

# 基于随机片段数据的锂电池状态估计方法

钟景瑜, 廖凯, 李波, 胡思洋, 王敏

(西南交通大学 电气工程学院, 四川 成都 611756)

**摘要:**针对锂电池状态估计通常只能采集到不完整的放电数据,导致难以准确判断锂电池状态的问题,提出一种基于随机片段数据的锂电池状态估计方法。以固定健康状态(SOH)差为间隔构建老化数据库,利用随机片段数据进行匹配,并采用粒子群优化算法进行求解,从而判断对应的锂电池初始荷电状态(SOC)及SOH等信息;基于二阶戴维南等效电路模型对锂电池进行建模,并对其参数进行辨识;基于状态匹配结果与所建模型,利用扩展卡尔曼滤波对锂电池SOC进行估计,获得锂电池的剩余放电时间等状态信息。利用锂电池单体放电数据进行实验验证,实验与仿真结果表明:与传统方法相比,所提方法具有较高的稳定性和准确率。

**关键词:**锂电池;状态估计;随机片段数据;老化数据库;健康状态;荷电状态;粒子群优化算法

**中图分类号:**TM 911

**文献标志码:**A

**DOI:**10.16081/j.epae.202110003

## 0 引言

准确地估计锂电池状态是电池管理系统的关键技术之一,基于准确的状态估计可以对锂电池进行科学的评估、风险预警和定期维护,保障锂电池的稳定运行<sup>[1]</sup>。然而,目前一些锂电池状态估计方法需要基于全部的放电数据,而实际放电时只能获得随机片段数据,当随机获得的锂电池数据不完整时,这些方法难以适用。因此,研究基于随机片段数据的锂电池状态估计方法具有一定的理论和工程实用意义。

已有关于锂电池状态估计的研究主要是对剩余放电时间、荷电状态SOC(State Of Charge)、健康状态SOH(State Of Health)、当前最大可用容量等进行评估。其中,锂电池剩余放电时间评估大多采用函数拟合方法,如文献[2]利用函数拟合方法对铅酸电池在不同电流强度下的放电数据进行数学拟合,从而有效地估计铅酸电池的剩余放电时间。锂电池SOC、SOH评估方法以卡尔曼滤波和数据驱动为主,目前尚处于研究发展过程中,没有形成可用于计量的方法,随着锂电池的应用越来越广泛,必须解决形成相关计量方法的问题。文献[3-4]建立了二阶RC等效电路模型,采用改进的扩展卡尔曼滤波EKF(Extended Kalman Filter)算法对锂电池SOC进行估计;文献[5-6]分别提取了不同的健康因子作为模型输入,以SOC作为输出,无需确定具体的锂电池模型,通过训练历史数据以建立输入与输出之间的关系,从而估计锂电池SOC。上述锂电池状态估计方法均基于完整的锂电池放电数据,但在实际放电或

充电过程中只能获取随机片段数据,故上述方法难以实际应用。

近年来,部分学者提出了基于片段数据估计锂电池状态的方法。文献[7]验证了基于充电容量计算SOH和基于放电容量计算SOH的一致性,通过建立SOC从任意数值至100%的片段数据,采用基于EKF-高斯过程回归方法预测锂电池的当前全充时间、SOC、SOH。文献[8]按照锂电池标称容量的5%~10%将实际电动汽车运行过程中的完整工况数据划分为单元数据片段,通过融合得到覆盖锂电池截止电压上、下限的完整曲线,采取老化数据库查表的方式判断锂电池容量,但仅考虑了锂电池容量这个单一因素。虽然上述相关研究已取得一定的进展,但均是单独估计各个锂电池的状态信息,对数据的完整性有一定的要求,且片段数据的获取也不具有随机性。在实际情况中,锂电池往往进行随机短时放电,当所得放电数据具有随机性和不完整性时,上述方法均难以有效对锂电池进行状态估计。综上所述,亟需一种基于随机片段数据的锂电池运行状态和SOH估计方法。

本文针对上述锂电池状态估计中存在的一些问题,基于随机片段数据提出一种采用粒子群优化算法进行匹配对比的锂电池状态估计方法。所提方法能在放电数据具有随机性和不完整性情况下对锂电池的SOC、SOH及最大可用容量等状态信息进行估计。首先,基于锂电池单体放电数据形成老化数据库;然后,采用粒子群优化算法作为求解算法对随机片段数据进行状态匹配,得到完整的放电数据;其次,基于状态匹配结果和二阶戴维南(Thevenin)等效电路模型,利用EKF算法对锂电池SOC进行估计;最后,以美国航空航天局(NASA)公开的B0005号锂电池单体放电数据为例<sup>[9]</sup>,对本文所提方法进行验证,实验和仿真结果表明,所提方法的准确率为

收稿日期:2021-04-14;修回日期:2021-08-06

基金项目:国家自然科学基金青年基金资助项目(51807168)  
Project supported by the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China(51807168)

95.17%,且与传统方法相比,其无需指定起始寻优点,具有较高的稳定性和准确率。

## 1 随机片段数据与锂电池状态估计的相关性

本节首先介绍片段数据的定义,然后根据锂电池恒流循环放电数据构建锂电池老化数据库,并采用粒子群优化算法进行匹配对比,进而判断该随机片段数据对应的锂电池老化状态信息,为基于EKF算法的锂电池SOC估计提供完整的放电数据。

### 1.1 片段数据的定义

在实际的锂电池数据采集过程中,锂电池长时间放电是难以实现的,故通常只能采集到某一短时段内不完整的锂电池工况运行数据,本文将这一时段内连续记录的锂电池工况运行数据称为片段数据。在实际应用时,需对待预测锂电池进行一小段(50个采样点,时长为470 s)恒流放电实验以获得随机片段数据,且该恒流放电实验的放电电流大小与建立老化数据库所用恒流曲线的放电电流大小一致。本文在NASA B0005号锂电池非建库恒流放电曲线上以每50个采样点为1组,并依次往后递增10个采样点的方式形成随机片段数据序列,对本文所提方法进行验证。随机片段数据选取示意图如附录A图A1所示。相较于传统方法,本文所选取的随机片段数据可位于恒流放电曲线周期内的任意位置,更符合实际情况。

### 1.2 老化数据库建立

在构建锂电池老化数据库时,需要锂电池从未使用状态开始至达到尽可能多的循环次数过程中的全部放电数据,因此需对锂电池进行循环充放电实验。将充电一次和放电一次称为一次充放电循环,以NASA B0005号锂电池为例说明充放电步骤如下。

1)在恒流-恒压条件下将锂电池充满电。首先,以1.5 A恒定电流进行充电,直至锂电池电压达到充电截止电压4.2 V;然后,在恒压模式下继续充电,直至电流降至20 mA;充满电后将锂电池搁置1 h。

2)恒流放电。以2 A恒定电流对充满电的锂电池进行放电,直至锂电池电压降至放电截止电压2.7 V。

3)循环步骤1)和步骤2)。

对于不同型号的锂电池,其充电、放电截止电压需根据锂电池的具体参数而确定,经过循环充放电过程后,可得到不同型号锂电池在不同循环次数下的恒流放电数据。在实际研究锂电池的老化状态时,通常更多地关注锂电池SOH,所以本文老化数据库的构建以固定SOH差为间隔。观察锂电池单体循环充放电数据集可知,在恒流放电循环前期和后期,SOH下降速度比较缓慢,故以2.5%为间隔进行

选取;在恒流放电循环中期,SOH下降速度比较迅速<sup>[10]</sup>,故以5%为间隔进行选取。由此构建锂电池老化数据库,为利用EKF算法进行SOC估计和随机片段数据匹配提供数据支撑。

根据本文所提方法以及NASA B0005号锂电池的数据,选取9条恒流放电曲线(记为老化数据曲线1—9)构建老化数据库,老化数据曲线1—9的SOH分别为92.83%、90.14%、87.59%、85.02%、79.78%、74.54%、69.57%、67.21%、64.68%。则构建的老化数据库如附录A图A2所示。

结合图A2和建立老化数据库时给出的信息可知,每条恒流放电曲线都对应不同的锂电池最大可用容量、SOH等关键的锂电池老化状态信息。当随机片段数据在老化数据库内匹配到最接近的恒流放电曲线时,可认为该完整恒流放电曲线对应的锂电池老化信息能代表随机片段数据下的锂电池老化状态信息。在实际应用中,锂电池很少处于恒流放电运行工况,更多地处于随机放电工况。针对同一型号锂电池,当老化程度相同时,其状态参数与锂电池运行工况无关,因此复杂工况和标准工况下的锂电池状态参数近似一致<sup>[8]</sup>,即本文所提方法同样适用于复杂工况。

### 1.3 随机片段数据与粒子群优化算法

根据1.2节建立的锂电池老化数据库,将随机片段数据与其进行匹配对比,寻找最符合的位置,即可判断该随机片段数据对应的锂电池初始SOC及其老化状态信息<sup>[8]</sup>。将该问题抽象为式(1)所示优化问题,优化目标为使随机片段数据的放电曲线和老化数据库的恒流放电曲线最接近,即适应度函数值 $F$ 最小。

$$F = \min \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n |Z_j - Z_i| \quad (1)$$

式中: $Z_j$ 为老化数据曲线 $j$ 的片段数据; $Z_i$ 为随机片段数据; $n$ 为选取的随机片段数据长度,本文所选长度为50; $m$ 为老化数据库中老化数据曲线条数。粒子群优化算法具有需调整参数较少的优势,故采用其对上述优化问题进行求解,算法流程图如图1所示,具体求解步骤见附录B。

## 2 锂电池等效电路建模与参数辨识

基于第1节中随机片段数据的状态匹配结果,本文选择利用EKF算法对锂电池SOC进行估计,该算法的实现依赖于锂电池等效电路模型。因此,本节首先对锂电池进行等效建模,然后通过脉冲放电实验辨识参数,为后续研究提供理论支撑。

### 2.1 锂电池等效电路模型

目前,锂电池等效电路模型主要有内阻模型、RC模型、Thevenin模型、新一代汽车合作伙伴计划

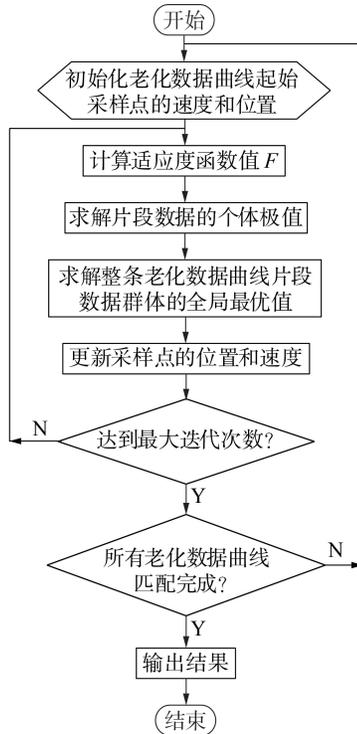


图 1 基于粒子群优化算法的随机片段数据状态匹配流程图

Fig.1 State matching flowchart of random fragment data based on particle swarm optimization algorithm

PNGV (Partnership for a New Generation of Vehicle) 模型、通用性的非线性 GNL (General Nonlinear) 等效电路模型<sup>[11-12]</sup>。其中,内阻模型、RC 模型、Thevenin 模型过于简单,不能准确地反映锂电池的特性;而 GNL 等效电路模型的参数较多,结构复杂。为此,本文综合考虑计算量和准确性,选用二阶 Thevenin 模型<sup>[13-14]</sup>,如图 2 所示。图中,  $U_{oc}$  为开路电压 (OCV);  $R_0$  为欧姆内阻;  $R_1$ 、 $C_1$  分别为电化学极化电阻、电容;  $R_2$ 、 $C_2$  分别为浓差极化电阻、电容;  $U(t)$  为  $t$  时刻的端电压;  $I(t)$  为  $t$  时刻流过锂电池的电流,约定放电电流为正,充电电流为负;  $U_1(t)$ 、 $U_2(t)$  分别为  $t$  时刻  $R_1C_1$ 、 $R_2C_2$  回路两端的电压。

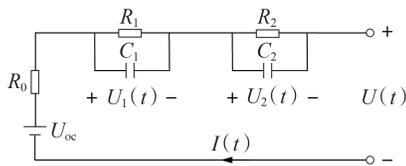


图 2 二阶 Thevenin 等效电路模型

Fig.2 Second-order Thevenin equivalent circuit model

根据基尔霍夫电压定律和电流定律,可得二阶 Thevenin 等效电路模型的状态方程为:

$$\begin{cases} U(t) = U_{oc}(S_{soc}) - I(t)R_0 - U_1(t) - U_2(t) \\ I(t) = U_1(t)/R_1 + C_1 dU_1(t)/dt \\ I(t) = U_2(t)/R_2 + C_2 dU_2(t)/dt \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $U_{oc}(S_{soc})$  表示  $U_{oc}$  与锂电池 SOC  $S_{soc}$  之间的非线性关系。  $U_{oc}$  的大小与锂电池的 SOC 有关,二者之间存在非线性关系  $U_{oc}(t) = f(S_{soc})$ , SOC-OCV 关系曲线可通过参数拟合的方法求得。

可根据安时积分法求得锂电池 SOC,当锂电池放电时,  $t$  时刻的 SOC 可表示为:

$$S_{soc}(t) = S_{soc}(0) - \frac{\eta}{Q} \int_0^t I(\tau) d\tau \quad (3)$$

式中:  $S_{soc}(0)$  为锂电池的初始 SOC;  $Q$  为锂电池的额定容量;  $\eta$  为库伦效率,也称充电效率。

## 2.2 锂电池等效电路模型的参数辨识

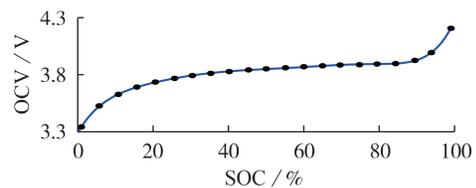
由式(2)可知,电阻、电容值及非线性函数  $U_{oc}(S_{soc})$  这两部分未知,因此需要通过脉冲放电实验确定,从而为基于 EKF 算法进行 SOC 估计提供数据支撑。

### 2.2.1 SOC-OCV 关系曲线辨识

$U_{oc}$  的辨识实际上是利用实验数据对 OCV 和 SOC 进行拟合,从而标定  $U_{oc}$  与 SOC 的关系曲线。测取 SOC-OCV 曲线的主要方法包括快速法和静置法<sup>[15]</sup>。快速法直接将端电压视为 OCV,虽然方便快捷,耗时较短,但是精度相对较差。静置法的原理为:由式(2)所示输出端电压表达式可知,在锂电池的放电过程中,若断开电流并将锂电池静置足够长时间,随着电容放电结束,端电压逐渐上升且接近 OCV,此时可以将测量的端电压值作为 OCV 值。本文选用静置法测取 SOC-OCV 曲线,根据静置法的原理,具体实验步骤如下:

- 1) 用恒流-恒压的充电方法将锂电池充满电,静置 1 h,并测得 SOC 为 100% 时对应的 OCV;
- 2) 以 1C (额定容量的 1 倍) 大小电流对锂电池放电 3 min 至 SOC 为 95%,静置 10 min,测得 SOC 为 95% 时对应的 OCV;
- 3) 参照步骤 2) 依次测得 SOC 为 90%、85%、...、0 时对应的 OCV。

得到脉冲放电实验的电压响应曲线如附录 C 图 C1 所示。根据图 C1 可得各静置阶段的 OCV 和对应的 SOC 值,利用多项式对实验数据进行拟合可得到 SOC-OCV 曲线,如图 3 所示。多项式的次数通过判别拟合程度参数  $R_{square}$  确定,文献[16]指出:当



• 实验数据, — 拟合曲线

图 3 SOC-OCV 拟合曲线

Fig.3 SOC-OCV fitting curve

$R_{\text{square}} \geq 0.999$ 时,表明拟合结果非常接近真实结果。

以NASA B0005号锂电池为例进行脉冲放电实验,其主要参数见附录C表C1。根据静置法的实验步骤记录测得的 $S_{\text{SOC}}$ 与 $U_{\text{oc}}$ ,具体见附录C表C2。为了兼顾计算量和准确性,本文最终选取7阶多项式,拟合结果如式(4)所示。

$$U_{\text{oc}}(S_{\text{SOC}}) = 107.2 S_{\text{SOC}}^7 - 360 S_{\text{SOC}}^6 + 492.3 S_{\text{SOC}}^5 - 354.4 S_{\text{SOC}}^4 + 146.5 S_{\text{SOC}}^3 - 36.3 S_{\text{SOC}}^2 + 5.781 S_{\text{SOC}} + 3.269 \quad (4)$$

### 2.2.2 电阻、电容参数辨识

对于图2所示的锂电池等效模型,需要对模型参数 $R_0, R_1, R_2, C_1, C_2$ 进行辨识。本文根据文献[17]中的方法,通过模型的零输入和零状态响应曲线拟合来进行参数辨识。取附录C图C1中SOC为90%时的锂电池脉冲放电电压响应曲线进行分析,如附录C图C2所示。由文献[17]可知,图C2中AB、CD段的电压跳变是由 $R_0$ 造成的,而BC、DE段的电压变化缓慢则是受2个RC惯性环节的影响。故具体参数辨识方法如下。

#### 1) $R_0$ 的辨识。

附录C图C2中AB、CD段的电压跳变都体现了 $R_0$ 的内阻特性,利用突变压降除以放电电流可计算得到 $R_0$ ,且利用平均值求解可减小误差,则有:

$$R_0 = \frac{(U_A - U_B) + (U_D - U_C)}{2I} \quad (5)$$

式中: $U_A, U_B, U_C, U_D$ 分别为点A、B、C、D对应的端电压。

#### 2) 回路参数 $R_1, R_2, C_1, C_2$ 的辨识。

附录C图C2中DE段的电压变化缓慢是由于RC回路的作用,随着RC回路电量的释放,电压最终趋于稳定,基于式(2),通过最小二乘拟合可求解回路参数,如式(6)所示。

$$\begin{cases} U_1(t) = U_1(t_0)e^{-(t-t_0)/\tau_1} + IR_1[1 - e^{-(t-t_0)/\tau_1}] \\ U_2(t) = U_2(t_0)e^{-(t-t_0)/\tau_2} + IR_2[1 - e^{-(t-t_0)/\tau_2}] \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\tau_1 = R_1 C_1, \tau_2 = R_2 C_2$ 为2个RC环节的时间常数, $\tau_1$ 代表时间常数较小的电化学极化过程, $\tau_2$ 代表时间常数较大的浓差极化过程; $t_0$ 为初始时间。

附录C图C2中的CDE段是脉冲电流撤去后,RC回路失去激励的过程,可视作零输入响应,此时2个RC回路的零输入响应如式(7)所示。

$$\begin{cases} U_1(t) = U_1(t_c)e^{-(t-t_c)/\tau_1} \\ U_2(t) = U_2(t_c)e^{-(t-t_c)/\tau_2} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $t_c$ 为点C对应的的时间。

将式(7)代入式(2),可得到锂电池端电压输出方程,显然在点E处有 $U_{\text{oc}}(S_{\text{SOC}}) = U_{\infty}$ ( $U_{\infty}$ 为脉冲放电结束且稳定后的端电压),利用最小二乘拟合即可辨识得到 $U_1(t_c), U_2(t_c), \tau_1, \tau_2$ 。

在AB段之前,锂电池已经过一段时间的静置, $C_1, C_2$ 两端的电压近似为0,所以BC段可视作RC回路的零状态响应。以点B作为 $t=0$ 的时刻,则2个RC回路的零状态响应如式(8)所示。

$$\begin{cases} U_1(t) = IR_1[1 - e^{-(t-t_A)/\tau_1}] \\ U_2(t) = IR_2[1 - e^{-(t-t_A)/\tau_2}] \end{cases} \quad (8)$$

式中: $t_A$ 为点A对应的的时间。

结合已经辨识得到的参数 $U_1(t_c), U_2(t_c), \tau_1, \tau_2$ ,根据式(9)即可辨识得到 $R_1, R_2$ 。

$$\begin{cases} R_1 = U_1(t_c) / \{I[1 - e^{-(t_c-t_A)/\tau_1}]\} \\ R_2 = U_2(t_c) / \{I[1 - e^{-(t_c-t_A)/\tau_2}]\} \end{cases} \quad (9)$$

### 2.3 等效电路模型及参数辨识结果验证

上述辨识过程只对SOC为90%时的情况进行分析,若对以5%为SOC间隔的脉冲放电电压响应曲线进行辨识,则可得到各SOC对应的参数值,如附录C表C3所示。

为了验证本文所选等效电路模型及参数辨识结果能较好地反映锂电池工作时的动态特性,分别采用恒流和脉冲电流进行实验验证,结果如图4所示。由图4可知,锂电池模型端电压误差百分比均控制在1%以内,小于4%。结果表明,本文所选等效电路模型及参数辨识结果满足精度要求,为EKF算法的应用提供了支撑。

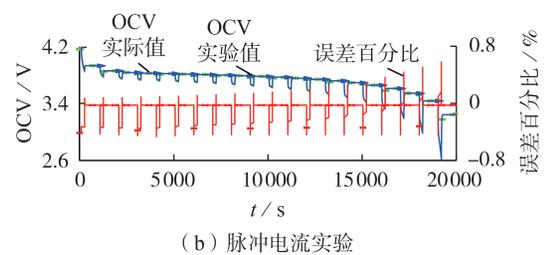
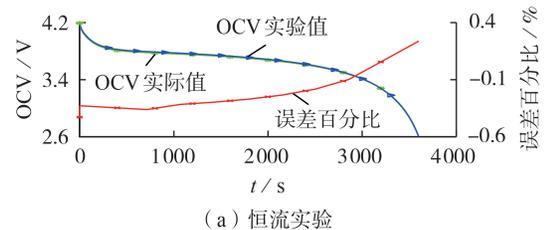


图4 恒流和脉冲电流实验结果  
Fig.4 Results of constant current and pulse current experiments

### 3 基于EKF算法的锂电池SOC估计

根据第1节和第2节所提方法估计得到了锂电池除SOC外的其他状态信息,本节根据随机片段数据匹配结果,基于EKF算法对锂电池SOC进行估计,具体流程图如图5所示,详细步骤见附录D。

EKF算法是一种最小方差意义上的最优估计方

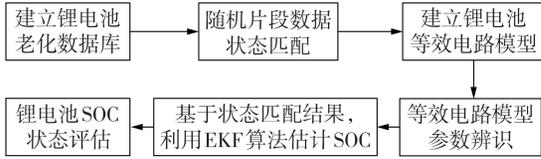


图5 基于随机片段数据的锂电池SOC估计流程图  
Fig.5 SOC estimation flowchart of lithium battery based on random fragment data

法,通过对系统状态空间模型中的非线性函数进行泰勒展开,仅保留线性项以获得线性模型,适用于具有高度非线性的锂电池系统<sup>[18]</sup>。

EKF算法的状态空间表达式如式(10)所示<sup>[18]</sup>。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1} \mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{W}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{D}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (10)$$

式中: $k$ 为循环次数; $\mathbf{x}_{k-1}$ 、 $\mathbf{x}_k$ 为系统的状态变量; $\mathbf{u}_{k-1}$ 、 $\mathbf{u}_k$ 为系统输入; $\mathbf{y}_k$ 为系统输出; $\mathbf{A}_{k-1}$ 、 $\mathbf{B}_{k-1}$ 、 $\mathbf{C}_k$ 、 $\mathbf{D}_k$ 为系数矩阵; $\mathbf{W}_k$ 为过程噪声, $\mathbf{V}_k$ 为测量噪声,本文假设二者均是均值为0的高斯白噪声。

为了保证后续滤波功能的实现,需要将状态空间表达式进行离散化,如式(11)所示。

$$\begin{bmatrix} S_{\text{SOC},k+1} \\ U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-T/\tau_1} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-T/\tau_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{\text{SOC},k} \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\eta T/Q \\ (1 - e^{-T/\tau_1})R_1 \\ (1 - e^{-T/\tau_2})R_2 \end{bmatrix} I_k + \mathbf{W}_k \quad (11)$$

式中: $T$ 为采样时间; $I_k$ 为第 $k$ 次循环时流过锂电池的电流。

离散化后的电路输出方程为:

$$U_k = U_{\text{oc}}(S_{\text{SOC}}) - U_{1,k} - U_{2,k} - R_0 I_k \quad (12)$$

由于 $U_{\text{oc}}$ 与 $S_{\text{SOC}}$ 之间是非线性关系,根据EKF算法的原理,对其进行线性化处理,如式(13)所示。

$$\mathbf{C}_k = \frac{\partial U_k}{\partial \mathbf{x}_k} = \begin{bmatrix} \frac{\partial U_{\text{oc}}}{\partial S_{\text{SOC}}} & \frac{\partial U}{\partial U_1} & \frac{\partial U}{\partial U_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{dU_{\text{oc}}}{dS_{\text{SOC},k}} & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

进行运算时,将 $I_k$ 作为输入, $U_k$ 作为输出,记系统

$$\text{矩阵 } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-T/\tau_1} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-T/\tau_2} \end{bmatrix}, \text{输入矩阵 } \mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\eta T/Q \\ (1 - e^{-T/\tau_1})R_1 \\ (1 - e^{-T/\tau_2})R_2 \end{bmatrix}, \text{输出矩阵 } \mathbf{C} = \begin{bmatrix} \frac{dU_{\text{oc}}}{dS_{\text{SOC},k}} & -1 & -1 \end{bmatrix}, \text{直接传递矩阵 } \mathbf{D} = [-R_0].$$

利用卡尔曼滤波完成预测和更新2个阶段,滤波过程如下<sup>[19-20]</sup>。

1)初始化。令循环次数 $k=0$ ,初始化状态变量

和均方误差。

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_0 = E[\mathbf{x}_0] \\ \mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - E[\mathbf{x}_0])(\mathbf{x}_0 - E[\mathbf{x}_0])^T] \end{cases} \quad (14)$$

式中: $E[\cdot]$ 为期望; $\mathbf{P}_0$ 为初始协方差先验值。

2)进行状态变量预测估算、协方差估算,分别如式(15)和式(16)所示。

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1} I_{k-1} \quad (15)$$

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{P}}_k^- = \mathbf{A}_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_{k-1}^- \mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \\ \mathbf{Q}_k = E[\mathbf{V}_k \mathbf{V}_k^T] \end{cases} \quad (16)$$

卡尔曼滤波增益矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_k &= \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{C}_k^T (\mathbf{C}_k \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{C}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\ \mathbf{R}_k &= E[\mathbf{W}_k \mathbf{W}_k^T] \end{aligned}$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 为先验值,即预测值; $\hat{\mathbf{x}}_k$ 为后验值,即真实值; $\hat{\mathbf{P}}_k^-$ 为第 $k$ 次循环时的协方差先验值; $\mathbf{Q}_k$ 、 $\mathbf{R}_k$ 分别为高斯白噪声 $\mathbf{W}_k$ 、 $\mathbf{V}_k$ 的协方差。

3)进行状态估算、协方差更新,分别如式(17)和式(18)所示。

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{C}_k) \hat{\mathbf{P}}_k^- \quad (18)$$

式中: $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。

## 4 仿真验证与分析

### 4.1 随机片段数据的状态匹配验证

根据1.1节所提方法,本文以NASA B0005号锂电池SOH为88.12%时的恒流放电数据(该数据未用于建库)为例,截取30组50个采样点长度的片段数据用于实验验证。所有实验均在温度25℃下进行。SOH为88.12%时的恒流放电曲线对应的实际当前最大可用容量为1.7623 A·h,以9.4 s为采样时间间隔,共采样339个点。以每50个采样点为1组,依次往后递增10个采样点的方式对放电数据进行遍历,得到30组随机片段数据(记为片段数据1—30)。根据1.3节所提方法建立目标优化函数并采用粒子群优化算法进行求解,其中粒子种群数量为100,最大迭代次数为100。随机片段数据的匹配结果如图6和图7所示。图6中,①—⑨表示匹配结果分别为老化数据曲线1—9。

由图6可知,30组随机片段数据中有27组片段

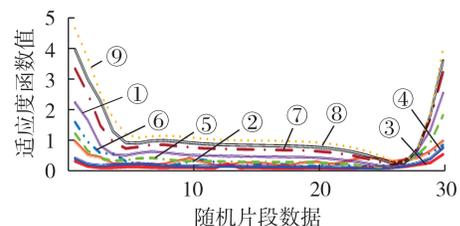


图6 随机片段数据的匹配结果

Fig.6 Matching result of random fragment data

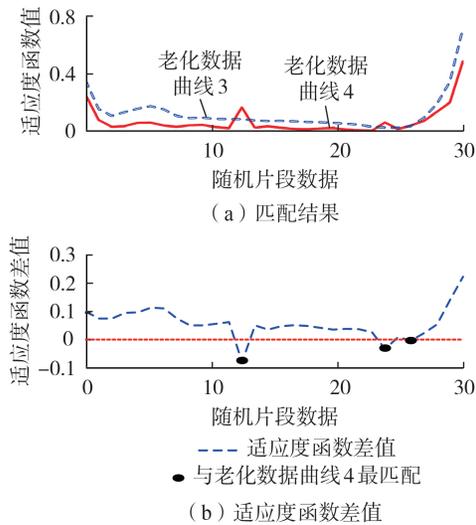


图7 与老化数据曲线3和4的匹配结果

Fig.7 Matching results vs. aging data curve 3 and 4

数据匹配所得结果是SOH为87.59%的老化数据曲线3。随机片段数据曲线的实际SOH为88.12%，最大可用容量为1.7623 A·h，匹配所得老化数据曲线3的SOH为87.59%，当前最大可用容量为1.7517 A·h，SOH差值为0.53%，最大可用容量差值为0.0106 A·h。

剩余3组随机片段数据（即片段数据13、24、26）匹配所得结果是老化数据曲线4，由图7可知，老化数据曲线4的SOH为85.02%，最大可用容量为1.7003 A·h，片段数据曲线与老化数据曲线间的SOH差值为3.1%，最大可用容量差值为0.062 A·h。

由上述分析可知，由于随机片段数据是从SOH为88.12%且最大可用容量为1.7623 A·h的曲线上抽取所得，理论上应与老化数据曲线3更匹配。仿真结果显示30组随机片段数据中有27组与老化数据曲线3更匹配，可见本文所提方法具有可行性。

选取片段数据3（对应采样点20—69的数据）与老化数据曲线3，利用MATLAB自带优化工具箱中的fminsearch求解器进行求解，并以不同起始点进行寻优，结果如图8所示。由图可知，当选择不同的起始点进行寻优时，适应度函数值不同，说明采用优化工具箱寻优的结果不稳定。而当采用粒子群优化算法进行求解时，并未指定起始寻优点，所以不同的起始寻优点不会影响寻优结果。

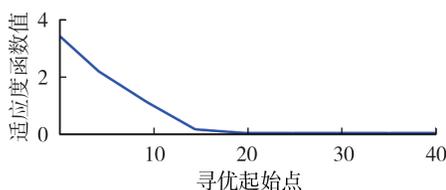


图8 优化工具箱寻优结果

Fig.8 Optimizing result of optimization toolbox

为了证明具有不同SOH值的片段数据均能匹

配到对应的老化数据曲线，对SOH分别为92.32%、90.7%、85.53%、80.08%的片段数据进行匹配仿真，结果如附录E图E1—E4所示。由图可知，具有不同SOH值的片段数据均能匹配到对应的老化数据曲线。且与传统优化工具箱所得匹配结果进行对比可知，粒子群优化算法的寻优结果具有稳定性。

为了进一步验证本文所提方法的有效性，对SOH为88.12%的339个采样点，以每50个采样点为1组，依次往后递增1个采样点的方式对所有数据进行遍历，得到290组随机片段数据。290组随机片段数据中有276组数据匹配结果为老化数据曲线3，准确率为95.17%。当以1组随机片段数据与老化数据曲线进行匹配时，本文所提方法耗时285 s。由于本文所涉及片段数据与老化数据曲线匹配是离线进行的，该耗时可以接受。

不同型号电池老化数据的变化趋势与B0005号电池老化数据的变化趋势类似<sup>[8]</sup>，本文按照1.2节所提方法建立牛津1号电池、2号电池老化数据库和NASA B0006号锂电池老化数据库进行补充说明，结果如附录E图E5—E7所示。由图可知，不同型号电池的老龄化数据库放电曲线变化特性与B0005号锂电池老化数据库放电曲线变化特性一致，可见本文所提方法对其他型号电池同样适用，可通过随机片段数据与老龄化数据库放电曲线进行匹配的方法来估计电池的老龄化状态。

#### 4.2 锂电池SOC估计验证

以片段数据3（采样点20—69）为例进行SOC估计。由前文分析可知，片段数据3在老龄化数据库中匹配所得结果是老化数据曲线3上的采样点18—67数据，此时锂电池的初始SOC为95.2%。基于上述匹配结果，利用EKF算法进行SOC估计，结果如图9所示。由图可知，在经历了短暂的循环后，估计值能很好地跟随理论值，并将SOC误差稳定在2%以内。

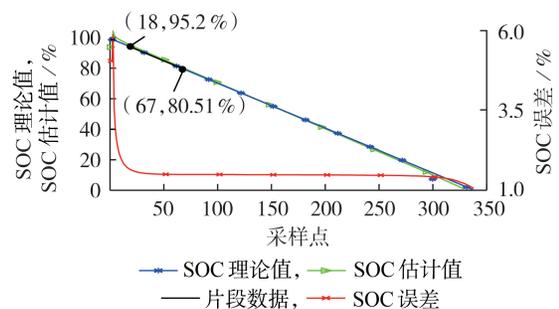


图9 SOC估计结果

Fig.9 Estimation results of SOC

综上所述，目前锂电池能够以2 A电流持续放电2998.6 s，已放电时间为470 s，则剩余放电时间为2528.6 s；初始SOC为95.2%，放电后剩余SOC为80.51%，SOH为87.59%，最大可用容量为1.7517 A·h。

## 5 结论

本文提出一种基于随机片段数据的锂电池状态估计方法。该方法结合锂电池的恒流放电曲线特性以及实际应用时锂电池老化重点关注的 SOH,以固定 SOH 差为间隔构建老化数据库,将随机片段数据与老化数据曲线进行匹配,从而判断锂电池的状态,所得结论如下。

1) 本文所提方法能对具有随机片段数据的锂电池进行状态估计,并得到锂电池的剩余放电时间、初始 SOC、SOH 和当前最大可用容量等老化状态信息,准确率较高,寻优结果更稳定。

2) 本文所提方法无需片段数据的初始 SOC,以 NASA 提供的 B0005 号锂电池数据为例,通过与老化数据库进行匹配对比即能实现电池状态估计。理论上不受电池类型和型号的限制,事先构建相应型号电池的老化数据库即可拓展至其他电池。且该老化数据库不只适用于建库时使用的电池,对该型号电池均适用。

本文在建立老化数据库时曲线数量选取合理,能在较短时间内实现准确匹配。当需要估计不同类型电池的状态时,可通过建立多种类型电池的老化数据库,根据电池型号调用对应电池老化数据库,然后基于本文所提方法用随机片段数据与对应老化数据库进行匹配。显然构造老化数据库所用曲线越多,状态估计的结果越准确,但同时匹配速度也会变慢,如何权衡精度和速度之间的关系将是下一步值得研究的方向。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

## 参考文献:

- [1] 王萍,张吉昂,程泽. 基于最小二乘支持向量机误差补偿模型的锂离子电池健康状态估计方法[J/OL]. 电网技术. (2021-03-17)[2021-04-09]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2021.0045>.
- [2] 史宝明,贺元香,高雷,等. 基于高斯函数拟合的电池剩余放电时间预测[J]. 兰州文理学院学报(自然科学版),2017,31(3):21-26,31.  
SHI Baoming, HE Yuanxiang, GAO Lei, et al. Prediction of battery discharge time based on Gaussian function fitting[J]. Journal of Lanzhou University of Arts and Science (Natural Science Edition), 2017, 31(3): 21-26, 31.
- [3] 官明辉,乌江,焦朝勇. 基于模糊自适应扩展卡尔曼滤波器的锂电池 SOC 估算方法[J]. 电工技术学报,2020,35(18):3972-3978.  
GONG Minghui, WU Jiang, JIAO Chaoyong. SOC estimation method of lithium battery based on fuzzy adaptive extended Kalman filter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(18): 3972-3978.
- [4] SEPASI S, GHORBANI R, LIAW B Y. Improved extended Kalman filter for state of charge estimation of battery pack [J]. Journal of Power Sources, 2014, 255: 368-376.
- [5] 李超然,肖飞,樊亚翔. 基于循环神经网络的锂电池 SOC 估算

方法[J]. 海军工程大学学报,2019,31(6):107-112.

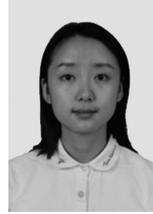
- LI Chaoran, XIAO Fei, FAN Yaxiang. Approach to lithium battery SOC estimation based on recurrent neural network[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2019, 31(6): 107-112.
- [6] RAGONE M, YURKIV V, RAMASUBRAMANIAN A, et al. Data driven estimation of electric vehicle battery state-of-charge informed by automotive simulations and multi-physics modeling [J]. Journal of Power Sources, 2021, 483: 229108.
  - [7] 周嶂,宋显华,卢文斌,等. 基于日常片段充电数据的锂电池健康状态实时评估方法研究[J]. 中国电机工程学报,2019,39(1):105-111,325.  
ZHOU Di, SONG Xianhua, LU Wenbin, et al. Real-time SOH estimation algorithm for lithium-ion batteries based on daily segment charging data[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 105-111, 325.
  - [8] 高玮. 基于数据片段的电动车锂电池参数辨识方法[D]. 北京:北京理工大学,2016.  
GAO Wei. Data pieces-based parameter identification for lithium-ion battery of electric vehicles[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016.
  - [9] National Aeronautics and Space Administration. Battery data set[EB/OL]. [2021-04-09]. <https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoc/4prognostic-data-repository/#battery>.
  - [10] LYU Z Q, GAO R J, LI X Y. A partial charging curve-based data-fusion-model method for capacity estimation of li-ion battery[J]. Journal of Power Sources, 2021, 483: 229131.
  - [11] 卫志农,原康康,成乐祥,等. 基于多新息最小二乘算法的锂电池参数辨识[J]. 电力系统自动化,2019,43(15):139-145.  
WEI Zhinong, YUAN Kangkang, CHENG Lexiang, et al. Parameter identification of lithium-ion battery based on multi-innovation least squares algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(15): 139-145.
  - [12] 严干贵,蔡长兴,段双明,等. 锂离子储能电池成组方式优化[J]. 电力自动化设备,2021,41(4):148-153.  
YAN Gangui, CAI Changxing, DUAN Shuangming, et al. Grouping mode optimization of lithium-ion energy storage battery[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(4): 148-153.
  - [13] 王鸿波. 电动汽车电池荷电状态估算及电池管理系统一体机的实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2019.  
WANG Hongbo. Estimation of state of charge of electric vehicle battery and implementation of battery management system [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
  - [14] 费亚龙,谢长君,汤泽波,等. 基于平方根无迹卡尔曼滤波的锂电池状态估计[J]. 中国电机工程学报,2017,37(15):4514-4520,4593.  
FEI Yalong, XIE Changjun, TANG Zebo, et al. State-of-charge estimation based on square root unscented Kalman filter algorithm for li-ion batteries[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(15): 4514-4520, 4593.
  - [15] 李玲慧. 电池管理系统的研究与设计[D]. 天津:天津大学,2014.  
LI Linghui. Research and design on battery management system[D]. Tianjin: Tianjin University, 2014.
  - [16] 洪润琦. 电动汽车动力电池管理系统设计与实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2018.  
HONG Runqi. Design and implementation of power battery management system for electric vehicles[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.
  - [17] ZHU Q, XIONG N, YANG M L, et al. State of charge estimation for lithium-ion battery based on nonlinear observer: an  $H_{\infty}$  method[J]. Energies, 2017, 10(5): 679.
  - [18] 李建林,李雅欣,吕超,等. 退役动力电池梯次利用关键技术及现状分析[J]. 电力系统自动化,2020,44(13):172-183.

LI Jianlin, LI Yaxin, LÜ Chao, et al. Key technology and research status of cascaded utilization in decommissioned power battery[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(13): 172-183.

- [19] 谷苗, 夏超英, 田聪颖. 基于综合型卡尔曼滤波的锂离子电池荷电状态估算[J]. 电工技术学报, 2019, 34(2): 419-426.  
GU Miao, XIA Chaoying, TIAN Congying. Li-ion battery state of charge estimation based on comprehensive Kalman filter [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(2): 419-426.
- [20] 马建, 窦晓波, 陈克绪, 等. 基于卡尔曼滤波算法的网络信息观测器设计[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(10): 215-223.  
MA Jian, DOU Xiaobo, CHEN Kexu, et al. Design of network information observer based on Kalman filtering algorithm[J].

Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(10): 215-223.

#### 作者简介:



钟景瑜

钟景瑜(1997—),女,重庆人,硕士研究生,主要研究方向为锂电池状态预测(E-mail: zhongjingyu6@163.com);

廖凯(1989—),男,四川巴中人,副教授,博士,通信作者,主要研究方向为城市电网保护与控制(E-mail: liaokai@swjtu.edu.cn);

李波(1996—),男,四川乐山人,博士研究生,主要研究方向为城市电网的故障、保护与控制(E-mail: libo186@foxmail.com)。

(编辑 陆丹)

### State estimation method of lithium battery based on random fragment data

ZHONG Jingyu, LIAO Kai, LI Bo, HU Siyang, WANG Min

(College of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the state estimation of lithium battery can only collect incomplete discharging data, which makes it difficult to accurately judge the state of lithium battery, a state estimation method of lithium battery based on random fragment data is proposed. The aging database is constructed with fixed SOH(State Of Health) difference as the interval, the random fragment data is matched, and the particle swarm optimization algorithm is used to solve the problem, so as to judge the corresponding information such as initial SOC(State Of Charge) and SOH of lithium battery. The lithium battery is modeled based on second-order Thevenin equivalent circuit model, and its parameters are identified. Based on the state matching results and the established model, the extended Kalman filter is used to estimate the SOC of lithium battery, and the state information such as remaining discharging time of lithium battery is obtained. The discharging data of lithium battery is used for experimental verification, and the experimental and simulation results show that the proposed method has higher stability and accuracy compared with the traditional methods.

**Key words:** lithium battery; state estimation; random fragment data; aging database; state of health; state of charge; particle swarm optimization algorithm

## 附录 A

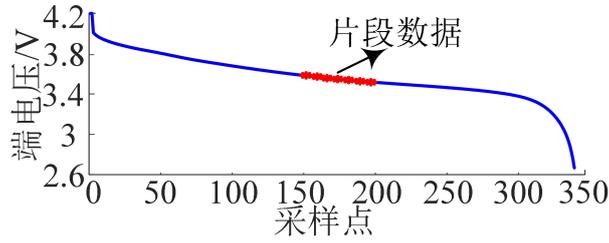


图 A1 随机片段数据选取示意图

Fig.A1 Schematic diagram of random fragment data selection

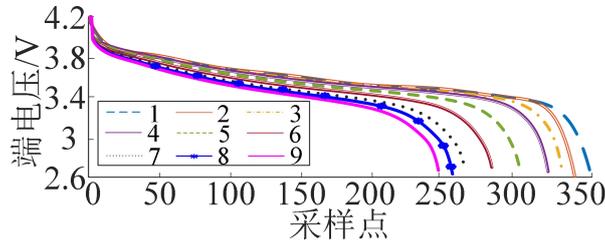


图 A2 B0005 号锂电池的老化数据曲线

Fig.A2 Aging data curves of B0005 lithium battery

## 附录 B

粒子群优化算法的求解步骤如下:

- 1) 初始化粒子群, 包括种群规模  $N$ , 老化数据曲线 1 的起始采样点位置  $x$  和速度  $v$ ;
- 2) 将随机片段数据所有采样点与对应等长度老化数据曲线 1 的采样点作差, 计算适应度函数值  $F$ ;
- 3) 比较适应度函数值  $F$  和个体极值  $P_{best}$ , 如果  $F > P_{best}$ , 则用  $P_{best}$  替换  $F$ ;
- 4) 比较个体极值  $P_{best}$  和全局极值  $g_{best}$ , 如果  $P_{best} > g_{best}$ , 则用  $g_{best}$  替换  $P_{best}$ ;
- 5) 根据  $v = \omega v + c_1 r_1 (P_{best} - x) + c_2 r_2 (g_{best} - x)$  和  $x = x + v$  更新采样点的位置  $x$  和速度  $v$ ;
- 6) 如果达到最大循环次数则退出循环, 否则返回步骤 2);
- 7) 返回步骤 1), 继续匹配老化数据库中其余曲线, 对 9 条曲线全部匹配完毕后退出现。

## 附录 C

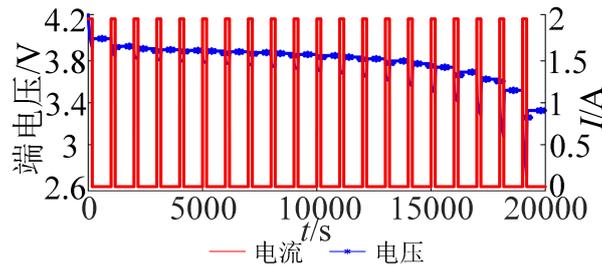


图 C1 1C 锂电池脉冲放电电压响应曲线

Fig.C1 Voltage response curve of 1C lithium battery pulse discharge

表 C1 实验电池的主要参数

Table C1 Main parameters of experimental battery

参数	取值	参数	取值
额定容量/(A·h)	2	放电截止电压/V	2.7
标准电压/V	3.6	最大放电电流/A	4.87
充电截止电压/V	4.2	标准放电电流/A	2

表 C2 SOC 与  $U_{oc}$  对应关系

Table C2 Corresponding relationship between SOC and  $U_{oc}$

$S_{SOC}/\%$	$U_{oc}/V$	$S_{SOC}/\%$	$U_{oc}/V$
100	4.203	45	3.828
95	3.982	40	3.815
90	3.913	35	3.799
85	3.891	30	3.780
80	3.881	25	3.755
75	3.875	20	3.722
70	3.869	15	3.678
65	3.863	10	3.614
60	3.856	5	3.513
55	3.848	0	3.329
50	3.839		

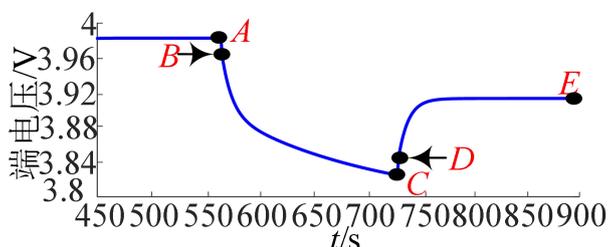


图 C2 SOC 为 90%时锂电池脉冲放电电压响应曲线

Fig.C2 Pulse discharge voltage response curve of lithium battery when SOC is 90%

表 C3 参数辨识结果

Table C3 Parameter identification results

$S_{SOC}/\%$	$R_0/m\Omega$	$R_1/m\Omega$	$R_2/m\Omega$	$C_1/F$	$C_2/F$
95	0.655	1.156	1.025	865.072	975.953
90	0.663	1.209	1.078	826.941	927.693
85	0.665	1.268	1.137	788.608	879.7202
80	0.666	1.333	1.202	750.069	832.032
75	0.666	1.406	1.274	711.325	784.625
70	0.666	1.487	1.356	672.372	737.497
65	0.666	1.579	1.448	633.210	690.645
60	0.665	1.684	1.553	593.837	644.068
55	0.665	1.804	1.673	554.253	597.762
50	0.665	1.944	1.812	514.449	551.726
45	0.665	2.108	1.976	474.432	505.957
40	0.664	2.303	2.172	434.196	460.453
35	0.664	2.540	2.408	393.740	415.210
30	0.663	2.832	2.701	353.062	370.229
25	0.662	3.203	3.072	312.460	325.502
20	0.660	3.690	3.558	271.033	281.037
15	0.657	4.354	4.223	229.679	236.822
10	0.653	5.316	5.185	188.095	192.859
5	0.643	6.836	6.705	146.280	149.145
0	0.621	9.594	9.463	104.231	105.678

## 附录 D

根据随机片段数据匹配结果，基于 EKF 算法对锂电池 SOC 进行估计的步骤如下：

1) 考虑到当数据具有不完整性和随机性时，传统的 EKF 算法不再适用这一问题，以固定 SOH 差为间隔提取锂电单体放电数据形成老化数据库，并将随机片段数据和老化数据库曲线进行匹配对比，找出与该随机片段数据状态最接近的老化数据库曲线，为基于 EKF 算法的 SOC 估计提供完整放电数据；

2) 鉴于利用 EKF 算法预测锂电池 SOC 依赖于锂电池的等效电路模型，选取二阶 Thevenin 等效电路模型对锂电池进行建模，并对其参数进行辨识；

3) 基于状态匹配结果与所建模型，利用 EKF 算法对锂电池 SOC 进行估计，进一步判断锂电池的剩余放电时间等全面的状态信息。

## 附录 E

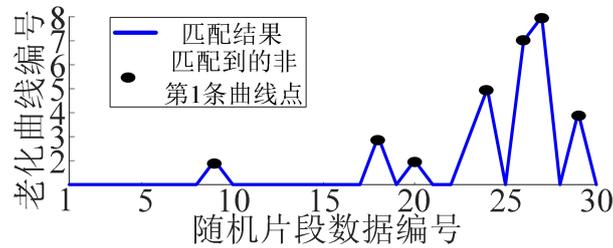
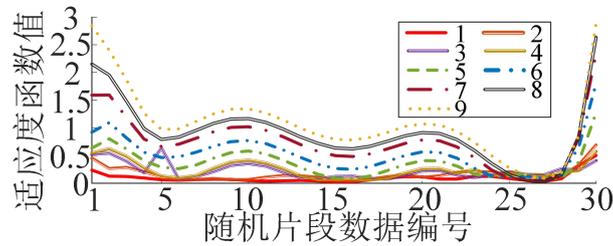


图 E1 SOH 为 92.32% 时随机片段数据的匹配结果

Fig.E1 Matching results of random fragment data when SOH is 92.32%

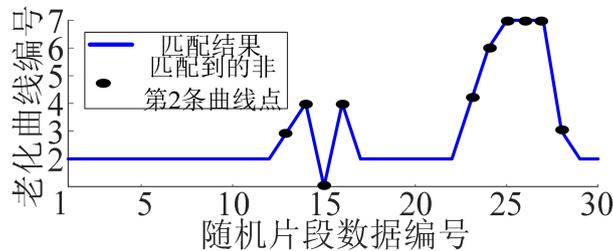
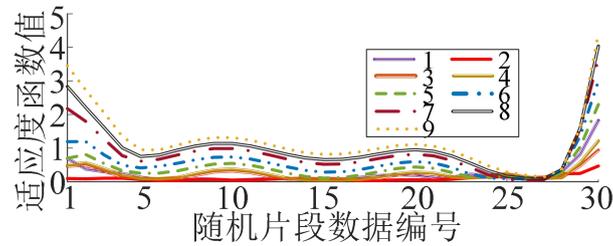
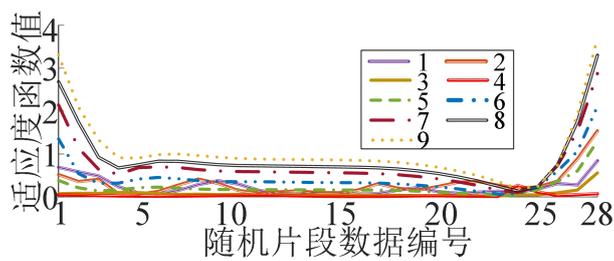
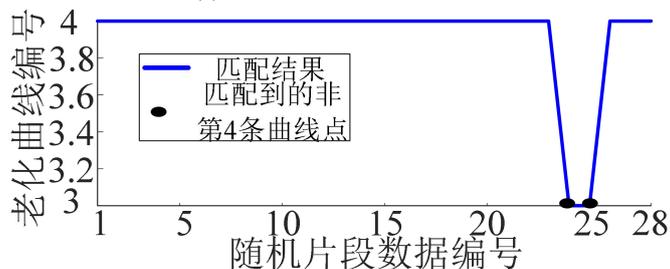


图 E2 SOH 为 90.7% 时随机片段数据的匹配结果

Fig.E2 Matching results of random fragment data when SOH is 90.7%



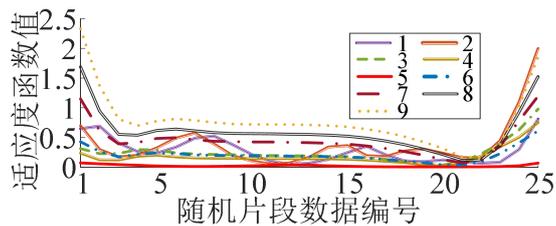
(a) 与老化数据库匹配结果



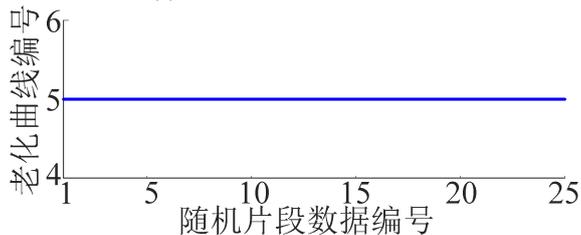
(b) 每个片段数据匹配到的具体老化曲线

图 E3 SOH 为 85.53% 时随机片段数据的匹配结果

Fig.E3 Matching results of random fragment data when SOH is 85.53%



(a) 与老化数据库匹配结果



(b) 每个片段数据匹配到的具体老化曲线

图 E4 SOH 为 80.08% 时随机片段数据的匹配结果

Fig.E4 Matching results of random fragment data when SOH is 80.08%

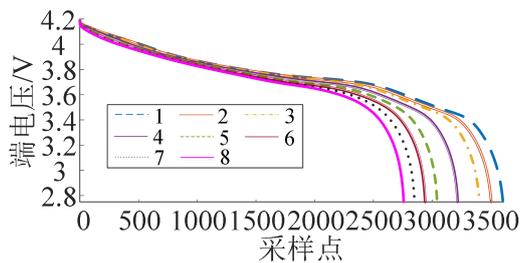


图 E5 牛津 1 号电池老化数据库

Fig.E5 Oxford 1 battery aging database

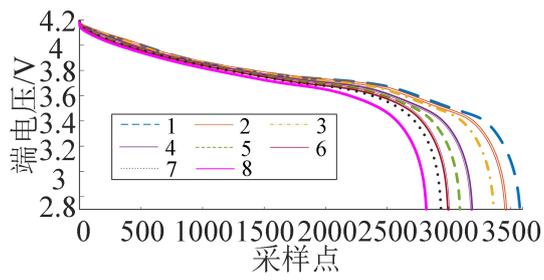


图 E6 牛津 2 号电池老化数据库  
Fig.E6 Oxford 2 battery aging database

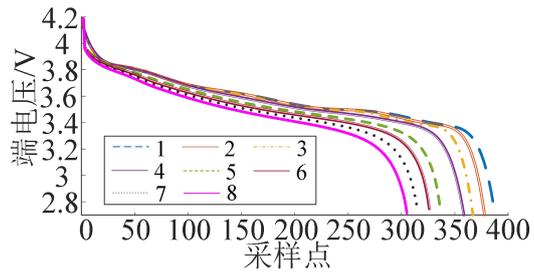


图 E7 B0006 号锂电池老化数据库  
Fig.E7 B0006 lithium battery aging database