

基于电-热-老化耦合模型的自适应多段恒流充电研究

李夔宁^{1,2}, 张宏济^{1,2}, 谢 翌³, 傅春耘³

(1. 重庆大学 低品位能源利用技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044; 2. 重庆大学 能源与动力工程学院, 重庆 400044; 3. 重庆大学 汽车工程学院, 重庆 400044)

摘 要: 基于一阶 RC 等效电路模型、热网络法以及老化模型建立了锂离子电池的电-热-老化耦合的多状态联合估计模型,采用粒子群优化算法建立阶数自适应的多段恒流充电策略.通过构建充电时间-电池寿命的帕累托边界曲线,得到了电池最短充电时间($\beta=1$)、最小老化($\beta=0$)及平衡($\beta=0.02$)充电三种充电策略,并与 CC-CV 充电策略进行了对比.结果表明,最短时间充电与 2C CC-CV 具有很高的一致性.最小老化充电与 0.1C CC-CV 充电的老化损失都很小,但前者缩短了 61.7% 的充电时间.平衡充电策略相比于最小老化策略,仅牺牲 0.06% SOH,缩短 71.19% 的充电时间.相比于 0.5C CC-CV 充电策略,平衡充电策略的充电时间减少了 44.9%.

关 键 词: 锂离子电池;电-热-老化耦合模型;自适应多段恒流;粒子群优化算法;帕累托边界

中图分类号: TK 432 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2019)09-1323-07

Study on Self-Adaptive Multistage Constant Current Charging Based on Electro-Thermal-Aging Coupling Model

LI Kui-ning^{1,2}, ZHANG Hong-ji^{1,2}, XIE Yi³, FU Chun-yun³

(1. Key Laboratory of Low-Grade Energy Utilization Technologies and Systems, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. School of Energy and Power Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3. School of Automotive Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China. Corresponding author: LI Kui-ning, E-mail: leekn@cqu.edu.cn)

Abstract: An electro-thermal-aging coupling multi-state joint-estimation model of lithium-ion batteries was built based on the first-order RC equivalent circuit model, the thermal network method and the aging model. Particle swarm optimization (PSO) algorithm was adopted to establish a self-adaptive multistage constant current (SMCC) charging strategy whose stages were adaptive to the objective function. By constructing the Pareto frontier of charging time and battery life, three charging strategies, including the minimum-time charge, the minimum-aging charge and the balanced charge, were obtained. Then they were compared with the CC-CV charges. The results show that the minimum-time charge is highly consistent with the 2C CC-CV. The aging losses of the minimum-aging charge and the 0.1C CC-CV are very small, but the former reduces charging time by 61.7%. Compared with the minimum-aging charge, the charging time of the balanced charge is reduced by 71.19% at the expense of 0.06% SOH. Compared with the 0.5C CC-CV charge, the charging time of the balanced charge is reduced by 44.9%.

Key words: lithium-ion batteries; electro-thermal-aging coupling model; SMCC (self-adaptive multistage constant current); particle swarm optimization (PSO) algorithm; Pareto frontier

电动汽车锂电池作为电动汽车的动力核心,一直是人们研究的重点.一方面,过长的充电时间会降低电动汽车的实用性,严重影响到用户的使用^[1];另一方面,过高的充电电流导致电池温度

快速上升,大幅缩短使用寿命^[2]. 因此如何权衡充电时间和电池寿命之间的矛盾,选择合理的充电策略至关重要.

现大多数厂商使用传统的 CC - CV 充电方式,这种充电方式在恒压阶段花费了太多的时间,不适用于锂电池的快速充电. 众多学者建立等效电路模型模拟电池动态特性对充电策略进行了相关研究. 时间常数离散化^[3]、伪谱法^[4]、单步控制法^[5]、参数拟合^[6]等方法被提出,用以求解非线性多目标优化问题. 然而这些方法一般没有考虑热电耦合作用,且没有综合考虑电池老化的影响. Liu 等^[7]依据蚁群算法将五段电流多次择优组合选出最优的充电策略. 这些文献没考虑 SOH (state of health) 等单次实验不能精确获得的参数,且他们的电流固定为五段,具有相当的局限性. 本文提出一种基于电 - 热 - 老化耦合模型的自适应多段恒流 (self-adaptive multistage constant current, SMCC) 充电策略. 该策略分别基于一阶 RC 模型、热网络模型以及电池的老化模型建立了锂离子电池的 SOC - SOH - SOT 多状态联合估计. 本文所建立的电池热模型除了考虑内阻所产生的不可逆热之外,还加上了反应热,使得热模型更加准确. 为解决充电时间以及电池老化这一对矛盾问题,本文采用权重系数的方式,建立了充电时间和电池老化的多目标优化模型. 为突破多段恒流充电中固定充电阶数的限制,本文在 PSO 算法中加入了自适应维数,建立了自适应多段恒流充电策略. 此外,文章还研究了不同权重系数下,电池的最优充电策略,得到了相应的帕累托边界图,并与传统 CC - CV 策略进行对比分析.

1 电 - 热 - 老化多参数联合估计模型

电 - 热 - 老化多参数联合估计模型之间的耦合关系如图 1 所示. 电流输入电模型计算电压等电气参数,输入热模型计算电池的产热、散热以及温度,输入老化模型计算老化损失. 热模型的温度分别反馈至电模型中,计算电模型的欧姆电阻、RC 电路参数、SOC (state of charge) 等电学参数,完成电气参数计算后,温度反馈至老化模型中,并同电流进行耦合计算老化损失,得到电池的 SOH.

1.1 电模型及其参数

等效电路模型建模简单,且能够较好地反映电池的相关特性,故本文基于一阶 RC 模型建立

电池的电模型. 式中 U_{ocv} 为电池开路电压, U_k 为端电压,极化电压为 U_p , R_0 为欧姆内阻, R_1 , C_1 分别为极化电阻、极化电容, C_{bat} 为电池标称容量. 它们间关系可由式(1) ~ 式(3)进行计算:

$$U_k(\tau) = U_{ocv}(SOC) + I(\tau) \cdot R_0(t, SOC) + U_p;$$

（1）

$$U_p(\tau) = U_p(0) e^{\frac{-\tau}{R_1(t, SOC)C_1(t, SOC)}} + I(\tau)R_1(t, SOC)(1 - e^{\frac{-\tau}{R_1(t, SOC)C_1(t, SOC)}});$$

（2）

$$SOC(\tau) = 100 \int_{\tau_0}^{\tau} \frac{I}{3600C_{bat}} d\tau.$$

（3）

式中 R_0 , R_1 , C_1 与电池温度、SOC 的相互关系可直接通过实验测得^[8]. 电池实验测试时,先将电池以 CC - CV 的方式充满,环境温度由恒温箱调整为定值,静置 1 h 使电池内部电化学反应和温度达到平衡状态. 之后,电池按如图 2 所示的电流进行放电. 当电池达到某 SOC 后,对电池静置 1 h,待电压稳定后,对电池的开路电压进行测量,即得到对应 SOC 下的 U_{ocv} ,最终得到整个 SOC 下的开路电压.

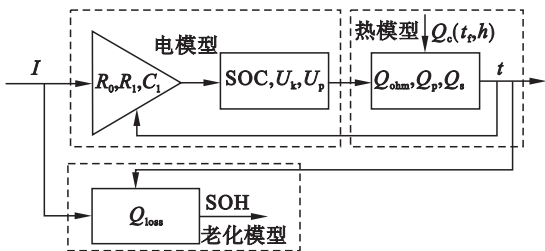


图 1 电 - 热 - 老化耦合模型
Fig. 1 Electro-thermal-aging coupling model

研究表明电池瞬间响应电流变化的压降是由欧姆内阻引起的,故可以通过电压降与脉冲电流计算欧姆内阻:

$$R_0 = \frac{\Delta U_s}{I}.$$

（4）

如图 2 所示,极化电压 $\Delta U_p(\tau_r)$ 随时间 τ_r 缓慢变化. 计算实验得到的极化电压 $\Delta U_p(\tau_r)$ 与式(2)推导得到的极化电压 $U_p(\tau_r)$ 的差值平方和,拟合计算两者差值平方和达到最小值时的 $R_1(t, SOC)$, $C_1(t, SOC)$ 值. R_1 , C_1 随 SOC 变化曲线,如图 3 所示.

1.2 热模型

电池的热模型包括产热模型与传热模型,其相互关系如图 4 所示.

Bernardi 等^[9]的研究表明电池内部的产热主要包括可逆热与不可逆热. 不可逆热由电池电阻 (欧姆内阻以及极化内阻) 产生,可逆热也称为反应热,由锂离子在正负极脱嵌、嵌入所发生的化学

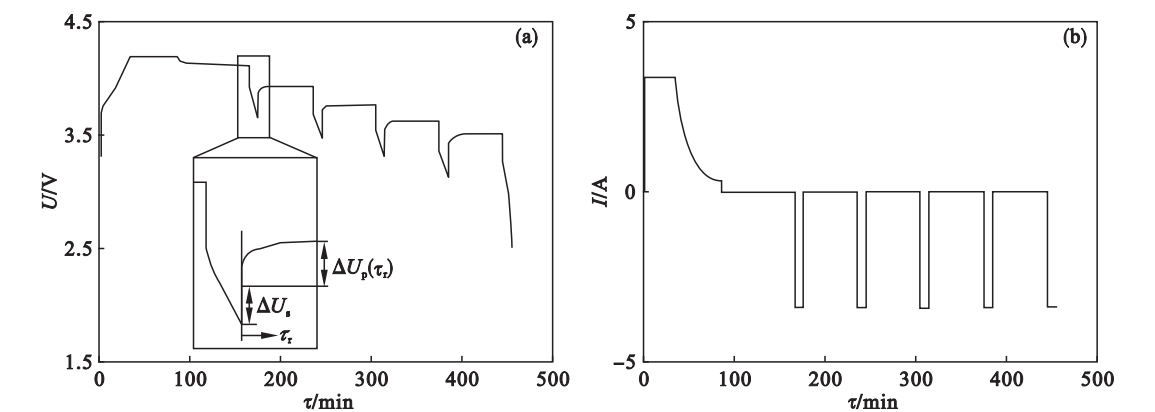


图 2 脉冲放电实验
Fig. 2 Discharging pulse test
(a)—电压；(b)—电流.

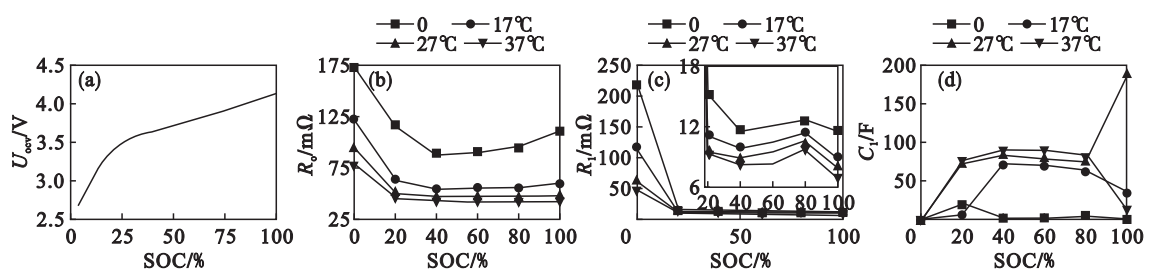


图 3 不同温度、SOC 下的电参数
Fig. 3 Electrical parameters under different temperatures and SOC
(a)— U_{ocv} ；(b)— R_0 ；(c)— R_1 ；(d)— C_1 .

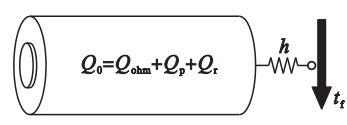


图 4 热模型示意图
Fig. 4 Schematic of the thermal model

反应导致的熵变产生. 总产热量、欧姆内阻的产热量、极化内阻的产热量以及反应热的数学表达式分别如式(5)~式(8)所示:

$$\begin{aligned} Q_0 &= Q_{ohm} + Q_p + Q_r; \\ Q_{ohm} &= I^2 R_0; \\ Q_p &= I^2 R_1; \\ Q_r &= IT(dU_{ocv}/dT)_{soc}. \end{aligned} \tag{5-8}$$

式中: Q_0 为电池自身产生的总热量; Q_{ohm} 为欧姆电阻产热; Q_p 为极化产热; Q_r 为可逆热; dU_{ocv}/dT 为温升系数,其值可根据不同 SOC 下,温升与开路电压变化的测试数据进行计算. 在电池传热方面,本文将基于集总参数法对电池与外界的热交换进行建模. 对于电池与周围流体的对流换热,可基于式(9)进行计算.

$$Q_c = hA(t - t_f). \tag{9}$$

式中: A 为电池表面的换热面积; t_f 为外界流体温度; h 为对流换热热阻,通过实验测量计算对应换

热系数. 首先,将恒温箱设定为定值,待内部温度稳定后,通过 Testo 425 热线风速仪测量电池表面风速. 根据式(10)~式(12)可以计算电池表面对流换热系数:

$$Re = ul/v; \tag{10}$$

$$Nu = 0.683Re^{0.466}Pr^{1/3}; \tag{11}$$

$$Nu = hl/\lambda. \tag{12}$$

式中: Re 为雷诺数; l 为特征长度; v 为空气黏性系数; Pr 为普朗特数; Nu 为努赛尔数,由经验公式给出; λ 为导热系数. 由能量守恒可知,电池内部由于温度变化热量 Q_{bat} (见式(13))与电池内部产热与对外散热的关系如式(14)所示:

$$Q_{bat} = mc(dt/d\tau); \tag{13}$$

$$Q_{bat} = Q_0 - Q_c. \tag{14}$$

将式(6)~式(9)和式(13)分别代入式(14)左右两侧,可得到电池温度与电特性的关系,如式(15)所示:

$$\begin{aligned} mc(dt/d\tau) &= I^2 R_0 + I^2 R_1 + IT(dU/dT)_{soc} - \\ &\quad hA(t - t_f). \end{aligned} \tag{15}$$

式中: m 为电池质量; c 为电池比热容.

1.3 老化模型

电池老化指的是随时间及循环次数增加,电池容量减少的现象. Wang 等^[10]进行了大量的正

交试验,研究了温度范围在 $-30 \sim 60\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、放电深度在 $10\% \sim 90\%$ 、放电电流在 $0.5 \sim 10\text{ C}$ 时电池的循环寿命,根据试验结果给出了电池老化的拟合公式:

$$Q_{\text{loss}} = B \cdot e^{\frac{-31\,700 + 370.3C}{8.314T}} (A_h)^{0.55}; \quad (16)$$
$$\text{SOH} = (1 - Q_{\text{loss}}). \quad (17)$$

式(16)中, B 为受放电倍率影响的常系数,根据文献[10]给出不同放电倍率下系数 B 的值,对其进行多项式拟合,得到了 B 随放电倍率 C 变化的表达式(式(18)), A_h 为对应时间内电流的吞吐量, C 为放电倍率, SOH 为电池的健康状况.

$$B(C) = -47.836C^3 + 1\,215C^2 - 9\,418.9C + 36\,042. \quad (18)$$

在车用锂离子电池中,一般认为当电池容量损失达到 20% 时,电池寿命用尽,即:当 Q_{loss} 为 20% ,其 SOH 为 0 . 当电池为按时, Q_{loss} 等于 0 ,其对应的 SOH_0 为 1 . 基于该表述则式(17)变形为

$$\text{SOH} = 1 - Q_{\text{loss}}/20\%. \quad (19)$$

在本文中,电热模型对老化模型的影响通过老化损失式(式(16))得以体现.

1.4 电热模型验证实验

本文中老化模型使用的是 Wang 等^[10] 试验拟合的结果,因而本部分只针对电热模型设计验

证实验. 为验证电热模型的精确性,本部分对仿真采用的 NCR 18650B 电池进行了相关实验,并将其与仿真结果进行了对比. 实验中,电池放置于 CK-150G 型恒温箱中,将恒温箱温度设置为 $27\text{ }^{\circ}\text{C}$,静置 1 h 后,通过安捷伦 34970 型温度采集仪监控电池温度,确认其稳定在初始温度后开始实验. 采用新威 BTS-4000 充放电仪,基于 CC-CV 的策略对电池进行充电,CC 过程中充电电流为 1 C ,CV 过程中截止电压为 4.2 V . 充电过程中,实验测试的电压和电池温度随充电时间的变化规律与仿真结果的对比如图 5 所示. 在图 5a 中,仿真与实验测试的电压的整体变化趋势相同,在恒流阶段仿真的电压略小于实验值. 这是由于在实验测量开路电压 U_{ocv} 时存在误差,导致仿真过程中输入的 U_{ocv} 偏小造成的. 在电池温度方面,仿真所得温度在恒压阶段下降略快于实验测试值. 这是由于内阻测量存在一定的误差,从而对电池发热量的计算形成一定的影响. 在整个误差方面,仿真结果与实验结果电压的标准误差为 23.4 mV ,温度的标准误差为 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}$,误差较小,这表明本文关于电池的相关模型能够反映电池实际物理过程,精度较高.

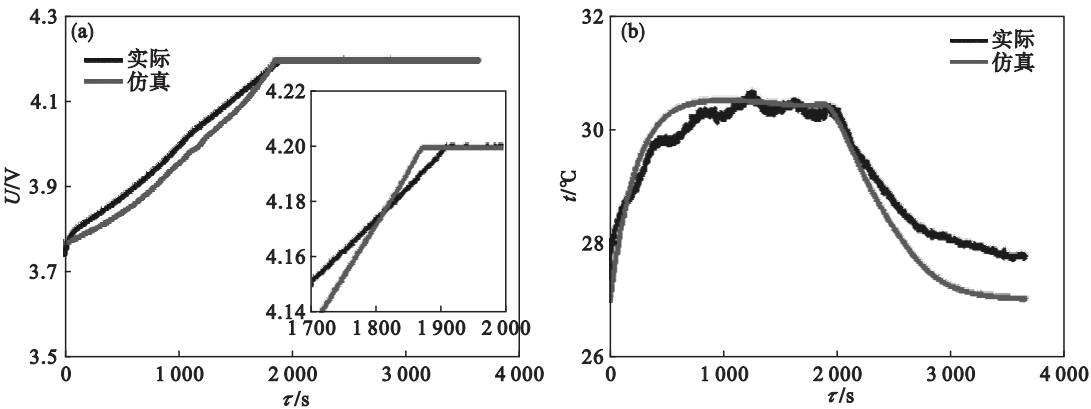


图 5 电热模型验证实验的电压和温度
Fig. 5 Voltage and temperature during the verified experiment of electro-thermal model

2 基于 PSO 算法的 SMCC 充电策略

2.1 SMCC 充电策略

多段恒流充电策略是指按一定规则将充电电流划分为多段,每段电流都是固定常数,考虑到截止电压便于测量且便于控制,故本文以充电截止电压为基础对充电电流进行分段. 图 6 为本文所研究的自适应多段恒流充电策略的示意图. 电池以某个恒定电流进行充电,当充电电压达到截止

电压时,自动切换下一恒定电流,依次循环直到电池达到指定 SOC,或者超出最大充电时间上限为止. 在充电过程中,由于电池属性不同,充电电流的阶数将进行自适应调整以满足不同电池的需要. 在阈值方面,本文设定截止电压为充电的阈值. 此外,为了避免电压超过截止电压,后一段电流必须小于前一段电流.

而电流阶数并没有取为定值,只是限制最大阶数,其中平衡充电策略往往达不到阶数上限,因此电流阶数可以自定义取值,具体阶数自适应于

优化结果. 即电池并不一定是以最大阶数电流进行充电, 当电池以某个阶数电流充电, 达到指定 SOC 且满足目标函数最优时, 该充电电流为最优充电电流. 由此可知, 所需测试的电流组合难以计数. 为减少搜索时间, 本文采用 PSO 算法寻找最优电流组合.

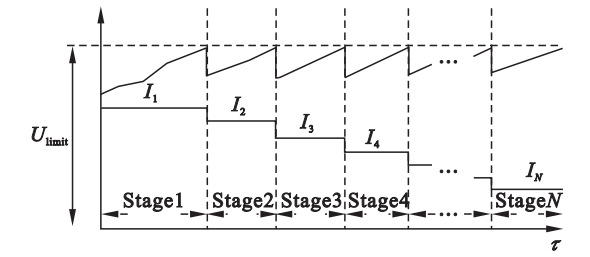


图6 多段恒流充电策略原理图

Fig. 6 Schematic diagram of the multistage constant current charging strategy

2.2 基于粒子群算法的多段恒流自适应充电策略模型

本文将整条充电电流轨迹作为粒子, 电流阶数作为粒子维数, 阶数上限自定义, 采用粒子群全局寻优(PSO)算法建立了多段恒流自适应充电策略模型. 整个 PSO 的寻优过程包括以下 5 个步骤:

步骤1 初始化种群. 随机给出 20 组 6 维电流组合 $I_i^k, i=1, 2, \dots, 20$, 随机给出它们的初始速度 v_i .

步骤2 根据电流 I_i 计算所有粒子的 SOC、温度 t 、电池寿命 SOH 等变量, 当多段恒流充电达到指定容量时, 记录下充电时间 τ_f .

步骤3 计算每个粒子的目标函数值 $\min J_i^k = (1 - \beta)(1 - \text{SOH}_i) + \beta \tau_{f,i} / (\tau_{\max} - \tau_0)$, β 为权重系数, τ_{\max}, τ_0 分别为最大充电时间及初始充电时间, 并记录个体及全局最小值 P_i, P_g .

步骤4 对比 J_i 和 P_i, P_g , 更新所有粒子的位置 I_i^{k+1} 及速度 v_i^{k+1} , 使得所有粒子向最优解附近靠拢, 更新公式为

$$v(i, :) = w \cdot v(i, :) + c_1 \cdot \text{rand} \cdot (P_i^k(i, :) - I_i^k(i, :)) + c_2 \cdot \text{rand} \cdot (P_g - I_i^k(i, :)), \quad (20)$$

$$I_i^{k+1}(i, :) = I_i^k(i, :) + v(i, :). \quad (21)$$

式中, w, c_1, c_2 为权重因子和学习因子.

步骤5 重复步骤 2~4 直到迭代达到收敛, 此时结果已收敛于最佳值, 重复计算, 结果差异不大. 输出群体最优粒子的充电电流 I_p, τ_f, SOH 等信息, I_p 为此时的最佳充电电流.

3 优化结果及讨论

充电时间和电池老化是相互矛盾的两个参

数, 目标函数 J_i 综合考虑了充电时间和老化损失, 两者之间的重要性通过权重系数 β 体现. 本文研究了 β 取值对充电时间、SOH 的影响, 形成了最短充电时间、最小老化、平衡这三种充电策略. 在充电策略中, 根据电池厂商给出的 NCR18650B 的安全范围, 控制策略设定边界条件如表 1、表 2 所示. 其中, t_{bat} 为电池温度, t_f 为环境流体温度.

表1 电模型参数范围
Table 1 Parameters' bounds of the electrical model

I/A	U_k/V	SOC/%	τ_f/h
$[0, 2C]$	$[2.5, 4.2]$	$[0.1, 0.9]$	$[0, 10]$

表2 热模型及老化模型参数范围
Table 2 Parameters' bounds of the thermal model and the aging model

$t_{\text{bat}}/^{\circ}\text{C}$	$t_f/^{\circ}\text{C}$	$\frac{h}{\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}}$	SOH/%
$[0, 45]$	25	40.106	$[0, 1]$

3.1 最短时间充电策略

当 $\beta = 1$ 时, 目标函数为 $\min J_i = \tau_f / (\tau_{\max} - \tau_0)$, 即不考虑电池的老化损失, 只追求最快的充电时间. PSO 寻优后的结果如图 7 所示, 优化后的充电时间为 1 620.6 s. 为实现最短充电时间, 电池必须以大电流进行充电, 所以图 7a 中初始电流即为电池所能达到的上限电流. 大电流充电下, 电池电压快速达到截止电压, 电流在短时间内跳转到下一阶, 使得电流阶数达到上限阶数. 相对应的, 由产热公式可知, 当电流减小时, 电池自身产热明显下降小于外界环境带走的热量, 导致温度在第二阶电流开始处出现图 7c 所示拐点. 在 SOH 方面, 该充电策略在一次充电情况下, 电池 SOH 下降了约 1.23%.

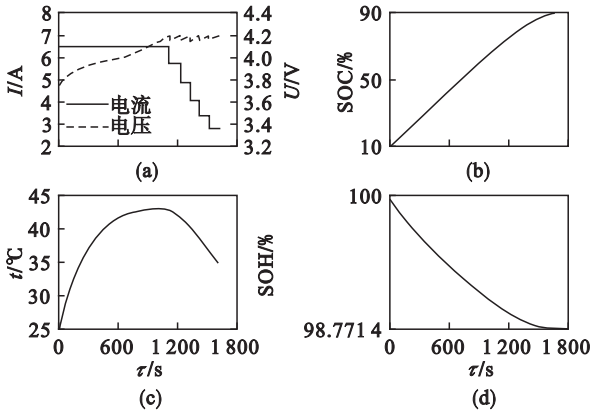


图7 最短时间充电策略优化结果

Fig. 7 Optimization results of the minimum-time charging strategy

(a)—电流/电压; (b)—SOC; (c)—温度; (d)—SOH.

将最短时间充电策略与 1C CC-CV 以及 2C

CC-CV 充电策略进行对比,结果如图 8 所示. 1C CC-CV 充电策略需要 2 892.4 s 进行充电,比最短时间充电策略多花 78.5% 的时间. 值得注意的是,2C CC-CV 充电策略与最短时间充电策略有相当高的一致性. 这是因为两种策略为了追求最短的充电时间,刚开始都是以最大电流恒流

充电,到达截止电压后,最短时间策略以略小于初值的电流进行第二阶段恒流充电,电压降较小且电压在短时间内快速回到 4.2 V,与始终以 4.2 V 恒压充电差别不大,因此两者的电特性及温度变化一致,最高温度达到了 42.8 ℃.

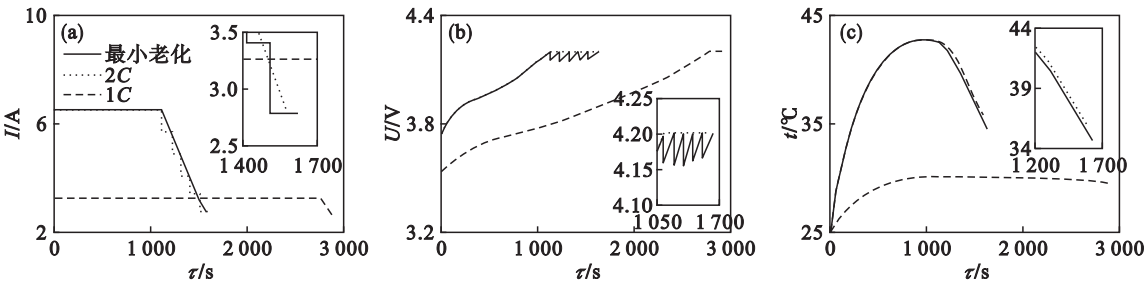


图 8 最短时间充电策略与不同充电倍率的 CC-CV 策略对比

Fig. 8 Comparison between the minimum-time strategy and the CC-CV strategies with different C

(a)—充电电流; (b)—充电电压; (c)—充电温度.

3.2 最小老化充电策略

当 $\beta=0$ 时,目标函数为 $\min J_i = 1 - \text{SOH}_i$,只追求电池老化损失最小. PSO 的优化结果如图 9 所示. 电池以小电流充电直到 SOC 到达指定值,电压也没有达到截止电压,所以电流只有一阶. 此时电池温度变化很小,一次充电的老化损失仅为 0.839 3%. 与大多数数认可的最小老化充电策略 (1/10C CC-CV) 进行对比,结果如图 10 所示. 由于充电电流很小,在指定的 10% ~ 90% 之间的 SOC 内,电压无法达到截止电压,因此没有恒压阶段. 0.1C CC-CV 的老化损失为 0.843 8%,两者的老化损失十分接近. 两种充电策略都是以小电流充电,充电时间普遍较长,温升不高,此时影响电池寿命主要是时间老化,而优化后的最小老化策略减少了 61.7% 的充电时间.

优充电策略及其对应充电时间 τ_f 及老化损失 SOH. 将不同权重系数下的 τ_f , SOH 绘制成帕累托边界. 从图 11 可以看出, τ_f , SOH 相互冲突,无法在最小的充电时间里取得最高的 SOH,但是这两个参数具有很高的敏感性,只要 SOH 降低很小就可以大幅缩短充电时间. 因此,存在一个最优的权重系数,使得综合收益最高.

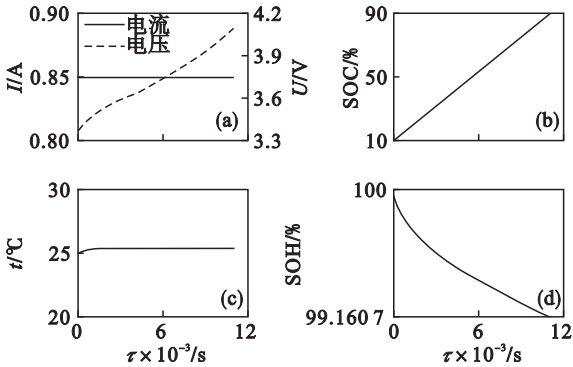


图 9 最小老化充电策略优化结果

Fig. 9 Optimization results of the minimum-aging charging strategy

(a)—电流/电压; (b)—SOC; (c)—温度; (d)—SOH.

3.3 平衡充电策略

当 β 取不同值可以得到当前权重系数下的最

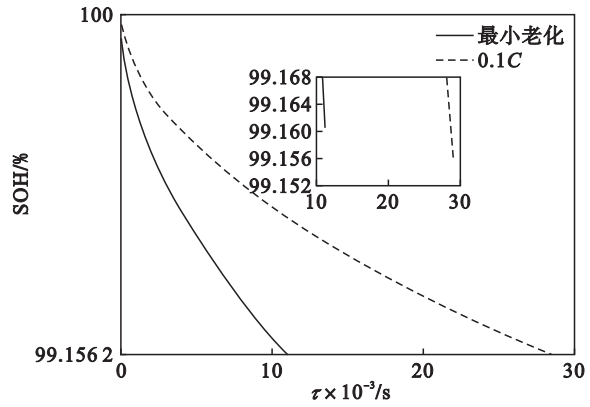


图 10 最小老化充电策略与 0.1C CC-CV 策略对比

Fig. 10 Comparison between the minimum-aging strategy and the 0.1C CC-CV strategy

当 β 取 0.02 时,优化结果如图 12 所示,此时的充电时间为 3 176.5 s, SOH 为 99.10%. 相比于最小老化充电策略, SOH 仅降低了 0.06%, 而充电时间缩短了 71.19%. 对比厂商给出的 0.5C CC-CV 充电策略,结果如图 13 所示. 平衡策略的电流大于 0.5C CC-CV 策略,温升也随之升高,相应的,老化损失增加了 6.4%. 但是充电时间由 5 760 s 降到了 3 176.5 s (减幅 44.9%), 有了显著提升. 可见,在追求快速、健康充电方式上,平衡充电策略有很大优势.

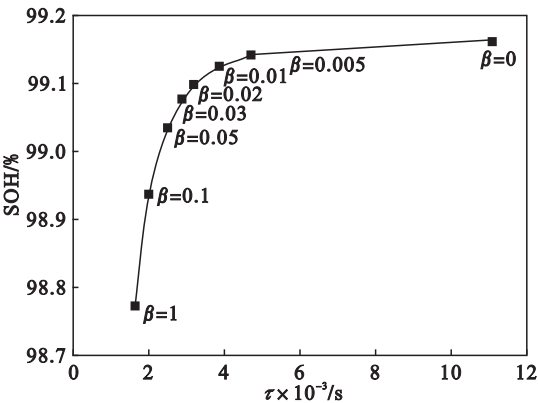


图 11 不同权重系数下的帕累托边界
Fig. 11 Pareto frontier under different weight coefficients

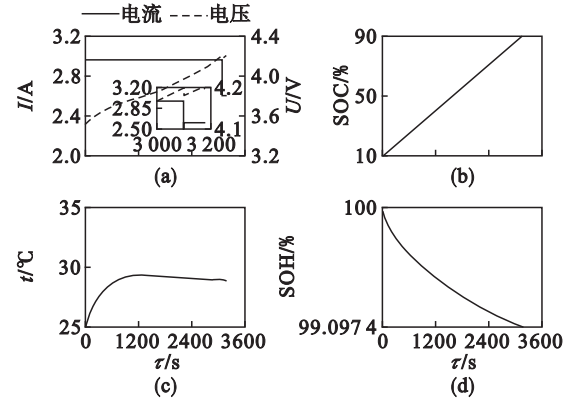


图 12 平衡充电策略优化结果
Fig. 12 Optimization results of the balanced charging strategy
(a) — 电流/电压; (b) — SOC; (c) — 温度; (d) — SOH.

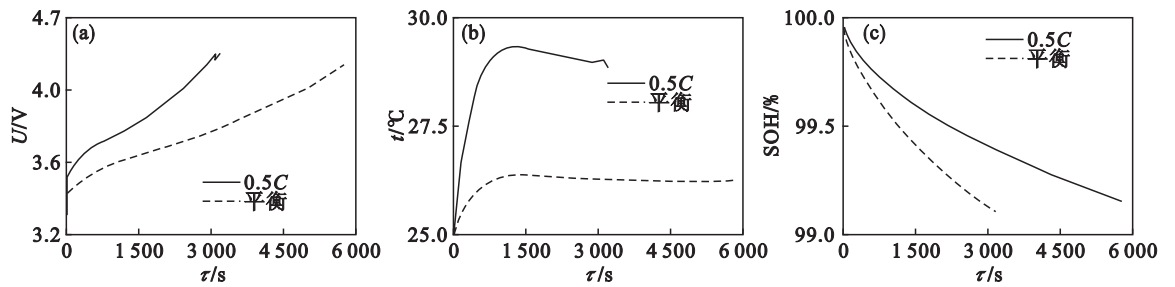


图 13 平衡充电策略与 0.5C CC - CV 策略对比
Fig. 13 Comparison between the balanced strategy and the 0.5C CC-CV strategy
(a) — 电压随充电时间变化; (b) — 电池温度随充电时间变化; (c) — 电池 SOH 随充电时间变化.

4 结 论

1) 由 1C CC - CV 充电实验与仿真对比可知,本文的电池电 - 热 - 老化耦合模型能准确地描述充电过程中电池的电压、温度以及老化情况随时间的变化规律.

2) 基于本文多段自适应恒流充电策略的最短时间充电策略与 2C CC - CV 具有高度的一致性,能大幅缩短充电时间. 最小老化充电策略与 0.1C CC - CV 策略的老化损失都很小且十分接近,但前者比后者缩短了 61.7% 的充电时间.

3) 本文所提出的平衡充电策略很好地权衡了充电时间和电池老化之间的矛盾,在牺牲很小老化性能的前提下,大幅缩短了充电时间. 相比于最小老化策略,平衡策略仅牺牲了 0.06% 电池健康程度 (SOH) 就缩短 71.19% 的充电时间. 而相比于厂商推荐的 0.5C CC - VC 充电策略,平衡充电策略能在 3 176.5 s 内充满 80% 的电池容量,充电时间减幅 44.9% .

参考文献:

[1] Rao Z, Wang S. A review of power battery thermal energy

management [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2011, 15 (9) : 4554 - 4571.

[2] Perez H E, Dey S, Hu X, et al. Optimal charging of li-ion batteries via a single particle model with electrolyte and thermal dynamics [J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2017, 164 (7) : A1679 - A1687.

[3] Methekar R, Ramadesigan V, Braatz R D, et al. Optimum charging profile for lithium-ion batteries to maximize energy storage and utilization [J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2010, 25 (35) : 139 - 146.

[4] Hu X, Li S, Peng H, et al. Charging time and loss optimization for liionc and lifepo4 batteries based on equivalent circuit models [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 239 : 449 - 457.

[5] Klein R, Chaturvedi N A, Christensen J, et al. Optimal charging strategies in lithium-ion battery [C] // *Proceedings of 2011 American Control Conference (ACC)*. San Francisco, 2011 : 382 - 387.

[6] Parvini Y, Vahidi A. Maximizing charging efficiency of lithium-ion and lead-acid batteries using optimal control theory [C] // *Proceedings of 2015 American Control Conference (ACC)*. Chicago, 2015 : 317 - 322.

[7] Liu Y H, Teng J H, Lin Y C. Search for an optimal rapid charging pattern for lithium-ion batteries using ant colony system algorithm [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2005, 52 (5) : 1328 - 1336.

[8] 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 (7) : 1 - 11.

[9] Bernardi D, Pawlikowski E, Newman J. A general energy balance for battery systems [J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 1985, 132 (1) : 5 - 12.

[10] Wang J, Liu P, Hicks-Garner J, et al. Cycle-life model for graphite-lifepo4 cells [J]. *Journal of Power Sources*, 2011, 196 (8) : 3942 - 3948.