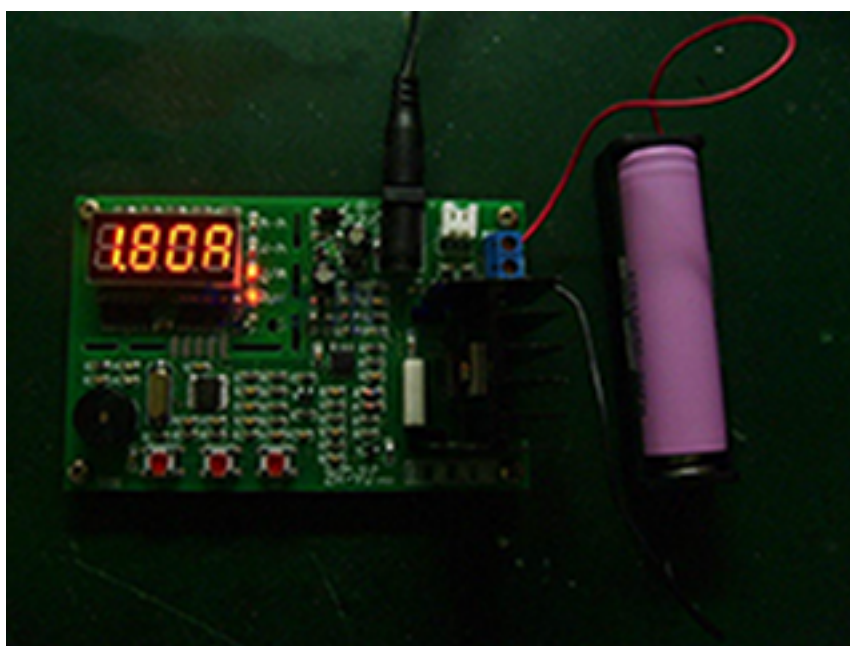


图 2-11 锂电池充放电测试系统

表 2-3 充放电实验数据表

时间/ S	放电过程/ A	充电过程/ V
0	-0.5	3.14
30	-0.5	3.03
60	0.3	3.31
90	-0.4	3.05
120	0.2	3.27
150	-0.3	3.08
180	0.1	3.21
210	-0.5	3.00
240	0.3	3.29
270	-0.4	3.01
300	0.2	3.25
330	-0.3	3.04
360	0.1	3.21
390	-0.5	2.94
420	0.3	3.23
450	-0.4	2.99
480	0.2	3.22

接下页

接上页

时间/S	放电过程/A	充电过程/V
510	-0.3	3.02
540	0.1	3.20
570	-0.5	2.95
600	0.3	3.22
630	-0.4	2.97
660	0.2	3.21
690	-0.3	3.02
720	0.1	3.16
750	-0.5	2.93
780	0.3	3.22
810	-0.4	2.98
840	0.2	3.20
870	-0.3	3.00
900	0.1	3.14

通过测量的数据可以得到实际放电工况的电流和电压如图2-12。

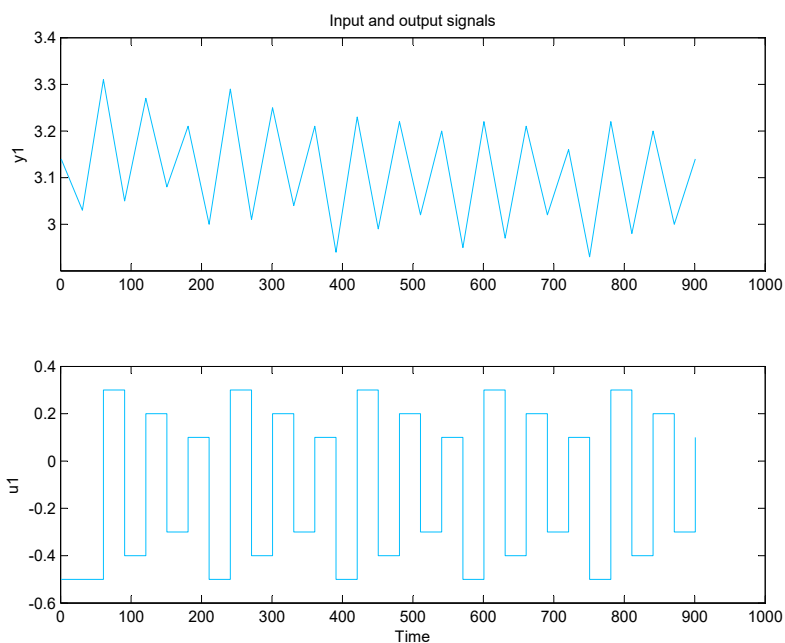


图 2-12 32560号磷酸铁锂电池充放电曲线

在实验测试实际工况数据的基础上，根据电池的端电压和工作电流，应用最小二乘法对电池等效电路模型的参数进行辨识。其中，最小二乘法采用的模型是

带自回归各态历经的ARX模型。磷酸铁锂电池系统的电流电压模型用差分方程表示为：

$$U(k) + a_1 U(k-1) + \dots + a_n U(k-n) = b_1 I(k-1) + b_2 I(k-2) + \dots + b_n I(k-n) \quad (2-59)$$

对上式两边进行Z变换，可以得到模型的离散传输函数如下：

$$H(z) = \frac{Z\{U(k)\}}{Z\{I(k)\}} = \frac{b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_n z^{-n}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_n z^{-n}} \quad (2-60)$$

在上式中令 $A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_n z^{-n}$ $B(z^{-1}) = b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_n z^{-n}$ ，则可以得到：

$$A(z^{-1}) U(k) = z^{-d} B(z^{-1}) I(k) \quad (2-61)$$

其中，d表示滞后的步数。在加入噪声的影响可以得到：

$$A(z^{-1}) U(k) = z^{-d} B(z^{-1}) I(k) + D(z^{-1}) e(k) \quad (2-62)$$

其中 $D(z^{-1}) = 1 + d_1 z^{-1} + d_2 z^{-2} + \dots + d_n z^{-n}$ ，当 $D(z^{-1}) = 1$ 表示模型中的噪声为高斯白噪声，这时的差分方程模型为自回归各态历经(ARX)模型。本文在确定选用ARX模型的基础上，通过MATLAB的参数辨识工具箱采用最小二乘法对电池等效电路模型进行参数辨识。MATLAB提供的参数辨识工具箱可以实现对各种系统进行未知参数辨识的功能，并且该工具箱提供了丰富的系统描述模型以供研究人员选用，该辨识工具箱的主要结构包括模型的建立和转换函数、递推参数估计、参数模型或者非参数模型的辨识、模型验证工具。参数辨识工具箱对模型进行参数辨识的方法主要包括最小二乘法、辅助变量法、几何网络法等，同时对模型可靠性的检验也是重要的步骤之一。磷酸铁锂电池的参数辨识实验的具体步骤如下：

第一步：辨识向量数据导入工作空间以及采样周期和起始时间的确定，如图2-13。

第二步：数据预处理

数据的预处理主要包括消除趋势项、数据滤波以及从采样。在本文中主要是对采样的数据进行去趋势化的处理，如图2-14和2-15。

第三步：选用ARX模型，确定模型的阶次 $na = 4, nb = 4, nk = 1$ ，并进行电池等效电路模型的估计，如图2-16和图2-17。

第四步：得到系统辨识的传递函数，由运行最小二乘法得到的辨识结果

$$A(q) = 1 + 0.1435q^{-1} - 0.05332q^{-2} + 1.07q^{-3} - 1.006q^{-4} \quad (2-63)$$

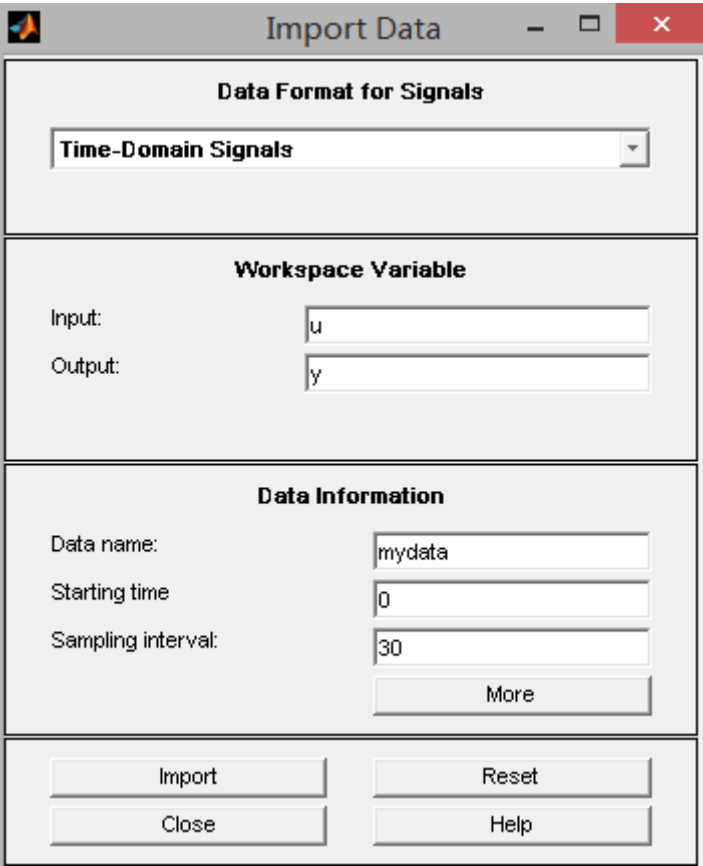


图 2-13 向量导入图

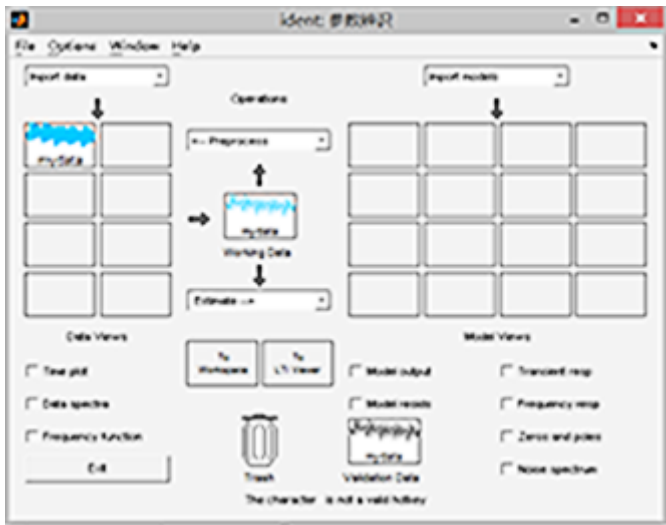


图 2-14 数据预处理图

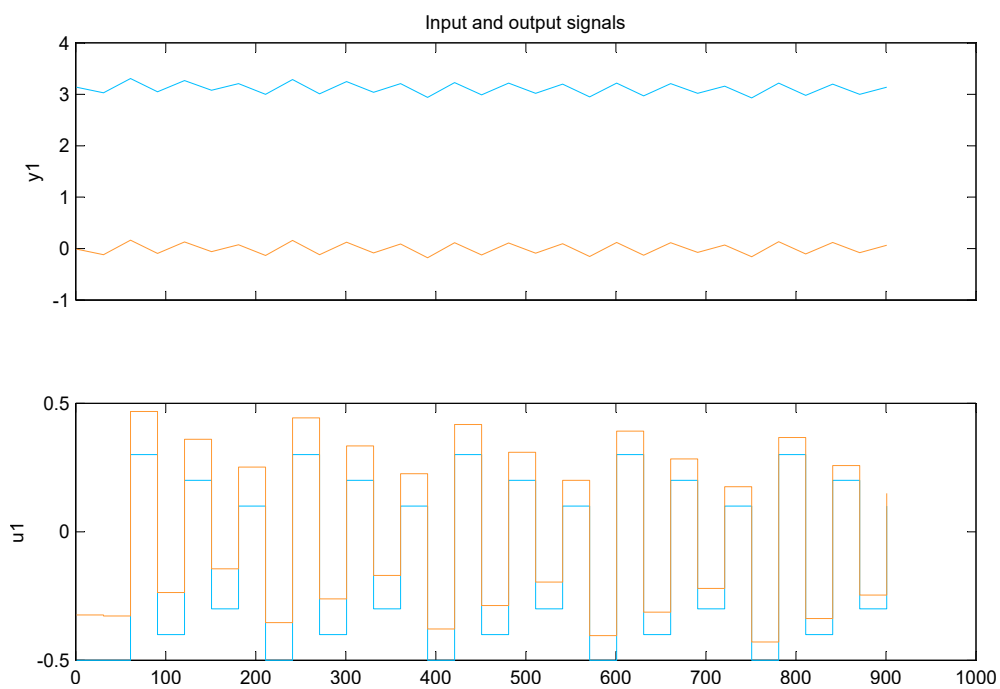


图 2-15 电流和电压去趋势化图

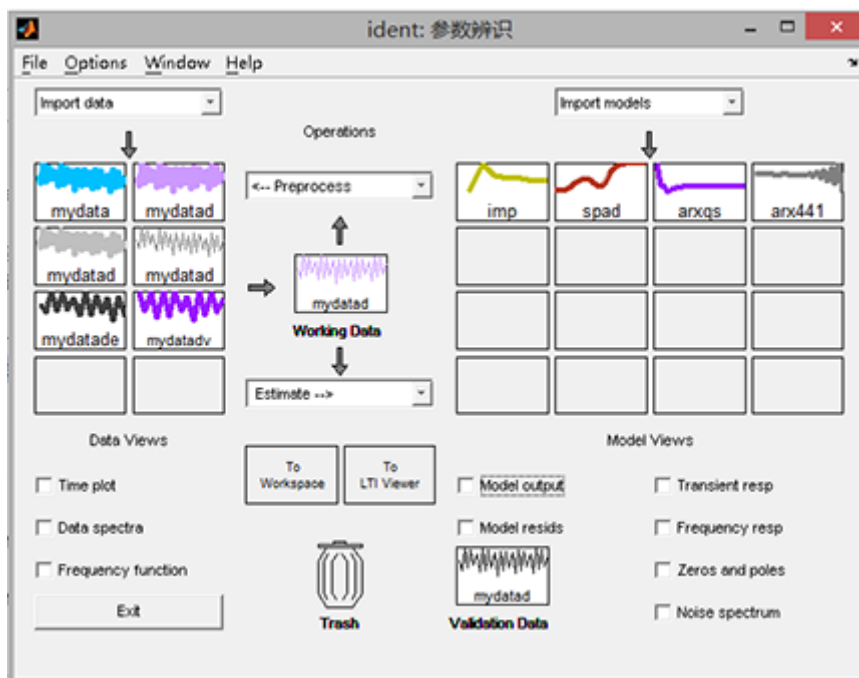


图 2-16 模型参数辨识界面

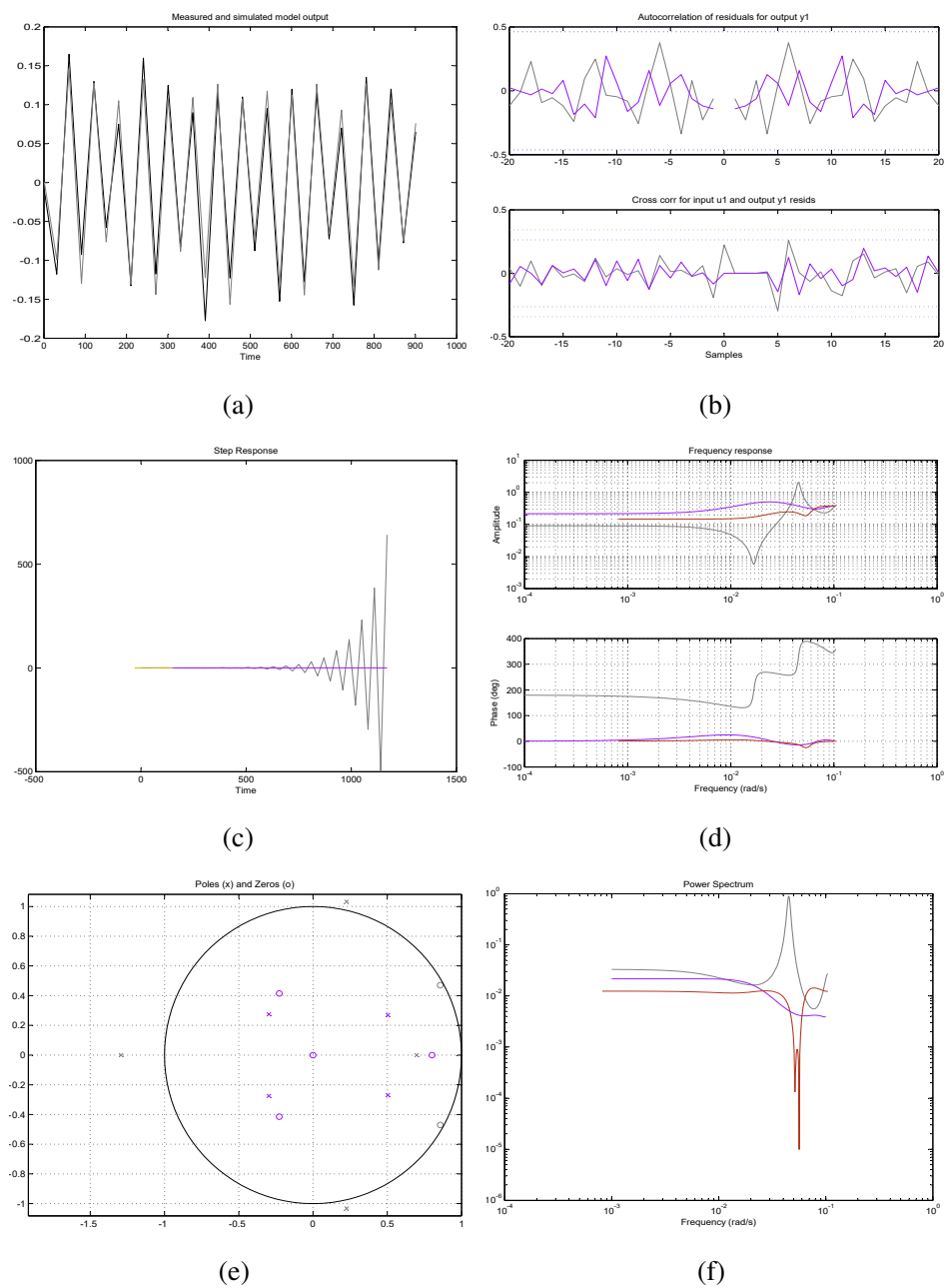


图 2-17 辨识系统结果曲线

(a)模型估计输出曲线；(b)输入和输出残差相关曲线；(c)辨识系统的瞬态响应曲线；(d)辨识系统的频率响应曲线；(e)差分方程的零极点图；(f)系统噪声谱

$$B(q) = -0.1487q^{-1} - 1 - 0.03031q^{-2} + 0.3464q^{-3} - 0.2722q^{-4} \quad (2-64)$$

从而得到系统模型辨识的传输函数为：

$$H(s) = \frac{-0.1487s^{-1} - 0.03031s^{-2} + 0.3464s^{-3} - 0.2722s^{-4}}{1 + 0.1435s^{-1} - 0.05332s^{-2} + 1.07s^{-3} - 1.006s^{-4}} \quad (2-65)$$

基于得到的磷酸铁锂电池模型的传输函数，可以得到电池模型的动态参数 R_0 、 R_1 、 R_2 、 C_1 和 C_2 的辨识值，得到参数值曲线如图2-18和图2-19所示。

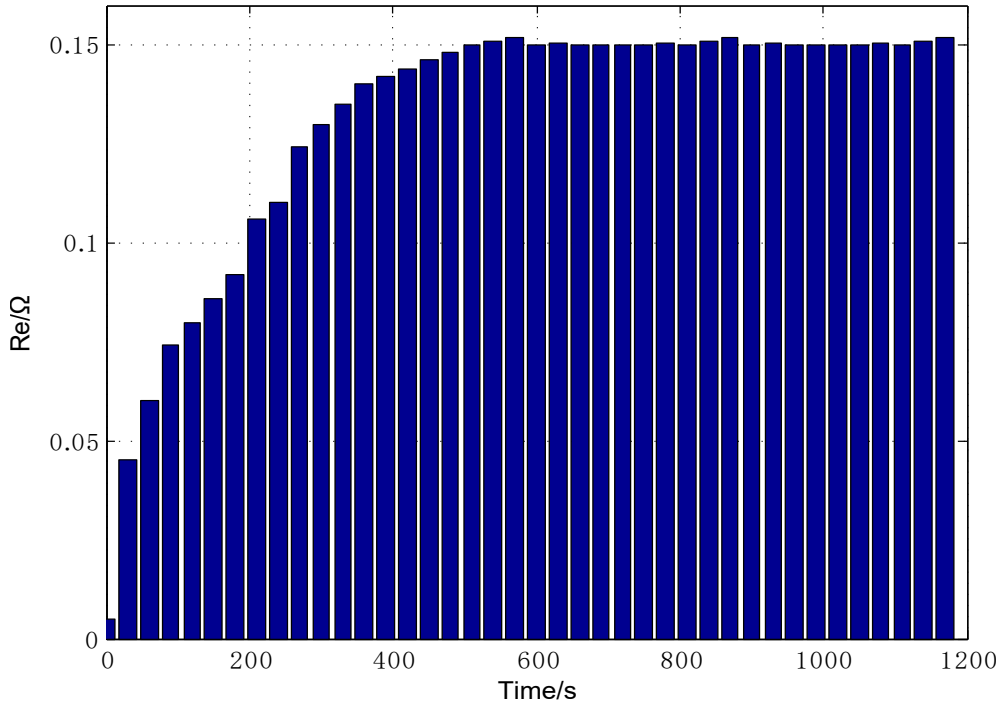


图 2-18 磷酸铁锂电池欧姆内阻

根据辨识系统的结果值，可以对锂电池等效电路模型的状态方程和观测方程进行动态的更新，为下一章磷酸铁锂电池荷电状态估计算法实验与验证打下坚实的基础。

2.3.4 分频分数阶等效电路模型对比验证

为了验证分频分数阶等效电路模型的有效性，本文通过对目标电池进行恒流放电实验，采集实验数据与模型数据进行对比验证。首先将锂电池静止30min，然后对电池进行恒流放电测试，记录放电的时间、电流和电压数据，时间持续30min中，此时电池的剩余电量约为70%。实际测量结果与模型计算结果的对比如图2-20所示。

从模型的结果对比图可以看出，在初始时模型误差较大，之后逐步趋于稳定。通过恒流放电实验的电压参考值与分数阶模型值和分频分数阶模型值进行对比分

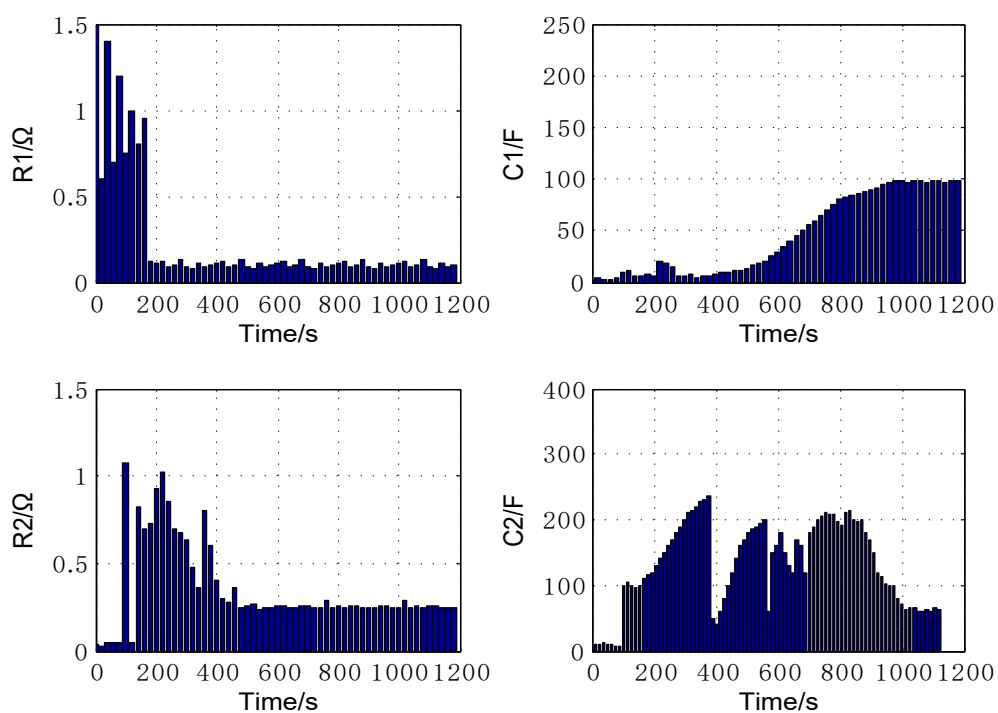


图 2-19 磷酸铁锂电池极化内阻和电容

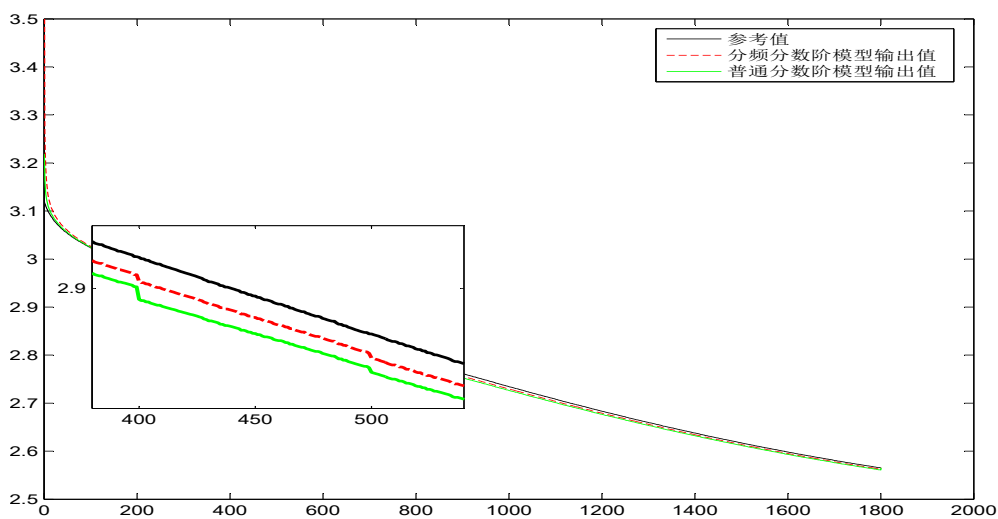


图 2-20 分频分数阶模型结果对比图

析，可以看出模型值与参考值几乎重合，但是分频分数阶模型的误差要小于分数阶模型误差，证明了分频分数阶模型表征方法通过更好的近似锂电池极化反应的动态特性，具有更高的模型精度。

2.4 本章小结

本章在开始部分对磷酸铁锂电池的工作原理以及基本特性进行了介绍与研究，然后根据锂电池的特性对各种主流使用的等效电路模型进行了对比，选定阶数合适的二阶RC等效电路模型作为本文研究电池的模型。考虑到锂电池在实际的充放电工况中表现出来的分数阶微积分特性，在接下来引入介绍了分数阶微积分的基本理论和时频域定义，通过使用分数阶微分来定义锂电池内部的极化特性，对锂电池分数阶模型的表示进行了探索性研究，推导出磷酸铁锂电池的分数阶模型，并且对分数阶等效电路模型的SOC-OCV曲线进行了标示，最后对锂电池的分数阶模型进行了参数辨识的实验工作。

第三章 基于UKF的磷酸铁锂电池SOC估计方法的研究

电池荷电状态的估计是纯电动物流汽车电池管理系统(BMS)的基础,提高电池组SOC估计的准确度可以防止电池过度充电或者放电。电池荷电状态估计的精确度直接影响了电池管理系统的安全性以及整个汽车电池组能量的利用率。本章在上一章关于电池组等效电路模型研究的基础上,对于适用于纯电动物流汽车电池的SOC估计算法进行研究,探寻和改进适合于纯电动物流汽车的SOC估计方法。

3.1 基于卡尔曼滤波的SOC估计理论

卡尔曼滤波器源于匈牙利数学家Rudolf Emil Kalman在1960年发表的论文《A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems》,论文里针对于线性系统的提出了一种新的预测和滤波方法。然而在实际的工程中,系统大多是非线性的,所以在传统的卡尔曼滤波器的基础上进行了改进,根据处理方式的不同得到两种滤波,一种是扩展的卡尔曼滤波算法,另一种是无迹卡尔曼滤波算法。并且将两种改进的算法用于处理非线性系统。

3.1.1 卡尔曼滤波器理论

(1)线性系统卡尔曼滤波器

卡尔曼滤波算法是一种最优状态估计方法,它是采用递推的方式实现的。卡尔曼滤波要求估计值的均方差值最小,所以传统的卡尔曼滤波器是一种线性最小方差估计器^[42]。线性的卡尔曼滤波包括连续系统的卡尔曼滤波和离散系统的卡尔曼滤波,其中对于连续系统卡尔曼滤波的处理方式是将连续系统离散化,然后按照离散系统的卡尔曼滤波方程对系统进行处理,因此本文主要对离散系统的卡尔曼滤波进行研究。

带有噪声的线性离散型系统的卡尔曼滤波方程如下所示:

状态预测方程:

$$X_k = \phi_{k,k-1}X_{k-1} + \Gamma_{k-1}w_{k-1} + B_{k-1}u_{k-1} \quad (3-1)$$

状态实测方程:

$$Z_k = C_kX_k + v_k \quad (3-2)$$

其中 $\phi_{k,k-1}$ 是系统已知的转移矩阵， Γ_{k-1} 是系统噪声干扰矩阵， w_{k-1} 是零均值的噪声向量， B_{k-1} 是系统控制输入矩阵， u_{k-1} 是系统控制向量， C_k 是系统观测矩阵， $v(k)$ 是零均值的观测噪声向量。

噪声的均值和方差满足的条件是 $E[w_k] = 0$ ， $Cov[w_k, w_j] = Q_k \delta_{kj}$ ， $E[v_k] = 0$ ， $Cov[v_k, v_j] = R_k \delta_{kj}$ ， $Cov[w_k, v_j] = 0$ 。 Q_k 为估计过程噪声的协方差， R_k 为测量过程噪声的协方差。

均方误差的递推更新方程为：

$$P_{k/k-1} = \phi_{k,k-1} * P_{k-1} * \phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k-1}^T \quad (3-3)$$

卡尔曼滤波的增益方程为：

$$H_k = P_{k/k-1} * C_k^T [C_k * P_{k/k-1} * C_k^T + R_k]^{-1} \quad (3-4)$$

滤波 k 时刻的最优估计值为：

$$X_k = X_{k/k-1} + H_k [Z_k - C_k * X_{k/k-1} - C_k B_{k-1} u_{k-1}] \quad (3-5)$$

K 时刻均方差的最优估计值为：

$$P_k = [I - H_k * C_k] * P_{k/k-1} \quad (3-6)$$

其中 I 为单位矩阵。

卡尔曼滤波要求输入两个初值 X_0 和 P_0 ，卡尔曼滤波器在同一时刻会有一个预估值和一个测量值，然后再根据预估值和测量值算出一个最优估计值，然后根据预估值和测量值方差的大小对下一时刻的最优方差进行预估。增益因子直接反应的是预估值和测量值之间方差的大小关系，观测噪声越大则增益因子越小，最优估计值就越靠近预估值；反之，最优估计值就越靠近测量值。卡尔曼滤波器具有很好的性能，很快就能使估计值收敛于真实值。

(2)扩展卡尔曼滤波器

对于一般的线性系统，传统的卡尔曼滤波可以通过递推的状态提供一个无偏的最小方差估计，并且能通过估计的协方差值标示估计的不确定度，然而在许多的实际工程应用中，比较典型的系统是动态的非线性系统。首先将非线性系统模型做线性化的处理，然后再根据传统卡尔曼滤波的思想进行处理，以此来实现非线性系统的卡尔曼滤波，则称为扩展卡尔曼滤波(EKF)^[43]。扩展卡尔曼滤波是在测量和估计值结果附近进行泰勒级数的展开并且忽略二阶以上的高阶项，得到卡尔曼滤波线性化的方程。扩展卡尔曼滤波对于非线性程度不高的动态系统具有较好的估计效果。

典型的非线性动态系统模型方程：

$$\begin{cases} X_{k+1} = f(X_k, u_{k-1}, w_{k-1}) \\ Z_k = h(X_k, v_k) \end{cases} \quad (3-7)$$

上式中， $f(X_k, u_{k-1}, w_{k-1})$ 是与系统状态相关的非线性函数， $h(X_k, v_k)$ 是与系统观测量相关的非线性函数。将式3-7在 \widehat{X}_k 处按照一阶泰勒展开进行线性变换，可得：

$$\begin{cases} f(X_k, u_{k-1}, w_{k-1}) = f(\widehat{X}_k, u_{k-1}, w_{k-1}) + A(X_k - \widehat{X}_k) + Ww_{k-1} \\ h(X_k, v_k) = h(\widehat{X}_k, v_k) + B(X_k - \widehat{X}_k) + Tv_k \end{cases} \quad (3-8)$$

式中：

$$\begin{aligned} A &= \frac{\partial f(\widehat{X}_k, u_{k-1}, w_{k-1})}{\partial \widehat{X}_k} \\ W &= \frac{\partial f(\widehat{X}_k, u_{k-1}, w_{k-1})}{\partial w_{k-1}} \\ B &= \frac{\partial h(\widehat{X}_k, v_k)}{\partial \widehat{X}_k} \\ T &= \frac{\partial h(\widehat{X}_k, v_k)}{\partial v_k} \end{aligned} \quad (3-9)$$

在非线性系统状态方程和测量方程的基础上，可以得到扩展卡尔曼滤波算法的递推方程^[44]为：

1) 滤波的初始化条件

$$\begin{cases} \widehat{X}_{0/0} = E[X_0] \\ P_{0/0} = E[(X_0 - \widehat{X}_{0/0})(X_0 - \widehat{X}_{0/0})^T] \end{cases} \quad (3-10)$$

2) 当前状态预测方程

$$\widehat{X}_{k/k-1} = f(X_{k-1/k-1}, u_{k-1}, 0) \quad (3-11)$$

3) 误差协方差预测方程

$$P_{k/k-1} = A_k P_{k-1/k-1} A_k^T + W_k w_{k-1} W_k^T \quad (3-12)$$

4) 卡尔曼增益矩阵

$$H_k = P_{k/k-1} B_k^T [B_k P_{k/k-1} B_k^T + T_k v_k T_k^T]^{-1} \quad (3-13)$$

5) 状态估计方程

$$\widehat{X}_k = \widehat{X}_{k/k-1} + H_k \times (Z_k - h(X_{k/k-1}, 0)) \quad (3-14)$$

6) 当前误差协方差矩阵

$$P_k = P_{k/k-1} - H_k B_k P_{k/k-1} \quad (3-15)$$

从上面的递推公式可以看出，扩展卡尔曼滤波算法的思想和步骤同普通的卡尔曼滤波是一致的，都是先进行预测值的估算，然后通过观测值和卡尔曼增益对预测值进行修正，不同的是通过泰勒公式展开并且忽略高阶项的方法实现了非线性系统的线性化。但是由于在线性化的过程中忽略了高阶项，导致了误差的引入，所以扩展卡尔曼滤波在处理非线性化程度不高的系统能够取得比较好的估计效果，对于动态性比较突出的系统会使得估计误差过大。

(3) 无迹卡尔曼滤波器

由于扩展卡尔曼滤波必须对非线性系统进行线性化处理，引入了线性化误差，对于非线性程度高的系统容易导致滤波的效果下降，并且对于复杂的动态系统，非线性函数的雅可比矩阵求解非常复杂而且容易出错，所以为了提高非线性系统卡尔曼滤波的精度，扩大卡尔曼滤波器的适用面，寻找一种新的逼近处理方法是必要的。由于根据随机过程的基本理论可以知道近似非线性函数的概率分布与直接近似非线性函数相比更加的简单容易，所以考虑到直接通过近似非线性函数而不需要进行线性化的处理。无迹卡尔曼滤波估计算法就是直接采用确定性采样的方法来近似非线性函数的概率分布，以此解决非线性系统的卡尔曼滤波问题。

(a) 无迹(UT)变换

UT变换^[45]是无迹卡尔曼滤波算法的基础，在此基础上运用卡尔曼滤波算法的框架则称为无迹卡尔曼滤波。UT变换是使用采样的多个粒子点对非线性函数的概率分布进行逼近的一种变换方法。UT变换的基本原理是根据 k 时刻状态 X_k 的均值 \bar{X}_k 和方差 P_{X_k} ，选取一组均值和方差该时刻相符的采样点集合，将该集合中的点集进行相应的非线性变换得到最终的目标点集，并且可以计算得到目标点集的均值和方差。UT变换的示意图^[46]如图3-1所示。

UT变换的具体步骤如下：

1) 构造Sigma点集

根据随机向量 X 的均值 \bar{X} 和方差 P_X ，通过对称采样的方式构造Sigma点集 $\{X_i\}$, $i = 1, \dots, n$ ，如下式所示：

$$X_i = \begin{cases} \bar{X} + \sqrt{(n+\Delta)P_X}, i = 1, \dots, n \\ \bar{X} - \sqrt{(n+\Delta)P_X}, i = n+1, \dots, 2n \\ \bar{X}, i = 0 \end{cases} \quad (3-16)$$

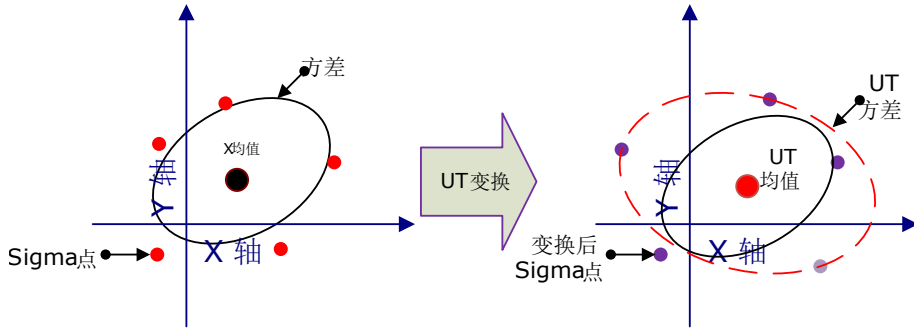


图 3-1 UT变换示意图

并且通过计算得到点 X_i 的计算UT变换后值的均值权值 W_i^m 和方差权值 W_i^c ，权值可以通过以下的方程得到：

$$\begin{cases} W_0^m = \frac{\Delta}{n+\Delta} \\ W_0^c = \frac{\Delta}{n+\Delta} + (1 - \omega^2 + \nu) \end{cases} \quad (3-17)$$

$$W_i^m = W_i^c = \frac{\Delta}{2(n+\Delta)}, i = 1, 2, \dots, 2n \quad (3-18)$$

式中 Δ 称为尺度参数 $\Delta = \omega^2(n + \lambda) - n$ ， ω 确定了均值 \bar{X} 周围Sigma点的分布，是一个取值范围为 $(e^{-4} \leq \omega \leq 1)$ 的正整数，通常设置为0或3-n， ν 是状态分布参数，对于正态分布的随机变量 $\nu = 2$ 可以达到最优值， ω 和 λ 决定了估计均值的精度， ν 决定了估计方差的精度。

2) 采样点的非线性变换

对于采样的Sigma点集 $\{X_i\}$ 进行 $f(X_i)$ 的非线性变换，可以得到变换后的Sigma点集 $\{Y_i\}$ ：

$$Y_i = f(X_i), i = 0, 1, 2, \dots, 2n \quad (3-19)$$

通过变换后的Sigma点集 $\{Y_i\}$ 可以近似的表示非线性函数 $Y = f(X)$ 的分布。

3) 计算Y的均值和方差

根据步骤1)的均值权值和方差权值对非线性变换后的Sigma点集 $\{Y_i\}$ 进行加权处理，从而计算出Y的均值和方差。

$$\begin{aligned} \bar{Y} &= \sum_{i=0}^{2n} W_i^m Y_i \\ P_Y &= \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (Y_i - \bar{Y})(Y_i - \bar{Y})^T \end{aligned} \quad (3-20)$$

UT变换通过采样的方式近似非线性函数的概率分布，而不是像扩展卡尔曼滤波算法一样近似直接对非线性函数进行近似，因此即使非线性系统模型复杂，UT变换也不会增加算法实现的难度^[47]；并且相比于扩展卡尔曼滤波忽略泰勒展开的高阶项，UT变换的准确度可以达到三阶的泰勒展开；UT变换不需要计算非线性函数的雅可比矩阵，所以也可以用来处理不可导得非线性函数。

(b)无迹卡尔曼滤波-UKF

无迹卡尔曼滤波是基于UT变换技术运用卡尔曼滤波思想的一种滤波技术。在当前状态预测方程中，UKF运用UT变换来近似的表示k时刻经过非线性变换后在k+1时刻的估计值，借此来处理随机变量X均值和方差的非线性传递。无迹卡尔曼滤波算法^[48]的步骤如下：

1)滤波状态变量的初始化

$$\begin{aligned}\bar{X}_0 &= E(X_0) \\ P_0 &= E[(X_0 - \bar{X}_0)(X_0 - \bar{X}_0)^T]\end{aligned}\quad (3-21)$$

因为存在测量噪声和过程噪声，所以需要对随机变量X的初值状态进行扩展，得到初始化变量的增广矩阵如下：

$$\hat{X}_0 = E[X_0 \quad u_0 \quad w_0] = [\bar{X}_0 \quad 0 \quad 0] \quad (3-22)$$

$$\hat{P}_0 = E[(X_0 - \hat{X}_0)(X_0 - \hat{X}_0)^T] = \begin{bmatrix} P_0 & 0 & 0 \\ 0 & Q_0 & 0 \\ 0 & 0 & R_0 \end{bmatrix} \quad (3-23)$$

2)计算Sigma采样点

根据随机变量X在k时刻的均值和方差，构造k时刻采样的Sigma点集：

$$X_k^i = \hat{X}_k + \sqrt{(n + \Delta)\hat{P}_k}, i = 1, \dots, n \quad (3-24)$$

$$X_k^i = \hat{X}_k - \sqrt{(n + \Delta)\hat{P}_k}, i = n + 1, \dots, 2n \quad (3-25)$$

上式中Δ的定义以及权值的计算方法如式3-16和式3-20所示。

3)状态预测方程

$$X_{k+1,k}^i = f(X_k^i, u_k^i, 0) \quad (3-26)$$

$$\begin{aligned}\hat{X}_{k+1}^- &= \sum_{i=0}^{2n} W_i^m X_{k+1,k}^i \\ \hat{P}_{k+1}^- &= \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [X_{k+1,k}^i - \hat{X}_{k+1}^-][X_{k+1,k}^i - \hat{X}_{k+1}^-]^T\end{aligned}\quad (3-27)$$

4)状态测量更新方程

$$Z_{k+1,k}^i = h(X_{k+1,k}^i, v_k^i) \quad (3-28)$$

$$\hat{Z}_{k+1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m Z_{k+1,k}^i \quad (3-29)$$

5)协方差更新方程

$$P_{k+1}^z = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c \left[Z_{k+1,k}^i - \hat{Z}_{k+1} \right] \left[Z_{k+1,k}^i - \hat{Z}_{k+1} \right]^T \quad (3-30)$$

$$P_{k+1}^{zx} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c \left[Z_{k+1,k}^i - \hat{Z}_{k+1} \right] \left[X_{k+1,k}^i - \hat{X}_{k+1} \right]^T \quad (3-31)$$

6)无迹卡尔曼滤波增益

$$H_k = P_{k+1}^{zx} (P_{k+1}^z)^{-1} \quad (3-32)$$

7)状态估计方程

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_{k+1}^- + H_{k+1} (Z_{k+1} - \hat{Z}_{k+1}) \quad (3-33)$$

8)当前最优协方差矩阵

$$P_{X,k+1} = \hat{P}_{k+1}^- - H_{k+1} P_{k+1}^z H_{k+1}^T \quad (3-34)$$

由上文可见，UKF与扩展卡尔曼滤波算法相比，计算量要求有所提升，但是仍然在可以接受的范围之内。无迹卡尔曼滤波在运用到非线性系统的状态估计中在精度方面可以达到泰勒级数的三阶次，相比于扩展卡尔曼滤波的忽略高阶次也有明显的提升。同时，UKF降低了对模型的要求并且不需要计算复杂模型的雅可比矩阵，所以UKF具有更广的适用范围。

3.1.2 磷酸铁锂电池SOC估算法影响因子

电池的荷电状态(SOC)是指电池的当前容量与其完全充满电状态下容量的比值，磷酸铁锂电池和其他一般的锂电池一样，其性能也会受到温度、充放电电流等因素的影响，因此本节首先对磷酸铁锂电池SOC估计算法影响因子进行概述。

(1)温度因子

电池组的温度因子主要受环境温度和电池组自身化学反应热量影响，在不同的温度条件下，电池的容量参数、开路电压参数和内阻参数也会相应的产生变化。当电池组温度或者环境温度降低时，电池组电解液的活性减弱，表现为电池的欧姆内阻和极化内阻增加，这是因为电解液中锂离子的迁移速度会随着温度的降低

而减小，发生化学反应的速度减慢。当温度在一定范围内升高时，电池组的容量随之增大，因为温度越高电池组的内阻越小，在内阻上消耗的能量就越少，则根据能量守恒定律，能放出的能量就越大。

(2)放电因子

影响电池组SOC估计的放电因子主要包括电池自放电影响和电池放电电流倍率影响^[49]。电池自放电与电池自身的化学反应相关，温度越高电池自身的化学反应越迅速，则电池组的自放电量越大；反之，电池的自放电速率就越缓慢。电池组的放电量也与电池组的放电电流倍率相关，锂电池组的放电电流倍率越大，能放出的电量就越少。因为大电流放电时，电池组的极化就越严重，电池组电压提前达到截止放电值，所以放出的电量减少。针对同一锂电池组经过高倍率电流放电后，还可以经过低倍率电流进行放电。

(3)寿命因子

电池组的使用寿命有一定的循环次数，电池组在一次完整的充电和放电过程中都伴随着锂离子和电解液大量的副反应，这些副反应是不可逆的，发生副反应会对电解液有所消耗。随着电池组循环次数的增加，电池组负极表面附着的锂增加，从而影响活性锂离子的嵌入，电池组的容量会相应减少^[50]。

3.2 基于扩展卡尔曼滤波的SOC估计算法研究

以上文介绍的扩展卡尔曼滤波理论作为基本依据，引入第二章磷酸铁锂电池的状态空间方程来描述电池在噪声作用下的随机过程。并且针对电池非线性的状态特点，通过进行泰勒展开将其进行线性化处理，再运用卡尔曼滤波的思想公式对电池自身的下一状态进行估计，即为扩展卡尔曼滤波算法(EKF)。

3.2.1 基于EKF的锂电池SOC估计方法

根据第二章磷酸铁锂电池的电路方程和电池的 $OCV - SOC$ 函数，选择电池的浓差极化电压 V_1 、电化学极化电压 V_2 和电池的SOC作为系统的状态变量： $X = \begin{bmatrix} SOC & V_1 & V_2 \end{bmatrix}^T$ 将锂电池等效电路控制方程进行离散化处理得到电路的离散滤波方程，系统的输入电流为，则根据如下的模型方程：

$$X(k+1) = f[X(k), I(k)] + u(k) \quad (3-35)$$

$$Z(k) = h[X(k), I(k)] + w(k) \quad (3-36)$$

可以得到锂电池的离散状态方程为：

$$\begin{pmatrix} SOC(k+1) \\ V_1(k+1) \\ V_2(k+1) \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{T}{\tau_1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 - \frac{T}{\tau_2} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} SOC(k) \\ V_1(k) \\ V_2(k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{T}{Q} \\ \frac{T}{C_1} \\ \frac{T}{C_2} \end{pmatrix} I(k) \quad (3-37)$$

$$V(k) = V_{oc}(SOC, k) - V_1(k) - V_2(k) - R_0 I(k) \quad (3-38)$$

其中， $\tau_1 = R_1 C_1$ $\tau_2 = R_2 C_2$ 分别表示电池两种极化的时间常数， Q 表示锂电池的额定容量， T 表示系统的采样周期， $V_{oc}(SOC, k)$ 表示系统的开路电压与电池的荷电状态之间的高阶非线性函数。

(1) 锂电池SOC估计系统的初始化

选定系统的采样周期 $T = 1s$ ，估计系统的噪声 $u(k)$ 和 $w(k)$ 都为均值为零的高斯随机噪声，根据32650号磷酸铁锂电池的技术指标可以得到 $Q = 18000C$ ，将电池在常温下静置24小时后，锂电池两端的电压趋于稳定，测得锂电池的电压为电池的开路电压 $U_0 = 3.12V$ ，根据2.5.1节中拟合的SOC-OCV方程可以求得此时锂电池的初始 $SOC_0 = 92.46\%$ ，则估计系统的初始状态： $\hat{X}_{0/0} = \begin{pmatrix} 92.46\% & 0 & 0 \end{pmatrix}^T$
 $P[u(k)] = P[v(k)] = 1$

$$P_{0/0} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(2) 估计系统的线性化处理

扩展卡尔曼滤波算法需要把非线性系统做线性化的处理，即将动态系统模型方程和测量模型方程在测量点进行泰勒级数的展开，并且忽略二阶以上的高阶项。可以得到系统的雅可比矩阵的形式如下：

$$A = \frac{\partial f(\hat{X}_k, I_k)}{\partial \hat{X}_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{T}{\tau_1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 - \frac{T}{\tau_2} \end{bmatrix} \quad W = \frac{\partial f(\hat{X}_k, I_k)}{\partial I_k} = \begin{bmatrix} -\frac{T}{Q} \\ \frac{T}{C_1} \\ \frac{T}{C_2} \end{bmatrix}$$

$$B = \frac{\partial h(\hat{X}_k, I_k)}{\partial \hat{X}_k} = \begin{pmatrix} \frac{\partial V_{oc}(SOC, k)}{\partial \hat{X}_k} & \frac{\partial V(k)}{\partial V_1} & \frac{\partial V(k)}{\partial V_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial V_{oc}(SOC, k)}{\partial \hat{X}_k} & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$T = \frac{\partial h(\hat{X}_k, I_k)}{\partial I_k} = R_0$$

根据估计系统的雅可比矩阵可以得到锂电池模型的离散模型方程为：

$$X(k+1) = A(k)X_k + W(k)I(k) + u(k) \quad (3-39)$$

$$Z(k) = B(k)X(k) + D(k)I(k) + w(k) \quad (3-40)$$

则考虑到噪声为均值为零的高斯白噪声以及锂电池系统的初值，可以求得锂电池估计的扩展卡尔曼滤波模型参数如下：

状态预测值：

$$\hat{X}_{k/k-1} = A(k)X_k + W(k)I(k) \quad (3-41)$$

误差协方差预测值：

$$P_{k/k-1} = A(k)P_{k-1/k-1}A(k)^T + W(k)w_{k-1}W(k)^T \quad (3-42)$$

卡尔曼滤波增益：

$$H_k = P_{k/k-1}B(k)^T[B(k)P_{k/k-1}B(k)^T + T(k)v_kT(k)^T]^{-1} \quad (3-43)$$

状态估计值：

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k/k-1} + H_k \times (h(X_{k/k-1}, I(k)) + w(k) - h(X_{k/k-1}, 0)) \quad (3-44)$$

误差协方差矩阵：

$$P_k = P_{k/k-1} - H_k B_k P_{k/k-1} \quad (3-45)$$

根据以上的模型差数求解，就可以实现对磷酸铁锂电池SOC的估计。

3.2.2 EKF实验仿真

在上节磷酸铁锂电池荷电状态估计算法推导的公式上，根据实际的工况实验数据基于扩展卡尔曼滤波算法进行锂电池SOC估计的实验设计。估计系统的框图如图3-2所示：

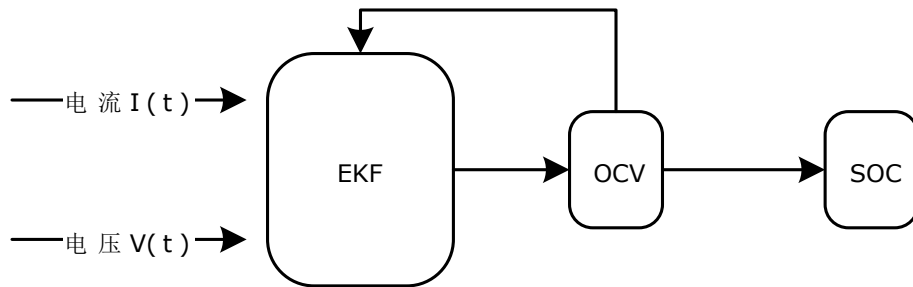


图 3-2 EKF估计系统框图

从估计框图中可以看出，测得的电流值和电压值作为估计系统的输入，在输入端会添加系统的输入噪声，添加噪声后电流和电压趋势图如图3-3所示：

根据输入电流和电压数据得到锂电池基于扩展卡尔曼滤波算法的SOC估计效果如图3-4，并且对估计算法的误差进行了分析。

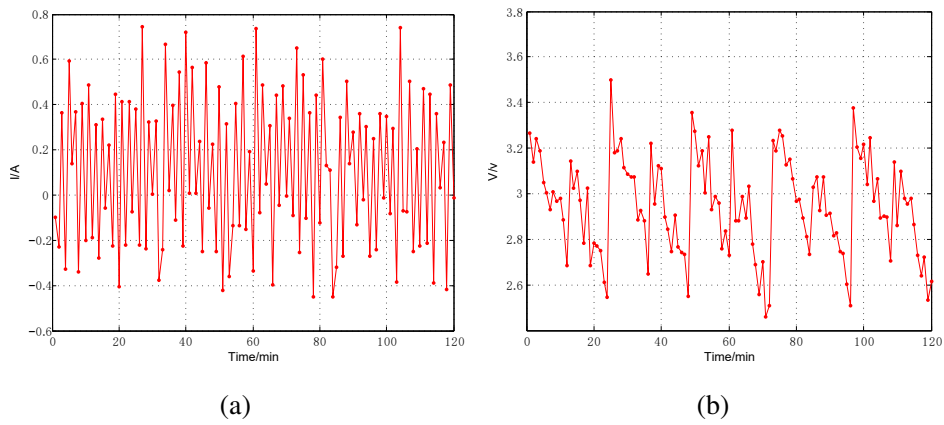


图 3-3 带噪声的电压和电流波形
(a)电流波形；(b)电压波形

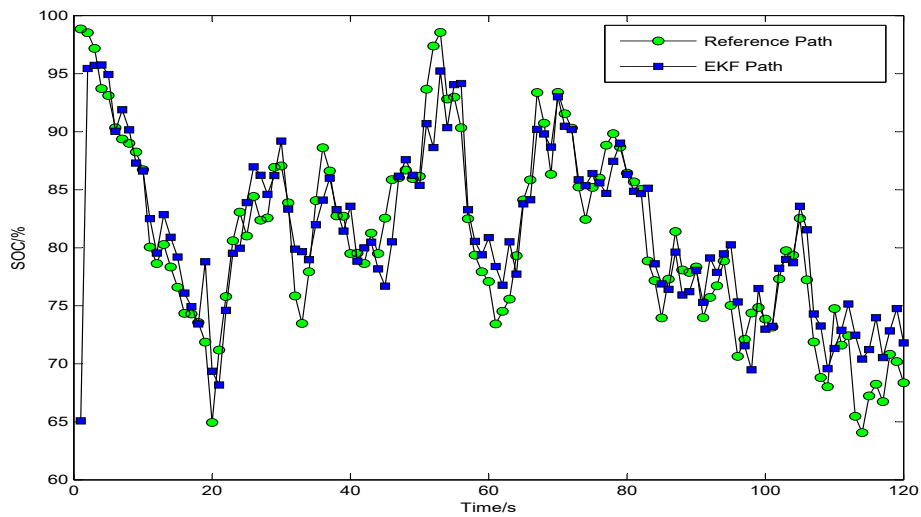


图 3-4 扩展卡尔曼滤波算法估计效果图

从估计与参考曲线的对比可以看出，在实验开始阶段荷电状态的估计效果与真实值比较接近，估计的误差较小，但是随着电池温度的升高，放电量的加大，锂电池荷电状态的估计效果有所下降，具体的误差状况如图3-5所示。

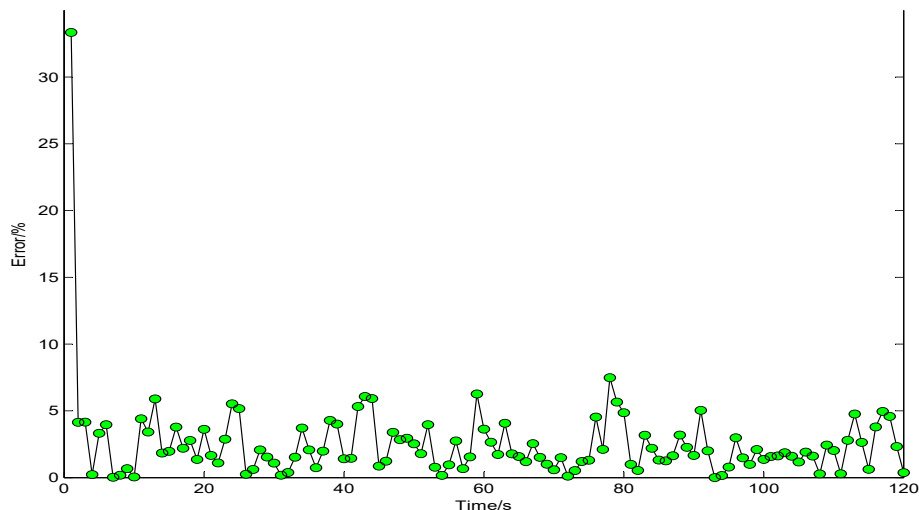


图 3-5 扩展卡尔曼滤波算法估计误差曲线

扩展卡尔曼滤波算法的估计误差随着工况时间的增长，误差也累积增大，这是因为随着电池温度的升高，电池内部的极化反应导致的动态损耗也随之增大。可以从曲线中看出，在估计算法稳定以后，电池估计误差最高能达到5.5%左右，基于分数阶电路模型的扩展卡尔曼滤波算法在锂电池荷电状态估计方面还是具有较高的精度。

3.3 基于动态切换采样策略的无迹卡尔曼滤波SOC估计算法

根据无迹卡尔曼滤波理论的基本理论，通过UT(Unscented Transformation)变换采用多个粒子点近似函数概率密度分布的方式来解决锂电池方程的非线性情况，从而避免了锂电池状态方程线性化所产生的误差，并且在考虑UT变换的采样策略时对算法耗时和系统的误差进行均衡，提出了一种基于动态切换采样的无迹卡尔曼滤波算法，以提高锂电池SOC估计的精度，同时减小算法的复杂度。基于无迹卡尔曼滤波的SOC估计算法主要包括离散状态空间方程的建立、SOC估计系统参数值的初始化以及SOC估计的迭代流程。

3.3.1 UT变换动态切换采样策略

相对与扩展卡尔曼滤波中将非线性系统进行线性化忽略高阶项的处理，UT变换提供了一种新的思路处理非线性系统的传递问题。UT变换首先根据变量的统计特性构造一系列的Sigma点集，然后将这些点集通过非线性系统的作用得到输出

的Sigma点集，最后将得到的点集分别按照相应的权值进行加权求和就可以得到非线性系统输出的统计特性值。从上述的过程可以看出，UT变换避免了线性化处理引入的误差，直接对非线性系统的分布函数进行近似处理，而不是对非线性系统进行线性化。

UT变换最关键的处理是采样策略的制定与权值的计算。国内外学者已经对UT变换的采样策略进行了广泛的研究，主要的采样策略包括对称采样、最小偏差单形采样和超球体单形采样。文献^[51]对三种不同采样方式性能和误差进行了详细分析，得到了如表3-1所示的实验结果。

表 3-1 UT变换采样策略性能对比表

数学统计量	对称采样	最小偏差单形采样	超球体单形采样
均值 $X(m)$	0.00010	0.00031	0.00409
误差 $Y(m)$	0.00006	0.00048	0.00281
协方差 $X(m)$	0.00057	0.00487	0.02615
误差 $Y(m)$	0.00056	0.00377	0.02455
耗时 (s)	0.00075	0.00034	0.00064

从表中的数据可以看出，最小偏差单形采样的耗时最小，对称采样相对的耗时最大。因为最小偏差单形采样只需要构造 $n+2$ 个Sigma点，而对称采样需要构造 $2n+1$ 个Sigma点集，由于计算量减小了接近一倍，相应的耗时就缩小了。样本点的增加带来的好处是对称采样是三种采样策略中误差最小的。

从以上的分析中可以看出耗时与误差是一对博弈变量，所以本文提出了一种动态切换采样策略的无迹卡尔曼滤波算法，在耗时与误差之间建立一种均衡，以改进算法的精确度，减小本文算法的计算量。算法采样策略的切换流程如图3-6所示。

从策略原理图中可以看到，本文设定当迭代循环次数 $N > 10$ 时，算法就会进行采样策略的切换。当然也可以根据实际需要进行切换边界的改变与设定。由于无迹卡尔曼滤波具有收敛快的特性，所以在算法的开始阶段采用低误差率的对称采样策略提高算法的精度，当估计算法稳定后采用最小偏差单形采样算法提高计算速度，降低算法的复杂度。根据两种不同的采样策略进行对比实验，以对采样策略的有效性进行验证，实验比较的结果如图3-7所示。

从图3-7可以看出，基于动态切换采样策略的算法运行时间明显要小于采用单一对称采样策略的运行时间，从而证明了动态切换采样策略可以缩小算法运行时间，降低了算法的复杂度。

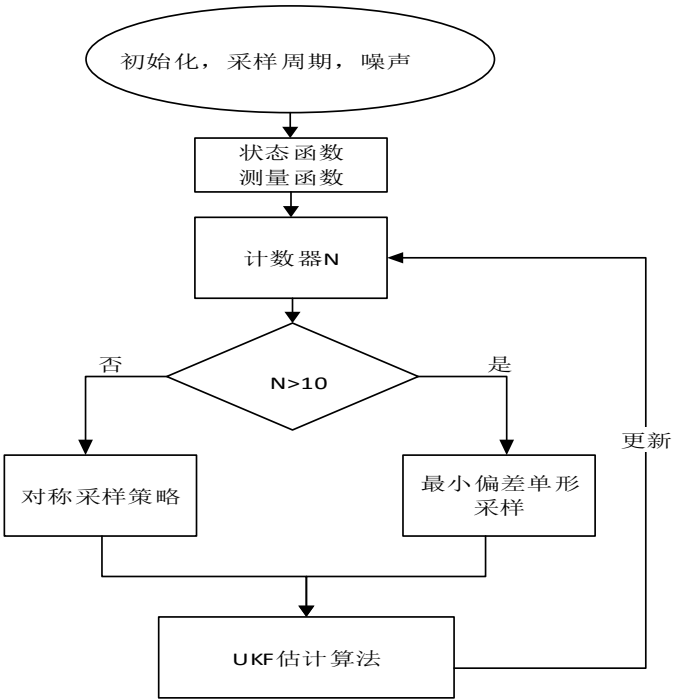


图 3-6 采样策略切换原理图

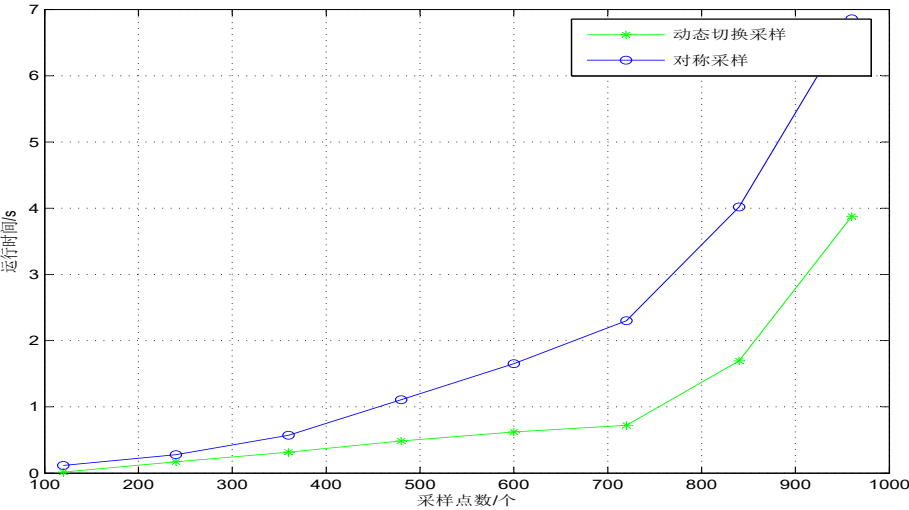


图 3-7 采样策略结果对比图

3.3.2 基于动态切换采样UKF的锂电池SOC估计算法

由于无迹卡尔曼滤波的SOC估计不需要对锂电池的离散状态方程做线性化处理，所以根据UKF的算法原理和锂电池等效电路模型方程可以直接建立电池的离散状态空间方程，方程中SOC为待估计参数，在已知电池开路电压和电流作为估计系统的输入参数，得到锂电池系统的模型方程如下：

$$X(k+1) = f[X(k), I(k)] + u(k) = \begin{pmatrix} SOC(k) - \frac{T}{Q}I(k) \\ \left(1 - \frac{T}{\tau_1}\right)V_1(k) + \frac{T}{C_1}I(k) \\ \left(1 - \frac{T}{\tau_2}\right)V_2(k) + \frac{T}{C_2}I(k) \end{pmatrix} + u(k) \quad (3-46)$$

$$V(k) = V_{oc}(SOC, k) - V_1(k) - V_2(k) - R_0 I(k) \quad (3-47)$$

在锂电池离散状态空间模型的基础上，基于无迹卡尔曼滤波的SOC估算流程如下：

(1)估计系统的初始化

无迹卡尔曼滤波估计系统的初始化与扩展卡尔曼滤波估计系统的初始化相同，采样周期 $T = 1s$ ， $u(k)$ 和 $w(k)$ 都为均值为零并且方差为1的高斯随机白噪声，磷酸铁锂电池的额定电量 $Q = 18000C$ ，实验锂电池的初始开路电压为 $U_0 = 3.12V$ ，锂电池的初始 $SOC_0 = 92.46\%$ 则： $\hat{X}_{0/0} = \begin{pmatrix} 92.46\% & 0 & 0 \end{pmatrix}^T$ $P[u(k)] = P[v(k)] = 1$

$$P_{0/0} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(2)Sigma采样点以及权值

本实验开始时采用对称采样的方式构造Sigma点集 $\{X_i\}, i = 1, \dots, n$ ，如下式所示：

$$X_i = \begin{cases} \hat{X} + \sqrt{(n+\Delta)P_X}, i = 1, \dots, n \\ \hat{X} - \sqrt{(n+\Delta)P_X}, i = n+1, \dots, 2n \\ \hat{X}, i = 0 \end{cases} \quad (3-48)$$

取 $\Delta = 3-n$ ， $\lambda = 3-n$ ， $\nu = 2$ ，点 X_i 的计算UT变换后值的均值权值 W_i^m 和方差权值 W_i^c ，

$$\begin{cases} W_0^m = 1 - \frac{n}{3} \\ W_0^c = 3 - \frac{n}{3} \end{cases} \quad (3-49)$$

$$W_i^m = W_i^c = \frac{3-n}{6}, i = 1, 2, \dots, 2n \quad (3-50)$$

当 $i \geq 10$ ，采用最小偏度单形采样的方式构造Sigma点集 $\{X_i\}, i = 1, \dots, n$ ，如下式所示：

$$X_i = \hat{X} + \sqrt{P_x} \beta_i^{j+1} \quad (3-51)$$

其中 β_i^{j+1} 的递推公式如下：

$$\beta_i^{j+1} = \begin{cases} \begin{bmatrix} \beta_0^j \\ 0 \end{bmatrix}, i = 0 \\ \begin{bmatrix} \beta_i^j \\ -\frac{1}{\sqrt{2W_{j+1}}} \end{bmatrix}, i = 1, \dots, j \\ \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2W_{j+1}}} \end{bmatrix}, i = j+1 \end{cases} \quad (3-52)$$

$$\text{其中 } \beta_0^j = 0, W_i = \begin{cases} \frac{1-W_0}{2^n}, i = 1, 2 \\ 2^{i-1}W_i, i = 3, \dots, n+2 \end{cases}, 0 \leq W_0 \leq 1.$$

(3)SOC状态预测

$$X_{k+1,k}^i = \begin{pmatrix} SOC^i(k) - \frac{T}{Q}I(k) \\ \left(1 - \frac{1}{\tau_1}\right)V_1^i(k) + \frac{1}{C_1}I(k) \\ \left(1 - \frac{1}{\tau_2}\right)V_2^i(k) + \frac{1}{C_2}I(k) \end{pmatrix} + u^i(k) \quad (3-53)$$

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k+1}^- &= \sum_{i=0}^{2n} \frac{3-n}{6} X_{k+1,k}^i \\ \hat{P}_{k+1}^- &= \sum_{i=0}^{2n} \frac{3-n}{6} [X_{k+1,k}^i - \hat{X}_{k+1}] [X_{k+1,k}^i - \hat{X}_{k+1}]^T \end{aligned} \quad (3-54)$$

(4)SOC状态测量更新

$$Z_{k+1,k}^i = V_{oc}(SOC^i, k) - V_1^i(k) - V_2^i(k) - R_0 I(k) + w_k^i \quad (3-55)$$

$$\hat{Z}_{k+1} = \sum_{i=0}^{2n} \frac{3-n}{6} Z_{k+1,k}^i \quad (3-56)$$

(5)协方差的测量更新

$$P_{k+1}^z = \sum_{i=0}^{2n} \frac{3-n}{6} [Z_{k+1,k}^i - \hat{Z}_{k+1}] [Z_{k+1,k}^i - \hat{Z}_{k+1}]^T \quad (3-57)$$

$$P_{k+1}^{zx} = \sum_{i=0}^{2n} \frac{3-n}{6} [Z_{k+1,k}^i - \hat{Z}_{k+1}] [X_{k+1,k}^i - \hat{X}_{k+1}]^T \quad (3-58)$$

(6) 无迹卡尔曼滤波SOC估计的增益

$$H_k = P_{k+1}^{zx} (P_{k+1}^z)^{-1} \quad (3-59)$$

(7) 无迹卡尔曼滤波的状态估计方程

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_{k+1}^- + H_{k+1} (Z_{k+1} - \hat{Z}_{k+1}) \quad (3-60)$$

(8) 当前最优协方差矩阵

$$P_{X,k+1} = \hat{P}_{k+1}^- - H_{k+1} P_{k+1}^z H_{k+1}^T \quad (3-61)$$

通过以上的无迹卡尔曼滤波离散状态空间方程，就可以迭代实现磷酸铁锂电池SOC的估计。

3.3.3 SOC估计实验仿真

基于UT变换处理非线性系统的传递问题，并且采用卡尔曼滤波的思想对锂电池的SOC估计系统进行设计，估计系统的框图如图3-8所示。

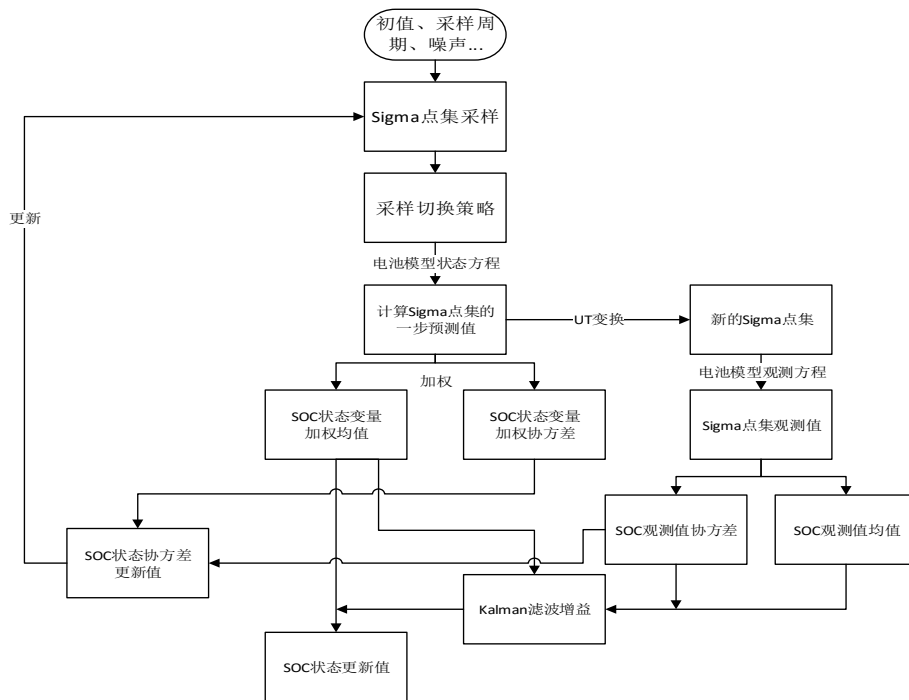


图 3-8 UKF估计系统框图

同样的测得的带噪声的电流值和电压值作为估计系统的输入，带噪声输入的曲线如3-9所示。

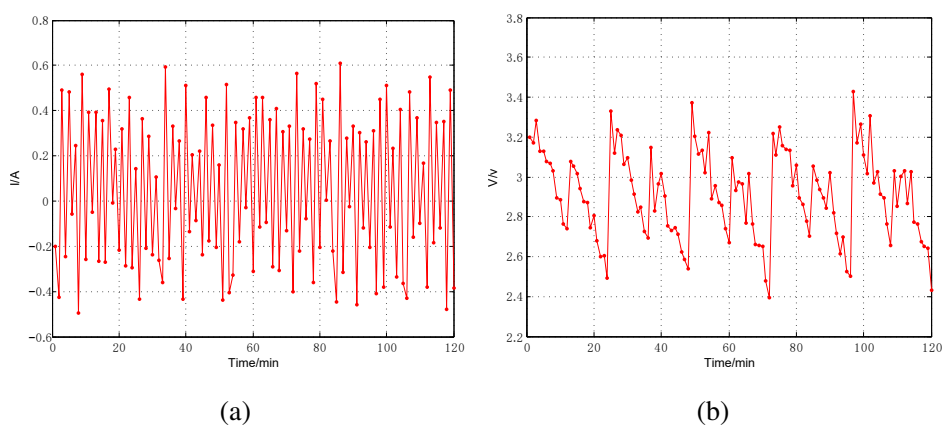


图 3-9 带噪声的电压和电流波形

(a)电流波形；(b)电压波形

以电流和电压数据作为估计系统的输入数据，基于无迹卡尔曼滤波算法的估计效果和估计误差如图3-10和图3-11所示。

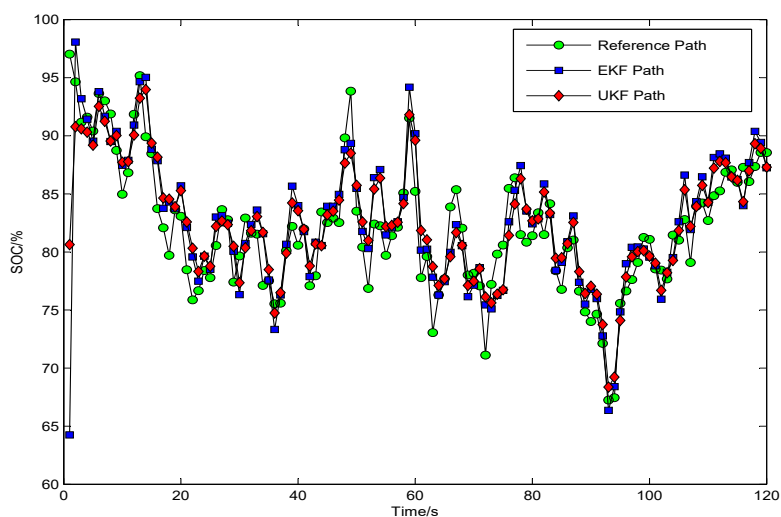


图 3-10 无迹卡尔曼滤波算法估计效果图

从图3-11中可以看出，将UKF和EKF的荷电状态估计算法进行对比时，无迹卡尔曼滤波算法并不是在每一个时刻点上都比扩展卡尔曼滤波算法更加精确，但是总体的趋势是基于无迹卡尔曼滤波的SOC估计算法误差更小，具有更高的估计精度。

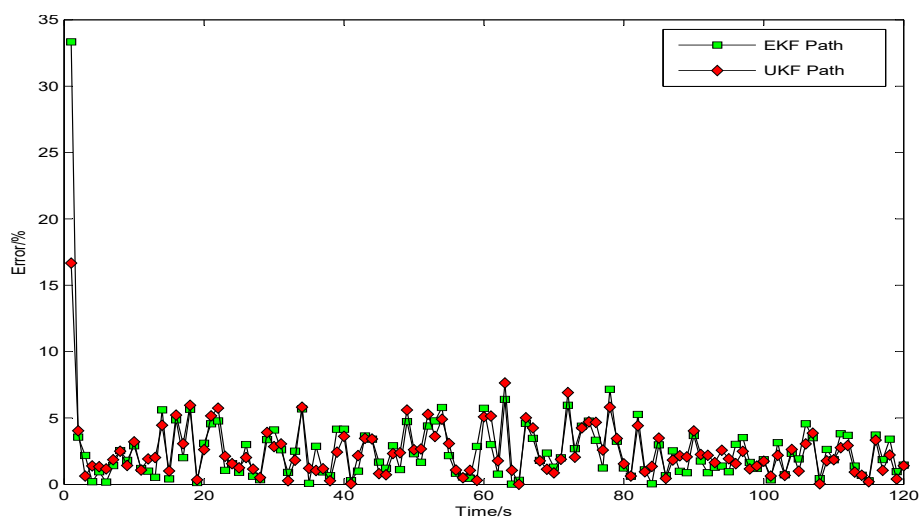


图 3-11 UKF和EKF估计误差对比曲线

3.4 本章小结

本章介绍了磷酸铁锂电池荷电状态估计的影响因子，并且引出了卡尔曼滤波估计系统的相关理论，然后对卡尔曼滤波的思想步骤进行了介绍并且比较分析了扩展卡尔曼滤波器和无迹卡尔曼滤波器的优缺点，再根据32650号磷酸铁锂电池的离散状态空间模型进行了基于EKF和基于动态切换采样UKF的锂电池SOC估计算法的设计，并且在MATLAB下进行实际的仿真实验，对比分析了扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波的实验结果，结果表明无迹卡尔曼滤波在估计的精确度上要优于扩展卡尔曼滤波，基于无迹卡尔曼滤波的电池SOC估计算法具有优越性和可行性。

第四章 基于ADVISOR的SOC估计算法仿真实验

在上文中对单体的磷酸铁锂电池在MATLAB下进行了基于无迹卡尔曼滤波算法的SOC估计仿真实验，但是对于实际的纯电动物流汽车的电池组是由180串44个单体锂电池组合而成的，所以需要在道路工况下对纯电动物流汽车的SOC估计算法进行检验。在本章中，引入ADVISOR的集成仿真软件对基于无迹卡尔曼滤波的SOC估计算法进行模拟实验。

4.1 ADVISOR仿真软件平台

先进的车辆仿真工具ADVISOR是一款基于MATLAB和Simulink软件环境的专业汽车仿真工具，它于1994年由美国国家可再生能源实验室首次开发使用^[52]，可以对汽车的各个模块组成部分进行仿真分析，目前被广泛用于汽车仿真技术的研究。ADVISOR于2003年被AVL公司收购，并且AVL公司也停止了对该软件的更新，目前最新的版本是ADVISOR 2004，本文也在ADVIDOR 2004的集成仿真环境下进行整车模型的搭建和SOC估计算法的仿真。

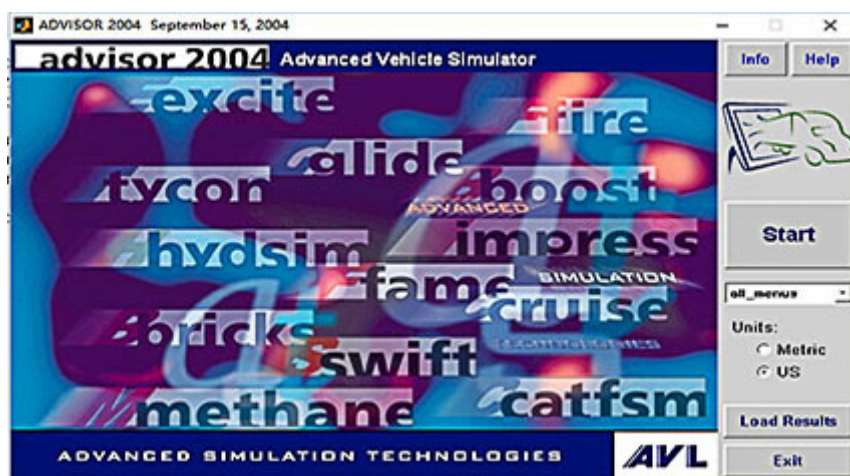


图 4-1 ADVISOR2004仿真平台

采用模块化的设计理念是ADVISOR仿真平台的显著特点，ADVISOR主要包括了发动机模块、变速器模块、车轮车轴模块、减速器模块和离合器模块等模块，模块之间通过接口传递数据的输入和输出，提高了模块的内聚性，降低了模块之间耦合度。ADVISOR各个模块元器件都采用形象的图标进行标示，在Simulink中建立整车的动态模型时只需要将需要的模块拖动到界面中然后互相连接起来。

ADVISOR仿真程序的模型和源代码是开源的并且许多部件都具有十分成熟的模型值得借鉴，这样可以方便研究人员对模型进行修改以达到深度定制的目的。

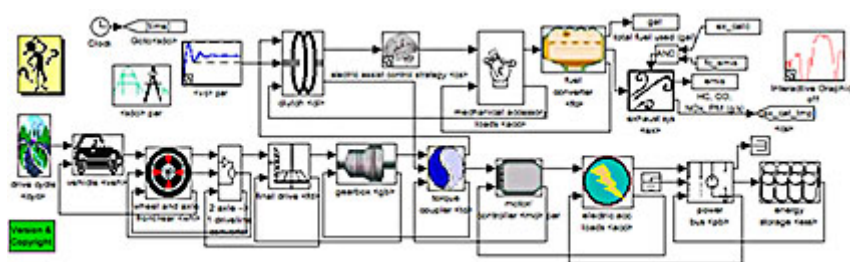


图 4-2 ADVISOR2004仿真平台

汽车仿真系统主要分为后向仿真系统和前向仿真系统，ADVISOR属于后向仿真系统，它的特点是从道路的实际工况出发而不是从驾驶员的操作意图出发来建立汽车的整车模型。同时ADVISOR仿真软件为用户提供了GUI界面的操作，方便用户进行模型参数的修改与添加。ADVISOR不仅可以应用于传统汽车领域，而且在纯电动汽车和混合动力汽车领域等新兴汽车领域也得到了广泛的应用和长足的发展，可以实现在实际的道理工况下对汽车的传动性能、能量消耗和功率损耗等特性进行仿真研究。

4.2 基于ADVISOR的纯电动物流汽车的整车模型搭建

4.2.1 纯电动物流汽车主要模块的建立

(1)纯电动物流汽车车辆原型

本论文以王牌汽车集团生产的纯电动厢式运输车(CDW5070XXYH1PEV)为原型来进行ADVISOR整车模型的搭建，表4-1是原型车辆的参数列表。

表 4-1 纯电动物流汽车整车参数

序号	项目	参数值
1	车辆名称	纯电动厢式运输车
2	车型号	CDW5070XXYH1PEV
3	车长 (mm)	5995
4	整备质量 (Kg)	3900
5	纯电续驶里程(km)	200 (空载)
6	最高车速 (km/h)	80
7	额定载重 (Kg)	2600

接下页

接上页

序号	项目	参数值
8	动力电池总质量与整备质量比值 (%)	22.6
9	发动机型号 (电机)	YPQ200L-8-HT
10	发动机厂家 (电机)	江西特种电机股份有限公司
11	发动机类型 (电机)	交流电机
12	发动机额定功率 (kw) (电机)	55
13	发动机峰值扭矩 (N.m) (电机)	1000
14	货箱尺寸 (mm) (内尺寸)	4150*1910*1850
15	电量、GPS信息获取方式	75kWh、GPRS
16	最大爬坡度	20 (%)

(2)搭建车身整体模块

在ADVISOR的Vehicle Input界面对车身模型的参数进行选择输入，由于本文的研究对象是纯电动物流汽车，所以选择的是车身中的 VEH_EV1 模块，并且根据纯电动物流汽车的特性对模块的参数进行修改配置，参数值如表4-2。

表 4-2 整体模块参数表

参数值	参数说明
$veh_{gravity} = 9.81$	加速度常数(m/s^2)
$veh_{air_density} = 1.2$	空气密度常数(kg/m^3)
$veh_{glider_mass} = 3900$	车身重量(kg)
$veh_C D = 0.19$	空气的阻力常数
$veh_F A = 69.5 * 2.54 / 100 * 50.5 * 2.54 / 100 * 0.9$	车辆的迎风面积(m^2)
$veh_{front_wt_frac} = 0.55$	前轴载荷分布比例系数
$veh_{cg_height} = 0.4$	车辆重心的高度(m)
$veh_w heelbase = 98.9 * 2.54 / 100$	车轴之间的距离(m)
$veh_{cargo_mass} = 136$	载重货物的重量(kg)

(3)汽车电动机模块的构建

在ADVISOR中电动机模块(Motor)下拉列表中选中适合于锂电池组驱动的 $MC_AC124_EV1_draft$ 电机，并且对电机模块的配置参数做适用于物流汽车的修改，如表4-3。

表 4-3 发动机模块参数表

参数值	参数说明
$mc_{max_rrnt} = 480$	电机最大的转动电流(A)
$mc_{min_olts} = 120$	电机最小工作电压(V)
$mc_{inertia} = 0$	电机的转动惯量($kg * m^2$)
$mc_{mass} = 91$	电机的质量(kg)
$mc_{ap_pd} = [01000 \& 10000] * (2 * pi / 60)$	电机的转矩范围
mc_{ap_rq}	电机的转速范围

(4)修改电动汽车锂电池模块

根据本文所研究的磷酸铁锂电池组的电压和电流特性，在ADVISOR的动力电池的下拉列表中选择*ESS_PB65_FocusEV*型号的电池组。然后对电池组的参数进行相应的修改，如表4-4。

表 4-4 锂电池模块

参数值	参数说明
$ess_soc = [0 : .2 : 1]$	电池SOC的向量
$ess_tmp = [02240]$	电池温度向量
$ess_min_volts = 9.5$	电池的放电截止电压(V)
$ess_module_mass = 19.490$	电池的重量(kg)
$ess_module_num = 28$	锂电池的节数
$ess_cap_scale = 1$	电池模块最大容量因子
$ess_th_calc = 1$	电池是否有热效应计算
$ess_mod_cp = 660$	电池模块平均的热容量
$ess_set_tmp = 35$	电池模块的恒温温度
$ess_mod_sarea = 0.4$	电池空气冷却总模面面积
$ess_mod_air_flow = 0.07/12$	电池冷却空气的流量
$ess_mod_flow_area = 0.004$	电池每个模块的冷缺空气流通面积
$ess_mod_case_thk = 2/1000$	电池模块的外壳厚度
$ess_mod_case_th_cond = 0.20$	电池外壳材料导热系数

(5)实验所采用的循环道路工况

在ADVISOR的仿真环境中可以建立车辆运行的实际道路工况，该工况包括了车辆在行驶过程中的起步、加速、制动、上坡等行为，基本上包含了车辆在实际的道路上行驶时遇到的全部情况，对于算法实际应用的验证具有很好的参考价值。

在实际整车模型的搭建中除了以上提到的五点，还存在车轮模块、传动系模块等相关模块，各个模块参数的调试与修改也是一个复杂并且繁琐的过程。总体的电动物物流车整车模型如图4-3所示。

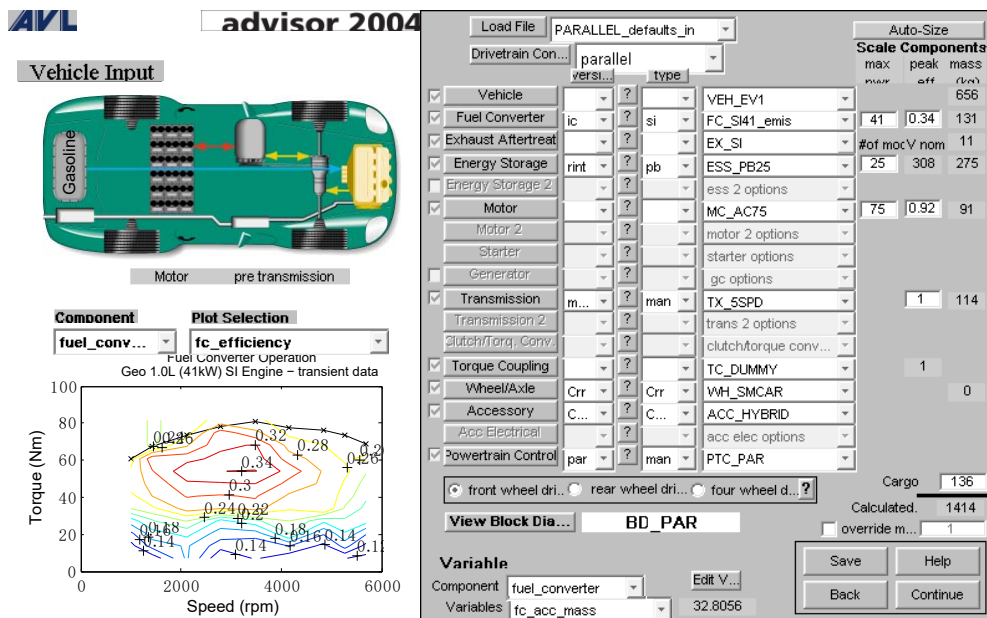


图 4-3 整车模型参数界面

4.2.2 电池组模型的再开发与SOC估计算法集成

纯电动物流汽车的电池组模型是指存储和释放能量的蓄电池组模块(ESS)，该模块将功率总线发出的功率需求信号通过计算出实际输出功率、电压电流值和电池组的SOC状态。在ADVISOR平台下默认的等效电路模型为Rint模型。Rint模型结构简单，通过一个内阻和开路电压表征锂电池的特性，但是缺点是精度比较低，电池组的开路电压和内阻都会受到温度的影响，电池组模块的结构如图4-4所示。从模块图中可以看出电池组模块主要分为了五个部分，与SOC估计算法相关的主要是开路电压和内阻模块、SOC估算模块，根据本文提出的SOC估计算法对这两个主要模块进行了改进。

(1) 蓄电池组开路电压和内阻计算模块

电池组开路电压和内阻的关系是通过等效电路方程计算表征的，本模块通过需求功率值和当前电池组的SOC值，计算得到电池组的开路电压和内阻大小，模块原理图如图4-5所示。

该模块输入为SOC值、温度值和需求功率值，通过查表得到电池的开路电压，然后根据功率的正负判断充电还是放电，并且依据充放电选取不同的方法得到电

池的内阻。本文采用的锂电池的二阶RC模型，所以在以上模型的基础上进行二阶RC等效电路模型的修改，修改后的二阶RC内阻模型的原理框图如图4-6所示。

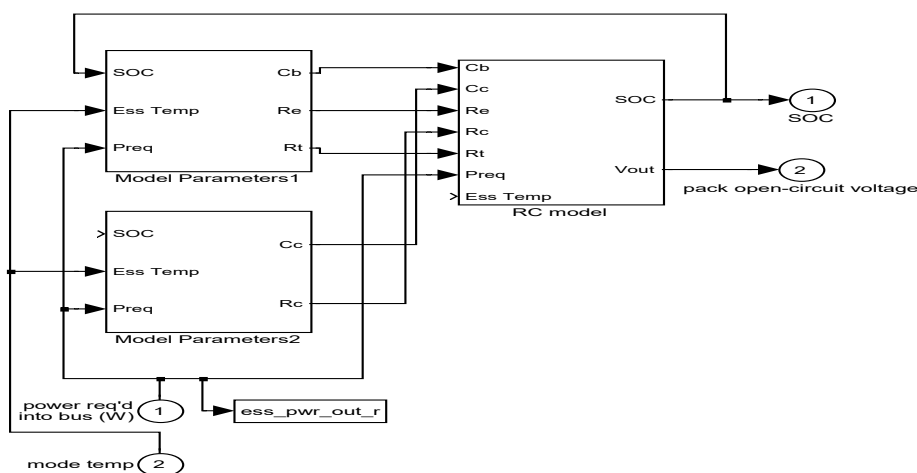
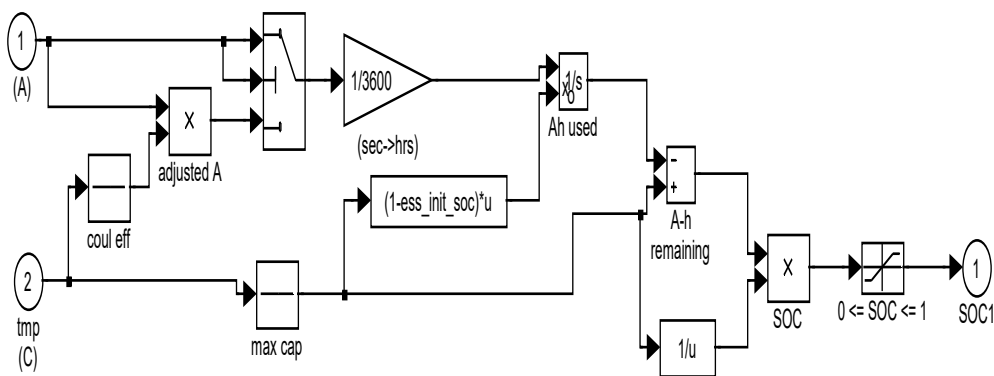


图 4-6 二阶RC内阻模型

(2)SOC估算模块

SOC估算模块根据功率信息、开路电压和内阻信息来计算等效电路模型的电流参数，然后根据实时电流计算此时电池的SOC值。默认的SOC估计模块的原理如图4-7所示。



$$SOC = (\text{Max Ah capacity} - \text{Ah used}) / \text{Max Ah capacity}$$

图 4-7 Rint模型SOC估计模块

从图4-7可以看出模型是根据安时法通过不断迭代的方式计算电池的SOC值，根据本文提出的无迹卡尔曼滤波的SOC估计算法，对传统的模型做了相应改进。改进的状态方程是通过S-函数文件来进行电池电流和SOC的计算，这样就可以使得状态空间方程的求解和无迹卡尔曼滤波器的设计在S-函数文件中实现，方便计

算和整个估计过程的初始化。本文采用的UKF估计算法的原理模块如图4-8所示。

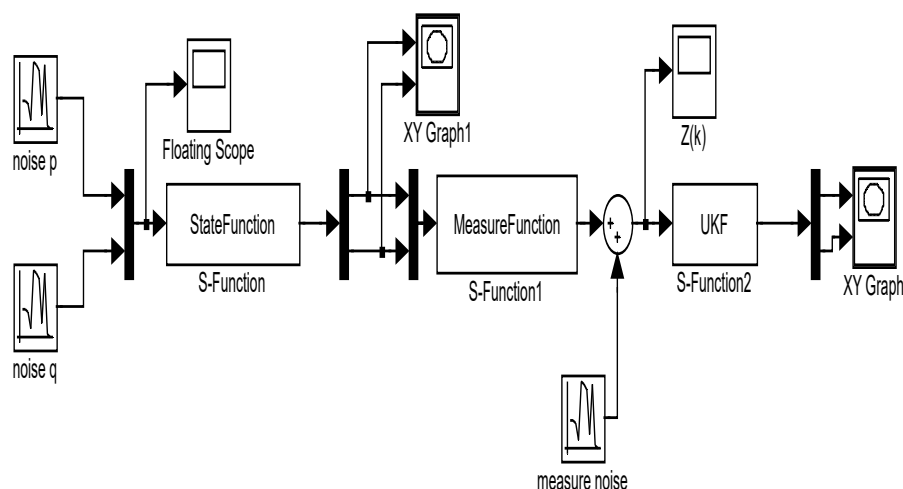


图 4-8 二阶RC模型SOC估计模块

在原理模块中S-函数如图4-9所示，StateFunction.m文件对滤波器的状态空间方程以及分数阶的离散近似进行处理，MeasureFunction.m文件表征估计算法的测量方程，UKF.m文件实现无迹卡尔曼滤波估计算法。

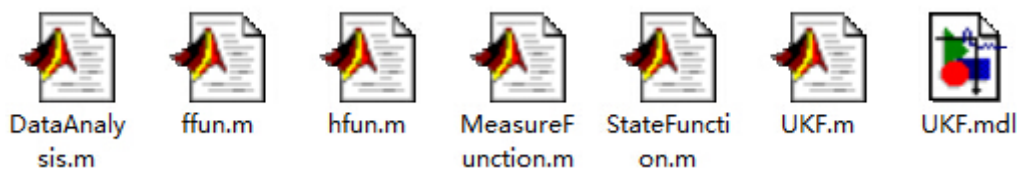


图 4-9 S-函数文件

综上得到本文关于电池组模块的结构框图如图4-10所示。

4.3 纯电动物流整车在实际工况下的SOC估计仿真验证

以上一节在ADVISOR下建立的纯电动物流汽车整车模型为基础，本节主要选用实际的道路工况(CYC_UDDSHDV)模拟物流汽车在道路上行驶的实际状态，定量的分析本文提出的锂电池荷电状态估计算法的估计效果和精度。

UDDSHDV工况全称Urban Dynamometer Driving Schedule for Heavy-Duty Vehicles，代表重型货车城市道路运行工况。该工况可以准确的描述重型汽车在城市道路行驶中各时间点的速度、加速度和爬坡力度等信息，用于本文城市物流汽车实际行驶情况的实验十分贴切。重型货车城市道路工况的参数数据如表4-5所示。

该道路工况的实时速度曲线如图4-11和图4-12所示。

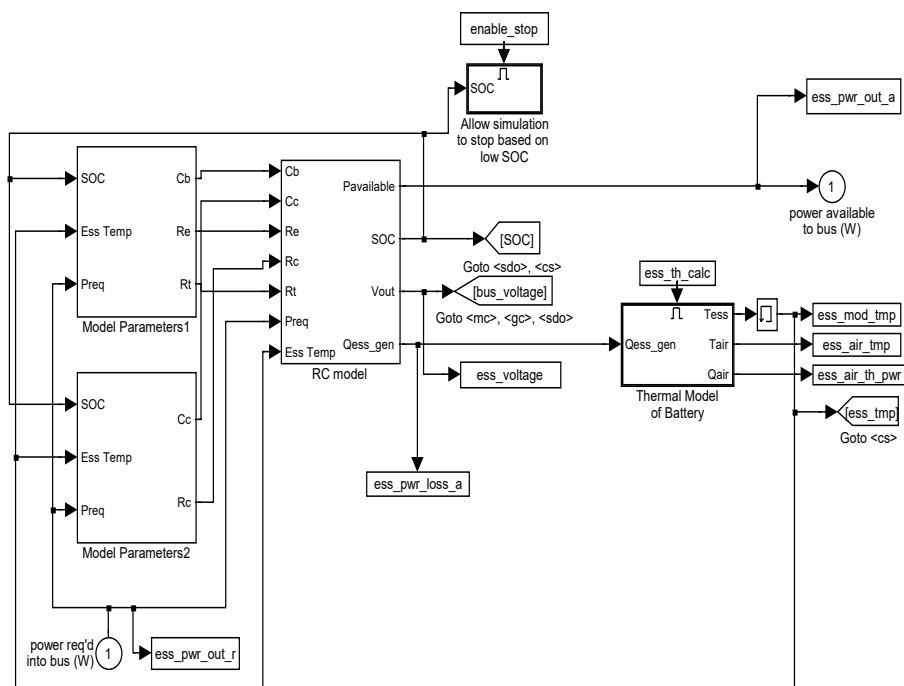


图 4-10 改进后的电池模型框图

表 4-5 重型货车道路工况统计参数表

工况参数	参数值
行驶时间	1060s
行驶里程	8.94km
最大速度	93.34km/h
平均速度	30.32km/h
最大加速	$1.96m/s^2$
最大减速	$-2.07m/s^2$
平均加速	$0.48m/s^2$
平均减速	$-0.58m/s^2$
停车时间	353s

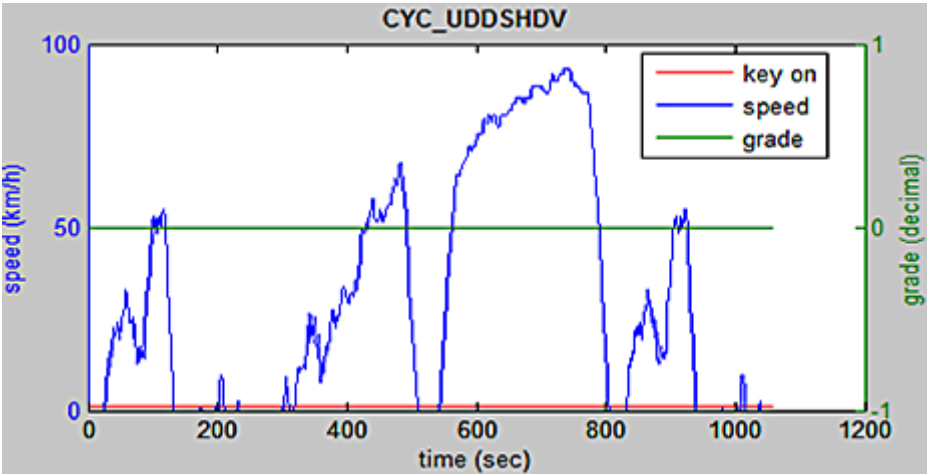


图 4-11 货车工况实时速率曲线

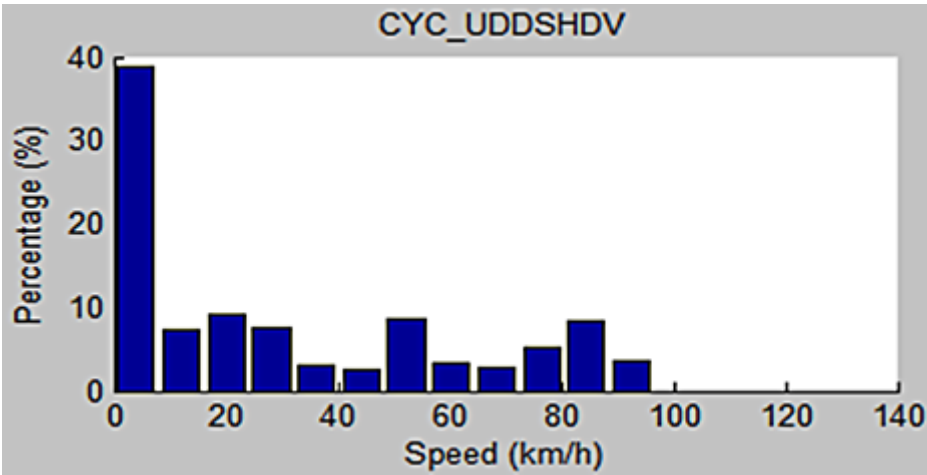


图 4-12 整段工况速率分布图

从工况速率图标可以看出在城市道路行驶时速率一般不超过90km/h，并且有接近40%的时间都集中在拥堵的情况下，这与纯电动物流汽车的实际行驶的工况是相符的。

在实际工况下，结合第三章提出的无迹卡尔曼滤波算法，进行普通模型和分数阶模型的对比实验，得到电池SOC估计曲线如图4-13所示，以及估计的误差如图4-14所示。

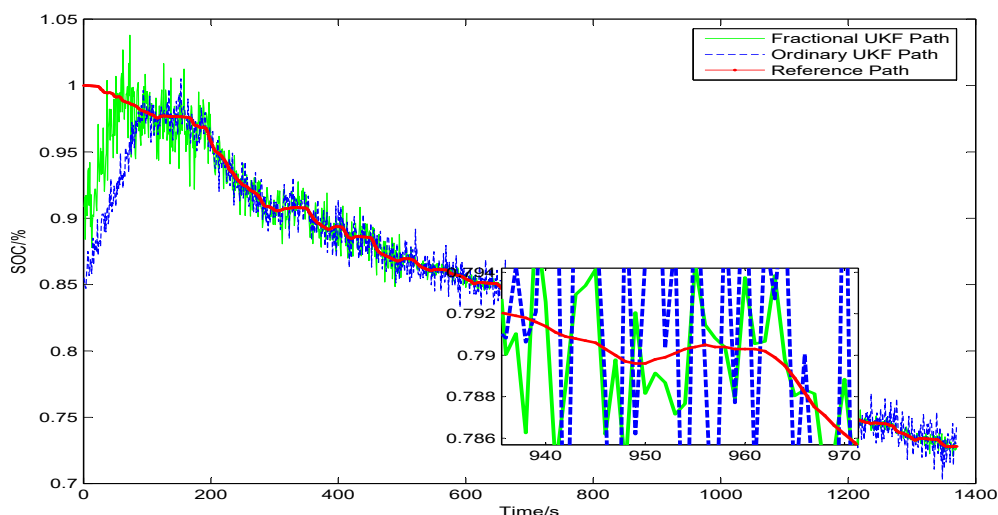


图 4-13 分数阶模型UKF实验对比图

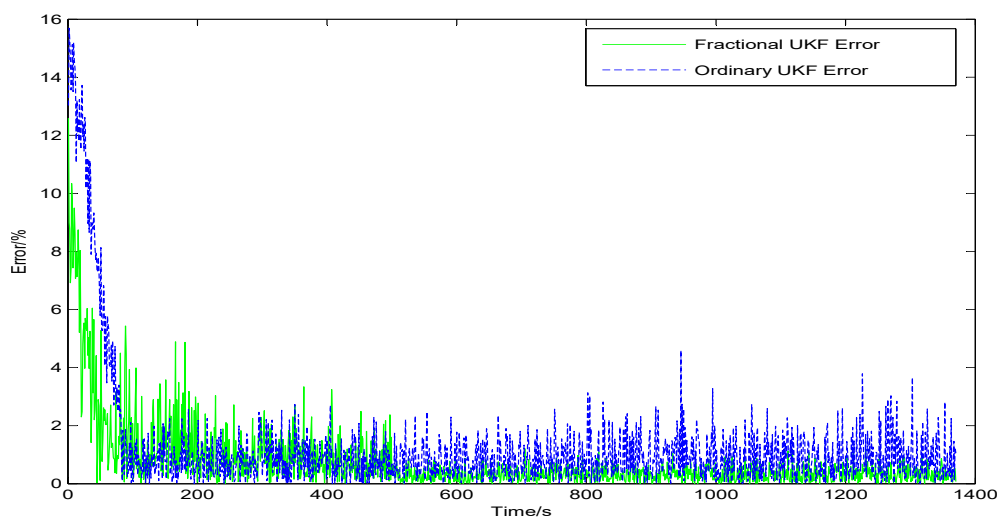


图 4-14 估计误差对比曲线

从实验结果可以看出，在普通模型下进行无迹卡尔曼滤波SOC估计的误差在5%左右，而在基于分数阶模型下进行无迹卡尔曼滤波SOC估计的误差可以降低到3%。虽然两者算法的估计效果均会随着时间的增长而有所降低，但是可以明显的看出分数阶模型的估计效果变坏趋势更加的平坦，所以基于分数阶的无迹

卡尔曼滤波SOC估计算法具有更高的精度，降低了估计误差。

4.4 本章小节

本章在对ADVISOR车辆集成仿真环境充分熟悉的基础之上，研究了纯电动物流汽车在该平台下的各个模块的搭建以及参数的匹配优化，并且在搭建好的物流汽车整车模型之上，选取了典型的城市道路循环工况，然后将普通模型和分数阶模型的无迹卡尔曼滤波算法在该仿真系统上进行对比的实验验证。通过实验的结果可以看出，在实际复杂多变的行驶工况下，在分数阶电池模型基础上构建的无迹卡尔曼滤波SOC估计算法比在普通模型下构建的无迹卡尔曼滤波SOC估计算法具有更高的精确度。

第五章 总结与展望

本论文主要在纯电动物流汽车采用的磷酸铁锂电池方面做了相关的优化研究，为锂电池荷电状态估计领域做出了一定的贡献。但同时本论文针对锂电池SOC实时动态估计方面的研究也有不全面的地方，导致如果想将本理论直接用于纯电动物流汽车或者相似车型的SOC估计还需要进一步的研究和更高规格的硬件支撑。

5.1 总结

随着国家大力推动新能源汽车在城市交通、物流等领域的发展，城市纯电动物流汽车项目的研究从一开始就备受企业和高校研究者的关注。而一辆纯电动物流汽车的制造牵涉面广泛，不仅涉及到机械制造工艺，而且与锂电池材料工艺、发动机制造等方面相关。在复杂的纯电动物流汽车设计中，锂电池组作为动力来源具有不可替代的作用，也因此成为纯电动汽车研究的重点。由于锂电池组材料研究的瓶颈性，所以在既有的锂电池的基础上研究高效的电量损耗以及电量控制就显得尤为重要，具有实际的经济价值并且能够提高纯电动汽车的安全性。

首先本论文立足于纯电动物流汽车的电池进行研究，选取了电池管理中最重要参数——电池的荷电状态作为研究对象。论文一开始就深入研究了磷酸铁锂电池的工作原理和基本特性，通过锂电池的正负极反应对电池的电化学模型进行了表述，考虑了锂电池发生化学反应时锂离子的迁移扩散过程以及锂电池的浓差极化和电化学极化现象。在对电池容量特性、内阻特性、开路电压特性和温度特性的总结下引出表征锂电池的等效电路模型。综合等效电路模型的复杂度以及阶次的选取，选定二阶RC的等效电路模型作为本论文研究的锂电池模型支撑。然后通过分析锂电池在实际反应中表现出来的分数阶特性，将分数阶微分理论引入到电池等效电路模型的求解中，在计算等效电路的电压电流分数阶微分关系时，通过Oustaloup离散递推滤波器对本文的分数阶模型进行整数阶的近似求解。然后通过参数辨识实验对本文提出的分数阶等效电路模型的特征参数进行估计表示，为锂电池的荷电状态估计提供基础支撑。本论文在锂电池分数阶动态等效电路模型方面的研究对于锂电池模型的表征具有实际的意义，起到了良好的推动作用，希望能够促进分数阶微积分理论在锂电池领域的研究。

其次，本论文对磷酸铁锂电池的荷电状态估计算法进行了研究。在锂电池分数阶等效电路模型的基础上，分析了基于卡尔曼滤波的荷电状态估计方法。从卡

尔曼滤波器的基本原理入手，从线性卡尔曼滤波器的思想切入，对比分析扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波对于非线性系统处理的不同特点。对扩展卡尔曼滤波采用泰勒展开式进行线性化处理时引入的误差进行了分析，并且在此基础上提出了一种基于分数阶模型的无迹卡尔曼滤波算法。该算法以提高荷电状态估计的精度为研究目标，避免了扩展卡尔曼滤波由于线性化而引入的误差。该算法融合了分数阶微积分的动态特性表征能力以及UT变换的近似能力，构建了一种高精度的锂电池荷电状态估计算法。并且还对比了扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波算法进行了实际的仿真分析，以实验结果来表征估计算法的优越性和精确度。

最后为了验证本文提出的荷电状态估计算法的性能，以成都王牌集团生产的纯电动厢式运输车(CDW5070XXYH1PEV)为原型，在ADVIDOR车辆仿真平台下搭建了纯电动物流汽车的整车模型，并且在典型的道路工况下对车辆电池能量的消耗进行仿真分析，同时与磷酸铁锂电池的荷电状态估计结果进行对比，表明基于无迹卡尔曼滤波的荷电状态估计算法具有较为准确的性能和较高的精度。

5.2 展望

无论是企业还是科研单位对于纯电动汽车锂电池荷电状态估计方法的研究已经取得了阶段性的进步，取得了很多丰硕的成果，并且也有部分研究理论投入到实际的生产当中。但是总的来说，从理论到实际应用之间还有很大的鸿沟需要逾越，这是实际的工程条件所决定的。本文对磷酸铁锂电池的等效电路模型以及锂电池荷电状态的估计算法进行了研究，但是对于算法精确度的提高和算法实际工程运用还需要进一步的研究。

首先在于电池模型相关的方面，本论文采用的是二阶RC的等效电路模型。但是毕竟二阶模型的动态表征能力是有限的，所以在计算能力允许的情况下可以采用三阶或者更高阶的等效电路模型来表征锂电池的状态，以提高模型的准确度。本文采用的是分数阶微积分的Caputo定义，在表征锂电池模型时会存在相应的片面性，因此根据分数阶微积分的G-L定义或者R-L定义来进行锂电池等效电路模型的描述也是值得研究的。并且对于分数阶微分电路方程的求解，本文采取的是整数阶传输方程近似的方法，对于分数阶微分等效电路方程的直接求解或者间接求解也是值得进一步研究的方向。

其次在锂电池荷电状态估计算法方面，本文提出的基于分数阶的无迹卡尔曼滤波算法还存在不足的地方可以进行改进，在UT变换中粒子的选取也存在不同的方法可以尝试，在计算量允许的情况下可以引入粒子滤波等方法来提高估计算法的精度。

最后本论文在整车方针模型的搭建上主要是对车身系统和动力系统进行了修改，对于特定的车型和要求可以进行各个车辆模块更为细致的调试。并且本文选用了一种城市工况来对整车的能耗和电量消耗进行仿真实验，在实际需求下可以进行多工况的对比实验或者对需要的工况进行定制的修改来达到研究的目的。所以无论是对于锂电池模型的研究还是荷电状态估计算法的改进都存在进一步改进的空间与价值。

致 谢

时光荏苒，光阴似箭；恍然回头，岁月匆匆。七年的成电时光，三年的空天生涯，在此求学的道路即将画上一个圆满的句号。

我诚挚的感谢我的导师李波教授，李老师在论文的全局把控和写作经验方面给予了我细心的指导。三年的师生关系使我受益匪浅，他让我懂得了作为一个学者应用的严谨和务实；李波教授对关键问题的敏感性以及缜密的逻辑思维能力，也让我由衷的佩服；他对待工作一丝不苟的积极态度，也让我获益良多，再次感谢我的导师在生活和工作上的关怀。同时我要感谢钟其水博士在电池管理系统和纯电动汽车荷电状态估计方面给我提出的许多宝贵的意见，感谢钟老师无私的在我论文研究中所提供的帮助。

我还要感谢一直在背后默默支持我的父母和家人，谢谢你们的宽容和鼓励，让我一直拥有一个避风的港湾，感谢你们给予我的前进的动力，帮助我克服前进道路上的困难，无以为报，谢谢！

感谢课题组的每一位成员，是你们让我体会到了这个大家庭的温馨，有你们的存在才让平淡的学术研究变得有趣，从你们身上也认识到了自身的不足，也是在这个大家庭中让我充满了学习的动力，谢谢你们！

最后我要感谢评审组的各位专家、老师，感谢你们给本论文提出的宝贵的修改意见，在此我表达衷心的感谢和祝福！

参考文献

- [1] 张抗抗. 纯电动汽车能效优化方法研究[D]. 北京: 清华大学, 2014, 17–19
- [2] S. Piller, M. Perrin, A. Jossen. Methods for state-of-charge determination and their applications[J]. *Journal of power sources*, 2001, 96(1):113–120
- [3] 周飞鲲. 纯电动汽车动力系统参数匹配及整车控制策略研究[D]. 长春: 吉林大学, 2013, 87–95
- [4] 李哲. 纯电动汽车磷酸铁锂电池性能研究[D]. 北京: 清华大学, 2011, 18–20
- [5] 毛群辉, 滕召胜, 方亮, et al. 基于 UKF 的电动汽车锂电池 SOC 估计方法[J]. *测控技术*, 2010, 29(3):89–91
- [6] 罗少文. 我国新能源汽车产业发展战略研究[D]. 上海: 复旦大学, 2008, 6–19
- [7] 徐文红. 国务院发布新能源汽车产业发展规划[J]. *电力需求侧管理*, 2012(5):47–47
- [8] 刘浩. 基于 EKF 的电动汽车用锂离子电池 SOC 估算方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010, 42–47
- [9] A. Nytén, A. Abouimrane, M. Armand, et al. Electrochemical performance of $\text{Li}_2\text{FeSiO}_4$ as a new Li-battery cathode material[J]. *Electrochemistry Communications*, 2005, 7(2):156–160
- [10] 张凯, 汤依伟, 邹忠, et al. 锂离子电池 LiMn_2O_4 石墨电极放电过程中扩散极化的仿真[J]. *中国有色金属学报*, 2013, 23(8):2235–2242
- [11] 张金龙. 动力电池组SOC估算及均衡控制方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2011, 4–7
- [12] 李哲, 韩雪冰, 卢兰光, et al. 动力型磷酸铁锂电池的温度特性[J]. *机械工程学报*, 2011, 47(18):115–120
- [13] P. Suresh, A. K. Shukla, N. Munichandraiah. Temperature dependence studies of a.c. impedance of lithium-ion cells[J]. *Journal of Applied Electrochemistry*, 2002, 32(3):267–273
- [14] S. Buller, M. Thele, R. De Doncker, et al. Impedance-based simulation models of supercapacitors and Li-ion batteries for power electronic applications[J]. *IEEE Trans. Ind. Appl.*, 2005, 41(3):742–747
- [15] 席安静. 磷酸铁锂电池电化学阻抗谱实验研究[D]. 北京: 清华大学, 2012, 62–63
- [16] 朱政. 磷酸铁锂电池荷电状态估计方法的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013, 9–13
- [17] 陈严君. 锂电池阻抗模型参数的BP神经网络预测研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2010, 9–15
- [18] H. He, R. Xiong, J. Fan. Evaluation of lithium-ion battery equivalent circuit models for state of charge estimation by an experimental approach[J]. *Energies*, 2011, 4(4):582–598

- [19] P. Nelson, D. Dees, K. Amine, et al. Modeling thermal management of lithium-ion PNGV batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2002, 110(2):349–356
- [20] H. He, R. Xiong, X. Zhang, et al. State-of-charge estimation of the lithium-ion battery using an adaptive extended Kalman filter based on an improved Thevenin model[J]. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 2011, 60(4):1461–1469
- [21] 郭凯. 基于模型的锂离子电池SOC估计研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2013, 10–24
- [22] B. B. Mandelbrot. The fractal geometry of nature[M]. New York: Macmillan, 1983, 56–60
- [23] 蒲亦非, 周激流. 分数阶微积分在现代信号分析与处理中应用的研究[D]. 成都: 四川大学, 2006, 42–46
- [24] M. D. Ortigueira, J. J. Trujillo. Generalized GL fractional derivative and its Laplace and Fourier transform[M]. 2009, 1227–1231
- [25] P. D. Spanos, G. I. Evangelatos. Response of a non-linear system with restoring forces governed by fractional derivatives—Time domain simulation and statistical linearization solution[J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2010, 30(9):811–821
- [26] D. Baleanu, T. Avkar. Lagrangians with linear velocities within Riemann-Liouville fractional derivatives[J]. *IL Nuovo Cimento B*, 2004, 119(1):73
- [27] Y. Luchko, R. Gorenflo. An operational method for solving fractional differential equations with the Caputo derivatives[J]. *Acta Mathematica Vietnamica*, 1999, 24(2):207–233
- [28] 肖静宇. 几类分数阶微分方程的数值方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013, 2–12
- [29] 曹军义, 曹秉刚. 分数阶控制器离散方法的评估策略研究[J]. *西安交通大学学报*, 2007, 41(7):842–846
- [30] 刘畅. 固体氧化物燃料电池电特性的分数阶建模和控制的研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2008, 35–40
- [31] S. Westerlund, L. Ekstam. Capacitor theory[J]. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, 1994, 1(5):826–839
- [32] 杨晴霞, 曹秉刚, 徐俊, et al. 一种估计锂电池充电状态的分数阶阻抗模型[J]. *西安交通大学学报*, 2015, 49(8):128–132
- [33] 定宇, 阳泉. 控制数学问题的 MATLAB 求解[M]. 清华大学出版社, 2007, 56–60
- [34] I. Petráš, I. Podlubný, P. O’Leary, et al. Analogue Realizations of Fractional Order Controllers[M]. *Technická univerzita*, 2002
- [35] Y. Chen, B. M. Vinagre. A new IIR-type digital fractional order differentiator[J]. *Signal Processing*, 2003, 83(11):2359–2365
- [36] A. Tepljakov, E. Petlenkov, J. Belikov. FOMCON: Fractional-order modeling and control toolbox for MATLAB[M]. 2011, 684–689

- [37] 邹乐强. 最小二乘法原理及其简单应用[J]. 科技信息, 2010(23):282–283
- [38] 田垅, 刘宗田. 最小二乘法分段直线拟合[J]. 计算机科学, 2012, 39(B06):482–484
- [39] 杨武, 刘莉, 周思达, et al. 移动最小二乘法的时变结构模态参数辨识[J]. 机械工程学报, 2016, 52(3):79–85
- [40] T. A. Schonhoff, A. A. Giordano. Detection and estimation theory and its applications[M]. Pearson College Division, 2006
- [41] 袁闪闪. 磷酸铁锂动力电池荷电状态估算方法的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2012, 50–60
- [42] 彭丁聪. 卡尔曼滤波的基本原理及应用[J]. 软件导刊, 2009(11):32–34
- [43] 刘新天. 电源管理系统设计及参数估计策略研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2011, 25–30
- [44] 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: 合肥工业大学, 2012, 28–33
- [45] S. J. Julier. The scaled unscented transformation[C]. American Control Conference, Chicago, 2002, 4555–4559
- [46] 柏庆文. 基于无味卡尔曼滤波的电动汽车动力电池SOC估计[D]. 长春: 吉林大学, 2013, 35–42
- [47] 张鑫明. 非线性滤波在通信与导航中的应用研究[M]. 2012, 50–54
- [48] K. Xiong, H. Zhang, C. Chan. Performance evaluation of UKF-based nonlinear filtering[J]. Automatica, 2006, 42(2):261–270
- [49] 于智龙, 郭艳玲, 王海英. 自放电修正的锂动力电池 SCKF-STF 的 SOC 估算策略[J]. 电机与控制学报, 2013, 17(10):70–76
- [50] 郭军. 延长电池循环寿命的电池管理系统研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012, 32–40
- [51] 杨峰, 潘泉, 梁彦, et al. 多源信息空间配准中的UT变换采样策略研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(3):713–717
- [52] K. B. Wipke, M. R. Cuddy, S. D. Burch. ADVISOR 2.1: A user-friendly advanced powertrain simulation using a combined backward/forward approach[J]. Vehicular Technology, IEEE Transactions on, 1999, 48(6):1751–1761
- [53] 包建超, 陈丁跃, 乔晓亮. 基于 ADVISOR 仿真的纯电动汽车动力系统匹配研究[J]. 汽车实用技术, 2013(8):5–7
- [54] 曾小华, 王庆年, 李骏, et al. 基于 ADVISOR2002 混合动力汽车控制策略模块开发[J]. 汽车工程, 2004, 26(4):394–396