

基于灰色 - 加权马尔科夫链的蓄电池容量预测

肖寒月^{1,2}, 周 群¹

(1.四川大学 电气工程学院, 四川 成都 610065; 2.国网达州供电公司, 四川 达州 635000)

摘要: 蓄电池的容量将直接影响变电站失电后直流系统的安全稳定运行。在灰色系统预测理论的基础上, 将加权马尔科夫链引入灰色 GM(1,1)模型中, 对该模型进行误差修正, 建立了一种新的基于灰色 - 加权马尔科夫链的蓄电池容量预测模型。将此模型运用于某电网变电站蓄电池的容量预测, 预测实例结果证明, 相较于灰色 GM(1,1)模型, 基于灰色 - 加权马尔科夫链的蓄电池容量预测模型有更高的预测精度。该方法能够在实际工作中对蓄电池容量进行早期评估, 为蓄电池的管理提供有效参考依据。

关键词: 蓄电池; 灰色 GM(1,1)模型; 加权马尔科夫链; 容量预测

中图分类号: TM 91 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-087 X(2020)11-1654-04

DOI: 10.3969/j.issn.1002-087X.2020.11.024

Prediction of battery capacity based on combination of grey model and weighted Markov chain

XIAO Han-yue^{1,2}, ZHOU Qun¹

(1.College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610065, China; 2.State Grid Dazhou Electric Power Supply Company, Dazhou Sichuan 635000, China)

Abstract: The capacity of the battery will directly affect the safe and stable operation of the DC system after a power outage in the substation. Based on the gray system prediction theory, a weighted Markov chain is introduced into the gray GM (1,1) model to correct the errors. Therefore, a new battery capacity prediction model based on the combination of grey model and weighted Markov chain was established. This model is used to predict the capacity of the battery in a substation of a certain power grid. The prediction results show that compared with the gray GM (1,1) model, the capacity prediction model based on the combination of grey model and weighted Markov chain has a higher prediction precision. This method can carry out an early assessment of the capacity of the battery in actual work, and provide an effective reference for battery management.

Key words: battery; gray GM(1,1) model; weighted Markov chain; capacity prediction

蓄电池是变电站整个二次系统的核心, 当交流失电时, 变电站里的蓄电池组作为唯一的直流电源保证直流系统不间断供电, 它的可靠性是变电站安全运行的保证^[1]。而蓄电池容量是表征蓄电池健康状态的重要因素^[2], 因此对蓄电池容量的合理预测成了变电站蓄电池管理的关键参考依据。

目前核对性放电试验是检测蓄电池容量最为准确的方法^[3], 但此方法放电时间长、操作繁琐, 且仅是检查性试验, 无法对蓄电池容量进行预测。如今有很多学者对于蓄电池容量预测提出了不同方法。文献[4]通过梯度下降法、模糊控制思想、引入模拟退火算法等对径向基(RBF)神经网络训练算法进行改进后, 预测蓄电池容量, 提高了神经网络的泛化能力以及改正了易进入局部最优解的缺点, 但此方法需要大量的数据样本进行训练。文献[5]提出了一种根据蓄电池容量与恢复电

压的对应关系来预测蓄电池容量的方法, 此法操作方便, 但其较为理想化, 对于不同品牌、不同使用环境需要重新拟合归一新的函数关系式, 兼容性不强, 一定程度限制了其在蓄电池容量预测管理中的工程运用。文献[6]引入一阶电阻 - 电容电路(RC 电路)建立蓄电池模型, 并通过无迹卡尔曼滤波最优估计法进行容量预测, 此法精度严重依赖电池等效电路模型的准确性。在文献[7]中蓄电池容量系统本身可看作是一个灰色系统。对蓄电池容量进行预测可以采用灰色预测的方法实施, 直接用历史蓄电池容量数据, 通过灰色 GM(1,1)建模来预测蓄电池容量。这种方法对于样本数量小、影响因素复杂的预测问题有比较好的效果, 但灰色 GM(1,1)模型的本质结构决定了此模型适用于数据呈指数规律变化的预测, 而蓄电池容量数据并不是严格按照指数规律变化, 若仅用此模型预测误差会变大。

本文针对上述问题, 建立了一种基于灰色 - 加权马尔科夫链的蓄电池容量预测模型。该模型在对历史蓄电池容量数据进行灰色 GM(1,1)建模预测后, 再利用加权马尔科夫链通过相

收稿日期: 2020-04-19

作者简介: 肖寒月(1995—), 男, 四川省人, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统蓄电池寿命预测。

通信作者: 周群, E-mail: zhouqunsc@163.com

对误差对灰色 GM(1,1)模型的预测值进行修正。既保留了灰色 GM(1,1)模型的优点,又利用加权马尔科夫链兼顾了数据波动性。最后以某几座变电站的蓄电池容量数据进行预测验证。

1 灰色 - 加权马尔科夫链预测模型

1.1 灰色 GM(1,1)模型

灰色系统预测主要对部分信息已知,部分信息未知的小样本、贫信息的不确定性的系统进行研究^[8]。最基本的灰色预测模型是灰色 GM(1,1)模型,主要用以下五步进行预测。

步骤 1:将原始非负数据序列 $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$ 中 n 个原始数据按式(1)做一次累加求和,生成新的累加序列 $X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$ 。

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

步骤 2:将得到的累加序列通过式(2)构建灰色 GM(1,1)模型的白化微分方程。

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (2)$$

式中: a 为发展系数; b 为灰作用量。

步骤 3:用最小二乘法来求解参数 a, b 的值,如式(3):

$$\begin{bmatrix} a & b \end{bmatrix}^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (3)$$

式(3)中 B, Y 可表示为:

$$B = \begin{bmatrix} -0.5[x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -0.5[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -0.5[x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}$$

$$Y = [x^{(0)}(2) \quad x^{(0)}(3) \quad \dots \quad x^{(0)}(n)]^T$$

步骤 4:把求出的 a, b 值代入式(2)求解,即可得灰色 GM(1,1)模型的时间响应公式,为:

$$\begin{cases} \hat{x}^{(1)}(1) = x^{(1)}(1) \\ \hat{x}^{(1)}(k+1) = [x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (4)$$

式中: e 为自然常数。

步骤 5:将式(4)作累减还原,即可得到预测值为:

$$\begin{cases} \hat{x}^{(0)}(1) = x^{(0)}(1) \\ \hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^a)[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5)$$

通过上述 5 步,可以得到灰色 GM(1,1)模型预测值序列为 $\hat{X}^{(0)} = \{\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n+1)\}$ 。将预测值与实际值对比可得相对误差为:

$$\delta(k) = \frac{\hat{x}^{(0)}(k) - x^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中: $\delta(k)$ 为相对误差,作为预测值的偏离指数表征。

1.2 马尔科夫链

1.2.1 马尔科夫链定义

设随机过程 $\{X_t, t \in T\}$, 其中的时间参数是离散的集合 $T = \{0, 1, 2, \dots\}$, 时间所对应的 X_t 的状态空间 $I = \{i_0, i_1, \dots, i_j\}$ 也是离散的集合, 若对于任意的时刻 $t (t \in T)$ 以及过程中的任意状态 $i_i (i_i \in I)$ 其条件概率满足式(7), 则称随机过程 $\{X_t, t \in T\}$ 为马尔科夫链, 简称马氏链。

$$P(X_{t+1} = i_{t+1} | X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_t = i_t) = P(X_{t+1} = i_{t+1} | X_t = i_t) \quad (7)$$

式(7)所描述的性质就为马尔科夫链的无后效性, 表示系统未来 $t+1$ 时刻的状态只与当前 t 时刻状态有关, 与过去时刻的状态无关。

1.2.2 概率转移矩阵

对于马尔科夫过程 $\{X_t, t \in T\}$, 任意的时刻 $t (t \in T)$, 任意的状态 $i, j (i, j \in I)$, 则有:

$$P_{ij}(t) = P(X_{t+1} = j | X_t = i) \quad (8)$$

式中: $P_{ij}(t)$ 为 X_t 在 t 时刻的一步状态转移概率。

对于状态转移概率 $P_{ij}(t)$, 如果状态转移概率 $P_{ij}(t)$ 不随时刻 t 的变化而变化, 仅由状态 i, j 决定, 这时将马尔科夫过程 $\{X_t, t \in T\}$ 称为齐次马尔科夫链, 其状态转移概率 $P_{ij}(t)$ 由 P_{ij} 表示。本文讨论的就是齐次马尔科夫链, 在文中将齐次省去。

类似式(8), 有:

$$P_{ij}^{(h)} = P(X_{t+h} = j | X_t = i) \quad h \geq 1 \quad (9)$$

式中: $P_{ij}^{(h)}$ 为马尔科夫链的 h 步状态转移概率。

h 步状态转移概率为 $P_{ij}^{(h)}$, 则有:

$$P^{(h)} = [P_{ij}^{(h)}] = \begin{bmatrix} P_{11}^{(h)} & P_{12}^{(h)} & \dots & P_{1r}^{(h)} \\ P_{21}^{(h)} & P_{22}^{(h)} & \dots & P_{2r}^{(h)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ P_{r1}^{(h)} & P_{r2}^{(h)} & \dots & P_{rr}^{(h)} \end{bmatrix}$$

式中: $P^{(h)}$ 为马尔科夫过程 $\{X_t, t \in T\}$ 的 h 步状态转移概率矩阵。其中, $P_{ij}^{(h)}$ 转移概率由状态 i 出现的次数 H_i 和状态 i 经过 h 步转移到状态 j 的次数 H_{ij} 决定, 记作:

$$P_{ij}^{(h)} = \frac{H_{ij}}{H_i} \quad (10)$$

1.3 灰色 - 加权马尔科夫链模型

灰色 GM(1,1)模型主要是在自身时间序列中探索发展规律。此模型的主要特点是计算简单、实用性强、有较好的预测精度, 但是在数据波动性强, 变化不规则时, 其预测精度就会有所下降。而加权马尔科夫链与灰色 GM(1,1)模型不同, 它适合对波动性强的数据进行分析预测, 这弥补了灰色 GM(1,1)模型的缺点^[9]。因为蓄电池容量预测值与实际值的相对误差是一个随机波动的数列, 故将两者合理组合, 形成了灰色 - 加权马尔科夫链预测模型。首先用 GM(1,1)模型对初始数据进行模拟预测, 然后将模拟预测数据误差通过加权马尔科夫链进行辅助修正, 提高预测精度, 整体思路如图 1 所示。

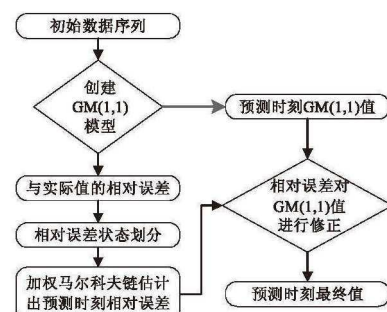


图 1 灰色 - 加权马尔科夫链模型整体思路

1.3.1 状态划分

状态划分是进行加权马尔科夫链预测的前期必要工作, 状态的划分是要根据数据的实际情况进行合理划分, 常见的

有均值方差划分,等间距划分或者按照行业要求的分类方式划分等。因为本次研究的是蓄电池容量,其数据量不大且没有特定的分类要求,从这个客观情况以及方便工程应用的角度出发,宜采用等间距划分的划分方式。

将相对误差的分布情况按照等间距划分为 d 个状态,任意状态表示为 $E_s(s=1,2,\dots,d)$:

$$E_s \in (m_{s1}, m_{s2})$$

式中: m_{s1} 表示状态 E_s 所在区间的下限值; m_{s2} 表示状态 E_s 所在区间的上限值。若相对误差 $\delta(k)$ 处于 m_{s1} 与 m_{s2} 之间,则属于状态 E_s 。

1.3.2 加权马尔科夫链预测

加权马尔科夫链预测是在马尔科夫链基础上,根据各步长对预测值的影响大小不一,按照影响大小分别确定各步长的自相关系数,再对各步长状态转移概率进行加权求和。具体分为 2 个步骤。

步骤 1: 首先求出各步长的自相关系数。为了正确反映各步长权重大小,采用各步长自相关系数 r_c 来反映权值,自相关系数较大的应该给予较大权重^[10]。即:

$$r_c = \frac{\sum_{i=1}^{n-c} [(x_i - \bar{x}) \cdot (x_{i+c} - \bar{x})]}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (11)$$

式中: c 为步长; n 为相对误差样本序列总数据数; x_i 为第 i 时刻的相对误差值; \bar{x} 为样本相对误差数据的平均值; r_c 为第 c 阶(步长为 c)自相关系数。

对各阶自相关系数做规范化处理,得各阶权重为:

$$\omega_c = \frac{|r_c|}{\sum_{c=1}^m |r_c|} \quad (12)$$

式中: m 是预测过程中需要计算的最大步长(阶数)。

步骤 2: 以距离预测时刻最近的几个时刻的相对误差所对应的状态为初始状态,按照距离预测时刻的远近,转移步长分别为 $1, 2, \dots, h$ 步。在各转移步长分别对应的状态转移概率矩阵 $P^{(h)}$, 取各自初始状态 E_s 相应的行向量 $P_s^{(h)}$:

$$P_s^{(h)} = [P_{s1}^{(h)} \quad P_{s2}^{(h)} \quad \dots \quad P_{sd}^{(h)}]$$

用预测时刻前面若干时刻的各阶状态转移概率向量加权,和作为预测时刻的相对误差状态转移概率,即:

$$P_i = \sum_{h=1}^m \omega_h P_s^{(h)} \quad (13)$$

取 P_i 里最大值的状态作为预测时刻相对误差状态。

1.3.3 相对误差对 GM(1,1) 预测值的修正

根据估计出的预测时刻相对误差状态,取该状态区间的中间值作为预测时刻的相对误差值 $\delta(n+1)=0.5(m_{s1}+m_{s2})$,用此误差去修正由 GM(1,1) 模型预测出的值 $\hat{x}^{(0)}(n+1)$,得到修正后的预测时刻最终值:

$$\hat{y}(n+1) = \frac{\hat{x}^{(0)}(n+1)}{[1 + \delta(n+1)]} \quad (14)$$

2 算例分析

以某电网变电站近八年蓄电池核对性放电试验得到的实际蓄电池容量数据作为原始数据,取前七年的数据作为样本

运用灰色-加权马尔科夫链模型预测第八年的蓄电池容量,用最后一年的数据与预测值进行对比分析。

2.1 灰色模型预测容量及状态划分

首先将前七年的蓄电池容量通过灰色 GM(1,1) 模型求得相应每年的预测值,如表 1 所示。

表 1 实际与预测的蓄电池容量及相对误差状态

时间	实际容量/Ah	GM(1,1)模型 预测容量/Ah	相对误差/%	状态
第一年	292.3	292.3	0	E_2
第二年	285.1	280.0	-1.79	E_1
第三年	272.7	277.6	1.80	E_3
第四年	267.4	275.3	2.95	E_3
第五年	280.1	273.0	-2.53	E_1
第六年	274.2	270.7	-1.28	E_1
第七年	265.4	268.4	1.13	E_2

将相对误差按照 1.3.1 节状态划分方法和实际情况划分为三个状态,具体划分如表 2 所示。按表 2 的划分确定相对误差所处状态如表 1 所示。

表 2 状态划分

相对误差的状态空间/%	状态
-2.53~-0.70	E_1
-0.70~1.14	E_2
1.14~2.95	E_3

2.2 加权马尔科夫链预测修正

用前七年的相对误差值,根据式(11)~式(12)计算出 1~3 阶自相关系数 r_c 和 ω_c 权重,如表 3 所示。

表 3 各阶自相关系数和权重

c	r_c	ω_c
1	-0.145	0.139
2	-0.677	0.648
3	0.222	0.213

根据状态划分,按照状态转移概率矩阵确定方法,按照式(10)可以得到预测年前三年(即第 7、6、5 年)的一步到三步各自状态对应的状态转移概率行向量:

$$P_2^{(1)} = [1 \quad 0 \quad 0]$$

$$P_1^{(2)} = [0 \quad 0.5 \quad 0.5]$$

$$P_1^{(3)} = [1 \quad 0 \quad 0]$$

对第八年相对误差的状态预测如表 4 所示。

表 4 第八年相对误差的状态预测

时间	状态	权重	E_1 状态的 转移概率	E_2 状态的 转移概率	E_3 状态的 转移概率
第七年	E_2	0.139	1.000	0.000	0.000
第六年	E_1	0.648	0.000	0.500	0.500
第五年	E_1	0.213	1.000	0.000	0.000
第八年	—	—	0.352	0.324	0.324

根据表 4 可知第八年的相对误差预测状态为 E_1 , 误差区间应在 $(-2.53, -0.7)$, 取中间值对灰色 GM(1,1) 模型预测的第八年容量值修正,由此可得到第八年灰色-加权马尔科夫链模型(以下表中简称灰马模型)预测的值,详细情况如表 5 所示。

用同种方法预测其他变电站 9 组数据的第八年的蓄电池容量,前七年的蓄电池容量值如表 6 所示。

通过灰色 GM(1,1) 模型和灰色-加权马尔科夫链模型分别预测第八年的蓄电池容量值如表 7 所示。

表5 第八年各模型的预测值及相对误差绝对值

实际容量/Ah	GM(1,1)模型预测容量/Ah	GM(1,1)模型相对误差绝对值/%	灰马模型预测容量/Ah	灰马模型相对误差绝对值/%
269.2	266.1	1.15	270.5	0.48

表6 9组蓄电池前七年的容量值 Ah

组别	第一年容量	第二年容量	第三年容量	第四年容量	第五年容量	第六年容量	第七年容量
1	294.6	280.2	282.9	274.3	267.1	271.4	264.8
2	297.3	288.7	291.2	282.5	285.3	275.9	268.8
3	296.1	287.6	279.2	283.2	276.1	278.3	269.4
4	291.7	286.3	281.5	274.4	279.2	275.3	267.1
5	294.4	287.2	279.8	273.7	278.2	272.1	269.6
6	295.2	289.8	279.5	282.4	274.3	272.6	273.9
7	296.9	287.8	285.1	280.2	278.6	275.1	273.5
8	298.7	288.6	281.9	278.3	280.7	274.5	271.2
9	297.8	286.2	290.1	282.4	273.8	276.3	270.6

表7 9组蓄电池容量预测值及相对误差绝对值

组别	实际容量/Ah	GM(1,1)模型预测容量/Ah	GM(1,1)模型相对误差绝对值/%	灰马模型预测容量/Ah	灰马模型相对误差绝对值/%
1	259.1	261.8	1.04	258.8	0.12
2	270.6	268.2	0.89	271.8	0.44
3	269.9	269.0	0.33	271.3	0.15
4	264.2	266.5	0.87	263.5	0.26
5	268.8	266.2	0.97	267.9	0.33
6	266.3	268.0	0.64	265.4	0.34
7	270.1	269.9	0.07	270.3	0.07
8	265.4	268.7	1.24	267.3	0.72
9	265.8	267.3	0.56	264.6	0.45

通过对表6中9组变电站标称容量为300 Ah的蓄电池组核对性放电试验数据进行建模对比,预测结果及模型精度对比如表7、图2所示,由图2可以看出,本文建立的模型精度相较于灰色GM(1,1)模型预测有明显提高,可以满足工程实际需要。

3 结论

本文针对蓄电池容量预测提出的灰色-加权马尔科夫链模型,在灰色GM(1,1)模型预测的基础上,以加权马尔科夫链进行组合修正,使得最终的预测结果相比灰色GM(1,1)模型更

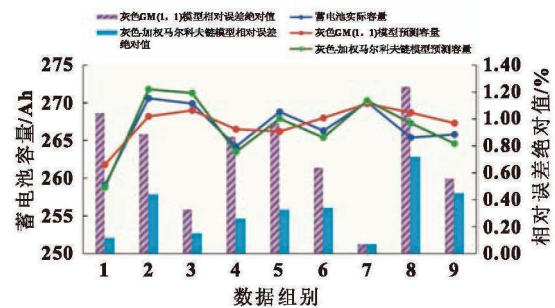


图2 9组蓄电池容量预测值

加精确。用此模型对表1和表6共计10组数据进行预测分析,计算结果表明灰色-加权马尔科夫链模型预测的效果更加理想,并且该方式简单且准确,对于蓄电池容量进行早期评估具有一定可行性和有效性。

参考文献:

- [1] 田羽,何仲,范春菊.变电站蓄电池容量计算和算法改进[J].电力系统保护与控制,2010,38(22):210-213.
- [2] 瑞恩.电池系统工程[M].惠东,译.北京:机械工业出版社,2014:15-38.
- [3] 张冬,陈冬,范俊杰,等.变电站VRLA电池3h率核对性放电技术研究[J].电源技术,2018,42(11):1707-1709.
- [4] 陈玮匀,杨文伟,陈俊江,等.基于改进RBF神经网络训练算法的蓄电池SOC估算[J].现代电子技术,2018,41(20):146-149.
- [5] 刘素玲,吴晓光,郑国超,等.基于恢复电压的铅酸蓄电池容量研究[J].现代电子技术,2017,40(2):154-157,162.
- [6] 郑坤,赵志刚,王思远,等.储能蓄电池电能动态模型辨识与SOC预测[J].计算机仿真,2017,34(9):120-124.
- [7] 黄亮,胡恒生,胡恩勇.基于灰色理论的航空铅酸蓄电池剩余容量预测[J].电源技术,2012,36(7):1005-1006,1014.
- [8] 刘思峰,杨英杰,吴利丰.灰色系统理论及其应用[M].7版.北京:科学出版社,2014:1-12.
- [9] 黄银华,彭建春,李常春,等.马尔科夫理论在中长期负荷预测中的应用[J].电力系统及其自动化学报,2011,23(5):131-136.
- [10] 张静,褚晓红,黄学安,等.一种基于加权马尔科夫链修正的SVM光伏出力预测模型[J].电力系统保护与控制,2019,47(19):63-68.



(上接第1603页)

SOC的估计误差进行修正,具有更好的估计能力。

参考文献:

- [1] 杨涛,周俊,王文轩,等.储能在光储微电网中的应用研究[J].电力电子技术,2018,52(6):72-77.
- [2] 杨杰,王婷,杜春雨,等.锂离子电池模型研究综述[J].储能科学与技术,2019,8(1):58-64.
- [3] 张守震.车用磷酸铁锂电池建模与状态估计研究[D].武汉:武汉理工大学,2018.
- [4] TANG X, LIU B, ZHOU L, et al. Observer based battery SOC estimation: using multi-gain-switching approach[J]. Applied Energy, 2017, 204: 1275-1283.
- [5] NG K S, MOO C S, CHEN Y P, et al. Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries[J]. Applied energy, 2009, 86(9): 1506-1511.

- [6] CHIANG Y H, SEAN W Y, KE J C. Online estimation of internal resistance and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(8): 3921-3932.
- [7] HE H W, ZHANG X W, XIONG R, et al. Online model-based estimation of state-of-charge and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. Energy, 2012(39): 310-318.
- [8] 潘海鸿,吕治强,李君子,等.基于灰色扩展卡尔曼滤波的锂离子电池荷电状态估算[J].电工技术学报,2017,32(21):1-8.
- [9] 李晓宇,朱春波,魏国,等.基于分数阶联合卡尔曼滤波的磷酸铁锂电池简化阻抗谱模型参数在线估计[J].电工技术学报,2016,31(24):141-149.
- [10] 季迎旭,王明旺,孙威,等.动力电池建模与应用综述[J].电源技术,2016,40(3):740-742.
- [11] 陈息坤,孙冬.锂离子电池建模及其参数辨识方法研究[J].中国电机工程学报,2016,36(22):6254-6261.