

引用格式:杨帅,刘小平,余敏琪,等.考虑用户充电规律的电动汽车多阶段恒流充电方法研究[J].电力科学与技术学报,2025,40(2):235-242.

Citation: YANG Shuai, LIU Xiaoping, YU Minqi, et al. Multi-stage constant-current charging method of electric vehicle considering user charging law [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(2): 235-242.

考虑用户充电规律的电动汽车多阶段 恒流充电方法研究

杨 帅^{1,2}, 刘小平^{1,2}, 余敏琪^{1,2}, 邓汉钧^{1,2}, 黄 瑞^{1,2}, 刘谋海^{1,2}

(1. 国网湖南省电力有限公司供电服务中心(计量中心), 湖南 长沙 410000; 2. 智能电气量测与应用技术

湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410004;)

摘 要: 电动汽车锂离子电池的快速充电方法在考虑传统的均衡电池安全、充电时间和寿命时, 应考虑用户充电规律对其的影响。该文提出一种考虑用户充电规律的电动汽车多阶段、恒流充电方法。先通过采用蒙特卡罗方法模拟有关用户充电行为, 确定用户最优意愿充电电荷电状态区间; 再通过建立充电时间与能量损耗的动态方程; 最后, 采用优化粒子群算法求取最优充电电流的充电方式。研究结果表明: 该优化充电方法在提高充电速度的同时, 在一定程度上降低了电池的最高升温, 其充电损耗比传统的恒流恒压充电方法更低。该方法通过降低充电过程中的能量损耗, 间接提高了锂离子电池的使用寿命。

关 键 词: 用户最优意愿; 内阻函数; 充电时间; 充电损耗

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2025.02.025

中图分类号: TM912

文章编号: 1673-9140(2025)02-0235-08

Multi-stage constant-current charging method of electric vehicle considering user charging law

YANG Shuai^{1,2}, LIU Xiaoping^{1,2}, YU Minqi^{1,2}, DENG Hanjun^{1,2}, HUANG Rui^{1,2}, LIU Mouhai^{1,2}

(1. Power Supply Service Center (Metrology Center), State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Changsha 410000, China;

2. Hunan Province Key Laboratory of Intelligent Electrical Measurement and Application Technology, Changsha 410004, China)

Abstract: The rapid charging method of lithium-ion batteries for electric vehicles should also consider the influence of users' behavior habits when considering the traditional goals such as balancing the safety, life, and charging time of the batteries. In this paper, a multi-stage constant-current charging method considering users' behavior habits is proposed. First, Monte Carlo method is used to simulate users' charging behaviors, and thus the state of charge (SOC) range of users' optimal willingness to achieve is determined. Then, the dynamic equations of charging time and energy loss are established. Finally, the charging mode to obtain optimal charging current is determined by the particle swarm optimization algorithm. The results show that the proposed optimal charging strategy can reduce the maximum temperature rise of the batteries to a certain extent while improving the charging speed. It also significantly reduces charge loss, compared with the traditional constant-current and constant-voltage (CC-CV) charging method. The service life of lithium-ion batteries is indirectly improved by reducing energy loss during the charging process.

Key words: users' optimal willingness; internal resistance function; charging time; charge loss

锂离子电池因其具有比能量大、工作温度宽泛和循环寿命长等优点, 被广泛用于电动汽车动力系

统之中^[1]。但此类电池的充电速度一直制约着电动汽车的发展。锂离子电池在使用过程中, 影响其寿

收稿日期: 2023-09-04; 修回日期: 2024-03-19

基金项目: 国网湖南省电力有限公司供电服务中心(计量中心)开放性课题(165100000606)

通信作者: 余敏琪(1994—), 女, 硕士研究生, 工程师, 主要从事用电采集系统通信技术研究等方面的研究; E-mail: 806427432@qq.com

命与安全性的主要因素之一就是温度。有研究表明,发生在锂离子电池直流内阻上的能量损耗是电池温升的主要原因。充电电流对锂离子电池的性能与寿命影响较大^[2]。因此,在锂电池充电过程中,如何兼顾充电速度、充电损耗与电池的寿命预期是当前该类电池快速充电的技术难点之一。

当前,工程中常用的充电方法有恒流(constant current, CC)、恒压(constant voltage, CV)以及恒流恒压(constant current-constant voltage, CC-CV)等^[3]。在这些充电方法中,恒流恒压充电法由于其可不依赖精确电池模型,通用性强,硬件电路易实现等优点而被广泛应用^[4]。尽管传统的恒流恒压充电方法可以在一定程度上缩短锂电池的充电时间,但是其也会造成充电过程中锂电池损耗大,电池温升高等问题。且此种充电方法对锂电池的寿命也存在不利影响^[5]。而在现有的多种充电方法中,多段恒流充电方法是一种能有效减少锂电池充电时间、提高充电效率并延长锂电池使用寿命的充电方法^[6]。

除这些常用充电策略外,文献[7]通过对锂离子电池的能量损耗以及充电过程进行建模,以最小的能量损耗为目标进行优化,得到了优化的电流值。文献[8]提出了一种脉冲充电方法,减轻了锂离子电池使用过程中的极化现象。文献[9]提出了一种基于温度变化的动力电池智能充电方法。文献[10]采用多目标粒子群优化(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)算法考虑多种目标影响,提出了一种基于电压的多级恒流(voltage-based multistage constant current, VMCC)优化充电方法。文献[11]从充电可靠性的角度,分析了电动汽车的充电特性,提出了电动汽车(electric vehicle, EV)充电可靠性的概念及其评估指标,但该研究并未考虑锂电池本身状态。文献[12]提出了一种考虑出行温度的电动汽车充电功率计算模型,但该模型并未考虑锂电池本身状态。

这些研究从多种角度出发,对锂离子电池的充电过程进行优化控制。鲜有研究者从用户行为习惯的角度去研究电动汽车锂离子电池的优化充电方法。在实际情况中,用户驾驶电动汽车寻找充电桩充电的过程是基于用户自身的意愿充电荷电状态(state of charge, SOC)区间的,因此,在用户自身的意愿充电 SOC 区间内对锂离子电池进行相关的优化充电研究具有很好的实用价值。

针对这些问题,本文提出了一种考虑用户最优意愿充电 SOC 区间的多阶段恒流充电方法。先对

用户随机充电行为进行模拟,确定用户最优意愿充电 SOC 区间;再建立锂离子电池的一阶 RC 等效电路模型,对有关参数进行辨识,采用 MATLAB 数值软件拟合内阻函数;然后,在确定目标方程后,使用优化算法对方程求解,得出优化的充电电流;最后,进行仿真验证。研究结果表明,该充电方法缩短了充电时间,其充电损耗比传统的 CC-CV 充电方法的更低,且该方法降低了充电的能量损耗,间接提高了锂离子电池的使用寿命。

1 用户充电规律

1.1 用户行为特征分析

电动汽车用户寻找充电桩、进行充电的过程显然属于有意识行为。在确定用户最优意愿充电 SOC 区间的过程中,行为主体为电动汽车用户;行为客体为电动汽车;行为环境则是用户出行的道路或者交通状况以及充电桩分布;行为手段则是电动汽车用户为了完成充电过程进行的相关操作;行为结果最终表示为电动汽车用户完成操作后反馈给行为主体的结果。

在实际过程中,如果电动汽车用户出行时刻的 SOC 水平较低,则在其出行过程中,其心理焦虑水平必然会较高;反之,其心理焦虑水平则较低^[13]。探究 SOC 水平与用户充电规律之间的关系需要对大量数据进行详尽分析。

在用户寻找充电桩、进行充电的过程中,电动汽车用户在充电初始时刻与结束充电时刻的 SOC 水平起着至关重要的作用。因此,有必要对用户充电规律分析,进一步提炼出用户的最优意愿充电 SOC 区间。

1.2 用户原始数据预处理

本文采用的用户数据来自湖南省长沙市某充电设施平台。在该终端平台上,单个用户充电过程中的 SOC 变化曲线如图 1 所示。在图 1 中, I_{SOC} 为用户的 SOC 水平;取样日期为 2023 年 08 月 20 日, $I_{\text{SOC}}=86\%$ 。

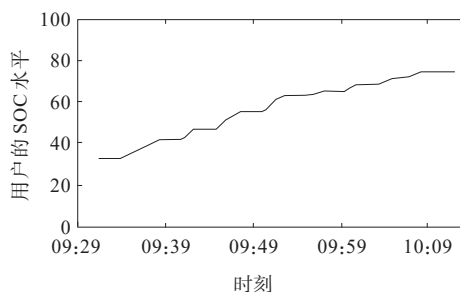


图 1 某用户实际数据示例

Figure 1 An example graph of actual data for a user

该原始数据包括:用户充电初始 I_{SOC} 、用户充电截止 I_{SOC} 、用户充电区域。由于充电设施平台位于长沙市不同区域,故在考虑用户意愿充电 SOC 区间过程中,默认用户只在长沙市与附近区域活动。部分用户充电度数低于 20 度,这些数据 I_{SOC} 跨度过小,不能很好地正确反映用户充电意愿,需要在预处理的过程中剔除。

对于所有得到的数据,以 100 位用户数据为一组,分 12 次对其进行预处理。将这些处理好的数据组合并为 1 200 个,分别求取用户充电初始 I_{SOC} 与用户充电截止 I_{SOC} 的置信区间,以此来确定之后蒙特卡罗抽样的范围。

具体的置信区间的求取过程如图 2 所示。

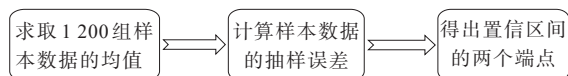


图 2 置信区间求取过程

Figure 2 Confidence interval finding procedure

在图 2 所示的置信区间求取过程中,一般认为调查 100 个样本的抽样误差区间为 $[-10\%, 10\%]$; 500 个样本的抽样误差区间为 $[-5\%, 5\%]$; 1 200 个样本时的抽样误差区间为 $[-3\%, 3\%]$ ^[14]。因此,在该计算流程中的抽样误差区间为 $[-3\%, 3\%]$,显著水平 α 为 0.05。

采用 MATLAB 数值计算软件,计算得到用户充电初始荷电状态 $I_{\text{SOC},\text{in}}$ 的置信区间为 (0.234 6, 0.295 7); 用户充电终止荷电状态 $I_{\text{SOC},\text{te}}$ 的置信区间为 (0.902 3, 0.959 7)。

1.3 用户最优意愿充电 SOC 区间

在实际抽样中,每一组用户数据均随机取得。因此,需要进行基于蒙特卡罗抽样的用户充电行为模拟。

在使用蒙特卡罗方法进行抽样前,确定一组用户数据包含的 3 个变量:充电地点 L , 用户充电初始荷电状态 $I_{\text{SOC},\text{in}}$, 用户充电终止荷电状态 $I_{\text{SOC},\text{te}}$ 。其中,充电地点 L 应处于充电设施平台所在的区域内; 用户充电初始荷电状态 $I_{\text{SOC},\text{in}}$ 与用户充电终止荷电状态 $I_{\text{SOC},\text{te}}$ 的取值应落于其所求的置信区间内。

在蒙特卡罗抽样模拟中,先按概率分布模型抽取用户充电地点 L , 用户充电初始荷电状态 $I_{\text{SOC},\text{in}}$, 用户充电终止荷电状态 $I_{\text{SOC},\text{te}}$, 这三者构成一组用户数据,模拟充电用户在限定区域的随机充电行为; 再计算这些数据的算术平均值,得到充电用户的最优意愿充电区间。该抽样流程图如图 3 所示。

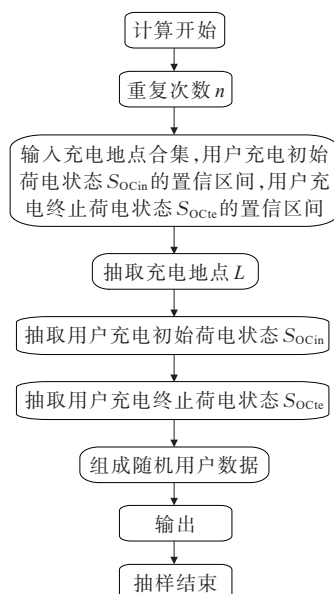


图 3 蒙特卡罗抽样模拟

Figure 3 Monte Carlo sampling simulation

经蒙特卡罗抽样模拟,得到的用户最优意愿充电 SOC 区间为: $[0.265, 0.931]$, 即: 用户最优充电初始荷电状态 $I_{\text{SOC},\text{in}}$ 为 26.5%, 用户最优充电终止荷电状态 $I_{\text{SOC},\text{te}}$ 为 93.1%。

2 充电损耗模型的建立

2.1 锂离子电池模型

锂离子电池的电学模型采用一阶 RC 等效电路模型^[15-16]。该模型由一个恒压源, 一个内阻以及一对电容电阻组成, 如图 4 所示。在图 4 中, U_{OCV} 为电压源电压, R_0 为欧姆内阻, R_p 为极化电阻, C_p 为极化电容, U_1 为极化电压, I 为工作电流。

一阶 RC 等效电路模型能很好地显示出锂电池在充、放电过程中的极化现象。与更高阶的电路模型相比, 该电路模型可结合查表, 显示不同温度和 SOC 下的电池内部参数, 且其计算量适中, 易于工程应用。

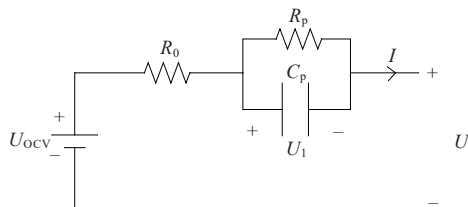


图 4 锂电池一阶 RC 等效电路模型

Figure 4 First-order RC equivalent circuit model of lithium battery

根据基尔霍夫定律, 描述一阶 RC 等效电路模型的状态变量的方程为

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\frac{I(t)}{C_N} \quad (1)$$

$$\frac{dU_1(t)}{dt} = -\frac{U_1(t)}{R_p(t)C_p(t)} + \frac{I(t)}{C_p(t)} \quad (2)$$

式(1)、(2)中, $I(t)$ 为工作电流; $S(t)$ 为 t 时刻的 SOC 水平; C_N 为电池额定容量。

可得到电池的端电压 $U(t)$:

$$U(t) = U_{OCV}(t) - U_1(t) - R_0 I(t) \quad (3)$$

令 $U_L = U_t - U_{OCV}$, 可得到一阶 RC 等效电路模型的传递函数, 即

$$\frac{U_L(s)}{I(s)} = -\left(R_0 + \frac{R_p}{1 + R_p C_p s}\right) \quad (4)$$

采用双线性变换, 将该传递函数从 s 域变换到 z 域, 得到该系统的离散化传递函数, 由该系统离散化传递函数, 可以得到该模型的离散差分方程。

采用 MATLAB 数值软件, 编写带有遗忘因子的递推最小二乘法程序, 辨识出所需要的 3 个模型参数 R_0 、 R_p 、 C_p 。

2.2 锂电池充电损耗模型

在锂离子电池直流内阻上的能量损耗是造成锂电池温度上升的主要原因。本文采用一阶 RC 模型, 除直流欧姆内阻以外, 为保证建立的充电损耗 E_{loss} 的准确性, 须将极化电阻 R_p 也考虑在内。而极化电容在锂电池的充电过程中并不会发热, 消耗热量^[17], 故可以将其忽略。

根据欧姆定律以及电功率的计算式, 得到锂电池在充电过程中的能量损耗, 即

$$E_{loss} = \int_{t_0}^{t_1} I^2(t) R(x_{soc}) dt \quad (5)$$

式中, $R(x_{soc})$ 为电池的总电阻, 其由欧姆内阻 $R_0(x_{soc})$ 与极化内阻 $R_p(x_{soc})$ 共同组成。

$$R(x_{soc}) = R_0(x_{soc}) + R_p(x_{soc}) \quad (6)$$

锂电池的内阻情况复杂多变。在其充电过程中, 极难准确地获取每一时刻锂电池的内阻值。因此, 将锂电池的内阻设为 I_{soc} 的函数, 这既在一定程度上保证了数据的准确性, 又简化了算法的复杂度, 便于其在工程中推广与应用。

该内阻函数的取值范围应最大程度地包含电池荷电状态的变化范围, 这样才能保证内阻函数的适用性和广泛性, 由于前文对电池模型参数的辨识范围是 $[0, 100\%]$, 故该内阻函数包含了锂离子电池荷电状态的整个范围。

内阻函数的确定需要用到 MATLAB 数值软件中的参数拟合工具箱。在进行参数拟合之前, 需

要对辨识的数据进行预处理。辨识出来的欧姆内阻 R_0 和极化电阻 R_p 数据量极大, 且其中很大一部分数据来自每一次锂电池充、放电结束的平稳期。因此, 有必要对这种数据进行剔除, 筛选出有效数据。

在拟合过程中, 通过综合对比拟合的多项式次数, 选择 5 次多项式来拟合内阻函数, 其表达式为

$$f(x_{soc}) = p_1 x_{soc}^5 + p_2 x_{soc}^4 + p_3 x_{soc}^3 + p_4 x_{soc}^2 + p_5 x_{soc} + p_6 \quad (7)$$

其中

$$\begin{cases} p_1 = 0.887; p_2 = -2.158; p_3 = 1.757 \\ p_4 = -0.5329; p_5 = 0.05251; p_6 = 0.05238 \end{cases} \quad (8)$$

由式(7)、(8), 即可得到内阻关于 SOC 的函数 $R(x_{soc})$ 。需要提及的是, 电池模型的参数辨识在电动汽车电池管理系统(battery management system, BMS)上实现。

3 目标方程分析

3.1 充电时间与能量损耗

在实际的锂电池充电过程中, 人们总希望降低充电损耗, 缩短锂电池的充电时间。但这两者自相矛盾。因此, 模型的目标函数需要同时包含充电时间和充电损耗。

目前, 多阶段恒流充电方法的分段一般为 4~5 段, 且已有研究确定 5 步恒流充电法相对来说作为最佳充电模式^[18]。因此, 在 SOC 的尺度下, 本文所设计的考虑用户行为习惯的多段恒流充电方法设计为 5 段, 且依据 SOC 区间进行划分的方法对电池参数的依赖较小, 更适用于不同类型的电动汽车。

由式(1)可得电流 I 对应的充电时间 t , 即

$$t = \frac{\Delta I_{soc} C_N}{I} \quad (9)$$

充电过程中的能量损耗为

$$E_{loss} = \int_{t_0}^{t_1} I^2 R(x_{soc}) dt \quad (10)$$

式中, t_0 , t_1 分别为充电开始的时间和充电结束的时间。

当 I_{soc} 设定为在用户最优意愿充电区间内变化, 充电电流的范围在 $0 \sim 4C$ (C 为电流倍率, 下同) 变化时, 所得的充电能量损耗如 5 图所示。

3.2 目标方程的建立

在实际工程应用中, 电动汽车用户往往希望电池能够在较短时间内充入更多的能量, 并且能量损耗越小越好^[19-20]。这在实际情况中是很难达到的。

因此,设定的目标方程包括了充电时间和能量损耗。目标方程 F 的计算式为

$$F = \alpha Mt + (1 - \alpha) E_{\text{loss}} \quad (11)$$

式中, t 为充电所需时间; α 为充电时间在目标方程中所占权重; M 为度量常数,其目的是确保这两个目标具有相同的量级(当 $I=0.5C$ 时, $\alpha=0.5C$)。

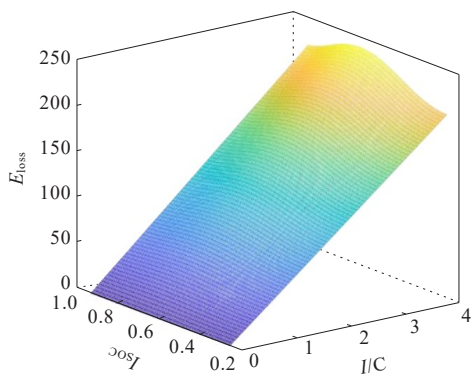


图5 充电损耗曲线

Figure 5 Charge loss curve

3.3 优化粒子群算法求解目标方程

粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)是计算机智能领域的简单且计算相对容易的一种群体智能的优化算法^[21]。粒子群优化算法具有实现简单、计算速度快及对种群大小不敏感等优点,被广泛应用于解决各类优化问题,例如连续优化问题、离散化优化问题以及多目标优化问题。

通常粒子群算法的初始粒子采用rand()函数生成。该函数是一种传统的伪随机数生成函数,其生成的粒子可能出现不均匀问题,导致算法容易陷入局部最优、搜索精度不高。采用混沌映射可增强粒子的随机性和多样性。因此,本文采用混沌映射来取代传统伪随机数生成方法。

基于PSO算法的函数极值寻优算法流程如图7所示。

本文中,已知用户最优意愿充电区间为:[26.5%, 93.1%],已确定在 I_{soc} 的尺度下,本文所设计的考虑用户行为习惯的多段恒流充电方法设计为5段,经由计算,每段的 $\Delta I_{\text{soc}}=13.32\%$,故使用粒子群算法寻优过程中共需要迭代5次。

在这5次迭代过程中,每次迭代寻优过程并非完全独立。由于本文方法是依据 I_{soc} 区间进行划分的,故每次寻优过程中, I_{soc} 值成为了每次寻优之间的链接,随着 I_{soc} 的变化,当 I_{soc} 值到达设定的每段阈值时,算法自动进入下一段寻优过程。

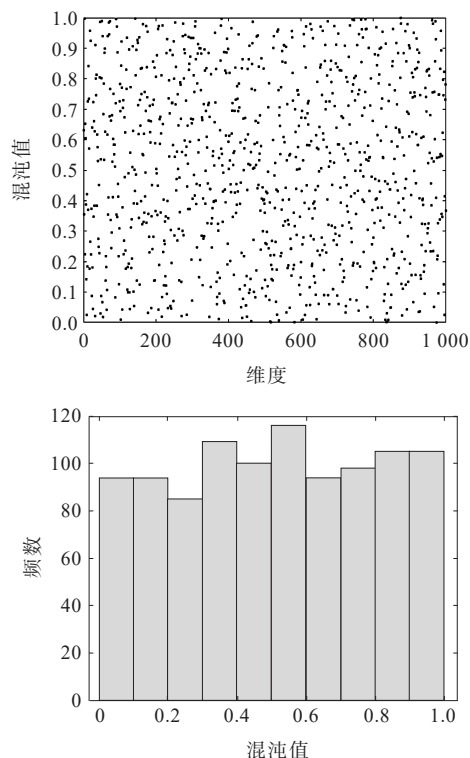


图6 Tent映射

Figure 6 Tent mapping

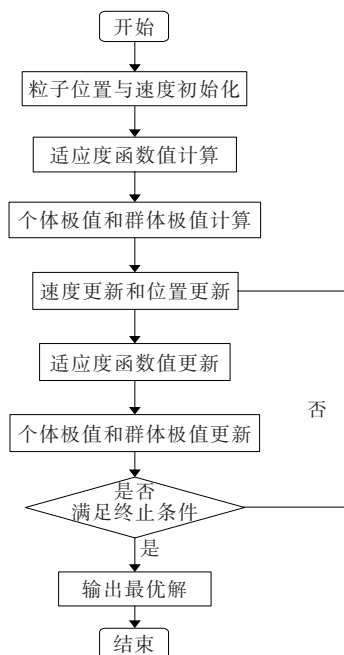


图7 PSO算法求解流程

Figure 7 PSO algorithm solution flow chart

在参数初始化过程中,设初始种群规模为 N ,最大迭代次数为 G ,惯性权重为 w ,自我学习因子为 c_1 ,群体学习因子为 c_2 。为进一步保证寻优结果的准确性,还须根据实际需求设置合适位置参数限制和速度限制。考虑当锂离子电池 $I_{\text{soc}} > 0.9$ 时,锂离子电池的直流内阻会急剧上升。为降低锂电池发

热量,此时选用0.2C(电流倍率)电流对其进行充电。经由粒子群算法求解后的分段充电电流值为:在第1个SOC区间 Δ_1 内,充电电流为1.20C;在第2个SOC区间 Δ_2 内,充电电流为0.84C;在第3个SOC区间 Δ_3 内,充电电流为0.67C;在第4个SOC区间 Δ_4 内,充电电流为0.56C;在第5个SOC区间 Δ_5 内,充电电流为0.47C。

4 仿真结果与分析

在锂离子电池正常充电过程中,随着充电过程的进行,其充电电流是逐渐减少的,这与锂离子电池的特性有关^[22]。因此,在对 Δ_1 前的 I_{SOC} 范围进行充电时,仍然可以使用对应于 Δ_1 的充电电流进行充电。

即使本文依据用户最优意愿的充电 I_{SOC} 区间设计了5段充电法,但仍要考虑用户最优意愿在充电 I_{SOC} 区间以外的情况,即:第1段得出的充电电流可以在 $I_{\text{SOC}} < 26.5\%$ 时进行充电,但第5段的充电电流在 $I_{\text{SOC}} > 90\%$ 时,考虑电池安全以及此时锂电池可接受电流能力急剧降低,故采用极小倍率0.2C充电。这能使该充电方法的适用性大幅增加。

在MATLAB/Simulink仿真平台中搭建仿真模型,分别使用本文提出的优化充电方法与0.8C CC-CV充电策略进行仿真分析,结果见表1。

表1 不同充电方式下的仿真数据对比

Table 1 Comparison of simulation data under different charging modes

充电方式	充电时间/ s	最高温度/ ℃	充电容量Q/ (mA·h)
本文方法	6 872	26.3	2 263.72
0.8C CC-CV	7 478	27.0	2 211.36

由表1可知,与传统的0.8C CC-CV充电方式相比,文章中提出的方法可缩短充电时间606 s,降幅为8.1%。该方法的锂电池最高温度也比传统方法的低0.7℃。且本文提出的充电方法的充电容量达到了额定容量98.42%,相较于0.8C CC-CV充电方法的充电容量为96.15%,该法充电容量提高了2.27个百分点,降低了充电损耗。

在锂电池充电过程中的电流与电压变化曲线分别如图8、9所示。从图8中可看出,当锂离子电池 $I_{\text{SOC}} > 0.9$ 时,为降低锂电池的发热量,选用0.2C电流对电池进行充电,而不是按照算法得到的最后一段寻优电流进行充电。这可以在加快充电速度的同时,进一步保障锂电池的安全。

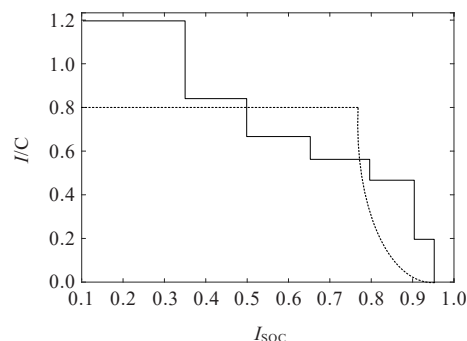


图8 充电电流变化曲线

Figure 8 Charging current change curve

使用该充电方法的锂电池电压变化曲线如图9所示。

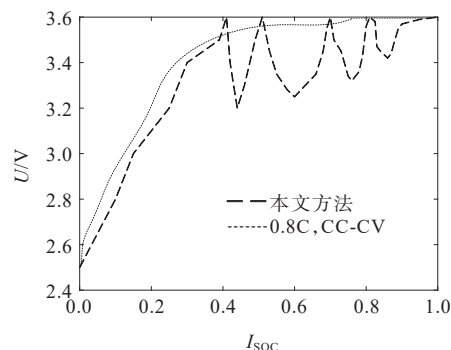


图9 充电过程电压变化曲线

Figure 9 Voltage change curve during charging

从图9中可以看出,随着充电过程的进行,由于充电电流是呈阶梯式下降的,锂电池电压每达到限制最高电压后,会随即下降,然后继续上升。随着 I_{SOC} 的升高,最后的锂电池电压接近3.6 V,符合锂电池可充电接受能力的变化趋势,降低了其内部的极化效应,减轻了锂电池寿命损耗^[23]。

按该方法对锂电池进行充电过程中的温度变化对比曲线如图10所示。

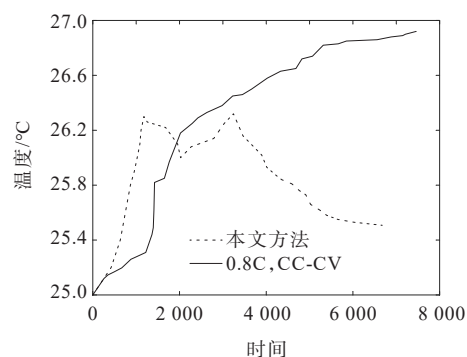


图10 充电过程温度变化曲线

Figure 10 Temperature change curve during charging

从图10中可看出,与0.8C CC-CV充电方式相比,本文方法虽然在初期温度上升较快,但在温度达到峰值26.3℃后,温度整体呈下降趋势。该方法使锂离子电池在充电过程中的温度保持在了较好范围之内。

5 结语

在考虑了锂离子电池充电过程中的充电速度和能量损耗的前提下,本文提出了一种考虑用户充电规律的多段恒流充电方法。先找出了用户最优意愿充电 I_{soc} 区间,建立锂电池等效电路模型;再通过辨识参数,进行内阻函数的拟合;然后,建立优化模型,使用优化粒子群算法对其进行解析,得到最优的锂电池充电电流值;最后进行仿真试验,得出以下结论:

1) 所提出的充电方法可以将锂电池的温度控制在一个较好的范围内,缩短充电时间。

2) 增加了锂离子电池充入的电荷量,降低充电过程中的充电损耗,且算法计算过程相对简单,便于实际应用。

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] HARIHARAN K S. A coupled nonlinear equivalent circuit-Thermal model for lithium ion cells[J]. Journal of Power Sources, 2013,227:171-176.
- [3] 林娅.基于数据驱动的锂电池剩余使用寿命预测方法研究[D].南京:南京航空航天大学,2018.
LIN Ya. Research on remaining useful life prediction method for lithium-ion battery based on data [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [4] 黄宇铎.锂离子动力电池建模与优化充电策略研究[D].长沙:湖南大学,2020.
HUANG Yuduo. Research on modeling and optimized charging strategy of Li-Ion battery[D]. Changsha: Hunan University, 2020.
- [5] 吴赞,蒋新华,解晶莹.锂离子电池循环寿命快速衰减的原因[J].电池,2009,39(4):206-207.
WU Yun, JIANG Xinhua, XIE Jingying. The reasons of rapid decline in cycle life of Li-ion battery[J]. Battery Bimonthly, 2009,39(4):206-207.
- [6] VO T T, CHEN X P, SHEN W X, et al. New charging strategy for lithium-ion batteries based on the integration of Taguchi method and state of charge estimation[J]. Journal of Power Sources, 2015,273:413-422.
- [7] 吴逸飞,专祥涛,黄柯.基于电池内阻的锂电池自适应充电策略[J].电源技术,2022,46(1):59-63.
WU Yifei, ZHUAN Xiangtao, HUANG Ke. Lithium battery adaptive charging strategy based on battery resistance[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022,46(1):59-63.
- [8] GAO CHULAN, XIE QINGSONG, LI YANQIANG, et al. Phased pulse charging method based on lithium-ion power battery[J]. Electrical Engineering & Energy Efficient Management Technology, 2016(18):50-55.
- [9] 郭剑成,王惜慧,岑海林.一种基于温度变化的动力电池智能充电策略[J].电源技术,2022,46(5):518-522.
GUO Jiancheng, WANG Xihui, CEN Hailin. An intelligent charging strategy of power battery based on temperature change[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022,46(5):518-522.
- [10] MIN H T, SUN W Y, LI X Y, et al. Research on the optimal charging strategy for Li-ion batteries based on multi-objective optimization[J]. Energies, 2017,10(5):709.
- [11] 黄廷城,张勇军.计及充电可靠性的电动汽车有序充电控制策略优化与分析[J].电力科学与技术学报,2019,34(4):85-92.
HUANG Tingcheng, ZHANG Yongjun. Optimization and analysis of orderly charging and discharging control strategy for electric vehicles considering charging reliability[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019,34(4):85-92.
- [12] 张新城,刘志珍,侯延进,等.考虑出行温度影响的电动汽车充电功率需求分析[J].电力科学与技术学报,2021,36(4):124-131.
ZHANG Xincheng, LIU Zhizhen, HOU Yanjin, et al. Analysis of charging power demand of electric vehicles considering the influence of travel temperature[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021,36(4):124-131.
- [13] 侯慧,王逸凡,吴细秀,等.长时间尺度下计及里程焦虑心理效应的电动汽车充放电调度策略[J].高电压技术,2023,49(1):85-93.
HOU Hui, WANG Yifan, WU Xixiu, et al. Electric vehicle charging and discharging scheduling strategy considering psychological effect of mileage anxiety on a long-time scale[J]. High Voltage Engineering, 2023,49(1):85-93.

- [14] 王福保,闵华玲,叶润修.概率论及数理统计[J].上海:上海同济大学出版社,1984.
Wang Fubao, Min Hualing, Ye Runxiu. Probability theory and mathematical statistics[J]. Shanghai: Shanghai Tongji University Press, 1984.
- [15] 曹丽鹏,谢阳,李玲玲,等.锂离子电池等效电路模型及参数辨识方法研究[J].电气时代,2017(2):85-87.
CAO Lipeng, XIE Yang, LI Lingling, et al. Research on equivalent circuit model and parameter identification method of lithium ion battery[J]. Electric Age, 2017(2):85-87.
- [16] 尚彦赞,宋红为,杨照光,等.基于二阶RC模型的锂电池充放电特性分析[J].高压电器,2023,59(7):87-94.
SHANG Yanyun, SONG Hongwei, YANG Zhaoguang, et al. Charge and discharge characteristics analysis of lithium battery based on second-order RC model[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(7):87-94.
- [17] CHEN Z, XIA B, MI C C, et al. Loss-minimization-based charging strategy for lithium-ion battery[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2015, 51(5):4121-4129.
- [18] 刘伟,吴海桑,何志超,等.一种均衡考虑锂电池内部能量损耗和充电速度的多段恒流充电方法[J].电工技术学报,2017,32(9):112-120.
LIU Wei, WU Haisang, HE Zhichao, et al. A multistage current charging method for Li-ion battery considering balance of internal consumption and charging speed[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(9):112-120.
- [19] SAVOYE F, VENET P, MILLET M, et al. Impact of periodic current pulses on Li-ion battery performance[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(9):3481-3488.
- [20] 毛玲,温佳林,赵晋斌,等.基于集成ELM的锂离子电池充电截止电压下的SOC和SOH联合估计[J].电力系统保护与控制,2023,51(11):86-95.
MAO Ling, WEN Jialin, ZHAO Jinbin, et al. Joint estimation of SOC and SOH at lithium-ion battery charging cut-off voltage based on an ensemble extreme learning machine[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(11):86-95.
- [21] TUNG S L, JUANG Y T, LEE W H, et al. An improved particle swarm optimization for exponential stabilization of a singular linear time-varying system[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(10):13425-13431.
- [22] JIANG J C, LIU Q J, ZHANG C P, et al. Evaluation of acceptable charging current of power Li-ion batteries based on polarization characteristics[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(12):6844-6851.
- [23] 吴铁洲,李梓豪,徐瑜鸿,等.基于恒定温升曲线的多段恒流充电方法[J].电池,2022,52(3):285-288.
WU Tiezhou, LI Zihao, XU Yuhong, et al. Multi-stage galvanostatic charging method based on constant temperature rising curve[J]. Battery Bimonthly, 2022, 52(3):285-288.