

基于动力锂离子电池健康状态的全寿命周期优化充电策略

夏向阳¹, 邓子豪¹, 张嘉诚¹, 陶 然², 张唯千², 张 静¹,
滕欣元¹, 朱汉钦¹, 符志宇¹, 易修齐¹

(1.长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114; 2.长沙市湘行交通新能源有限公司, 湖南 长沙 410116)

摘 要:针对目前采用经验充电电流值的恒流恒压(CC-CV)充电策略导致电池老化严重的问题,提出一种优化充电策略。从电池整个寿命周期角度出发,基于锂离子电池容量衰退模型,以电池最小衰退容量为目标,采用数据库动态规划(DDP)对电池寿命周期进行规划,得到不同循环阶段下对应寻优充电电流分布,并分析充电电流对电池容量衰退的影响。最后,在 Matlab/Simulink 中与现有恒流恒压充电策略进行仿真分析对比,结果表明,该策略能够有效延长电池循环寿命。

关 键 词:电动汽车;锂离子电池;电池健康状态;数据库动态规划;充电策略

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2022.06.002 中图分类号:TM863 文章编号:1673-9140(2022)06-0017-08

Life cycle optimal charging strategy based on the SOH of power lithium ion battery

XIA Xiangyang¹, DENG Zihao¹, ZHANG Jiacheng¹, TAO Ran², ZHANG Weiqian²,
ZHANG Jing¹, TENG Xinyuan¹, ZHU Hanqin¹, FU Zhiyu¹, YI Xiuqi¹

(1.School of Electrical & Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China;
2.Changsha Xianghang Transportation New Energy Co., Ltd., Changsha 410116, China)

Abstract: In the view of the battery serious aging caused by the constant-current-constant-voltage(CC-CV) charging strategy which adopts the empirical charging current values, this paper proposes an improved CC-CV charging strategy. Firstly, with the goal of minimum decline capacity of battery, the database dynamic programming (DDP) is employed for the planning of the battery life cycle on the basis of the capacity decline model of lithium-ion battery. After that, the corresponding optimal charging current distribution under different cycle stages is obtained, and the influence of the charging current on the battery capacity decay is also analyzed. Finally, in MATLAB/Simulink simulation, the proposed strategy is compared with the existing CC-CV charging strategy. It is shown that this strategy can effectively extend the battery cycle life.

Key words: electric vehicle; lithium-ion battery; SOH; database dynamic programming; charging strategy

收稿日期:2021-01-23;修回日期:2021-06-24

基金项目:国家自然科学基金(51977014);2020 年国家级大学生创新创业训练计划项目(202010536007)

通信作者:夏向阳(1968—),男,博士,教授,主要从事新能源并网接入和柔性直流输电控制方面的研究;E-mail: 307351045@qq.com

随着化石燃料供应的减少以及人们对环境要求的提高,各国政府和汽车企业越来越重视电动汽车的发展^[1-2],根据政府相关产业报告,截止到2020年底中国电动车保有量已达到553.7万辆。锂离子电池具有能量密度高、自放电率低、无记忆等优点,已被广泛应用于电动汽车的动力电池,但是锂离子电池使用寿命一直制约着电动汽车应用的推广^[3]。由于放电条件在很大程度上由用户的使用习惯所决定,故放电过程的优化潜力通常十分有限。然而,充电过程可以通过调整充电电流来显著影响电池容量衰退速度。为了避免电池容量下降过快和充电效率过低,充电电流倍率不能选取太低,而过度增加充电电流又会导致电池更多的容量衰减和寿命缩短^[4]。因此,有必要通过锂离子电池的容量衰退模型去量化不同倍率充电电流对电池循环寿命的影响,寻找可以延缓电池老化严重问题的优化充电电流值。

目前,随着电动汽车的发展,人们提出了许多电池充电策略,如恒流(constant current, CC)、恒压(constant voltage, CV)以及恒流恒压(constant current-constant voltage, CC-CV)电池充电策略^[5]。在这些充电策略中,CC-CV充电策略凭借其不需要精确的锂离子电池模型、通用性强、方法简单以及硬件电路易于实现等优点,一直是应用最广泛的充电方式^[6]。但是,传统CC-CV充电策略在电池整个循环寿命阶段采取固定的经验电流值对电池进行充电,这会严重损害电池的使用寿命。因此,研究人员提出了许多改善电池充电性能的方法。多级恒流(multistage constant current, MCC)充电是另一种被广泛研究的充电方法,它具有更快的充电速度和更好的电池充电性能。但是MCC充电策略的研究主要集中在单次充电过程中各阶段充电电流的优化,未从电池整个使用寿命周期考虑,而且该策略要求电流高频变化,在实际应用中难以推广。

文献[7]提出了一种改进的五段恒流充电方法,分析了不同权重下的充电时间和容量对电池充电性能的影响;文献[8]提出了一种基于边界曲线的最优充电电流策略,利用温升和极化电压得到了充电过程中的边界曲线;文献[9]提出了一种脉冲充电方法,使锂离子在整个电池中更均匀地扩散,从而减轻极化,在这种情况下,充电时间是通过改变电流的幅

值和宽度来实现的,难以有效控制;文献[10]在低温状态下考虑充电截止电压和充电倍率及充电循环次数对电池老化的影响,但在常温下可能不同;文献[11]研究了高功率型锂离子电池在高充电率下长期循环过程中的老化行为,但实际应用中动力锂离子电池的充电倍率很难达到其设定值,适用性不强;文献[12]从充电可靠性的角度分析了电动汽车的充电特性,提出电动汽车(electric vehicle, EV)充电可靠性的概念及其评估指标,并未考虑电池本身状态。

在此基础上,本文提出一种基于电池健康状态的优化充电策略,通过数据驱动建立锂离子电池容量衰退模型,量化不同充电电流对电池循环寿命的影响,以电池衰退容量为目标函数,通过数据库动态规划寻找各寿命阶段下对应的最佳充电电流,得到电池整个寿命周期下寻优充电电流分布曲线,结合传统恒流恒压充电策略的优点,将各寿命阶段下寻优电流替代传统经验值对电池进行充电。仿真结果表明该策略能有效提高电池的使用寿命。

1 建立锂离子电池容量衰退模型

一般通过试验测试每个可能的充电电流值得到最佳充电电流分布曲线,但是这样做并不经济而且试验周期非常长。因此,可以选择从试验历史数据中,总结充电电流变化与电池容量衰减的关系,利用数据驱动的方法,得到锂离子电池容量衰退模型。本文采用经典锂离子电池容量衰退模型,并通过某电池厂家的历史数据进行训练,该模型能够很好跟踪动力电池实际情况,并且准确拟合电池容量的衰退趋势^[13]。模型的输入为充电电流、累计循环次数、外界温度等影响因素,模型的输出为衰退容量。由于该经验模型具有较简明的模型结构,在实际应用具有灵活性。

本文主要研究充电电流对电池寿命的影响,由于充电电流倍率超过1.2C后电池容量衰退现象较为明显^[14],并考虑到用户的实际充电需求与充电习惯,设置寻优充电电流倍率范围为(0~1.5)C,通过分析电池容量衰退速度与充电电流之间的定量关系,在用户一般能接受的充电时间内,可以选择合适的充电电流,使得电池循环过程衰退容量最小,从而

达到延长电池使用寿命的目的。根据某电池厂家试验电池数据,仿真电池参数设置如表 1 所示。

表 1 参数设置

Table 1 Simulation battery parameters setting

阴极材料	额定容量/ Ah	最大充电电流倍率	截止电压/V	
			充电	放电
LiFePO ₄	6.5	2C	3.6	3.1

描述锂离子电池衰退容量常用实验公式如下:

$$C_{\text{loss}} = k \cdot x^a \quad (1)$$

其中, k 、 a 是与电流、截止电压和温度有关的识别参数。在恒定 25 °C 室温时,基于该电池厂家不同充电电流速率下的容量衰减曲线历史数据,得到 k 、 a 如图 1 所示。 x 为电池循环次数, C_{loss} 为锂离子电池损失容量。

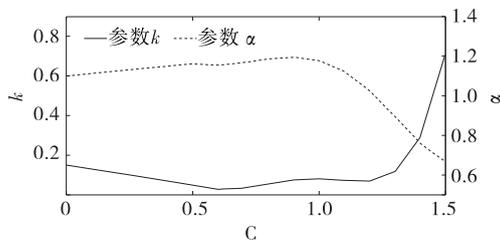


图 1 识别参数 k 与 a

Figure 1 Identification parameter k and a

通过式(1),反解得到循环次数与衰退容量的关系式:

$$x = \left(\frac{C_{\text{loss}}}{k} \right)^{\frac{1}{a}} \quad (2)$$

通过推导式(1),得到电池容量衰退率:

$$D_S = \frac{dC_{\text{loss}}}{dx} = ak \cdot x^{a-1} \quad (3)$$

然后将 x 用反解式(2)对式(3)进行变换,得到:

$$D_S = ak \cdot \left(\frac{C_{\text{loss}}}{k} \right)^{\frac{a-1}{a}} = a \cdot k^{\frac{1}{a}} \cdot (C_{\text{loss}})^{\frac{a-1}{a}} \quad (4)$$

可计算出不同充电电流下老化状态对应的容量衰退速度。

同样,基于该电池厂家不同充电电流速率下的容量衰退曲线历史数据,建立考虑不同充电电流和当前容量状态下的电池容量退化模型:

$$D_S(C_{\text{loss}}, I_C) = a \cdot C_{\text{loss}} + I_C^b \cdot C_{\text{loss}} + c \cdot C_{\text{loss}} \quad (5)$$

其中,参数 a 、 b 、 c 变化如图 2 所示。

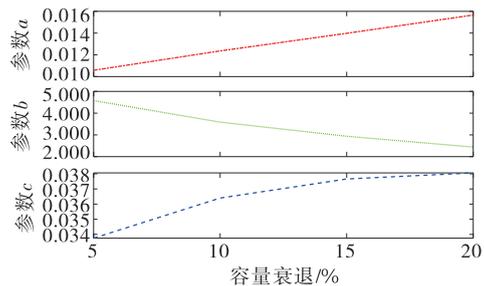


图 2 不同充电电流下的参数 a 、 b 、 c

Figure 2 The value of parameters a , b , c under different charging currents

从图 2 可以看出,由于充电电流倍率、累积循环次数以及电池剩余容量的不同,电池容量衰退的速度也会不同,因此,在规定的循环次数阶段下,存在一个最佳充电电流使得电池容量衰退速度最小,再将其作为该循环子区间内的充电电流,可以延长电池的使用寿命。

设置在固定 1C 充电电流下,通过电池容量衰退模型式(5)的仿真结果与某电池厂家历史试验数据进行比较,如图 3 所示(SOH(state of health)表示电池健康状态),可以看出,仿真结果与某电池厂家试验结果虽然有一定的差异,但是其最大误差不超过 1.9%,且拟合效果基本一致。因此,该模型能够很好跟踪动力电池容量变化的实际情况,可以准确拟合电池容量的衰退趋势。

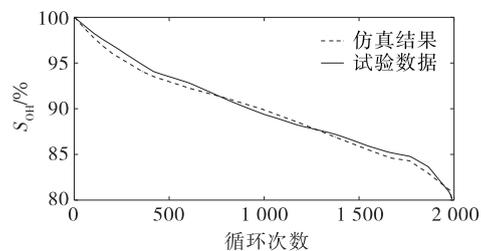


图 3 模拟和试验电池容量衰退曲线(1C)

Figure 3 Battery capacity decline curve for the simulation and practical

2 数据库动态规划充电策略

动态规划(dynamic programming, DP)方法是在给定的系统模型和约束条件下,获得使系统目标函数的运行成本最小的最优运行策略^[15]。数据库的主要思想是将整个动态优化过程分解为若干个子

区间,基于不同初始状态和控制,每个子区间过程具有类似动态特性。在绝大多数情况下,首个子区间的初始状态是已知的,但其他子区间的初始状态应该由前一个子区间的最终状态来确定,在约束条件下,寻找指标函数最优值对应的决策变量。基于Bellman原理,本文采用数据库动态规划(database dynamic programming,DDP)方法来求解有限时域动态优化问题。

2.1 数据库预处理

在循环过程中,需要寻找不同循环阶段下最佳充电电流,必须知道动力电池SOH从初始值100%下降至退役值80%所对应的循环总次数。然而,循环的总数并不是先验的,并且如果对电池每次循环充电都进行寻优,需要计算的数据量十分庞大,而且目前充电桩的充电电流精度也无法达到其寻优值,在实际充电条件下难以实现^[16]。因此,在动态寻优充电电流前,有必要进行数据库预处理。

假设在一个最佳充电电流下,电池的总循环数近似为2560,即最接近的5和设置的 2^k 的乘积,其中 k 为子区间内决策变量的个数。将假定的总循环数2560均分为 N 个等间距的循环子区间,这样就可以将整个动态优化过程分解为 N 个子区间,然后对每个循环子域使用不同的充电电流。因此,对于整个电池寿命期间而言,不是施加恒定不变的充电电流,而是使用不同充电速率的电流进行循环。显然,若对每个子区间选择适当的控制,就能使得动力电池整个循环过程的得到优化。

数据库是离线计算的,数据库的每个元素都应该包含状态变量 S_{OH} 、决策变量 I 和指标函数 J 。在实际应用时,将根据动力电池当前状态值从数据库中选择合适的决策值,而不需要进行重新寻优。

2.2 数据库动态规划寻优

数据库动态规划算法是一种求解多阶段决策优化问题的算法,它具有全局寻优的特点,包括阶段、状态变量、决策变量、状态转移方程以及指标函数等要素。

定义电池健康状态:

$$S_{OH} = 1 - \frac{C_{loss}}{C_N} \quad (6)$$

其中, C_N 为电池出厂额定电容,电池SOH衰退趋势与其剩余容量的衰退趋势保持一致^[17]。

数据库动态规划寻优如图4所示,其显示了如何使用数据库中的元素来确定 N 个阶段问题的控制规则。大多数情况下,第1阶段的初始状态是已知的,此时,应该根据约束条件和初始状态来选择路径,即决策变量;中间状态是由上一阶段的状态和约束条件来确定;对于最终状态,如果目标问题对最终状态有要求,则必须根据约束条件和最终状态的要求来确定决策变量。

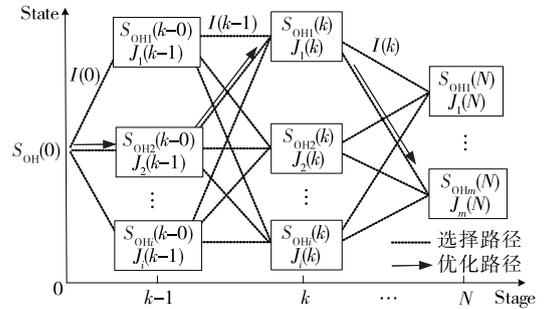


图4 数据库动态规划寻优示意

Figure 4 Schematic diagram of database dynamic programming optimization

本文以电池衰退容量为优化目标的指标函数为

$$J = \min \{ a \cdot C_{loss} + I_C^{b \cdot C_{loss}} + c \cdot C_{loss} \} \quad (7)$$

通过前一状态 $S_{OH}(k-1)$ 到状态 $S_{OH}(k)$ 来逆推判决电流 $I(k-1)$,并计算相应的性能指标 $J(k-1)$ 。根据最优指标函数:

$$\begin{cases} \min_J J(k-1) + J(k-1) < J(k) \\ J(k) = \min_J J(k-1) + J(k-1) \end{cases} \quad (8)$$

确定到达前一状态的最短路径;然后通过前向递推法确定 S_{OH} 、 I 、 J 。

本文以电池衰退容量为优化目标,对各子区间恒流充电阶段的电流进行优化。约束条件、状态转移方程分别为

$$\begin{cases} 0 \leq I_C(k) \leq 1.5C \\ U_{min} \leq U(k) \leq U_{max} \\ 80\% \leq S_{OH(k=N)} \leq 100\% \end{cases} \quad (9)$$

$$S_{OH(k+1)} = S_{OH(k)} -$$

$$\int_0^{\Delta x_k} \alpha \cdot k^{\frac{1}{\alpha}} \cdot (1 - S_{OH(k)})^{\frac{\alpha-1}{\alpha}} dx \quad (10)$$

该方法的缺点在于 N 取值是由人为设定的,因此具有不可避免的随机性,得到的结果可能是次优的,但数据库动态规划控制策略却更易实现。

3 仿真分析

在 Matlab/Simulink 中搭建容量衰退速率模型进行仿真,当选取 $N=1$ 时,即在动力锂离子电池的整个循环期间,只选用一种充电电流作为每次循环的恒流阶段充电电流,统计电池容量从初始容量衰退至其值 80% 时的累积充放电循环次数,结果如图 5 所示,在规划区间数 $N=1$ 时,显示了电池循环次数与不同倍率充电电流的关系。

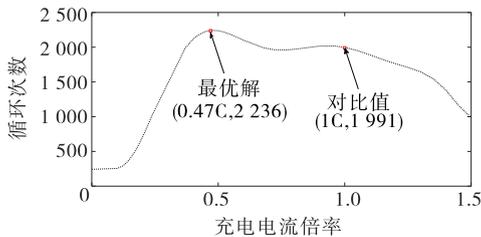


图 5 单个区间下循环次数与充电电流的关系

Figure 5 The relationship between the number of cycles and the charging current in a single interval

在电池整个寿命循环区间内只动态优化一个充电电流值,控制矢量只包含一个变量,寻优结果目标函数的最大值为 2 236,对应的最佳充电电流为 0.47C。仿真对照选择 1C 作为固定充电电流,对应循环次数为 1 991。在达到最大值之前,循环次数随着充电电流的增加而迅速增加,然后逐渐减小。过低倍率的充电电流会使得电池容量随循环次数的增加呈迅速减小趋势,这是由于当电池很长一段时间处于恒流阶段,该阶段的副反应程度较恒压阶段而言更为剧烈,不利于锂离子向负极内部扩散,容易在负极表面产生树状锂结晶,长期以低充电倍率对电池进行循环充电,将会导致树状锂结晶程度严重,会造成电池不可逆的容量损失,显著缩短电池寿命,表现为总循环次数很低。但是,当电流超过某一临界值时,电流继续增大,电池内部副反应速率也越快,电池使用的寿命周期就越短。因此,可以通过优化充电电流来尽可能延长电池寿命。

选择子区间数为 20,如图 6 所示,循环到 2 535 次时电池剩余容量低于规定值而不再满足约束条件,此时最后循环子区间对应的最佳充电电流为 0.53C。在动力锂离子电池服役期间,电池衰退容量与充电电流成正相关关系,通过对每个周期的充放

电过程进行迭代,在满足约束条件下,确定的最小充电电流即为该子区间内的最佳充电电流。

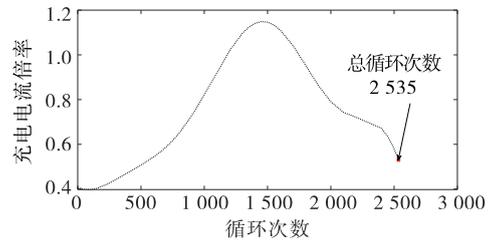


图 6 最佳充电电流分布 ($N=20$)

Figure 6 The best charging current distribution ($N=20$)

如图 7 所示,可以将不同充电速率下的动力锂离子电池老化过程根据容量衰退情况分为 3 个阶段。

第 I 阶段 新电池刚开始进行充放电循环,此时的容量衰退率比较大,衰退容量受充电电流速率的影响较大。这可能是由于新电池的激活和循环过程中惰性物质和氧气在正极附近累积,阻碍锂离子的嵌入和脱嵌,导致锂离子扩散时的速度变慢,使有效电化学反应减弱,加速电池容量的衰退,表现为 SEI 膜变厚、电池内阻增大^[18]。

第 II 阶段 新电池经历了一定的循环次数,电解液的分解使电池内部产生一系列非可逆反应,消耗大量电解质并产生锂氧化物沉积质,使锂离子浓度降低,扩散阻力变大^[19]。因此,需要更大的充电电流和电压去激活电池有效内部反应,从而提升锂离子活性,减缓容量衰退。

第 III 阶段 此阶段是动力电池老化过程的后期,其正极材料的溶解使锂金属单质聚集在负极,导致电池内部材料间的电接触减少,在外特性上表现为电池内阻的进一步增大^[20]。由于电池电极活性物质的损失,电池充电接受能力变弱,容量衰退率对充电电流速率敏感,相同的充电电流会加速电池的衰退,在这一阶段需要降低充电电流,以延缓电池老化,但相比于第 I 阶段,该阶段需要更大的充电电流以弥补电池充电接受能力的下降。

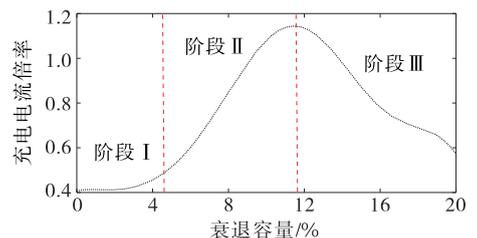


图 7 电池容量衰退阶段

Figure 7 Battery capacity decline stage

如图8所示,当采用 N 为20时,即将电池整个寿命区间均分为20个子循环区间后,对每个区间内采取对应的寻优充电电流进行充电,其寿命总循环数达到2 535次,相较于采取固定1C作为充电电流的对比组电池寿命总循环次数1 991次,提高了近27.32%的循环寿命。

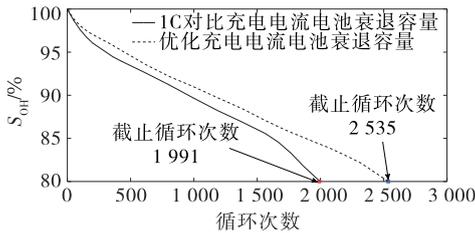


图8 优化充电策略电池循环寿命仿真对比

Figure 8 Comparison of optimized charging strategy for battery cycle life

为验证优化充电策略仿真结果的有效性,在25℃恒温电池舱内,分别采取优化充电策略以及固定1C对照组充电电流对电池进行阶段性循环充放电实验。实验电池的具体参数如表2所示;实验平台如图9所示,主要包括LiFePO₄电池组、充电器、BMS、交换机、上位机以及负载等。

表2 实验电池参数

Table 2 Experimental battery parameters

阴极材料	额定容量/Ah	最大充电电流倍率	截止电压/V	
			充电	放电
LiFePO ₄	6.56	2C	3.65	3.10

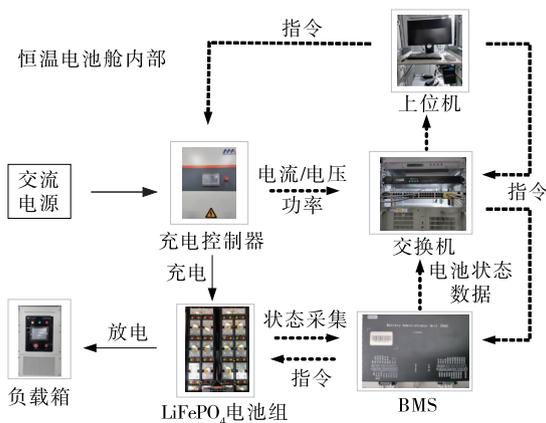


图9 充放电循环实验平台

Figure 9 Charge and discharge cycle experiment platform

数据库预处理首先将前400次循环均分为4个子区间,在对应的子区间内,分别采用0.40、0.43、0.46、0.51C的充电电流寻优值对电池进行充电实

验,此时 N 为10,放电过程统一采用2C电流值。由于设备测量电池健康状态精度的限制,选择每40次循环记录一次电池健康状态,从而尽可能降低测量误差所带来的影响。

阶段验证对比试验结果如图10所示,可以看出,在充放电循环的前400圈中,也是在电池老化的初期,恒定1C对照组的退化速度略有增大,但整体上近似于固定值。而整个阶段内采用优化充电策略的电池老化速度均小于1C充电电流对照组,且随着循环次数的增加,这一差距将更加明显,在阶段实验截止400圈后,采用优化充电策略的电池最终健康状态为93.9%,比采用恒定1C充电策略的电池健康状态92.6%延长了近1.3%的寿命,这表明该控制策略能有效延长电池的使用寿命。

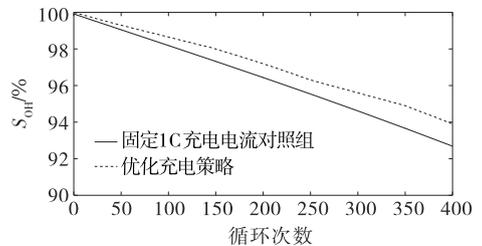


图10 前400圈充放电循环实验对比验证

Figure 10 Comparative verification for the first 400 cycles of charge and discharge cycle experiments

不同的 N 值对应的子区间数不同,寻优结果也不相同, N 值越小,则收敛速度越快;反之,若 N 值过大,可能出现不收敛的情况。不同 N 值下对应的优化结果如表3所示,可知优化效果并不会随着 N 值增大而一直增大。

表3 不同 N 值下优化结果比较

Table 3 Optimization results comparison under different N values

N	总循环次数	较 $N=1$ 时增加循环次数	较对比1C电流增加循环次数百分比/%
1	2 236	0	12.30
5	2 372	136	19.13
10	2 487	251	24.91
16	2 531	295	27.12
20	2 535	299	27.32
32	2 533	297	27.22
40	2 522	286	26.67

由表 3 可以看出,当 N 值选取为 32、40 时,分别对应总循环次数为 2 533、2 522 次,均低于 N 为 20 时对应的总循环次数 2 535 次,因此,可以仅选择 $N=20$ 时对应的次优解充电电流曲线作为寻优充电电流分布曲线。考虑实际应用时的复杂性, N 值不可以取过高,否则寻优过程极为复杂且充电桩难以实现寻优充电电流的选取。然而,即使是选择 N 取 5 时对应的优化充电电流对动力锂离子电池进行充电,其循环寿命延长也将近 19.13%,并且该策略实用性强,具有较好应用前景。

4 结语

针对目前动力锂离子电池在整个循环周期内采用固定充电电流导致电池老化严重的问题,本文提出了一种基于动力锂离子电池衰退容量状态的充电优化方法,根据不同循环周期区间内电池衰退容量受不同充电电流影响的特点,建立了电池容量衰退模型。通过数据库动态优化框架得到了最佳充电电流分布,使得其循环寿命较采取固定 1C 充电电流增加约 27.32%。即使考虑到充电时间的部分增加,用户受益效果也是明显的。最后,通过充放电循环实验平台对所提方法进行阶段性验证,结果表明该策略能有效延长锂离子电池的循环寿命。

参考文献:

- [1] 游广增,李华瑞,李常刚,等.计及风电高频保护的送端电网多直流协同频率控制[J].中国电力,2021,54(5):83-90+110.
YOU Guangzeng, LI Huarui, LI Changgang, et al. Coordinative frequency control of multi HVDC links in sending-end power grid considering over-frequency protection of wind power generation[J]. Electrical Power, 2021, 54(5): 83-90+110.
- [2] DU J Y, OUYANG M GO, CHEN J F. Prospects for Chinese electric vehicle technologies in 2016-2020: ambition and rationality[J]. Energy 2017, 120: 584-596.
- [3] XIA Xiangyang, ZHAO Xinxin, et al. A novel design of hybrid energy storage system for electric vehicles[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2018, 4(1): 45-51.
- [4] 陆泳施,谭晓军,许俊斌,等. LiFePO₄ 动力电池容量衰减规律研究[J]. 电源技术, 2016, 40(5): 964-967.
- [5] LU Yongshi, TAN Xiaojun, XU Junbin, et al. Research on capacity fading pattern of LiFePO₄ power battery[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2016, 40(5): 964-967.
- [6] 吴海桑,刘伟,陈英杰,等. 锂离子电池动力充电优化技术现状[J]. 电源学报, 2017, 15(5): 144-152.
WU Haisang, LIU Wei, CHEN Yingjie, et al. Current situation of technology in charging optimization of Lithium battery[J]. Journal of Power Supply, 2017, 15(5): 144-152.
- [7] WANG Z F, WANG Y P, RONG Y A, et al. Study on the optimal charging method for Lithium-ion batteries used in electric vehicles[J]. Energy Procedia, 2016, 88: 1013-1017.
- [8] 魏中宝,钟浩,何洪文. 基于多物理过程约束的锂离子电池优化充电方法[J/OL]. 机械工程学报: 1-10 [2022-07-27]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20220727.1036.012.html>.
WEI Zhongbao, ZHONG Hao, HE Hongwen, et al. Multiphysics-constrained optimal charging of Lithium-ion battery[J/OL]. Journal of Mechanical Engineering, 1-10 [2022-07-27]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20220727.1036.012.html>.
- [9] ZHANG C P, JIANG J C, GAO Y, et al. Charging optimization in lithium-ion batteries based on temperature rise and charge time[J]. Applied Energy, 2017, 194: 569-577.
- [10] GAO C L, XIE Q S, LI Y Q, et al. Phased pulse charging method based on Lithium ion power battery[J]. Electrical Engineering & Energy Efficient Management Technology, 2016(18): 50-55.
- [11] 王泰华,张书杰,陈金干. 锂离子电池低温充电老化建模及其充电策略优化[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(4): 1137-1146.
WANG Taihua, ZHANG Shujie, CHEN Jingan. Low temperature charging aging modeling and optimization of charging strategy for lithium batteries[J]. Energy Storage Science and Technology, 2020, 9(4): 1137-1146.
- [12] 谈发明,李秋烨,赵俊杰. 观测模型误差不确定的锂电池 SOC 估计方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(3): 32-38.
TAN Faming, LI Qiuye, ZHAO Junjie. Research on SOC estimation method for lithium batteries with uncertain model errors[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(3): 32-38.

- [12] 黄廷城,张勇军.计及充电可靠性的电动汽车有序充放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.
- [13] 刘俊华,张启超,李程,等.磷酸铁锂电池模组健康度快速评估方法研究[J].电网与清洁能源,2020,36(10):112-118.
LIU Junhua, ZHANG Qichao, LI Cheng, et al. A study on rapid evaluation methods of the SOH of the health of lithium iron phosphate battery module[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(10): 112-118.
- [14] TIAN J P, XIONG R, YU Q Q. Fractional order model based incremental capacity analysis for degradation state recognition of lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(2): 1576-1584.
- [15] XIONG R, SUN F C, GONG X Z, et al. A data-driven based adaptive state of charge estimator of lithium-ion polymer battery used in electric vehicles[J]. Applied Energy, 2014, 113: 1421-1433.
- [16] 颜湘武,赵帅帅,董清,等.电动汽车充电机性能综合评估[J].电力系统保护与控制,2020,48(1):164-171.
YAN Xiangwu, ZHAO Shuaishuai, DONG Qing, et al. Comprehensive evaluation of electric vehicle charger performance[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 164-171.
- [17] 常小强,宋政湘,王建华.基于蒙特卡罗算法的电动汽车充电负荷预测及系统开发[J].高压电器,2020,56(8):1-5.
CHANG Xiaoqiang, SONG Zhengxiang, WANG Jianhua. Electric vehicle charging load prediction and system development based on monte carlo algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(8): 1-5.
- [18] 范昊天,谢欢,朱顺良,等.不同充电倍率复合材料锂离子电池循环性能试验研究[J].机电工程技术,2019,48(6):192-194.
FAN Haotian, XIE Huan, ZHU Liangshun, et al. Experimental study on cycle performance of composite material Lithium-ion batteries with different charging rates[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2019, 48(6): 192-194.
- [19] 张伟,向洪坤.燃料电池汽车基本技术及发展综述[J].智慧电力,2020,48(4):36-41+96.
ZHANG Wei, XIANG Hongkun. Review on basic technology and development of fuel cell vehicle[J]. Smart Power, 2020, 48(4): 36-41+96.
- [20] 孙顺.磷酸铁锂电池循环性能衰减规律及加速寿命试验的研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2018.