

电动汽车锂离子电池的 SOC 和 SOP 估算技术研究

(申请清华大学工程硕士专业学位论文)

培养单位：机械工程系

工程领域：机械工程

申 请 人：张 正

指导教师：夏必忠 副研究员

二〇一九年五月

电动汽车锂离子电池的 SOC 和 SOP 估算技术研究

张正

Research on SOC and SOP Estimation Technology of Li-ion Battery for Electric Vehicle

Thesis Submitted to
Tsinghua University
in partial fulfillment of the requirement
for the professional degree of
Master of Engineering

by
Zhang Zheng
(Mechanical Engineering)

Thesis Supervisor: Associate Professor Xia Bzhong

May, 2019

关于学位论文使用授权的说明

本人完全了解清华大学有关保留、使用学位论文的规定，即：

清华大学拥有在著作权法规定范围内学位论文的使用权，其中包括：(1) 已获学位的研究生必须按学校规定提交学位论文，学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文；(2) 为教学和科研目的，学校可以将公开的学位论文作为资料在图书馆、资料室等场所供校内师生阅读，或在校园网上供校内师生浏览部分内容。

本人保证遵守上述规定。

(保密的论文在解密后遵守此规定)

作者签名：_____ 导师签名：_____

日期：_____ 日期：_____

摘要

近年来，国际能源与环境危机日益加重，发展电动汽车行业成为各国共识。动力电池作为电动汽车的能量来源，准确获取其状态参数对于电池的安全性及整车的控制性能都非常重要。本文以锂离子电池为对象，对电池的荷电状态和功率状态的估算方法进行了深入研究，主要工作如下：

(1) 从整车安全、控制性能层面出发，分析了对电池进行状态估算的重要性。介绍了锂离子电池荷电状态 SOC 和功率状态 SOP 的定义及研究现状。

(2) 分析锂离子电池的工作机理，阐述了充放电过程中电池内部化学反应过程。搭建了电池的实验测试平台，该平台可以实现电池充放电策略的编程、电池实验环境的控制、实验数据的实时测量与存储等功能。然后建立电池的等效电路模型，通过电池的脉冲放电试验，对模型参数进行离线辨识。基于建立的物理模型，推导电池的状态空间方程式。

(3) 推导了基于博奔论的 H_∞ 滤波算法流程，并将该算法用于锂离子电池 SOC 估算。针对 H_∞ 滤波算法收敛速度慢的问题，引入强跟踪算法进行改进，最终确定了基于强跟踪 H_∞ 滤波的 SOC 估算方法。通过进行电池的 NEDC、FUDS、DST、UDDS 四种工况实验，从 SOC 估算结果的准确性、对于测量噪声的鲁棒性、存在初始误差时的收敛速度等方面入手，证明了强跟踪 H_∞ 算法用于锂离子电池的 SOC 估算的可行性。

(4) 进行了电池的 SOP 测试实验，并记录在不同电压、SOC 和温度时电池的 SOP 真实值。通过分析电池 SOP 的主要影响因素，确定了进行电池 SOP 估算的输入变量。

(5) 建立了用于电池 SOP 估算的神经网络模型，确定了模型的结构及主要参数。将电池的 SOP 测试数据分为训练集和验证集两个部分。利用训练集数据对模型进行训练，然后采用验证集数据对神经网络的输出结果进行验证。结果表明，SOP 估算值的平均绝对误差、最大误差、平均绝对百分误差均较小。当输入参数出现误差时，BP 神经网络模型依然能够取得精确的 SOP 估算结果，证明了该方法用于电池 SOP 估算的有效性。

关键词：锂离子电池；荷电状态；功率状态；强跟踪 H_∞ 滤波；BP 神经网络

Abstract

In recent years, the international crisis of energy and environment is becoming more and more serious, developing electric vehicle industry has become the consensus around the world. Power battery is the energy source of electric vehicle, accurate acquisition of its state parameters is very important for battery safety and vehicle control performance. In this paper, the lithium-ion batteries are taken as the object of study. The methods of estimating the state-of-charge and state-of-power of lithium-ion batteries are mainly studied. The main work is as follows:

(1) The importance of battery state estimation is analyzed from the aspect of vehicle safety and control performance. Then, the definition and research status of SOC and SOP for lithium-ion batteries are introduced.

(2) The working mechanism of lithium-ion batteries is analyzed, and the chemical reaction process inside the batteries during charging and discharging is described. A battery test platform is established, which can realize the programming of battery charging and discharging strategy, the control of battery experimental environment, the real-time measurement and storage of experimental data. Then the equivalent circuit model of the battery is established, and the parameters of the model are identified offline through the battery test. Based on this physical model, the state space equation of the battery was deduced.

(3) The process of H-infinity algorithm based on game theory is deduced and applied to estimate the SOC of lithium-ion batteries. To overcome the slow convergence speed of H-infinity filter algorithm, the strong tracking algorithm is introduced to improve it. Finally, the SOC estimation method based on strong tracking H-infinity filter is determined. Through the experiments of NEDC, FUDS, DST and UDDS, the accuracy and robustness of SOC estimation results are demonstrated. It is proved that the strong tracking H-infinity filter algorithm can be used for SOC estimation of lithium-ion batteries effectively.

(4) The SOP test of the battery was carried out, and the real SOP value of the battery was recorded at different voltage, SOC and temperature. By analyzing the main factors affecting the SOP of batteries, the input variables for estimating the SOP of batteries were determined.

(5) A neural network model for SOP estimation of batteries was established, and the

Abstract

structure and main parameters of the model were determined. The SOP test data of batteries are divided into training set and verification set. The model is trained with the training set data, and then the SOP estimation results of the neural network are verified with the validation set data. The results show that the mean absolute error, maximum error and mean absolute percentage error of SOP estimation are all small. In addition, when the input parameters have noises, the BP neural network model can still obtain accurate SOP estimation results, which proves the validity of this method for battery SOP estimation.

Keywords: Lithium-ion batteries; State-of-Charge; State-of-Power; Strong tracking H-infinity filter; Back-propagation neural network

目录

第1章 绪论	1
1.1 课题背景及意义	1
1.2 电池管理系统	2
1.3 电池 SOC 估算技术概述	3
1.3.1 SOC 估算的意义	3
1.3.2 SOC 估算研究现状	4
1.4 电池 SOP 估算技术概述	7
1.4.1 SOP 估算的意义	7
1.4.2 SOP 估算研究现状	8
1.5 论文的架构	9
第2章 电池模型选取与参数辨识技术	11
2.1 锂离子电池工作机理	11
2.2 电池模型选取	12
2.2.1 电化学模型	12
2.2.2 等效电路模型	12
2.3 模型参数辨识	14
2.3.1 电池测试平台	14
2.3.2 OCV-SOC 曲线拟合	15
2.3.3 模型参数 R、C 的辨识	15
2.4 本章小结	17
第3章 H_∞滤波算法及其改进	18
3.1 H_∞ 滤波简介	18
3.2 基于博弈论的离散 H_∞ 滤波	18
3.3 强跟踪 H_∞ 滤波	20
3.4 本章小结	22
第4章 基于强跟踪 H_∞滤波的 SOC 估算结果验证	23
4.1 电池工况测试	23
4.2 不考虑噪声的 SOC 估算结果	25
4.3 考虑高斯白噪声下的 SOC 估算	27
4.4 考虑偏置噪声下的 SOC 估算	28
4.5 存在初始误差时估算结果验证	32

4.6 运算速度验证	33
4.7 本章小节	34
第5章 基于BP神经网络的电池SOP估算	35
5.1 电池SOP测试实验	35
5.2 电池功率状态的影响因素	36
5.3 神经网络模型的建立	38
5.3.1 神经网络的定义	38
5.3.2 BP神经网络模型的建立	40
5.3.3 激活函数的选取	40
5.3.4 BP神经网络权值更新方法	42
5.4 模型参数选取	44
5.5 SOP估算结果验证	48
5.5.1 SOP估算误差比较	48
5.5.2 不同SOC估算值下SOP估算结果验证	50
5.5.3 算法鲁棒性验证	52
5.6 本章小结	52
第6章 总结与展望	53
6.1 工作总结	53
6.2 工作展望	54
参考文献	55
致谢	59
声明	60
个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果	61

主要符号对照表

BEV	纯电动汽车 (Battery Electric Vehicle)
HEV	混合动力汽车 (Hybrid Electric Vehicle)
FCEV	燃料电池汽车 (Fuel Cell Electric Vehicle)
BMS	电池管理系统 (Battery Management System)
SOC	荷电状态 (State-of-Charge)
SOH	健康状态 (State-of-Health)
SOP	功率状态 (State-of-Power)
OCV	开路电压 (Open Circuit Voltage)
EM	电化学模型 (Electrochemical Model)
ECM	等效电路模型 (Equivalent Circuit Model)
KF	卡尔曼滤波 (Kalman Filter)
EKF	扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter)
CKF	容积卡尔曼滤波 (Cubature Kalman Filter)
UKF	无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter)
PF	粒子滤波 (Particle Filter)
HF	H_∞ 滤波 (H_∞ -infinity Filter)
ANN	人工神经网络 (Artificial Neural Network)
LMI	线性矩阵不等式 (Linear Matrix Inequality)
STF	强跟踪滤波 (Strong Tracking Filter)
STHF	强跟踪 H_∞ 滤波 (Strong Tracking H_∞ -infinity Filter)
DST	动态应力测试 (Dynamic Stress Test)
FUDS	美国联邦城市运行工况 (Federal Urban Driving Schedule)
UDDS	室内测功机循环测试 (Urban Dynamometer Driving Schedule)
NEDC	新欧洲驾驶周期测试 (New Europe Driving Cycle)
CCCV	恒流恒压充电 (Constant Current Constant Voltage)
ReLU	线性整流单元 (Rectified Linear Unit)
MAE	平均绝对误差 (Mean Absolute Error)
ME	最大误差 (Maximum Error)
MAPE	平均绝对百分误差 (Mean Absolute Percent Error)

第1章 绪论

1.1 课题背景及意义

近年来，全球电动汽车产业飞速发展，与传统汽车相比，电动汽车采用电池作为储能及动力源。电动汽车的主要结构如图 1.1 所示，其主要包括电源系统、电驱及传动系统、辅助系统三大系统。电池通过功率转换器向电机提供电能，电机将电能转换为机械能之后，经传动装置带动车轮旋转，来完成汽车的运动^[1]。

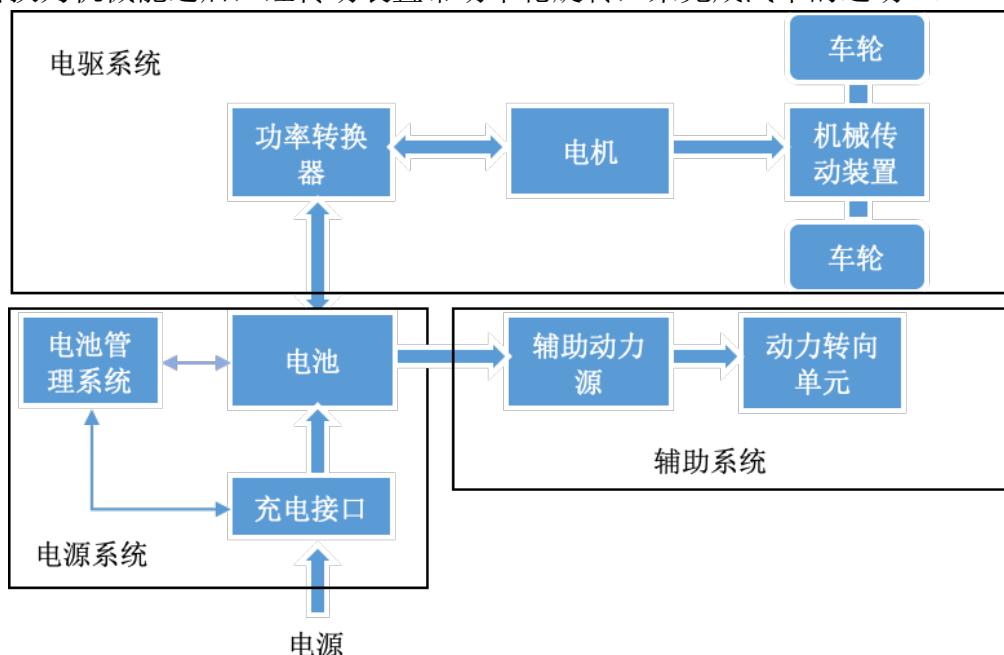


图 1.1 电动汽车系统简图

电源系统包括动力电池和电池管理系统（Battery Management System, BMS）。为电动汽车提供动力来源的电池称为动力电池，常见的动力电池主要有铅酸电池、镍氢电池和锂离子电池等。在选择电动汽车的动力电池时，一般需要综合考虑电池的能量密度、充电时间、价格成本等因素。通过表 1.1 的比较可以发现，锂离子电池的整体性能更优。因此锂离子电池是目前电动汽车上最为常用的动力电池。

表 1.1 各种电池性能比较

电池种类	锂离子电池	镍氢电池	铅酸电池
能量密度 (W·h/kg)	150	40~70	35~40
充电时间 (小时)	2~4	5~8	6~8
价格成本	较贵	较便宜	最便宜

锂离子电池的正极材料不同，其内部的化学反应也不同，常用的锂离子电池正极材料主要有：钴酸锂、镍酸锂、磷酸铁锂、三元材料等。几种锂离子电池都有各自的优势，在电动汽车中都有应用。虽然锂离子电池在能量密度、循环放电次数等方面有很大优势，但是锂离子电池也存在单体电芯一致性差、发热严重等问题，为了更好的了解电池信息，对电池进行安全管理，需要在电动汽车上安装电池管理系统^[2]。

1.2 电池管理系统

电动汽车在行驶和充电过程中，电池作为汽车的动力源，必须要工作在合理的电压、电流、温度等范围内，电池管理系统 BMS 的主要作用就是对电池进行全面的监督与管理。如图 1.2 所示，电池管理系统主要起到以下作用：

(1) 数据采集

电池管理系统最基本的功能就是数据采集，通过内置的传感器，可以完成电压、电流等参数的测量及存储，以完成电池状态估算、热管理等其它功能。

(2) 状态估计

电池在充放电过程中，需要准确掌握其状态参数。最常用的状态参数主要有：荷电状态（SOC）、健康状态（SOH）、功率状态（SOP）等。通过这些参数，可以全面了解电池的动态信息：荷电状态 SOC 表征着电池的剩余可用电量信息，健康状态 SOH 主要提供电池的健康及老化状态的信息，功率状态 SOP 则表征电池的允许充放电能力。

(3) 热管理

锂离子电池在的理想工作温度为-40°C ~ 50°C，为了使电池处于最优工作状态，需要通过热管理技术来调节电池组的温度^[3]。锂离子电池在充放电过程中会伴随热量产生，当电池温度过高时，热管理技术通过合理的散热及冷却方式来降低电池温度。

(4) 安全管理

当电池组的电压、电流、SOC 等状态参数出现不安全状态时，需要安全管理模块及时切断电池组线路，避免危险状态加剧，并提供报警信息以供检查。

(5) 能量管理

锂离子电池组内单体电芯之间往往存在不一致性，因此需要通过能量管理来对电池组内单体电芯或模组进行电量均衡。

(6) 故障诊断

当电池组出现故障而不能正常工作时，电池管理系统可以使用相关技术及时

检测到电池组内问题发生的位置或电池。

(7) 数据通信与显示

电池管理系统在获得电池组状态参数等数据时，能够将这些数据通过总线与电动汽车的整车控制器、电机控制器等其它部件进行数据交换。

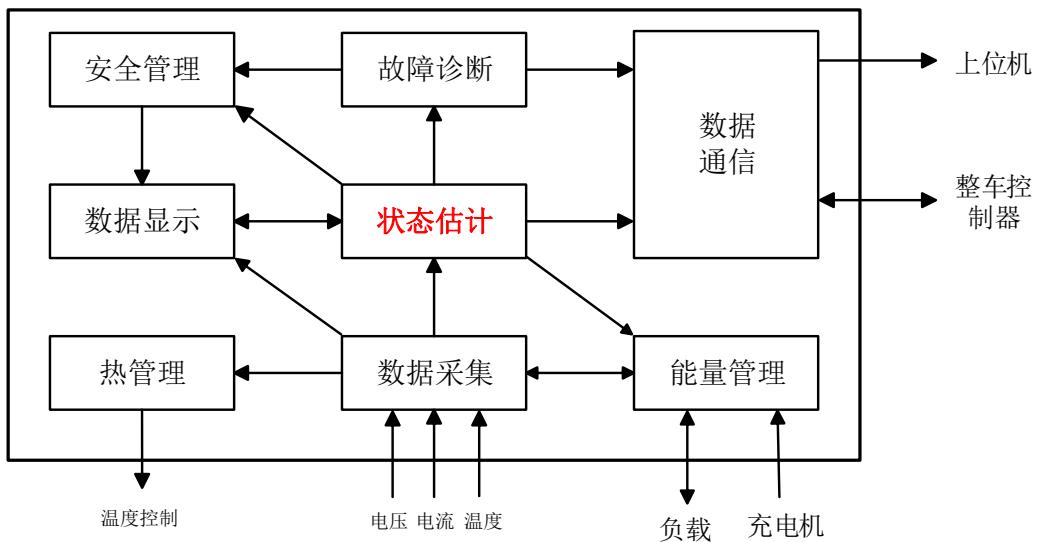


图 1.2 电池管理系统的功能框图

通过图 1.2 可以看出，电池的状态参数估计在电池管理系统中起到核心作用，电池的安全保护、数据通信、热管理、能量均衡等功能都需要以准确的电池状态参数为基础。因此，电池状态估算方法的设计至关重要，由于电池的 SOC 和 SOP 值都是短时域下的参数，在电动汽车行驶过程需要实施更新，因此本文将从时间尺度进行分析，对电池的 SOC 和 SOP 两个状态值进行估算。

1.3 电池 SOC 估算技术概述

锂离子电池 SOC 可以表示为电池的剩余电量与电池额定容量的比值，其计算公式如下：

$$SOC = \frac{Q_c}{Q_n} \times 100\% \quad (1-1)$$

式中， Q_c 指的是某时刻电池的剩余可用电量， Q_n 指的是电池的额定容量。一般来说，电池的额定容量由电池生产厂家给定，因此求电池 SOC 可以看作是求电池在某一时刻剩余可用电量的值。

1.3.1 SOC 估算的意义

电池的状态参数中，荷电状态 SOC 是最常用的参数。准确的电池 SOC 值是计

算电动汽车剩余行驶里程的基础,通过 SOC 估算可以为驾驶员提供最直观的信息,辅助驾驶员合理安排行程。除此之外,电池 SOC 估算的重要性还体现在:1、辅助电池其它状态的估算。电池的 SOH、SOP 等状态参数的估算往往需要以电池的 SOC 值为基础,因此准确的 SOC 估算值可以提升电池其它状态估算值的精度。2、提高电池安全性。准确的 SOC 估算可以避免电池组过充、过放电等情况,并辅助 BMS 及时发现电池组内部出现异常的电芯,提高电池的安全性能。3、辅助电池能量均衡。电池组内部单体电芯之间往往存在差异性,这些差异性会导致电池在长时间工作后发生不可逆的损伤,降低电池循环寿命^[4]。为了解决这一问题,必须要消除电池组内单体电芯之间的差异性,即能量均衡技术。现有的能量均衡方法主要是基于 SOC 值来开展,因此准确的 SOC 估算值能改善电芯之间的差异性。

综上所述,准确的电池 SOC 估算对于电池组的安全性、能量均衡以及电池管理系统的其它功能都至关重要。可以说,只有电池 SOC 估算值准确,电动汽车动力电池组才能正常工作。但是,电池的 SOC 值无法通过传感器直接测量,准确的 SOC 估算值不容易获得。电池组内置的传感器可以测量电压、电流、温度等参数,通过这些参数可以间接计算得到电池的 SOC 值。然而,传感器在测量过程中往往存在测量噪声,而且在不同的充放电倍率、电池老化程度、电池温度等条件下,电池的自身性能也会不断变化,这些情况都大大提高了电池 SOC 估算的难度^[5]。因此,寻找精度高、鲁棒性强、稳定性好的 SOC 估算方法是电动汽车行业的研究重点,也是制约着行业发展的难点,其研究有着非常重要的学术价值与工程意义。

1.3.2 SOC 估算研究现状

电池 SOC 值的准确性直接决定着电池是否能够正常工作。如图 1.3 所示,虽然目前用于电池的 SOC 估算的方法有很多,但概括起来主要有三大类:传统方法、基于电池模型的方法和智能算法。

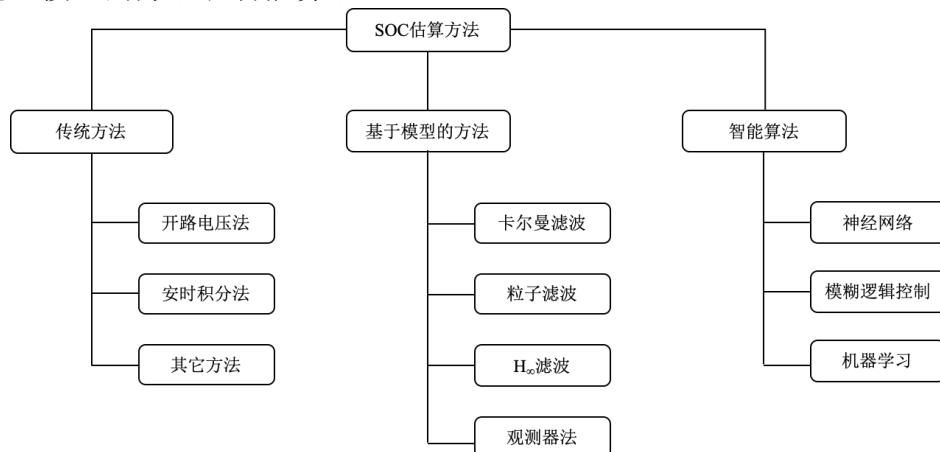


图 1.3 电池 SOC 估算方法分类

1.3.2.1 传统方法

(1) 开路电压法

电池的开路电压 (OCV) 指电池在断路状态下，电池外部电流值为 0 时，正负极两端的电势差^[6]。电池的开路电压无法直接测量，为了计算方便，往往将电池的电动势近似为开路电压。通过开路电压测试，可以建立电池在充放电过程中电池的 SOC 值与 OCV 值的关系曲线。在电动汽车行驶过程中，只需测量出电池的开路电压，即可得到电池的 SOC 值，这就是开路电压法估算 SOC 值的原理。^[7,8]

开路电压法计算量小且精度高，但是这种方法无法单独用于 SOC 估算。由于锂离子电池的极化现象，需要对电池进行长时间静置后才能得到准确的开路电压值，显然不适用于实际场景。

(2) 安时积分法

安时积分法是估算电池 SOC 最简单的方法，该方法用电池充放电电流与时间做积分，得到电池的剩余电量 Q_e 并以此计算 SOC 值，用公式表示为：

充电时：

$$SOC = \frac{\int idt}{Q_n} \quad (1-2)$$

放电时：

$$SOC = 1 - \frac{\int idt}{Q_n} \quad (1-3)$$

安时积分法计算量小，对硬件系统要求低，非常适合在实车上应用。但是，该方法是一种开环计算方法，其计算精度严格依赖于电流的测量精度。由于传感器测量值会受到环境温度、噪声等因素的影响，因此安时积分法的估算结果往往会产生误差积累效应且无法自修正，导致其估算精度不高^[9]。

(3) 其它方法

除了开路电压法和安时积分法之外，很多文献也提出了其它传统方法来估算电池 SOC 值。

Li Ran 等^[10]提出了一种基于电池电化学阻抗谱的方法来估算电池 SOC 值。电池的电化学阻抗谱由高频区的电感弧和低频区的电容弧组成，通过建立电化学阻抗谱可以得到电池的等效电路模型。通过最小二乘法来拟合电池在不同 SOC 值时的模型参数，可以将各参数随荷电状态变化的规律用于电池 SOC 的估算。但是，电化学阻抗谱会随着电池工作状态、老化及环境温度等而变化，因此基于该方法的 SOC 估算结果精度无法保证^[9]。

内阻法采用电池的电压和电流测量值的比值来计算电池的内阻，通过建立电

池内阻与 SOC 之间的数学关系来确定电池 SOC 值。为了保证内阻计算精度，该方法对电池参数测量方法有一定要求，而且在电池工作过程中电池内阻往往会发生波动，因此很难通过内阻获得准确的 SOC 值^[11]。

1.3.2.2 基于电池模型的方法

传统的电池 SOC 估算方法虽然简单、计算量小，但是存在较大的估算误差。为了提高估算精度，很多学者采用基于电池模型的 SOC 估算方法。根据不同原理，可以将电池简化为描述内部电化学反应机理的电化学模型（Electrochemical Model, EM），以及描述电池外部伏安特性关系的等效电路模型（Equivalent Circuit Model, ECM）。电池模型建立之后，可以根据电池模型结构推导电池的数学模型，并运用不同的算法进行电池 SOC 估算。为了方便进行数学推导，电池模型常常采用等效电路模型。用于 SOC 估算的算法主要有以下几种：

(1) 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波（KF）是一种可以实现自我调整、自我优化的数据处理算法，该算法基于系统状态方程及观测方程，通过系统测量值不断修正从而得到方差值最小的系统状态值^[12]。由于卡尔曼滤波可以根据电池端电压的测量值而不断调整电池 SOC 估算值，因此该方法可以提升 SOC 估算值的精度且没有误差累积现象。但是，卡尔曼滤波要求系统必须为线性系统，由于锂离子电池 SOC 与 OCV 之间的非线性关系，锂离子电池可视为非线性系统，因此卡尔曼滤波无法直接用于电池 SOC 估算。

为了解决 KF 算法的问题，实现基于卡尔曼滤波在非线性系统上的应用，很多学者提出了卡尔曼滤波的改进形式，如扩展卡尔曼滤波（EKF）、无迹卡尔曼滤波（UKF）、容积卡尔曼滤波（CKF）等^[12-15]，这些改进克服了卡尔曼滤波无法用于非线性系统的缺点，提升了估算能力。

(2) 粒子滤波

粒子滤波（PF）是一种非常常用的估算技术，该方法用一组随机采样的粒子作为权值，来近似表示概率密度函数^[16]。这种方法不受系统非线性化问题及非高斯噪声的影响，可用于锂离子电池 SOC 估算。

但是，粒子滤波算法在复杂系统中会存在粒子退化问题，影响算法的估算精度。为了克服这一问题，文献^[17, 18]将粒子滤波与卡尔曼滤波等方法进行结合以提高估算精度。

(3) H_∞滤波

H_∞滤波（HF）是鲁棒控制领域常用的算法之一，该方法同样基于系统的状态

方程式，考虑当系统受到外界干扰信息的范数和最大时，求得代价函数的极小值，从而求解出系统状态参数的最优解^[19]。H_∞滤波具有较强的鲁棒性，该算法对非高斯噪声有抑制作用。但是算法中参数的选取过程比较复杂，且无明确标准。

(4) 观测器法

观测器法是一种基于系统状态空间方程，利用输出反馈控制原理追踪系统内部状态量的方法。该方法简单、实用，算法参数选定之后对系统具有较强的适应性^[20]。常见的观测器有滑膜观测器(SMO)^[21, 22]、龙伯格观测器(Luenberger Observer)^[23]、非线性观测器(Nonlinear Observer)^[24]等，这些方法计算量小且鲁棒性强。但是用观测器法估算 SOC 时，初始参数的选取比较复杂，而且参数不准确时对估算精度影响较大。

1.3.2.3 智能算法

虽然基于电池模型的 SOC 估算方法具有良好的估算精度，但是精确的电池模型往往较难获得。随着人工智能的发展，各种智能算法随之兴起，采用智能算法进行 SOC 估算也获得了广泛关注。

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN) 算法是电池 SOC 估算中研究最多的智能算法之一，神经网络由许多简单单元相互连接组成，这些单元称为神经元。神经元是神经网络最基础的组成部分，可以完成对输入信息的处理功能。通过已知样本对神经网络进行训练，可以调整神经网络内部的参数，使神经网络输出值向目标输出值不断逼近。该方法模拟人类大脑的学习过程，对具体问题适应性较强。利用神经网络算法进行电池 SOC 估算可以避免复杂的电池建模过程，降低电池模型误差对 SOC 估算值的影响^[25]。

此外，模糊逻辑控制(Fuzzy Logic Control)、机器学习(Machine Learning) 等智能算法在电池 SOC 估算中也均有应用^[26, 27]。智能算法往往需要大量的实验数据用于算法的学习，且数据越多学习效果越好。在训练过程中，数据的采集、处理都是比较耗时的工作，对计算能力要求较高，所以智能算法初期成本较高^[28]。

1.4 电池 SOP 估算技术概述

1.4.1 SOP 估算的意义

锂离子电池功率状态 SOP 的定义为：电池在不违背其自身的电流、电压、SOC、温度等参数的限制时，能在 T 秒内所能持续充电或放电的最大功率。这里的时间 T 不是一个固定不变的值，可以根据不同标准及实际情况来选取。对电动汽车动力电

池进行 SOP 估算的意义在于：

(1) 为汽车整车动力性能及控制策略的优化提供参考意见。通过估算电池 SOP 值，当汽车处于启动、爬坡、加速等行驶状态时，可以确定当前时刻电池能够为电动汽车持续提供的最大功率，辅助汽车驱动控制部件完成控制策略的优化。

(2) 辅助制动能量回收。不同于传统汽车，电动汽车在制动时可以实现部分电量的回收。准确的 SOP 估算值可以为汽车提供制动回收策略，避免回收功率过大导致电池过度充电。

(3) 延长电池使用寿命。当电池剩余电量不多时，通过 SOP 估算可以有效避免电池放电过度；电池在充电时，通过 SOP 估算可以避免电池过度充电。从而保证电池在合理的工作区间内运行，延长电池循环寿命。

1.4.2 SOP 估算研究现状

(1) 电池功率状态测试标准

锂离子电池 SOP 的估算对于电池安全、制动能量回收及整车控制都至关重要，因此很多国家也制定了相关标准来统一电池 SOP 的确定方法。

美国先进电池联盟 (USABC) 和美国能源部 (USDOE) 国家实验室共同编写的 USABC 电池测试手册^[29]中，将电池放电深度为 80%，电池在 2/3 开路电压处可持续放电 30s 的功率值定义为峰值功率 (Peak Power)。通过该测试方法得到的功率值往往小于电池的实际峰值功率。

日本电动车辆协会标准 (Japan Electric Vehicle Standard, JEVS) 中也提出了电池峰值功率密度测试方法，该标准规定电池分别以 1C、2C、5C、10C 的电流对电池进行 10s 的交替充放电，记录电池达到充、放电截止电压时的最大充电电流和最大放电电流值及电压值，将电流值和电压值的乘积作为电池的峰值功率值^[30,31]。

我国工业和信息化部也提出了针对电动汽车动力电池包的测试规范^[32]。该规范规定将电池按照 0.75 倍最大放电电流进行放电，直至电池达到截止电压，分别记录电池放电结束后 0.1s、2s、10s、18s 时的电池端电压与放电电流，两者的乘积即为电池的峰值功率。

以上三种测试方法为目前最常用的电池 SOP 测试方法，但是这些方法只能用于 SOP 离线测试，而无法用于电动汽车行驶过程中动力电池 SOP 值估算，因此寻找可以在线估算电池 SOP 值的方法迫在眉睫。

(2) 电池 SOP 在线估算技术

电动汽车充电及行驶过程中，实时、准确的 SOP 值对于电池的安全及整车控制至关重要。近些年，锂离子电池的在线估算技术得到了广泛研究。

基于多参数约束的峰值功率估算方法是原理最简单的方法。该方法综合考虑电池电流、电压及 SOC 的限制，通过数学公式推导在满足电池多重参数约束的条件下，电池所能提供的最大功率^[33]。这种方法简单实用，且电池的截止电压、最大充放电电流等参数都可以由电池生产厂家提供，因此工作量较小。但是，该方法需要基于电池等效电路模型，推导持续一段时间内电池的工作状态，由于电池等效电路模型往往存在建模误差，该误差与电池 SOC 估算误差形成叠加，会影响 SOP 估算精度。且该方法假设电池在持续时间区间内恒流放电，该假设在实际中往往无法实现。

与电池的 SOC 估算方法相似，很多学者提出基于广义控制理论的 SOP 估算方法，如扩展卡尔曼滤波^[34]、H_∞滤波^[35]等方法。这些方法可以改善 SOP 估算精度，鲁棒性强，但是仍然是需要基于电池等效电路模型，容易引入模型误差。此外，电池 SOP 值的影响因素有很多，如电池电压、温度、SOC 值、内阻等，在进行电池 SOP 估算时，考虑的影响参数越多，估算精度也就越高，但是基于控制算法的数学推导也会越复杂，计算量越大。

为了避免引入电池的模型误差，提高算法对于多影响参数的适应性，可以采用神经网络方法来估算电池 SOP。如果需要增加电池 SOP 影响参数，只需相应增加神经网络输入层节点数即可，无需重新推导；且该方法不需要建立电池模型，避免了因电池模型误差导致的 SOP 估算误差。但是，神经网络前期训练需要大量实验数据，且训练过程复杂，因此前期工作量比较大。

1.5 论文的架构

本文以电动汽车动力锂离子电池作为研究对象，首先对锂离子电池工作机理进行分析，建立了其等效物理模型并对模型参数进行辨识。对 H_∞滤波算法进行数学推导，并将其改进形式用于锂离子电池 SOC 估算。然后采用神经网络方法进行电池 SOP 在线估算，并以 SOC 估算值为基础，得到电池 SOP 估算结果。

第一章主要讨论了该课题的研究背景及意义，分别介绍了电池 SOC 和 SOP 的定义及对两者进行估算的意义，调研了现有的锂离子电池 SOC 和 SOP 估算技术并详细介绍，指出目前电池 SOC 和 SOP 估算算法的优点与缺点。

第二章介绍了锂离子电池的工作机理，并根据其伏安特性建立了二阶等效电路模型。然后建立电池实验平台，完成电池脉冲放电试验。通过指数拟合进行电池模型的离线参数辨识，并推导了电池系统的离散状态空间方程，完成了电池数学模型的建立。

第三章分析了 H_∞滤波算法的原理，并基于博弈论思想详细推导了其数学公式。

分析了 H_∞ 算法用于锂离子电池 SOC 估算的优缺点，通过引入强跟踪算法，计算了次优渐消因子，该因子能够不断更新调整电池系统的增益矩阵，克服 H_∞ 滤波收敛速度慢的缺陷，提高了其鲁棒性。

第四章介绍了电池在不同工况下的测试数据。以电池工况测试数据为基础，验证了基于强跟踪 H_∞ 滤波的 SOC 估算方法的精度、对干扰噪声的鲁棒性及对初始误差的收敛速度，并对 SOC 估算结果进行简要分析，证明了采用强跟踪 H_∞ 算法进行电池 SOC 估算的有效性。

第五章首先讨论了电池 SOP 的影响因素，并分析了各影响因素与电池 SOP 值的关系。电池的 SOP 估算部分采用 BP 神经网络方法，通过推导了 BP 神经网络的结构及原理，建立了基于 BP 神经网络的 SOP 估算模型。通过电池 SOP 测试数据，对神经网络模型进行训练，确定网络基本参数，并验证该方法的 SOP 估算结果精度及鲁棒性。

第六章总结了本课题所做的主要工作，指出目前研究工作的不足并对未来的研究做了展望，指导下一步工作的开展。

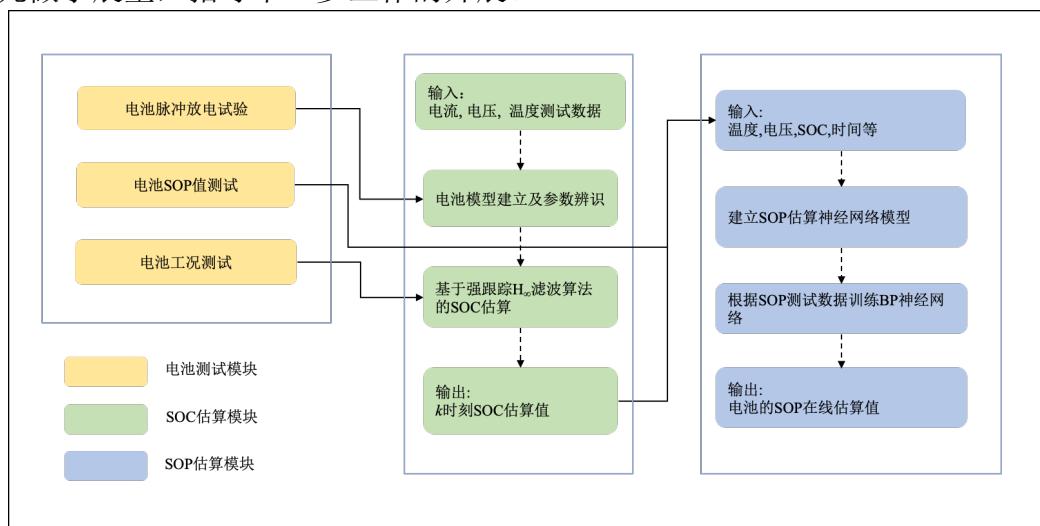


图 1.4 电池 SOC 和 SOP 估算模型

第2章 电池模型选取与参数辨识技术

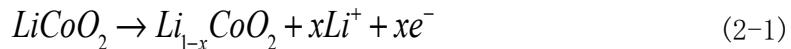
2.1 锂离子电池工作机理

锂离子电池（Lithium-ion Battery）是1990年由日本索尼公司首先推向市场的新一代高储能电池。锂离子电池可以通过放电过程向外载荷提供电能，也可以外接电源完成充电过程。锂离子电池内部主要由正极、负极、隔膜和电解液四个部分组成。锂离子经过电解液与隔膜，在正负极材料之间往复运动完成电池充放电。常见的正极材料有镍酸锂、锰酸锂、钴酸锂、磷酸铁锂、三元材料（即镍钴锰复合物材料）等，负极材料则主要采用能嵌入锂离子的碳材料。隔膜是位于锂离子电池正负极材料之间的聚合物，将正极与负极隔开，只允许锂离子自由通过，而不允许电子通过。电解液用于传导锂离子，形成电池回路。

锂离子电池的工作原理如图2.1所示。充电时， Li^+ 从正极材料中脱出，经电解液通过隔膜到达电池负极并嵌入电池负极材料中，电池内部完成了 Li^+ 从正极向负极的运动，电池外部则表现为电子由正极流向负极；放电时， Li^+ 从电池负极材料中脱出，经电解液到达正极材料并嵌入，电池外部表现为电子由负极流向正极。^[36]

为了更加直观地表示充放电过程中电池内部的化学反应，式（2-1）、（2-2）、（2-3）列出了电池正负极材料的化学反应方程式。这里正极材料以钴酸锂为例，负极材料为石墨，其它材料可依此类推。

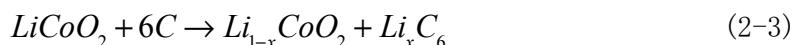
正极反应：



负极反应：



电池反应：



不同型号额电池之间往往存在差异性，为了能够方便得对电池进行评价与比较，用于衡量锂离子电池特性的参数主要有：电压、电流、容量、能量密度、功率和循环寿命等。

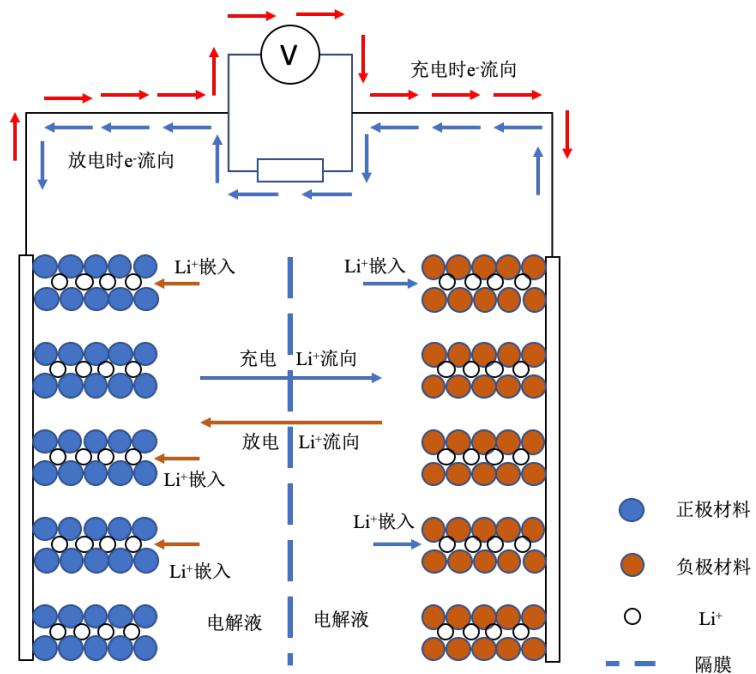


图 2.1 锂离子电池工作原理示意图

2.2 电池模型选取

锂离子电池是一套复杂的化学系统，为了更方便地对该系统进行研究与分析，需要建立其等效模型。建立电池模型有很多方法，根据原理不同可将电池分为电化学模型与等效电路模型两种。为了提高电池模型精度，减小电池模型与电池真实工作状态的差距，需要增加电池模型的复杂性。但是，复杂的电池模型往往导致分析麻烦，后期计算工作量大。因此，好的电池模型需要兼具准确与简单两个指标，这也给电池模型的建立与选取带来挑战性。

2.2.1 电化学模型

电池的电化学模型是一种从电池内部电化学反应层面提出的模型，这种模型采用数学方法来描述电池充放电时电极和电解液中的化学反应过程。常用的电化学模型有准二维模型^[37]、单粒子模型^[38]、简化的准二维模型^[39]等。

电池的电化学模型能够很好地模拟电池的内部状态及外部特性，模型精度高且适应性强。但是，电化学模型包含大量的非线性特征方程，计算量大，在实际工程应用中受到很大的限制^[40]。

2.2.2 等效电路模型

等效电路模型的提出解决了电化学模型过于复杂的问题，该模型能够更直观、

简单的模拟锂离子电池外部伏安特性关系。等效电路模型采用电阻、电容等物理元件，建立电池的物理模型，常见的等效电路模型主要有以下几种：内阻模型^[41]、GNL模型^[42]、Thevenin模型^[42, 43]、PNGV模型^[41, 44]、二阶RC等效电路模型^[45]等。在选取电池模型时，一般考虑电池模型的精度与复杂性，为了平衡两者的关系，本文采用二阶RC等效电路模型作为电池的简化模型。

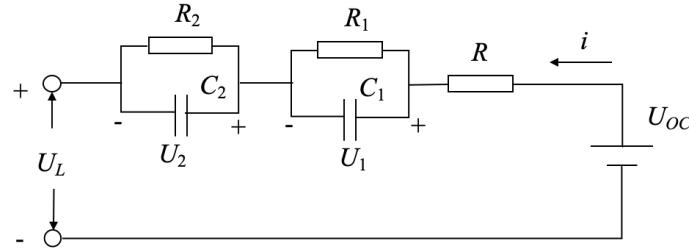


图 2.2 电池二阶 RC 等效电路模型图

二阶RC等效电路模型图如图2.2所示，该模型由两个RC并联电路、一个欧姆电阻和一个理想电压源串联组成。假设电池等效电路模型的两个RC网络两端电压分别为 U_1 和 U_2 ， $i(t)$ 为 t 时刻电池外部的负载电流。根据基尔霍夫电流定律可以得到以下二式：

$$i(t) = \frac{U_1}{R_1} + C_1 \frac{dU_1}{dt} \Rightarrow \dot{U}_1 = \frac{i(t)}{C_1} - \frac{U_1}{C_1 R_1} \quad (2-4)$$

$$i(t) = \frac{U_2}{R_2} + C_2 \frac{dU_2}{dt} \Rightarrow \dot{U}_2 = \frac{i(t)}{C_2} - \frac{U_2}{C_2 R_2} \quad (2-5)$$

根据基尔霍夫电压定律可以得到：

$$U_L = U_{oc} - U_1 - U_2 - i(t)R \quad (2-6)$$

电池管理系统内置传感器采集的电流、电压为离散化数据，假设传感器的采样时间为 T ，求解微分方程式(2-5)和式(2-6)，可以得到：

$$U_1(k+1) = U_1(k) - \frac{U_1(k)}{C_1 R_1} T + \frac{i(k)}{C_1} \quad (2-7)$$

$$U_2(k+1) = U_2(k) - \frac{U_2(k)}{C_2 R_2} T + \frac{i(k)}{C_2} \quad (2-8)$$

由电池SOC值的定义可以得到：

$$SOC(k+1) = SOC(k) - \frac{i(k)}{Q_n} T \quad (2-9)$$

综合整理式(2-7)、(2-8)、(2-9)、(2-10)可以得到电池系统的状态空间方程式如下：

$$\begin{pmatrix} U_1(k+1) \\ U_2(k+1) \\ SOC(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 - \frac{T}{C_1 R_1} & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{T}{C_2 R_2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_1(k) \\ U_2(k) \\ SOC(k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1}{C_1} \\ \frac{1}{C_2} \\ -\frac{T}{Q_n} \end{pmatrix} i(k) \quad (2-10)$$

$$U_L(k) = U_{oc}(k) - U_1(k) - U_2(k) - i(k)R \quad (2-11)$$

2.3 模型参数辨识

2.2节已经完成了将电池由复杂的化学模型转换为物理模型，并建立其状态空间方程式的工作。本节主要对电池模型的参数进行辨识，电池在线参数是指在电池使用过程中实时更新电池模型的各参数值，这种辨识方法准确率较高，但是在线参数辨识需要强大的理论指导，且计算量较大^[46]。离线参数辨识方法只需在电池使用前确定电池的模型参数，虽然会带来电池模型误差，但是该方法计算量小，易于实现，因此这里采用离线参数辨识方法。

2.3.1 电池测试平台

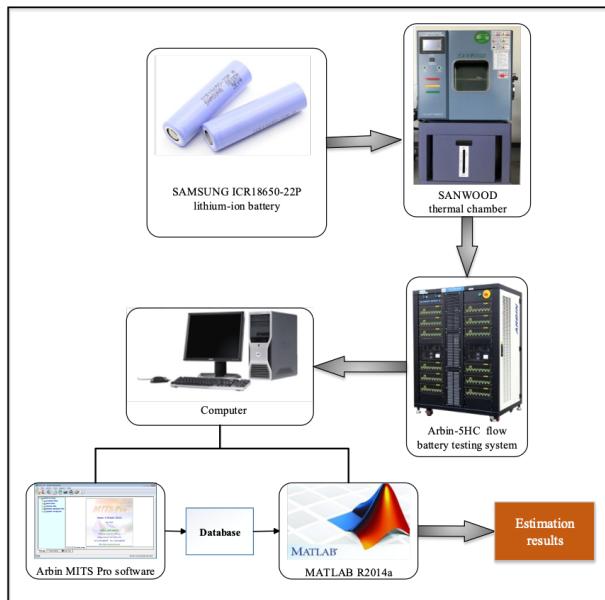


图 2.3 电池测试平台

在进行离线参数辨识之前，需要通过电池测试得到电池的动态特性实验数据。电池的实验测试平台如图 2.3 所示，该测试平台由 Arbin 电池测试系统负责控制电池的充放电，该系统与计算机相连，计算机既可以编写程序来控制电池充放电策

略，也可以接收电池测试数据供用户处理。为了保持理想的实验环境，电池在测试时需放置在恒温恒湿箱中。这里测试的电池型号为三星 18650-22P 钴酸锂电池。

2.3.2 OCV-SOC 曲线拟合

二阶等效电路电池模型中， U_{oc} 表示电池的开路电压。本节通过确定电池 OCV 与 SOC 关系，来确定电池模型中 U_{oc} 的值。电池 OCV-SOC 关系的标定方法为：将电池充电或放电至某 SOC 值处，电池静置 2 小时以上，测试此时电池的端电压，记录此时电池的 SOC 值对应的 OCV 值。以此类推，记录不同 SOC 下电池的 OCV 值。但是，该测试需要对电池进行长时间静置，实验时间较长，为了方便这里分别测量了 20°C 下电池 SOC 值为 0, 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90%, 100% 时的 OCV 值。记录如下：

表 2.1 电池 SOC-OCV 测试数据

SOC(%)	0	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
OCV(V)	3.43	3.47	3.57	3.61	3.65	3.72	3.85	3.92	4.00	4.06	4.17

电池 OCV-SOC 关系离散值获得之后，可以借助数学计算工具 MATLAB 对两者关系进行曲线拟合。为了在保证拟合精度的同时避免过拟合，这里采用四次多项式进行拟合，拟合后的 OCV-SOC 关系曲线公式如下：

$$U_{oc}(20^{\circ}\text{C}) = -0.6195SOC^4 + 1.0899SOC^3 - 0.3539SOC^2 + 0.6196SOC + 3.4282 \quad (2-12)$$

在不同的温度下，电池的 OCV-SOC 关系曲线也会发生变化，本文也拟合了电池在 0°C 和 40°C 时的 OCV-SOC 关系曲线，原理同上。结果如下：

$$U_{oc}(0^{\circ}\text{C}) = -0.2955SOC^4 + 0.129SOC^3 - 0.6786SOC^2 + 0.1678SOC + 3.4728 \quad (2-13)$$

$$U_{oc}(40^{\circ}\text{C}) = -3.9843SOC^4 + 9.0753SOC^3 - 6.8357SOC^2 + 2.6710SOC + 3.2354 \quad (2-14)$$

通过以上工作，电池在不同温度下的 OCV-SOC 关系曲线拟合完成。

2.3.3 模型参数 R、C 的辨识

对电池模型中电阻、电容的辨识原理如下：根据电池模型，推导电池端电压与各参数的关系式；然后通过实验得到电池电压的测试数据，将理论推导的关系式与真实测试数据进行拟合，得到关系式中参数值。

电池模型中电阻和电容元件的辨识需要基于电池脉冲放电实验数据。电池在放电结束的时间段内，其端电压值如图 2.4 所示，可以看到电池的端电压值变化曲线可以分为三段：

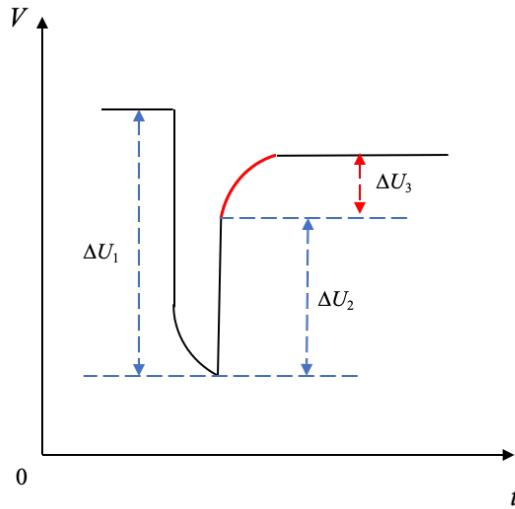


图 2.4 电池端电压变化曲线

第一段为电池放电时，电池端电压持续下降，且下降速度逐渐变平缓，此时电压下降值为 ΔU_1 。

第二段为电池停止放电时，由于电池内部电流为零，电池欧姆内阻两端电压变为零，电池端电压瞬间上升 ΔU_2 。所以该段数据可以用于求欧姆内阻 R 的值。公式如下：

$$R = \frac{\Delta U_2}{i} \quad (2-15)$$

第三段为电池端电压缓慢上升的阶段，直到上升至某一定值，这是由于电池极化效应的存在。该变化过程类似指数规律，端电压增加值为 ΔU_3 。

由式 (2-5) 可以解出：

$$U_1 = C e^{-\frac{t}{C_1 R_1}} + i R_1 \quad (2-16)$$

由于当 $t=0$ 时， $U_1=0$ ，因此：

$$U_1 = i R_1 (1 - e^{-\frac{t}{C_1 R_1}}) \quad (2-17)$$

同理可得：

$$U_2 = i R_2 (1 - e^{-\frac{t}{C_2 R_2}}) \quad (2-18)$$

整理式 (2-12)、(2-18)、(2-19) 可以得到：

$$U_L = U_{oc} - i R_1 (1 - e^{-\frac{t}{C_1 R_1}}) - i R_2 (1 - e^{-\frac{t}{C_2 R_2}}) - i R \quad (2-19)$$

在 MATLAB 软件中将式 (2-19) 与图 2.4 中 ΔU_3 段数据进行拟合，即可得到各个参数的值。电池在三种温度状态下的参数辨识结果如表 2.2。

表 2.2 电池模型参数辨识结果汇总

T (°C)	R (Ω)	R_1 (Ω)	R_2 (Ω)	C_1 (F)	C_2 (F)
0	0.0763	0.0147	0.0060	4508.0	12150
20	0.0395	0.0107	0.0031	4721.2	17288
40	0.0292	0.0064	0.0013	3468.2	26659

2.4 本章小结

本章首先从锂离子电池的工作机理上展开讨论，介绍了锂离子电池充放电过程中电池内部的化学反应过程。分析了常用电池模型的建立方法，并建立了电池的二阶 RC 等效电路模型，然后对模型参数进行辨识及 OCV-SOC 曲线进行标定。

第3章 H_∞ 滤波算法及其改进

3.1 H_∞ 滤波简介

H_∞ 滤波是鲁棒控制领域最重要的算法之一，该算法在电池状态估算、定位、参数辨识等领域都有很广泛的应用。1981年，加拿大McGill大学教授G.Zames发表著名论文《Feedback and optimal sensitivity: Model reference transformations, multiplicative seminorms, and approximate inverses》^[47]，首次提出 H_∞ 控制的概念，并以传递函数的形式从频域角度推导出 H_∞ 控制理论。

1988年，在全美控制年会上，Doyle、Glover、Khargonekar、Francis四人共同发表著名的DGKF论文：《State-space solutions to standard H_2 and H_∞ control problems》^[48]，该文章以状态空间的形式从时域角度推导出 H_∞ 控制理论，是 H_∞ 控制发展中的一个重要里程碑。

1990年之后，基于线性矩阵不等式（Linear Matrix Inequality, LMI）的 H_∞ 控制和非线性 H_∞ 控制成为该领域研究的热点。

为了进一步提高 H_∞ 滤波算法的鲁棒性、自适应性，可以将 H_∞ 滤波与控制理论其他算法相结合，或考虑采用优化算法对 H_∞ 滤波算法进行改进，以提升其稳定性与智能性。

H_∞ 滤波的基本原理是：对于某一线性系统，假设系统的输入噪声 ω 到输出值 y 的传递函数为 $\Phi(s)$ ，为了满足其稳定性及抗干扰能力的要求，设计合适的控制器，使得 $\Phi(s)$ 的 H_∞ 范数满足约束条件 $\|\Phi(s)\|_\infty < \gamma$ 。^[49]

H_∞ 滤波有完整的理论体系及推导方法，结合锂离子电池SOC估算问题，可以运用基于博弈论（Game Theory）的方法，推导基于最小化最大估计误差原则的离散 H_∞ 滤波。

3.2 基于博弈论的离散 H_∞ 滤波

在现代控制理论中，一个线性离散系统可以用如下状态方程和观测方程表示：

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + w_k \\ y_k = Cx_k + Du_k + v_k \end{cases} \quad (3-1)$$

其中， x_k 和 y_k 分别表示状态向量和观测向量； u_k 为输入向量； w_k 为系统状态噪声向量； v_k 为系统观测噪声向量。 A 、 B 分别是系统的状态输入矩阵和控制输入矩阵； C 和 D 则分别为系统的观测矩阵和观测输入矩阵。

如果将锂离子电池看作是一个控制系统，根据上一章推导出的电池状态空间

方程，可以得到如下对应关系：

$$A = \begin{bmatrix} 1 - \frac{T}{C_1 R_1} & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{T}{C_2 R_2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{T}{C_1} \\ \frac{T}{C_2} \\ -\frac{T}{Q_n} \end{bmatrix} \quad D = [R] \quad (3-2)$$

$$x_k = \begin{bmatrix} U_1(k) \\ U_2(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix} \quad u_k = i(k) \quad y_k = U_L(k) \quad (3-3)$$

这里需要注意的是，由于电池 OCV-SOC 存在非线性关系，因此电池属于非线性系统。参考相关文献^[50]，在这里对 C_k 矩阵进行线性化处理：

$$C_k = \left[\begin{array}{ccc} -1 & -1 & \left. \frac{d U_{OC}(SOC)}{d SOC} \right|_{SOC=\hat{SOC}_k} \end{array} \right] \quad (3-4)$$

电池的系统方程建立之后，可以采用 H_∞ 滤波算法对锂离子电池 SOC 进行估算。Burgos 等^[51]提出了一种基于博弈论的 H_∞ 滤波推导方法。在该方法中，定义代价函数 J 如下式：

$$J = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \|z_k - \hat{z}_k\|_{S_k}^2}{\|x_0 - \hat{x}_0\|_{P_0^{-1}}^2 + \sum_{k=0}^{N-1} (\|w_k\|_{W_k^{-1}}^2 + \|v_k\|_{V_k^{-1}}^2)} \quad (3-5)$$

$$z_k = L_k x_k \quad (3-6)$$

$$L_k = [\begin{array}{ccc} 0 & 0 & 1 \end{array}] \quad (3-7)$$

在这里， z_k 代表 k 时刻电池的 SOC 值； x_0 是初始 SOC 值； z_k 和 x_0 上面的“ Λ ”符号代表两者的估算值；正定矩阵 S_k, P_0, W_k, V_k 是权重矩阵，用于调节各个参数对应的权值，在不同的问题中其取值也不同； w_k 和 v_k 分别代表系统的电流测量噪声与电压测量噪声； $\|S\|_M^2$ 表示关于变量 s 的范数，其计算方法为：

$$\|s\|_M^2 = s^T M s \quad (3-8)$$

代价函数 J 可以看作是人与大自然的博弈，分母部分表示自然界通过引入误差（如测量噪声、初始误差等）干扰我们获得准确的 SOC 值，使代价函数值最大化；分子部分表示我们希望通过合适的方法来使估算误差最小化^[49]，使代价函数取最小值。为了获得准确的 SOC 估算值，我们的目的是使代价函数 J 的值尽量小，然而直接求得该函数的最小值往往比较困难，在这里设置一个边界值，使得：

$$J < \frac{1}{\theta} \quad (3-9)$$

整理式(3-5)、(3-6)、(3-9)，可以得到下式：

$$-\frac{1}{\theta} \left\| \mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0 \right\|_{P_0^{-1}}^2 + \sum_{k=0}^{N-1} \left[\left\| z_k - \hat{z}_k \right\|_{S_k}^2 - \frac{1}{\theta} \left(\left\| w_k \right\|_{W_k^{-1}}^2 + \left\| v_k \right\|_{V_k^{-1}}^2 \right) \right] < 0 \quad (3-10)$$

式(3-1)可以改写为：

$$v_k = y_k - C_k x_k - D u_k \quad (3-11)$$

由式(3-6)和式(3-8)可以得到：

$$\left\| z_k - \hat{z}_k \right\|_{S_k}^2 = \left\| \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k \right\|_{\bar{S}_k}^2 \quad (3-12)$$

其中：

$$\bar{S}_k = L_k^T S_k L_k \quad (3-13)$$

综合以上推导，函数J最终改写为：

$$-\frac{1}{\theta} \left\| \mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0 \right\|_{P_0^{-1}}^2 + \sum_{k=0}^{N-1} \left[\left\| \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k \right\|_{\bar{S}_k}^2 - \frac{1}{\theta} \left(\left\| w_k \right\|_{W_k^{-1}}^2 + \left\| y_k - C_k x_k - D u_k \right\|_{V_k^{-1}}^2 \right) \right] < 0 \quad (3-14)$$

从式(3-14)可以看出，函数J的取值与系统的初始误差、电流噪声、电压测量值和系统状态估算值有关。于是，求解代价函数J的最小值等同于求初始误差、电流噪声、电压噪声和估算误差共同作用下，函数J的最小化最大值问题，即：

$$J^* = \min_{\hat{x}_k} \max_{x_0, w_k, y_k} J \quad (3-15)$$

这里采用拉格朗日乘数法求 J^* 函数的极值，求解过程在Dan Simon的文献^[49]中有详细推导，这里不再赘述。当函数J取得极值时，系统的最优状态估算可以通过以下公式求解：

$$T_k = (1 - \theta \bar{S}_k P_k + C_k^T V_k^{-1} C_k P_k)^{-1} \quad (3-16)$$

$$K_k = A P_k T_k C_k^T V_k^{-1} \quad (3-17)$$

$$\hat{x}_{k+1} = A \hat{x}_k + B u_k + K_k [y_k - (OCV(S \hat{O} C_k)) - R u_k - \hat{x}_{k,1} - \hat{x}_{k,2}] \quad (3-18)$$

$$P_{k+1} = A P_k T_k A^T + B W_k B^T \quad (3-19)$$

3.3 强跟踪 H_∞ 滤波

H_∞ 滤波算法具有较强的鲁棒性，可以用于抑制电池测试中的电流、电压噪声。但是，该算法也存在一些缺陷。 H_∞ 滤波算法中权重矩阵及边界值 θ 的选择缺乏完善的理论依据，确定过程比较复杂。此外， H_∞ 滤波的收敛性差，尤其是系统出现突然的强干扰时，很难快速恢复到真实值附近，甚至导致系统发散。为了解决该问题，本文中将 H_∞ 滤波与强跟踪滤波算法进行结合，以提升SOC估算的准确性与稳定性。

性。

强跟踪滤波算法（Strong Tracking Filter, STF）最早由清华大学周东华教授提出^[52]，以解决卡尔曼滤波鲁棒性差的缺点，作者通过引入次优渐消因子对 EKF 进行改进，提出一种新的带次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波器，使其对过程参数变动具有一定的鲁棒性，提高了估算精度。此外，强跟踪滤波理论也可以应用在其他领域^[53, 54]。

强跟踪滤波的主要特点是：当外界环境出现较大波动时，如突然出现较大噪声等情况，算法能够快速、准确地收敛到真值附近。

强跟踪滤波的核心是引入次优渐消因子（Suboptimal Fading Factor），调整协方差矩阵。次优渐小因子的计算方法为：

$$N_k = E_{0,k} - R_k - C_k Q_k C_k^T \quad (3-20)$$

$$M_k = C_k A P_k A^T C_k^T \quad (3-21)$$

$$\lambda_0 = \frac{\text{tr}(N_k)}{\text{tr}(M_k)} \quad (3-22)$$

这里， $\text{tr}()$ 指的是矩阵的迹； Q_k 和 R_k 分别为电流和电压的噪声协方差矩阵。 $E_{0,k}$ 指的是残差序列，通过以下公式计算：

$$e_k = y_k - \hat{y}_k \quad (3-23)$$

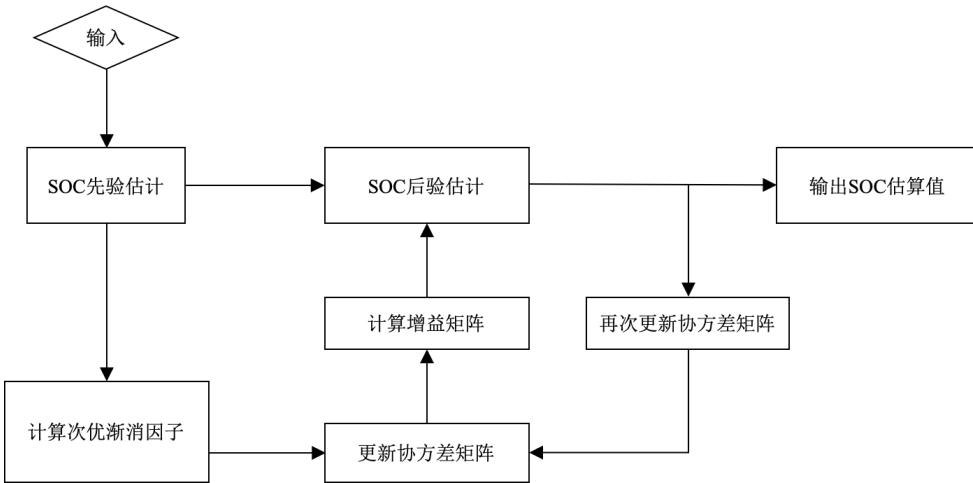
$$E_{o,k} = E[e_k e_k^T] = \begin{cases} e_0 e_0^T & k=0 \\ \frac{\rho E_{0,k-1} + e_k e_k^T}{1+\rho} & k \geq 1 \end{cases} \quad (3-24)$$

这里， ρ 为遗忘因子。当以上变量确定后，可以求得在 k 时刻的次优渐消因子 λ_k ：

$$\lambda_k = \begin{cases} \lambda_0 & \lambda_0 > 1 \\ 1 & \lambda_0 \leq 1 \end{cases} \quad (3-25)$$

通过以上公式可以看出，次优渐消因子的取值主要与上一时刻系统的观测值输出误差有关。如果上一时刻观测值输出误差较大，说明系统出现比较大的偏差， λ_0 的值也会增大（大于 1），此时次优渐消因子等于 λ_0 ，该值可以增强系统的自我调节能力；如果上一时刻观测值输出误差较小，说明系统较稳定， λ_0 的值也相应减小（小于 1），这时次优渐消因子的值取 1，该值对系统无调节作用。从而能够保证，系统出现的波动越大，算法对系统调整能力越强，但是不会影响系统的稳定性。

次优渐消因子对 H_∞ 滤波的调节主要体现在对系统协方差矩阵的更新。两者结合后可以组成强跟踪 H_∞ 滤波算法（Strong Tracking H-infinity Filter, STHF），该算法的流程图如图 3.1 所示。

图 3.1 强跟踪 H_∞ 滤波算法流程图

3.4 本章小结

本章介绍了现代鲁棒控制领域中比较常用的算法—— H_∞ 滤波算法。通过博弈论推导了 H_∞ 滤波算法的主要步骤及原理；然后分析了该算法的优缺点，并引入强跟踪算法与 H_∞ 滤波算法进行结合，组成强跟踪 H_∞ 滤波算法，最后推导了强跟踪 H_∞ 滤波算法用于 SOC 估算的步骤。

第 4 章 基于强跟踪 H_∞ 滤波的 SOC 估算结果验证

4.1 电池工况测试

第 3 章中已经推导了强跟踪 H_∞ 滤波算法的原理，并确定了将强跟踪 H_∞ 滤波用于电池 SOC 的步骤。本章将通过实验验证该估算方法的结果。

首先需要进行电池测试实验，获得电池真实测试数据，电池测试平台在 2.3 节中已经介绍。电动汽车在行驶过程中，会受到道路状况、驾驶员车技、天气环境等因素影响，因此电池的放电电流及放电功率会不断变化，而不是理想恒流放电状态。为了能够模拟电池的真实工作状况，各国纷纷制定了适合本国汽车驾驶状况的电动汽车电池工况标准。这些工况标准可以最大程度上模拟电动汽车运行过程中电池的放电电流及放电功率状态，为科学研究提供帮助。常见的工况主要由以下几种：

(1) DST 工况

DST (Dynamic Stress Test) 工况又称电池动态应力测试工况，该工况是在《USABC 电动汽车电池测试手册》^[29]中提出的。DST 工况测试通过对电池进行变功率放电循环测试，来了解电动汽车电池的实际工作特性。DST 工况测试放电电流值如图 4.1 所示。

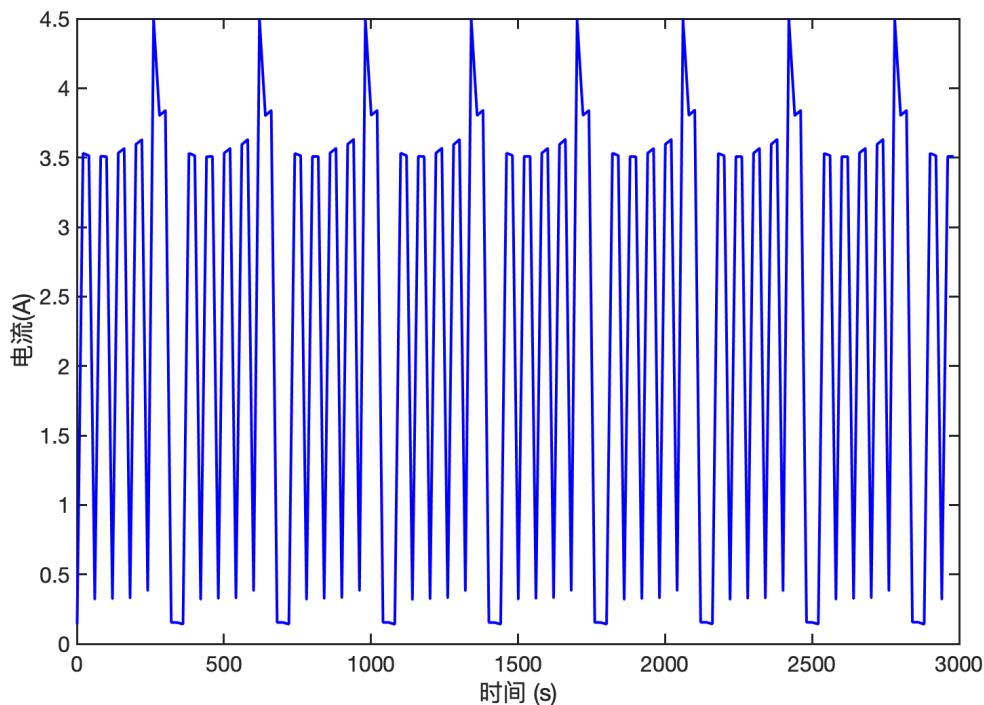


图 4.1 DST 工况测试电流图

(2) FUDS 工况

FUDS (Federal Urban Driving Schedule) 测试又称为美国联邦城市运行工况。该工况也是在《USABC 电动汽车电池测试手册》中提出的。为了模拟电动汽车驾驶循环中电池的功率变化值，可以基于 FUDS 测试工况，将电池的放电功率的最大值按照一定比例缩小到现有技术允许值。基于 FUDS 工况的电池放电电流值如图 4.2 所示。

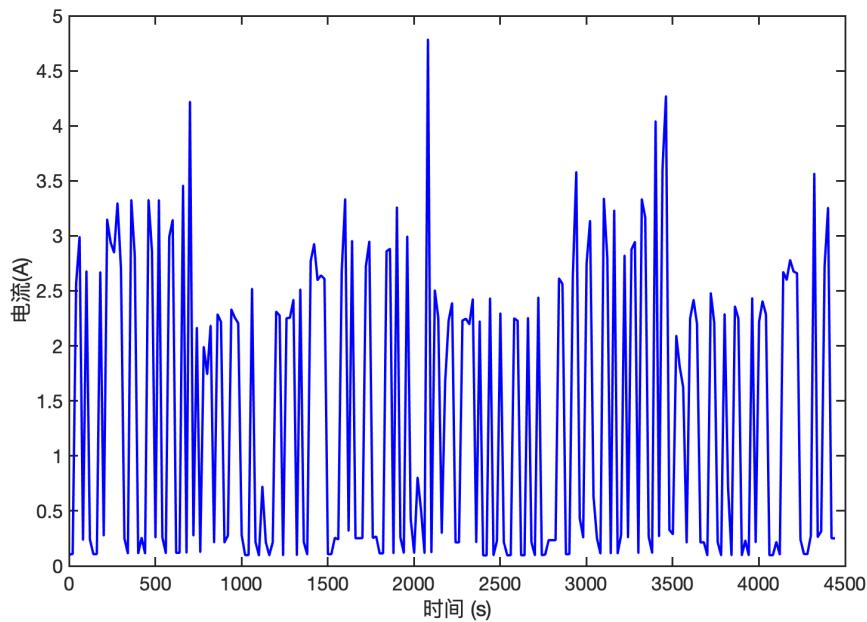


图 4.2 FUDS 工况测试电流图

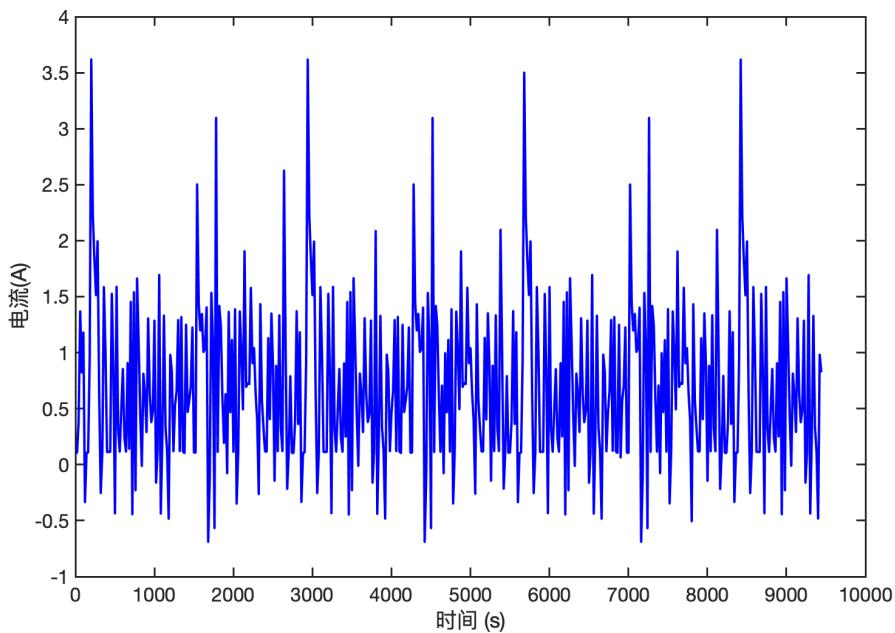


图 4.3 UDDS 工况测试电流图

(3) UDDS 工况

UDDS (Urban Dynamometer Driving Schedule) 又称市内测功机循环测试，该测试模拟重型汽油机市内区域的操作。可以基于该操作，得到汽车在市区内的行驶工况，并推导出电动汽车电池的放电状态。基于 UDDS 的电池放电电流如图 4.3 所示。

(4) NEDC 工况

NEDC (New Europe Driving Cycle) 又称新欧洲驾驶周期测试，该工况测试综合考虑了汽车在市区与市郊的驾驶状态，一个完整测试循环由四个市区工况循环和一个郊区工况组成。基于 NEDC 工况的电池测试放电电流如图 4.4 所示。

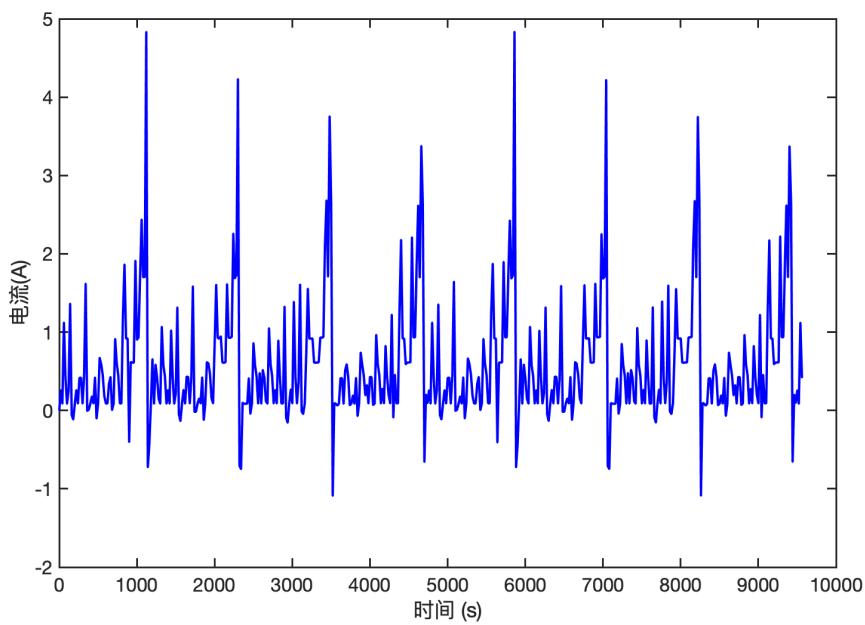


图 4.4 NEDC 工况测试电流图

4.2 不考虑噪声的 SOC 估算结果

为了验证基于强跟踪 H_∞ 滤波算法的 SOC 估算精度，本节以电池 DST 工况、FUDS 工况和 UDDS 工况电池测试数据来模拟电池实际工作状态，采用强跟踪 H_∞ 滤波进行电池 SOC 估算。算法的输入为电池的电流值与电压值，输出为电池的 SOC 估算值。为了验证估算精度，需要计算电池 SOC 值的真值。实验平台中采用的电池测试设备内置传感器的精度 $\leq 0.02\%$ ，即电流、电压测试精度可以控制在 1mA 和 1mV 之内，因此这里可以采用安时积分法作为电池的 SOC 真值，该值的误差在允许范围之内。这里将 SOC 估算的误差值定义为算法的估算值与 SOC 真值的差。

图 4.5 为基于强跟踪 H_∞ 滤波算法的 SOC 估算值，估算误差值如图 4.6。

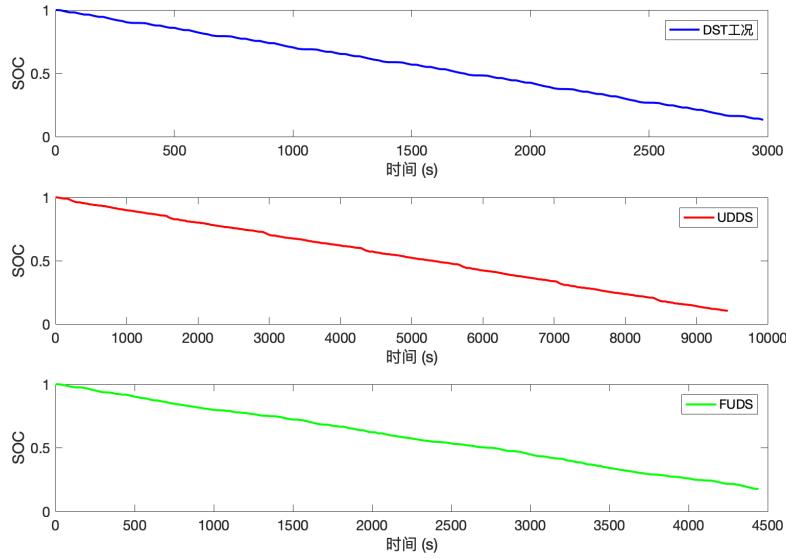
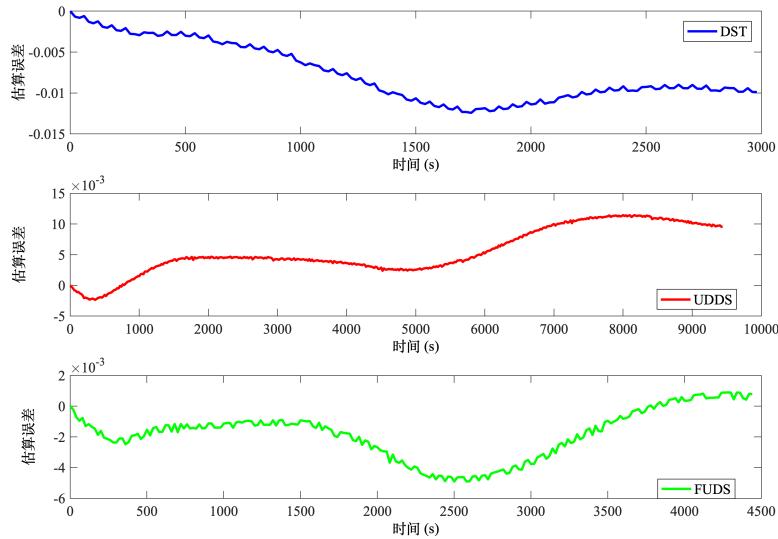

 图 4.5 基于强跟踪 H_∞ 滤波算法的 SOC 估算值


图 4.6 DST、UDDS、FUDS 工况下的估算误差

为了更加直观地表示无噪声干扰下强跟踪 H_∞ 滤波算法的估算精度，表 4.1 汇总了在三种工况下的估算误差最大值（Maximum Error, ME）与平均绝对误差值（Mean Absolute Error, MAE）。

表 4.1 DST、UDDS、FUDS 工况下的估算误差

工况	DST	UDDS	FUDS
MAE	0.008	0.006	0.002
ME	0.012	0.012	0.005

通过表 4.1 可以看到，三种工况下的平均绝对误差均不超过 1%，最大误差为 1.2%，证明基于强跟踪 H_∞ 滤波算法在无噪声环境下估算效果较好。

4.3 考虑高斯白噪声下的 SOC 估算

4.2 节验证了在无噪声时 STHF 算法的 SOC 估算精度。但是，在实际应用中往往无法避免电流、电压测量噪声。最理想的噪声为高斯白噪声，即概率密度服从高斯分布且均值为零的噪声信号。本节将验证在高斯白噪声存在时 STHF 算法的 SOC 估算精度。为了能够更直观地比较 STHF 算法的估算结果，这里将该算法与常用的扩展卡尔曼滤波算法和 H_∞ 的滤波算法估算结果进行比较。为了简单，SOC 估算基于 NEDC 工况实验数据来进行，且在电流和电压测量结果上分别加入均值为零、方差为 10^{-2} 和 10^{-4} 的噪声信号。

由于电池在不同温度下的模型参数是不断变化的，好的 SOC 估算算法要求在不同温度下都能有较强的鲁棒性，这里分别在 0°C 、 20°C 和 40°C 环境下，按照上述实验条件进行 SOC 估算。图 4.7 和图 4.8 分别展示了基于 STHF、EKF 和 HF 的 SOC 估算结果与估算误差。

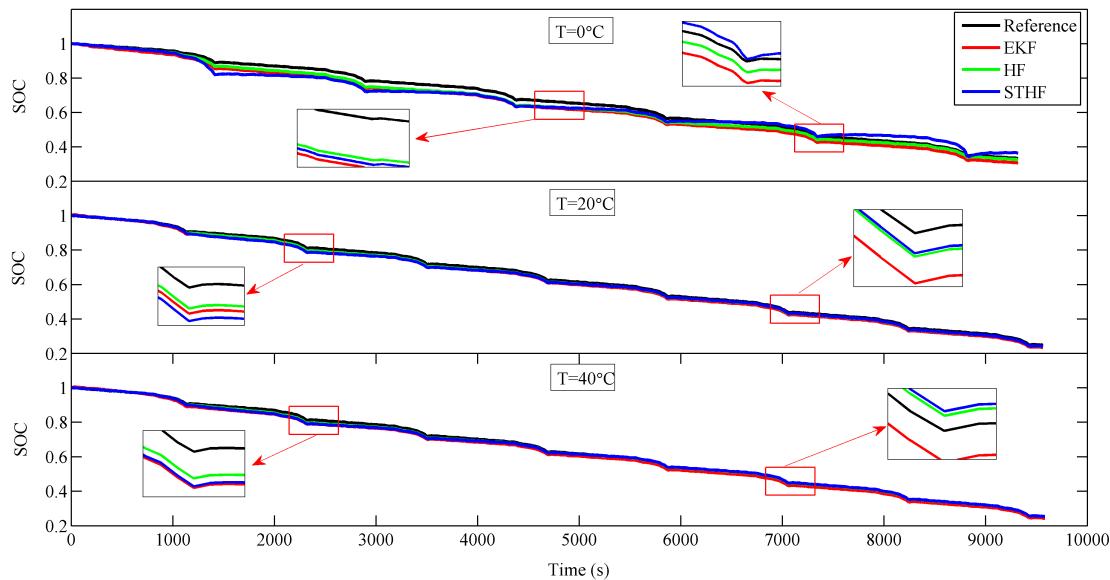


图 4.7 基于 STHF、EKF 和 HF 的 SOC 估算结果

表 4.2 汇总了在 0°C 、 20°C 和 40°C 环境下三种算法的 SOC 估算最大误差和平均绝对误差。可以看到，在存在高斯白噪声时，HF 算法的最大估算误差与平均绝对误差都小于 STHF 和 EKF，说明此时 HF 的估算效果更优；STHF 和 EKF 的估算误差值差距不大，两者的估算效果相近。在电池温度较低 (0°C) 时，电池 SOC 的估算误差偏大；在 20°C 和 40°C 环境下，电池 SOC 估算结果较好，这是因为此

时电池工作在最优温度区间，电池工作状态平稳。

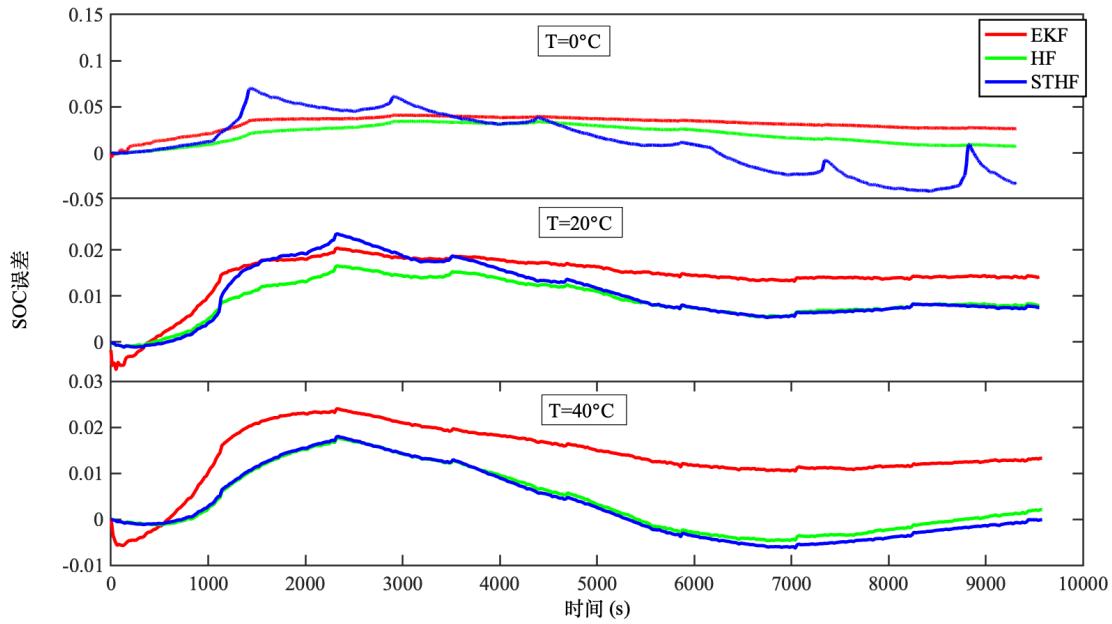


图 4.8 基于 STHF、EKF 和 HF 的 SOC 估算误差

表 4.2 不同温度下三种算法的 SOC 估算误差

温度	0°C		20°C		40°C		
	算法	STHF	HF	EKF	STHF	HF	EKF
MAE	0.027	0.020	0.031	0.011	0.008	0.013	0.008
ME	0.072	0.034	0.040	0.026	0.015	0.020	0.019

4.4 考虑偏置噪声下的 SOC 估算

4.3 节验证了在高斯白噪声存在时基于 STHF 算法的电池 SOC 估算值。但是，高斯白噪声只是一种理想的噪声状态，在实际应用中，由于传感器的问题，测量噪声往往不为零，这就给电池的 SOC 估算带来挑战。只有在噪声均值不为零时，仍然能够准确估算 SOC 值的算法，才能真正在实车上应用。本节将验证当偏置测量噪声存在时，STHF、HF 和 EKF 三种算法的 SOC 估算精度。

由于电池的 SOC 估算非常依赖电池的 OCV-SOC 曲线，如果电池的电压测量噪声出现较大误差，将会导致电池 SOC 估算误差非常大。因此，本节重点介绍当电池的电流测量值出现偏置噪声时的 SOC 估算结果。

图 4.9 - 图 4.12 分别展示了当电流偏置噪声为 0.05A 和 0.1A 时，三种算法的估算结果和估算误差。

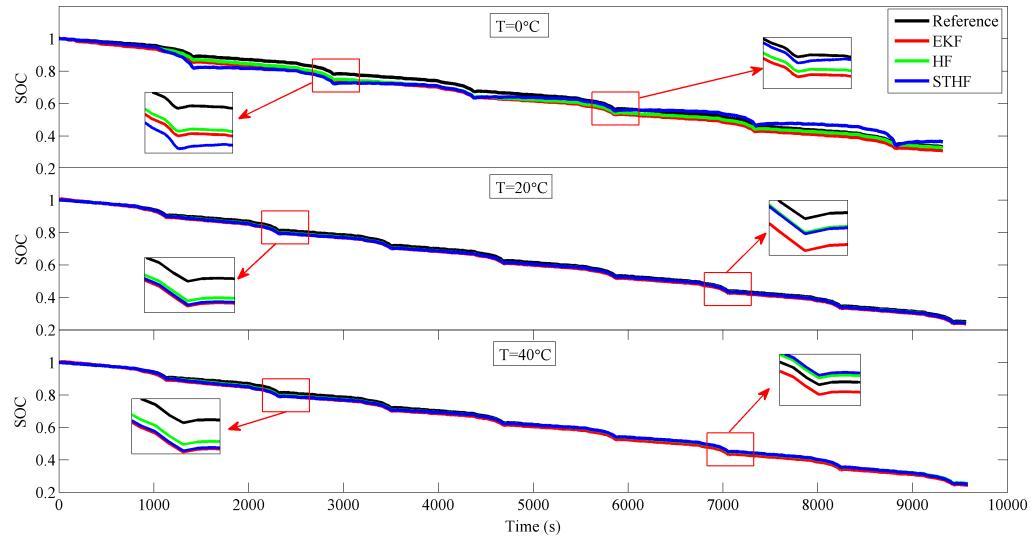


图 4.9 电流偏置噪声为 0.05A 时 SOC 估算结果

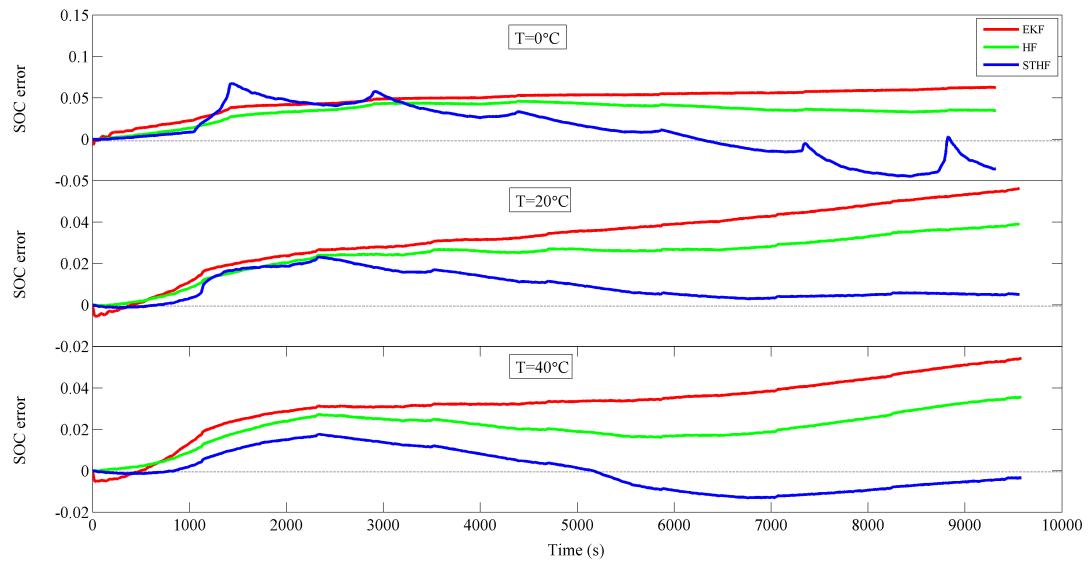


图 4.10 电流偏置噪声为 0.05A 时 SOC 估算误差

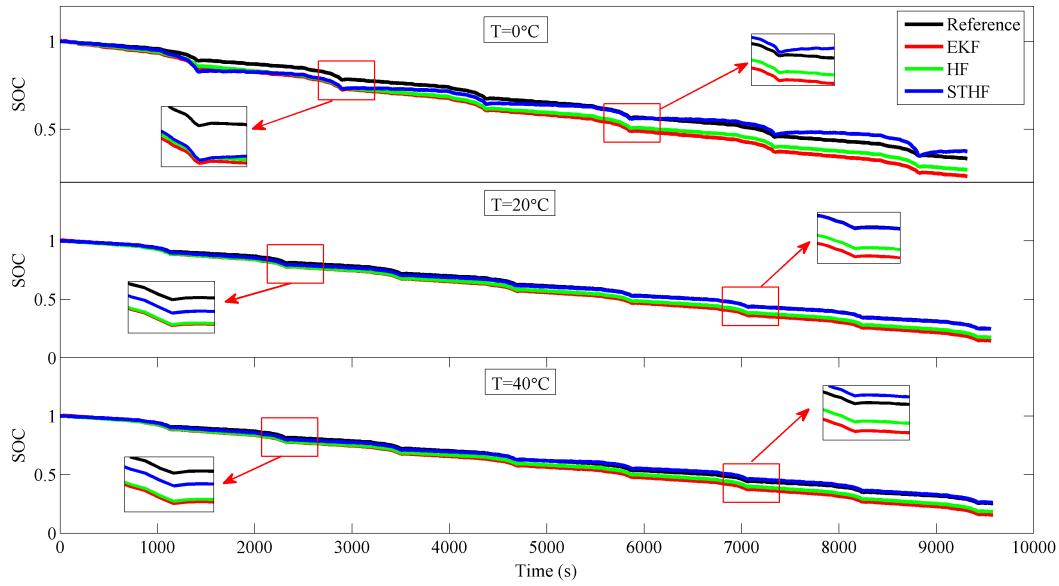


图 4.11 电流偏置噪声为 0.1A 时 SOC 估算结果

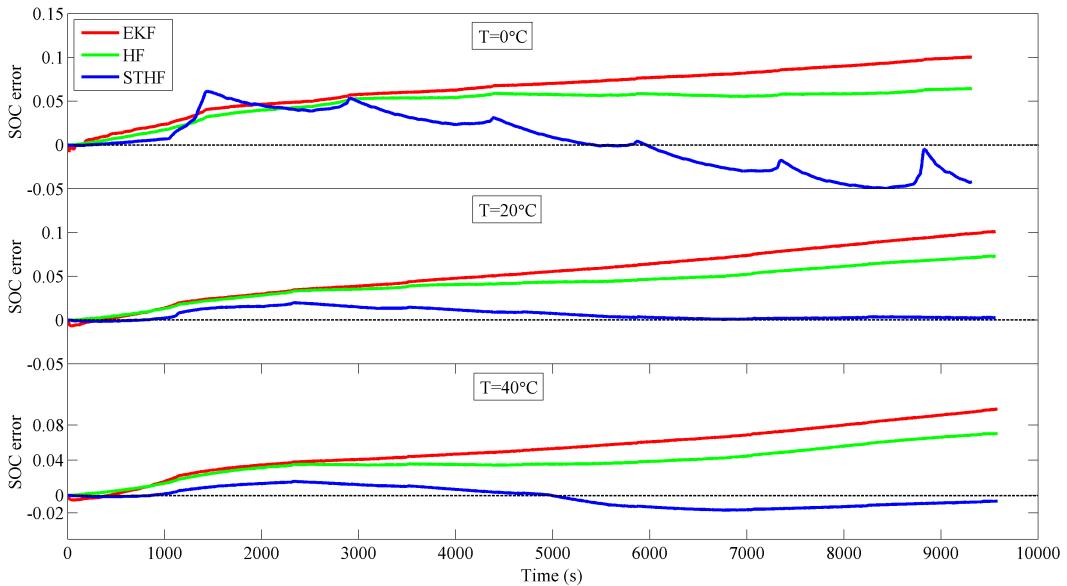


图 4.12 电流偏置噪声为 0.1A 时 SOC 估算误差

同上，为了能够更加直观地表示三种估算方法在不同测试条件下的 SOC 估算误差，图 4.13-4.15 以柱状图的形式分别汇总了不同温度下 SOC 估算误差值。

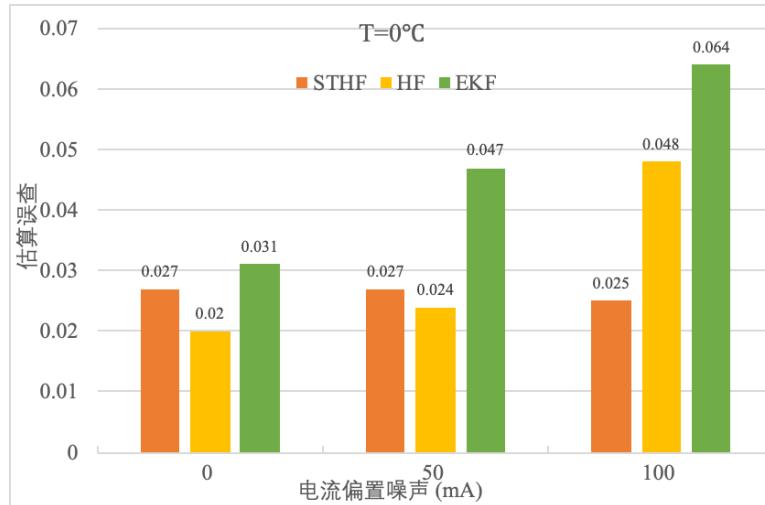


图 4.13 0°C 下 STHF、HF 和 EKF 估算误差比较

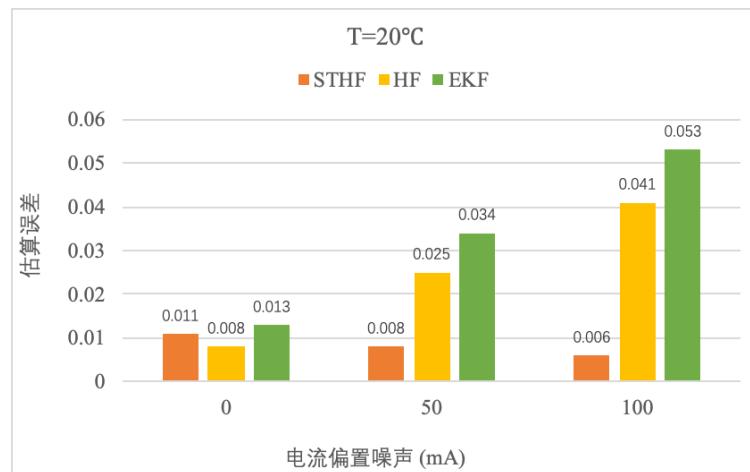


图 4.14 20°C 下 STHF、HF 和 EKF 估算误差比较

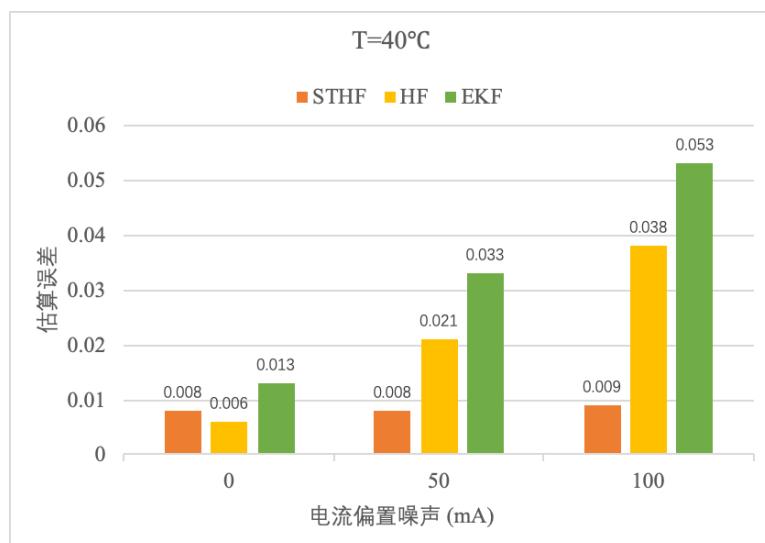


图 4.15 40°C 下 STHF、HF 和 EKF 估算误差比较

通过以上比较可以发现，在 20°C 和 40°C 环境下，随着电流偏置噪声的增大，强跟踪 H_∞ 滤波的估算效果越好。对于扩展卡尔曼滤波和 H_∞ 滤波来说，当电池电流均值为零时，估算效果较好，但是一旦加入均值不为零的噪声，这两种算法的 SOC 估算误差都快速增大，结果出现发散的趋势。在实际应用中，一旦 SOC 估算误差出现发散趋势，将直接影响电池系统的安全。而强跟踪 H_∞ 滤波法则表现非常稳定，不会随着电流偏置噪声的增大而增大，说明该算法鲁棒性远远优于 EKF 和 HF。

4.5 存在初始误差时估算结果验证

电池 SOC 估算结果存在误差的原因除了测量噪声的存在之外，还有初始误差。如果在初始时刻 SOC 值存在误差，会直接影响后续的 SOC 估算结果。好的算法必须能够及时地消除初始误差对后续 SOC 估算结果的影响，使 SOC 估算值快速收敛到真实值。本节通过人为设置初始误差，来验证 STHF、HF 和 EKF 对初始误差的消除作用。当电池充满电时，SOC 真实值为 100%，手动将该值改为 60%，即为 SOC 结果添加 40% 误差。记录三种算法的 SOC 估算结果和估算误差如图 4.16 和图 4.17 所示。

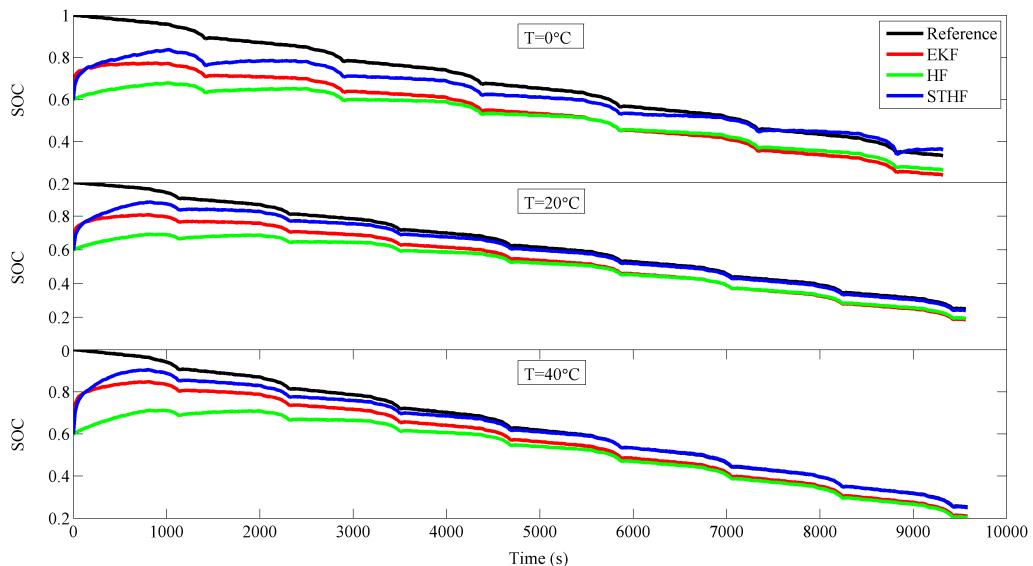


图 4.16 初始误差为 40% 时三种算法 SOC 估算结果

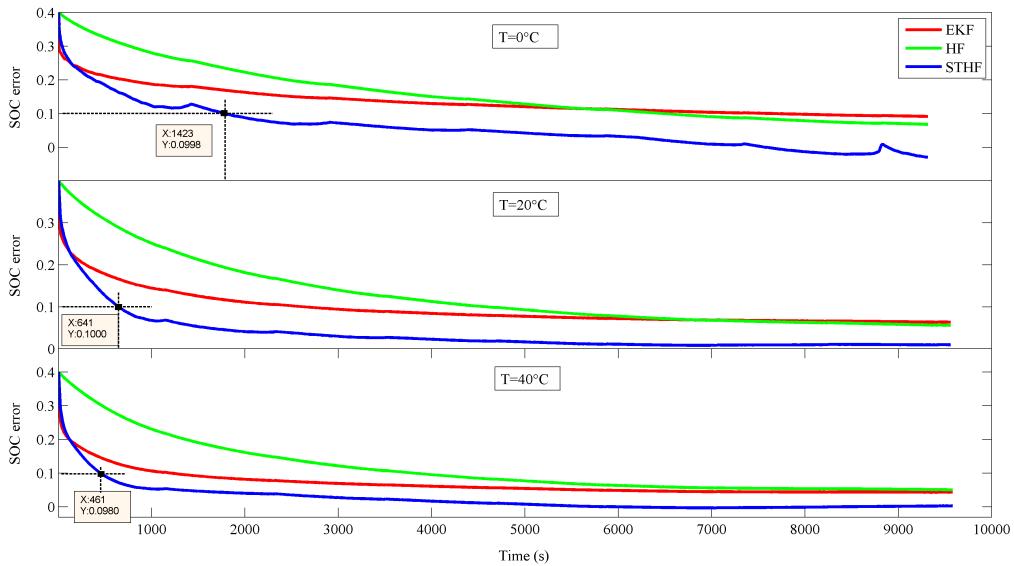


图 4.17 初始误差为 40% 时三种算法 SOC 估算误差

可以发现，三种算法中，强跟踪 H_∞ 滤波能够以最快的速度收敛到 SOC 真实值附近，这也得益于该算法的强鲁棒性。

4.6 运算速度验证

前面几节验证了强跟踪 H_∞ 滤波算法的 SOC 估算精度，并将结果与其他算法比较。衡量一个算法的好坏时，除了验证其准确性之外，其计算速度也是重要的标准之一。如果算法的计算量过大，则很难应用于实际工程中。本节将比较 STHF、HF 和 EKF 三种算法在不同工况下的估算速度。

借助于 MATLAB 计算工具，记录完成一个完整工况数据的 SOC 估算时，算法的总共消耗时间，结果如表 4.3 所示。

表 4.3 不同工况下三种算法的 SOC 估算时间（秒）

工况	NEDC	DST	UDDS	FUDS
STHF	0.556	0.175	0.500	0.249
HF	0.523	0.158	0.428	0.226
EKF	0.481	0.145	0.383	0.207

通过比较可以发现，三种算法中，EKF 算法计算速度最快；强跟踪 H_∞ 滤波算法需要计算次优渐消因子，因此速度稍慢于 H_∞ 滤波算法。但是三者的计算速度并无明显差距。如果综合考虑几种算法的 SOC 估算精度与速度，可以认为强跟踪 H_∞ 的滤波算法综合性能更优。

4.7 本章小节

本章对强跟踪 H_∞ 率比算法的 SOC 估算结果进行验证，主要从以下几个方面展开分析：无噪声时、存在高斯白噪声时、存在偏置电流噪声时、存在 SOC 初始误差时、运算速度。实验结果表明，与扩展卡尔曼滤波和 H_∞ 滤波算法相比，强跟踪 H_∞ 滤波算法综合性能更优，在电流偏置噪声存在时估算效果更优，因此更适合实际应用。

第 5 章 基于 BP 神经网络的电池 SOP 估算

5.1 电池 SOP 测试实验

基于前述章节得到的电池 SOC 估算结果，本章将通过神经网络算法进行电池 SOP 估算。在进行电池的 SOP 在线估算之前，需要进行电池 SOP 的测试实验，获得电池在不同状态下的功率状态值，为 SOP 估算提供参考。电池 SOP 值是无法通过传感器直接测量的，因此需要通过电池充放电实验测量电池的电压、电阻等参数值，通过以下公式计算得到电池的 SOP 值：

$$P_{disc} = \frac{V_{cell} - V_{min}}{R} \cdot V_{min} \quad (5-1)$$

$$P_{chr} = \frac{V_{max} - V_{cell}}{R} \cdot V_{max} \quad (5-2)$$

其中， P_{disc} 和 P_{chr} 分别指电池的放电功率值和充电功率值； V_{cell} 指电池在静置后的开路电压值； V_{min} 指电池在放电时的截止电压，即达到 V_{min} 时停止放电；同理， V_{max} 指电池充电截止电压； R 为电池的欧姆内阻，计算方法同 2.3 节公式（2-15）。

值得注意的是，通过公式（5-1）和公式（5-2）计算得到的功率值是单体电芯的功率值，电池模组的功率值计算方法如下：

$$P_{mod} = P_{cell} \cdot n \cdot m \quad (5-3)$$

式中， P_{cell} 指单体电芯的充电或放电功率值； n 和 m 分别指模组中串联和并联的电芯个数。通过以上公式可以得到电池的离线 SOP 值。

由于电池内部化学反应的变化，电池的 SOP 值在不同温度下是不同的，为了能够考虑电池温度对 SOP 值的影响，本文采用如图 5.1 所示的流程图，对电池在不同温度下的 SOP 值进行测量。

电动汽车电池的充电一般按照恒流恒压（Constant Current Constant Voltage, CCCV）策略进行，充电过程中电池的电流、电压等状态变化较平缓。相较之下，电动汽车行驶过程中，由于路况的好坏、天气原因及驾驶员技术不同等，动力电池的放电状态波动较大，这时电池状态变化更加复杂，SOP 估算难度更大。因此本文仅考虑电池放电过程中电池的 SOP 估算。

电池的 SOP 测试实验需要对电池长时间静置以测量电池的开路电压值，该实验耗时较长，因此很难测量每个温度下及 SOC 值下电池的功率状态。为了方便，这里分别测量了电池在-30°C、-25°C、-20°C、……、50°C、55°C 下电池的 SOP 测试值。电池的脉冲放电测试实验中，每个放电脉冲结束后电池的 SOC 下降 5%，分别记录电池 SOC 值为 100%，95%，……，10%，5%，0 时的电池 SOP 测试值。

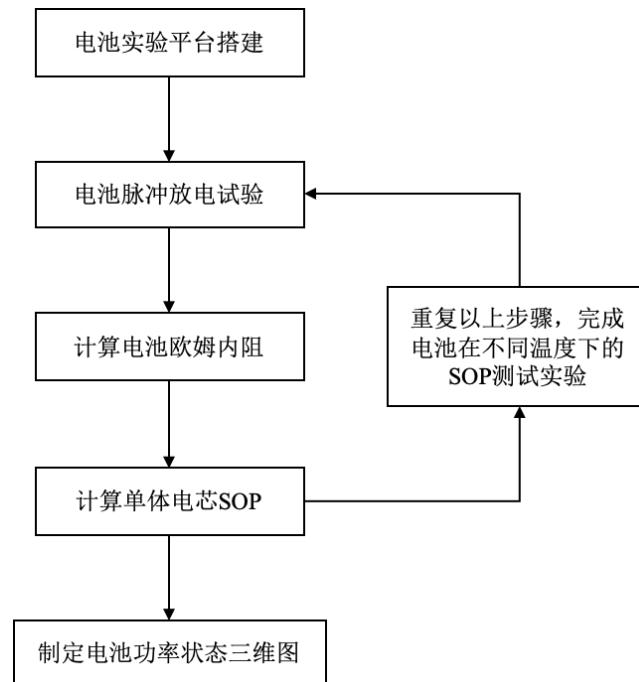


图 5.1 电池 SOP 测试实验步骤

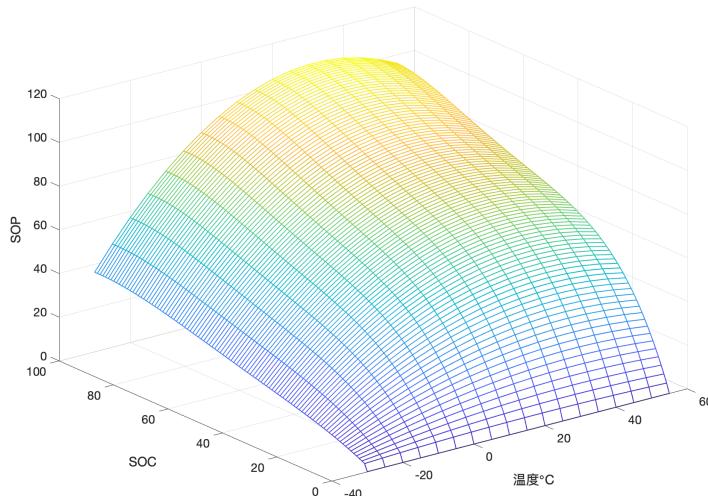


图 5.2 电池 SOP 测试值与温度、SOC 拟合关系

为了能够更加直观地了解电池的 SOP 值与电池参数的关系，这里绘制了电池的 SOP 测试值与电池的温度及 SOC 值的三维曲线图（图 5.2）。

5.2 电池功率状态的影响因素

锂离子电池在充放电过程中，内部持续发生电化学反应，电池的电流、电压、SOC 等参数也是不断变化的。电池的 SOP 值决定着电池在持续时间段内电池可以充放电的最大功率，该值的大小也是随电池其他状态参数的变化而不断变化的。在

进行电池的 SOP 估算之前，首先需要确定影响电池 SOP 值的因素有哪些，然后才能进行理论研究。电池 SOP 值的主要受以下几个因素的影响。

(1) 电压值

电池充放电过程中，一般将电池在某一时刻的放电功率定义为电池的电流值与端电压值的乘积，因此电池的 SOP 值与端电压值息息相关。端电压越大，电池可提供的放电功率越大。电池在工作过程中，端电压值是不断变化的，这就给电池的功率状态估算带来挑战。

(2) SOC 值

电池的 SOC 值表征着电池剩余电量的多少，该值的大小直接决定电池的 SOP 值。在放电过程中，电池以最大功率持续放电 T 秒后，需保证电池 SOC 值在允许范围之内；在充电过程中，电池以最大功率持续充电 T 秒后，需保证电池 SOC 值不超过 100%。这对电池的安全保护至关重要。因此进行电池 SOP 估算时必须知道电池的 SOC 值。

(3) 温度

电池通过内部的电化学反映来提供电能，化学反应的速率与温度相关，电池必须工作在合理的温度区间内才能发挥最佳的充放电特性。在不同温度下，电池内部的电化学反应速率不同，电池可提供的功率值也不同。因此在进行电池的 SOP 估算时，应考虑电池温度的影响。

(4) SOH 值

电池在使用过程中，会在电极附近产生不可逆电化学反映，造成内阻增大、容量减小等问题。电池的健康状态会影响电池的容量、端电压等参数，进而影响电池的 SOP 值。但是电池的健康状态估算过程比较复杂，且没有完善的理论方法。因此本文进行电池功率状态估算时暂时不考虑电池健康状态的影响。

(5) 内阻值

电池在使用过程中，内阻值的变化会导致电池内阻分压的变化，从而影响电池的端电压值。此外，内阻的变化也会导致电池容量的变化。电池的内阻是一个不断变化的值，内阻值的在线辨识需要较完善的理论体系支持，辨识过程复杂且计算量较大。因此本文进行电池功率状态估算时同样不考虑内阻值的影响。

(6) 其它参数

电池的功率状态除了受上述因素影响之外，还与电池的能量状态（State of Energy, SOE）、自放电率、放电效率等参数有关。但是这些参数对电池的 SOP 估算影响相对较小，而且推导过程较为复杂，本文将不做分析。

通过上述分析，本文中只考虑电压值、温度值及 SOC 值三个参数对 SOP 的影

响，并以三个参数为输入变量，进行电池 SOP 估算。

5.3 神经网络模型的建立

5.3.1 神经网络简介

神经网络（NN）是智能算法中最常用的一种模型，自 1943 年 M-P 神经元模型提出以来，神经网络经过不断完善与发展，在模式识别、计算机视觉、预测估计、自动化控制等领域均发挥着重要作用。

神经网络由许多能够模拟动物神经元功能的简单单元相互连接组成，并通过训练与学习获得处理信息的功能，这些功能存储在连接网络内部各个单元的权值中^[55]。神经网络从提出、完善到蓬勃发展，主要经过以下几个过程：

（1）M-P 神经元模型

M-P 神经元模型是 1943 年由 McCulloch 和 Pitts 提出的，该模型结构简图如图 5.3 所示。在这个模型中，神经元可以收到来自其它神经元的输入信号，这些输入信号通过权值 w 与神经元连接。神经元的输出值 y 为：

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta\right) \quad (5-4)$$

这里， θ 为阈值； f 为激活函数，用于模拟动物神经元对输入信号的激活与抑制作用。

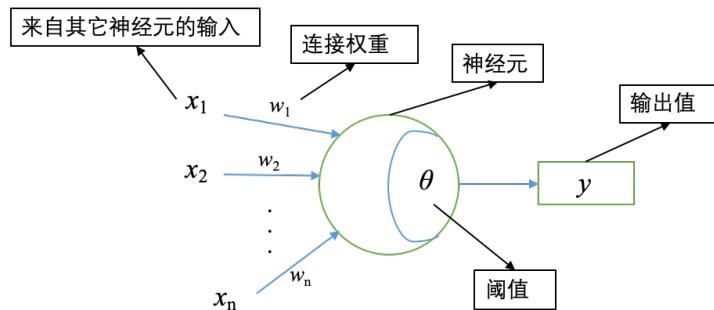


图 5.3 M-P 神经元模型

多个神经元模型相互连接即可组成一个完整的神经网络，神经网络可以看作是由许多权值 w 、阈值 θ 和激活函数 f 共同组成的数学函数。

M-P 神经元模型模拟动物神经元工作原理，其性能的好坏主要由神经网络内部的权值与阈值决定，但是 M-P 模型的权重需要手动分配，不能自动更新，因此模型的学习能力较差。

（2）感知机模型

为了克服 M-P 神经元权值更新复杂的问题，Frank Rosenblatt 于 1958 年提出

了感知机模型 (Perceptron) [56]，其结构如图 5.4 所示。感知机能够实现逻辑与、或、非运算。给定训练数据集，感知机能够通过学习自动更新权值和阈值。但是，感知机模型只有输入层和输出层，没有向多层神经网络结构延伸，所以其学习能力非常有限。

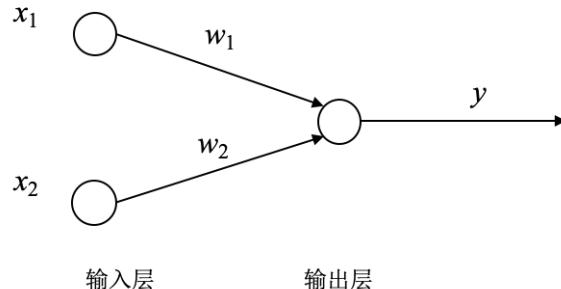


图 5.4 感知机网络结构示意图

(3) BP 神经网络

BP (Back Propagation) 神经网络是一种误差逆传播算法，该算法于 1988 年由 Rumelhart, Hinton, Williams 等人在多层神经网络模型的基础上提出^[57]。BP 神经网络模型图如图 5.5 所示，该模型主要由三部分组成：输入层、输出层、隐藏层（隐含层）。模型训练过程中，利用输出层的误差（即模型输出值与目标值的差）来分配输出层的直接前导层的误差，再利用这个误差分配更前一层的误差，直至获得所有层节点的误差，并利用各层的误差值更新权值与阈值。

BP 神经网络是一种非常实用的神经网络模型，该模型非线性映射能力强，通过样本训练对具体问题具有较好的自学习与自适应能力，可以用于分类及数据预测。鉴于以上优点，本文将利用 BP 神经网络进行电池 SOP 估算。

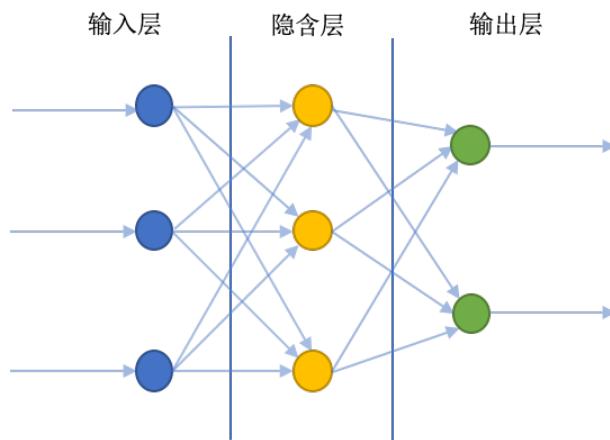


图 5.5 BP 神经网络模型简图

5.3.2 BP 神经网络模型的建立

根据图 5.5 所示的 BP 神经网络基本结构, 可以推导出用于锂离子电池 SOP 估算的神经网络模型。

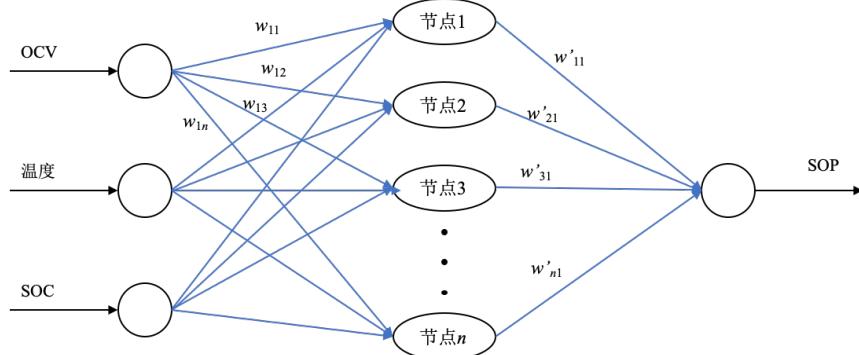


图 5.6 用于电池 SOP 估算的 BP 神经网络

图 5.6 为本文用于电池 SOP 估算的神经网络模型结构图, 该模型输入层有 3 个节点, 分别为电池的电压测量值、温度测量值及 SOC 估算值; 输出层有 1 个节点, 即 SOP 估算值; 由于模型中输入层、输出层节点数较少, 为了能够降低神经网络的计算量, 避免模型过拟合, 这里隐含层设置为 1 层, 隐含层节点数 n 在下节中确定。

模型中用于连接相邻两层节点的权值用 w 表示。表示方法如下: 由输入层第 i 个节点到隐含层第 j 个节点的权值表示为 w_{ij} , 由隐含层第 k 个节点到输出层节点的权值表示为 w'_{k1} 。

5.3.3 激活函数的选取

神经网络预测性能的好坏与激活函数的选择密切相关, 采用不同的激活函数, 神经元的输出值也不同。为了模拟动物神经元对输入信号的激活状态, 常用的激活函数主要有:

(1) Sigmoid 函数

Sigmoid 函数图像如图 5.7 所示, 因为其形状与字母 “S” 相似, 因此该函数又称为 S 形函数。该函数的数学公式如下:

$$s(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (5-5)$$

Sigmoid 函数的定义域为 $(-\infty, +\infty)$, 值域为 $(0, 1)$; 当输入值 $t = 0$ 时, 函数的输出值为 0.5。该函数的导数可以表示为:

$$s'(t) = s(t)[1 - s(t)] \quad (5-6)$$

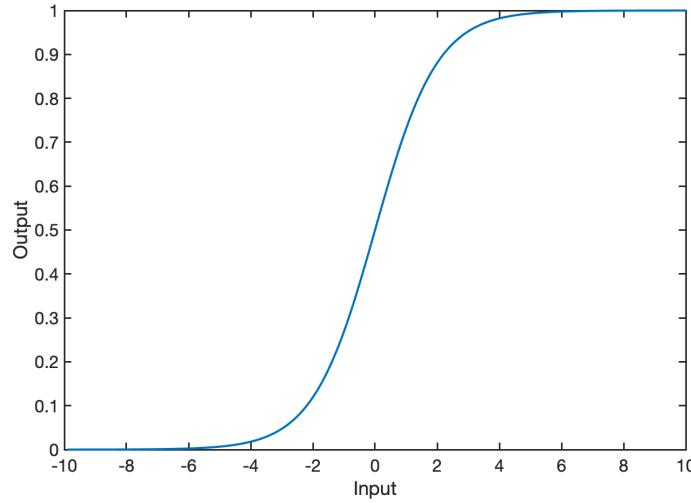


图 5.7 Sigmoid 函数图像

(2) Tanh 函数

Tanh 函数是双曲正切函数，图像如图 5.8 所示。其数学公式为：

$$\text{Tanh}(x) = 2\text{Sigmoid}(2x) - 1 = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (5-7)$$

函数的定义域为 $(-\infty, +\infty)$ ，值域为 $(-1, 1)$ ；当输入值 $t=0$ 时，函数的输出值为 0。其导数可以表示为：

$$\text{Tanh}'(x) = 1 - \text{Tanh}^2(x) \quad (5-8)$$

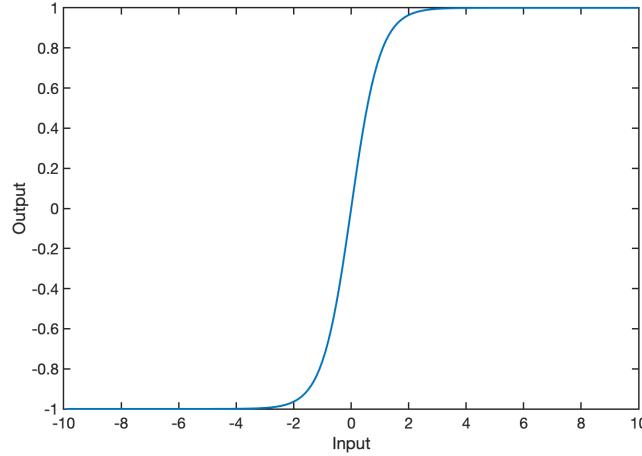


图 5.8 Tanh 函数图像

(3) ReLU 函数

ReLU (Rectified Linear Unit) 函数为线性整流函数，函数图像如图 5.9 所示。其数学公式为：

$$R(x) = \max(0, x) \quad (5-9)$$

ReLU 函数的值域为 $[0, +\infty]$ ，且函数在 $x=0$ 时不可导。

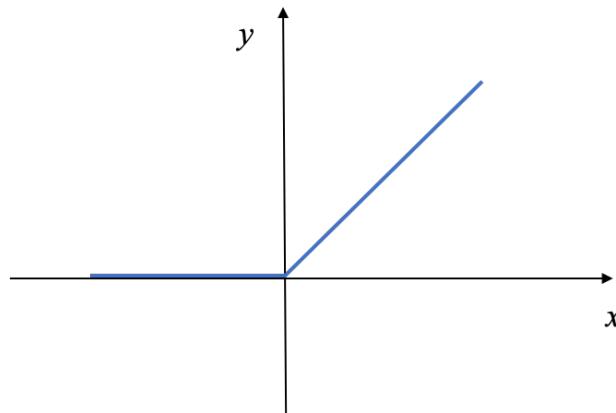


图 5.9 ReLU 函数图像

在使用神经网络进行电池的SOP估算时，SOP值恒为正值，即不管输入值是否为负数，都要求输出值为正数，因此这里采用 Sigmoid 函数作为神经网络的激活函数。

5.3.4 BP 神经网络权值更新方法

用于电池SOP估算的BP神经网络模型如图5.6所示。进行估算时，神经网络的工作过程主要分为两个部分：输入信号的正向传递（即加权求和）和误差信号的反向传递（即误差分配）。

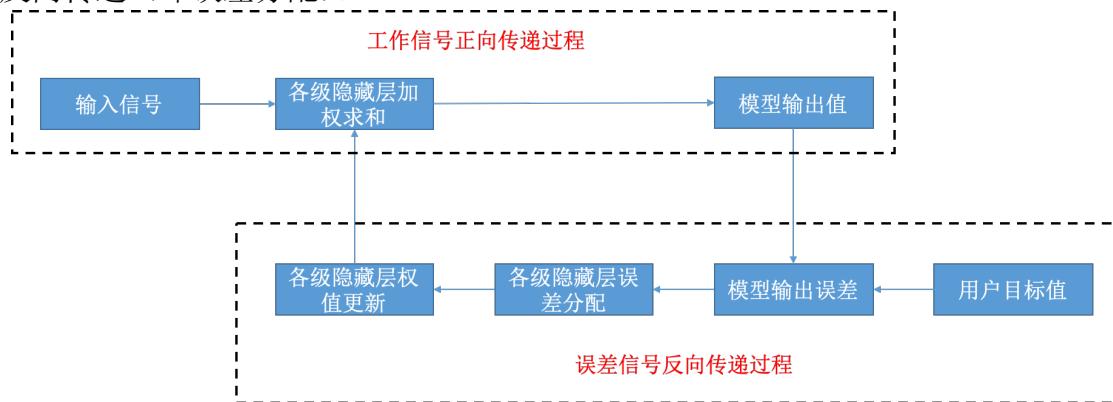


图 5.10 BP 神经网络工作流程

工作信号的正向传播过程如下：

(1) 计算隐含层神经元的输入加权和及激活状态：

$$s_j(x) = \sum_{i=1}^3 w_{ij} x_i \quad (i=1,2,3) \quad (5-10)$$

$$h_j = f(s_j(x) - \theta_j) \quad (5-11)$$

式中， x_i 为输入层的第 i 个节点的值； $s_j(x)$ 为隐含层第 j 个节点的加权和； h_j 为隐含层第 j 个节点的输出值； θ_j 为阈值； f 为激活函数。

(2) 计算输出节点的输入加权和及激活状态:

$$s_{out} = \sum_{k=1}^n w_{k1} h_k \quad (5-12)$$

$$y_{out} = f(s_{out} - \theta_{out}) \quad (5-13)$$

式中, s_{out} 表示输出层节点的加权和; θ_{out} 为阈值; y_{out} 为输出层的先验估计值。

误差的反向传播基于梯度下降法, 根据误差值更新权值及阈值。具体计算过程过程如下:

(1) 计算先验估计误差:

$$e_{out} = y_{label} - y_{out} \quad (5-14)$$

这里, y_{label} 是 SOP 的测试值, 是系统输出的目标值, 也叫标签值; e_{out} 为输出层先验估计误差。

(2) 计算隐含层各节点的误差值, 由于隐含层中节点无目标输出值, 无法直接计算其误差值。因此需要通过输出层误差的反向传播得到隐含层各节点误差值, 计算公式如下:

$$e_h(k) = \frac{w_{k1}}{\sum_{i=1}^n w_{i1}} * e_{out} \quad (5-15)$$

式中, $e_h(k)$ 表示隐含层第 k 个节点的误差。

(3) 利用梯度下降法, 求模型权值更新公式。

神经网络的输出值(或者误差值)可以看作是关于权值的一个函数, 但是一个神经网络的权值有很多个, 很难确定一个明确的函数关系。因此神经网络的输出误差值可以表示为:

$$E = g(W) \quad (5-16)$$

式中, W 为所有权值的集合, E 用下式表示:

$$E = \sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2 \quad (5-17)$$

式中, t_i 和 o_i 分别表示输出层或隐含层中第 i 个节点的目标值与输出值, 计算公式同式 (5-14) 和式 (5-15)。

训练神经网络的目的是让网络的输出值向真实值不断逼近, 所以我们希望输出误差能够尽量小, 也就是求 E 的最小值。这里采用梯度下降法推导当 E 取最小值时网络权值的大小。

根据梯度下降法原理, 要想使神经网络输出误差最小, 可以确定在某一点处下降最快的方向, 并沿着该方向来调整权值。神经网络误差在某个权值上下降最快的方向可以采用求偏导的方式得到, 对于任意权值 w_{jk} 来说, 其更新可以表示为:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2 = \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \left[(t_1 - o_1)^2 + (t_2 - o_2)^2 + \dots + (t_k - o_k)^2 + \dots + (t_n - o_n)^2 \right] \quad (5-18)$$

注意，上式中只有 $(t_k - o_k)^2$ 项与权值 w_{jk} 有关，其它项对于权值 w_{jk} 的偏导值均为 0。因此式 (5-19) 可以简化为：

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial}{\partial w_{jk}} (t_k - o_k)^2 \quad (5-19)$$

由于：

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial o_k} * \frac{\partial o_k}{\partial w_{jk}} \quad (5-20)$$

因此：

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -2(t_k - o_k) * \frac{\partial o_k}{\partial w_{jk}} \quad (5-21)$$

根据神经网络节点的输出值计算公式 (5-13)，可以将上式改写为：

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -2(t_k - o_k) * \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} * o_j) \quad (5-22)$$

式中， o_j 表示上层神经元第 j 个节点的输出值。根据 Sigmoid 函数的求导公式 (5-6)，可以得到：

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} &= -2(t_k - o_k) * \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} * o_j) * [1 - \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} * o_j)] * \frac{\partial}{\partial w_{jk}} (\sum_j w_{jk} * o_j) \\ &= -2(t_k - o_k) * \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} * o_j) * [1 - \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} * o_j)] * o_j \end{aligned} \quad (5-23)$$

式中-2 为系数，对权值更新方向无影响，可以忽略。将上式进行整理为：

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} &= -(t_k - o_k) * \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} * o_j) * [1 - \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} * o_j)] * o_j \\ &= -e_k * \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} * o_j) * [1 - \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} * o_j)] * o_j \end{aligned} \quad (5-24)$$

式中， e_k 是上层神经元第 k 个节点的输出误差，可以通过式 (5-15) 计算得到。

通过以上推导，得到了权值更新值的计算方法。权值更新公式最终可以表示为：

$$w_{jk}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} \quad (5-25)$$

其中， α 为学习率； $w_{jk}(\text{old})$ 为更新之前的权值； $w_{jk}(\text{new})$ 为更新后的权值。

5.4 模型参数选取

上节已经确定了用于锂离子电池 SOP 估算的 BP 神经网络模型，并分析了神经网络的工作原理及权值更新方法。在实现 BP 神经网络用于电池 SOP 估算之前，

需要对模型中的参数进行确定。神经网络模型中需要确定的参数主要有：隐含层节点数、学习率、训练次数、收敛误差。这些参数的选取没有固定的方法，一般采取经验取值的方法，过程比较麻烦。为了能够使神经网络获得较好的学习性能，提升 SOP 估算结果精度，并尽可能避免模型过拟合，这里借助 MATLAB 计算工具，遍历各个参数取不同值时的估算结果，根据估算结果确定参数取值。

为了能够充分利用 SOP 测试实验获得的数据，且避免模型出现过拟合的风险，本文将 SOP 测试实验测得的结果分为训练集和验证集两个部分。训练集用于辅助模型中权值的更新，即完成模型的学习过程。将训练好的模型对验证集中的数据进行 SOP 预测，并与测得的 SOP 真实值进行比较，以此评估模型的训练效果。这里随机从 SOP 测试数据中选取了总样本的 1/5 作为模型的验证集，其余的 4/5 组数据为模型的训练集。

(1) 隐含层节点数

上节建立的 BP 神经网络模型有一层隐含层。一般来说，隐含层节点数较少会导致模型的学习效果差，无法取得理想的估算结果；如果隐含层中节点数过多，则会导致神经网络过于复杂，计算量较大且容易带来过拟合的危险。为了确定最优节点数，本文分别测试了节点数为 1~10 时，训练好的神经网络在验证集上的估算平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE），其计算公式如下：

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (5-26)$$

式中， n 为 SOP 测试值验证集中样本的个数； y_i 为验证集中第 i 个样本的 SOP 标签值（目标值）； \hat{y}_i 上面的“ \wedge ”符号表示通过 BP 神经网络得到的估算值。

表 5.1 汇总了隐含层节点数分别为 1~10 时的 SOP 估算平均绝对误差值，图 5.11 则描述了平均绝对误差值的变化趋势。

通过 SOP 估算误差值可以看出，当隐含层节点数小于 6 时，节点数越多，SOP 估算误差越小，模型学习效果越好；当节点数大于 6 时，随着节点数增多，SOP 估算误差趋于稳定，改变节点数对估算结果影响不大，反而会增大计算量。因此，这里取隐含层节点数为 6。

表 5.1 不同节点数下 SOP 估算误差

节点数	1	2	3	4	5
MAE (W)	8.56	2.06	0.63	0.48	0.37
节点数	6	7	8	9	10
MAE (W)	0.25	0.22	0.24	0.24	0.25

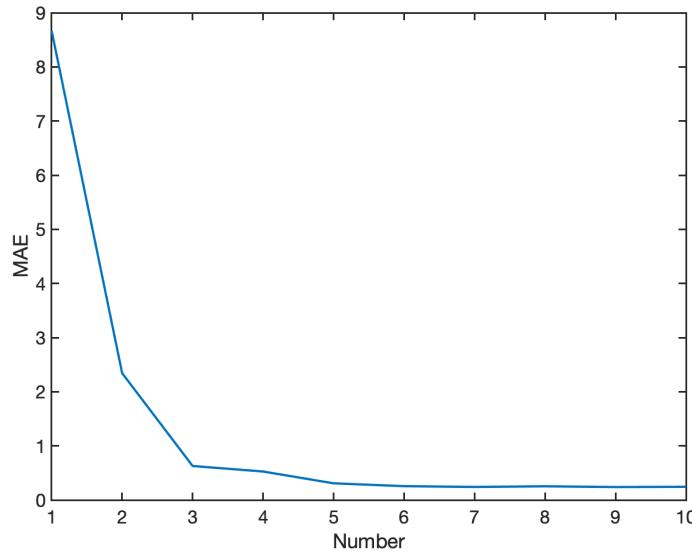


图 5.11 不同节点数下 SOP 估算误差变化曲线

(2) 训练次数

采用 MATLAB 对神经网络进行编程时，为了提高神经网络的学习能力，对于同一数据神经网络需要经过多次的学习。如果学习次数太少，则网络的学习能力不足导致估算结果不理想；如果学习次数设置过多，会增加神经网络的训练时间，加大训练量。这里通过比较不同学习次数时 SOP 估算的平均绝对误差来确定最优学习次数。为了方便，这里设置训练次数间隔为 10，记录每次训练的估算误差，结果如图 5.12 所示。

当训练次数小于 50 次时，SOP 估算误差随着训练次数的增大而逐渐减小；当训练次数超过 50 次时，增加训练次数对 SOP 估算结果影响不大，但是训练次数越大，计算量也会随之增大。因此，这里将训练次数确定为 100 次。

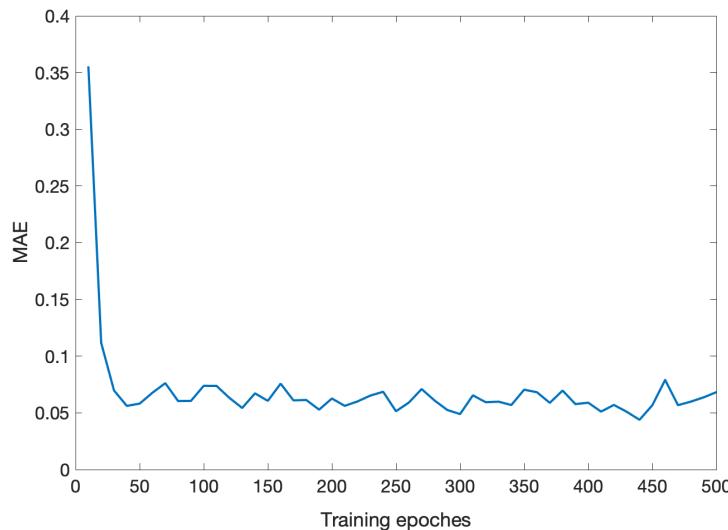


图 5.12 不同训练次数下 SOP 估算误差变化曲线

(3) 学习率

学习率是神经网络权值更新时必不可少的参数，神经网络设置学习率的目的为：减轻最近的训练样本对网络训练的影响，使网络能够综合反映各个训练样本对权值的更新作用；此外，训练样本中的某些数据可能会存在误差，通过设置学习率可以避免神经网络受到数据误差的过大影响。学习率一般不宜设置过大，为了验证不同的学习率对神经网络估算误差的影响，分别设置学习率为 0.01~0.2，并记录取不同学习率时神经网络的估算误差值，图 5.13 描述了不同学习率下 SOP 估算误差变化曲线，表 5.2 汇总了不同学习率下 SOP 估算误差值。

可以看到，学习率设置为 0.06-0.14 之间时，SOP 估算误差较小。当学习率大于 0.14 时，SOP 估算误差产生较大的波动。因此，这里采取折中策略，将学习率设置为 0.10。

表 5.2 不同学习率下 SOP 估算误差

学习率	0.02	0.04	0.06	0.08	0.10
MAE	0.3767	0.6795	0.2738	0.4669	0.4190
学习率	0.12	0.14	0.16	0.18	0.20
MAE	0.4265	0.4433	0.5003	0.6105	0.3647

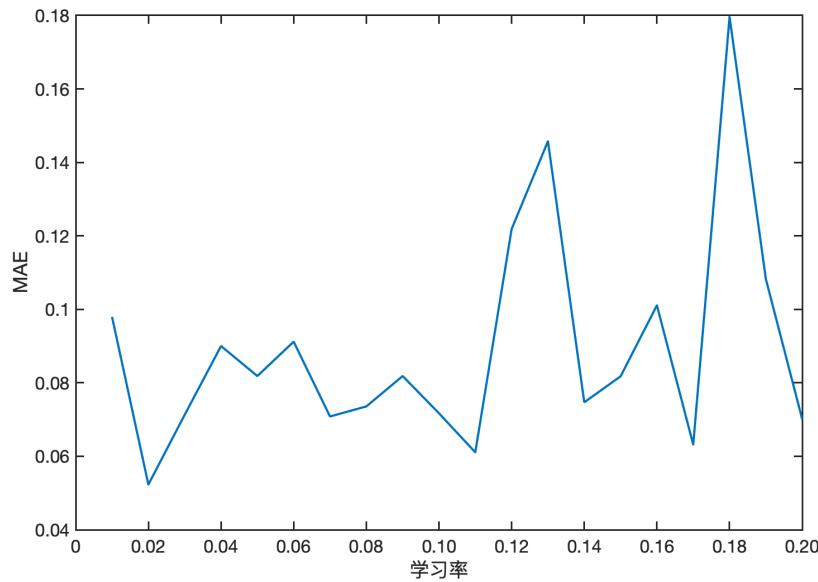


图 5.13 不同学习率下 SOP 估算误差变化曲线

(4) 收敛误差

收敛误差是 MATLAB 软件内部在训练神经网络时自动计算的误差量，该误差

表示神经网络训练时的真实输出值与目标输出值的均方差。如果设置的收敛误差值为 δ , 表示神经网络训练过程中, 当真实输出值与目标输出值的均方误差小于等于 δ 时, 训练结束。设置的 δ 值越小, 则网络训练效果越好, 计算量也越大。为了能够找到合理的 δ 值, 这里分别将 δ 设置为 10^t ($t = -8 \sim -1$), 为了能够更加直观地了解 SOP 估算误差的变化趋势, 图 5.14 描述了估算误差随 δ 值的变化曲线。

通过图 5.14 可以看到, 当收敛误差取值大于 10^{-5} 时, SOP 估算误差随收敛误差变小而减小; 当收敛误差取值小于 10^{-5} 时, 收敛误差变小, SOP 估算误差变化不明显。因此, 这里设置收敛误差为 10^{-5} 。

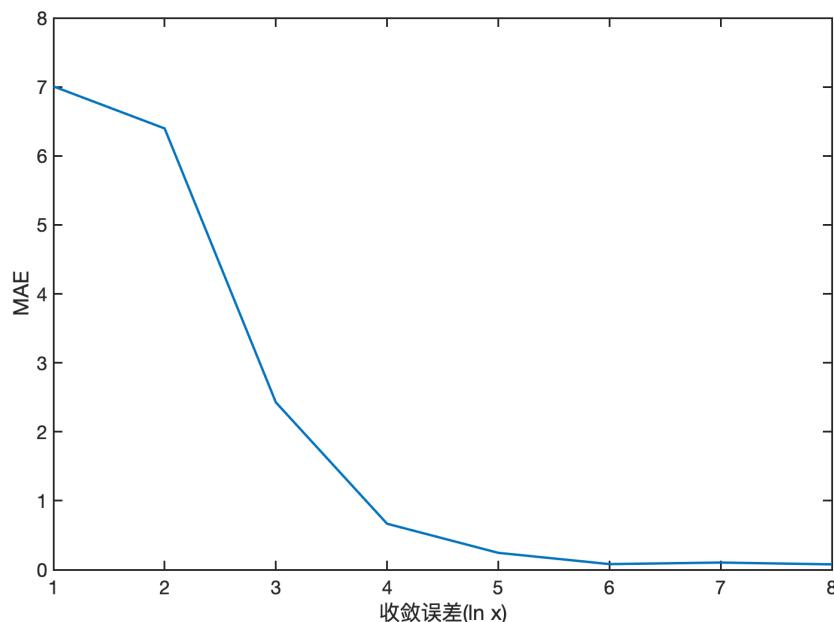


图 5.14 不同收敛误差下 SOP 估算误差变化曲线

5.5 SOP 估算结果验证

基于本章建立的电池 SOP 估算神经网络模型, 本节将以电池 SOP 验证集数据为基础, 验证神经网络模型的估算结果。估算结果的验证主要从以下几个方面展开讨论。

5.5.1 SOP 估算误差比较

通过电池 SOP 测试, 可以得到电池在不同温度、电压及 SOC 值时的 SOP 值。基于得到的这些数据, 可以通过简单的曲线拟合方法得到不同状态下电池 SOP 与温度、电压、SOC 值的函数关系, 并通过该函数确定新的状态下的电池 SOP 值。该方法虽然简单, 但是也存在一些问题。首先, 电池的 SOP 值与温度、电压与 SOC

值的函数关系不明确，因此很难确定合适的函数来描述输入变量与输出变量之间的关系；此外，电池的 SOP 值的影响因素有很多，虽然本文仅考虑了温度、电压与 SOC 值三个因素，但是为了获得更加精确的 SOP 估算值，在以后的研究中需要考虑增加输入变量的个数，采用曲线拟合的方法需要将电池 SOP 值与输入变量的关系重新拟合，随着输入变量个数增多，函数关系会更加复杂，因此估算精度无法保证。而神经网络算法则不存在以上问题，只需增加神经网络输入层节点个数，重新对神经网络进行训练，即可完成输入变量的增维。

为了验证基于曲线拟合方法的 SOP 估算精度，并与基于 BP 神经网络得到的 SOP 估算结果进行对比，本文采用以下函数来模拟电池 SOP 值与温度、电压和 SOC 值的关系：

$$\begin{aligned} SOP = & b_1 * SOC^4 + b_2 * SOC^3 + b_3 * SOC^2 + b_4 * SOC \\ & + b_5 * OCV^4 + b_6 * OCV^3 + b_7 * OCV^2 + b_8 * OCV \\ & + b_9 * T^4 + b_{10} * T^3 + b_{11} * T^2 + b_{12} * T + b_{13} \end{aligned} \quad (5-27)$$

根据电池 SOP 测试实验得到的数据，可以与公式 (5-27) 进行拟合求得各参数取值，并利用拟合完成的函数得到该函数在验证集上的估算误差。为了能够全面地反映 SOP 估算的精度，本文采用如下误差指标对估算结果进行评价：

(1) 平均绝对误差

由于 SOP 估算误差正负值同时存在，如果仅仅计算估算误差的平均值，会导致正负误差值相抵消，无法反映真实的误差结果，因此这里求估算误差绝对值的平均值，计算公式同式 (5-26)。通过 MAE 值可以得到 SOP 估算结果的总体精度。

(2) 最大误差 (Maximum Error, ME)

SOP 估算值的最大误差表征着神经网络估算结果中最不准确的一个样本估算值，该值的大小为 SOP 估算结果误差的边界值。最大误差值越大，说明 SOP 估算结果波动性大。ME 的计算公式如下：

$$ME = \max |y_i - \hat{y}_i| \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (5-28)$$

(3) 平均绝对百分误差 (Mean Absolute Percent Error, MAPE)

平均绝对误差和最大误差虽然能反映 SOP 估算误差绝对值的大小，但是没有考虑原始值的影响。如果 SOP 原始值较小，即使 SOP 估算误差较小也不足以说明估算结果的好坏。MAPE 则考虑了 SOP 原始值影响，能够真实反映估算结果的好坏，其计算公式如下：

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (5-29)$$

由于用 BP 神经网络每次训练后权值也是不同的，导致 SOP 估算的结果具有随机性，为了减小 SOP 估算结果的偶然性，本文用训练集的数据对神经网络模型进行 3 次训练，并取三次估算误差的平均值，结果记录如表 5.3 所示。

表 5.3 SOP 估算误差比较

误差	曲线拟合	BP 神经网络
MAE (W)	2.1475	0.2438
ME (W)	20.1044	3.5435
MAPE	10.00%	1.03%

通过表中数据可以看到，通过三次多项式拟合虽然能得到 SOP 估算结果，但是估算误差比较大，特别是平均绝对误差率达到 10%。而 BP 神经网络得到的 SOP 估算值则较为稳定，平均绝对误差与最大误差保持在合理区间内；平均绝对百分误差在 1% 左右，说明 BP 神经网络可以用于电池 SOP 估算且估算结果较好，且稳定性强。

5.5.2 不同 SOC 估算值下 SOP 估算结果验证

电池 SOC 估算精度的提升不仅对电池系统的安全性提供保障，也可以辅助电池 SOP 估算精度的提升。本部分内容将验证通过强跟踪 H_∞滤波算法得到的 SOC 估算值对电池 SOP 估算值的影响，从而说明提升 SOC 估算精度的工程意义。

这里直接调用通过 EKF、HF 和 STHF 三种算法得到的 SOC 估算结果，并作为 BP 神经网络的输入值，验证 SOP 输出结果的精度。图 5.15、图 5.16 和图 5.17 分别描述了当电流噪声均值为零和 50mA 时，SOP 估算结果的平均绝对误差、平均绝对误差率和最大误差的变化。

通过图中结果可以看到，由于 STHF、HF 和 EKF 三种算法得到的 SOC 估算结果不同，以三种算法的 SOC 估算值作为输入得到的 SOP 估算值也不同。在电流噪声均值为零时，以强跟踪 HF 算法的 SOC 估算值为输入值得到的 SOP 估算结果仍然能保持较高的精度；而当电流偏置噪声存在时，由于 STHF 算法的鲁棒性较好，此时电池 SOC 估算精度较高，而 HF 和 EKF 算法的 SOC 估算误差较大，通过图中数据可以得到基于 STHF 的 SOC 估算值得到的电池 SOP 估算结果精度较高。当电流偏置噪声为 50mA 时，通过 STHF 算法得到的电池 SOC 估算精度比 HF 和 EKF 两种算法分别提高了 1.3% 和 2.5%，基于该 SOC 值得到的 SOP 估算结果则比 HF 和 EKF 两种算法分别提高了 1.75% 和 1.99%。

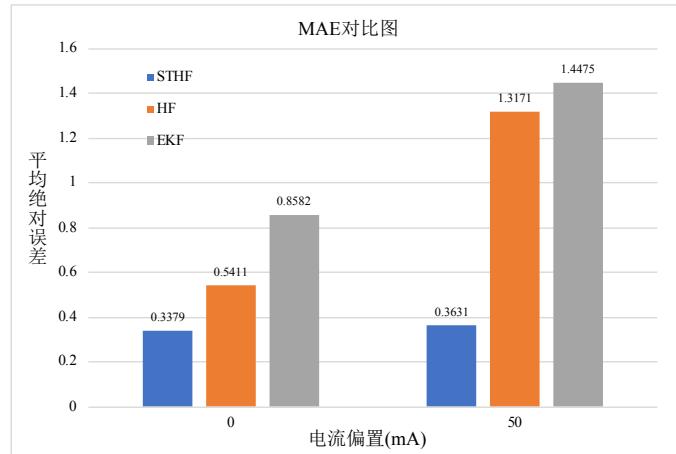


图 5.15 SOP 估算值平均绝对误差变化

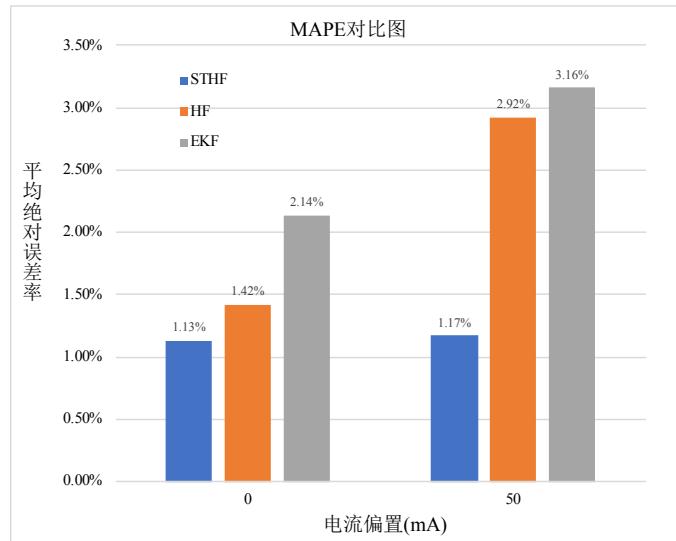


图 5.16 SOP 估算值平均绝对率误差变化

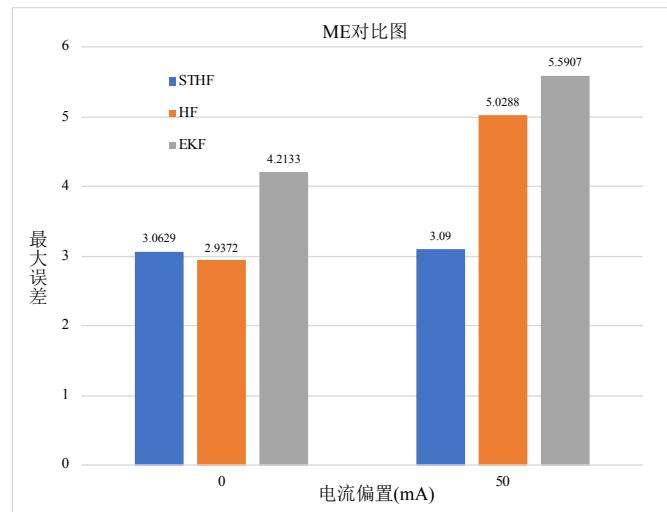


图 5.17 SOP 估算值最大误差变化

5.5.3 算法鲁棒性验证

通过上述分析,当电池 SOC 估算值存在误差时,基于 BP 神经网络得到的 SOP 估算结果准确性已经得到验证。但是在实际应用中,电池管理系统内置的温度、电压传感器也会存在测量误差,这些误差会干扰电池 SOP 估算结果的精度。本部分将验证在温度和电压输入值存在误差时,神经网络输出的 SOP 估算结果是否仍然能够保证良好的精度,即验证算法对模型输入误差的鲁棒性。

为了模拟神经输入值的误差,这里在 MATLAB 产生了一组位于[0.95, 1]之间的 n 个随机数, n 为验证集的样本个数。将 SOP 输入值分别乘以该随机数组,结果作为训练好的神经网络的新输入值,将新输出值与 SOP 真实值进行比较,得到在输入误差存在时神经网络的 SOP 估算误差,结果如表 5.4 所示。

表 5.4 输入误差存在时 SOP 估算误差

误差	模型一	模型二	模型三	平均值
MAE (W)	1.8825	2.1963	1.2441	1.7743
ME (W)	5.7097	6.9467	4.0448	5.5671
MAPE	5.64%	6.78%	2.80%	5.07%

通过表 5.4 中的结果可以得到,当神经网络存在 5% 以内的输入误差时, SOP 估算结果准确性均能保持在 95% 左右,而不会出现较大波动。这说明通过 BP 神经网络进行电池 SOP 估算的鲁棒性较好,受测量噪声及 SOC 估算误差影响小。

以上验证结果表明,BP 神经网络具有较好的 SOP 估算结果,且该算法鲁棒性强,可以用于电动汽车锂离子电池的 SOP 估算。

5.6 本章小结

本章首先介绍了锂离子电池 SOP 的真实值测试与计算方法,通过实验获得了锂离子电池 SOP 测试样本。然后分析了电池 SOP 的影响因素,通过与前面章节的内容相结合,建立了用于电池 SOP 估算的神经网络模型,推导了网络权值更新方法,并确定了模型参数的选取方法。最后将 SOP 测试样本分为训练集与验证集两部分,借助 MATLAB 用训练集样本对神经网络进行训练,然后用验证集样本对神经网络估算结果进行验证,结果表明基于 BP 神经网络的 SOP 估算精度与鲁棒性均较好。

第6章 总结与展望

6.1 工作总结

电池状态估算 是电动汽车电池管理系统的 核心功能之一，电池状态估算包括 SOC 估算、SOH 估算、SOP 估算等。本文以电动汽车动力锂离子电池为研究对象，分别对电池 SOC 与 SOP 估算方法进行了深入研究。具体工作内容如下：

(1) 讨论了本文研究工作的背景及意义。电动汽车主要包括电池系统、电驱与传动系统、辅助系统三部分，其中电池系统的设计尤为关键。电池系统由动力电池及电池管理系统两个部分组成，动力电池主要采用锂离子电池。电池管理系统的功能包括数据测量、状态估算、安全保护、热管理等。本文重点分析了电池荷电状态 SOC 和功率状态 SOP 的定义、研究意义及研究现状。

(2) 建立了电池的二阶等效电路模型。电池通过内部的电化学反应来提供电能，化学反应过程比较复杂，很难进行直接分析。因此在进行电池状态估算之前，需要建立电池的物理模型，本文采用含有两个 RC 网络的二阶等效电路模型。模型建立之后，通过电池测试实验进行电池模型参数辨识，通过搭建一个完整的电池测试平台，完成了电池的充放电实验及实验数据的采集，然后通过离线参数辨识的方法确定了电池模型参数。最后基于基尔霍夫定律，推导了电池系统的离散状态空间方程。

(3) 在电池 SOC 估算环节，本文主要采用了 H_∞ 滤波的方法。通过推导基于博弈论方法的 H_∞ 滤波算法流程，并且与电池系统的数学模型相结合，得到了用于电池 SOC 估算的 H_∞ 滤波算法步骤。为了能够改进 H_∞ 滤波收敛速度慢的缺点，本文采用了强跟踪算法与 H_∞ 滤波算法相结合，提出了强跟踪 H_∞ 滤波算法。通过电池工况实验数据验证，证明强跟踪 H_∞ 滤波方法具有较好的 SOC 估算精度，且算法的鲁棒性优于常用的扩展卡尔曼滤波算法。

(4) 通过 SOP 测试实验得到了电池在不同状态下的 SOP 真实值。分析了锂离子电池 SOP 的影响因素，根据影响因素的特性，确定了以电池 SOC、OCV 和温度三个参数为电池 SOP 估算的输入变量。为了能够避免电池模型误差的叠加，本文采用 BP 神经网络进行电池 SOP 估算，该网络输入为电池的 OCV、温度测量值和 SOC 估算值，输出为 SOP 估算值。将实验测试数据分为训练集和验证集两个部分，并确定了神经网络的主要参数。然后通过训练集数据对神经网络进行训练，通过验证集数据来验证训练好的神经网络，通过验证算法的估算精度与鲁棒性，证明算法可以用于锂离子电池 SOP 估算。

6.2 工作展望

虽然本文对电池 SOC 和 SOP 估算方法进行了深入研究，但是仍然存在缺陷，可以从以下方面进行改进：

(1) 本文采用离线的电池模型参数辨识方法，该方法虽然简单，但是准确性无法保证。随着电池充放电循环次数增加，电池模型的参数是不断变化的，该变化会直接影响电池状态参数的估算结果。为了能够获得更加精确的电池状态估算值，可以考虑采用在线参数辨识的方法来确定电池模型参数。该方法能够实时更新电池模型参数，大大减小电池的模型误差。

(2) 在电池 SOC 估算部分，本文采用强跟踪 H_∞ 滤波算法。该算法的估算精度较高，且对偏置噪声具有较强的鲁棒性，能够得到较好的 SOC 估算结果。但是该方法计算过程较为复杂，对硬件设备要求较高，会增大硬件成本。下一步工作可以考虑该方法的优化方法，精简计算步骤。

(3) 电池的 SOP 估算仅考虑了电池温度、OCV 和 SOC 三个影响因素，实际上电池的 SOP 值还有很多影响因素，但是由于分析过程较为复杂且无完善的理论体系，因此本文不做考虑。可以考虑在本文基础上，增加电池的 SOH、内阻等参数作为神经网络的输入变量，以获得更加精确的 SOP 估算值。

(4) 本文的研究内容主要针对电池状态估算算法，而没有涉及硬件实现。为了能够更好的评估方法的综合性能，希望将来能够将本文提出的 SOC 和 SOP 估算技术用于电动汽车实车测试，评估其在更加复杂的环境下的估算效果。

参考文献

- [1] 宋强. 电动汽车电机系统原理与测试技术. 北京: 机械工业出版社, 2016.
- [2] 崔德宇. 基于小波神经网络的锂离子电池 SOC 估算技术研究[硕士学位论文]. 北京: 清华大学机械工程系, 2018.
- [3] T. Y. Han, B. Khalighi, et al. Li-Ion Battery Pack Thermal Management: Liquid Versus Air Cooling[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 11(2):9.
- [4] K. See, K. C. Lim, et al. Charge Based Self-Equalization for Imbalance Battery Pack in an Energy Storage Management System Developing a time-based equalization algorithm[J]. IEEE Consumer Electronics Magazine, 2019, 8(2):16-21.
- [5] 姜安娜. 电动汽车锂电池 SOC 估算研究[硕士学位论文]. 青岛: 青岛大学, 2014.
- [6] 黄凯, 郭永芳, 李志刚. 动力锂离子电池荷电状态估计综述[J]. 电源技术, 2018, 42(9): 1398-1401.
- [7] 刘博鑫, 李军. 锂电池 SOC 研究综述[J]. 汽车工业研究, 2018, 10:43-48.
- [8] 叶明, 陈宾, 朱红等. 电动汽车 SOC 估算方法的设计策略研究简述[J]. 时代汽车, 2019, 01:96-97.
- [9] M. A. Hannan, M. S. H. Lipu, A. Hussain, and A. Mohamed. A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications: Challenges and recommendations[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2017, 78: 834-854.
- [10] R. Li, J. Wu, H. Wang, and G. Li. Prediction of state of charge of Lithium-ion rechargeable battery with electrochemical impedance spectroscopy theory[J]. 2010 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, 2010: 684-688.
- [11] 吴春芳. 动力电池 SOC 估算综述[J]. 电源技术, 2017, 41(12): 1795-1798.
- [12] L. M. Wang, D. Lu, Q. Liu, L. Liu, and X. L. Zhao. State of charge estimation for LiFePO₄ battery via dual extended kalman filter and charging voltage curve[J]. Electrochimistry Acta, 2019, 296: 1009-1017.
- [13] Q. Sun, H. Zhang, J. R. Zhang, and W. T. Ma. Adaptive Unscented Kalman Filter with Correntropy Loss for Robust State of Charge Estimation of Lithium-Ion Battery[J]. Energies, 2018, 11(11).
- [14] Q. Wang, X. Y. Feng, B. Zhang, et al. Power battery state of charge estimation based on extended Kalman filter[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2019, 11(1)
- [15] B. Xia, H. Wang, Y. Tian, et al. State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries Using an Adaptive Cubature Kalman Filter. Energies, 2015, 8(6): 5916.
- [16] 罗世昌, 杨进. 基于迭代卡尔曼粒子滤波器的锂电池 SOC 估算算法研究[J]. 工业控制计算机, 2019, 32(02): 104-106.
- [17] B. Xia, et al. A Comparative Study of Three Improved Algorithms Based on Particle Filter Algorithms in SOC Estimation of Lithium Ion Batteries[J]. Energies, 2017, 10(08): 1149.
- [18] B. Xia, Z. Sun, R. Zhang, and Z. Lao. A Cubature Particle Filter Algorithm to Estimate the State of the Charge of Lithium-Ion Batteries Based on a Second-Order Equivalent Circuit Model[J]. Energies, 2017, 10(04): 457.
- [19] 陈岳航. 基于 H_{∞} 滤波算法的锂离子电池 SOC 与 SOH 估计[硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2016.

- [20] 陈超人. 三元锂离子电池模型参数辨识与 SOC 估算技术研究[硕士学位论文]. 北京: 清华大学机械工程系, 2016.
- [21] Y. Chen, Y. Ma, and H. Chen. State of charge and state of health estimation for lithium-ion battery through dual sliding mode observer based on AMESim-Simulink co-simulation[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2018, 10(3): 14.
- [22] B. Ning, B. G. Cao, B. Wang, and Z. Y. Zou. Adaptive sliding mode observers for lithium-ion battery state estimation based on parameters identified online. Energy, 2018, 153: 732-742.
- [23] T. He, D. H. Li, Z. L. Wu, et al. A Modified Luenberger Observer for SOC Estimation of Lithium-Ion Battery. Proceedings of the 36th Chinese Control Conference, New York, 2017: 924-928.
- [24] B. Z. Xia, C. R. Chen, Y. Tian, W. Sun, Z. H. Xu, and W. W. Zheng. A novel method for state of charge estimation of lithium-ion batteries using a nonlinear observer[J]. Journal of Power Sources, 2014, 270:359-366.
- [25] W. He, N. Williard, C. C. Chen, and M. Pecht. State of charge estimation for Li-ion batteries using neural network modeling and unscented Kalman filter-based error cancellation[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 62: 783-791.
- [26] C. X. Song *et al.* Energy Management of Parallel-Connected Cells in Electric Vehicles Based on Fuzzy Logic Control[J] Energies, 2017, 10(3).
- [27] T. Zahid, K. Xu, and W. M. Li. Machine learning an alternate technique to estimate the state of charge of energy storage devices[J]. Electronics Letters, 2017, 53(25): 1665-1666.
- [28] Y. J. Xing, W. He, M. Pecht, and K. L. Tsui. State of charge estimation of lithium-ion batteries using the open-circuit voltage at various ambient temperatures[J]. Applied Energy, 2014, 113: 106-115.
- [29] United States Advanced Battery Consortium , Electric Vehicle Battery Test Procedures Manual. 1996.
- [30] 王莉. 基于 H_{∞} 滤波器的锂电池 SOC 估计与功率预测方法的研究[硕士学位论文]. 天津大学, 2016.
- [31] 胡宇. 电动车动力电池功率状态预测研究[硕士学位论文]. 哈尔滨理工大学, 2012.
- [32] 工业和信息化部, 电动汽车用锂离子动力电池蓄电池包和系统, 2015.
- [33] 张彩萍, 张承宁, 李军求. 动力电池组峰值功率估计算法研究[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(06):1524-1527.
- [34] 刘新天, 何耀, 曾国建, 郑昕昕. 考虑温度影响的锂电池功率状态估计[J]. 电工技术学报, 2016, 31(13): 155-163.
- [35] 程泽, 孙幸勉, 程思璐. 一种锂离子电池荷电状态估计与功率预测方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(15): 180-189.
- [36] 董艳艳. 纯电动汽车动力电池及管理系统设计. 北京: 北京理工大学出版社, 2017.
- [37] M. Doyle, T. F. Fuller, and J. Newman. Modeling of Galvanostatic Charge and Discharge of the Lithium/Polymer/Insertion Cell [J]. Journal of The Electrochemical Society, 1993, 165(11):1526.

- [38] J. Li, K. Adewuyi, N. Lotfi, R. G. Landers, and J. Park. A single particle model with chemical/mechanical degradation physics for lithium ion battery State of Health (SOH) estimation[J]. Applied Energy, 2018, 212:1178-1190.
- [39] A. Jokar, B. Rajabloo, M. Desilets, and M. Lacroix. Review of simplified Pseudo-two-Dimensional models of lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Source, 2016, 327:44-55.
- [40] 郑继利. 基于机理模型的锂离子电池电化学行为及优化研究[硕士学位论文]. 哈尔滨工业大学, 2018.
- [41] 王露, 王顺利, 陈蕾, 张丽. 动力锂电池等效模型与实验平台搭建方法研究[J]. 电源技术, 2019, 43(02):315-319.
- [42] 杨三英. 基于二阶阻容模型的锂离子动力电池工作特性的建模及仿真分析[J]. 湖南工程学院学报(自然科学版), 2015, 25(02).
- [43] 李百华, 郭灿彬, 钟其水, 涂涛. 电动汽车锂电池戴维南等效电路模型参数辨识研究[J]. 微型机与应用, 2017, 36(01).
- [44] 梁奇, 于春梅, 王顺利, 刘力舟. 基于 PNGV 电路模型的航空钴酸锂电池内阻研究[J]. 电源学报, 2017, 15(02): 153-158.
- [45] 王姣, 康健强. 电动车用动力锂离子电池充电模型的研究[J]. 电源技术, 2018, 42(12):1825-1827+1888.
- [46] B. Z. Xia 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, 2018, 11(1).
- [47] G. Zames. FEEDBACK AND OPTIMAL SENSITIVITY - MODEL-REFERENCE TRANSFORMATIONS, MULTIPLICATIVE SEMINORMS, AND APPROXIMATE INVERSES[J]. IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL, 1981, 26(2): 301-320.
- [48] Doyle. J. C, Glover. K, Khargonekar. P. P, and Francis. B. A. State-space solutions to standard H₂ and H_∞ control problems[J]. Transactions on Automatic Control, 1988, 34(8): 831-847.
- [49] S. Dan. Optimal State Estimation: Kalman, H_∞, and Nonlinear Approaches. Wiley-Interscience, 2006.
- [50] C. Burgos, D. Sáez, M. E. Orchard, and R. Cárdenas. Fuzzy modelling for the state-of-charge estimation of lead-acid batteries[J]. Journal of Power Sources, 2015, 274:355-366.
- [51] X. Shen and L. Deng. Game theory approach to discrete H_∞ filter design[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(4): 1092-1095.
- [52] 周东华, 席裕庚, 张钟俊. 非线性系统带次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波[J]. 控制与决策, 1990, 05: 1-6.
- [53] X. He, Z. Wang, X. Wang, and D. H. Zhou. Networked Strong Tracking Filtering with Multiple Packet Dropouts: Algorithms and Applications[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(3): 1454-1463.
- [54] M. Bai, D. H. Zhou, and H. Schwarz. Adaptive augmented state feedback control for an experimental planar two-link flexible manipulator[J]. IEEE Transactions on Robotics & Automation, 1998, 14(6): 940-950.
- [55] T. Kohonen. An introduction to neural computing[J]. Neural Networks, 1998, 1(1): 3-16.

参考文献

- [56] F. Rosenblatt. THE PERCEPTRON - A PROBABILISTIC MODEL FOR INFORMATION-STORAGE AND ORGANIZATION IN THE BRAIN[J]. NEUROPSYCHOL REV, 1958, 65(6): 386-408.
- [57] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams. Learning Internal Representations by Error Propagation in Readings in Cognitive Science. A. Collins and E. E. Smith, 1988, 399-421.

致谢

三年的时间过得很快，我依然能够清晰的记得接到清华大学研究生录取通知书时的喜悦，记得刚来到清华时的迷茫，记得工程数学考试前的挑灯夜战，也记得得出试验结果时的得意。送走了一批又一批师兄，这个夏天我也要走出清华的大门了。

回首三载春秋，需要感谢的人太多。首先感谢三年来对我谆谆教导的夏老师，您的言传身教与无微不至的关怀，是我进步的源泉。从您身上，我学会了如何独立思考，学会了“谋全局者方可守一隅”，与您科研上的探讨总是能够给我带来很多新的思路与灵感，您在文学方面的造诣也令我尊敬。“世事洞明，人情练达”，这是您对我们的期望，我会谨记心头，继续努力！

在学校的日子，身边的师兄弟还有同学都给了我还多的帮助与指导，感谢你们。特别是实验室的郑文辉、郭圣堃两位同学，学业上的相互合作、生活上的相互支持，都练就了我们的友谊。还有张瑞锋博士，孙震、劳子洲、崔德宇师兄，都在学习与生活上给了我很多的帮助，我要由衷的感谢你们，祝你们未来的道路上学业有成，工作顺利！

我要感谢我的家人，你们总是一如既往地支持我。你们视我为骄傲，在我失意的时候你们能够给我最大的鼓励，在我无助的时候你们能够为我指点迷津。我的爸妈，你们带给我的精神力量是我人生的财富，你们为人处事之道是我学习的榜样。还有我的姐姐，你的勤奋、上进一直督促着我前进的脚步。谢谢你们！

最后，我要感谢我的女友蒋中俊。从本科一起来到清华，再从清华一起走出去，一路走来不容易，并肩走过的风风雨雨，个中滋味只有彼此懂。对你的感谢已经超出文字能够描述的值域，希望我们都能成为彼此孤独的根号 3。余生请多指教。

三年时光如白驹过隙，人生的幸福莫过于在对的时间、对的地点，遇见了对的人，一起做对的事。感谢自己三年的努力，今日的汗水方能浇灌明日的硕果。未来的日子里，请坚定追逐梦想的脚步，大步向前！

声明

本人郑重声明：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。尽我所知，除论文中以注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作作出贡献的其他个人和团体，均已在文中以明确方式标明。

签名：_____日期：_____

个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果

个人简历

1994 年 6 月 26 日出生于山东省莱芜市。

2012 年 9 月考入武汉理工大学机械设计制造及其自动化专业，2016 年 7 月本科毕业并获得工学学士学位。

2016 年 9 月考入清华大学机械工程系机械工程专业，攻读工程硕士学位至今。

发表的学术论文与研究成果

- [1] Xia B, Zhang Z, Lao Z, et al. Strong Tracking of a H-Infinity Filter in Lithium-Ion Battery State of Charge Estimation[J].Energies, 2018, 11(6):1481. (IF=2.676, SCI 收录, 检索号: 000436552700159)