

基于动态可重构电池网络状态空间模型的 电池荷电状态估计

陈爱琢¹, 张从佳¹, 周杨林¹, 史兴华², 刘敏³, 慈松^{1*}

- (1. 新型电力系统运行与控制全国重点实验室(清华大学电机系), 北京市海淀区 100084;
2. 国网浙江省电力有限公司, 浙江省 杭州市 310063;
3. 国网浙江省电力有限公司电力科学研究院, 浙江省 杭州市 310014)

Battery State of Charge Estimation Based on the Dynamic Reconfigurable Battery Network State Space Model

CHEN Aizhuo¹, ZHANG Congjia¹, ZHOU Yanglin¹, SHI Xinghua², LIU Min³, CI Song^{1*}

- (1. State Key Laboratory of Power System Operation and Control (Department of Electrical Engineering, Tsinghua University), Haidian District, Beijing 100084, China; 2. State Grid Zhejiang Province Electric Power Co., Ltd., Hangzhou 310063, Zhejiang Province, China; 3. Zhejiang Electric Power Research Institute, Hangzhou 310014, Zhejiang Province, China)

ABSTRACT: Dynamic reconfigurable battery networks (DRBN) are typically composed of numerous batteries with various characteristics, connected in series and parallel through power electronic switches. To achieve balanced management of these batteries and ensure the safe and precise isolation of faulty ones within the network, it is essential to cooperatively control the topological connections between the batteries. Therefore, a deep analysis of the coupling relationships between battery units is crucial for network management. This paper combines the cut-set network analysis method from graph theory and the n -order Thevenin model of battery units to construct a state-space model for the DRBN, thereby coupling all battery units in the network. Additionally, considering the critical importance of battery state of charge (SOC) for the optimized operation of the network and energy management of the energy storage system, this paper proposes an integrated SOC estimation method based on the state-space model of the DRBN. To validate the effectiveness of the proposed method, through experiments and numerical simulations, this paper compares it with the widely adopted SOC estimation methods based on battery unit models from existing research, drawing a conclusive result.

KEY WORDS: battery unit; Thevenin model; dynamic reconfigurable battery network(DRBN); state-space model; state of charge (SOC)

摘要: 动态可重构电池网络(dynamic reconfigurable battery network, DRBN)通常由众多差异性电池单元经过电力电子开关串并联构成。为了实现对这些电池单元的均衡管理,并确保在网络中安全、精确地隔离故障电池单元,必须通过协同控制电池单元间的拓扑连接。因此,深入分析电池单元间的耦合关系对于网络管理至关重要。该文结合图论中的割集网络分析方法和电池单元的 n 阶Thevenin模型,构建DRBN的状态空间模型,从而将网络中所有电池单元耦合在一起。同时,鉴于电池单元的荷电状态(state of charge, SOC)信息对网络的优化运行和储能系统的能量管理至关重要,该文提出一种基于DRBN状态空间模型的SOC一体化估计方法。为了验证所提方法的有效性,通过实验和数值仿真,将其与现有研究中广泛采用的基于电池单元模型的荷电状态估计方法进行了对比分析,以得出最终结论。

关键词: 电池单元; Thevenin 模型; 动态可重构电池网络(DRBN); 状态空间模型; 荷电状态(SOC)

0 引言

随着我国“双碳”目标的提出,电力系统中风力发电和光伏发电的装机容量持续攀升^[1]。由于风力发电和光伏发电存在波动性和间歇性,因此电力系统对储能的需求变得更为迫切^[2]。电池储能尤其是锂离子电池储能因其高效、环保、灵活等优点,正在得到越来越多的应用和研究^[3]。

然而,当前采用的电池固定串并联形成电池储能系统(battery energy storage system, BESS)的方法存在着显著的缺陷。例如,电池之间的特性差异会

基金项目: 国家电网公司科技项目(5500-202219366A-2-0-ZN)。

Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (5500-202219366A-2-0-ZN).

导致“短板效应”，单个故障电池无法隔离可能会导致故障蔓延，产生系统级故障^[4]。这些缺陷直接影响着 BESS 的使用寿命、效率 and 安全性。为了克服固定串并联 BESS 的缺陷，数字储能系统被提出，其核心是动态可重构电池网络^[5-7](dynamic reconfigurable battery network, DRBN)。目前，已有多重 DRBN 拓扑结构在相关文献中被提出，如图 1 所示。其中，图 1(a)为每个电池单元(battery

unit, BU)连接一个开关^[8]，图 1(b)和(c)为每个 BU 连接 3 个开关^[9-10]，图 1(d)和(e)为每个 BU 连接 4 个开关^[11]，图 1(f)为每个 BU 连接 5 个开关^[9,12-13]。BU 是 DRBN 的最小管控单元，为电池单体或者电池模组。DRBN 利用低功耗功率半导体开关器件将 BU 柔性连接，并通过开关的通断对网络中的 BU 进行均衡控制与故障隔离。这显著提高了 BESS 的寿命、效率和安全性^[14-16]。

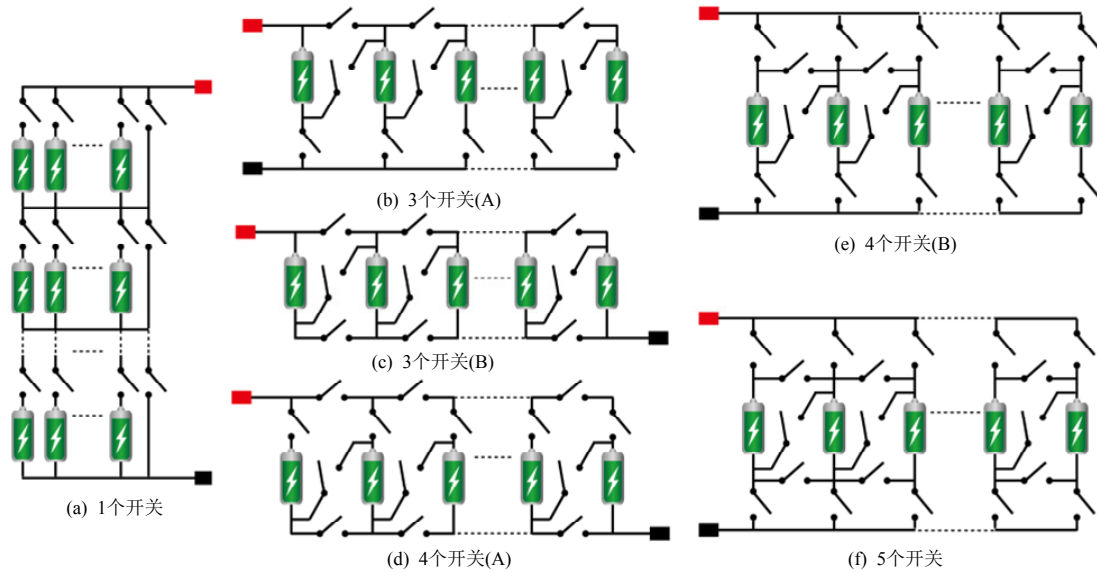


图 1 动态可重构电池网络的拓扑设计

Fig. 1 Topology designs of dynamic reconfigurable battery network

为了确保 DRBN 中所有 BU 的均衡管理，并安全、准确地切除出现故障的电池，必须通过协同控制网络中的所有 BU 的拓扑连接来实现。因此，深入分析 BU 之间的耦合关系至关重要。然而，当前的研究多聚焦于单个电池的建模、状态估计和故障诊断^[17-20]，而鲜有从电池网络的角度进行探讨。为了更有效地研究和应用动态可重构电池网络，建立 DRBN 的状态空间模型显得尤为必要。该模型将为网络的均衡控制和故障隔离提供更精确、可靠的支持，进而提升电池网络的管理效率和安全性。

为了考虑 BU 之间的耦合关系，即 DRBN 的拓扑约束，本文结合图论中的割集网络分析方法^[21]和 BU 的 n 阶 Thevenin 模型^[22]，构建了 DRBN 的状态空间模型，从而将网络中所有 BU 耦合在一起。鉴于电池荷电状态(state of charge, SOC)信息对 DRBN 的优化运行和 BESS 的能量管理至关重要，因此本文提出了基于 DRBN 状态空间模型的电池 SOC 一体化估计方法。通过采用改进欧拉法将 DRBN 状态空间模型离散化处理，并结合拓展卡尔曼滤波(extended Kalman filtering, EKF)算法一体化

估计网络中所有 BU 的 SOC。

为了验证所提方法有效性，本文将其与现有研究中广泛采用的基于 BU 模型的 SOC 估计方法进行了对比分析。通过实验和数值仿真，本文比较了它们在不同电流工况、不同 SOC 初始绝对误差和不同测量噪声水平下的状态估计表现，以得出结论。

1 DRBN 状态空间模型的建立

DRBN 可以看作由电池与电力电子开关串并联形成的复杂网络。因此，为了构建 DRBN 的状态空间模型，首先需要构建其支路的等效电路模型。

1.1 DRBN 的支路等效电路模型

DRBN 通常采用功率 MOSFET 作为电力电子开关。若开关处于导通状态，MOSFET 处于可变电阻区；若开关处于断开状态，MOSFET 处于截止区。因此，电力电子开关可以建模为等效电阻 r_s 。令 v 为电力电子开关的状态量，当开关处于导通状态时， $v=1$ ；相反，当开关处于关断状态时， $v=0$ 。令 r_{sc} 和 r_{sd} 分别为开关导通和关断时的等效电阻，则电力电子开关的等效电阻 r_s 等于 $vr_{sc} + (1-v)r_{sd}$ 。

BU 可以建模为 n 阶戴维南等效电路模型, 如图 2 所示。在图 2 中, u_{oc} 为 BU 的开路电压, 它是荷电状态 s_{oc} 的函数。 u_n 、 u_T 和 i_T 分别为 BU 的极化电压、端电压和端电流。 r_0 、 r_n 、 c_n 和 τ_n 分别为 BU 的欧姆内阻、极化电阻、极化电容和极化时间常数。其中: 极化时间常数 τ_n 为相应的极化内阻 r_n 与极化电容 c_n 之积, 即 $\tau_n = r_n c_n$ 。红色箭头的方向表示电流的正方向或者电压升的正方向。此外, BU 的容量记为 q 。则 BU 的状态方程和观测方程可以分别表示为式(1)和(2)。

$$\begin{cases} \frac{ds_{oc}}{dt} = -\frac{i_T}{3600q} \\ \frac{du_i}{dt} = \frac{r_i i_T}{\tau_i} - \frac{u_i}{\tau_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

$$u_T = u_{oc} - \sum_{i=1}^n u_i - i_T r_0 \quad (2)$$

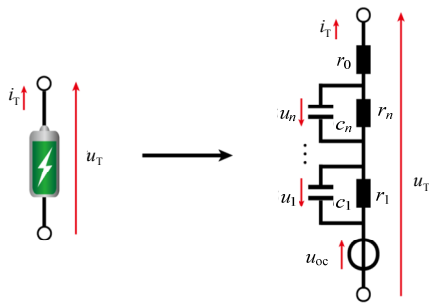


图 2 电池单元 n 阶 Thevenin 等效电路模型
Fig. 2 n -th order Thevenin equivalent circuit model for battery unit

DRBN 包含 BU 支路, 电力电子开关支路, BU 与电力电子开关串联支路以及输出支路, 共 4 种类型。输出支路可以建模为电流源。BU 支路, 电力电子开关支路, BU 与电力电子开关串联支路可以统一建模如图 3 所示。

$$u_s = u_{oc} - \sum_{i=1}^n u_i \quad (3)$$

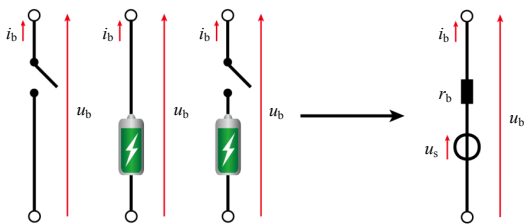


图 3 DRBN 一般支路等效电路模型
Fig. 3 DRBN normal branch equivalent circuit model

在图 3 中, i_b 、 u_b 、 r_b 和 u_s 为网络的支路电流、支路电压、支路等效电阻、和支路等效电压源。当支路为 BU 支路时, r_b 等于 BU 的欧姆内阻 r_0 , u_s

的计算方法为式(3)所示。当支路为电力电子开关支路时, r_b 等于电力电子开关的等效电阻 r_s , u_s 等于 0。当支路为 BU 与电力电子开关串联支路时, r_b 等于电力电子开关的等效电阻 r_s 与 BU 的欧姆内阻 r_0 之和, 即: $r_b = r_0 + r_s$, u_s 的计算方法为式(3)所示。

1.2 DRBN 割集网络方程

DRBN 的网络方程构建方法主要有以下 3 种: 节点法、割集法和回路法。在为特定的拓扑选择最佳网络方程构建方法时, 应遵循尽量降低所建立网络方程阶数的原则。DRBN 可以被抽象为一个有向连通图, 应用节点法和割集法建立的网络方程的阶数等于这个有向连通图的树支数, 而使用回路法建立的网络方程的阶数等于这个有向连通图的连支数。假设图 1 中的电池单元数均为 m , $m \geq 3$, 图 1(a) 中的电池单元串联数为 m_s 。那么, 对于图 1(a)~(f), 其对应的有向连通图的树支数和连支数可以归纳为表 1。

表 1 不同拓扑结构的树支数和连支数

Table 1 Number of tree branch and link branch in different topologies

拓扑结构	连支数	树支数
图 1(a)	m	m_s
图 1(b)	$2m-1$	$2m-1$
图 1(c)	$2m-1$	$2m-1$
图 1(d)	$2m-1$	$3m-2$
图 1(e)	$3m-2$	$2m$
图 1(f)	$4m-3$	$2m+1$

在实际工程中, 大规模动态可重构电池储能系统的电池网络拓扑结构通常呈现为图 1(a) 的形式, 而且 BU 的并联数大于 1。当 BU 的并联数大于 1 时, 图 1(a) 对应的有向图的树支数小于连支数。因此, 选择节点法或割集法来构建其网络方程更加合适。此外, 通过割集分析法得到的网络方程可以进一步分解为 $m_s m_s$ 个子方程, 分别求解, 从而提高计算效率。因此, 本文将采用割集法来构建 DRBN 的网络方程。

DRBN 可以被抽象为一个有向连通图 \mathcal{S} 。不妨假设图 \mathcal{S} 的节点数为 n_v+1 , 支路数为 n_b+1 , 那么图 \mathcal{S} 的树支数和基本割集数都为 n_v 。此外, 设网络中的开关数为 n_s , 网络中的 BU 数量为 m 。网络的基本割集编号为 $1 \sim n_v$ 。网络的支路编号为 $0 \sim n_b$, 网络的输出支路编号为 0。网络的 BU 编号为 $1 \sim m$ 。网络的开关编号为 $1 \sim n_s$ 。

定义矩阵 $\mathcal{B} = [\mathcal{B}_{ij}]_{n_s \times n_b}$ 、矩阵 $\mathcal{D} = [\mathcal{D}_{ij}]_{m \times n_b}$ 、矩

阵 $\mathcal{F} = [\mathcal{F}_{ij}]_{n_s \times n_b}$ 和向量 $\mathcal{Z} = [\mathcal{Z}_i]_{n_s \times 1}$ 分别为开关-支路(不包含输出支路)关联矩阵、电池单元-支路(不包含输出支路)关联矩阵、基本割集-支路(不包含输出支路)关联矩阵和基本割集-输出支路关联向量。 \mathcal{B}_{ij} 、 \mathcal{D}_{ij} 、 \mathcal{F}_{ij} 分别为矩阵 \mathcal{B} 、 \mathcal{D} 、 \mathcal{F} 的第 i 行第 j 列的元素， \mathcal{Z}_i 为向量 \mathcal{Z} 的第 i 维元素。 \mathcal{B}_{ij} 和 \mathcal{D}_{ij} 的计算公式见式(4)–(5)。

选定有向图 \mathcal{S} 中一棵树，规定树支中不包含输出支路，基本割集的方向与树支方向相同。令有向图 \mathcal{S} 中编号为 i 的基本割集为 Θ_i ，则 \mathcal{F}_{ij} 和 \mathcal{Z}_i 的计算公式分别见式(6)–(7)。

$$\mathcal{B}_{ij} = \begin{cases} 1, & i \text{号开关} \in j \text{号支路} \\ 0, & i \text{号开关} \notin j \text{号支路} \end{cases} \quad (4)$$

$$\mathcal{D}_{ij} = \begin{cases} 1, & i \text{号电池单元} \in j \text{号支路} \\ 0, & i \text{号电池单元} \notin j \text{号支路} \end{cases} \quad (5)$$

$$\mathcal{F}_{ij} = \begin{cases} 1, & j \text{号支路} \in \Theta_i \text{且二者方向相同} \\ -1, & j \text{号支路} \in \Theta_i \text{且二者方向相反} \\ 0, & j \text{号支路} \notin \Theta_i \end{cases} \quad (6)$$

$$\mathcal{Z}_i = \begin{cases} 1, & \text{输出支路} \in \Theta_i \text{且与} \Theta_i \text{方向相反} \\ -1, & \text{输出支路} \in \Theta_i \text{且与} \Theta_i \text{方向相同} \\ 0, & \text{输出支路} \notin \Theta_i \end{cases} \quad (7)$$

定义向量 \mathbf{i}_z 为 DRBN 的控制量， $\mathbf{i}_z = [i_z^i]_{n_s \times 1}$ 。其中： i_z^i 为向量 \mathbf{i}_z 的第 i 维元素。若 i_0 为网络的输出支路的电流值，则向量 \mathbf{i}_z 等于 $\mathcal{Z}\mathbf{i}_0$ 。

令 \mathbf{v} 为网络的拓扑状态向量， $\mathbf{v} = [v_i]_{n_s \times 1}$ 。其中： v_i 为向量 \mathbf{v} 的第 i 维元素，同时 v_i 也是编号为 i 的电力电子开关的状态量。令 $\mathbf{r}_{sc} = [r_{sc}^i]_{n_s \times 1}$ 和 $\mathbf{r}_{sd} = [r_{sd}^i]_{n_s \times 1}$ 分别为网络中所有电力电子开关的导通和关断等效电阻向量。其中： r_{sc}^i 和 r_{sd}^i 分别为向量 \mathbf{r}_{sc} 和向量 \mathbf{r}_{sd} 的第 i 维元素，上角标 i 也表示所在的电力电子开关的编号。若 \odot 表示 Hadamard 积，则网络中所有电力电子开关的等效电阻形成的向量 \mathbf{r}_s 可以表达为式(8)，即：

$$\mathbf{r}_s = \mathbf{v} \odot \mathbf{r}_{sc} + (\mathbf{1} - \mathbf{v}) \odot \mathbf{r}_{sd} \quad (8)$$

令 $\mathbf{u}_{oc} = [u_{oc}^i]_{m \times 1}$ 、 $\mathbf{u}_i = [u_i^i]_{m \times 1}$ 和 $\mathbf{r}_0 = [r_0^i]_{m \times 1}$ 分别表示网络中所有 BU 的开路电压、极化电压和欧姆内阻形成的向量。其中： u_{oc}^i 、 u_i^i 和 r_0^i 分别表示为向量 \mathbf{u}_{oc} 、向量 \mathbf{u}_i 和向量 \mathbf{r}_0 的第 i 维元素，同时上角标 i 为所在 BU 的编号。

令 $\mathbf{u}_s = [u_s^i]_{n_b \times 1}$ 、 $\mathbf{r}_b = [r_b^i]_{n_b \times 1}$ 、 $\mathbf{u}_b = [u_b^i]_{n_b \times 1}$ 和

$\mathbf{i}_b = [i_b^i]_{n_b \times 1}$ 表示网络中所有支路(不包含输出支路)的等效电压源、等效电阻、支路电压和支路电流形成的向量。其中： u_s^i 、 r_b^i 、 u_b^i 和 i_b^i 分别为向量 \mathbf{u}_s 、向量 \mathbf{r}_b 、向量 \mathbf{u}_b 和向量 \mathbf{i}_b 的第 i 维元素，同时上角标 i 为所在支路的编号。则支路等效电压源向量 \mathbf{u}_s 可以表达为式(9)，支路等效电阻向量 \mathbf{r}_b 可以表达为式(10)，即：

$$\mathbf{u}_s = \mathcal{D}^T (\mathbf{u}_{oc} - \sum_{i=1}^n \mathbf{u}_i) \quad (9)$$

$$\mathbf{r}_b = \mathcal{B}^T \mathbf{r}_s + \mathcal{D}^T \mathbf{r}_0 \quad (10)$$

令矩阵 \mathcal{G}_b 为 $\text{diag}(\mathbf{r}_b)^{-1}$ 。其中：函数 $\text{diag}(\cdot)$ 的作用是创建对角矩阵。当向量 \mathbf{r}_b 作为输入时，该函数将返回一个以 \mathbf{r}_b 为主对角线的对角矩阵。则 DRBN 的支路特性约束方程可以表达为

$$\mathbf{i}_b = \mathcal{G}_b (\mathbf{u}_s - \mathbf{u}_b) \quad (11)$$

令 $\mathbf{u}_z = [u_z^i]_{n_s \times 1}$ 为树支支路电压向量。其中： u_z^i 为向量 \mathbf{u}_z 的第 i 维元素。同时， u_z^i 为基本割集 Θ_i 中树支支路的支路电压。则 DRBN 的拓扑约束方程可以表达为

$$\begin{cases} \mathcal{F}\mathbf{i}_b = \mathbf{i}_z \\ \mathcal{F}^T \mathbf{u}_z = \mathbf{u}_b \end{cases} \quad (12)$$

将式(11)代入式(12)中，并消去支路电压向量 \mathbf{u}_b ，可以得到 DRBN 的割集网络方程。该方程为

$$\mathcal{G}_F \mathbf{u}_z = \mathbf{i}_F \quad (13)$$

式中：割集导纳矩阵 \mathcal{G}_F 为 $\mathcal{F}\mathcal{G}_b\mathcal{F}^T$ ；割集注入电流源向量 \mathbf{i}_F 为 $\mathcal{F}\mathcal{G}_b\mathbf{u}_s - \mathbf{i}_z$ 。

图 4 为 2 并 2 串 DRBN 拓扑及其对应的有向图。网络中的 BU 数为 4，开关数为 6。有向图 \mathcal{S} 的节点数为 3，支路数为 7，那么有向图 \mathcal{S} 的树支数和基本割集数都为 2。如图 4 所示：BU 编号为 1~4，开关编号为 1~6，支路编号为 0~6，基本割集编号为 1~2。在所有支路中，2、5 号支路为树支，其余支路为连支。对于支路的类型，1、4 号支路是开关支路，0 号支路是输出支路，其余为 BU 与电力电子开关串联支路。

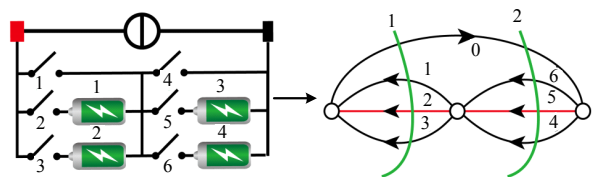


图 4 DRBN 拓扑结构及其有向图表示

Fig. 4 DRBN topology and its digraph representation

对于图4所示的DRBN,其关联矩阵 \mathbf{B} 等于6阶单位矩阵 \mathbf{I}_6 和关联矩阵 \mathbf{D} 为式(14)。对于图4所示的DRBN对应的有向图 \mathcal{S} ,编号为1~2的基本割集分别为: $\mathcal{O}_1=\{0,1,2,3\}$, $\mathcal{O}_2=\{0,4,5,6\}$ 。则关联矩阵 \mathcal{F} 和关联向量 \mathcal{Z} 分别为式(15)、(16),即:

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\mathcal{F} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathcal{Z} = [1 \ 1]^T \quad (16)$$

1.3 DRBN的状态空间模型

首先推导支路电流向量 \mathbf{i}_b 的表达式。通过式(13)能够得到树支支路电压向量 \mathbf{u}_z 的表达式,将 \mathbf{u}_z 的表达式代入式(12)得到支路电压向量 \mathbf{u}_b 的表达式,最后,将 \mathbf{u}_b 的表达式代入式(11)得到支路电流向量 \mathbf{i}_b 的表达式。该表达式为

$$\mathbf{i}_b = (\mathcal{G}_b - \mathcal{G}_b \mathcal{F}^T \mathcal{G}_F^{-1} \mathcal{F} \mathcal{G}_b) \mathbf{u}_s + \mathcal{G}_b \mathcal{F}^T \mathcal{G}_F^{-1} \mathbf{i}_z \quad (17)$$

进一步定义BU的状态和参数向量。令 $\mathbf{s}_{oc} = [s_{oc}^i]_{m \times 1}$ 、 $\mathbf{r}_i = [r_i^i]_{m \times 1}$ 和 $\mathbf{c}_i = [c_i^i]_{m \times 1}$ 分别表示网络中所有BU的SOC、极化内阻和极化电容形成的向量。其中: s_{oc}^i 、 r_i^i 和 c_i^i 分别表示向量 \mathbf{s}_{oc} 、向量 \mathbf{r}_i 和向量 \mathbf{c}_i 的第*i*维元素,同时上角标*i*为所在BU的编号。令 $\mathbf{q} = [q_i]_{m \times 1}$ 表示网络中所有BU的容量形成的向量。其中: q_i 表示向量 \mathbf{q} 的第*i*维元素,同时下角标*i*为所在BU的编号。定义BU分流电导矩阵为 \mathcal{G} ,其表达式为 $\mathcal{D}(\mathcal{G}_b - \mathcal{G}_b \mathcal{F}^T \mathcal{G}_F^{-1} \mathcal{F} \mathcal{G}_b) \mathcal{D}^T$,BU分流系数矩阵为 α ,其表达式为 $\mathcal{D} \mathcal{G}_b \mathcal{F}^T \mathcal{G}_F^{-1}$,极化电导矩阵 \mathcal{G}_i 为 $\text{diag}(\mathbf{r}_i)^{-1}$,极化电容矩阵 \mathcal{C}_i 为 $\text{diag}(\mathbf{c}_i)$,BU容量矩阵 \mathcal{Q} 为 $\text{diag}(\mathbf{q})$ 。将式(17)代入式(1),能够得到DRBN的状态方程,即:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{s}}_{oc} = -\mathcal{Q}^{-1} (\mathcal{G} \mathbf{u}_{oc} - \mathcal{G} \sum_{i=1}^n \mathbf{u}_i + \alpha \mathbf{i}_z) \\ \dot{\mathbf{u}}_i = \mathcal{C}_i^{-1} (\mathcal{G} \mathbf{u}_{oc} - \mathcal{G} \sum_{i=1}^n \mathbf{u}_i - \mathcal{G}_i \mathbf{u}_i + \alpha \mathbf{i}_z), i=1,2,\dots,n \end{cases} \quad (18)$$

令 \mathbf{i}_T 和 \mathbf{u}_T 分别为网络中所有BU的端电流和端电压形成的向量, $\mathbf{i}_T = [i_T^i]_{m \times 1}$, $\mathbf{u}_T = [u_T^i]_{m \times 1}$ 。其中: i_T^i 和 u_T^i 分别表示向量 \mathbf{i}_T 和向量 \mathbf{u}_T 的第*i*维元素,同时上角标*i*为所在BU的编号。则DRBN的电流观测方程和电压观测方程可以分别表达为:

$$\mathbf{i}_T = \mathcal{G} \mathbf{u}_{oc} - \mathcal{G} \sum_{i=1}^n \mathbf{u}_i + \alpha \mathbf{i}_z \quad (19)$$

$$\mathbf{u}_T = (\mathcal{I}_m - \mathcal{G}_0^{-1} \mathcal{G}) \mathbf{u}_{oc} - (\mathcal{I}_m - \mathcal{G}_0^{-1} \mathcal{G}) \sum_{i=1}^n \mathbf{u}_i - \mathcal{G}_0^{-1} \alpha \mathbf{i}_z \quad (20)$$

式中: $\mathcal{G}_0^{-1} = \text{diag}(\mathbf{r}_0)$; \mathcal{I}_m 为*m*阶单位矩阵。

将式(18)与(19)或(20)合并,将得到DRBN的状态空间模型,同时将该状态空间模型抽象为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{z}) \\ \mathbf{y} = \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{z}) \end{cases} \quad (21)$$

式中 \mathbf{x} 、 \mathbf{y} 和 \mathbf{z} 分别为DRBN的状态量、观测量和控制量。状态量 \mathbf{x} 为 $[s_{oc}^T \ \mathbf{u}_1^T \ \dots \ \mathbf{u}_n^T]^T$,是 $m(n+1)$ 维列向量,观测量为 \mathbf{i}_T 或 \mathbf{u}_T ,控制量为 \mathbf{i}_z 。

2 基于DRBN状态空间模型的SOC估计方法

2.1 改进欧拉法离散化DRBN状态空间模型

通过改进欧拉法离散化DRBN状态空间模型式(21),同时引入过程噪声 \mathbf{w}_h 和测量噪声 \mathbf{v}_h ,可以得到:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{h+1} = \mathbf{x}_h + \gamma \mathbf{f}(\mathbf{x}_{h+0.5}, \mathbf{z}_{h+0.5}) + \mathbf{w}_h \\ \mathbf{y}_{h+1} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{h+1}, \mathbf{z}_{h+1}) + \mathbf{v}_h \end{cases} \quad (22)$$

式中: γ 为离散时间间隔; $\mathbb{E}(\mathbf{w}_h) = 0$; $\mathbb{E}(\mathbf{v}_h) = 0$; $\mathbb{E}(\mathbf{w}_h \mathbf{w}_h^T) = \mathcal{W}$; $\mathbb{E}(\mathbf{v}_h \mathbf{v}_h^T) = \mathcal{V}$ 。 $\mathbb{E}(\cdot)$ 表示对随机变量求期望, \mathcal{W} 和 \mathcal{V} 分别为 \mathbf{w}_h 和 \mathbf{v}_h 的协方差矩阵, $\mathbf{x}_{h+0.5}$ 和 $\mathbf{z}_{h+0.5}$ 的计算公式为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{h+0.5} = \mathbf{x}_h + 0.5 \gamma \mathbf{f}(\mathbf{x}_h, \mathbf{z}_h) \\ \mathbf{z}_{h+0.5} = 0.5(\mathbf{z}_h + \mathbf{z}_{h+1}) \end{cases} \quad (23)$$

2.2 基于DRBN状态空间模型的SOC估计执行流程

基于离散化DRBN状态空间模型式(22),结合EKF方法,一体化估计网络中所有BU的SOC。EKF是一种递归滤波算法,主要包括3个步骤:计算状态先验值、计算协方差先验值和计算状态和协方差后验。其具体计算过程分别为式(24)~(26)所示。

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{x}}_{h+0.5}^- \leftarrow \tilde{\mathbf{x}}_h^+ + 0.5 \gamma \mathbf{f}(\tilde{\mathbf{x}}_h^+, \mathbf{z}_h) \\ \tilde{\mathbf{z}}_{h+0.5} \leftarrow 0.5(\mathbf{z}_h + \mathbf{z}_{h+1}) \\ \tilde{\mathbf{x}}_{h+1}^- \leftarrow \tilde{\mathbf{x}}_h^+ + \gamma \mathbf{f}(\tilde{\mathbf{x}}_{h+0.5}^-, \tilde{\mathbf{z}}_{h+0.5}) \end{cases} \quad (24)$$

$$\begin{cases} \mathcal{A}_{h+0.5} \leftarrow \mathcal{I}_{m(n+1)} + 0.5 \gamma \mathcal{N}_{x \mathbf{f}} \big|_{\mathbf{x}=\tilde{\mathbf{x}}_h^+} \\ \mathcal{A}_h \leftarrow \mathcal{I}_{m(n+1)} + \gamma \mathcal{N}_{x \mathbf{f}} \big|_{\mathbf{x}=\tilde{\mathbf{x}}_{h+0.5}^-} \mathcal{A}_{h+0.5} \\ \tilde{\mathcal{P}}_{h+1}^- \leftarrow \mathcal{A}_h \tilde{\mathcal{P}}_h^+ \mathcal{A}_h^T + \mathcal{W} \end{cases} \quad (25)$$

$$\begin{cases} \mathcal{B}_{h+1} \leftarrow \nabla_x \mathbf{h}_{x=\tilde{x}_{h+1}^-} \\ \tilde{\mathcal{K}}_{h+1} \leftarrow \tilde{\mathcal{P}}_{h+1}^{-1} \mathcal{B}_{h+1}^T (\mathcal{B}_{h+1} \tilde{\mathcal{P}}_{h+1}^{-1} \mathcal{B}_{h+1}^T + \mathcal{V})^{-1} \\ \tilde{x}_{h+1}^+ \leftarrow \tilde{x}_{h+1}^- + \tilde{\mathcal{K}}_{h+1} [y_{h+1} - \mathcal{H}(\tilde{x}_{h+1}^-, z_{h+1})] \\ \mathcal{E}_{h+1} \leftarrow y_{h+1} - \mathcal{H}(\tilde{x}_{h+1}^+, z_{h+1}) \end{cases} \quad (26)$$

式中： $\mathcal{I}_{m(n+1)}$ 为 $m(n+1)$ 阶单位矩阵； $\nabla_x \mathbf{f}$ 为式(27)， $\nabla \mathbf{u}_{oc}$ 为式(28)。当采用电池单元的端电流 \mathbf{u}_T 作为观测量， $\nabla_x \mathbf{h}$ 为式(29)。

$$\nabla_x \mathbf{f} = \begin{bmatrix} -\mathcal{Q}^{-1} \mathcal{G} \nabla \mathbf{u}_{oc} & \mathcal{Q}^{-1} \mathcal{G} & \cdots & \mathcal{Q}^{-1} \mathcal{G} \\ \mathcal{C}_1^{-1} \mathcal{G} \nabla \mathbf{u}_{oc} & -\mathcal{C}_1^{-1} (\mathcal{G}_1 + \mathcal{G}) & \cdots & -\mathcal{C}_1^{-1} \mathcal{G} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \mathcal{C}_n^{-1} \mathcal{G} \nabla \mathbf{u}_{oc} & -\mathcal{C}_n^{-1} \mathcal{G} & \cdots & -\mathcal{C}_n^{-1} (\mathcal{G}_n + \mathcal{G}) \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\nabla \mathbf{u}_{oc} = \text{diag} \left(\left[\frac{du_{oc}^1}{ds_{oc}^1} \quad \frac{du_{oc}^2}{ds_{oc}^2} \quad \cdots \quad \frac{du_{oc}^m}{ds_{oc}^m} \right]^T \right) \quad (28)$$

$$\nabla_x \mathbf{h} = [(\mathcal{I}_m - \mathcal{G}_0^{-1} \mathcal{G}) \nabla \mathbf{u}_{oc} \quad \cdots \quad -(\mathcal{I}_m - \mathcal{G}_0^{-1} \mathcal{G})] \quad (29)$$

2.3 评价指标

SOC 估计值的绝对误差记为 \mathcal{E} ，其计算公式为

$$\mathcal{E} = |\hat{s}_{oc} - s_{oc}| \quad (30)$$

式中： \hat{s}_{oc} 为 SOC 估计值； s_{oc} 为 SOC 真实值。

状态估计过程中得到的 SOC 估计值的绝对误差时间序列记为向量 \mathcal{E} 。 \mathcal{E}_{25} 、 \mathcal{E}_{50} 和 \mathcal{E}_{75} 分别为向量 \mathcal{E} 的第 25、第 50 和第 75 分位数。 \mathcal{E}_{\max} 为向量 \mathcal{E} 的最大值。向量 \mathcal{E} 的上限值 \mathcal{E}_h 定义为其最大值和其第 75 分位数加上 1.5 倍四分位距中的较小值。计算公式为

$$\mathcal{E}_h = \min(\mathcal{E}_{\max}, \mathcal{E}_{75} + 1.5\mathcal{E}_d) \quad (31)$$

式中 \mathcal{E}_d 为 \mathcal{E}_{75} 与 \mathcal{E}_{25} 之间的差值，表示数据中间 50% 的范围。

实验过程中所有电池模组的中位值 \mathcal{E}_{50} 和上限值 \mathcal{E}_h 亦构成向量，分别记为 \mathcal{E}_{50} 和 \mathcal{E}_h 。 $\mathcal{E}_{50}^{\text{mean}}$ 和 $\mathcal{E}_h^{\text{mean}}$ 分别表示向量 \mathcal{E}_{50} 和向量 \mathcal{E}_h 的平均值。

3 实验分析

3.1 实验过程

本文采用的电池网络拓扑结构如下图 5 所示。构成该网络的电池模组为退役的磷酸铁锂电池模组。这些电池模组的标称总电压为 16V，其工作电压范围界定在上限 18.25V 和下限 12.5V 之间。在图 5 中，能量网卡、能量集线器以及能量交换机等关键设备的功能已在文献[23]中得到了详尽的阐述。实验进行时，环境温度保持在 24℃。

首先，测试退役电池模组的容量。先将电池模

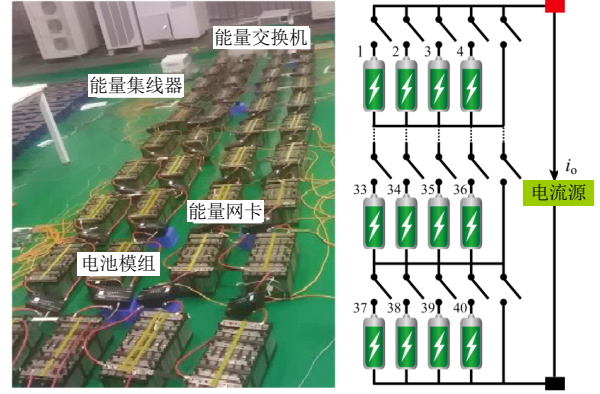


图 5 实验装置及其原理

Fig. 5 Experimental setup and its schematic diagram

组充满电，接下来以恒定电流 30 A 放电直到接近下限截止电压，最后，以恒定电流 1 A 放电至截止电压。根据放电电流的安培积分值估计模组的容量。网络中电池模组的容量分布如图 6 所示，模组的编号为 $n_{\text{row}}+(n_{\text{col}}-1)$ 。其中， n_{row} 和 n_{col} 分别为模组的行编号和列编号。

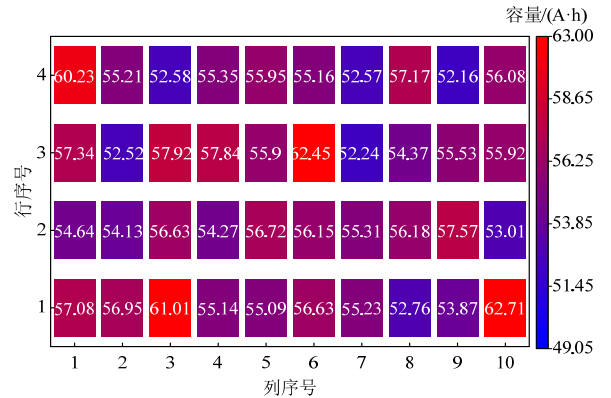


图 6 电池模组的容量分布

Fig. 6 Capacity distribution of battery modules

其次，建立电池模组 S_{oc} 与 OCV 之间的函数关系。先将电池模组充满电，接下来以恒定电流 20 A 放电，每放出容量的 4%，将电池模组静置 20 min 后记录其端电压值。在整个过程中共记录了 26 个电压测量值，通过对测量数据进行 3 次样条插值得到电池模组 S_{oc} 与 OCV 之间的函数关系。实验测量值和样条插值结果如图 7 所示。

通过最小二乘方法和 3 次样条平滑处理能够估计电池模组的电路模型参数^[24-25]。当电池模组采用一阶 Thevenin 模型时，编号为 1~4 的电池模组的电路模型参数如图 8 所示。

3.2 BN 模型与 BU 模型在不同电流工况下的状态估计误差的对比分析

由于网络的拓扑结构不断发生变化，因此，网络中电池模组的电流工况均不相同。图 9 和 10 分

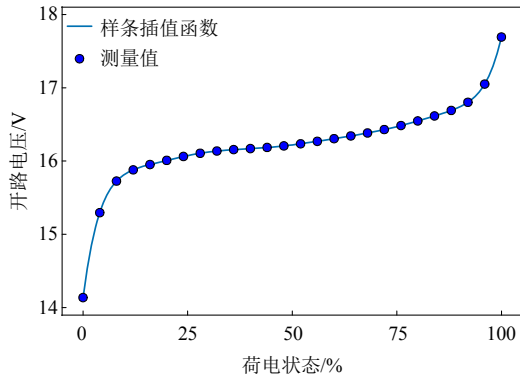


图7 电池模块的 OCV- S_{OC} 测量值和样条拟合结果
 Fig. 7 OCV- S_{OC} measurements and spline fitting results of battery modules

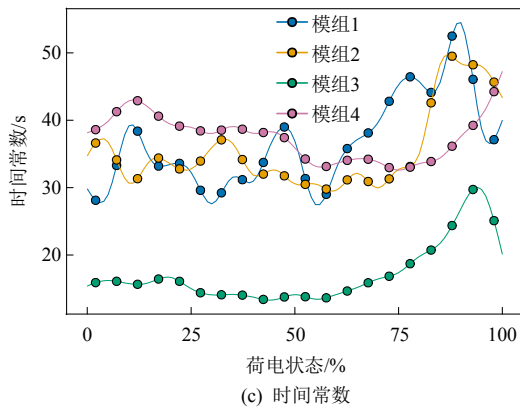
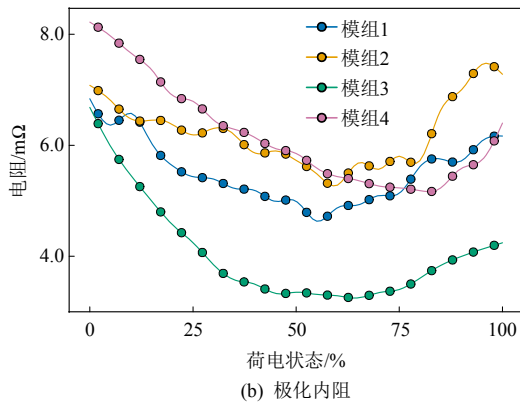
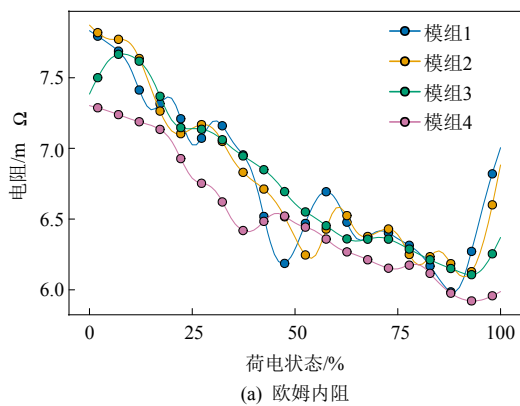


图8 电池模组1~4的电路模型参数估计结果
 Fig. 8 Estimation results of circuit model parameters of battery modules 1~4

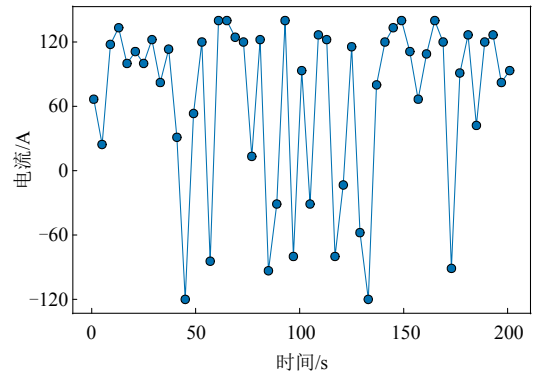


图9 电池网络放电电流采样值时序片段
 Fig. 9 Time sequence segment of battery network discharge current samples

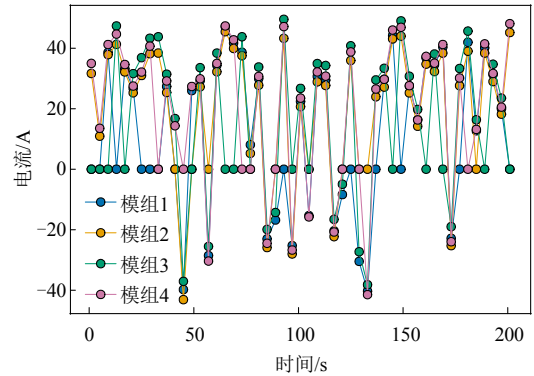


图10 1~4号电池模块的电流采样值时序片段
 Fig. 10 Time series segments of current samples from battery modules 1 to 4

分别展示网络输出电流 i_o 和编号为1~4的电池模块的电流值时间序列片段。

当初始 S_{OC} 绝对误差为5%时, 分别采用 DRBN 状态空间模型(简称 BN 模型)和电池单元状态空间模型(简称 BU 模型), 并结合 EKF 算法在相同的条件下估计网络中所有电池模块的 S_{OC} 。对于编号为1~4的电池模组, BN 与 BU 模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差时序片段和绝对误差分布箱线图分别如图 11 和

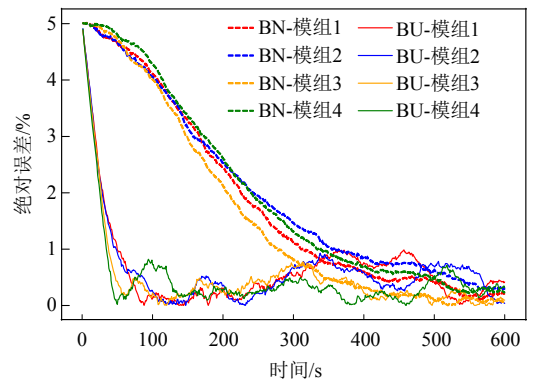


图11 电池模组1~4的BN模型与BU模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差时序曲线对比

Fig. 11 Comparison of absolute S_{OC} estimation error time-series curves between BN and BU models for battery modules 1~4

12 所示。

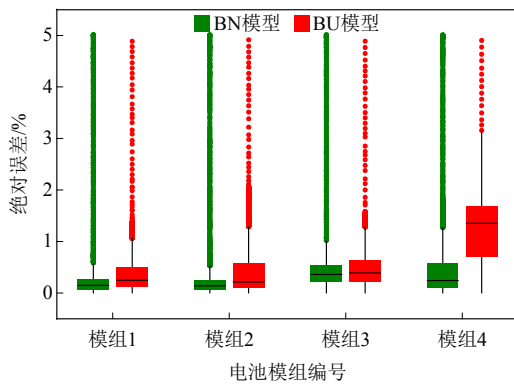


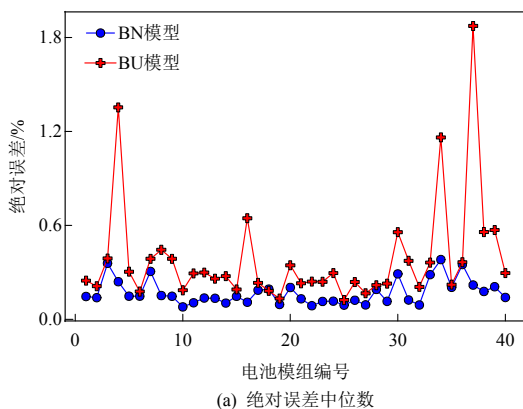
图 12 BN 模型与 BU 模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差分布框线图对比

Fig. 12 Boxplot comparison of absolute error distributions in S_{OC} estimates between BN model and BU model

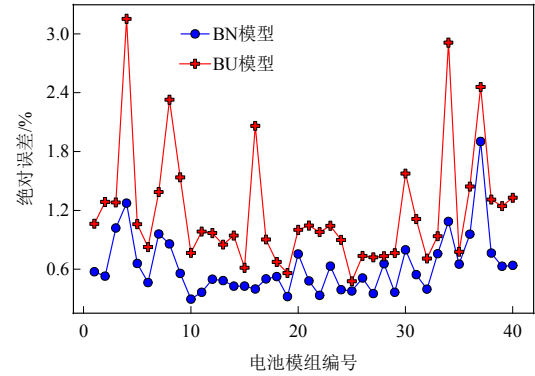
从图 11 和 12 可知，由于初始 SOC 存在一定的误差，因此滤波器过渡到稳定运行阶段需要一段时间。为了规避其影响并更好地量化不同模型状态估计过程中的平均误差水平和最大误差水平，本文采用 S_{OC} 估计值的绝对误差的中位值代替平均值，采用 S_{OC} 估计值的绝对误差上限值来代替最大值。通过 S_{OC} 估计值的绝对误差中位数 \mathcal{E}_{50} 和上限值 \mathcal{E}_h ，共同反映和评估不同模型在相同条件下的状态估计表现。

为了避免偶然性的影响，更准确地比较 BN 模型和 BU 模型在不同电流工况下的 SOC 估计表现，对于编号为 1~40 的电池模组，BN 模型与 BU 模型的 SOC 估计值的绝对误差中位数 \mathcal{E}_{50} 和上限值 \mathcal{E}_h 如图 13 所示。

从图 13(a)、(b)可以得出，在 40 个模组中，BN 模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差中位值的平均值、最大值和最小值分别为 0.17%、0.38%和 0.08%。同时，BN 模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差上限值的平均值、最大值和最小值分别为 0.63%、1.90%和 0.29%。对



(a) 绝对误差中位数



(b) 绝对误差上限值

图 13 不同电池模组的 BN 模型与 BU 模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差中位数与上限值对比

Fig. 13 Comparison of the median and upper limit of absolute S_{OC} estimation errors between BN and BU models for different battery modules

于 BU 模型，其 S_{OC} 估计值的绝对误差中位值的平均值、最大值和最小值分别为 0.39%、1.87%和 0.12%，而上限值的平均值、最大值和最小值分别为 1.19%、3.15%和 0.48%。上述数值如表 2 所示。实验结果说明，相较于 BU 模型，BN 模型适应各种电流工况的能力更强， S_{OC} 估计精度更高。

表 2 BU 模型与 BN 模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差相关统计量对比

Table 2 Comparison of absolute error-related statistics for S_{OC} estimates between BU and BN models

统计量		BN 模型	BU 模型
中位值	平均值/%	0.17	0.39
	最大值/%	0.38	1.87
	最小值/%	0.08	0.12
上限值	平均值/%	0.63	1.19
	最大值/%	1.90	3.15
	最小值/%	0.29	0.48

3.3 BN 模型与 BU 模型在不同 S_{OC} 初始误差下状态估计精度的对比分析

在实际工程中，由于初始 S_{OC} 误差的存在是不可避免的，因此模型需要具备适应这一误差的能力。为了比较 BN 模型和 BU 模型在应对初始 S_{OC} 误差方面的能力，并排除随机性影响，本文比较了在初始 S_{OC} 绝对误差从 0%增长到 40%时，BN 模型与 BU 模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差中位值向量平均值 \mathcal{E}_{50}^{mean} 和上限值向量平均值 \mathcal{E}_h^{mean} 的变化情况如图 14 所示。

从图 14 可以看出，随着初始 S_{OC} 绝对误差从 0%增长到 40%时，无论是 BN 模型还是 BU 模型，其 S_{OC} 估计值的绝对误差均呈现上升趋势。具体

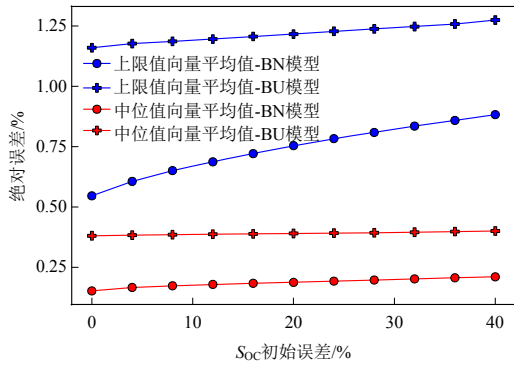


图 14 不同初始 S_{OC} 误差下 BN 模型与 BU 模型的所有电池模组的 S_{OC} 估计值绝对误差的相关统计量对比
Fig. 14 Comparison of statistics of the absolute error in S_{OC} estimates between the BU model and the BN model under different initial S_{OC} errors

来看, BN 模型的中位值向量平均值 ε_{50}^{mean} 从 0.15% 增长到 0.21%, 而 BU 模型从 0.38% 升至 0.40%。BN 模型的上限值向量平均值 ε_h^{mean} 从 0.54% 上升至 0.88%, 而 BU 模型则从 1.16% 增加至 1.28%。

当初始 S_{OC} 绝对误差从 0% 增长到 40% 时, 1~40 号电池模组的 BN 模型与 BU 模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差中位值 ε_{50} 和上限值 ε_h 的变化情况如图 15

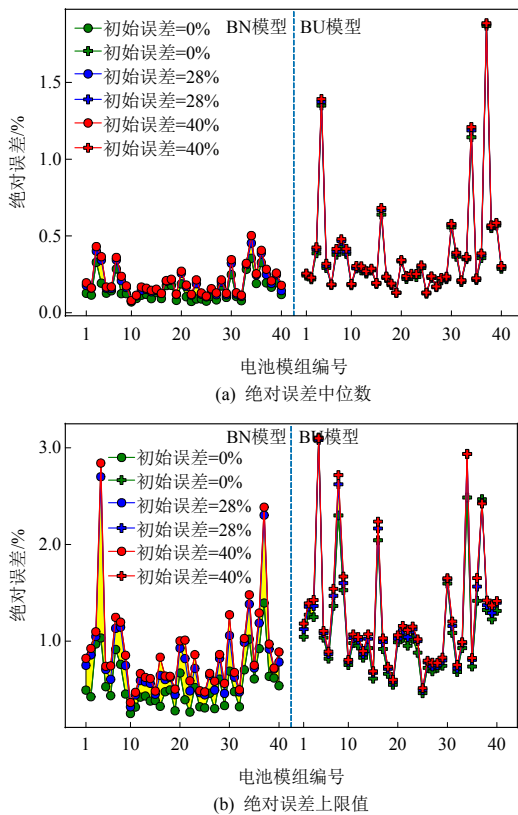


图 15 不同初始 S_{OC} 误差下 BN 模型与 BU 模型的 S_{OC} 估计值绝对误差的中位值与上限值对比
Fig. 15 Comparison of the median and upper limit of the absolute error in S_{OC} estimates between the BU model and the BN model under different initial S_{OC} errors

所示。从图 15 可以观察得到, 对于网络中的绝大多数电池模组, 在 S_{OC} 初始误差增大的过程中, BN 模型的估计精度始终高于 BU 模型。但是, 对于极个别电池模组, 当 S_{OC} 初始绝对误差高于某一数值时, BN 模型的 S_{OC} 估计精度将低于 BU 模型。如图 16 所示, 对于 36 号电池模组, 当 S_{OC} 初始误差大于 16% 时, BN 模型的 S_{OC} 估计精度将低于 BU 模型。对于 BN 模型, 网络中电池模组的 S_{OC} 估计精度相互影响, 而对于 BU 模型, 网络中电池模组的 S_{OC} 估计精度则无关联, 这是造成上述现象的重要原因。

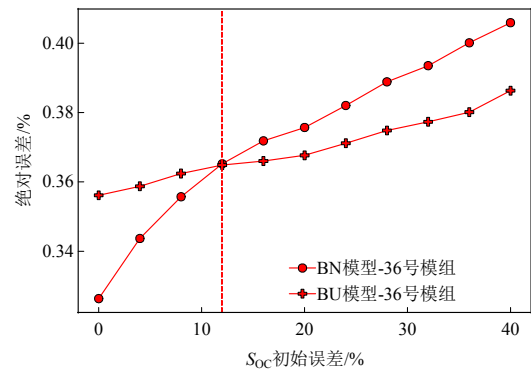


图 16 不同 S_{OC} 初始绝对误差下 BN 模型与 BU 模型的 S_{OC} 估计值绝对误差的中位值对比
Fig. 16 Comparison of the upper limit of the absolute error in SOC estimates between the BU model and the BN model under different initial absolute errors of S_{OC}

综上所述, BN 模型在适应 S_{OC} 初始绝对误差方面的能力强于 BU 模型, S_{OC} 估计精度更高。但是, 在 S_{OC} 初始绝对误差较高时, 应该根据具体情况灵活选择使用 BN 模型还是 BU 模型, 以取得最佳的状态估计结果。

3.4 BN 模型与 BU 模型在不同测量噪声水平下状态估计精度的对比分析

在实际工程中, 由于传感器的噪声是不可避免的, 并且具体的噪声水平也无法确定, 因此模型应该具备良好的噪声适应性。为了比较 BN 模型和 BU 模型应对噪声的能力, 本研究在电压测量值中添加了标准差为 σ 的高斯白噪声。当噪声水平 σ 从 0 V 增长到 0.3 V 时, BN 模型与 BU 模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差中位值向量平均值 ε_{50}^{mean} 和上限值向量平均值 ε_h^{mean} 的变化情况如图 17 所示。

从图 17 可以看出, 随着噪声水平从 0 V 逐渐增加至 0.3 V, 无论是 BN 模型还是 BU 模型, 其 S_{OC} 估计值的绝对误差均呈现上升趋势。具体来看, BN 模型的中位值向量平均值 ε_{50}^{mean} 从 0.15% 上

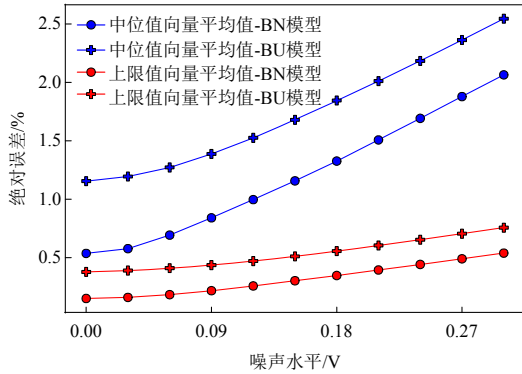


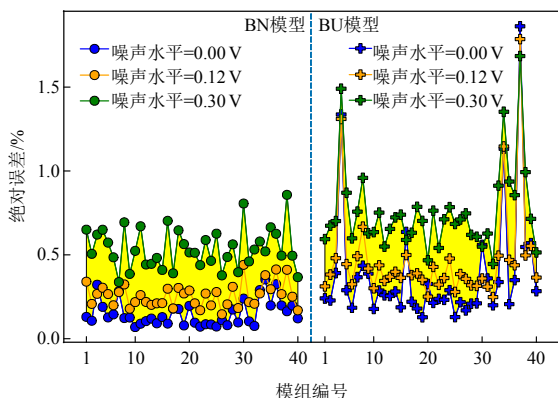
图 17 不同噪声水平下 BN 模型与 BU 模型的所有电池模组的 S_{OC} 估计值绝对误差的相关统计量对比

Fig. 17 Comparison of statistics of the absolute error in S_{OC} estimates between the BU model and the BN model under different noise levels

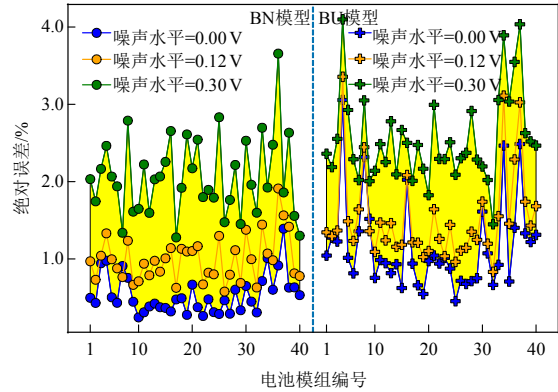
升至 0.54%，而 BU 模型则从 0.38% 增加至 0.76%。在上限值向量平均值 ε_h^{mean} 方面，BN 模型从 0.54% 增长到 2.1%，而 BU 模型从 1.2% 升至 2.5%。在噪声水平上升的过程中，BN 模型的 S_{OC} 估计精度明显优于 BU 模型。

当噪声水平 σ 从 0V 增长到 0.3V 时，1~40 号电池模组的 BN 模型与 BU 模型的 S_{OC} 估计值的绝对误差中位值 ε_{50} 和上限值 ε_h 的变化情况如图 18 所示。从图 18 可以观察得到，对于网络中的绝大多数电池模组，在噪声水平提高的过程中，BN 模型的估计精度始终高于 BU 模型。但是，对于极个别电池模组，BN 模型的 S_{OC} 估计精度受噪声水平影响很大，当噪声水平高于某一数值时，BN 模型的 S_{OC} 估计精度将低于 BU 模型。如图 19 所示，对于 32 号电池模组，当 σ 大于 0.18V 时，BN 模型的 S_{OC} 估计精度将低于 BU 模型。对于 BN 模型，网络中电池模组的 S_{OC} 估计精度相互影响，而对于 BU 模型，网络中电池模组的 S_{OC} 估计精度则无关联，这是造成上述现象的重要原因。

综上所述，BN 模型在适应测量噪声水平方面



(a) 绝对误差中位值



(b) 绝对误差上限值

图 18 不同噪声水平下 BN 模型与 BU 模型的 S_{OC} 估计值绝对误差的中位值与上限值对比

Fig. 18 Comparison of the median and upper limit of the absolute error in S_{OC} estimates between the BU model and the BN model under different noise levels

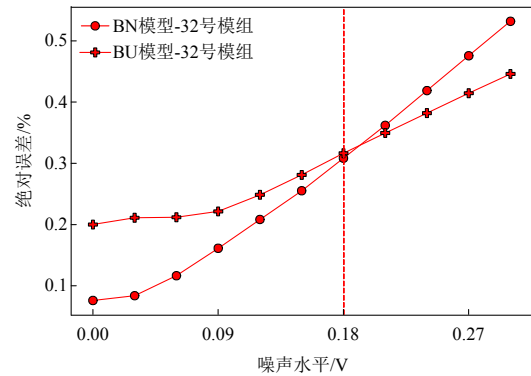


图 19 不同噪声水平下 BN 模型与 BU 模型的 S_{OC} 估计值绝对误差的中位值对比

Fig. 19 Comparison of the median of the absolute error in S_{OC} estimates between the BU model and the BN model under different noise levels

的能力强于 BU 模型， S_{OC} 估计精度更高。但是，在噪声水平较高时，应该根据具体情况灵活选择使用 BN 模型还是 BU 模型，以取得最佳的状态估计结果。

4 结论

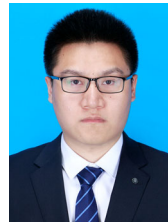
为了确保 DRBN 中差异化电池单元的均衡管理，并实现对网络中故障电池单元的安全、精准隔离，必须深入考虑电池单元间的耦合关系。为此，本文结合了图论中的割集网络分析与电池单元的 n 阶 Thevenin 模型，构建了 DRBN 状态空间模型，并且提出了基于该模型的电池 SOC 一体化估计方法。通过实验和数值仿真，本文验证了所提出方法在不同电流工况、初始 SOC 误差以及测量噪声水平下，其状态估计性能均明显优于现有研究中广泛应用的基于单个电池单元模型的 SOC 估计

方法。这一结果表明了本文所建立的 DRBN 状态空间模型的有效性和优越性。该模型的建立可以为 DRBN 的均衡控制和故障隔离提供更为精确和可靠的技术支撑,有助于提高电池网络的运行效率和安全性。

参考文献

- [1] 辛保安, 李明节, 贺静波, 等. 新型电力系统安全防御体系探究[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(15): 5723-5731.
XIN Bao'an, LI Mingjie, HE Jingbo, et al. Research on security defense system of new power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(15): 5723-5731(in Chinese).
- [2] 辛保安, 单葆国, 李琼慧, 等. “双碳”目标下“能源三要素”再思考[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(9): 3117-3125.
XIN Bao'an, SHAN Baoguo, LI Qionghui, et al. Rethinking of the “three elements of energy” toward carbon peak and carbon neutrality[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(9): 3117-3125(in Chinese).
- [3] 慈松, 江婷, 周杨林. 储能新生态的探索研究: 共享储能与数字储能[J]. 能源, 2023(2): 62-66.
CI Song, JIANG Ting, ZHOU Yanglin. Exploration and research on the new ecology of energy storage: Shared energy storage and digital energy storage[J]. Energy, 2023(2): 62-66(in Chinese).
- [4] 张从佳, 施敏达, 徐晨, 等. 基于动态可重构电池网络的储能系统本质安全机制及实例分析[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(8): 2442-2451.
ZHANG Congjia, SHI Minda, XU Chen, et al. Intrinsic safety mechanism and case analysis of energy storage systems based on dynamically reconfigurable battery network[J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(8): 2442-2451(in Chinese).
- [5] 慈松. 数字储能系统[J]. 全球能源互联网, 2018, 1(3): 338-347.
CI Song. Digital energy storage system[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2018, 1(3): 338-347(in Chinese).
- [6] 慈松, 张从佳, 刘宝昌, 等. 动态可重构电池储能技术: 原理与应用[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(11): 3445-3455.
CI Song, ZHANG Congjia, LIU Baochang, et al. Dynamic reconfigurable battery energy storage technology: Principle and application[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(11): 3445-3455(in Chinese).
- [7] 慈松. 能量信息化和互联网化管控技术及其在分布式电池储能系统中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(14): 3643-3648.
CI Song. Energy informatization and internet-based management and its applications in distributed energy storage system[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(14): 3643-3648(in Chinese).
- [8] KIM T, QIAO Wei, QU Liyan. Power electronics-enabled self-X multicell batteries: A design toward smart batteries[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2012, 27(11): 4723-4733.
- [9] HAN Weiji, WIK T, KERSTEN A, et al. Next-generation battery management systems: dynamic reconfiguration[J]. IEEE Industrial Electronics Magazine, 2020, 14(4): 20-31.
- [10] KIM Y, PARK S, WANG Yanzhi, et al. Balanced reconfiguration of storage banks in a hybrid electrical energy storage system[C]//Proceedings of the IEEE/ACM International Conference on Computer-Aided Design. San Jose: IEEE, 2011: 624-631.
- [11] CUI Haoyong, WEI Zhongbao, HE Hongwen, et al. Novel reconfigurable topology-enabled hierarchical equalization of lithium-ion battery for maximum capacity utilization[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(1): 396-406.
- [12] CI Song, LIN Ni, WU Dalei. Reconfigurable battery techniques and systems: a survey[J]. IEEE Access, 2016, 4: 1175-1189.
- [13] YANG Feng, GAO Fei, LIU Baochang, et al. An adaptive control framework for dynamically reconfigurable battery systems based on deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(12): 12980-12987.
- [14] LIN Ni, CI Song, WU Dalei, et al. An optimization framework for dynamically reconfigurable battery systems[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2018, 33(4): 1669-1676.
- [15] 慈松, 周杨林, 王红军, 等. 基于可重构电池网络的数字储能系统建模与运行控制——基站储能应用案例研究[J]. 全球能源互联网, 2021, 4(5): 427-435.
CI Song, ZHOU Yanglin, WANG Hongjun, et al. Modeling and operation control of digital energy storage system based on reconfigurable battery network——base station energy storage application[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2021, 4(5): 427-435(in Chinese).
- [16] 李香龙, 刘秀兰, 郭晨, 等. 基于数字能量交换系统的动力电池无损梯次利用储能技术研究[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(16): 5848-5857.
LI Xianglong, LIU Xiulan, GUO Chen, et al. Energy and economic efficiency of li-ion battery packs re-used in stationary energy storage application[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(16): 5848-5857(in Chinese).
- [17] 刘芳, 刘新慧, 苏卫星, 等. 基于全新电热耦合模型

- 的锂电池关键状态在线联合估计方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(S1): 202-214.
- LIU Fang, LIU Xinhui, SU Weixing, et al. Online joint estimation method for key states of lithium battery based on a new electro-thermal coupling model[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(S1): 202-214(in Chinese).
- [18] YU Quanqing, WANG Can, LI Jianming, et al. Challenges and outlook for lithium-ion battery fault diagnosis methods from the laboratory to real world applications[J]. eTransportation, 2023, 17: 100254.
- [19] 王子毅, 朱承治, 周杨林, 等. 基于动态可重构电池网络的 OCV-SOC 在线估计[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2919-2928.
- WANG Ziyi, ZHU Chengzhi, ZHOU Yanglin, et al. OCV-SOC estimation based on dynamic reconfigurable battery network[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2919-2928(in Chinese).
- [20] 欧阳天成, 徐裴行, 叶今禄, 等. 数据采集异常下的车用动力电池状态监测与故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(15): 6040-6049.
- OUYANG Tiancheng, XU Peihang, YE Jinlu, et al. States monitoring and fault diagnosis of vehicular power batteries under abnormal data acquisition[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(15): 6040-6049(in Chinese).
- [21] 张伯明, 陈寿孙, 严正. 高等电力网络分析[M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2007: 2-19.
- ZHANG Boming, CHEN Shousun, YAN Zheng. Advanced power network analysis[M]. Edition 2. Beijing: Tsinghua University Press, 2007: 2-19(in Chinese).
- [22] 熊瑞. 基于数据模型融合的电动车辆动力电池组状态估计研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2014: 32-38.
- XIONG Rui. Estimation of battery pack state for electric vehicles using model-data fusion approach[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2014: 32-38(in Chinese).
- [23] CI Song, ZHOU Yanglin, XU Yuan, et al. Building a cloud-based energy storage system through digital transformation of distributed backup battery in mobile base stations[J]. China Communications, 2020, 17(4): 42-50.
- [24] 李泽宇. 锂离子电池等值电路参数与荷电状态联合估计研究[D]. 济南: 山东大学, 2021: 15-20.
- LI Zeyu. Research on joint estimation of equivalent circuit parameters and state of charge of lithium-ion battery[D]. Ji'nan: Shandong University, 2021: 15-20(in Chinese).
- [25] 王少华. 电动汽车动力锂电池模型参数辨识和状态估计方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021: 25-32.
- WANG Shaohua. Research on model parameter identification and state estimation method of power lithium battery for electric vehicle[D]. Changchun: Jilin University, 2021: 25-32(in Chinese).



陈爱琢

在线出版日期: 2024-05-20。

收稿日期: 2023-10-07。

作者简介:

陈爱琢(1998), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为动态可重构电池储能系统的建模与状态估计, 129244634@qq.com;

张从佳(2001), 男, 博士研究生, 主要研究方向为动态可重构电池储能系统的运行优化, zhangcj22@mails.tsinghua.edu.cn;

周杨林(1991), 男, 助理研究员, 主要研究方向为分布式能量管控技术与绿色通信, zhouylstu@tsinghua.edu.cn;

史兴华(1966), 男, 硕士, 教授级高级工程师, 主要研究方向为电网规划、建设、运营, xinghua-shi@sgcc.com.cn;

刘敏(1986), 女, 博士, 高级工程师, 主要从事新型储能、电氢耦合方面的研究与技术工作, liumhb@126.com;

*通信作者: 慈松(1970), 男, 教授, 主要研究方向为大规模复杂系统建模、控制与优化理论研究及其在信息能源交叉研究领域中的应用, sci@tsinghua.edu.cn。

(编辑 陈娟)