

随机应用下的锂离子电池剩余寿命预测

刘健, 陈自强

(上海交通大学 海洋工程国家重点实验室, 高新船舶与深海开发装备协同创新中心, 上海 200240)

摘要: **目的** 为模拟海洋工程与水下科考装备电池的真实使用情况, 进行随机电流放电下的锂离子电池老化实验, 通过高斯过程回归模型进行电池剩余寿命预测。**方法** 从数据驱动方法中选取具备不确定性表达能力的高斯过程回归模型, 选定核函数后通过训练数据来优化超参数建立预测模型。用随机应用下的电池充放电循环实验数据验证预测结果。**结果** 与 SE 核函数相比, 基于 Matern 核函数的模型预测效果更优。训练数据越多, 预测起始点越大, 模型预测绝对误差越小、MAPE 与 RMSE 值更低。对两种不同实验温度、不同随机电流放电模式下的三组电池, 模型预测绝对误差大多在 40 cycle 内, MAPE 与 RMSE 值分别低于 0.06、0.09, 均能实现准确剩余寿命预测。**结论** 对于随机应用下的锂离子电池剩余寿命预测, 高斯过程回归模型具备高精度与适用性。

关键词: 锂离子电池; 高斯过程回归; 寿命预测; 随机应用

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2018.12.004

中图分类号: TM912

文献标识码: A

文章编号: 1672-9242(2018)12-0023-05

Remaining Useful Life Forecast of Li-Ion Batteries under Randomized Use

LIU Jian, CHEN Zi-qiang

(Collaborative Innovation Center for Advanced Ship and Deep-Sea Exploration, State Key Laboratory of Ocean Engineering of Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

ABSTRACT: Objective To simulate the actual use of battery in ocean engineering and underwater scientific research equipment, carry out the li-ion battery aging test with random discharging current and predict remaining useful life (RUL) through Gaussian process regression (GPR) model. **Methods** GPR model with uncertainty expression ability was proposed based on data-driven methods. After selecting the kernel function, the forecast model was established by training data to optimize hyper-parameters. The data set of charge/discharge tests of li-ion battery under randomized use was used to verify the prognosis results. **Results** Compared with SE kernel function, the GPR model with Matern kernel function could get better prediction results. The more the training data was and the larger the starting prediction point was, the smaller the absolute error was, the lower MAPE and the RMSE values were. As for three sets of batteries under two different temperature and two kinds of random discharging modes, the GPR model can get accurate prediction results. The absolute error was no more than 40cycle and the MAPE and RMSE values were lower than 0.06 and 0.09 respectively. **Conclusion** The GPR model has high accuracy and strong applicability for RUL forecast of li-ion battery under randomized use.

KEY WORDS: li-ion battery; gaussian process regression; life forecast; randomized use

收稿日期: 2018-08-04; 修订日期: 2018-09-12

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51671119)

作者简介: 刘健 (1993—), 男, 山东济南人, 硕士研究生, 主要研究方向为锂离子电池寿命预测。

通讯作者: 陈自强 (1967—), 男, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为电池系统辨识与故障诊断。

随着海洋强国战略的兴起,海洋工程与深海探索研究日益重要。锂离子电池凭借其能量密度和安全性等优势,不仅广泛应用于电动汽车、电子设备、航空领域,更能为海洋工程装备和深海探测空间站及机器人提供充足的能源动力。锂离子电池在使用过程中,随着内部电化学反应的进行,其性能不断衰退,直至到达阈值、寿命终止。如何根据电池已知的运行状态信息,预测电池容量和剩余寿命(Remaining useful life, RUL),保障电池系统及海洋工程设备的安全性至关重要^[1]。

目前,锂离子电池寿命预测方法可分为基于模型与数据驱动两种方法^[2]。电化学模型^[3]从电池内部反应机理入手,考虑各个老化因素,建立参数多、复杂度高的电池老化模型;等效电路模型^[4]基于电路模型来描述电压与内阻等,表征电池外特性便于分析应用;经验退化模型^[5]通过描述老化状态变量随时间变化规律,获取模型并外推预测结果。基于模型方法在建立特定模型后,一般通过卡尔曼滤波、粒子滤波^[5]及优化算法对模型外推实现RUL预测。为克服基于模型法较为复杂及动态精度较差问题,数据驱动方法^[6]无需分析电池内部的复杂特性,可直接从外部可测量的电流、电压、温度等数据中探索电池性能衰退信息,神经网络、高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)^[7]、支持向量机等方法已被应用于电池寿命预测领域。其中,具备不确定性表达能力的方法如GPR、支持向量机等,可为电池寿命预测与维护保养提供更多有价值的信息。数据驱动方法预测精度取决于样本数据大小和包含信息丰富程度,对数据要求较高。

目前大多数锂离子电池寿命预测研究处于实验室阶段,充放电机制多为恒流恒压满充与恒流满放模式,不能准确反映电池在正常使用时的性能老化过程。时玮等^[8]提出动态测试工况以模拟正常使用时电池真实工况,进行寿命预测分析。罗玉涛等^[9]将恒流充放电条件下的电池模型扩展到不同放电倍率下,推导出行驶工况下电池寿命模型。海工装备电池在使用过程中难以保持恒流放电状态,面对复杂深海环境与作业要求,可采用随机电流放电实验进行模拟。

文中通过随机应用下的锂离子电池充放电循环实验,将恒流恒压满充后的电池使用随机电流放电,模拟海洋工程装备及水下科考设备在真实情况下的电池性能退化过程。基于数据驱动方法,建立高斯过程回归预测模型,对两种不同温度、两种随机电流放电模式下的电池进行剩余寿命预测。

1 数据驱动预测模型

高斯过程回归模型^[7,10]是一种适合非线性回归问题的无参数模型,可通过训练数据的输入限制先验分

布实现贝叶斯框架下的后验分布状态预测,输出预测均值、方差和置信区间,预测结果具备不确定性表达能力。

建立回归模型:

$$y = f(x) + \varepsilon, \varepsilon \sim N(0, \sigma_n^2) \quad (1)$$

式中: y 为观测值; $f(x)$ 为函数值; x 为输入向量。假设 ε 是均值为 0、方差为 σ_n^2 的白噪声。

观测值 y 的先验分布为:

$$Y \sim N(0, K(X, X) + \sigma_n^2 I) \quad (2)$$

设 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 为训练值, X_* 为测试值, $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 与 $f_* = [f(x_{*1}), f(x_{*2}), \dots, f(x_{*n})]$ 分别为观测值与预测值。观测值 y 和预测值 f_* 服从联合先验分布:

$$\begin{bmatrix} Y \\ f_* \end{bmatrix} \sim N \left(0, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma_n^2 I & K(X, X_*) \\ K(X_*, X) & K(X_*, X_*) \end{bmatrix} \right) \quad (3)$$

式中: $K(X, X) = (K_{ij})$ 为 $n \times n$ 阶对称正定协方差矩阵, $K_{ij} = k(x_i, x_j)$ 用来描述 x_i 和 x_j 之间的相关性; $K(X, X_*) = K(X_*, X)^T$ 为 X 与 X_* 构成的协方差矩阵; $K(X_*, X_*)$ 为 X_* 构成的协方差矩阵; I 为 $n \times n$ 的单位矩阵。

预测值 f_* 的后验分布即预测值集合 f_* 的高斯过程回归模型为:

$$f_* | X, Y, X_* \sim N(\bar{f}_*, \text{cov}(\bar{f}_*)) \quad (4)$$

预测均值为:

$$\bar{f}_* = E[f_* | X, Y, X_*] = K(X_*, X) [K(X, X) + \sigma_n^2 I]^{-1} Y \quad (5)$$

预测方差为:

$$\text{cov}(f_*) = K(X_*, X_*) - K(X_*, X) [K(X, X) + \sigma_n^2 I]^{-1} K(X, X_*) \quad (6)$$

模型预测输出的 95% 置信区间为:

$$[\bar{f}_* - 1.96 \sqrt{\text{cov}(f_*)}, \bar{f}_* + 1.96 \sqrt{\text{cov}(f_*)}] \quad (7)$$

在确定均值矩阵和协方差矩阵后,通过训练过程对超参数进行优化可得到 GPR 模型。GPR 模型一般默认零均值函数,常用协方差函数有 SE 核函数和 Matern 核函数,分别见式(8)与(9)。

$$k_{\text{SE}}(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{1}{2l_1^2}(x_i - x_j)^2\right) \quad (8)$$

$$k_{\text{Matern}}(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \left(1 + \frac{\sqrt{3}(x_i - x_j)}{l_2}\right) \exp\left(-\frac{\sqrt{3}(x_i - x_j)}{l_2}\right) \quad (9)$$

式中: σ_f^2 为方差,控制局部相关性; l 为长度尺度,控制模型光滑程度; $\theta = [l, \sigma_f^2]$ 为超参数。

基于最大似然原理优化超参数,先求得训练数据在条件概率下的负对数似然函数,并对超参数求偏导,然后采用共轭梯度法优化使偏导数取最小值得到超参数最优解。

2 随机应用电池循环实验

2.1 实验数据集

文中选用数据集基于美国国家航空航天局-卓越预测中心所做的 18650 型锂离子电池（额定容量为 2 Ah，标称电压为 3.7 V）随机应用实验^[3,11]。具体实验过程如下所述。

1) 以 0.04 A 电流进行低倍率放电，获得电池 OCV-SOC 曲线。

2) 随机应用循环实验。电池先以恒流（2 A 电流）恒压（4.2 V 截止电压）方式充满，再以随机电流序列进行放电（每放电 5 min 后，休息 1 s，再随机选择一个新放电电流进行放电），直至 3.2 V 放电截止电压。

3) 参考循环实验。每经过 50 个随机应用充放电循环后，进行 1 次参考充放电循环（满充满放）。先以 2 A 恒流充电充至充电截止电压 4.2 A，转为恒压充电过程直至截止电流 0.01 A。电池休息一定时间后进行 2 A 恒流放电至截止电压 3.2 V，获取电池容量。

2.2 实验数据处理

文中选择三组电池的充放电循环实验数据进行分析，RW4 与 RW5 在室温（20 °C）下进行 0.5~4 A 随机电流放电实验；RW17 与 RW19 在室温（20 °C）下进行 0.5~5 A 大电流高概率放电实验；RW25 与 RW28 在高温（40 °C）下进行 0.5~5 A 大电流高概率放电实验。0.5~5 A 大电流高概率放电设置参数见表 1。

表 1 0.5~5 A 随机放电电流与概率表

电流/A	0.5	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4	4.5	5
概率/%	2	2.4	3.6	6	9.2	11.8	17.2	23.4	19.4	5

以 RW5 电池为例，从实验过程中任意选取连续 10 个随机应用充放电循环实验的电流、电压与温度变化数据，其变化曲线如图 1 所示。在整个随机应用循环实验过程中，RW5 电池进行了 21 次参考充放电

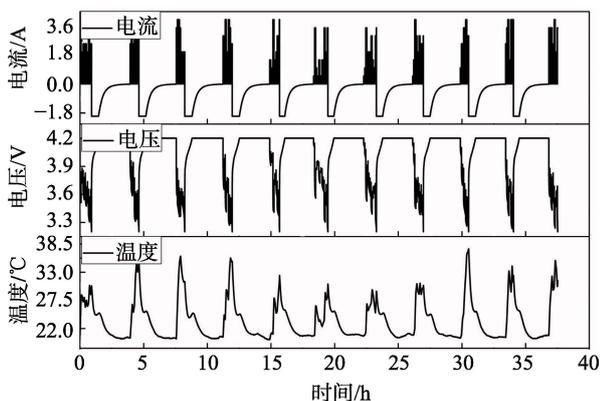


图 1 RW5 电池随机应用充放电循环参数变化曲线

循环实验，可得相应的电池容量值。为弥补数据点较少的缺陷，运用线性插值法在每两个电池容量值之间插入 50 个点，以便进行电池寿命预测。经处理后的电池容量随充放电循环变化如图 2 所示。图 2 中，三组电池因个体差异和实验条件差异，其容量变化曲线有不同之处，但整体都呈下降趋势。伴随着局部升降的动态变化特性，具备非线性退化特点。

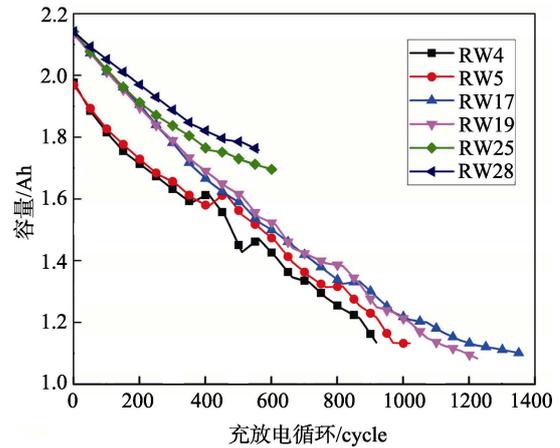


图 2 三组电池容量变化曲线

2.3 电池剩余寿命预测流程

当可获取电池每次充放电循环容量数据或者每隔一定周期可获得容量数据时，以高斯过程回归模型为基础，将所得数据集分为两部分，一部分是训练集，另一部分为测试集。选定均值核函数与协方差核函数，并确定初始超参数后，用训练集数据训练模型，以充放电循环序列为输入，以电池容量序列为输出，利用共轭梯度法使负对数似然函数取极小值，以获得最优超参数，训练过程结束。得到高斯过程回归预测模型后，输入充放电循环序列测试数据，比较模型输出的预测电池容量序列与真实容量序列，检验模型的预测准确性与适用性。

3 结果与讨论

3.1 不同核函数 RUL 预测

以 RW5 电池为例，GPR 模型选择零均值函数，分别选取前 400 个循环与前 600 循环数据进行模型训练，在两个不同预测起始点对电池剩余寿命进行预测。图 3 表示了两种不同核函数即 SE 核函数与 Matern 核函数的均值预测结果。从图 3 可以看到，基于 SE 核函数的 GPR 模型预测曲线呈下降趋势，但随着离预测起点越远，预测容量值与真实值偏差越大。而基于 Matern 核函数的 GPR 模型预测曲线能较好地跟踪真实容量变化曲线，准确性优于采用 SE 核函数的 GPR 模型。虽然 SE 核函数与 Matern 核函数同为局部核函数，具备较强的非线性逼近能力，但 Matern

核函数泛化能力更强。

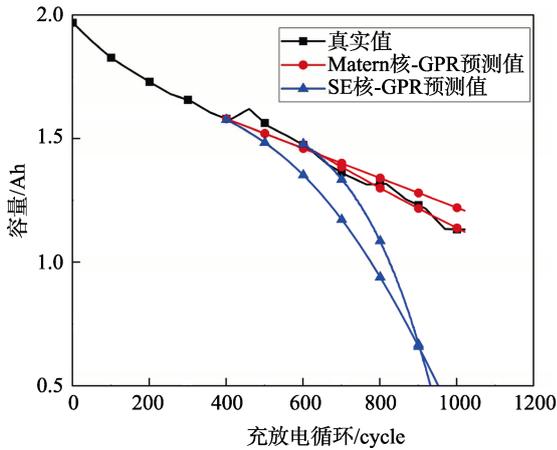


图3 不同核函数的 GPR 模型预测均值

3.2 三组电池 RUL 预测

对六个电池选取两个不同的训练数据量(前400个与前600个样本数据),从相应的起始点开始预测,以1.4 Ah为剩余寿命截止阈值来验证GPR模型的电池剩余寿命预测效果(RW25与RW28因样本数据有限,只选定前300个数据作为训练数据,寿命截止阈值为1.8275 Ah)。其中,RW5、RW19与RW25三个电池寿命预测曲线如图4所示。两个不同起点的容量预测曲线与真实值变化曲线均呈衰减变化趋势,以第600个循环为起点的预测曲线与真实值变化曲线更接近,准确性更高。

图4中GPR模型在输出三个电池RUL预测均值的同时,还会输出置信区间^[10]。因两个不同起点的RUL预测置信区间有重合部分,图4a和b中未带斜线的灰色区域表示在以第600个循环为起点的预测95%置信区间,未带斜线与带斜线灰色区域表示在以第400个循环为起点的预测95%置信区间。灰色区域越小,预测上限和下限与真实值越接近,表示预测结果精度越高。

以绝对误差AE、平均相对误差MAPE和均方根误差RMSE对RUL预测结果进行定量分析,计算公式为:

$$AE = |y_i - \hat{y}_i| \tag{10}$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \tag{11}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \tag{12}$$

式中: y_i 、 \hat{y}_i 分别表示第 i 个循环的容量真实值与预测值。

随机应用下电池 RUL 预测结果见表 2。除个别结果偏差较大外,在两不同起点的预测绝对误差结果都在 40 个循环内,以第 600 个循环为起点的预测绝

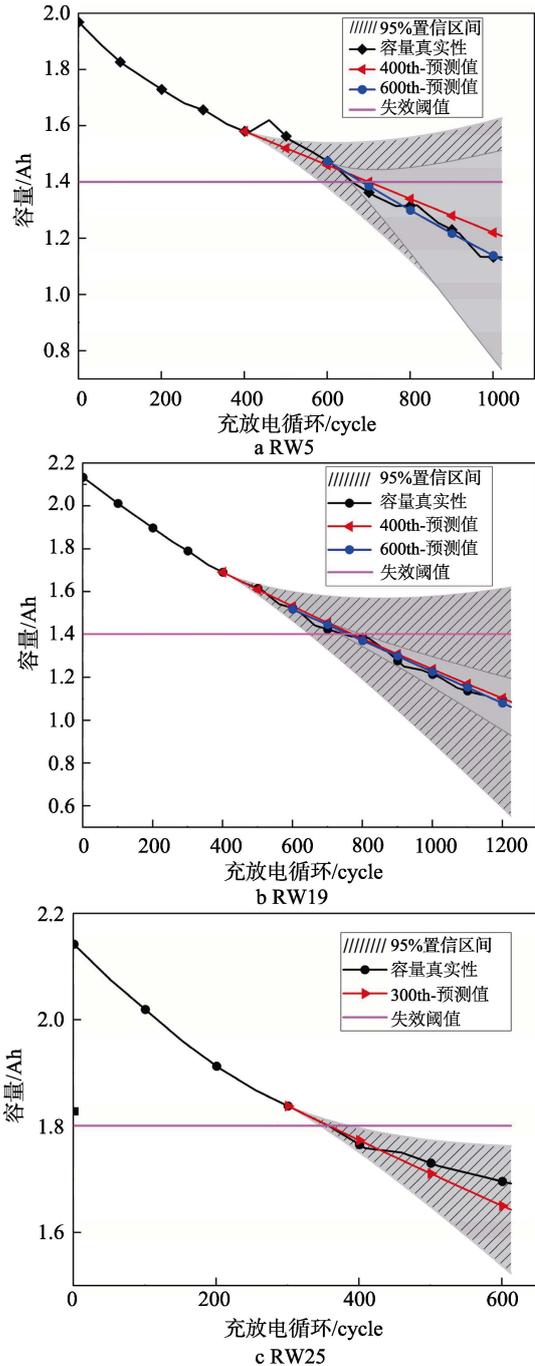


图4 RW5、RW19与RW25 RUL 预测曲线

对误差更小。在图5中可以看出,MAPE与RMSE值分别低于0.06、0.09。相比于用前400个样本数据作为训练集,四个电池用前600个数据点做训练集的GPR模型RUL预测效果更好,MAPE与RMSE值更小。

训练数据量大小不同,即预测起始点不同,寿命预测结果准确性不同。预测起始点越小,训练数据越少,预测结果越不准确;训练数据越多,包含电池容量衰减的信息越多,模型也能更好地接近真实变化曲线,预测结果也就越精确。当预测起始点与寿命阈值点相隔越远时,预测结果准确性相对较差。

表 2 随机应用下电池 RUL 预测结果

电池	阈值/Ah	预测起点/cycle	真实 RUL/cycle	预测 RUL/cycle	AE/cycle
RW4	1.4000	400th	222	157	65
RW4	1.4000	600th	22	24	2
RW5	1.4000	400th	260	200	60
RW5	1.4000	600th	60	83	23
RW17	1.4000	400th	325	290	35
RW17	1.4000	600th	125	146	21
RW19	1.4000	400th	349	373	24
RW19	1.4000	600th	149	161	12
RW25	1.8275	300th	315	316	1
RW28	1.8275	300th	386	377	9

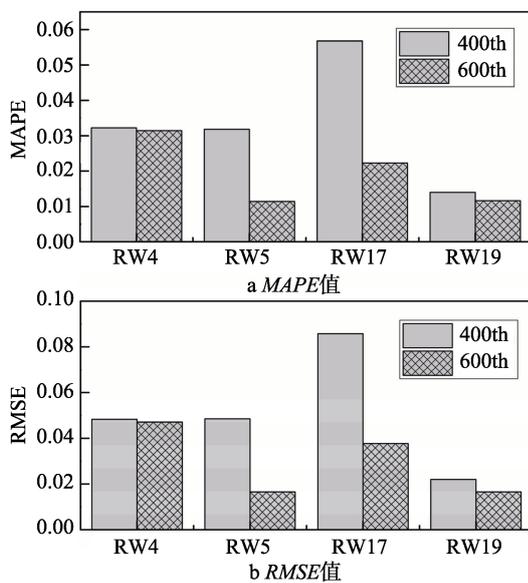


图 5 不同预测起始点电池 RUL 预测误差

对使用高斯过程回归模型在两个不同起点进行六个电池剩余寿命预测，容量预测曲线、RUL 绝对误差、MAPE 与 RMSE 结果均保持高准确性。GPR 模型可对在两种不同实验温度、两种不同放电模式下随机使用的三组电池剩余寿命进行有效预测，验证了 GPR 模型的适用性。

4 结语

针对锂离子电池剩余寿命预测物理模型建立较困难和恒流充放电循环实验不能准确模拟实际应用问题，文中提出一种基于数据驱动的海工装备电池在随机应用下的剩余寿命预测方法。对不同实验温度和随机放电模式下的锂离子电池，通过对不同协方差核函数与不同预测起始点的高斯过程回归模型的剩余寿命预测结果进行比较分析，该方法具备高精度寿命预测能力的同时适用性强，可为海洋工程与深海探测装备的电池维修保养及延长寿命提供支持。

参考文献：

- [1] 汲乔瑶. 基于数据驱动的无人艇蓄电池剩余寿命预测[D]. 大连: 大连海事大学, 2015.
- [2] 刘大同, 周建宝, 郭力萌, 等. 锂离子电池健康评估和寿命预测综述[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(1): 1-16.
- [3] BOLE B, KULKARNI C S, DAIGLE M. Adaptation of an Electrochemistry-based Li-Ion Battery Model to Account for Deterioration Observed Under Randomized Use[C]// Conference of the Prognostics and Health Management Society. [s.l.]: [s.n.], 2014.
- [4] 戴海峰, 魏学哲, 孙泽昌. 基于等效电路的内阻自适应锂离子电池模型[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2010, 38(1): 98-102.
- [5] SAHA B, KAI G, POLL S, et al. Prognostics Methods for Battery Health Monitoring Using a Bayesian Framework[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2009, 58(2): 291-296.
- [6] REZVANIZANIANI S M, LIU Z, CHEN Y, et al. Review and Recent Advances in Battery Health Monitoring and Prognostics Technologies for Electric Vehicle (EV) Safety and Mobility[J]. Journal of Power Sources, 2014, 256(12): 110-124.
- [7] 孙斌, 姚海涛, 刘婷. 基于高斯过程回归的短期风速预测[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(29): 104-109.
- [8] 时玮, 姜久春, 张维戈, 等. 纯电动公交车动力电池寿命测试行驶工况的研究[J]. 汽车工程, 2013, 35(2): 138-142.
- [9] 罗玉涛, 王峰, 喻皓, 等. 基于行驶工况的磷酸铁锂电池寿命模型研究[J]. 汽车工程, 2015(8): 881-885.
- [10] RASMUSSEN C E, NICKISCH H. Gaussian Processes for Machine Learning (GPML) Toolbox[J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11(6): 3011-3015.
- [11] YU J, MO B, TANG D, Et al. Indirect State-of-Health Estimation for Lithium-Ion Batteries under Randomized Use[J]. Energies, 2017, 10(12): 2012.