DOI:10.11918/202003049

# 面向全生命周期的锂电池健康状态估计

周雅夫<sup>1,2</sup>,孙宵宵<sup>1,2</sup>,黄立建<sup>1,2</sup>,连静<sup>1,2</sup>

(1. 工业装备结构分析国家重点实验室(大连理工大学), 辽宁 大连 116024;

2. 大连理工大学 运载工程与力学学部汽车工程学院, 辽宁 大连 116024)

**摘 要:**为研究锂电池在动态工况下以及全生命周期内健康状态的准确估计问题,提出一种基于固定充电电压片段的方法. 选取充电过程中某固定电压片段内所充电量作为电池容量估算的等效健康因子,利用遗传算法选择最优的充电电压片段,在 两类锂电池老化实验数据的基础上,设计放电电流不同、健康状态区间不同的 8 个验证算例.实验结果表明:8 个验证算例中, 训练集电池和测试集电池健康状态估计的平均绝对误差与均方根误差均低于 1.55%;所提出的基于等效健康因子的方法,在 100%~60%的全寿命健康状态区间,对于不同的放电电流、不同材料的电池,均能进行健康状态的准确在线估计,具有较强的 适用性.

关键词: 锂电池;电池健康状态;等效健康因子;遗传算法;充电电压片段

中图分类号: TM912 文献标志码: A 文章编号: 0367-6234(2021)01-0055-08

### A state of health estimation method for full lifetime of lithium-ion batteries

ZHOU Yafu<sup>1,2</sup>, SUN Xiaoxiao<sup>1,2</sup>, HUANG Lijian<sup>1,2</sup>, LIAN Jing<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment( Dalian University of Technology), Dalian 116024, Liaoning, China; 2. School of Automotive Engineering, Faculty of Vehicle Engineering and Mechanics, Dalian University of Technology, Dalian 116024, Liaoning, China)

Abstract: To solve the problem that the state of health (SOH) of lithium-ion batteries is difficult to be estimated accurately under dynamic working conditions and full life cycle, a method based on fixed charging voltage segment was proposed. Firstly, the charging capacity in a fixed voltage segment during the charging process was treated as the equivalent health factor of battery capacity estimation. Secondly, the optimal charging voltage segment was selected by using genetic algorithm. Finally, eight verification numerical examples based on the aging experiment data of two types of lithium battery were designed, which were different in discharging current and SOH interval. Experimental results show that the value of MAE and RMSE that comes from the estimated SOH of training set batteries in eight numerical examples were less than 1.55%. The proposed method can accurately estimate the SOH of lithium batteries under full lifetime (SOH between 100% and 60%) for different discharging rates and materials, which means this method is good applicable in practice.

Keywords: lithium-ion battery; SOH of battery; equivalent health factor; genetic algorithm; charging voltage segment

随着环境污染与能源危机的不断加剧,电动汽 车逐渐受到大众的关注. 锂离子电池具有能量密度 高、循环寿命长、自放电率小等优点,被广泛应用于 电动汽车领域<sup>[1-2]</sup>. 在电池管理系统中,如果不能准 确估计电池的健康状态(SOH),电池充放电控制就 没有足够的参考依据,就不能保证电池容量的有效 发挥,导致电池性能和寿命的降低.

通常情况下,锂离子电池的应用阶段主要分为 两大梯度:第一梯度应用于电动汽车等电动装置中, 健康状态区间为100%~80%;第二梯度中健康状态

- 基金项目:国家重点研发计划(2018YFE0105500).
- 作者简介:周雅夫(1962—),男,教授,博士生导师;
- 连 静(1980—),女,副教授,博士生导师.

区间为80%~60%,此时电池的充放电性能不足以 满足汽车行驶的要求,主要应用于电网和新能源发 电等储能装置中<sup>[3]</sup>.当电池容量降为原容量的60% 后电池将失去其重要价值<sup>[4]</sup>,因此,在电池健康状 态为100%~60%的全寿命周期内进行健康状态的 高精度估计对于电池健康管理和故障预警至关重 要,而目前大多数研究只对电池的第一梯度进行健 康状态估计<sup>[5-8]</sup>. 锂离子电池健康状态的估计方法 主要分为:实验法<sup>[9]</sup>、模型法<sup>[10-11]</sup>、数据驱动法<sup>[12]</sup> 及融合法<sup>[13]</sup>.其中,实验法需要特殊的实验设备或 实验条件<sup>[14-15]</sup>;模型法中,电化学模型<sup>[16]</sup>具有结构 复杂、计算量大的缺点,等效电路模型<sup>[17]</sup>往往计算 精度不高,经验模型<sup>[18]</sup>的通用性一般较差;数据驱 动法一般以锂离子电池的电压、电流、温度等参数为

收稿日期: 2020-03-13

通信作者: 连 静, lianjing@ dlut.edu.cn

基础,结合粒子群算法<sup>[19]</sup>、卡尔曼滤波<sup>[20-21]</sup>、粒子 滤波<sup>[22]</sup>、神经网络<sup>[23]</sup>等智能算法<sup>[24-25]</sup>实现健康状 态估计,具有高效、实用的特点,是未来研究电池健 康状态估计的重要方向.

采用数据驱动法,一些学者基于固定电压区间 充电电量进行了健康状态估计的研究,例如,林甜甜 等<sup>[8]</sup>选取充电周期内两恒定压差下的时间间隔作 为健康状态估计的健康因子,Park 等<sup>[26]</sup>选取恒流充 电过程中固定荷电状态区间对应的所充电量作为健 康状态估计的健康因子,而上述研究未对区间进行 优选,较难实现健康因子对健康状态的高效估计;戴 海峰等<sup>[27]</sup>通过计算充电过程中电池衰减容量与充 电曲线特征的相关系数来确定电压区间,并建立相 关向量机模型来进行健康状态估计,Zheng 等<sup>[19]</sup>在 恒流充电过程中通过粒子群算法选取电压区间,并 建立电池容量和健康因子的齐次线性关系,这些研 究仅在电池的100%~80%健康状态区间展开,因此 未能实现在电池100%~60%健康状态的全梯度区 间进行健康状态的高精度估计.

本文提供一种在全寿命周期内通过计算电池容 量来在线估计电池健康状态的方法.首先,本文采 用数据驱动法,把恒流充电条件下某固定电压区间 所充的电量作为电池容量估算的等效健康因子;其 次,利用遗传算法寻找最优的充电电压片段,在电池 健康状态为100%~60%的全生命周期进行电池容 量的精确在线估算;最后,通过容量与健康状态的线 性转换以实现电池健康状态的精确在线估计.

1 等效健康因子的建立

在复杂的车用环境下,很少存在恒流放电的情况,在放电工况下进行电池容量的估算存在着很大的难度,而充电工况下充电电流较稳定,应该在电池 充电工况下选择电池等效健康因子,因此本文选取 电池充电过程中某段充电电压 ( $V_A \rightarrow V_B$ )下电池所 充电量作为电池实际容量和健康状态估计的等效健 康因子.

对容量为1.35 A · h 锂离子电池进行充放电老 化实验,直到电池的健康状态低于 60%,其充电工 况为标准的恒流恒压模式,首先 0.5 C 恒流充电,电 压达到上截止电压 4.2 V 后进行恒压充电,一直到 电流小于 0.05 A 充电结束;放电工况为 0.5 C 恒流 放电,电压达到下截止电压 2.7 V 放电结束.其中, 第 1、200、400、...、1 600 次循环的充放电电压曲线 如图 1 所示.

为了验证等效健康因子的有效性,选取充电电 压区间 $V_A$  = 3.85 V,  $V_B$  = 4.10 V, 令 C 为该电池的实 际最大可用容量,  $C_{AB}$  为该电池在充电电压  $V_A \rightarrow V_B$  下的电池所充电量, 该电池在 100% ~ 60% 健康状态 区间  $C_{AB}$  与 C 的对应关系如图 2 所示. 从图 2(b)中可以看出,在 100% ~ 80% 健康状态区间  $C_{AB}$  与 C 近 似是线性相关的, 拟合的线性方程的斜率为 1.617, 截距为 0.121; 在 80% ~ 60% 健康状态区间,  $C_{AB}$  与 C 近似是线性相关的, 拟合的线性方程的斜率为 1.110, 截距为 0.428.



图 1 1.35 A · h 锂离子电池的充放电电压曲线





Fig.2 Relationship between C<sub>AB</sub> and C
本文通过计算 C<sub>AB</sub> 与 C 在两个健康状态区间的
Pearson 指数和 Spearman 指数,来进一步验证 C<sub>AB</sub> 与
C 在两个健康状态区间的线性相关性,计算公式为:

$$r_{\rm P} = \frac{E_{xy} - E_x E_y}{\sqrt{E_{x^2} - E_{y^2}} \sqrt{E_{y^2} - E_y^{-2}}};$$
  
$$s = \frac{\sum_{i} (x_i - \bar{x}) (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i} (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i} (y_i - \bar{y})^2}}.$$

Pearson 指数和 Spearman 指数越接近于 1,表明 两变量的线性相关性越强. 计算结果见表 1,结果显 示  $C_{AB}$  与 C 在两个健康状态区间的 Pearson 指数和 Spearman 指数非常接近于 1,说明  $C_{AB}$  与 C 在两个 健康状态区间均有很强的线性相关性,这同样验证 了本文所选取等效健康因子的有效性.

表1 C<sub>AB</sub>与C的Pearson和Spearman指数

Tab.1 Pearson and Spearman indices of  $C_{AB}$  and C

健康状态区间/%	Pearson 指数	Spearman 指数
100~80	0.989 9	0.989 1
80~60	0.994 8	0.992 8

因此,本文假设在充电工况下某段充电电压区 间 $V_A \rightarrow V_B$ 下的所充电量与该电池的实际可用容量 是线性关系,即满足下述方程:

$$C_k = C_k^{AB} \cdot k_0 + b_0.$$

式中:  $C_k$  为电池在第 k 循环的实际可用容量,  $C_k^{AB}$  为电池在第 k 循环从  $V_A$  到  $V_B$  的充电电量,  $k_0$  为由同类电池训练得到的平均斜率常数,  $b_0$  为由同类电池训练得到的平均截距常数.

2 选择最优的充电电压片段

#### 2.1 遗传算法

遗传算法是一种模拟生物进化过程来寻找最优 解的启发式优化算法<sup>[28-30]</sup>.其具体流程如下:

1)确定输入变量的边界条件,设置遗传算法的 参数.

2)种群初始化. 初始化一个种群 S = {s<sub>1</sub>, s<sub>2</sub>,...,
 s<sub>n</sub>}, n 为种群大小, s 为各个染色体.

3)适应度计算. 通过适应度函数评价种群 S 中

每个染色体的适应度,分别为 $f_1, f_2, \ldots, f_n$ .

4) 双亲选择. 通过染色体的适应度计算每个染 色体被选为亲代染色体的概率为

$$p_i = f_i / \sum_{k=1}^n f_k$$

5)基因交叉.基因交叉是将两个亲代染色体各 自的基因拆解开再重新结合的过程,最后形成两个 全新的染色体.基因交叉重组的方法为.

$$X'_{A} = \alpha X_{A} + (1 - \alpha) X_{B};$$

$$X'_{B} = \alpha X_{B} + (1 - \alpha) X_{4}.$$

式中:  $X_A \, X_B$  为基因交叉前的个体,  $X'_A \, X'_B$  为基因交 叉后的个体,  $\alpha$  为 [0,1] 的随机数.

6)基因变异.基因变异是将某个体染色体基因 序列中的某个基因位,在边界条件的范围内随机变 动形成新个体的过程.基因变异的方法为

$$X_{A}^{"} = \begin{cases} X_{A} + \beta (X_{\max} - X_{A})r, & \text{if } r\%2 = 0; \\ X_{A} - \beta (X_{A} - X_{\min})r, & \text{if } r\%2 = 1. \end{cases}$$

式中:  $X_{A}^{'}$  为基因变异的个体, r 为随机数,  $\beta$  为 [0,1] 的随机数,  $X_{max}$ 、 $X_{min}$  分别为该基因位的上下限.

重复2)~6)直到满足终止条件,最后选择种群 中适应度最大的染色体以及其对应的解作为最优 解.在本文中,设置遗传算法的参数为:种群大小为 50,停滞次数为30,交叉概率为0.6,变异概率为0.4.

#### 2.2 最优充电电压片段的选择

本文选择充电电压片段的初始电压 V<sub>A</sub> 和终止 电压 V<sub>B</sub> 作为遗传算法的输入函数,通过遗传算法 来找到合适的充电电压片段,方法原理图如图 3 所示.



图 3 选择最优充电电压片段方法的原理图

Fig.3 Schematic diagram for selecting the optimal charging voltage segment

在电动汽车的实际使用过程中,充电不一定是 满充满放的.根据图1所示的电池充放电曲线,当电 压为3.80V时,对应的电池荷电状态约为20%,当电 压为4.15V时,对应的电池荷电状态约为77%,为了 增加所提出方法的实际可用性,本文在电池常用的中 等荷电状态区间范围内选择充电电压片段来提取等 效健康因子,因此选择3.80  $\leq V_4, V_8 \leq 4.15$ .

另一方面,如果充电电压片段对应的电池充电容量太少,则此健康因子来估算电池实际可用容量的鲁棒性不高,因此选择  $V_B - V_A \ge 0.15$ ;如果充电电压片段范围太大,则此健康因子在实际车用条件下的适用性不高,因此选择  $V_B - V_A \le 0.20$ .综上所述,输入变量的边界条件确定如下:

 $\begin{array}{l} 0.15 \leqslant V_{\scriptscriptstyle B} - V_{\scriptscriptstyle A} \leqslant 0.20 \, ; \\ 3.80 \leqslant V_{\scriptscriptstyle A} \leqslant 4.00 \, ; \\ 3.95 \leqslant V_{\scriptscriptstyle B} \leqslant 4.15 . \end{array}$ 

在使用遗传算法寻找最佳充电片段时,首先确 定训练集中电池序号为i = 1, 2, ..., n,每一个电池 在第k个电池循环的实际可用容量为 $C_{1,k}, C_{2,k}, ..., C_{n,k}$ ,每一个电池在第k个电池循环充电电压片段 对应的充电电量为 $C_{1,k}^{AB}, C_{2,k}^{AB}, ..., C_{n,k}^{AB},$ 用最小二乘法 对 $C_{i,k}^{AB}, C_{i,k}$ 作线性拟合为

 $C_{i,k} = C_{i,k}^{AB} \cdot k_i + b_i.$ 

式中: $k_i \ b_i \ \beta$ 别为对第i个电池的 $C_{i,k}^{AB} \ C_{i,k}$ 作线性 拟合得到的斜率和截距.

其次,取训练集中 n 个电池的平均斜率和平均 截距为:

 $\bar{k} = (k_1 + k_2 + \dots + k_n) / n,$ 

 $\bar{b} = (b_1 + b_2 + \dots + b_n) / n.$ 

计算训练集中每个电池的估算电池容量为

 $C'_{i,k} = C^{AB}_{i,k} \cdot \bar{k} + \bar{b}, \qquad i = 1, 2, ..., n.$ 

计算训练集中第 i 个电池的估算电池容量的均方根 误差为

$$G_i = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^{m} \left(\frac{C'_{i,k}}{C_{i,k}} - 1\right)^2}, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

确定遗传算法的目标函数为

$$G = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} G_i.$$

### 2.3 最优充电电压片段的验证方法

如图 3 所示,通过遗传算法和训练集获得最优 充电电压片段  $(V_A \rightarrow V_B)$ 、平均斜率  $\bar{k}$  和平均截距  $\bar{b}$ ,测试集的电池序号为 j = 1, 2, ..., s, j 电池在第 k个循环下的实际可用容量为  $C_{j,k}, j$  电池在第 k 个循 环下  $(V_A \rightarrow V_B)$  对应的充电容量为  $C_{j,k}^{AB}, j$  电池在第 k 个循环下的估算容量计算如下:  $C_{j,k}^{'} = C_{j,k}^{AB} \cdot \bar{k} + \bar{b}, \qquad j = 1, 2, \dots, s.$ 

本文通过估算容量/健康状态与真实容量/健康状态的百分比误差 C<sub>E</sub>、平均绝对误差 C<sub>MAE</sub>、均方根误差 C<sub>RMSE</sub>来评价所提出方法的效果:

$$C_{\text{E}_{j,k}} = (C'_{j,k} - C_{j,k}) / C_{j,k}, \ j = 1, 2, \dots, s;$$

$$C_{\text{MAE}_{j}} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^{m} \left| \frac{C'_{j,k}}{C_{j,k}} - 1 \right|, \ j = 1, 2, \dots, s;$$

$$C_{\text{RMSE}_{j}} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^{m} \left( \frac{C'_{j,k}}{C_{j,k}} - 1 \right)^{2}}, \ j = 1, 2, \dots, s$$

式中:  $C_{E_{j,k}}$  为j 电池在第k个循环的容量(健康状态)百分比误差,  $C_{MAE_j}$  为j 电池的容量(健康状态) 平均绝对误差,  $C_{RMSE_j}$  为j 电池的容量(健康状态)均 方根误差.

3 实验分析

#### 3.1 实验的设定

针对两种不同容量的锂电池分别设定不同的放 电电流<sup>[31-32]</sup>,循环放电直到电池容量低于 60%,来 验证所提出方法在不同的放电电流下和不同的电池 老化阶段对电池健康状态的估计效果,测试系统的 型号为 Arbin BT2000,两种锂电池的阴极材料均为 LiCoO<sub>2</sub>,上截止电压为 4.2 V,下截止电压为 2.7 V, 充电工况为典型的恒流恒压模式,放电工况为恒流 模式,如图 1,各组电池的实验条件如图 4.



图 4 两组电池的实验条件

Fig.4 Experiment conditions of two groups of batteries 本文构建了 8 个实验验证算例,如表 2. 其中, 设置#A-1、#A-2、#A-3、#A-4 的实验对象为容量为 1.35 A・h 的锂离子电池,#B-1、#B-2、#B-3、#B-4 的实验对象为容量 1.1 A・h 的锂离子电池,用于验 证本文所提出方法对不同型号锂电池的健康状态估 计效果;设置#A-1、#A-2、#B-1、#B-2 在锂离子的 健康状态处于 80% ~ 100% 的生命周期进行估算, #A-3、#A-4、#B-3、#B-4 在锂离子的健康状态处于 60%~80% 的生命周期进行估算,用于验证本文所提

A111 Measured

A111 Estimated

A312 Measured

A312 Estimated

A7XX Measured

A7XX Estimated

800

800

1 000

A111

- A312

- A7XX

1 000

B211 Measured

**B211** Estimated

B411 Measured

**B411** Estimated

**B6XX** Measured

**B6XX** Estimated

B411

B6XX

600

600

出方法对锂电池在不同生命周期的健康状态估计效 果:设置8个实验算例的训练集、测试集中电池的放

电电流倍率不同,用于验证选取的最优电压片段在 不同倍率放电工况下的健康状态估计效果.

#### 表 2 构建验证所提出方法的算例及其验证结果

Tab.2 Numerical examples for verifying the proposed method and corresponding results

实验序号	健康状态	训练集 电池序号	测试集电池序号	训练得到的 充电电压/V		健康状态估计误差/% (C <sub>RMSE</sub> & C <sub>MAE</sub> )	
	区间7 %			$U_A$	$U_B$	训练集	测试集
#A-1	100~80	A111, A312, A412, A512	A211, A612, A7XX	3.867	4.019	0.82 & 0.69	0.93 & 0.82
#A-2		A211, A412, A512, A612	A111, A312, A7XX	3.864	4.029	0.70 & 0.57	1.12 & 0.98
#A-3	80~60	A111, A312, A412, A512	A211, A612, A7XX	3.852	4.053	0.97 & 1.55	1.43 & 0.98
#A-4		A211, A412, A512, A612	A111, A312, A7XX	3.865	4.065	0.75 & 0.62	1.54 & 1.39
#B-1	100~80	B112,B311,B411,B6XX	B211,B511,B7XX	3.801	4.002	1.02 & 0.85	0.92 & 0.69
#B-2		B112, B211, B511, B7XX	B312,B411,B6XX	3.804	4.005	0.96 & 0.75	1.03 & 0.86
#B-3	80~60	B112, B211, B311, B6XX	B411,B511	3.873	4.074	1.34 & 1.07	0.81 & 0.62
#B-4		B112, B411, B511, B6XX	B211,B311	3.871	4.066	1.23 & 0.99	1.05 & 0.82

#### 3.2 实验结果及分析

8个验证算例的验证结果如表2和图5、6所示, 其中,表2记录了各个算例里通过遗传算法训练得 到的最优充电电压片段,以及在该充电电压片段下 训练集电池和测试集电池的健康状态估算误差 (C<sub>BMSE</sub> & C<sub>MAE</sub>),图 5、6 记录了各个算例里在最优充 电电压片段下测试集中每个电池的实际容量、估算 容量,以及健康状态估计百分比误差.

400

400

300

300

循环次数/次

(d)算例 B-2

循环次数/次

循环次数/次 (b)算例 A-2

循环次数/次

600

600

450

450



Estimated results of four numerical examples: #A-1, #A-2, #B-1, and #B-2 (SOH between 100% and 80%) Fig.5



图 6 #A-3、#A-4、#B-3、#B-4 算例(健康状态处于 80%~60%)的估算效果

Fig.6 Estimated results of four numerical examples: #A-3, #A-4, #B-3, and #B-4 (SOH between 80% and 60%) 如表 2 和图 5 所示, #A-1、#A-2、#B-1、#B-2 这 4个算例中的锂离子电池均处于100%~80%健康状 态区间,在此区间进行健康状态估计时,测试集电池 健康状态估计的  $C_{\text{RMSF}} < 1.20\%, C_{\text{MAF}} < 1.00\%,$ 每次 电池循环健康状态估计的百分比误差在3%之内, 与其他论文中的健康状态估计方法相比,本文所提 出的方法具有较高的精度. 算例#A-1、#A-2 中锂电 池的容量为1.35 A・h,算例#B-1、#B-2 中锂电池 的容量为1.1 A · h,两类锂电池的健康状态估计效 果都很好,表明本文所提出方法在100%~80%健康 状态区间,适用于不同种类的电池.算例#A-1、 #A-2、#B-1、#B-2中,训练集电池和测试集电池的 放电倍率不是相同的,表明对于电池的100%~80% 健康状态区间,在某一放电倍率工况下训练出来的 结果同样适用于其他放电倍率工况,这进一步增加 了本文所提出方法的适用性. 用性.

同样地,如表2和图6所示,#A-3、#A-4、#B-3、 #B-4 这 4 个算例中的锂离子电池均处于 80%~ 60%健康状态区间,在此区间进行健康状态估计时,

测试集电池健康状态估计的  $C_{\text{RMSE}} \subset C_{\text{MAE}} < 1.55\%$ , 每次电池循环健康状态估计的百分比误差在3%之 内,表明本文所提出方法不仅在学者研究较为广泛 的电池 100%~80%健康状态范围有很好的估算精 度,而且在学者研究较少的电池 80%~60%健康状 态范围也有很好的估算精度,有助于电池的梯次利 用. 算例#A-3、#A-4 中锂电池的容量为1.35 A·h, 算例#B-3、#B-4 中锂电池的容量为1.1 A · h, 两类 锂电池的健康状态估计效果都很好,表明本文所提 出方法在80%~60%健康状态区间,同样适用于不 同种类的电池. 算例#A-3、#A-4、#B-3、#B-4 中, 训 练集电池和测试集电池的放电倍率不是相同的,表 明对于电池的80%~60%健康状态区间,在某一放 电倍率工况下训练出来的结果同样适用于其他放电 倍率工况,这进一步增加了本文所提出方法的适

图 7 列出了所有实验算例中通过遗传算法训练 得到的最优电压片段. 其中,#A-1/#A-2 的训练集 为同一电池类型、同一健康状态区间,但是有不同编 号的电池,#A-3/#A-4、#B-1/#B-2、#B-3/#B-4 亦 然. 从表 2、图 7 中可看出,#A-1/#A-2、#A-3/#A-4、#B-1/#B-2、#B-3/#B-4 的最优电压片段几乎是 一致的. 这表明,对于同一电池类型、同一健康状态 区间的电池进行健康状态估计时,训练集不同对选 取最优电压区间的影响不大,这样就可以随机选择 某些单体电池作为训练集来估算其他单体电池,增 大了本文所提出方法对不同单体电池的适用性. 所 有实验算例中的最优电压片段均位于电池的可用电 压区间的中后段,为电池常用电压区间,使本文所提 出方法更具可行性及有效性.



Fig.7 Optimal voltage segments in eight numerical examples

4 结 论

本文提出一种在线计算的采用数据驱动的基于 等效健康因子的健康状态估计方法.通过在充电过 程中选取某固定电压片段内所充电量作为电池容量 估算的等效健康因子,利用遗传算法选择最优的充 电电压片段,并基于等效健康因子估算电池容量,继 而完成电池健康状态的估计.

1)在两类锂电池的验证算例中,训练集与测试 集电池的放电电流倍率不同,电池健康状态估计的 百分比误差均在3%之内,大部分在2%之内,平均 绝对误差与均方根误差均低于1.55%,大部分在1% 之内,表明本文所提出方法在不同的放电电流下对 不同种类的锂电池具有广泛的适用性.

2)该方法不仅在学者研究较为广泛的健康状态为100%~80%的电池生命区间,而且是在学者研究较少的健康状态为80%~60%的电池生命区间, 电池健康状态估计的准确度都很高,有助于电池的梯次利用.

3)在所有验证算例中,选取的最优电压片段均 位于电池可用电压区间的常用段,保证了本文所提 出方法的可行性及有效性.

## 参考文献

- ZHU Xiaoyuan, LI Wei. Takagi-Sugeno fuzzy model based shaft torque estimation for integrated motor-transmission system [J]. ISA Transactions, 2019, 93: 14. DOI: 10.1016/j.isatra.2019.03.002
- [2] 王宏宇,尹鸽平,徐宇虹,等.锂离子电池硅/石墨/碳负极材料性 能[J].哈尔滨工业大学学报, 2010,42(12):1916
   WANG Hongyu, YIN Geping, XU Yuhong, et al. Properties of silicon/graphite/carbon anode for Li-ion battery[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2010,42(12):1916.
- [3] VISWANATHAN V V, KINTNER-MEYER M. Second use of transportation batteries: Maximizing the value of batteries for transportation and grid services[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(7): 2963. DOI: 10.1109/tvt.2011.2160378
- [4] 陶志军,贾晓峰.中国动力电池回收利用产业商业模式研究[J]. 汽车工业研究,2018(10):33
  TAO Zhijun, JIAXiaofeng. Research on the business model of power battery recycling industry in China[J]. Auto Industry Research, 2018(10):33. DOI: 10.3969/j.issn.1009-847X.2018.10.006
- [5] BAEK K W, HONG E S, CHA S W. Capacity fade modeling of a Lithium-ion battery for electric vehicles [J]. International Journal of Automotive Technology, 2015, 16(2):309. DOI: 10.1007/s12239-015-0033-2
- [6] RAMESH S, KRISHNAMURTHY B. A mathematical model to study capacity fading in lithium ion batteries: Formation and dissolution reactions
   [J]. Journal of the Electrochemical Society, 2015, 162 (4): A546. DOI: 10.1149/2.0221504jes
- SCHMIDT A P, BITZER M, IMRE Á W, et al. Model-based distinction and quantification of capacity loss and rate capability fade in Li-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2010, 195(22); 7634. DOI: 10.1016/j. jpowsour.2010.06.011
- [8] 林甜甜,陈自强,刘健.基于等幅度充电时间的锂离子电池健康 状态估计[J].装备环境工程,2018,15(12):65
   LIN Tiantian, CHEN Ziqiang, LIU Jian. Health state estimation of lithium-ion battery based on equal time interval charging [J].
   Equipment Environmental Engineering, 2018,15(12):65
- SCIPIONI R, JØRGENSEN P S, STROE D I, et al. Complementary analyses of aging in a commercial LiFePO<sub>4</sub>/graphite 26650 cell[J].
   Electrochimica Acta, 2018, 284: 454. DOI: 10.1016/j.electacta.
   2018.07.124
- [10] COUTO L D, SCHORSCH J, JOB N, et al. State of health estimation for lithium ion batteries based on an equivalent-hydraulic model: An iron phosphate application [J]. Journal of Energy Storage, 2019, 21: 259. DOI: 10.1016/j.est.2018.11.001
- [11] WENG Caihao, FENG Xuning, SUN Jing, et al. State-of-health monitoring of lithium-ion battery modules and packs via incremental capacity peak tracking[J]. Applied Energy, 2016, 180: 360. DOI: 10.1016/j.apenergy. 2016.07.126
- [12] MA Zeyu, YANG Ruixin, WANG Zhenpo. A novel data-model fusion state-of-health estimation approach for lithium-ion batteries
   [J]. Applied Energy, 2019, 237: 836. DOI: 10.1016/j.apenergy. 2018.12.071
- [13] WANG Zengkai, ZENG Shengkui, GUO Jianbin, et al. State of health estimation of lithium-ion batteries based on the constant voltage charging curve [J]. Energy, 2019, 167: 661. DOI: 10. 1016/j.energy.2018.11.008
- $[\,14\,]ABRAHAM$  D P, KNUTH J L, DEES D W, et al. Performance

degradation of high-power lithium-ion cells: Electrochemistry of harvested electrodes[J]. Journal of Power Sources, 2007, 170(2): 465. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2007.03.071

- [15] ZHANG Lingling, MA Yulin, CHENG Xinqun, et al. Degradation mechanism of over-charged LiCoO<sub>2</sub>/mesocarbon microbeads battery during shallow depth of discharge cycling [J]. Journal of Power Sources, 2016, 329: 255. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2016.08.030
- [16] VONLÜDERS C, KEIL J, WEBERSBERGER M, et al. Modeling of lithium plating and lithium stripping in lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Sources, 2019, 414: 41. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2018.12.084
- [17] LAI Xin, GAO Wenkai, ZHENG Yuejiu, et al. A comparative study of global optimization methods for parameter identification of different equivalent circuit models for Li-ion batteries [J]. Electrochimica Acta, 2019, 295: 1057. DOI: 10.1016/j.electacta.2018. 11.134
- [18] RECHKEMMER S K, ZANG Xiaoyun, ZHANG Weimin, et al. Empirical Li-ion aging model derived from single particle model[J]. Journal of Energy Storage, 2019, 21: 773. DOI: 10.1016/j.est. 2019.01.005
- [19] ZHENG Yuejiu, WANG Jingjing, QIN Chao, et al. A novel capacity estimation method based on charging curve sections for lithium-ion batteries in electric vehicles [J]. Energy, 2019, 185: 361. DOI:10.1016/j.energy. 2019.07.059
- [20] ZHENG Xiujuan, FANG Huajing. An integrated unscented Kalman filter and relevance vector regression approach for lithium-ion battery remaining useful life and short-term capacity prediction [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 144: 74. DOI: 10. 1016/j.ress.2015.07.013
- [21] TRAN N T, KHAN A B, CHOI W. State of charge and state of health estimation of AGM VRLA batteries by employing a dual extended Kalman filter and an ARX model for online parameter estimation [J]. Energies, 2017, 10 (1): 137. DOI: 10.3390/ en10010137
- [22] WEI Jingwen, DONG Guangzhong, CHEN Zonghai. Remaining useful life prediction and state of health diagnosis for lithium-ion batteries using particle filter and support vector regression[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(7): 5634. DOI: 10.1109/TIE.2017.2782224
- [23] ANDRE D, NUHIC A, SOCZKA-GUTH T, et al. Comparative study of a structured neural network and an extended Kalman filter for state of health determination of lithium-ion batteries in hybrid electric vehicles[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(3): 951. DOI: 10.1016/j.engappai.2012.09.013
- [24] PATIL M A, TAGADE P, HARIHARAN K S, et al. A novel multistage Support Vector Machine based approach for Li ion battery re-

maining useful life estimation [J]. Applied Energy, 2015, 159: 285. DOI: 10.1016/j. apenergy.2015.08.119

- [25] LIU Datong, ZHOU Jianbao, LIAO Haitao, et al. A health indicator extraction and optimization framework for lithium-ion battery degradation modeling and prognostics [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2015, 45(6): 915. DOI: 10.1109/tsmc.2015.2389757
- [26] PARK M, SEO M, SONG M, et al. Capacity estimation of Li-ion battery using constant current charging voltage [C]// 2019 IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems (APCCAS). Bangkok: IEEE, 2019: 202. DOI: 10.1109/APCCAS47518.2019. 8953137
- [27] 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
  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. DOI: 10. 3901/JME.2019.20.052
- [28]刘皓,胡明昕,朱一亨,等.基于遗传算法和支持向量回归的锂电 池健康状态预测[J].南京理工大学学报,2018,42(3):329
  LIU Hao, HU Mingxi, ZHU Yiheng, et al. Prediction for state of health of lithium-ion batteries by genetic algorithm and support vector regression[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2018, 42(3):329. DOI: 10.14177/j.cnki.32-1397n. 2018.42.03.011
- [29] 国强,孙宇枭.改进的双链量子遗传算法在图像去噪中的应用
  [J].哈尔滨工业大学学报,2016,48(5):140
  GUO Qiang, SUN Yuxiao. Improved quantum genetic algorithm with double chains in image denoising[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2016,48(5):140. DOI:10.11918/j.issn.0367-6234.
  2015.05.023
- [30]刘玥,钱霙婧,马林,等.月球低能返回轨道设计的混合自适应遗 传算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2016,48(4):79
  LIU Yue, QIAN Yingjing, MA Lin, et al. An adaptive genetic algorithm for low energy lunar return trajectory design [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2016,48(4):79.DOI:10.11918/j. issn.0367-6234.2016.04.013
- [31] XING Yinjiao, MA E W M, TSUI K L, et al. An ensemble model for predicting the remaining useful performance of lithium-ion batteries [ J ]. Microelectronics Reliability, 2013, 53 (6): 811.
   DOI: 10.1016/j.microrel.2012.12.003
- [32] HE Wei, WILLIARD N, OSTERMAN M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster-Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(23):10314. DOI: 10.1016/j. jpowsour.2011.08.040