DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.7.313 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于BP神经网络与DP等效电路的锂离子电池热电耦合模型构建

杜焕伦，李哲帆，石琼林，蒋 凯
(华中科技大学电气与电子工程学院，武汉 430074)

摘要：锂离子电池因具有高能量密度、长寿命和低内阻等优点而被广泛应用于电动汽车以及储能领域。电池在使用过程中会因为内部电化学反应而温度升高，目前传统的基于电压、电流特性的电池等效电路模型缺乏对该热过程的描述，难以满足实际应用中对电池模型的精度要求。可以通过提出1种新的参数易于测量的高精度热电耦合模型构建方法解决上述问题。首先利用贝叶斯正则化方法建立基于反向传播神经网络的电池热模型，获取在不同充放电工况下的电池表面温度，再将获取的电池温度特性输入到双极化等效电路模型中，从而构建锂离子电池热电耦合模型。对比传统不考虑热效应的等效电路模型方法，所构建的热电耦合模型可以更准确地预测锂离子电池的温度、电容和内阻随时间的变化，输出电压误差平均减小了44.395%。

关键词：反向传播神经网络；双极化等效电路模型；锂离子电池；热电耦合模型；电池状态检测

Construction of Thermoelectric Coupling Model for Lithium-ion Batteries Based on BP Neural Network and DP Equivalent Circuit

DU Huanlun, LI Zhefan, SHI Qionglin, JIANG Kai
(School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Owing to the advantages of lithium-ion batteries such as high energy density, long service life and low internal resistance, they have been widely applied to the fields of electric vehicles and energy storage. During their utilization process, their temperature will increase due to the internal chemical reactions. However, the traditional equivalent circuit model of batteries based on the voltage and current characteristics does not consider the thermal process, which cannot satisfy the precision requirement for battery models in practical applications. To solve this problem, a construction method for high-precision thermoelectric coupling model with measurable parameters is proposed. First, a thermal model of batteries based on back propagation neural networks is established using the Bayesian regularization method, and the battery surface temperature under different charge and discharge conditions is obtained. Then, the obtained characteristics of battery temperature are further input into a dual-polarization equivalent circuit model, so as to construct a thermoelectric coupling model of lithium-ion batteries. Compared with the traditional equivalent circuit model method which does not take into account the thermal effect, the established model can more accurately predict the changes in the temperature, capacitance and internal resistance of lithium-ion batteries with time, with an average reduction of 44.395% in output voltage error.

Keywords: Back propagation neural network; dual-polarization equivalent circuit model; lithium-ion battery; thermoelectric coupling model; battery status detection

收稿日期：2023-08-09；**修回日期**：2023-08-29；**录用日期**：2023-09-07；**网络首发日期**：2023-12-19
基金项目：国家自然科学基金资助项目(52277217)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 52277217

锂离子电池是“十四五”规划中的重点产业，广泛应用于电动汽车和新能源储能领域。然而，精准的电池状态监测至关重要，不准确的监测会影响电池效率和寿命。此外，随着电池能量密度的提高，产热问题也变得越来越严重，给电池性能和热安全

问题带来了风险[1-3]。因此，建立电池模型可以预测电池的性能参数并提供响应，以防意外事故。常用的电池模型包括电学模型和热模型。传统的电学模型通常忽略了温度对电池特性的影响，导致预测准确性降低。传统的热模型建立过程复杂且实时测量困难，对电池热行为的响应滞后。

电池模型包括电化学热模型、等效电路模型 ECM(equivalent circuit model) 和黑箱模型 3 种。其中 ECM 具有参数直观、适用性高和参数辨识性强等优点，被广泛应用于电池特性研究中。目前，有多种 ECM 可以用来描述锂离子电池。其中，Rint 模型简单但准确性较低，Thevenin 模型计算简单但需要改进，而双极化 DP(dual-polarization)模型相比 Thevenin 模型更准确地描述了电池的动态响应特性，具有更高的精度和可靠性[4]。为进一步提高准确性，需要对上述模型进行一定改进。一些研究提出了改进方法，文献[5]通过直接离散的方法建立了二阶 RC 等效电路模型差分方程，并利用变遗忘因子最小二乘法 VFFLS(variable forgetting factor least squares)辨识模型参数扩展递推最小二乘算法来提高电池状态估计的准确性；文献[6]提出了 1 种基于数据驱动的多步电化学阻抗谱参数识别框架，利用粒子群算法来优化参数识别的准确性；文献[7]提出了 1 种改进的简化阻抗模型，提高了电化学参数辨识的精度和效率，并保留了参数的物理意义；文献[8]聚焦于锂离子电池无锂析出的安全快速充电控制方法，提出了 1 种基于双回路控制结构(dual-loop control scheme)的快充策略，通过实时观测与反馈控制来防止负极电位降至锂析出阈值。然而这些方法在处理大规模数据集时面临计算复杂度较高、运行时间较长的问题，同时存在实验室外很难获取的局限。

电池的温度对电池参数有重要影响，包括内阻、输出功率、容量、化学反应速率和离子传输速率等。为了更准确地建立电池模型，实时检测电池的温度是必要的。在热模型的建立方面，国内外学者已经做出了一些尝试。文献[9]中构建了等效电路模型和基于表面温度与核心温度的二阶热模型的耦合模型，能够较好地反映电池的动态热电特性；文献[10]利用混合功率脉冲特性 HPPC(hybrid pulse power characterization)工况测试探讨了不同环境温度和电流下电热耦合模型的内阻参数变化规律，验证了模型的可靠性。然而，这些模型需要准确测量电池的表面温度，但实际中却很难实现；文献[11]使用神经网络对铅酸蓄电池的 SOC 进行了估计，该模型在实际应用中表现良好，但未考虑电池热效应的影响；文献[12]通过热迟滞修正算法和 Bernardi 产热方程获得了热参数，提高了参数的识别效率和精确度。然而，电池实际运行时环境复杂，许多参数无法实时获取，现有研究无法很好地反映电池的动态特性。

近年来，针对电池模型的智能化构建，已有学者开展了相关研究。文献[13]提出了 1 种改进型缎带鸟优化算法(ISBO)，通过多重变异与贪婪策略显著提升了参数辨识精度与收敛效率，并成功应用于锂离子电池等效电路模型的参数识别，为提高模型拟合与预测精度提供了 1 种高效的智能优化方法。文献[14]通过引入改进多目标布谷鸟搜索算法优化 BP 神经网络结构，实现了高精度、强鲁棒性的锂离子电池 SOH 估计，为智能化电池管理系统提供了 1 种有效的健康状态预测方法。上述文献提出的方法均在不同方向上展现了优异的性能与应用效果，验证了电池模型智能化的可行性与有效性。

因此，构建 1 个准确且参数数据容易获取的锂离子电池热电耦合模型，对进一步提高电池在动态环境下的安全性具有重要意义。本文通过结合反向传播 BP(back propagation)神经网络和 DP 模型、贝叶斯正则化模型优化以及实时监测电池的热行为等创新点，提出了 1 个准确且参数数据容易获取的锂离子电池热电耦合模型，并通过 HPPC 工况测试实验证实了模型在不同温度下的可行性和可靠性，为电池充放电效率和安全性提供了可靠的依据，对于电池技术的发展和应用具有一定的贡献。

1 锂离子电池热电耦合模型架构

本文所构建的锂离子电池热电耦合模型如图 1

所示。构建过程中需要测量电压 U、电流 I、环境温度 T_e 和电池表面温度 T_S。使用 BP 神经网络将环境温度 T_e、时间 t 和实时电流 I 作为输入变量，将表面温度 T_S 作为输出变量，对锂离子电池的热模型进行训练。同时，从实时电压 U 中提取不同 SOC 下 HPPC 测试搁置状态的电压，并进行参数辨识，以获取 DP 等效电路的开路电压 U_{OCV}、内阻 r_0、电阻 R_1 和 R_2、电容 C_1 和 C_2 与 T_S、SOC 之间的关系。最后，通过实时电流 I 计算电池的 SOC，并使用 BP 神经网络输出的 T_S 获取相应状态下 DP 等效电路模型参数和开路电压，完成整体模型的建立。

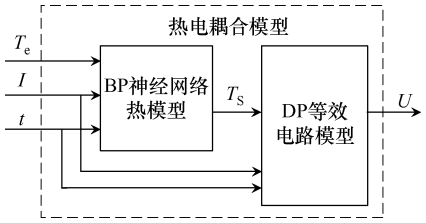


图 1　锂离子电池热电耦合模型架构示意

Fig. 1 Schematic of thermoelectric coupling model architecture for lithium-ion batteries

2　电池实验

为了获取模型所需参数，需要在不同的环境温度下对电池进行相关的测试实验。本文需要进行的实验为放电测试实验与 HPPC 测试实验，进行电池测试所使用的电池为松下 18650 锂离子电池，热电偶贴合于阳极表面，实验环境温度为 0、5、10、15、20、25、30、35 和 40 ℃。

2.1　放电测试实验

电池放电测试实验是评估电池性能和特性的重要方法，其步骤如下：

(1)将恒温箱温度调至所需温度；

(2)对电池充电至截止电压与截止电流后静置 1 h；

(3)1C 恒流放电至截止电压，记录电池放电电流 I 与放电时间 t；

(4)重复步骤(2)~(3)，次数为 3；

(5)改变恒温箱温度，重复步骤(2)~(4)，直至完成所有温度下的测试。

通过对放电电流 I 与放电时间 t 进行分析与计算，可以获得电池的容量、放电曲线和循环寿命等关键参数，这些参数对于电池模型的建立具有重要意义。

2.2　HPPC 测试实验

HPPC 测试是 1 种常用的电池性能测试方法，可用于评估电池在不同条件下的动态响应能力，测试步骤如下：

(1)将恒温箱温度调至所需温度；

(2)对电池充电至截止电压与截止电流后静置 1 h；

(3)1C 恒流放电 6 min 后静置 1 h；

(4)3C 恒流充电 10 s 后静置 40 s；

(5)3C 恒流放电 10 s 后静置 5 min；

(6)重复步骤(4)~(5)，次数为 9，记录电压 U 与电流 I 及表面温度 T_S 后静置 1 h；

(7)改变恒温箱温度，重复步骤(2)~(6)，直至完成所有温度下的测试。

通过对记录的电压 U 与电流 I 进行分析拟合，可得到反映电压响应、容量衰减和内阻变化等的电池性能数据。

3　基于 BP 神经网络的热模型建立

在实际生产与应用中，电池表面实时温度的检测较为困难，而环境温度与放电电流的检测较为简单。利用 BP 神经网络具有的较强非线性映射能力、高度自学习能力、自适应能力与一定的容错能力，可以由环境温度、实时电流和时间建立对电池表面温度的映射，从而在保证模型精度的同时解决电池表面温度难以实时检测、数据获取困难的问题。

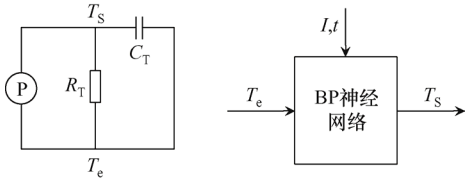
3.1　参数选取

通过对图 2(a)的传统热路模型进行分析，可以发现电池的表面温度与电池功率 P、时间 t 及环境温度 T_e 有关。由电路功率的基本关系可知，在忽略电池内部参数小幅度变化对热路产生的影响时，电池产生的热功率 P 只与流过电池的电流 I 有关，

因此可将电池的表面温度 T_S 简化为与电流 I、时间 t 及环境温度 T_e 有关的函数，其关系为

$$T_S = f(I,t,T_e) \tag{1}$$

因此，可选取上述变量作为神经网络的输入量进行热模型的构建，如图 2(b)所示。



(a) 传统热路模型 (b) BP神经网络模型

图 2 传统热路模型和 BP 神经网络热模型

Fig. 2 Traditional heat path model, and thermal model based on BP neural network

3.2 样本获取与模型训练

关于温度的相关参数可以通过实验实时获取。将热电偶贴于电池靠近正极的表面，并将电池置于恒温箱中进行特定环境温度下的工况实验并以采集数据的方式获取训练样本。电池的表面温度 T_S 可由热电偶测量得到；环境温度 T_e 可由恒温箱内置温度传感器读数获得，在 1 个实验循环中需设置为固定值，可认为在恒温箱中环境温度不变；通过电池的电流 I 与时间 t 则可以由电池检测装置采样获得。为训练 BP 神经网络并增强模型泛化能力与收敛速度，可将所获得的变量 I、t、T_e 作为输入，将 T_S 作为目标输出，并使用贝叶斯正则化法进行训练。

4 等效电路模型分析与建立

DP 模型可以对电池的工作状态进行建模和分析，包括电极电势、电流密度、电解质浓度等参数的变化。这有助于理解电池的性能特点，并优化电池设计和运行的条件，被广泛运用于电池的状态研究中。

4.1 DP 等效电路模型建立

DP 模型电路结构如图 3 所示，图中：r_0 为欧姆内阻；R_1、C_1 分别为电池电化学极化反应的电阻和电容；R_2、C_2 分别为电池浓差极化的电阻和电容；U_{OCV} 为电池开路电压；U_{out} 为电池端电压。规定电池的充电方向为正方向，由此可建立模型方程为

$$\begin{cases} C_1 \cdot \mathrm{d}U_1/\mathrm{d}t + U_1/R_1 = I \\ C_2 \cdot \mathrm{d}U_2/\mathrm{d}t + U_2/R_2 = I \\ U_{out} = U_{OCV} + Ir_0 + U_1 + U_2 \end{cases} \tag{2}$$

电池SOC的表达式为

$$\mathrm{SOC}(t) = \mathrm{SOC}(0) + I\eta t/3600Q_n \tag{3}$$

式中：t 为采样时间，t=1 s；η 为库伦效率，η=100%；Q_n 为电池实际容量，为实验测试值，A·h。

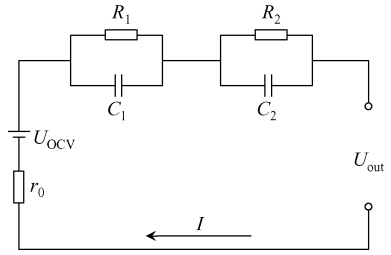


图 3 DP 模型电路结构

Fig. 3 Circuit structure of DP model

将式(2)与式(3)离散化，得到锂离子电池状态空间方程为

$$\begin{bmatrix} \mathrm{SOC}(k) \\ U_1(k) \\ U_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{e}^{-T/\tau_1} & 0 \\ 0 & 0 & \mathrm{e}^{-T/\tau_2} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathrm{SOC}(k-1) \\ U_1(k-1) \\ U_2(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1/3\,600Q_n \\ R_1(1-\mathrm{e}^{-T/\tau_1}) \\ R_2(1-\mathrm{e}^{-T/\tau_2}) \end{bmatrix} \cdot I(k-1) \tag{4}$$

$$U_{out}(k) = U_{OCV}(k) + I(k)R_0 + U_1(k) + U_2(k) \tag{5}$$

式中，τ_1、τ_2 为时间常数，τ_1=R_1C_1，τ_2=R_2C_2。

4.2 DP 模型参数辨识

由状态空间方程可知，模型需获取的参数有 Q_n、U_{OCV}、R_1、C_1、R_2、C_2。通过对电池在不同环境温度 T_e 下进行恒流放电和恒流恒压充电及 HPPC 实验，来测量电池的电压和电流响应。然后，使用数学模型和最小二乘法等技术将实际测量值与模型进行拟合，从而确定电池的等效电路参数。

4.2.1 电池容量 Q_n 辨识

电池容量 Q_n 可由放电测试法得到，经辨识得到的不同温度下电池容量 Q_n 的结果如图 4 所示。

由记录的电流 I 与时间 t 计算每次放电的放电容量 Q_{d}，并计算得到的放电容量的平均值 $\overline{Q_{\mathrm{d}}}$。每次放电测试所得的放电容量为

$$Q_{\mathrm{d}} = It \tag{6}$$

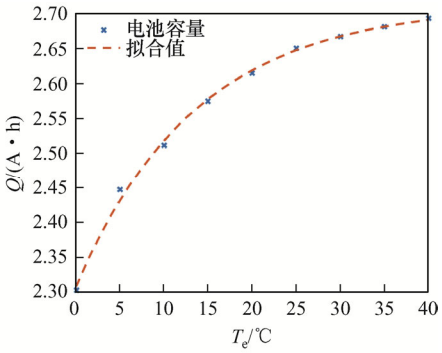


图 4　电池容量辨识结果

Fig. 4 Battery capacity identification result

由图 4 可知，电池容量随温度的上升而上升。图中虚线为电池容量对环境温度的拟合曲线，其表达式为

$$Q_{\mathrm{n}} = a \cdot \mathrm{e}^{-bT_{\mathrm{e}}} + c \tag{7}$$

式中：a= −0.404 5；b= 0.073 3；c= 2.712 0。

4.2.2　等效电路参数辨识

电池在不同温度与 SOC 下所对应的 DP 等效电路模型参数可由 HPPC 测试的结果进行辨识获得。通过对锂离子电池进行 HPPC 测试，可得图 5 所示的电流曲线及电压曲线，其中 1 个充放电测试循环内的电流与电压曲线如图 6 所示。

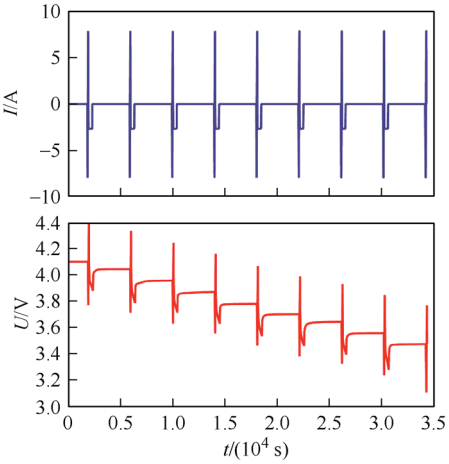


图 5　电池 HPPC 测试结果示意

Fig. 5 Schematic of battery HPPC test results

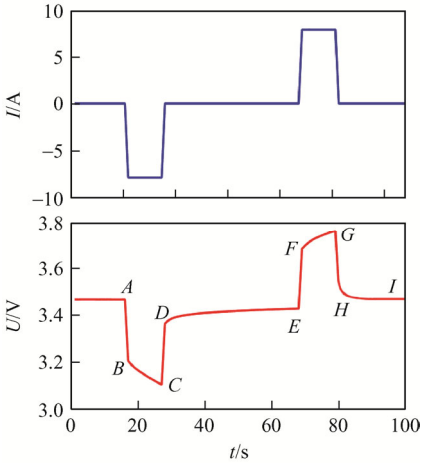


图 6　单循环内的电流、电压示意

Fig. 6 Current and voltage schematic of single-cycle

图 6 中 A 点所代表的电压为电池在该温度及 SOC 下的开路电压，即 U_{OCV}。将不同 SOC 及电池表面温度 T_{S} 与 U_{OCV} 进行拟合，可以得到图 7 所示的 U_{OCV}-SOC-T_{S} 三维图。

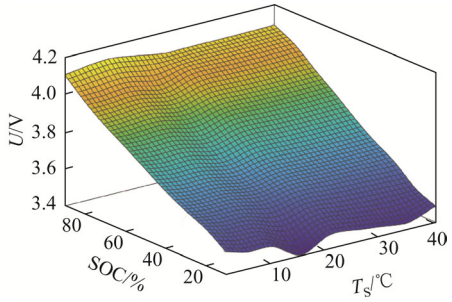


图 7　U_{OCV}-SOC-T_{S} 三维图

Fig. 7 Three-dimensional map of U_{OCV}-SOC-T

欧姆内阻 r_0 可利用 HPPC 测试中电压的突变值与电流值进行计算。考虑到充放电欧姆内阻的差异性，需要分别计算充电侧与放电侧的欧姆内阻，将其结果的平均值作为充电方向和放电方向的欧姆内阻，具体为

$$r_{0\mathrm{C}} = \left|U_F - U_E + U_G - U_H\right| \Big/ \left|2I_{\mathrm{C}}\right| \tag{8}$$

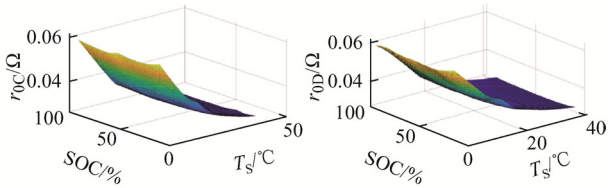
$$r_{0\mathrm{D}} = \left|U_A - U_B + U_D - U_C\right| \Big/ \left|2I_{\mathrm{D}}\right| \tag{9}$$

式中：$r_{0\mathrm{C}}$ 为充电方向的欧姆内阻；$r_{0\mathrm{D}}$ 为放电方向的欧姆内阻；I_{C} 为充电电流；I_{D} 为放电电流。欧姆内阻的辨识结果如图 8 所示。

电池的零输入响应表达式为

$$U = \alpha + IR_1\mathrm{e}^{-t/R_1C_1} + IR_2\mathrm{e}^{-t/R_2C_2} \tag{10}$$

式中，α 为拟合参数。



(a) 充电欧姆内阻 (b) 放电欧姆内阻

图 8 欧姆内阻辨识结果

Fig. 8 Identification results of ohm internal resistance

选取 D 点至 E 点与 H 点至 I 点之间的电压 U 对应电池充电和放电后的静置阶段，对这 2 个阶段的电压曲线进行拟合并计算即可完成对极化内阻与极化电容参数的辨识。拟合方程为

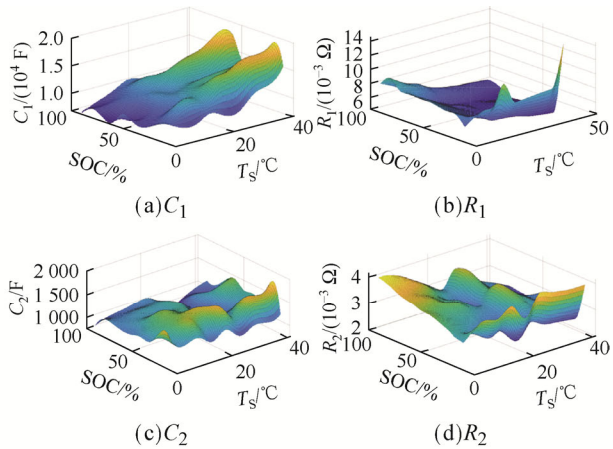
$$U=\alpha+\beta e^{-mt}+\gamma e^{-nt} \tag{11}$$

式中，β、γ、m、n 均为拟合系数。

计算拟合所得系数的平均值，并将式(10)与式(11)进行对比，可以得到

$$\begin{cases} R_1=\beta/I \\ C_1=I/mb \\ R_2=\gamma/I \\ C_2=I/nc \end{cases} \tag{12}$$

根据式(12)，可由不同状态下的拟合系数计算相应的极化内阻与极化电容，并建立三维图，如图 9 所示。



(a)C_1 (b)R_1

(c)C_2 (d)R_2

图 9 极化内阻与极化电容辨识结果

Fig. 9 Identification results of polarization internal resistance and polarization capacitance

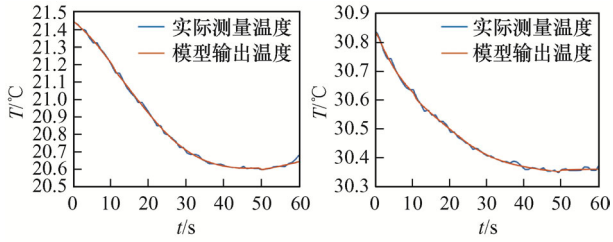
5 模型验证与精确性分析

为了确定模型的准确性、评估模型的可靠性并提高模型的可信度，需要对所搭建的模型进行进一步验证。

5.1 热模型验证与分析

为了验证电热耦合模型的准确性，本文使用了 HPPC 测试工况。通过将 HPPC 测试中测得的温度数据 T_S、环境温度数据 T_e 和电流数据 I 划分为训练集、验证集和测试集，将其导入 BP 神经网络进行训练、验证和测试。以测试集中环境温度为 20 ℃和 30 ℃的数据为例，神经网络的输出与实际电池表面温度曲线如图 10(a)和(b)所示。

从图中可以清晰地看到模型对测试集数据的拟合程度较好，输出曲线平滑且稳定，而且误差非常小，20 ℃以下误差为 0.004 70%，30 ℃以下误差为 0.016 60%，平均误差仅为 0.010 65%，充分展现了该模型的精确性和可靠性。



(a) T_e=20 ℃ (b) T_e=30 ℃

图 10 热模型验证结果

Fig. 10 Verification results of thermal model

5.2 耦合模型验证与分析

利用 MATLAB-Simulink 联合建立热电耦合模型，将在热模型中获得的温度数据导入并进行辨识，最后将参数代入电路模型中进行仿真运算。以环境温度为 20 ℃、SOC 为 50%的电池及环境温度为 30 ℃、SOC 为 70%的电池为例，电压输出曲线分别如图 11(a)与(b)所示。

耦合模型与不考虑热影响的 DP 电路模型电压输出与电池输出电压测量值的相对误差绝对值如图 12 所示。从图中可以看出，耦合模型具有更高

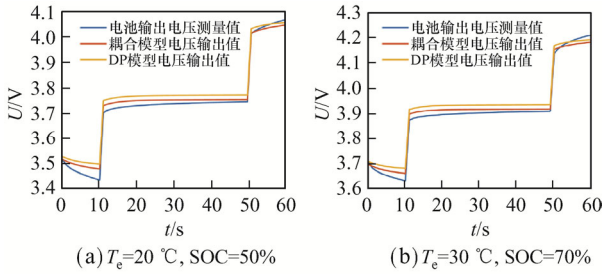


图 11　耦合模型验证结果

Fig. 11 Verification results of coupling model

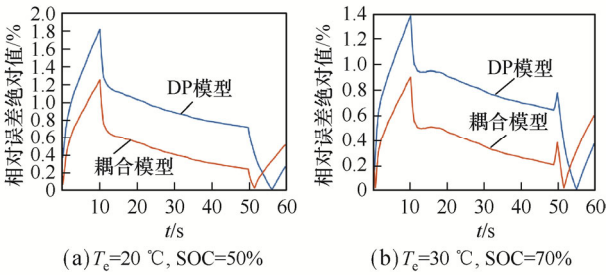


图 12　模型误差曲线

Fig. 12 Curves of model errors

的精度，且输出曲线与实际值更加吻合。模型在环境温度为 20 ℃、SOC 为 50%的条件下，误差减少 43.140%，如图 12(a)所示；在环境温度为 30 ℃、SOC 为 70%的条件下，误差减少了 45.650%，如图 12(b)所示；平均误差减少了 44.395%。这表明耦合模型能够更好地捕捉到电池系统的复杂性和非线性关系，可以提供更准确的预测结果。因此，采用耦合模型可以更好地理解和预测实际电池充放电行为，并为提高电池充放电效率和安全性提供更可靠的依据。

6　结语

本文提出了 1 种基于 BP 神经网络和 DP 等效电路模型的锂离子电池热电耦合模型，该模型具有高精度和高可靠性的优点。通过实验数据训练 BP 神经网络，并利用贝叶斯正则化法获得了高精度的电池热模型，确保了耦合模型中温度响应的准确性和可靠性。通过模型参数辨识，建立了可以响应温度变化的 DP 等效电路模型。最后，将热模型获取的温度特性输入到 DP 等效电路模型，完成了锂离子电池热电耦合模型的构建。通过比较模型仿真结果和不考虑热效应的 DP 模型的仿真结果，验证了该模型的准确性。结果显示，改进的耦合模型相对于不考虑热效应的 DP 模型具有更高的准确性，平均误差降低了44.395%。该模型可以有效预测锂离子电池的温度分布、电压输出以及电容和内阻随时间的变化，可更准确地预测电池的性能和行为。

参考文献：

[1] He Fan, Ma Lin. Thermal management of batteries employing active temperature control and reciprocating cooling flow [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2015, 83: 164-172.

[2] 魏婧雯. 储能锂电池系统状态估计与热故障诊断研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2019.
Wei Jingwen. Research on states estimation and thermal fault diagnostics of lithium-ion battery based energy storage system [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2019. (in Chinese)

[3] 乔红娇, 宋春雷, 张新宇, 等. 基于有限元的动力电池系统机械性能仿真分析与研究[J]. 电源技术, 2023, 47(7): 898-902.
Qiao Hongjiao, Song Chunlei, Zhang Xinyu, et al. Simulation analysis and research on mechanical performance of power battery system based on finite element method [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(7): 898-902. (in Chinese)

[4] 谭必蓉, 杜建华, 叶祥虎, 等. 基于模型的锂离子电池 SOC 估计方法综述[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(6): 1995-2010.
Tan Birong, Du Jianhua, Ye Xianghu, et al. Overview of SOC estimation methods for lithium-ion batteries based on model [J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(6): 1995-2010. (in Chinese)

[5] 陈息坤, 孙冬, 陈小虎. 锂离子电池建模及其荷电状态鲁棒估计[J]. 电工技术学报, 2015, 30(15): 141-147.
Chen Xikun, Sun Dong, Chen Xiaohu. Modelingand state of charge robust estimation for lithium-ion batteries [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015,

30(15): 141-147. (in Chinese)

[6] Wimarshana B, Bin-Mat-Arishad I, Fly A. A multi-step parameter identification of a physico-chemical lithium-ion battery model with electrochemical impedance data [J]. Journal of Power Sources, 2023, 580: 233400.

[7] 孙丙香, 宋东林, 阮海军, 等. 基于自产热和外传热的锂离子电池热学模型参数辨识方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(1): 278-288.
Sun Bingxiang, Song Donglin, Ruan Haijun, et al. Parameter identification method of thermal model of lithium-ion battery based on self-generated heat and external heat transfer [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(1): 278-288. (in Chinese)

[8] 赵英杰, 张闯, 刘素贞, 等. 基于电极等效电路模型的锂离子电池无析锂快充策略优化研究[J]. 电工技术学报, 2024, 39(18): 5868-5882.
Zhao Yingjie, Zhang Chuang, Liu Suzhen, et al. Optimization of fast charging strategy for lithium-ion batteries without deposition based on electrode equivalent circuit model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(18): 5868-5882. (in Chinese)

[9] Lin Xinfan, Perez H E, Mohan S, et al. A lumped-parameter electro-thermal model for cylindrical batteries [J]. Journal of Power Sources, 2014, 257: 1-11.

[11] 胡言庆, 杨斌, 王宇作, 等. 不同工况下功率型锂离子电池的热特性与仿真研究[J]. 电工电能新技术, 2023, 42(1): 21-28.
Hu Yanqing, Yang Bin, Wang Yuzuo, et al. Thermal characteristics and simulation of power lithium-ion batteries under different operating conditions [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2023, 42(1): 21-28. (in Chinese)

[11] 马俊, 龚国庆, 陈勇, 等. 不同工况对锂离子电池 SOC 预估精度的影响[J]. 电源技术, 2016, 40(12): 2335-2338.
Ma Jun, Gong Guoqing, Chen Yong, et al. Influence of different driving cycle on precision of SOC estimation [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2016, 40(12): 2335-2338. (in Chinese)

[12] 魏仁川, 许金鑫, 丁炯. 锂离子电池热参数快速测量方法研究[J]. 中国测试, 2025, 51(5): 20-26.
Wei Renchuan, Xu Jinxin, Ding Jiong. Research on rapid measurement method for thermal parameters of lithium-ion batteries [J]. China Measurement & Test, 2025, 51(5): 20-26. (in Chinese)

[13] 黄凯, 田海建, 丁恒. 一种基于 ISBO 算法的锂离子电池等效电路模型辨识方法研究[J]. 电源学报, 2024, 22(1): 83-93.
Huang Kai, Tian Haijian, Ding Heng. Research on identification method for equivalent circuit model of lithium-ion battery based on ISBO algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(1): 83-93. (in Chinese)

[14] 王雪, 游国栋, 房成信, 等. 基于 IMOCS-BP 神经网络的锂离子电池 SOH 估计[J]. 电源学报, 2024, 22(1): 94-100.
Wang Xue, You Guodong, Fang Chengxin, et al. SOH estimation of lithium-ion battery based on IMOCS-BP neural network [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(1): 94-100. (in Chinese)



杜焕伦

作者简介：

杜焕伦(2001—)，男，本科。研究方向：电力系统与电池建模。E-mail：duhuanlun1@163.com。

李哲帆(2002—)，男，本科。研究方向：电池建模。E-mail：u202012564@hust.edu.cn。

石琼林(1994—)，男，博士研究生。研究方向：电池机理-数据建模与老化研究。E-mail：shiql@hust.edu.cn。

蒋凯(1976—)，男，通信作者，博士，教授。研究方向：电化学储能及电力储能应用。E-mail：kjiang@hust.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)