

DOI: 10.3901/JME.2023.02.223

# 基于多物理过程约束的锂离子电池优化充电方法<sup>\*</sup>

魏中宝 钟 浩 何洪文

(北京理工大学机械与车辆学院 北京 100081)

**摘要:** 锂离子电池在快速充电过程中极易触发内部过热, 并加速寿命衰退, 因此在确保快速充电的同时主动约束锂离子电池重要中间物理状态具有重要意义。因此, 提出一种基于多物理过程变量约束的电池快速充电方法。建立电-热-老化综合模型, 并在典型充电场景下进行电热模拟精度验证; 在此基础上, 设计基于模型的荷电状态与内部温度估计方法, 兼顾充电速度、温度约束与寿命衰退抑制, 设计基于模型预测控制的快速充电策略。试验验证结果表明, 所提出的充电策略能主动限制电池内部温度始终低于预定阈值, 在相似的充电速度前提下, 所提出的充电策略相比优选的恒流恒压充电法具有更低的寿命衰退速率, 两者 200 次快充-放电循环的容量衰减分别为 2.12% 和 4.88%。所提出的快速充电策略基于模型预测控制方法实现了电池内部状态的有效约束, 综合提升了锂离子电池充电过程的快速性、安全性和耐久性。

**关键词:** 锂离子电池; 快速充电; 状态估计; 模型预测控制; 老化抑制

**中图分类号:** TM912

## Multiphysics-constrained Optimal Charging of Lithium-ion Battery

WEI Zhongbao ZHONG Hao HE Hongwen

(School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

**Abstract:** The lithium-ion battery (LIB) is prone to the expected over-heating and quick degradation during the fast charging. Therefore, it is of great significance to constrain the key intermediate physical states of LIB actively within a reasonable range, while pursuing the speed of charging. Motivated by this, a multiple physics-constrained fast charging strategy is proposed for the LIB. A comprehensive electro-thermal-aging model is established and validated under typical charging scenarios. On this basis, a model-based observer is designed to estimate the state of charge and internal temperature of LIB in real time. Accounting for multiple conflicting objectives, i.e., the charging speed, temperature rise and degradation rate, a model predictive control-based strategy is proposed to optimize the charging process of LIB. Experimental results suggest that the proposed charging strategy can actively constrain the internal temperature of battery below the predetermined threshold. With a comparable charging speed, the proposed charging strategy leads to a slower degradation than the widely-used constant-current-constant-voltage charging strategy. The capacity decays within 200 charge-discharge cycles are 2.12% and 4.88%, respectively, for the two strategies. Based on the model predictive control, the proposed fast charging strategy constrains the battery internal states effectively, while a comprehensive promotion in terms of rapidity, safety and life extension is realized.

**Key words:** lithium-ion battery; fast charging; state estimation; model predictive control; aging suppression

## 0 前言

锂离子电池以其高能量密度、高功率密度和长循环寿命等优良性能广泛应用于电动汽车动力系

统<sup>[1]</sup>。但是锂离子电池的充电速度一直是电动汽车便捷性的最大障碍之一, 也是影响电动汽车进一步推广的重要原因<sup>[2]</sup>。显然, 提高充电电流是加快充电速度最直接且有效的方式, 但这也易于导致电池过热、寿命快速衰退等问题, 严重时甚至会引发发热失控、起火、爆炸等灾难性事故<sup>[3-4]</sup>。因此, 在电池充电过程中, 如何智能兼顾充电的快速性、安全性与寿命预期是当前电池快速充电技术关注的重点。

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金资助项目(52072038)。20211227 收到初稿, 20220623 收到修改稿

基于规则的充电方法应用广泛。例如,传统的恒流恒压充电法(Constant current constant voltage, CCCV)首先进行恒电流充电,当电池端电压达到上限截止电压后改为恒压充电。这一方法简单易行,是电池管理系统中采用的主流充电方法,但绝非最优的充电策略。实际应用中,其截止电压和截止电流通常设计得过于保守,导致充电时间过长。为提升充电速度,在 CCCV 充电法的基础上,已有研究提出了改进的基于规则充电方法,如多阶段恒流充电法(Multistage constant current charging, MCC)、可变电流衰退充电法(Varying current decay charging, VCD)和 Boost 充电法等。以上充电方法虽然有利于提升充电速度,但约束过于简单,无法避免电池过热与快速衰退,可能造成安全事故<sup>[5-6]</sup>。

为提升充电过程的安全性,已有研究提出了基于关键中间状态约束的规则充电方法。例如,析锂副反应是导致电池内短路、寿命快速衰退的重要原因之一,主要发生在在负极对锂电位小于零的情况下<sup>[7-8]</sup>。因此,已有研究通过增加锂金属参比电极,制作三电极电池,以控制充电过程中电池的负极电势。通过试验的方式,获得电池无析锂的最大可充电电流。SIEG 等<sup>[9]</sup>根据三电极电池试验,得到了荷电状态-温度-电流 MAP 图,并在软包电池上进行充电试验,验证了充电策略的实用性。受限于既定规则或 MAP 图的离线标定属性,此类充电策略缺乏灵活性,难以实现对动态变化的中间状态进行有效约束。此外,基于规则的策略本身在充电时间、安全与老化抑制等方面都不是最优,难以兼顾关键中间状态约束与充电快速性。

针对上述充电方法所面临的问题,相关研究采用基于模型的优化控制策略,通过构建不同的目标函数和约束,能够实时优化充电电流,实现多个充电目标的智能兼顾。LIU 等<sup>[10]</sup>采用基于电热耦合模型的多目标生物地理学优化算法,较好地平衡了充电速度、电池温升和能量转换效率之间的矛盾。XU 等<sup>[11]</sup>结合伪二维电化学模型与动态规划算法,优化并限制了电池充电过程中的 SEI 增长、温升和析锂反应。CHEN 等<sup>[12]</sup>提出了基于一阶 RC 等效电路模型的模型预测控制(Model predictive control, MPC)充电策略,有效地降低了充电时间和电池平均温度。ZOU 等<sup>[2, 13]</sup>先后采用基于电热耦合模型和电化学模型的 MPC 充电策略,实现对电池充电的温升和析锂反应等过程的约束。以上方法能智能兼顾充电快速性与关键物理过程的有效约束,但是未考虑充电行为对电池长期老化进程的影响,并且仅限于理论

研究,并未对所提出的算法进行实际测试与验证。

本文提出了一种基于锂离子电池电-热-老化耦合模型的充电控制方法。采用扩展卡尔曼滤波法(Extended Kalman filter, EKF)实时估计荷电状态(State of charge, SOC)与电池内部温度;通过约束电热相关的关键中间状态,并对电池老化项施加惩罚,采用 MPC 方法对充电电流进行在线优化。试验结果表明,使用所提出的控制策略,在提高充电速度的同时电池 SOC、端电压、内部温度均较好约束在限定范围。长期循环老化试验结果表明,在同等充电时间下, MPC 充电策略明显减缓了电池健康状态的衰退。

## 1 电池模型

### 1.1 电学模型

电池的电学模型采用二阶 RC 等效电路模型,模型由一个恒压源、一个内阻和两对电容电阻组成,如图 1 所示。恒压源用以描述电池开路电势(Open circuit voltage, OCV)和 SOC 之间的关系,两对电容电阻则模拟了电池充放电过程中的极化现象。根据基尔霍夫电流电压定律,可用以下方程描述等效电路模型的状态变量

$$\frac{dSOC(t)}{dt} = -\frac{I(t)}{3600C_n} \quad (1)$$

$$\frac{dV_1(t)}{dt} = -\frac{V_1(t)}{R_1(t)C_1(t)} + \frac{I(t)}{C_1(t)} \quad (2)$$

$$\frac{dV_2(t)}{dt} = -\frac{V_2(t)}{R_2(t)C_2(t)} + \frac{I(t)}{C_2(t)} \quad (3)$$

式中,  $I$  为工作电流,  $C_n$  为额定容量,  $V_1$  和  $V_2$  表示极化电压。参数  $R_1$ 、 $C_1$ 、 $R_2$  和  $C_2$  分别表示两对电容电阻。

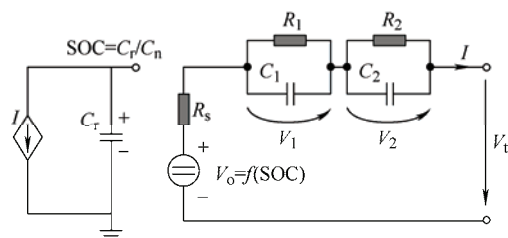


图 1 电池等效电路模型示意图

电池端电压可由以上状态变量计算得到,如式(4)所示

$$V_t(t) = V_o(SOC(t)) - V_1(t) - V_2(t) - R_s I(t) \quad (4)$$

式中,  $V_o$  为开路电势,  $R_s$  为内阻。

采用批量最小二乘法辨识模型参数。令  $U_L = V_t - V_o$ , 可由式(2)~(4), 得到二阶 RC 等效电路模型的传递函数如下式

$$G = \frac{U_L(s)}{I(s)} = - \left( R_s + \frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s} + \frac{R_2}{1 + R_2 C_2 s} \right) \quad (5)$$

采用双线性变换将传递函数从 s 域变换到 z 域, 采样频率取为 1 Hz, 得到系统离散化传递函数, 如式(6)所示

$$G(z^{-1}) = \frac{b_3 + b_4 z^{-1} + b_5 z^{-2}}{1 - b_1 z^{-1} - b_2 z^{-2}} \quad (6)$$

$$\begin{cases} R_s = \frac{b_3 - b_4 + b_5}{1 + b_1 - b_2} \\ R_1 R_2 C_1 C_2 = \frac{1}{4} \cdot \frac{1 + b_1 - b_2}{1 - b_1 - b_2} \\ R_1 C_1 + R_2 C_2 = \frac{1 + b_2}{1 - b_1 - b_2} \\ R_s + R_1 + R_2 = \frac{b_3 + b_4 + b_5}{1 - b_1 - b_2} \\ (R_s + R_2) R_1 C_1 + (R_s + R_1) R_2 C_2 = \frac{b_3 - b_5}{1 - b_1 - b_2} \end{cases} \quad (7)$$

由系统离散化传递函数可以得到模型离散差分方程, 如式(8)所示

$$U_L(k) = b_1 U_L(k-1) + b_2 U_L(k-2) + b_3 I(k) + b_4 I(k-1) + b_5 I(k-2) \quad (8)$$

经过  $N+2$  个时刻的采样后, 有如下输入输出数据关系

$$\begin{cases} U_L(3) = b_1 U_L(2) + b_2 U_L(1) + b_3 I(3) + b_4 I(2) + b_5 I(1) \\ U_L(4) = b_1 U_L(3) + b_2 U_L(2) + b_3 I(4) + b_4 I(3) + b_5 I(2) \\ \vdots \\ U_L(N+2) = b_1 U_L(N+1) + b_2 U_L(N) + b_3 I(N+2) + b_4 I(N+1) + b_5 I(N) \end{cases} \quad (9)$$

进而根据式(7)和批量最小二乘法(10)最终计算出待辨识参数  $R_s$ 、 $R_1$ 、 $C_1$ 、 $R_2$  和  $C_2$ 。

$$\beta_N = (\phi_N^T \cdot \phi_N)^{-1} \cdot \phi_N^T \cdot Y_N \quad (10)$$

式中, 根据式(9),  $\beta$ 、 $\phi$  和  $Y$  分别表示如下

$$\beta_N^T = (b_1, b_2, b_3, b_4, b_5) \quad (11)$$

$$\phi_N^T = \begin{pmatrix} U_L(2) & U_L(3) & \cdots & U_L(N+1) \\ U_L(1) & U_L(2) & \cdots & U_L(N) \\ I(3) & I(4) & \cdots & I(N+2) \\ I(2) & I(3) & \cdots & I(N+1) \\ I(1) & I(2) & \cdots & I(N) \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$Y_N^T = (U_L(3), U_L(4), \cdots, U_L(N+2)) \quad (13)$$

## 1.2 热模型

本文采用的热模型是将圆柱电池的核心温度和表面温度作为两个状态变量, 根据能量守恒定律, 建立起二者及环境之间的热量交换关系, 如图 2 所示。描述热模型状态变量的方程可由式(14)、(15)给出

$$\frac{dT_s(t)}{dt} = \frac{T_f - T_s(t)}{R_u C_s} - \frac{T_s(t) - T_c(t)}{R_c C_s} \quad (14)$$

$$\frac{dT_c(t)}{dt} = \frac{T_s(t) - T_c(t)}{R_c C_c} + \frac{Q(t)}{C_c} \quad (15)$$

式中,  $T_s$  和  $T_c$  分别表示电池表面温度和核心温度,  $T_f$  表示环境温度,  $R_u$ 、 $R_c$ 、 $C_c$  和  $C_s$  分别表示对流换热热阻、导热热阻、芯热容和表面热容。产热量  $Q(t)$  可由式(16)计算得到

$$Q(t) = I(t) \cdot [V_1(t) + V_2(t) + R_s \cdot I(t)] \quad (16)$$

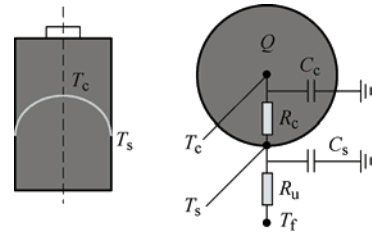


图 2 电池热模型示意图

热模型参数参考了文献[14], 具体数值见表 1。

表 1 热模型参数取值

参数	芯热容 $C_c/(J/K)$	表面热容 $C_s/(J/K)$	对流换热热阻 $R_u/(K/W)$	导热热阻 $R_c/(K/W)$
数值	62.7	4.5	15	1.94

## 1.3 寿命模型

基于能量吞吐量的模型可用于模拟预测电池的老化过程。文献[15]针对 A123-ANR26650 电池, 进行大量循环试验并对结果进行统计分析, 得出其吞吐量模型如下

$$\Delta C_n = B(c) \exp\left(\frac{-E_a(c)}{RT_a}\right) \cdot Ah(c)^z \quad (17)$$

式中,  $\Delta C_n$  表示容量损失百分比,  $R$  表示理想气体常数, 指数因子  $z=0.55$ 。变量  $c$  表示充电倍率,  $Ah$  是累积安时吞吐量。指数前因子  $B$  是充电倍率的函

数,可由表 2 插值得到。内部的平均温度  $T_a$ 可由式(18)计算

$$T_a = \frac{1}{2}(T_c + T_s) \quad (18)$$

活化能  $E_a(c)$ 可由式(19)计算

$$E_a(c) = (31\,700 - 370.3 \cdot c) \text{ J/mol} \quad (19)$$

表 2 指数前因子  $B$  插值表

$c$	0.5	2	6	10
$B(c)$	31 630	21 681	12 934	15 512

一般认为锂离子动力电池的额定容量衰减至初始额定容量的 80%后,电池达到寿命终止条件。因此,根据式(17),可以得到吞吐量  $Ah(c)$ 和电池寿命终止前的总循环数  $N$  的计算式分别如下

$$Ah(c, T_a) = \left[ 20 / B(c) \cdot \exp\left(\frac{-E_a(c)}{RT_a}\right) \right]^{1/2} \quad (20)$$

$$N(c, T_a) = 3\,600 Ah(c, T_a) / C_n \quad (21)$$

于是,电池健康状态(State of health, SOH)衰减可由式(22)计算

$$\Delta SOH_k = -\frac{|I_k| \Delta t}{2N_k(c, T_a) C_n} \quad (22)$$

式中,  $\Delta t$  表示电流的持续时间。

## 1.4 耦合模型

热模型中的电池产热量通过电学模型计算得到,老化模型中用到的电池平均温度依靠热模型求得。电-热-老化耦合模型的三个子模型间的耦合关系如图 3 所示。耦合模型的状态方程见式(1)~(3)和式(14)、(15),输出方程见式(4)。

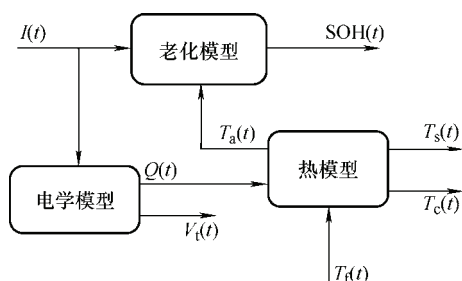


图 3 电-热-老化耦合模型耦合关系

## 2 快速充电策略

### 2.1 模型预测控制

模型预测控制是解决复杂约束优化控制问题的

有效方法<sup>[16-17]</sup>。MPC 的实现有三项基本原理:预测模型、滚动优化和反馈校正。锂离子电池充电问题的模型预测控制由滚动优化控制器、状态观测器和预测模型组成,如图 4 所示。滚动优化控制器包含约束和目标函数,预测模型采用电-热-老化耦合模型。每一采样时刻,控制器通过求解满足约束和目标函数的优化问题,得到控制电流为电池充电。测量电池端电压和表面温度,采用状态估计器,如卡尔曼滤波等,获得电池核心温度和 SOC 等。根据此状态估计结果进行新一时刻的充电电流优化求解,重复上述,构成完整的充电模型预测控制。

MPC 充电过程的原理可由图 4 表示。参考轨迹表示了电池温度或 SOC 等状态的期望轨迹,是控制过程追求的目标状态。以  $k$  时刻作为当前时刻,根据预测模型预测未来一段时域内  $[k, k+N_p]$  的电池状态,即预测状态轨迹。通过求解满足约束和目标函数的优化问题,使得预测状态轨迹最优地接近参考轨迹,并得到预测充电电流序列。取序列中的第一个元素作为  $k+1$  时刻的充电电流,为电池充电。当时间来到下一时刻,重复上述过程,如此滚动地完成一个个带约束的优化问题,实现电池充电控制。

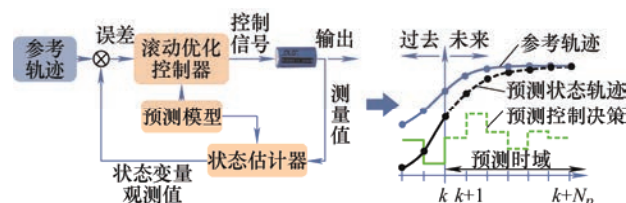


图 4 电池充电模型预测控制原理示意图

### 2.2 状态观测器

本文提出的模型预测控制充电策略是一种状态反馈控制,因此系统需要在控制过程中能够获取内部状态信息。但是这些状态中包含了 SOC 和  $T_c$  等无法直接测量的变量,因此需要采用适当的状态观测器估计电池内部状态。EKF 常用于电池的状态估计,不仅能够应用于非线性模型,也能够很好地处理电池系统的测量噪声和过程噪声<sup>[18]</sup>。本文采用 EKF 估计 SOC 和  $T_c$ ,算法总结如表 3 所示。

定义系统的状态向量  $\mathbf{x}(t)$ ,输入向量  $\mathbf{u}(t)$ 以及可测输出向量  $\mathbf{y}(t)$ 如下

$$\mathbf{x}(t) = [V_1(t), V_2(t), SOC(t), T_s(t), T_c(t)]^T \quad (23)$$

$$\mathbf{u}(t) = [I(t), T_0(t)]^T \quad (24)$$

$$\mathbf{y}(t) = [V_t(t), T_s(t)]^T \quad (25)$$

表 3 EKF 算法程序

初始化变量: $\hat{x}_0, P_0, S_w, S_v$
定义状态空间: $F_k = \frac{\partial f(x(k-1), u(k-1))}{\partial x}, G_k = \frac{\partial g(x(k), u(k))}{\partial x}$
其中 $k = 1, 2, \dots$
系统状态时间更新: $\hat{x}(k) = f(x(k-1), u(k-1))$
误差协方差时间更新: $P_k = F_k P_{k-1} F_k^T + S_w$
卡尔曼增益更新: $K_k = P_k G_k^T (G_k P_k G_k^T + S_v)^{-1}$
系统状态测量更新: $x(k) = \hat{x}(k) + K_k (z(k) - g(\hat{x}(k), u(k)))$
误差协方差测量更新: $P_k = (E - K_k G_k) P_k$

由式(1)~(4)、(14)、(15)及一阶泰勒展开线性化, 可以得到离散化的系统矩阵  $F$  和输出矩阵  $G$ , 表达式如式(26)、(27)所示

$$F_k = \begin{pmatrix} \exp\left(\frac{-1}{R_1 C_1}\right) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-1}{R_2 C_2}\right) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 - \frac{R_c + R_u}{R_u R_c C_s} & \frac{1}{R_c C_s} \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{R_c C_c} & \frac{R_c C_c - 1}{R_c C_c} \end{pmatrix} \quad (26)$$

$$G_k = \begin{pmatrix} -1 & -1 & \frac{dV_o(\text{SOC})}{d\text{SOC}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (27)$$

根据此离散化的系统状态空间表达, 结合 EKF 算法程序, 可以实现电池 SOC 和  $T_c$  的估计。

### 2.3 充电控制方程

在锂离子电池快速充电过程中, 需要着重考虑充电速度与电池容量衰退之间的平衡。因此, 可以在优化充电问题中, 构建与充电倍率和 SOH 衰减相关的目标函数, 调整其权重以平衡充电速度与 SOH 衰减。本文中, 目标函数如下

$$J = \omega_1 C_1 + \omega_2 C_2 + \omega_3 C_3 \quad (28)$$

式中,  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  和  $\omega_3$  分别表示不同控制目标的权重。

$C_1$  表示充电速度, 可由式(29)计算

$$C_1 = |\text{SOC}_T - \text{SOC}_t| \quad (29)$$

式中,  $\text{SOC}_T$  和  $\text{SOC}_t$  分别表示充电结束时的目标 SOC 和当前时刻的 SOC。大的充电倍率会迅速缩小  $\text{SOC}_T$  和  $\text{SOC}_t$  之间的差值, 进而减小  $C_1$ 。而在充电过程中, 大的充电倍率意味着更快的充电速度, 充电时间也随之缩短。

$C_2$  表示 SOH 衰减量, 可由式(30)计算

$$C_2 = |\Delta\text{SOH}| \quad (30)$$

式中,  $\Delta\text{SOH}$  表示两个采样时间内电池健康状态的

变化值。

在实际应用中希望电流能够随时间平稳变化, 对于电流快速起伏变化的惩罚可由式(31)计算

$$C_3 = (\Delta I)^2 \quad (31)$$

## 3 仿真结果与讨论

### 3.1 状态估计结果

4C 恒流充电工况下电池核心温度和 SOC 的估计值与真实值的对比如图 5 所示。在初始 SOC 存在 20% 的误差时, EKF 估计能够使得 SOC 估计结果迅速收敛到真实值附近。同样, 在电池初始温度存在 1 °C 的误差时, EKF 估计能够使得核心温度估计结果迅速收敛到真实值附近。核心温度和 SOC 估计结果在稳态时的平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)分别为 0.1 °C 和 0.011。结果表明, EKF 算法实现的精度能够满足电池 SOC 和核心温度的准确估计, 为状态反馈控制提供准确的电池状态。

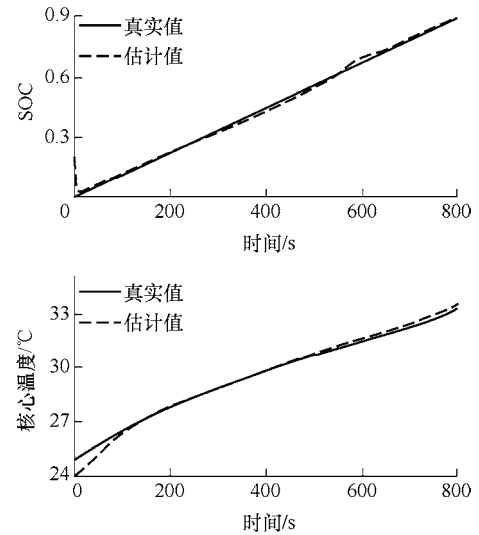


图 5 EKF 状态估计结果

### 3.2 时间最短充电策略

目标函数中,  $C_2$  是对电池 SOH 衰减的惩罚。由于高倍率充电情况下, 电池温度迅速升高, 由老化模型可知, 电池 SOH 衰减会增大。因此,  $C_2$  会限制充电速度。令其权重  $\omega_2$  为零, 可以得到时间最短充电策略。根据电池生产商给出的电池工作范围, 电池工作状态约束如下。

$$0.05C \leq I \leq 6C \quad (32)$$

$$2V \leq V_t \leq 3.6V \quad (33)$$

$$0 \leq \text{SOC} \leq 100\% \quad (34)$$

$$30^\circ\text{C} \leq T_c \leq 45^\circ\text{C} \quad (35)$$



时间最短充电策略如图 6 所示。从充电电流曲线来看,此条件下的 MPC 充电策略的电流出现三次明显的下降。电流降低的原因分别是电池核心温度触发了约束、端电压触发约束以及电池充满电。电流在触发约束前都是以约束允许的最大电流进行充电,只有当约束触发时,充电电流才出现下降。因此,此策略下的充电时间是最短的。此外,电池端电压及核心温度约束效果明显,电池端电压始终不超过 3.6 V,核心温度也被严格约束在 45 °C 以下。

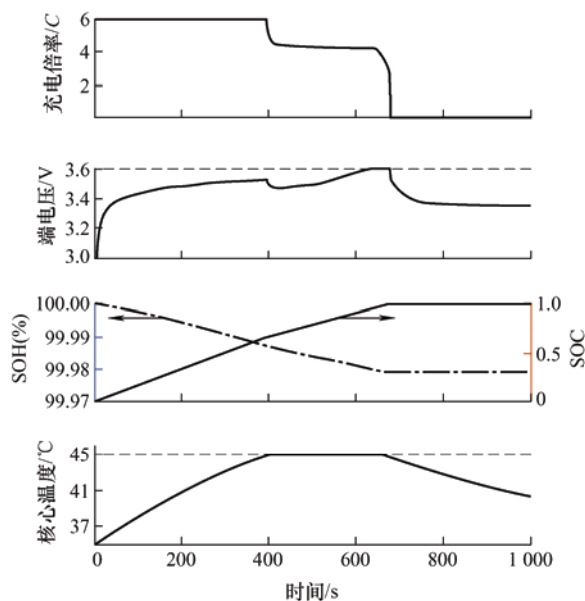


图 6 最短充电时间的 MPC 充电策略仿真

### 3.3 平衡充电策略

由寿命模型可知,电池的 SOH 衰减随着充电倍率的增大而加快,充电速度与 SOH 衰减之间存在必然的矛盾。提高目标函数中权重  $\omega_2$ ,可以抑制电池老化,但同时也会减缓电池充电速度。权重  $\omega_1$  取 0.000 1,调整权重  $\omega_2$ ,可以得到电池充电时间和 SOH 衰减之间的优化问题的帕累托前沿,如图 7 所示。在多目标优化问题中,帕累托前沿表征了最优解集。此问题中,相对帕累托前沿,不存在优化策略使得充电时间更短且 SOH 衰减更小,即所有充电策略均位于曲线右上侧。

对比图 7 中充电时间最长和最短的两点,最短充电时间的 SOH 衰减增加了 59.8%,因此调整权重能够实现缓解电池老化的效果。但是当充电时间长于 40 min 左右,这种减缓充电速度以缓解电池老化的效果不再明显。同时,图 7 给出了实际充电时根据不同需求选择充电策略的依据。虽然可以选择更快地充电,也可以选择寿命更友好地充电,但却无法同时兼顾充电速度与电池寿命衰退。在实际应用中,为实现快速充电需要牺牲电池的健康状态,

但却应始终保证电池运行在安全合理的工作区间内。因此,通过对电池核心温度、荷电状态和端电压等的约束,实现锂离子电池多物理约束的充电方法是一种更为合理的快速充电策略,能够在保证充电快速性的同时,有效保障电池安全及寿命衰退。

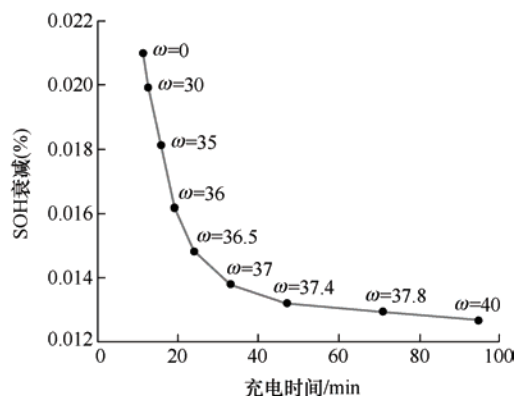


图 7 电池充电时间和寿命衰减优化问题的帕累托前沿

图 8 展示了三组调整了权重  $\omega_2$  后的充电曲线对比结果。增大 SOH 衰减的权重,使得充电电流和电池温度同时降低,导致 SOH 衰减减小。采用 MPC 充电策略,对于任意权重,都可以优化得到相应充电时间和 SOH 衰减的平衡充电曲线,并保证温度、端电压和 SOC 满足约束。

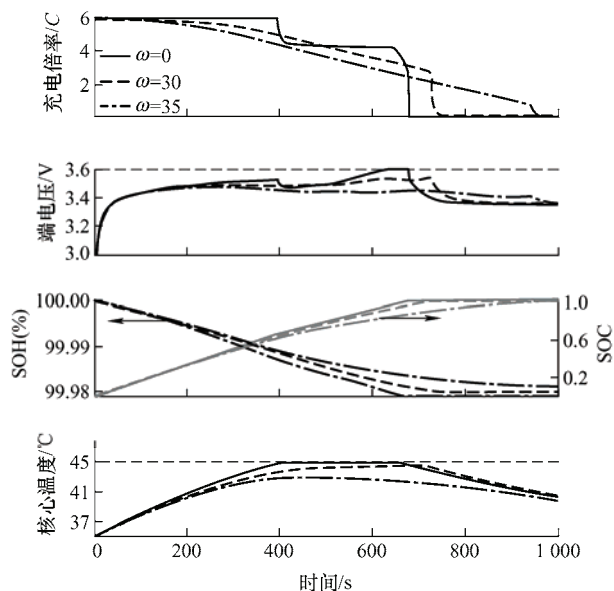


图 8 不同权重的 MPC 优化充电策略

从仿真结果可以看出,所提出的基于多物理过程约束的锂离子电池优化充电方法能够准确估计电池内部状态并通过反馈校正,保证控制精度。通过求解带约束的优化问题,充电策略使得电池在各内部状态不超过约束的前提下,实现充电速度与老化抑制之间的优化平衡。

4 试验结果与讨论

4.1 电池模型验证

为保证结果的可靠性，基于 A123-ANR26650 电池开展了一系列的试验以验证文中的电热模型精度机充电策略的合理性。模型精度验证试验具体方法如下。电池置于环境箱中进行试验，环境温度设置为 25℃。在电池表面轴向的不同位置粘贴了 2 个 K 型热电偶，取算数平均值作为电池表面温度的测量值。电池在 Arbin 测试系统中，分别以 2C、4C 和 6C 倍率的电流进行恒流充放电试验。充电过程中，电池由 0%SOC 开始，端电压达到 3.6 V 充电结束。放电过程中，电池由 100%SOC 开始，至 10%SOC 结束。端电压与表面温度的试验结果和电热模型仿真结果共同绘制于图 9 中。根据对比结果可以看出，本文采用的电热模型在不同倍率下，具有较高精度。端电压与表面温度的方均根误差(Root mean squared error, RMSE)和 MAE 见表 4。结果表明，所采用的电热模型能准确描述不同充放电倍率下的电池电热特性，可作为 MPC 的模型依据。

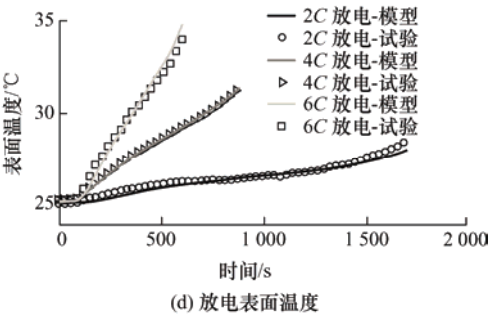
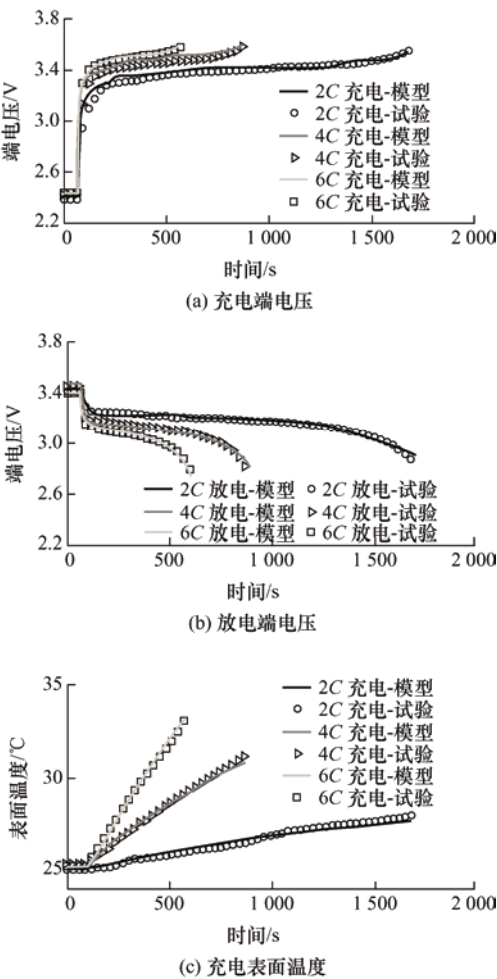


图 9 模型验证结果

表 4 不同充电倍率下的模型误差

	端电压/V			表面温度/℃		
	2C	4C	6C	2C	4C	6C
MAE	0.019 9	0.029 4	0.014 6	0.150	0.080	0.260
RMSE	0.029 7	0.034 9	0.024 2	0.164	0.102	0.296

4.2 充电策略对比

CCCV 是实际应用中常见的充电方法之一。因此，这里将 2C、4C、6C CCCV 充电的试验结果与所提出的 MPC 充电策略试验结果进行对比评价，如图 10 所示。图中结果显示，2C CCCV 充电策略明显具有更小的温升和更少的寿命衰退，但其充电时间接近是 6C CCCV 充电的 3 倍，4C CCCV 充电的 2 倍。而 6C CCCV 充电虽然具有最短的充电时间，但是充电过程中电池核心温度超出了温度约束范围，对电池的寿命及安全有不利影响。表 5 总结了各充电策略的充电时间及温升大小。显然，电池实际充电过程中，充电速度与温升是相互矛盾的，只能在二者之间做出取舍。

将仿真得到的 MPC 充电策略的电流应用于真实的电池充电过程。如图 10 所示，相比于传统的 CCCV 充电策略，所提出的 MPC 充电策略能更好地兼顾充电快速性与电芯温度约束，其电流控制结果近似于一种多阶段恒流恒压充电：① 起始阶段各个约束均未触发，因此以 6C 倍率上限进行恒流充电以提升充电速度；② 随后电芯内部温度触发阈值，开始进入恒温充电模式，期间电流切换至约 4C；③ 最后阶段充电端电压触发上限，充电过渡至 CV 阶段，充电电流迅速减小，电芯温度随之下降。综合来看，MPC 充电策略在充电时间上略高于 6C CCCV 策略，显著低于 4C 与 2C CCCV 策略。与此同时，MPC 策略下电池最高核心温度与 4C CCCV 策略基本相同，显著低于 6C CCCV 策略。可以看出，所提出 MPC 策略可认为兼具 6C CCCV 的充电速度与 4C CCCV 的充电温度约束特性，是两者的理想平衡。

表 5 不同充电策略的充电时间与温升对比

	充电时间/s	温升/℃
MPC	1 079	9.39
2C-CCCV	2 308	2.62
4C-CCCV	1 301	9.03
6C-CCCV	922	12.68

### 4.3 循环老化试验验证

对于充电策略性能的验证, 不仅需要进行单次充电试验, 验证电池核心温度和端电压等约束是否起到预期效果, 还需要进行长周期循环充放电的耐久性测试, 以验证充电策略对电池老化抑制的能力。因此, 分别采用 6C CCCV 和 MPC 充电策略进行 200 次循环充放电试验。试验过程中, 环境条件设置保持一致, 循环中电池的放电倍率均采用 0.3C, 仅充电策略存在区别。

6C CCCV 和 MPC 充电策略的单次充电试验对比结果如图 10 所示。从 SOC 曲线对比可以看出, MPC 充电与 6C CCCV 充电二者的充电速度相差很小, 但核心电池核心温度曲线表明, 6C CCCV 充电策略下电池核心温度始终高于 MPC 充电下的结果。此外, MPC 充电策略对电池核心温度起到了明显的限制作用, 其内部温度始终低于预定阈值。由此可见, MPC 充电策略对电池核心温度和端电压起到了预期的约束效果, 并且优化效果明显, 在相似的充电时间下, 有效地降低了电池温升。

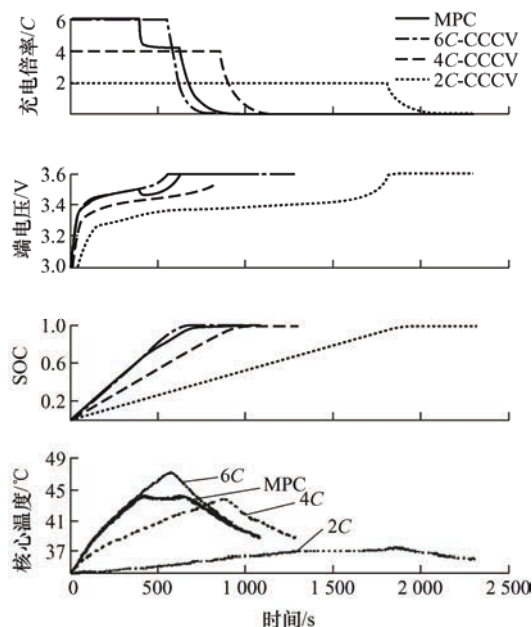


图 10 充电策略的试验结果对比

根据放电容量判断电池容量损失, 试验结果如图 11 所示。图中显示, 6C CCCV 充电策略下, 电池的容量损失速率明显快于所提出的充电策略。经

过 200 个充放电循环后, MPC 策略与 6C CCCV 充电策略下电池的具体容量损失情况如表 6 所示。前 100 次循环中, MPC 充电策略作用下的电池容量损失相比 6C 恒流恒压充电策略减少了 13.1%。前 200 次循环中, MPC 充电策略作用下的电池容量损失相比 6C 恒流恒压充电策略减少了 56.6%。与预期一致, 温度约束与老化惩罚机制对提高电池寿命起到了明显的作用。循环充放电试验也表明, 相比 6C CCCV 充电策略, MPC 充电策略能够有效抑制电池老化。

表 6 不同充电策略的容量损失 %

容量损失	前 100 次循环	前 200 次循环
MPC	1.06	2.12
6C-CCCV	1.22	4.88

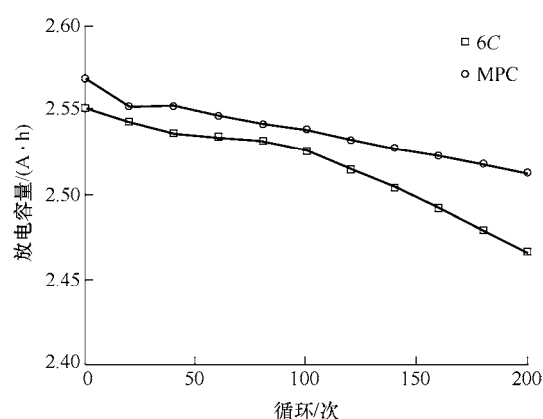


图 11 6C CCCV 与所提出策略的容量衰减

## 5 结论

本文针对锂离子电池快速充电问题, 提出了多物理约束的预测控制充电策略。建立 A123-ANR26650 电池的电-热-老化耦合模型, 并以充电时间和 SOH 衰减为目标建立优化目标函数, 设计快速充电策略。进行充放电循环试验, 验证模型精度并对比分析充电策略性能优劣, 具体结论总结如下。

(1) 所提出的充电策略能有效保证电池各内部状态不超过规定约束, 同时实现了充电速度与老化抑制之间的优化平衡。

(2) 循环老化试验验证了所提出的充电策略的优越性。在相似的充电速度下, 通过对电池核心温度的约束, 大幅减缓了电池老化速率。200 次充放电循环后, 所提出的充电策略电池容量损失 2.12%, 而 6C 恒流恒压策略下电池容量损失 4.88%。



## 参 考 文 献

- [1] 戴海峰, 姜波, 魏学哲, 等. 基于充电曲线特征的锂离子电池容量估计[J]. 机械工程学报, 2019, 55(20): 52-59.  
DAI Haifeng, JIANG Bo, WEI Xuezhe, et al. Capacity estimation of lithium-ion batteries based on charging curve features[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(20): 52-59.
- [2] ZOU C, HU X, WEI Z, et al. Electrothermal dynamics-conscious lithium-ion battery cell-level charging management via state-monitored predictive control[J]. Energy, 2017, 141: 250-259.
- [3] 王春雨, 崔纳新, 李长龙, 等. 基于电热耦合模型和多参数约束的动力电池峰值功率预测[J]. 机械工程学报, 2019, 55(20): 28-35.  
WANG Chunyu, CUI Naxin, LI Changlong, et al. State of power prediction based on electro-thermal battery model and multi-parameter constraints for lithium-ion battery[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(20): 28-35.
- [4] 张亚军, 王贺武, 冯旭宁, 等. 动力锂离子电池热失控燃烧特性研究进展[J]. 机械工程学报, 2019, 55(20): 17-27.  
ZHANG Yajun, WANG Hewu, FENG Xuning, et al. Research progress on thermal runaway combustion characteristics of power lithiumion batteries[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(20): 17-27.
- [5] KEIL P, JOSSEN A. Charging protocols for lithium-ion batteries and their impact on cycle life—An experimental study with different 18650 high-power cells[J]. Journal of Energy Storage, 2016, 6: 125-141.
- [6] TOMASZEWSKA A, CHU Z, FENG X, et al. Lithium-ion battery fast charging: A review[J]. eTransportation, 2019(1): 100011.
- [7] 张彩萍, 李峰, 张琳静, 等. 基于正负极动力学特性的锂离子电池优化充电方法研究[J/OL]. 北京航空航天大学学报, 2020. [2021-07-28]. <https://www.cnki.com.cn/Article/CJFDTotal-BJHK20201228005.htm>.  
ZHANG Caiping, LI Feng, ZHANG Linjing, et al. Research on optimized charging strategy of lithium-ion batteries based on the dynamic characteristics of electrodes[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020. [2021-07-28]. <https://www.cnki.com.cn/Article/CJFDTotal-BJHK20201228005.htm>.
- [8] GE H, AOKI T, IKEDA N, et al. Investigating lithium plating in lithium-ion batteries at low temperatures using electrochemical model with NMR assisted parameterization[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2017, 164(6): A1050-A1060.
- [9] SIEG J, BANDLOW J, MITSCH T, et al. Fast charging of an electric vehicle lithium-ion battery at the limit of the lithium deposition process[J]. Journal of Power Sources, 2019, 427: 260-270.
- [10] LIU K, LI K, MA H, et al. Multi-objective optimization of charging patterns for lithium-ion battery management[J]. Energy Conversion and Management, 2018, 159: 151-162.
- [11] XU M, WANG R, ZHAO P, et al. Fast charging optimization for lithium-ion batteries based on dynamic programming algorithm and electrochemical-thermal-capacity fade coupled model[J]. Journal of Power Sources, 2019, 438: 227015.
- [12] CHEN G J, LIU Y H, CHENG Y S, et al. A novel optimal charging algorithm for lithium-ion batteries based on model predictive control[J]. Energies, 2021, 14(8): 2238.
- [13] ZOU C, HU X, WEI Z, et al. Electrochemical estimation and control for lithium-ion battery health-aware fast charging[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(8): 6635-6645.
- [14] LIN X, PEREZ H E, MOHAN S, et al. A lumped-parameter electro-thermal model for cylindrical batteries[J]. Journal of Power Sources, 2014, 257: 1-11.
- [15] EBBESEN S, ELBERT P, GUZZELLA L. Battery state-of-health perceptive energy management for hybrid electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(7): 2893-2900.
- [16] 张凤奇, 胡晓松, 许康辉, 等. 混合动力汽车模型预测能量管理研究现状与展望[J]. 机械工程学报, 2019, 55(10): 86-108.  
ZAHNG Fengqi, HU Xiaosong, XU Kanghui, et al. Current status and prospects for model predictive energy management in hybrid electric vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(10): 86-108.
- [17] ZOU C, KLINTBERG A, WEI Z, et al. Power capability

prediction for lithium-ion batteries using economic nonlinear model predictive control[J]. Journal of Power Sources, 2018, 396: 580-589.

- [18] PLETT G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs[J]. Journal of Power Sources, 2004, 134(2): 252-261.

---

作者简介: 魏中宝, 男, 1988 年出生, 教授。主要研究方向为新能源汽车, 动力电池系统管理与控制。

E-mail: weizb@bit.edu.cn

钟浩, 男, 1997 年出生, 博士研究生。主要研究方向为电池建模与控制。

E-mail: 3120205227@bit.edu.cn

何洪文(通信作者), 男, 1975 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为新能源汽车综合控制。

E-mail: hwhebit@bit.edu.cn