

锂离子电池模型研究进展

陈超强

上海理工大学机械工程学院, 上海

收稿日期: 2023年12月6日; 录用日期: 2023年12月28日; 发布日期: 2024年1月31日

摘要

锂离子电池以其高能量密度、长寿命和绿色环保等优越特性, 已成为当今电动汽车、电动船舶、无人机以及电化学储能设备的主要能源载体。作为一种复杂的化学储能装置, 锂离子电池的内部状态难以通过仪器直接测量, 因此需要通过建立精确的电池模型并结合一定的估计算法来计算其电荷状态、健康状态等关键状态量。由于锂电池的外特性受到周围环境温度、电池使用时间、电池充放电等多变因素的影响, 模型的鲁棒性就显得尤为重要。模型的可靠性直接关系到电池的状态估计精度, 间接影响电池管理系统的可靠性, 可能导致车辆行驶中断电、续航骤降、动力不足, 甚至引发车辆失控、电池热失控等严重事故。本文综述了当前广泛应用的几种模型, 并从计算复杂度、电压估计精度和参数数量等方面对它们进行了详细比较。对等效电路模型、电化学模型和机器学习模型进行了深入介绍, 同时列举了国内外学者对其进行的优化改进, 并概述了它们未来的发展方向。

关键词

锂电池, 电池模型, SOC, 等效电路模型, 电化学模型

Research Progress on Lithium-Ion Battery Models

Chaoqiang Chen

School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Dec. 6th, 2023; accepted: Dec. 28th, 2023; published: Jan. 31st, 2024

Abstract

Lithium-ion batteries, characterized by their superior energy density, long lifespan, and environmentally friendly attributes, have emerged as the predominant energy carrier for contemporary electric vehicles, electric vessels, unmanned aerial vehicles, and electrochemical energy storage devices. As a complex chemical energy storage device, the internal state of lithium-ion batteries is

challenging to directly measure using instruments. Therefore, it necessitates the establishment of precise battery models coupled with certain estimation algorithms for the calculation of crucial state variables such as charge and health status. Given that the external characteristics of lithium batteries are influenced by various factors, including ambient temperature, battery usage duration, and charge-discharge cycles, the robustness of the model becomes particularly crucial. The reliability of the model directly impacts the accuracy of battery state estimation and indirectly affects the reliability of battery management systems, potentially leading to issues such as power interruption, abrupt declines in driving range, insufficient power, and, in severe cases, triggering events like vehicle instability or thermal runaway of the battery. This paper provides an overview of several widely employed models, conducting a detailed comparison from perspectives of computational complexity, voltage estimation accuracy, and parameter quantity. Equivalent circuit models, electrochemical models, and machine learning models are comprehensively introduced, with examples of optimization enhancements by researchers globally, and an outline of prospective future directions.

Keywords

Lithium Batteries, Battery Models, SOC, Equivalent Circuit Models, Electrochemical Models

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1.1. 新能源汽车与储能电站

当前全球正面临气候变暖和能源危机的挑战,环境友好型的锂离子电池引起了广泛关注。发展新能源汽车是我国从汽车大国迈向汽车强国的必由之路,是应对气候变化、推动绿色发展的战略举措。2012年国务院发布《节能与新能源汽车产业发展规划》以来,我国坚持纯电驱动战略取向,新能源汽车产业发展取得了巨大成就,成为世界汽车产业发展转型的重要力量之一[1]。2022年全球电动汽车销量超过1000万辆,且呈指数级增长。2023年第一季度全球新能源电动汽车销量达230万辆,比去年同期增长25% [2]。新型储能是构建新型电力系统的重要技术和基础装备,是实现碳中和目标的重要支撑,也是催生国内能源新业态、抢占国际战略新高地的重要领域[3]。电化学储能作为新型储能的主力军,已经开始从兆瓦级别的示范应用迈向吉瓦级别的规模市场化。电化学储能在电力系统中不仅担任储存电量的角色,还承担着调频调峰的任务。锂金属具有最强的正电性(相对于标准氢电极为 -3.04 V),并且它是最轻的金属之一(摩尔质量为 $M = 6.94 \times 10^{-3}\text{ kg/mol}$,密度为 $\rho = 530\text{ kg/m}^3$) [4]。无论是新能源汽车还是储能电站,具有高能量密度和长寿命的锂离子电池被广泛用作纯电动汽车和储能电站的能量载体[5] [6],起着不可或缺的作用。

1.2. 锂离子电池

由于长期使用化石燃料,地球环境不断恶化,使用对环境污染较小的绿色能源替代传统能源迫在眉睫。锂离子电池以其大能量密度和简单结构,在制造成本不断降低的趋势下,成为现代储能装置的主要载体[7]。锂离子电池根据正极材料不同分为很多种,比如磷酸铁锂电池,三元锂电池,钴酸锂电池等。虽然它们的正极材料有所差异,但是其结构基本相同,主要包括正极,负极,隔膜、电解质、集流体和

金属外壳[8], 电池的正极和负极材料以颗粒的形式覆盖在集流体的表面, 并与电解液发生接触[9]。此外, 隔膜被用于在正负极之间进行隔离。锂电池充放电的过程本质上是锂离子在正负极嵌入与脱出的过程。锂电池在放电时, 锂离子从负极颗粒脱出, 进入负极电解液, 穿过隔膜, 进入正极电解液, 最终嵌入正极颗粒, 如同摇椅上的圆球来回滚动, 因而 Armand 形象地称之为“摇椅式电池”(“Rocking Chair” Battery, RCB) [10]。锂离子在正负极上的嵌入与脱嵌可能伴随着锂离子的损失或电极的损坏, 会导致锂离子电池的容量衰减[11] [12]。以磷酸铁锂电池为例, 其负极的反应式如(1):



正极的反应式如(2)



对于电动汽车, 船舶, 无人机等运输工具, 锂离子电池的性能直接影响其续航、加速性能和安全性[13]; 对于储能电站, 锂电池的性能直接影响其能量密度和输出功率; 无论是电动汽车还是储能电站, 高效、可靠的电池管理系统(BMS)是保证锂离子电池包及其系统稳定运行的基础[14]。在 BMS 中, 电池状态的准确估计, 如电池健康状态(SOH)和电池荷电状态(SOC), 是电池管理系统的重要功能之一, 电池模型的可靠性直接影响不同工况下电池状态估计的精度, 进一步影响搭载电池包设备的性能, 因此在提高电池单体性能的同时, 提高模型的性能也尤为重要[15]。

2. 锂电池模型发展现状

锂电池在工作时, 其内部变化很难观测, 因此需要建立精确的电池模型反应其内部反应过程和外部相应特性。近年来, 各个领域学者根据不同应用场景提出了各种各样的电池模型[16]。目前电池模型主要分为三大类[17]: 经验模型, 电化学模型, 机器学习模型。锂电池经验模型中使用较为广泛的是等效电路模型(ECM), ECM 通过多个电器元件串并联模拟电池的外特性[18] [19] [20], 模型通常由一个电压源(OCV), 几个内阻、电容组成。ECM 结构较为简单, 参数少, 计算量小, 是目前 BMS 系统中使用最为广泛的模型[21]。经典的机理模型是由 Newman 和 Doyle 提出的准二维机理模型[22] [23], 该模型通过多个耦合的微分方程去描述电池内部的固相和液相浓度分布, 电势分布以及电化学反应动力学。机器学习模型不考虑电池运行过程中内部特征的变化, 通常基于大量数据集训练得到, 该模型精度较高, 但极度依赖数据量, 需要大量样本用于训练模型[24]。如图 1 为不同模型电压模拟精度与计算复杂度对比, 机理模型电压的电压模拟精度很高[25], 但是计算复杂度很高, 等效电路模型与其相反, 计算复杂度较低, 但是电压模拟精度较高。机器学习模型需要大量数据训练, 电压模拟精度较高, 计算复杂度低于电化学模型[26], 电化学降阶模型在电化学模型的基础上进行部分简化, 降低了计算复杂度的同时也保证了电压模拟精度, 改进的等效电路模型在原等效电路模型的基础上进行了改进, 提高了部分电压模拟精度。总体上, 模型的计算复杂度与其电压模拟精度正相关[27], 其主要原因为电池工作时, 电池内部有多种机理反应在同时进行, 其端电压变化是多种机理过程的宏观表现, 精确的电压估计意味着尽可能的精确模拟出这些机理过程, 而模拟这些过程则需要较大的计算量。

2.1. 等效电路模型研究进展

鉴于电动汽车、储能系统、无人机、船舶等的电池管理系统(BMS)算力受限, ECM 模型计算复杂度较小, 可以嵌入微处理器中[28], ECM 是最常见的模型之一, 尤其适用于电动汽车应用[29] [30]。ECM 是用电器元件, 如电阻、电容、电压源等元件构成, 用来模拟电池的电性能。最为简单的 ECM 为 Rint 模型, 由一个电压源和一个内阻组成, 如图 2 其计算公式如式(3):

$$U_t = OCV(SOC) + IR \tag{3}$$

其中， OCV 为电池开路电压， I 为电池电流， R 为电池总内阻。

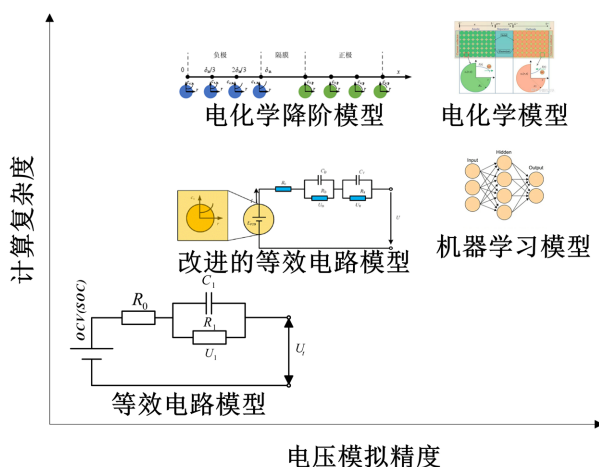


Figure 1. Comparison of different models
图 1. 不同模型对比

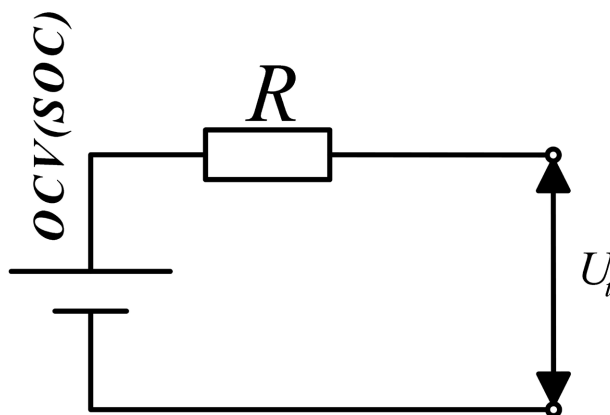


Figure 2. Rint model
图 2. Rint 模型

由此可见， R_{int} 模型结构简单，但是只能反应电池的开路电压和内阻特性，忽略了电池外特性在电流激励下下的瞬态变化极化内阻带来的的迟滞现象。有学者通过建立模型参数与 SOC 和温度的关系来提高模型精度[31]。由于锂电池在不同 SOC 区间内的内阻不同，有学者通过建立 OCV 和内阻与 SOC 的关系来提高模型精度[32]。SOC 会在冲放电结束时发生非线性变化，Chan 等人在 R_{int} 模型的基础上增加了非线性模块[33]，其计算公式如(4)：

$$V_t = V_{oc} - \left(R_{int} + \frac{K}{SOC} \right) I \tag{4}$$

其中 K 是极化常数。

如图 3，Marcos 提出了一种 PSPICE 模型，模型具有灵活性，可以根据电化学电池的类型调整[34]。 E_{bat} 表述电池的开路电压， E_{pol} 表示电池的极化电压， E_{Temp} 表示温度变化造成的温度压降， R_0 表示电池的总内阻。

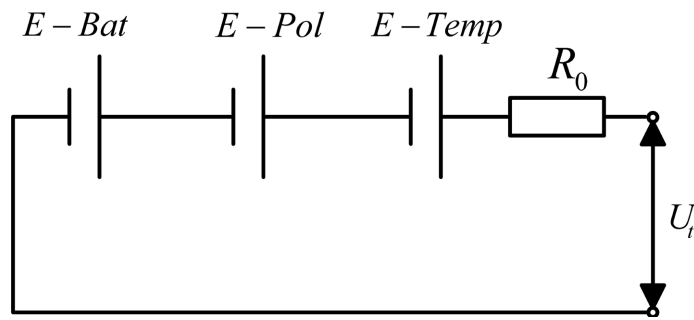


Figure 3. Main circuit pspice battery model
图 3. 主回路 pspice 电池模型

为进一步提高模型精度，有研究在 Rint 模型的基础上进行改进，提出 Thévenin 模型，用一个内阻和一个并联 RC 模块来分别反应电池的欧姆内阻和极化内阻[33]。Thévenin 模型分为一阶 RC 模型、二阶 RC 模型等[35]。二阶 RC 模型与二阶 RC 结构相似，二阶 RC 模型比一阶 RC 多一个并联 RC 模块。如图 4，含一个电压 OCV(SOV)源模拟电池的开路电压，一个内阻 R_0 模拟电池的欧姆内阻，一个 RC 环节 R_1 、 C_1 来模拟电池极化内阻， U_t 为电池的端电压。一阶 RC 模型的计算公式(5) (6):

$$U_t = OCV(SOC_{ECM}) - IR_0 - U_1 \quad (5)$$

$$U_1 = IR_1(1 - \exp(-t/\tau_1)) \quad (6)$$

其中， U_t 为锂电池的端电压， U_1 是极化电压，单位为 V， I 是锂电池的充放电电流，单位为 A， R_0 是欧姆内阻， R_1 是锂电池的极化内阻，单位是欧姆 Ω ， τ_1 时间常数， t 是时间，单位是秒。

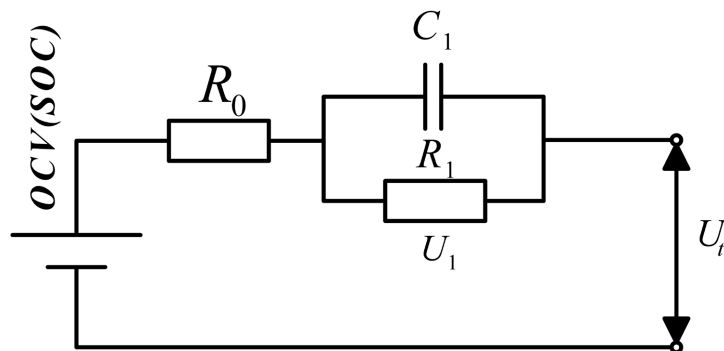


Figure 4. First order RC equivalent circuit model
图 4. 一阶 RC 等效电路模型

等效电路模型虽然参数较少，计算简单，但是 ECM 只考虑了电池的部分机理过程，但实际电池运行时是一个复杂的系统。许多学者在等效电路模型的基础上进行了改进，例如，在电池工作时，特别是在充放电切换的工况下，由于磷酸铁锂电池的滞回特性，用传统的等效电路模型估计 OCV 存在精度较低的问题，梁莹等学者在一阶 RC 模型的基础上加上了一个滞回模块，提高了模型在充放电切换工况时的电压估计精度[36]。在电池工作时，电池的端电压主要是由固相颗粒的表面 SOC 决定的，而等效电路模型中通常通过按时积分法计算 SOC，但由于固相扩散过程的存在，其与固相颗粒的表面 SOC 有一定的差距，并且这种差距会在大倍率充放电时扩大，最终导致模型模拟出的端电压误差较大[37]。为了减小固相扩散过程造成的端电压估计误差，Zheng 等人提出了基于电化学模型的等效电路模型(E-ECM) [38]，模型其端电压 U_t 的计算公式如式(7)所示：

$$U_t = OCV(SOC_{surf}) + U_D + U_T + IR_0 \quad (7)$$

其中 OCV 为电池开路电压, I 为电池电流, Δt 为采样时间间隔, R_0 为电池欧姆内阻, U_D 与 U_T 为电池极化电压, SOC_{surf} 为电池表面 SOC 。

王维强等人提出二阶阻容可变参数等效电路模型, 能够反应电池内部双极化效应, 提高了模型在动态工况和恒流工况下的电压模拟精度[39]。Widanage 等人基于电化学反应动力学 Tafel 关系, 在 ECM 基础上额外增加了一个非线性过电压模块。提高了低温下动态工况的电压模拟精度[40]。Appelbaum 等人提出了一种适用于低频工况的等效电路模型, 该模型包括一个具有三时间常数 RC 网络, 以及电压源和放电电阻。该模型可用于分析电气系统(带有电池)的瞬态和稳态。电池的非线性(在电流和电荷状态方面)通过分段线性逼近来表示, 从而产生相同模型的不同电路元件值集[41]。Salameh ZM 等人介绍了一种数学模型。该模型考虑了自放电、电池储存容量、内阻、过电压和环境温度等因素。为了简化模型设计, 采用了非线性组件来表示不同电池参数的行为。模型的组成部分是通过制造商的规格和实验测试获得的。为验证模型, 使用了电池评估测试系统获得的实验结果与模型进行比较。这个模型可以准确评估电气系统中电池的性能[42]。张宾等人对其在 0°C 和 30°C 条件下的 PNGV 模型参数进行辨识的研究。研究还将电池的内阻参数与直流内阻进行了比较分析, 并评估了磷酸铁锂离子电池在 FUDS 工况循环下 PNGV 模型的仿真精度[43]。

基于以上分析, 国内外学者对等效电路模型的改进方向都趋向于针对相应应用场景, 增加新模块, 用以弥补传统等效电路模型欠缺的部分电池机理反应过程。这些新模型继承了等效电路模型计算复杂度低, 参数容易辨识等特点, 同时又能满足特定工况所需的精度, 是目前在线应用最广泛的改进模型。然而, 改进的等效电路模型只能模拟出部分电池内部电化学反应过程, 无法完整模拟出电池的内部变化, 因此, 很多学者也对电化学模型进行了进一步的研究。

2.2. 电化学模型研究进展

在 1960 年, Euler 等人首次提出了一种方法, 通过建立微分方程系统来解决电极局部电流分布的问题[44]。旨在 1962 年, Newman 等人使用稀溶液理论对多孔电极中的电流分布进行了分析。他们通过对 Butler-Volmer 方程进行线性化和对 Tafel 方程进行简化, 假设电解质中不存在浓度梯度, 成功地推导出了电流分布的解析方程[45]。前较为常见的电化学模型为电池的准二维机理模型(P2D, Pseudo-Two-Dimensional)和单颗粒模型(Single Particle, SP) [46]。P2D 模型由电极、隔膜、电解液和集流体构成[47]。P2D 模型有 3 条核心假设: 第一, 电极材料是由多个相同的球状固相颗粒组成; 第二, 不考虑双电层效应; 第三, 电化学反应动力学只在 x 轴起作用。P2D 模型的各个控制方程如表 1 所示, 模型的控制方程主要有以下几个过程组成: 描述多孔电极固相颗粒中的扩散过程、描述多孔电极液相中的传质过程、描述电极厚度方向上的固相电势分布、描述电极厚度方向上的液相电势分布及固液相界面处的电化学反应速率方程[48]。模型的输出端电压通过求解一系列微分方程得到, 同时模型可以模拟出电池内部电化学反应过程。

Table 1. P2D model control equation

表 1. P2D 模型控制方程

方程名称	表达式
固相锂离子浓度分布	$\frac{\partial c_s(x,t,r)}{\partial t} - \frac{D_s}{r^2} \frac{\partial}{\partial r} \left(r^2 \frac{\partial c_s(x,t,r)}{\partial r} \right) = 0$
液相锂离子浓度分布	$\frac{\partial}{\partial t} \varepsilon_c c_c(x,t) = \frac{\partial}{\partial x} \left(D_c^{eff} \frac{\partial}{\partial x} c_c(x,t) \right) + (1-t_+) \frac{j_f(x,t)}{F}$

续表

固相电势分布	$\frac{\partial}{\partial x} \left(\sigma^{eff} \frac{\partial \phi_s(x,t)}{\partial x} \right) - j_f(x,t) = 0$
液相电势分布	$\frac{\partial}{\partial x} \left(\kappa^{eff} \frac{\partial \phi_e(x,t)}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial x} \left(\kappa_D^{eff} \frac{\partial \ln c_e(x,t)}{\partial x} \right) + j_f(x,t) = 0$
Butler-Volmer 方程	$j_f(x,t) = a_{i_0} \left[\exp \left(\frac{\alpha_a F}{RT} \eta \right) - \exp \left(\frac{-\alpha_c F}{RT} \eta \right) \right]$
输出端电压	$V(t) = \phi_s(L,t) - \phi_s(0,t) - R_c \cdot I_{app}(t)$

P2D 模型虽然能较为准确的模拟出电池内部的电化学反应过程, 但是参数较多, 计算复杂, 解耦困难。为了方便实际应用, 许多学者对 P2D 模型进行了简化, 其中单粒子模型是最为著名的代表, 单粒子模型最初 White 团队在研究镍氢电池时提出[49], 随后其团队中 ZHANG 等人将此模型使用在锂离子电池的研究中, 取得了良好的仿真效果。单粒子模型假设锂离子电池中电极材料为尺寸相同的球形颗粒组成, 并用两个球形颗粒代替 P2D 模型的正负极部分, 并且模型忽略了液相锂离子浓度的变化, 也忽略了锂离子浓度沿电极厚度方向的分布, 其端电压计算公式如式(8):

$$V(t) = E(t) + \frac{R_{SEI,p} \overline{j_{f,p}}(t)}{a_{s,p}} - \frac{R_{SEI,n} \overline{j_{f,n}}(t)}{a_{s,n}} + \frac{RT}{\alpha F} \ln \left(\frac{\xi_p(t) + \sqrt{\xi_p^2(t) + 1}}{\xi_n(t) + \sqrt{\xi_n^2(t) + 1}} \right) \quad (8)$$

其中, R_{SEI} 表示 SEI 膜膜阻, $j_{f,p}$ 和 $j_{f,n}$ 分别表示正负极交换电流密度, $a_{s,p}$ 和 $a_{s,n}$ 分别表示正负极颗粒的比表面积, R 为气体常数, T 为温度, F 为法拉第常数, ξ_p 和 ξ_n 为正负极的容量衰减量, c_e 为液相锂离子浓度分布, $E(t)$ 为电池电动势, 其计算公式如式(9):

$$E(t) = U_p^{ref} \left(\frac{c_{s,surf,p}(t)}{c_{s,max,p}} \right) - U_n^{ref} \left(\frac{c_{s,surf,n}(t)}{c_{s,max,n}} \right) \quad (9)$$

其中, $c_{s,surf,p}$ 为正极颗粒表面锂离子浓度, $c_{s,max,p}$ 为正极颗粒最大锂离子浓度, $c_{s,surf,n}$ 为负极颗粒表面锂离子浓度, $c_{s,max,n}$ 为正极颗粒最大锂离子浓度。

在电池工作时, 锂离子的浓度分布只有在常温以上低倍率充放电才会差异较小, 而在环境温度较低和倍率较大的工况中时, 锂电池内部无论是电极颗粒内外还是沿电极厚度方向都会有明显差异, 而 SP 模型无法模拟出这种差异, 因此, SP 模型在环境温度较低和倍率较大的工况中时的计算误差较大[50]。

以上介绍了两种常见的电化模型, 不难发现电化模型的端电压计算需要通过求解一系列偏微分方程, 参数需求量大, 并且很多参数, 如颗粒半径, 扩散系数等参数的获取相当困难[51]。并且, 求解微分方程需要的计算资源极大, 很难在线使用, Han 等人对 P2D 模型部分简化, 结合 SP 模型, 提出 SP2D 模型[52], 大大减小了模型的计算量, 其端电压的计算如式(10):

$$V(t) = E(t) + \frac{R_{SEI,p} \overline{j_{f,p}}(t)}{a_{s,p}} - \frac{R_{SEI,n} \overline{j_{f,n}}(t)}{a_{s,n}} + \frac{RT}{\alpha F} \ln \left(\frac{\xi_p(t) + \sqrt{\xi_p^2(t) + 1}}{\xi_n(t) + \sqrt{\xi_n^2(t) + 1}} \right) + (1-t_+) \frac{2RT}{F} \ln \frac{c_e(L,t)}{c_e(0,t)} - \frac{I(t)}{2A} \left(\frac{\delta_n}{\kappa_n^{eff}} + 2 \frac{\delta_{sep}}{\kappa_{sep}^{eff}} + \frac{\delta_p}{\kappa_p^{eff}} \right) \quad (10)$$

其中, R_{SEI} 表示 SEI 膜膜阻, $j_{f,p}$ 和 $j_{f,n}$ 分别表示正负极交换电流密度, $a_{s,p}$ 和 $a_{s,n}$ 分别表示正负极颗粒的比表面积, R 为气体常数, T 为温度, F 为法拉第常数, ξ_p 和 ξ_n 为正负极的容量衰减量, c_e 为液相锂离子浓度分布, δ_n 、 δ_{sep} 和 δ_p 为负极, 隔膜和正极厚度, κ_n^{eff} 、 κ_{sep}^{eff} 和 κ_p^{eff} 为负极, 隔膜和正极电解液离子电导率。

对比式(8)与式(10), 可以看到 SP2D 模型主要在 SP 模型的基础上增加了液相扩散部分, 在计算复杂度基本没有增加的基础上, 扩展了 SP 模型的应用场景, 提高了模型精度。在对 SP 模型的改进中, 其主要方法是通过引入液相扩散动力学方程来提高模型精度[53] [54]。而液相动力学方程的求解相当困难, 许多学者对液相扩散模型进行重构, 比如, DAO 等人用多项式近似锂离子在液相中的浓度分布[55], Saw 等人将 P2D 模型与 3D 热模型耦合, 用于分析商业化的 18650 锂铁磷酸盐电池的 electrochemical 和热行为。根据模拟结果, 使用 10It 的充电将电池表面的最终温度提高到 59°C。研究了电池连接器和端子之间的电气接触电阻的影响, 发现它引起了电池内的温度梯度增大[56]。在锂离子电池的充电和放电过程中, 锂离子在活性材料中嵌入和脱出, 引发活性材料体积的膨胀和收缩, 从而产生沿直径方向和垂直于直径方向的应力[57]。RENIERS 等人用 Padé 逼近和谱方法求解了 SP 模型中固液相浓度分布方程[58], Renganathan 等人提出了一个数学模型, 用于模拟在由钴酸锂和碳组成的双多孔插入电极电池在放电过程中产生的机械应力。该模型将插层电极内的应力积聚归因于两个不同的方面: 由于插层过程中晶格体积的变化和相变引起的电极内部的应力。该模型被用于预测电池设计参数(如电极的厚度、孔隙率和颗粒大小)对应力生成量的影响。本研究中开发的模型可用于理解多孔电极在插层/脱层过程中的机械退化, 并通过该模型设计电池电极, 使其在长时间运行期间具有更好的机械耐久性[59]。Mai 等人介绍了一个基于颗粒解析的三维有限元(3DFE)模型的制定和实施, 用于研究阴极微结构对锂离子电池(LIBs)在放电过程中的 electrochemical 和力学响应的影响。这个微结构模型用于通过与伪二维(P2D)模型比较验证 3DFE 模型。另外两个阴极由两种尺寸的球形颗粒和任意形状的颗粒组成, 用于研究微结构和放电速率对 electrochemical-机械行为的影响。该模型预测了电极微结构对活性材料利用率以及在颗粒中产生的机械应力的幅度和分布的影响。研究还探讨了粘结剂刚度对阴极的力学响应的影响[60]。Maik 等人提出了一种半经验的组合老化模型, 用于容量损失和电阻增加。使用两个动态负载配置对组合老化模型进行了实验证实。在两个动态负载配置中, 容量损失的绝对模型误差低于 1%, 电阻增加低于 2%, 表明组合老化模型能够充分预测 LiFePO₄/石墨电池在不同应用和变化操作条件下的寿命[61]。Zhang 等人采用宏观至纳米尺度的 2D 和 3D 成像分析方法, 结合 4D (空间 + 时间)计算建模, 探究锂离子电池中其退化机制。研究发现, 颗粒开裂和颗粒与碳粘结剂领域之间的接触丧失与电池的退化相关。该研究揭示了由于不平衡的电子导电引起的厚阴极内的反应异质性是电池在循环过程中退化的主要原因[62]。

电化学模型有着精度高, 能模拟电池内部电化学反应过程的特点, 在参数足够的情况下能很好的反映出电池的外特性。研究人员不断对模型进行改进, 使得模型能够更加高效的在各种应用场景中发挥作用。但是, 电化学模型仍然是根据电池最基本的工作原理建立, 其多参数, 高计算复杂度的缺点仍然很难消除, 并且想要精准获取其参数, 需要对电池进行拆解, 这对实验环境的要求很高, 无疑增加了参数获取的难度和成本。

2.3. 锂电池机器学习模型的研究进展

随着人工智能的飞速发展, 机器学习模型逐渐进入大众的视野中。锂电池具有一系列特性, 其中包括老化后容量的变化、在环境温度较低时充放电电压曲线平台的消失, 以及在大倍率充放电时电压曲线形状的改变等。传统电化学模型和等效电路模型很难模拟出这些变化, 由于造成这种变化的原因有许多, 因此, 对模型的改进相当困难。机器学习模型可通过大量数据训练得到, 常使用的为神经网络模型, 如图 5, 模型主要包括三部分: 输入层, 隐藏层和输出层。数据集从输入层输入, 输出层输出模型模拟结果, 根据模拟结果与实际结果不断优化模型参数[63], 它接受电压、电流和温度作为输入参数, 通过不断反馈来调整连接权值和偏差, 从而实现对电池 SOC 的输出。该系统在保持一定精度的同时, 具有较高的计算速度[64]。Wang 等人使用大量电池循环测试的数据, 建立了双指数寿命衰减加速应力的动力电池容量衰

减模型, 分别尝试通过温度, 放电深度和放电速率等数据训练模型[65]。Raccuglia 等人通过分析失败的实验数据, 提高材料发现效率, 展示了机器学习在加速新材料中的研发潜力[66]。Hautier 等人通过数据挖掘技术, 发现锂离子替代对新材料的影响, 为芯化合物的设计提供指导[67]。Tang 等人为了提高 SOC 预测的准确性, 提出了一种结合卷积层、多头注意力机制和门控循环单元的预测方法, 以从空间和时间的不同维度提取数据特征信息。利用马里兰大学的数据集, 在不同温度(0°C、25°C、45°C)下模拟了真实车辆运行条件下的电池。测试结果显示, 该模型的平均绝对误差、均方根误差和最大预测误差分别为 0.53%、0.67% 和 0.4% [68]。Evans 等人使用两种多变量方法来建立在制造序列早期收集的电池寿命数据与最终电池开路电压之间的关系[69]。Cunha 等人分析不同的机器学习算法, 以找到最佳算法, 揭示浆料制造参数与基于 NMC 的阴极关键特性(如质量负载和孔隙率)之间的相互依赖关系[70]。电池机器学习模型的研究正在不断取得进展, 这些模型的主要目标是优化锂电池的性能、寿命和安全性, 以满足日益增长的能源存储需求[71]。

锂电池机器学习模型的研究方向和进展主要有一下几个方向: 第一, 容量和寿命优化: 通过对大量的实验数据进行训练, 模型能够提供更准确的预测, 从而帮助优化电池的充放电循环, 延长其寿命。第二: 安全性改进, 机器学习在预测和防范锂电池过热、过充、过放等安全问题方面发挥作用。这包括实时监测电池的状态, 并采取措施以防止潜在的危险情况。第三, 电池诊断与健康: 通过使用机器学习技术, 可以实现对电池系统的在线诊断和健康: 通过使用机器学习技术, 可以实现对电池系统的在线诊断和健康: 这种实时监测有助于检测电池内部的问题, 并在问题出现之前采取适当的预防措施。第四, 新材料发现: 机器学习在新锂电池材料的发现和设计中发挥了重要作用。通过分析大量的材料数据库, 模型可以提供有关新材料性能的预测, 从而加速电池技术的创新。第五, 智能电池管理系统: 机器学习被应用于智能电池管理系统, 以实现: 机器学习被应用于智能电池管理系统, 以实现: 实现对电池充放电过程的精确控制。这有助于提高能源利用率、降低能源成本, 并最大程度地延长电池寿命。

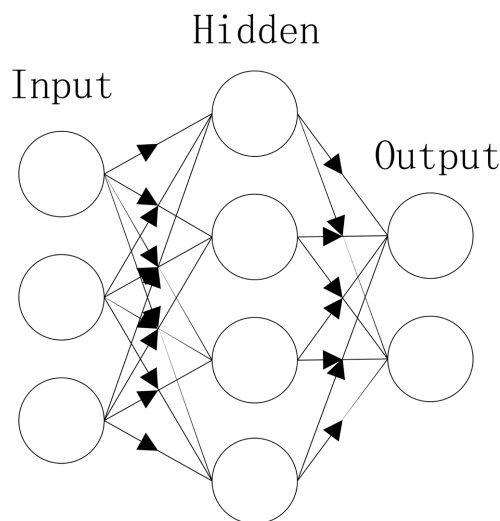


Figure 5. Neural network model
图 5. 神经网络模型

3. 总结与展望

锂电池作为电动汽车和储能设备的主要能量载体, 其安全稳定运行的关键在于电池管理系统(BMS)。锂电池在工作时涉及复杂的内部工作状态, 要对其状态进行精准估计是一项极具挑战性的任务。此外, 考虑到 BMS 算力有限的情况, 建立适用且高效的模型显得尤为重要。

本文概述了多种锂电池模型，并详细介绍了其中三种模型及它们的优化改进方向。等效电路模型因其结构简单、计算量小，广泛应用于电池管理系统(BMS)。其次，机理模型具有高电压估计精度，但模型参数众多、计算复杂度高，因此在实际应用中很少进行在线估计。为满足 BMS 计算复杂度的要求，对机理模型的部分机理过程进行简化处理成为一项优化改进方向。最后，机器学习模型不需考虑电池的工作原理，通过大量数据训练而得，常应用于电池状态的云端估计。然而，该模型的性能高度依赖于训练数据的质量和数量。总的来说，不同锂电池模型在计算复杂度、电压估计精度和参数需求等方面存在各自的优劣。因此，在选择模型和状态估计方法时，需根据不同的应用场景权衡各种因素。未来的研究方向之一是通过模型改进和融合使用，提升锂离子电池状态估计的精度。这说明在不同应用背景下，科学家和工程师们需权衡各种因素，选择最适合其需求的模型和算法。

参考文献

- [1] [国办文件]国务院办公厅官网. 国务院办公厅 2020: 国务院办公厅关于印发新能源汽车产业发展规划(2021-2035年)的通知[国办发(2020)39号][EB/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2020-11/02/content_5556716.htm, 2023-12-04.
- [2] International Energy Agency (2023) Global EV Outlook 2023: Catching up with Climate Ambitions. <https://www.oecd.org/publications/global-ev-outlook-bdb28e12-en.htm>
- [3] 中国政府网. [国办文件] 国家发展改革委 2022: 国家能源局关于印发《“十四五”新型储能发展实施方案》的通知[发改能源(2022)209号][EB/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-03/22/content_5680417.htm, 2023-12-04.
- [4] Tarascon, J.M. and Armand, M. (2001) Issues and Challenges Facing Rechargeable Lithium Batteries. *Nature*, **414**, 359-367. <https://doi.org/10.1038/35104644>
- [5] Zhou, L., Xing, L., Zheng, Y. and Lai, X. (2020) A Study of External Surface Pressure Effects on the Properties for Lithium-Ion Pouch Cells. *International Journal of Energy Research*, **44**, 6778-6791. <https://doi.org/10.1002/er.5415>
- [6] Seongyeon, K., Young, Y.C., Jae, K.K. and Choi, J.I. (2021) Forecasting State-of-Health of Lithium-Ion Batteries Using Variational Long Short-Term Memory with Transfer Learning. *Journal of Energy Storage*, **41**, Article ID: 102893. <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.102893>
- [7] 李云. 锂电池的建模与仿真[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北方工业大学, 2018.
- [8] Manthiram, A. (2020) A Reflection on Lithium-Ion Battery Cathode Chemistry. *Nature Communications*, **11**, Article No. 1550. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-15355-0>
- [9] 郑岳久. 车用锂离子动力电池组的一致性研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 清华大学, 2014.
- [10] Armand, M. (1980) *Materials for Advanced Batteries*. Plenum Press, New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4684-3851-2_7
- [11] Broussely, M., Herreyre, S., Biensan, P., et al. (2001) Aging Mechanism in Li Ion Cells and Calendar Life Predictions. *Journal of Power Sources*, **97-98**, 13-21. [https://doi.org/10.1016/S0378-7753\(01\)00722-4](https://doi.org/10.1016/S0378-7753(01)00722-4)
- [12] Barré, A., Deguilhem, B., Grolleau, S., et al. (2013) A Review on Lithium-Ion Battery Ageing Mechanisms and Estimations for Automotive Applications. *Journal of Power Sources*, **241**, 680-689. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2013.05.040>
- [13] Nikolaos, W., Matthias, S., Markus, S., et al. (2022) Quantifying the State of the Art of Electric Powertrains in Battery Electric Vehicles: Range, Efficiency, and Lifetime from Component to System Level of the Volkswagen ID.3. *eTransportation*, **12**, Article ID: 100167. <https://doi.org/10.1016/j.etrans.2022.100167>
- [14] Lu, L., Han, X., Li, J., et al. (2013) A Review on the Key Issues for Lithium-Ion Battery Management in Electric Vehicles. *Journal of Power Sources*, **226**, 272-288. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2012.10.060>
- [15] 袁世斐, 吴红杰, 殷承良. 锂离子电池简化电化学模型: 浓度分布估计[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(3): 478-486.
- [16] Zheng, Y., Ouyang, M., Han, X., Lu, L.G. and Li, J.Q. (2018) Investigating the Error Sources of the Online State of Charge Estimation Methods for Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles. *Journal of Power Sources*, **377**, 161-188. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2017.11.094>
- [17] 高铭琨, 徐海亮, 吴明铂. 基于等效电路模型的动力电池 SOC 估计方法综述[J]. 电气工程学报, 2021, 16(1):

- 90-102.
- [18] Hu, X., Li, S. and Peng, H. (2011) A Comparative Study of Equivalent Circuit Models for Li-Ion Batteries. *Journal of Power Sources*, **198**, 359-367. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2011.10.013>
- [19] Tang, X., Wang, Y., Zou, C., *et al.* (2019) A Novel Framework for Lithium-Ion Battery Modeling Considering Uncertainties of Temperature and Aging. *Energy Conversion and Management*, **180**, 162-170. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.10.082>
- [20] Eddine, N.A., Huard, B., Gabano, J.D. and Poinot, T. (2018) Initialization of a Fractional Order Identification Algorithm Applied for Lithium-Ion Battery Modeling in Time Domain. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, **59**, 375-386. <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2017.11.034>
- [21] Dai, H., Xu, T., Zhu, L., *et al.* (2016) Adaptive Model Parameter Identification for Large Capacity Li-Ion Batteries on Separated Time Scales. *Applied Energy*, **184**, 119-131. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.10.020>
- [22] Doyle, M., Newman, J., Gozdz, S.A., *et al.* (2019) Comparison of Modeling Predictions with Experimental Data from Plastic Lithium Ion Cells. *Journal of the Electrochemical Society*, **143**, 1890-1903. <https://doi.org/10.1149/1.1836921>
- [23] Doyle, M., Fuller, T.F. and Newman, J. (1993) Modeling of Galvanostatic Charge and Discharge of the Lithium/Polymer/Insertion Cell. *Journal of the Electrochemical Society*, **140**, 1526-1533. <https://doi.org/10.1149/1.2221597>
- [24] 苏振浩, 李晓杰, 秦晋, 等. 基于 BP 人工神经网络的动力电池 SOC 估算方法[J]. 储能科学与技术, 2019, 8(5): 868-873.
- [25] 程响, 李劫, 贾明, 等. 锂离子电池多尺度数值模型的应用现状及发展前景[J]. 物理学报, 2015, 64(21): 145-160.
- [26] Wang, P., Fan, J., Ou, Y., *et al.* (2020) A Comparative Study of Machine Learning Based Modeling Methods for Lithium-Ion Battery. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **546**, Article ID: 052045. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/546/5/052045>
- [27] Zheng, Y., Ouyang, M., Han, X., Lu, L.G. and Li, J.Q. (2018) Investigating the Error Sources of the Online State of Charge Estimation Methods for Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles. *Journal of Power Sources*, **377**, 161-188. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2017.11.094>
- [28] Pattipati, B., Sankavaram, C. and Pattipati, K.R. (2011) System Identification and Estimation Framework for Pivotal Automotive Battery Management System Characteristics. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C*, **41**, 869-884. <https://doi.org/10.1109/TSMCC.2010.2089979>
- [29] Thele, M., Bohlen, O., Sauer, D.U. and Karden, E. (2008) Development of a Voltage-Behavior Model for NiMH Batteries Using an Impedance-Based Modeling Concept. *Journal of Power Sources*, **175**, 635-643. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2007.08.039>
- [30] He, H., Xiong, R. and Fan, J. (2011) Evaluation of Lithium-Ion Battery Equivalent Circuit Models for State of Charge Estimation by an Experimental Approach. *Energies*, **4**, 582-598. <https://doi.org/10.3390/en4040582>
- [31] Zumanowski, A. and Chang, Y.H. (2008) Battery Management System Based on Battery Nonlinear Dynamics Modeling. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, **57**, 1425-1432. <https://doi.org/10.1109/TVT.2007.912176>
- [32] Dürr, M., Cruden, A., Gair, S. and McDonald, J.R. (2006) Dynamic Model of Alead-Acid Battery for Use in a Domestic Fuel Cell System. *Journal of Power Sources*, **161**, 1400-1411. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2005.12.075>
- [33] Lee, J., Nam, O. and Ho, B. (2007) Li-Ion Battery SOC Estimation Method Based on the Reduced Order Extended Kalman Filtering. *Journal of Power Sources*, **174**, 9-15. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2007.03.072>
- [34] Marcos, J., Laga, A., Penalver, C.M., Doval, J., Nogueira, A., Castro, C., *et al.* (2001) An Approach to Real Behavior Modeling for Traction Lead Acid Batteries. *IEEE 32nd Annual Power Electronics Specialists Conference*, Vancouver, 17-21 June 2001, 620-624.
- [35] Hu, X.S., Li, S.B. and Peng, H. (2012) A Comparative Study of Equivalent Circuit Models for Li-Ion Batteries. *Journal of Power Sources*, **198**, 359-367. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2011.10.013>
- [36] 梁莹, 孙涛, 郑岳久. 面向充放电工况的 LiFePO₄ 电池迟滞性建模及 SOC 估计[J/OL]. 电源学报: 1-13. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.TM.20220721.1212.004.html>, 2023-12-13.
- [37] Gholami, J. and Barzoki, M.F. (2021) Electrochemical Modeling and Parameter Sensitivity of Lithium-Ion Battery at Low Temperature. *Journal of Energy Storage*, **43**, Article ID: 103189. <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.103189>
- [38] Zheng, Y., Gao, W., Han, X., *et al.* (2019) An Accurate Parameters Extraction Method for a Novel On-Board Battery Model Considering Electrochemical Properties. *Journal of Energy Storage*, **24**, Article ID: 100745. <https://doi.org/10.1016/j.est.2019.04.019>
- [39] 王维强, 蔡凡昌, 严运兵. 磷酸铁锂电池二阶可变阻容的模型研究[J/OL]. 机械设计与制造: 1-5. <https://doi.org/10.19356/j.cnki.1001-3997.20231017.017>, 2023-12-13.

- [40] Widanage, W.D., Barai, A., Chouchelamane, G.H., *et al.* (2016) Design and Use of Multisine Signals for Li-Ion Battery Equivalent Circuit Modelling. Part 2: Model Estimation. *Journal of Power Sources*, **324**, 61-69. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2016.05.014>
- [41] Appelbaum, J. and Weiss, R. (1982) An Electrical Model of the Lead Acid Battery. *INTELEC'82—International Telecommunications Energy Conference*, Washington DC, 26-29 November 1982, 304-307. <https://doi.org/10.1109/INTLEC.1982.4793747>
- [42] Salameh, Z.M., Casacca, M.A. and Lynch, W.A. (1992) A Mathematical Model for Lead-Acid Batteries. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, **7**, 93-98. <https://doi.org/10.1109/60.124547>
- [43] 张宾, 郭连兑, 李宏义, 等. 电动汽车用磷酸铁锂离子电池的 PNGV 模型分析[J]. 电源技术, 2009, 33(5): 417-421.
- [44] Euler, J. and Nonnenmacher, W. (1960) Stromverteilung in Porösen Elektroden. *Electrochimica Acta*, **2**, 268-286. [https://doi.org/10.1016/0013-4686\(60\)80025-4](https://doi.org/10.1016/0013-4686(60)80025-4)
- [45] Newman, J.S. and Tobias, C.W. (1962) Theoretical Analysis of Current Distribution in Porous Electrodes. *Journal of the Electrochemical Society*, **109**, 1183-1191. <https://doi.org/10.1149/1.2425269>
- [46] 韩雪冰. 车用锂离子电池机理模型与状态估计研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 清华大学, 2016.
- [47] 庞辉. 基于电化学模型的锂离子电池多尺度建模及其简化方法[J]. 物理学报, 2017, 66(23): 339-350.
- [48] 赵帅. 基于电化学机理的锂离子电池健康状态估计研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2022. <https://doi.org/10.26991/d.cnki.gdllu.2021.002774>
- [49] Bala, S., Popov, B. and White, R. (1998) Determination of the Hydrogen Diffusion Coefficient in Metal Hydrides by Impedance Spectroscopy. *Journal of Power Sources*, **75**, 56-63. [https://doi.org/10.1016/S0378-7753\(98\)00092-5](https://doi.org/10.1016/S0378-7753(98)00092-5)
- [50] Zhang, D., Popov, B. and White, R. (2000) Modeling Lithium Intercalation of a Single Spinel Particle under Potentiodynamic Control. *Journal of the Electrochemical Society*, **147**, 831-838. <https://doi.org/10.1149/1.1393279>
- [51] Ouyang, M., Liu, G., Lu, L., *et al.* (2014) Enhancing the Estimation Accuracy in Low State-of-Charge Area: A Novel Onboard Battery Model through Surface State of Charge Determination. *Journal of Power Sources*, **270**, 221-237. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.07.090>
- [52] Han, X., Ouyang, M., Lu, L. and Li, J.Q. (2015) Simplification of Physics-Based Electrochemical Model for Lithium Ion Battery on Electric Vehicle. Part I: Diffusion Simplification and Single Particle Model. *Journal of Power Sources*, **278**, 802-813. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.12.101>
- [53] Di Domenico, D., Stefanopoulou, A. and Fiengo, G. (2010) Lithium-Ion Battery State of Charge and Critical Surface Charge Estimation Using an Electrochemical Model-Based Extended Kalman Filter. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, **132**, Article ID: 061302. <https://doi.org/10.1115/1.4002475>
- [54] Prada, E., Di Domenico, D., Creff, Y., *et al.* (2012) Simplified Electrochemical and Thermal Model of LiFePO₄-Graphite Li-Ion Batteries for Fast Charge Applications. *Journal of the Electrochemical Society*, **159**, A1508-A1519. <https://doi.org/10.1149/2.064209jes>
- [55] Dao, T.S., Vyasarayani, C.P. and McPhee, J. (2012) Simplification and Order Reduction of Lithium-Ion Battery Model Based on Porous-Electrode Theory. *Journal of Power Sources*, **198**, 329-337. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2011.09.034>
- [56] Saw, L.H., Ye, Y.H. and Tay, A.A.O. (2013) Electrochemical-Thermal Analysis of 18650 Lithium Iron Phosphate Cell. *Energy Conversion and Management*, **75**, 162-174. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2013.05.040>
- [57] Christensen, J. and Newman, J. (2006) Stress Generation and Fracture in Lithium Insertion Materials. *Journal of Solid State Electrochemistry*, **10**, 293-319. <https://doi.org/10.1007/s10008-006-0095-1>
- [58] Reniers, J.M., Mulder, G., Ober-Blöbaum, S. and Howey, D.A. (2018) Improving Optimal Control of Grid-Connected Lithium-Ion Batteries through More Accurate Battery and Degradation Modelling. *Journal of Power Sources*, **379**, 91-102. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2018.01.004>
- [59] Renganathan, S., Sikha, G., Santhanagopalan, S., *et al.* (2010) Theoretical Analysis of Stresses in a Lithium Ion Cell. *Journal of the Electrochemical Society*, **157**, A155. <https://doi.org/10.1149/1.3261809>
- [60] Mai, W.J., Yang, M. and Soghrati, S. (2019) A Particle-Resolved 3D Finite Element Model to Study the Effect of Cathode Microstructure on the Behavior of Lithium Ion Batteries. *Electrochimica Acta*, **294**, 192-209. <https://doi.org/10.1016/j.electacta.2018.10.072>
- [61] Naumann, M., Spingler, F.B. and Jossen, A. (2020) Analysis and Modeling of Cycle Aging of a Commercial LiFePO₄/Graphite Cell. *Journal of Power Sources*, **451**, Article ID: 227666. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2019.227666>
- [62] Zhang, M.H., Chouchane, M., Ali Shojae, S., *et al.* (2023) Coupling of Multiscale Imaging Analysis and Computa-

- tional Modeling for Understanding Thick Cathode Degradation Mechanisms. *Joule*, **7**, 201-220. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2022.12.001>
- [63] Wei, Y. and Ling, L.Y. (2021) State of Charge Estimation for Lithium-Ion Battery Based on Artificial Neural Network. 2021 *IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, Chongqing, 12-14 March 2021, 2454-2458. <https://doi.org/10.1109/IAEAC50856.2021.9390929>
- [64] Huang, M.H., Yan, Y.G. and Zhu, L.M. (2014) SOC Estimation of Lithium Iron Phosphate Battery Based on Improved BP Neural Network. *Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering)*, **36**, 790-793.
- [65] Wang, J., Liu, P., Hicks-Garner, J., *et al.* (2011) Cycle-Life Model for Graphite-LiFePO₄ Cells. *Journal of Power Sources*, **196**, 3942-3948. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2010.11.134>
- [66] Raccuglia, P., Elbert, K.C., Adler, P.D.F., Falk, C., Wenny, M.B., Mollo, A. and Green, W.H. (2016) Machine-Learning-Assisted Materials Discovery Using Failed Experiments. *Nature*, **533**, 73-76. <https://doi.org/10.1038/nature17439>
- [67] Hautier, G., Fischer, C.C., Ehrlacher, V., Jain, A. and Ceder, G. (2010) Data Mined Ionic Substitutions for the Discovery of New Compounds. *Inorganic Chemistry*, **50**, 656-663. <https://doi.org/10.1021/ic102031h>
- [68] Yang, Y.L. (2019) Research on SOC Estimation of Power Battery Based on Improved Neural Network. Master's Thesis, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=sf24_f5fySbtJTKNH_1B4V1yYO200A9blTuUyRXY_Y6O426VKR3Y5uvH-FuXxC9L-w4MQU1C_2b1f_2I2ApPsiRr9ShKjKiLI7QX-PjwexhCD74m2OF25gIdSXoKRc_1SbXzagr6opnc=&uniplatform=NZKPT&flag=copy
- [69] Evans, R. and Boreland, M. (2015) A Multivariate Approach to Utilizing Mid-Sequence Process Control Data. 2015 *IEEE 42nd Photovoltaic Specialist Conference (PVSC)*, New Orleans, 14-19 June 2015, 1-5. <https://doi.org/10.1109/PVSC.2015.7356283>
- [70] Cunha, R.P., Lombardo, T., Primo, E.N. and Franco, A.A. (2020) Artificial Intelligence Investigation of NMC Cathode Manufacturing Parameters Interdependencies. *Batteries & Supercaps*, **3**, 60-67. <https://doi.org/10.1002/batt.201900135>
- [71] Li, J.L., Qu, S.K., Huang, M.Y., *et al.* (2021) A Review of Current Research on Lithium-Ion Battery Modeling. *Thermal Power Generation*, **50**, 1-7. https://doi.org/10.1007/978-981-19-0844-6_1