

应用深度强化学习的电池热管理系统 控制策略

席椿富¹ 赵东鹏^{1,2} 黄驰¹ 邹子豪^{3,4} 黄琨杰^{3,4} 谢翌⁵

(1. 中国汽车工程研究院股份有限公司, 401122, 重庆; 2. 天津大学机械工程学院, 300350, 天津; 3. 重庆大学低品位能源利用技术及系统教育部重点实验室, 400044, 重庆; 4. 重庆大学能源与动力工程学院, 400044, 重庆; 5. 重庆大学机械与运载工程学院, 400044, 重庆)

摘要: 针对电动汽车电池热管理系统中传统控制方法温控精度不足及环境适应性差的难题, 提出基于深度强化学习的智能控制方法。基于电池热耦合模型与制冷空调系统模型, 应用强化学习中的双延迟深度确定性策略(TD3)算法进行控制策略训练, 通过双重价值网络与延迟策略更新机制, 克服传统强化学习中的过高估计问题。训练结果表明: 在夏季充电的训练工况下能够将电池包平均温度控制在25℃左右, 在冬季充电的训练工况下能够将电池包平均温度控制在20℃左右, 电池模组之间的最大温差控制在1℃以内, 并且在控制动作上, 智能体控制的压缩机转速的调整更为平缓; 对比比例-积分-微分(PID)控制、开关控制, 夏季放电时最高节能32.1%, 充电时最高节能15.8%, 冬季放电时最高节能17.0%, 充电时最高节能26.3%。此外, 在环境条件变化时, 智能体能够及时调整控制动作, 将电池包的温度控制在目标温度附近。该研究利用TD3强化学习算法能够在多变的环境条件下平稳、精准地控制电池热管理系统, 证明了强化学习在电池热管理中的可行性与有效性。

关键词: 电池热管理; 电池热耦合模型; 强化学习; 制冷空调系统

中图分类号: TM912 **文献标志码:** AA

文章编号: 0253-987X(XXXX)XX-0001-20

Battery Thermal Management System Control Strategy Based on Deep Reinforcement Learning

XI Chunfu¹, ZHAO Dongpeng^{1,2}, HUANG Chi¹, ZOU Zihao^{3,4}, HUANG Kunjie^{3,4}, XIE Yi⁵

(1. China Automotive Engineering Research Institute Co., Ltd, Chongqing 401122, China;

2. School of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China;

3. Key Laboratory of Low-Grade Energy Utilization Technologies and Systems of Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

4. School of Energy and Power Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

5. School of Mechanical and Transportation Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

收稿日期: 2025-06-30。

Abstract: To address the challenges of insufficient temperature control accuracy and poor environmental adaptability in traditional control methods for electric vehicle battery thermal management systems, an intelligent control approach based on deep reinforcement learning is proposed. An environment is constructed by combining a battery electro-thermal coupling model with an air-conditioning system model, and the Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient (TD3) algorithm in reinforcement learning is applied for control strategy training. By incorporating dual critic networks and a delayed policy update mechanism, the algorithm effectively mitigates the overestimation issue commonly observed in conventional reinforcement learning methods. Training results demonstrate that, under summer charging conditions, the average battery pack temperature can be maintained at approximately 25 °C, while under winter charging conditions, it can be stabilized at around 20 °C, with the maximum temperature difference between modules controlled within 1 °C. Furthermore, the compressor speed adjustments executed by the agent are smoother. Compared with PID and ON/OFF control, the proposed method achieves up to 32.1% energy savings during summer discharging and 15.8% during summer charging, as well as up to 17.0% energy savings during winter discharging and 26.3% during winter charging. In addition, the agent adapts promptly to environmental variations, ensuring that the battery pack temperature remains close to the target. These findings demonstrate that the TD3-based reinforcement learning algorithm enables stable and precise control of battery thermal management systems under varying conditions, confirming the feasibility and effectiveness of reinforcement learning in this application.

Keywords: Battery thermal management; Battery thermoelectric coupling model; Reinforcement learning; Air conditioning modeling

工业革命引发了愈发严峻的生态环境难题以及能源供应紧张的危机^[1]。在近5年间,我国能源消费量呈现显著增长态势,增幅达19.8%^[2],二氧化碳排放总量高达114.78亿吨^[3]。行业碳排放结构中,交通运输业碳排放量在全行业碳排放量中的占比超过10%^[4]。同时,我国汽车保有量已攀升至3.36亿辆^[5],交通运输领域的碳排放量将进一步上升。在“双碳”目标的大背景下,电动汽车被视为能够破解能源安全难题与环境保护困境的能源革命^[6]。

我国新能源汽车销量在近几年的汽车市场中呈爆发式增长,但电动汽车的

续航里程不足的问题也成为限制新能源汽车进一步发展的阻碍^[7-9]。电池作为新能源汽车的唯一动力来源,其运行的高效性是电动汽车续航里程的决定性因素,安全性也是新能源汽车正常行驶的重要前提。温度对动力电池的安全、高效运行有重要影响,动力电池的最佳工作温度范围一般为20~50 °C^[10]。温度过高会导致电池热失控,引发燃烧、爆炸等安全问题^[11-12];温度过低会影响电池性能。

目前常用的汽车热管理系统控制策略可大致分为3类:基于规则的控制、基于优化的控制和基于学习的控制,各

自的代表控制算法为比例-积分-微分 (PID) 控制、模型预测控制 (MPC) 和智能算法控制^[13]。

Cheng^[14]等利用深度强化学习 (DRL) 对PCM冷却的电池热布置进行优化,与初始系统相比,电池最高温度降低了0.33℃,PCM平均温度降低了0.3℃;DRL优化的温度差与NSGA-II和MOPSO相比降低了1.3%。与NSGA-II相比,PCM的最高温度降低了0.2%,平均温度降低了0.3%。张蕾等^[15]对液冷动力电池系统进行控制策略优化,优化后的新策略在城市综合工况下单次工况节能8.45 kWh,达电池额定能量的10%。Cen等^[16]搭建了利用空调对电池进行温控的独立热管理系统,采用PID的控制方法,在不同的放电倍率下电池包的温度都能维持在24~27℃。Wei等^[17]利用MPC对电池进行温度控制,考虑到电池冷却能耗与车辆的能量回收之间关系对冷却系统进行调控,将电池温度维持在25~30℃,同时冷却能耗降低了39.5%。Haskara等人^[18]用Q-learning算法对空调设定温度进行优化调整,成功在维持PMV的同时,显著降低了空调系统的能耗。Joo等人^[19]采用基于SAC算法的双智能体架构,分别控制压缩机与膨胀阀,相较于传统的PID控制方法,在瞬态运行阶段,该方法可使能耗降低达53%。

综上所述,合理的电池热管理系统控制策略不仅能够应对复杂多变的行驶状况,同时还能合理分配能量,使热管

理系统的能耗降低。虽然基于规则和基于优化的控制在实际中广受应用,但 these 方法往往依赖专家经验或精确的数学模型,存在一定局限性,而基于学习的控制通过与环境交互自主学习和优化策略,适合应用于复杂、动态和不确定的问题。

因此本文针对液冷电池热管理系统,基于深度强化学习算法进行控制策略探究,并与基于规则的控制策略进行性能的对比验证。

1 电池热管理系统建模

1.1 电池热管理系统架构

本文选择典型的带有液冷的电池热管理系统 (BTMS) 进行建模,如图1(a)所示,所研究的系统包括两个热力回路,即制冷剂回路与冷却液回路。制冷剂采用R134a,冷却液采用乙二醇水溶液。图1(b)为电池包的布置图,电池包总共由24个3并4串的模组串联而成,模组编号分为Bat1~Bat24。

1.2 空调系统建模

(1) 压缩机建模

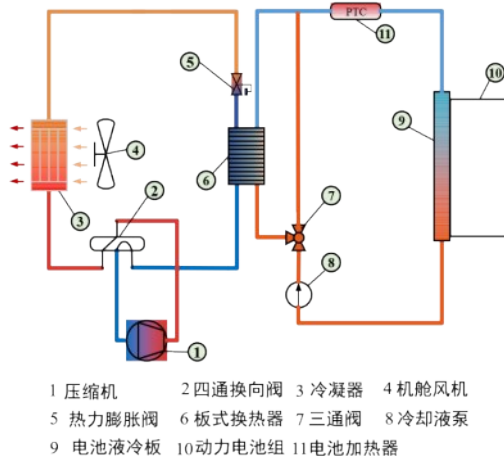
压缩机作为制冷系统的核心,承担着低温与高温、低压与高压转换的重要作用,其工作过程可以表示为

$$q_{m,comp} = N_{comp} V_d \rho_{ref} \eta_{vol} \quad (1)$$

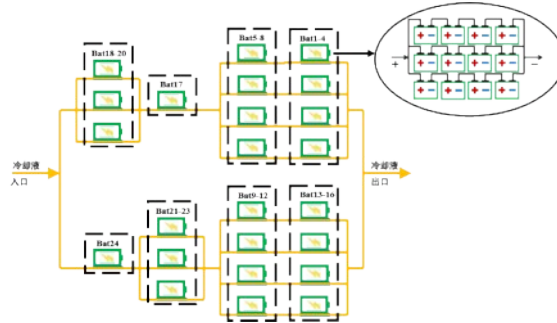
$$h_{oc} = \frac{h_{is} - h_{ic}}{\eta_{is}} + h_{ic} \quad (2)$$

式中: $q_{m,comp}$ 为制冷剂质量流量; N_{comp}

为压缩机转速； V_d 为压缩机排量； ρ_{ref} 为等熵压缩时压缩机出口制冷剂焓值； ρ_{vol} 为压缩机内制冷剂密度； η_{vol} 为容积效率； η_{is} 为等熵效率^[20]。
率； h_{oc} 、 h_{ic} 为压缩机进出口焓值； h_{is}



(a) BTMS架构



(b) 电池包结构布置图

图1 BTMS系统图

Fig. 1 BTMS system diagram

(2) 换热器建模

在制冷系统中蒸发器、冷凝器实现对外界的热量交换，采用 ε -NTU法模拟湿空气与制冷剂之间的换热^[21]。将制冷剂侧建立为管内流动， L 为制冷剂处于过冷液态的长度分数， M 段为制冷剂处于蒸发-液两相态的长度分数， V 为

制冷剂处于过热蒸汽态的长度分数，三者之和等于1。

根据在换热器的两相流体侧出现3个流体区，传热速率分3部分计算。区域内的传热量 Q 的计算式为

$$Q = \varepsilon(q_m, c_p)_{\min}(t_1 - t_2) \quad (3)$$

式中: $(q_m, c_p)_{\min}$ 为制冷剂与空气两种流体中热容量的较小者; t_1 为热流体进口温度; t_2 为冷流体进口温度; ε 为换热器传热有效度, 是传热的单元数 N_{TU} 的函数。 N_{TU} 的计算式为

$$N_{TU} = \frac{z}{(q_m, c_p)_{\min} R} \quad (4)$$

式中: z 为单个区域的长度分数; R 为空气与制冷剂之间总的热阻。 ε 的计算式为

$$\varepsilon = 1 - \exp \left\{ \frac{N_{TU}^{0.22}}{R} \left[\exp(-RN_{TU}^{0.78}) - 1 \right] \right\} \quad (5)$$

制冷剂与管壁的对流传热系数 h , 可用 Nu 计算

$$h = \frac{Nu}{D_H} \quad (6)$$

式中: D_H 为管道直径; Nu 为努塞尔数。对于过冷液体或过热蒸汽区的湍流, Nu 可以使用 Gnielinski 式^[22] 计算; 对于气液两相区的湍流, Nu 则用 Cavallini-Zecchin 式^[23] 计算。湿空气侧 Nu 数的计算时为

$$Nu = 0.404 L_q^{\frac{1}{3}} \left(\frac{Re + 1}{Re + 1000} \right)^{0.1} \quad (7)$$

$$L_q = 1.18 Pr \left[\frac{4l_T - D}{\pi l_L} \right] H_g(Re) \quad (8)$$

式中: D 为管外径; l_L 为湿空气流动方向上管中心距离; l_T 是垂直于湿空气流动方向上管中心距离; H_g 是哈根数。管道布置如图2所示。

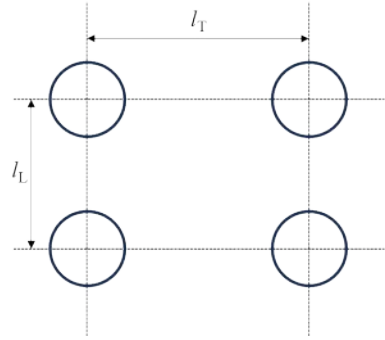


图2 管道布置

Fig. 2 Piping layout

(3) 膨胀阀建模

膨胀阀布置在冷凝器之后, 蒸发器之前。当制冷剂流经阀口时, 压力从冷凝器出口的高压下降到蒸发器入口的低压。另外, 由于流量的变化直接反映了压力变化的影响, 故其工作过程可表示为

$$q_{m,v} = C_v a_v \sqrt{\rho_v (p_c - p_e)} \quad (9)$$

式中: $q_{m,v}$ 为流过膨胀阀制冷剂的质量流量, C_v 为流量系数, a_v 为膨胀阀开度, ρ_v 为制冷剂密度, p_c 为冷凝压力, p_e 为蒸发压力。

1.3 电池热管理建模

动力电池作为电动汽车唯一的动力来源, 其温度过高会影响行车安全。构建锂电池热电耦合模型, 用于估计锂电池在充放电时产生的热量, 以计算其温度。本文所研究的锂电池基本参数如表1所示。

(1) 锂电池热电耦合模型

在锂电池的实际使用过程中, 锂电

池产生的热量由带有冷却液流动的液冷板释放, 因此锂电池温度的动态变化可

表达为

表1 锂电池参数

Table 1 Battery parameters

额定电压/V	正极材料	负极材料	截止电压/V	质量/kg	比热容/(J·kg ⁻¹ ·K ⁻¹)
3.65	镍钴锰	石墨	2.75~4.25	0.895	1 100

$$c_b m_b \frac{dT_{bat}}{dt} = \Phi_{bat} - \Phi_{cool} + \Phi_{air} \quad (10)$$

式中: T_{bat} 为锂电池温度; Φ_{bat} 为锂电池实时产热量; Φ_{cool} 为液冷板从锂电池带走的热量; Φ_{air} 为电池与空气之间的对流换热。 Φ_{air} 可表达为

$$\Phi_{air} = h_{air} A_{air} (T_{amb} - T_{bat}) \quad (11)$$

式中: h_{air} 为空气与动力电池的对流换热系数; A_{air} 为电池与空气接触面积; T_{amb} 为环境温度。

根据 Bernardi^[24] 的研究, 通常情况下极化热、副反应热相对较小, 一般可忽略不计。因此电池的产热可表示为

$$\Phi_{bat} = I_{bat}^2 R + I_{bat} T_{bat} \frac{dU_{OCV}}{dT_{bat}} \quad (12)$$

式中: I_{bat} 为通过电池的电流; U_{OCV} 为电池的开路电压; R 为电池的总内阻; $\frac{dU_{OCV}}{dT_{bat}}$ 为电池温熵系数, 与电池的荷电状态 (SOC) 有关。

研究表明^[25], 二阶电阻-电容 (RC) 模型虽支持多参数约束的 SOC 联合估算, 精准表征极化效应, 但参数辨识需大量实验且实时计算需优化算法, 而本研究重点关注电池产热机理及其速率变化, 主要影响因素为内阻及电

流。由于 Rint 模型适合低计算资源场景, 如嵌入式电池热管理系统 (BTMS) 实时控制, 故综合考虑计算复杂度和模型准确性, 本文选择使用 Rint 等效电路模型搭建电池电模型。Rint 等效电路模型由一个非线性电压源和电阻构成, 各模型参数计算式为^[26]

$$U_{bat} = U_{OCV} - I_{bat} R \quad (13)$$

$$R = f(I_{bat}, s, T_{bat}) \quad (14)$$

$$s = s_0 - \frac{\int_0^t I_{bat} dt}{C_{bat}} \quad (15)$$

式中: s 为电池的 SOC, s_0 为电池初始荷电状态; U_{bat} 为电池包开路电压, C_{bat} 为电池的容量。

(2) 电池液冷板建模

动力电池所产生的热量通过与动力电池直接接触的液冷板带走, 为简化模型, 传热过程等效为电池与冷却液之间的对流换热 Φ_{cool} 可表达为

$$\Phi_{cool} = \frac{0.023 Re^{0.8} Pr^{0.4} \lambda}{D_p} A (T_{bat} - T_f) \quad (16)$$

式中: T_f 为冷却液温度, A 为传热面积, Re 为冷却液雷诺数, Pr 为冷却液普朗特数, λ 为冷却液导热系数, D_p 为

特征尺寸。

(3) 冷却液泵建模

在电池冷却回路中，冷却液被冷却液泵从水箱泵入板式换热器（Chiller）中冷却后送入液冷板与电池换热。本研究采用可调转速的电子冷却液泵，其功率计算式为

$$P_{\text{pump}} = \frac{1}{\eta_p} \cdot \frac{\Delta p_{\text{pump}} q_{m,f}}{\rho_f} \quad (17)$$

式中： η_p 为泵的电机效率， $q_{m,f}$ 为冷却液质量流量， ρ_f 为冷却液密度， Δp_{pump} 为泵两端压降，用质量流量的函数 $\Delta p_{\text{pump}} = f(q_{m,f})$ 表示。

1.4 动力系统建模

当电动汽车正常行驶时，驱动电机帮助汽车克服行驶阻力，行驶阻力包括电动汽车轮胎滚动阻力 F_r 、坡度阻力 F_i 、加速阻力 F_j 、空气阻力 F_w ，电动汽车所受牵引力 F_t 即为各部分阻力之和

$$F_t = F_r + F_i + F_j + F_w \quad (18)$$

在不考虑其他用电设备的情况下，动力电池输出功率可表示为

$$P_{\text{bat}} = (P_t + P_{\text{TMS}}) / \eta_{\text{trans}} \quad (19)$$

式中： P_t 为电动汽车牵引功率； P_{TMS} 为电动汽车热管理功率，包括压缩机、冷却风扇、水泵和鼓风机功率； η_{trans} 为传动系统机械效率。电池包放电电流可表示为：

$$I_{\text{bat}} = \frac{P_{\text{bat}}}{U_{\text{bat}}} \quad (20)$$

2 模型标定

2.1 冷凝器/蒸发器标定

采用响应优化器对换热器进行标定，响应优化器是MATLAB中的优化工具，可用于调整换热器设计的关键参数，如流通面积、管长、管径等，以达到特定的目标。基于Simscape构建虚拟标定平台，给定实验工况下的空气侧出入口参数、制冷剂侧出入口参数对冷凝器和蒸发器进行标定，具体参数如表2和表3所示。

表2 冷凝器实验参数

Table 2 Condenser experimental parameters

入口/出口	实验工况
空气侧入口	进风温度35℃，相对湿度40%，风速分别为1.2、2.5、3.5、4.5、6 m·s ⁻¹ 。
空气侧出口	出风温度分别为55.8、52.7、50.5、48.8、46.8℃。
制冷剂入口	冷凝压力1.7423 MPa，比焓458.9 kJ·kg ⁻¹ ，质量流量为0.0429、0.0732、0.0885、0.0998、0.113 kg·s ⁻¹ 。
制冷剂出口	压降分别为0.061、0.158、0.223、0.269、0.325 MPa，过冷度为4.2℃。

冷凝器标定结果如图3所示，表2的5种实验工况下换热量误差分别为1.83%，平均误差为1.30%；流阻误差分别为4.91%、8.23%、4.03%、0.07%、5.85%，平均误差为4.62%。

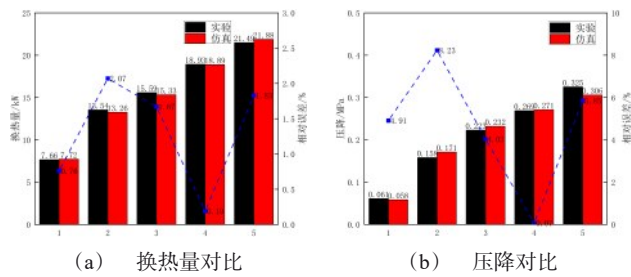


图3 冷凝器仿真/实验误差分析

Fig.3 Condenser simulation/experimental error analysis

表3 蒸发器实验参数

Table 3 Evaporator experimental parameters

入口/出口	实验工况
空气侧入口	进风温度27℃，相对湿度50%，体积流量分别为300、400、500 m ³ ·h ⁻¹ 。
空气侧出口	出风温度分别为5.4、6.4、7.4℃。
制冷剂侧入口	蒸发压力0.296 MPa，比焓274.85 kJ·kg ⁻¹ ，质量流量分别为100.1、126.9、149.6 kg·h ⁻¹ 。
制冷剂侧出口	压降为0.031、0.045、0.06 MPa，过热度为5℃。

蒸发器标定结果如图4所示，表3的3种实验工况下换热量误差分别为2.81%；流阻误差分别为12.9%、4.44%、3.33%，平均误差为6.89%。

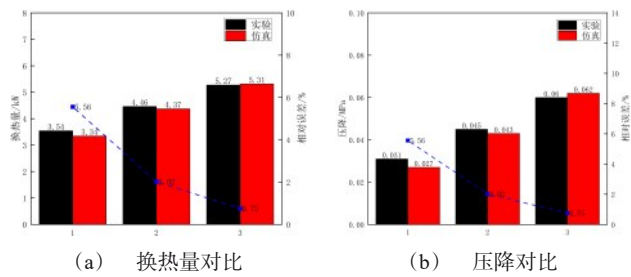


图4 蒸发器仿真/实验误差分析

Fig.4 Evaporator simulation/experimental error analysis

2.2 Chiller标定

同冷凝器与蒸发器标定类似，给出

试验工况下冷却液侧出入口参数及制冷剂侧出入口参数如表4所示。

表4 Chiller 实验参数
Table 4 Chiller experimental parameters

入口/出口	实验工况
冷却液侧入口	进液温度 25 °C，质量流量分别为 0.1478、0.1785、0.2142、0.2678 kg·s ⁻¹ 。
冷却液侧出口	出液温度分别为 21.6、21.5、21.8、22.2 °C。
制冷剂入口	入口比焓为 271.6 kJ·kg ⁻¹ ，质量流量分别为 56.4、71.6、78.3、86.4 kg·h ⁻¹ 。
制冷剂侧出口	出口压力 0.4013 MPa，压降分别为 0.009、0.012、0.013、0.015 MPa。

Chiller 标定结果如图 5 所示，表 4 的 4 种实验工况下换热量误差分别为 5.39%、4.63%、4.21%、3.49%，平均

误差为 4.43%；流阻误差分别为 14.57%、5.25%、2.15%、5%，平均误差为 6.74%。

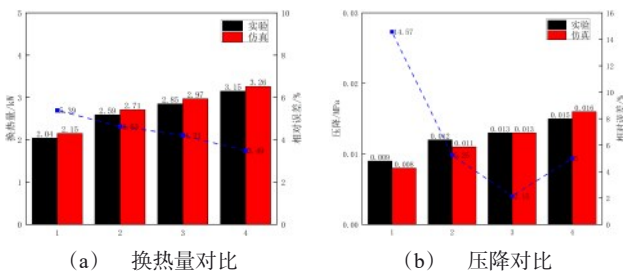


图5 Chiller 仿真/实验误差分析
Fig.5 Chiller simulation/experimental error analysis

3 电池热管理系统控制策略设计

本研究采用智能控制算法来获取 BTMS 的控制策略。由于 BTMS 控制动作的连续性，因此采用 TD3 算法来构建智能体。BTMS 的环境参数设置如下：

状态空间：选取电池包平均温度、

电池包平均温度变化率、电池包入口冷却液温度和电池包出口冷却液温度作为状态空间。

动作空间：选取压缩机转速以及加热器功率作为动作空间。冷却液泵功率较小，因此采用常值控制，冷却液泵流量选取为 20 L·min⁻¹。

奖励函数为

$$r(t) = \begin{cases} \alpha |T_{\text{bat_aver}}(t) - T_{\text{target}}|, & |T_{\text{bat_aver}}(t) - T_{\text{target}}| \geq 0.5 \\ 10, & |T_{\text{bat_aver}}(t) - T_{\text{target}}| < 0.5 \end{cases} \quad (21)$$

式中： α 为权重系数， $T_{\text{bat_aver}}$ 为电池模组平均温度， T_{target} 为电池的目标温度， t 为时间。

TD3算法的关键超参数设置如下：

网络结构：Actor网络为4层前馈结构（128×128节点），输入为系统状态，输出层通过双曲正切和线性缩放层生成标准化动作指令。Critic网络采用双流融合架构：状态和动作分别经独立全连接层处理，通过特征相加实现交互融合，最终输出Q值估计。为克服价值高估问题，并行部署两组结构相同但参数独立的Critic网络。所有隐藏层均使用ReLU激活函数，网络权重采用Xavier初始化。

学习率：Critic网络学习率设置为

1×10^{-3} ，Actor网络学习率设置为 1×10^{-4} ，确保价值函数快速收敛的同时维持策略更新的稳定性。

探索噪声：动作空间添加高斯噪声，标准差为0.1，衰减率设为 2×10^{-4} ，以平衡训练初期的探索与后期的策略优化。

目标噪声：目标策略平滑噪声标准差初始值为0.2，衰减率为 1×10^{-4} ，抑制Q值过高估计。

图6为BTMS的训练及测试工况。训练工况采用多段恒流充电工况^[27]；测试工况采用2个中国轻型汽车测试循环（CLTC）叠加工况，用于测试控制策略的适用性。

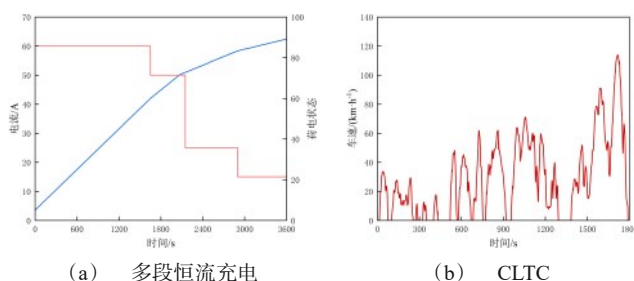


图6 BTMS的训练及测试工况

Fig. 6 Training and testing conditions of BTMS

为了明确采用TD3构建的智能体的控制效果，将其与传统的控制策略进行对比，本节设计了BTMS系统的ON/OFF（开关控制）控制策略和PID控制策略。

ON/OFF控制的控制原理是当被控量与设定值之间的偏差超出预定的阈值时，系统控制器改变被控对象的状态使其运行到特定状态，本节ON/OFF控制的设计如下：

夏季控制量为压缩机转速,温控范围为24~26℃,当电池温度高于上阈值26℃时,启动压缩机;当电池温度低于下阈值24℃时,关闭压缩机。冬季控制量为压缩机转速和加热器功率,温控范围为19~21℃,当电池温度低于下阈值19℃时,启动压缩机和加热器;当电池温度高于上阈值21℃时,关闭压缩机和加热器,具体控制逻辑如式为

$$N_{\text{comp, summer}} = \begin{cases} 6000, T > T_{\text{high}} \\ N_{\text{unchanged}}, T_{\text{low}} \leq T \leq T_{\text{high}} \\ 0, T < T_{\text{low}} \end{cases} \quad (22)$$

$$N_{\text{comp, winter}} = \begin{cases} 6000, T < T_{\text{low}} \\ N_{\text{unchanged}}, T_{\text{low}} \leq T \leq T_{\text{high}} \\ 0, T > T_{\text{high}} \end{cases} \quad (23)$$

式中: $N_{\text{comp, summer}}$ 和 $N_{\text{comp, winter}}$ 分别为夏季和冬季压缩机转速, $N_{\text{unchanged}}$ 为保持上一个动作状态; T 为电池温度, T_{high} 为温控范围的上阈值,夏季为26℃,冬季为21℃; T_{low} 为温控范围的下阈值,夏季为24℃,冬季为19℃。

PID控制通过对被控量和设定值之间的偏差进行比例、积分和微分操作来实现不同的控制效果。对比BTMS而言, PID的参数调优过程如下:

比例系数 K_p : 根据电池温度与设定值的偏差大小来调整压缩机转速和加热器功率,偏差越大,调节幅度越大。积分系数 K_i : 通过对偏差进行积分,累计长时间内的温度偏差值并调整控制量,消除系统稳态误差,确保电池温度稳定。微分系数 K_d : 对偏差的导数进行处理,根据温度变化率来调整控制

量,主要用于预测未来温度的变化,减少或消除超调。

3.1 夏季电池热管理策略仿真结果

图7为环境温度为35℃时3种策略下的电池包温控过程。图7(a)为电池包平均温度,可以看出3种控制策略均能在1250s将电池包平均温度降到26℃以下。其中,TD3整个充电过程中电池包模组之间最大温差最小,发生在1405s,此时模组温度 $T_{\text{bat5-8}}$ 最高,为25.44℃,模组温度 T_{bat24} 最低,为24.88℃,最大温差仅为0.56℃。PID模组最大温差为0.58℃,发生在1602s,此时最高模组温度 $T_{\text{bat5-8}}$ 为24.57℃,最低模组温度 T_{bat24} 为23.99℃。而ON/OFF最大温差发生在1550s,最高模组温度 $T_{\text{bat5-8}}$ 为24.71℃,最低模组温度 T_{bat24} 为24.13℃,最大温差为0.58℃,与PID相等。TD3策略下的电池包温度均匀性相对PID与ON/OFF更好。

图8为归一化的压缩机转速曲线和能耗曲线,当降温完成时,TD3策略的压缩机转速最先下降,并根据电流大小不断调整压缩机转速, PID策略的压缩机转速也随着电流变化而不断调整,但波动幅度大于TD3。整个充电过程ON/OFF、PID和TD3-TL的压缩机能耗分别为1.20、1.06、1.01 kWh,相比于ON/OFF和PID策略,TD3策略的压缩机能耗分别减少了15.8%和4.7%。

图9展示了各种策略在电池包放电

情况下温度过程,测试工况为2个CLTC叠加工况。可以看出在放电的情况下,3种控制策略均能在1200 s内将电池包的平均温度降至26 °C,并且整个过程中并未超出控制区间。在2300 s之前,PID与TD3控制下的电池包平均温度近似一致,之后PID温度略微超调从而低于TD3温度。ON/OFF控制由

于不断启停压缩机,导致温度曲线波动较大。TD3依旧能够实现良好的电池包温度控制,模组间最大温差相对较小,其模组最大温差出现在1152 s,此时模组温度 $T_{\text{bat}5-8}$ 最高,为25.85 °C,模组温度 $T_{\text{bat}24}$ 最低,为25.44 °C,最大温差仅为0.41 °C。

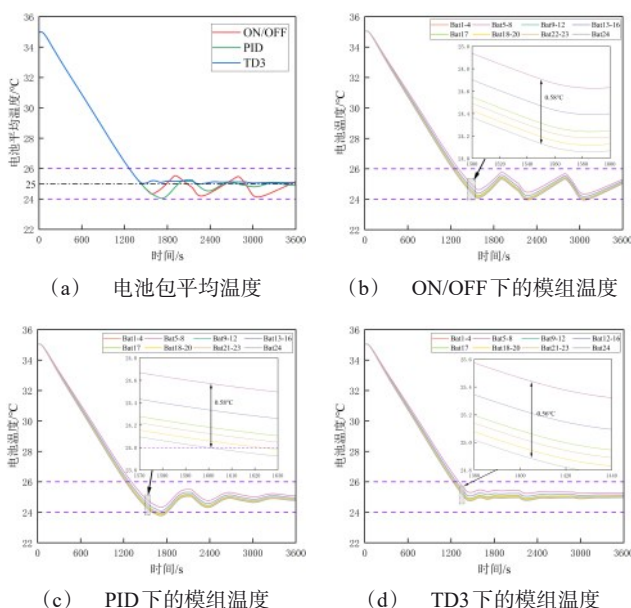


图7 充电工况下电池包温控过程

Fig. 7 Temperature control process of battery pack under charging conditions

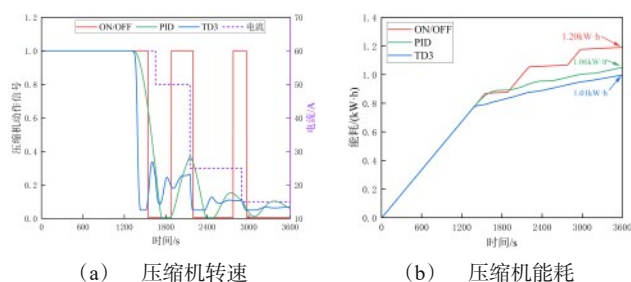


图8 充电工况下压缩机转速及能耗

Fig. 8 Compressor speed and energy consumption under charging conditions

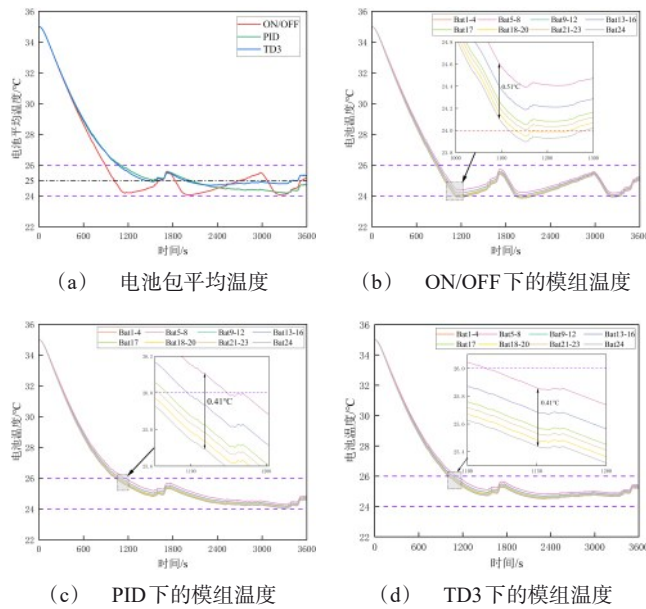


图9 放电工况下电池包温控过程

Fig. 9 Temperature control process of battery pack under discharge conditions

图10给出了测试工况下压缩机转速变化和能耗曲线图,从图中可以看出TD3控制下的压缩机转速下降更快且更低,这体现了策略对于节能的考虑,且由于电流的变化导致电池发热量变化,

TD3策略能够根据这些变化特征相应的调整压缩机转速。在能耗方面,3种控制策略的压缩机能耗分别为0.81、0.59、0.55 kWh,TD3相较于ON/OFF和PID分别节能了32.1%和6.8%。

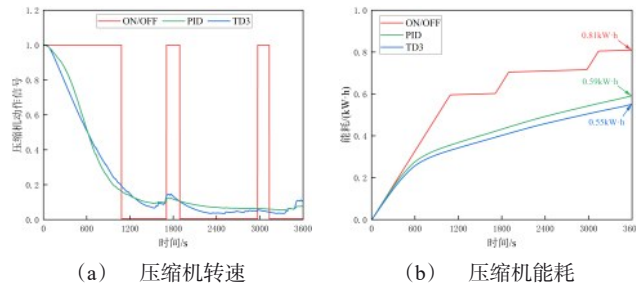


图10 放电工况下压缩机转速及能耗

Fig. 10 Compressor speed and energy consumption under discharge conditions

3.2 冬季电池热管理策略仿真结果

3.1 节的研究中, 水泵转速固定为 $20 \text{ L} \cdot \text{min}^{-1}$ 时, 3 种策略下电池模组间的最大温差不超过 1°C , 因此不再关注电池模组间的温差。图 11 为冬季电池充电时 3 种策略控制下的电池包平均温度, 电池包平均温度在 550 s 左右上升到 20°C 附近。其中, 温度都出现了略微超调, 但 TD3 策略的温度超调量较小, 电池包平均温度仍低于 21°C ; ON/OFF 策略和 PID 策略的电池包平均温度最高达到了 21.5°C , 并且随后 ON/OFF 和 PID 的温度曲线均围绕 20°C 出现了波动。另外, TD3 的温度略有下降, 但仍高于下阈值温度, 这是由于多端恒流充电策略在随后降低了电流, 电池发热量下降, 电池温度也随之下降。

图 12 展示了 3 种控制策略下的归一

化压缩机转速和加热器功率。由图可知, 3 种控制策略在电池包平均温度达到 20°C 时几乎同时降低了压缩机转速。同样考虑到能耗因素, TD3 提前关闭了加热器, 单独用热泵系统维持电池包的温度, 并且随着电流下降电池包发热量减少, TD3 也随之提高压缩机转速来加热电池。

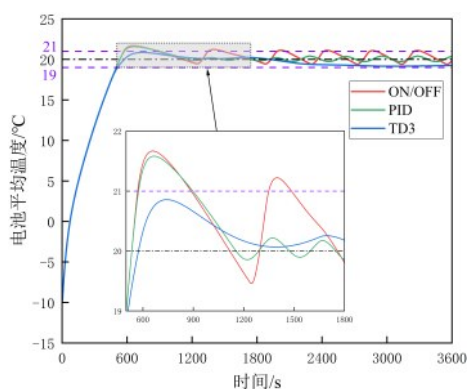


图 11 充电工况下电池包平均温度
Fig. 11 Average temperature of battery pack under charging conditions

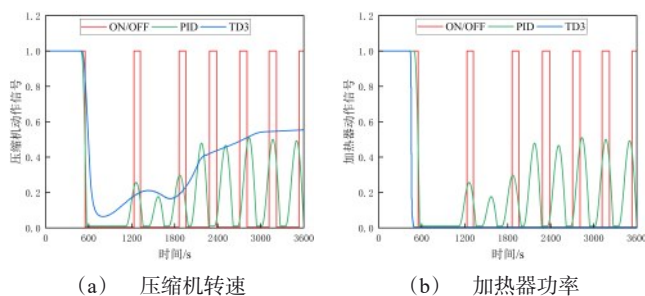


图 12 充电工况下压缩机转速及加热器功率

Fig. 12 Compressor speed and heater power under charging conditions

3 种控制策略的系统能耗情况如图 13 所示。ON/OFF、PID 和 TD3 在冬季充电工况下的系统总能耗分别为 1.90 、

1.69 、 1.40 kWh ; 压缩机能耗分别为 0.63 、 0.56 、 0.89 kWh ; 加热器能耗分别为 1.27 、 1.13 、 0.51 kWh 。相比于

ON/OFF 和 PID 策略, TD3 策略的系统能耗降低了 26.3% 和 17.2%。

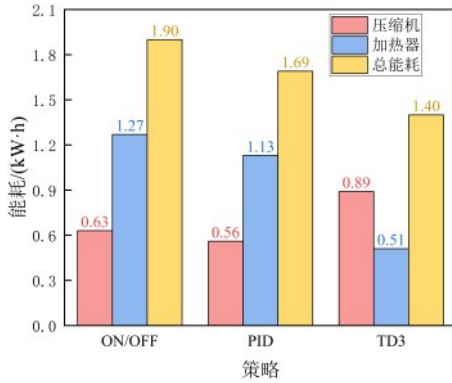


图 13 充电工况下系统能耗

Fig. 13 System energy consumption under charging conditions

图 14 展示了 3 种策略下的电池包平均温度曲线。由图可知, 3 种控制策略均能够在 800 s 内将电池包平均温度升高到 20 °C, 随后将温度维持在 20 °C 附近。其中, ON/OFF 策略和 PID 策略的温度曲线都出现了超调和波动, 3 条温度曲线均在 1 790 s 左右和 3 590 s 左右突然上升, 这是由于车速在这些时刻急速上升导致电流增大, 电池包发热量增多, 3 种策略在这些时刻都将压缩机转速和加热器功率降低来尽量避免温升 (图 15 (a)、(b))。

图 15 为 3 种策略下的归一化压缩机转速和加热器功率。由图可知, 当电池包平均温度上升到 19 °C 时, 3 种策略都降低压缩机转速和加热器功率以避免温升过快和节省能耗, 其中 TD3 在电池包温度达到目标温度后提前关闭加热器, 采用热泵来维持电池包的温度。

ON/OFF 和 PID 则是同时采用热泵和加热器来维持温度, 因此 TD3 策略的能耗相较更低。

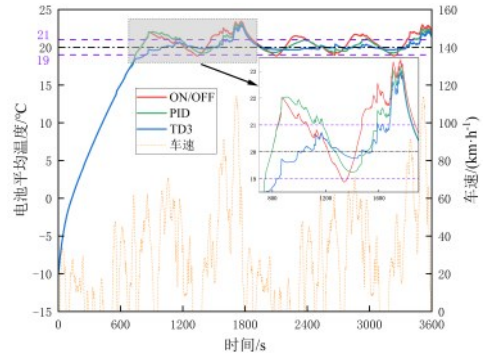


图 14 放电工况下电池包平均温度

Fig. 14 Average temperature of battery pack under discharge conditions

3 种控制策略的具体能耗如图 16 所示。ON/OFF、PID 和 TD3 在冬季放电工况下的总能耗分别为 2.41、2.31、2.00 kWh; 压缩机能耗分别为 0.8、0.75、1.25 kWh; 加热器能耗分别为 1.61、1.55、0.75 kWh。TD3 能够很好的平衡压缩机与加热器的能耗, 采用合理的方式来加热电池包, 以达到节能效果, 相比于 ON/OFF 和 PID 策略, TD3 策略的能耗分别下降了 17.0% 和 13.4%。

3.3 策略环境适应性

为了验证所得到的控制策略的适应性, 分别选取夏季充电工况和冬季放电工况作为测试工况。充电工况下电流较大, 短时间内电池包发热量大从而导致电池包温度会迅速上升, 特别在夏季情

况下, 因此对夏季充电工况下的电池包热管理系统更为严格。在冬季情况下, 充电时电池发热量大, 电池能够借助自身发热量提高温度, 而在放电工况下电

流较小, 对外界热源需求更多, 因此对冬季放电工况下的电池包热管理系统要求更为严格。

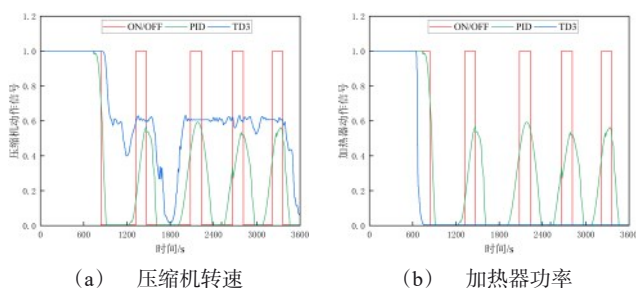


图 15 放电工况下压缩机转速及加热器功率

Fig. 15 Compressor speed and heater power under discharge conditions

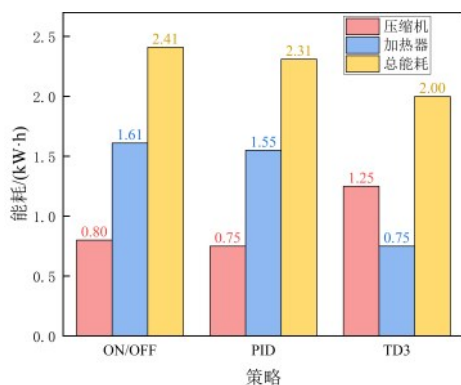


图 16 放电工况下系统能耗

Fig. 16 Energy consumption of the system under discharge conditions

图 17 给出了 5 种环境温度下充电时电池包温控表现。由图 17 (a) 可知, 在不同环境温度下, 充电策略都能很好的将电池包平均温度降至 25 °C。环境温度越高时降温时间越长, 最长降温时间为环境温度 45 °C 时, 耗时 2 592 s; 最短降温时间为环境温度 30 °C 时, 耗

时 709 s。在环境温度 45、40、35 °C 下电池包的平均温度被严格控制到 25 °C 附近。在时间 2 100s 左右时, 环境温度 30 °C 和 25 °C 下的电池包平均温度不断下降, 但并未低于 24 °C, 这是由于在训练时智能体会进行不同的动作探索, 为了保证电池的安全, 压缩机转速被设置为不低于 0.05%。由图 17 (b) 可知, 在 2 200 s 附近环境温度 25 °C 和 30 °C 下的压缩机转速被设置为了最小值 0.05%。在不同环境温度下, 策略会根据环境温度以及电流情况动态调整压缩机转速。

采用 5 种不同路况来模拟不同的电池放电电流, 5 种路况分别为: CLTC、联邦测试程序-75(FTP-75)、新欧洲驾驶循环(NEDC)、城市工况燃油经济性驾驶循环(UDDS)和全球统一轻型车辆测试循环(WLTC)。图 18 为不同路况下

的电池包温控表现。分析图 18 (a) 可知,不同放电电流下所得到的放电策略都能够将电池包平均温度在 1 000 s 内从 -10°C 升高到 20°C 附近,即便由于车速在某些时刻急剧上升导致电流突然增大从而导致电池包平均温度曲线出现了很多不同的凸起,但随后也迅速下降至 $19^{\circ}\text{C}\sim 21^{\circ}\text{C}$ 的温度范围内,整个过程中电池包最大平均温度为 23.0°C ,最低温度为 19.7°C 。总的来说电池包平均温度并未因车况或电流的不同而出现异常。图 18 (b) 比较了不同路况下

的电池包热管理系统能耗,5 种路况下电池包热管理系统的能耗分别为 2.00、1.97、2.03、2.00、1.81 kWh; 压缩机能耗分别为 1.25、1.28、1.29、1.31 kWh 和 1.08 kWh; 加热器能耗分别为 0.75、0.69、0.74、0.69、0.73 kWh。5 种路况下无论是系统整体能耗或是压缩机和加热器能耗都近似相等,虽然因具体路况的不同存在些许的差异,但对于训练工况 (CLTC) 的能耗波动不超过 0.2 kWh。

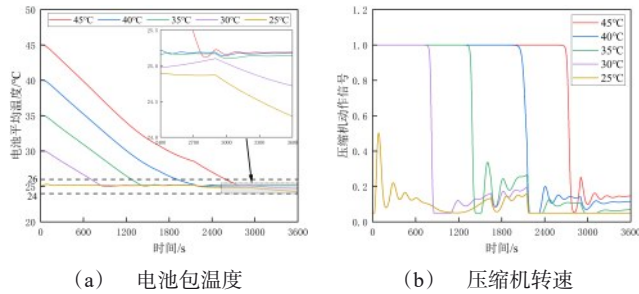


图 17 不同环境温度下电池包温控表现

Fig. 17 Temperature control performance of battery pack under different environmental temperatures

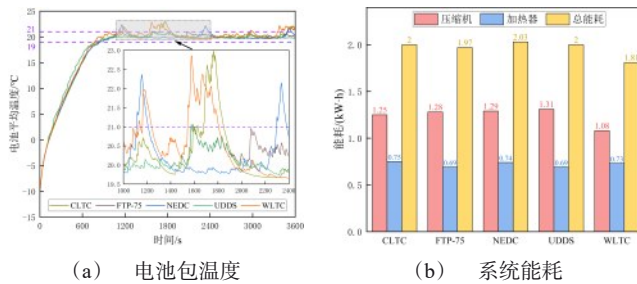


图 18 不同路况下电池包温控表现

Fig. 18 Temperature control performance of battery pack under different road conditions

4 结论

本文针对采用液冷电动汽车热管理系统进行了建模,并设计了一种基于智能控制算法的电池热管理系统控制策略。

结果显示,TD3控制策略在多种充电和放电工况下都能有效控制电池包的温度。与PID和ON/OFF相比,TD3在温度均匀性和能耗方面都体现出了优势。在夏季时,充电情况下TD3控制下的压缩机能耗相比于ON/OFF和PID节约了15.8%和4.7%,放电情况下节能了32.1%和6.8%;在冬季时,充电情况下TD3控制下的压缩机能耗最大节约了26.3%和17.2%,放电情况下最大节能了17.0%和13.4%。在工况改变时,TD3策略仍能够展现出优秀的控制效果,具有良好的环境适应性。但TD3算法在实车嵌入式系统中的计算资源需求较高,目前的车技芯片无法提供,特别是在实时自动驾驶场景下。可以用Jetson的GPU能力显著提升TD3的计算效率,使实时决策成为可能。且本文设计的奖励函数主要侧重于温度的精准跟踪,未能显式纳入能耗指标,导致训练出的智能体在能效优化方面存在局限。未来研究拟引入加权多目标奖励函数,通过权重系数协调“温控精度”与“能耗”的动态权衡,在允许温度波动范围内显著降低系统总能耗,从而提升综合节能效果。

参考文献

- [1] 潘家华,董秀成,崔洪建等.欧洲能源危机及其影响分析[J].国际经济评论,2023,(01):9-37+4.
PAN J H, DONG X C, CUI H J, et al. Analysis of European Energy Crisis and Its Impact[J]. International Economic Review, 2023, (01): 9-37+4.
- [2] 樊大磊,王宗礼,王戎嫣等.2024年国内外油气资源形势分析及展望[J].中国矿业,2025,34,(1):46-54.
FAN D L, WANG Z L, WANG Y Y, et al. Analysis of oil and gas resources situation at home and abroad in 2024 and outlook [J]. China Mining Magazine, 2025, 34, (1): 46-54.
- [3] HUANG A S, ZHANG L, CHENG, W X, et al. CO₂ emissions associated with China's real estate development: 2000-2020[J]. JOURNAL OF ENVIRONMENTAL SCIENCES, 2025, 156, 495-505.
- [4] 李晓易,谭晓雨,吴睿等.交通运输领域碳达峰、碳中和路径研究[J].中国工程科学,2021,23(06):15-21.
LI X Y, TAN X Y, WU R, et al. Paths for Carbon Peak and Carbon Neutrality in Transport Sector in China[J]. Strategic Study of CAE, 2021, 23(06): 15-21.
- [5] 乔英俊,赵世佳,伍晨波等.“双碳”目标下我国汽车产业低碳发展战略研究[J].中国软科学,2022,(06):31-40.
QIAO Y J, ZHAO S J, WU C B, et al. Research on Low-Carbon Development Strategy of China's Automotive Industry with the “Carbon-Peak and Carbon-Neutrality” Goal[J]. China Soft Science, 2022, (06): 31-40.
- [6] 欧阳明高.能源革命与新能源智能汽车

- [J]. 中国工业和信息化, 2019, (11): 21-24.
- OUYANG M G. Energy Revolution and New Energy Intelligent Vehicles[J]. China Industry & Information Technology, 2019, (11): 21-24.
- [7] 孙叶, 刘锴. 里程焦虑对纯电动汽车使用意愿的影响[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2017, 41, (1): 87-91.
- SUN Y, LIU K. Impact of Mileage Anxiety on Intention to Use Pure Electric Vehicle[J]. Journal of Wuhan University of Technology(Transportation Science & Engineering), 2017, 41, (1): 87-91.
- [8] 于旭东, 徐爽, 李科迪. 低温环境对纯电动汽车续驶里程的影响因素研究[J]. 汽车电器, 2023, (2): 1-3, 6.
- YU X D, XU S, LI K D. Study on Factors of Low-temperature Driving Range of Pure Electric Vehicle[J]. Auto Electric Parts, 2023, (2): 1-3, 6.
- [9] ZHANG Z Q, LIU C C, CHEN X N, et al. Annual energy consumption of electric vehicle air conditioning in China[J]. APPLIED THERMAL ENGINEERING, 2017, 125, 567-574.
- [10] 李哲, 韩雪冰, 卢兰光等. 动力型磷酸铁锂电池的温度特性[J]. 机械工程学报, 2011, 47, (18): 115-120.
- LI Z, HAN X B, LU L G, et al. Temperature Characteristics of Power LiFePO₄ Batteries[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47, (18): 115-120.
- [11] LU L G, HAN X B, LI J Q, et al. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles[J]. JOURNAL OF POWER SOURCES, 2013, 226, 272-288.
- [12] FENG X N, OUYANG M G, LIU X, et al. Thermal runaway mechanism of lithium-ion battery for electric vehicles: A review [J]. ENERGY STORAGE MATERIALS, 2018, 10, 246-267.
- [13] 王从飞, 曹锋, 李明佳等. 碳中和背景下新能源汽车热管理系统研究现状及发展趋势[J]. 科学通报, 2021, 66, (32): 4112-4128.
- WANG C F, CAO F, LI M J, et al. Research status and future development of thermal management system for new energy vehicles under the background of carbon neutrality[J]. Chinese Science Bulletin, 2021, 66, (32): 4112-4128.
- [14] CHENG H Y, JUNG S H, KIM Y B. Battery thermal management system optimization using Deep reinforced learning algorithm[J]. Applied Thermal Engineering, 2023, 121759-.
- [15] 张蕾, 杨洋, 马菁等. 液冷动力电池系统热管理控制策略优化探究[J]. 电源学报, 2022.
- ZHANG L, YANG Y, MA Q, et al. Optimization of Thermal Management Control Strategy for Liquid Cooled Power Battery System[J]. Journal of Power Supply, 2022.
- [16] CEN J W, JIANG F M. Li-ion power battery temperature control by a battery thermal management and vehicle cabin air conditioning integrated system[J]. Energy for Sustainable Development, 2020, 57: 141-148.
- [17] WEI C, HOFMAN T, CAARLS E, et al. Zone Model Predictive Control for Battery Thermal Management including Battery Aging and Brake Energy Recovery in Electrified Powertrains[C]. 9th IFAC International Symposium on Advances in Automotive Control (AAC), 2019: 303-308.
- [18] HASKARA I, Hegde B, CHANG C. Rein-

- forcement learning based EV energy management for integrated traction and cabin thermal management considering battery aging[J]. IFAC-Papers Online, 2022, 55, (24): 348-353.
- [19] JOO S, LEE D, KIM M, et al. Multi-Agent Reinforcement Learning Based Actuator Control for EV HVAC Systems[J]. IEEE ACCESS, 2023, 11, 7574-7587.
- [20] XIE Y, LIU Z M, LI K N, et al. An improved intelligent model predictive controller for cooling system of electric vehicle [J]. Applied Thermal Engineering, 2021, 182: 116084.
- [21] KLOTE J, IM L, SCHICK J, et al. American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers Inc; proceedings of the ASHRAE Transactions: Symposia, F, 1995 [C].
- [22] GNIELINSKI V. New equations for heat and mass transfer in turbulent pipe and channel flow [J]. International chemical engineering, 1976, 16(2): 359-67.
- [23] CAVALLINI A, ZECCHIN R. A dimensionless correlation for heat transfer in forced convection condensation; proceedings of the International Heat Transfer Conference Digital Library, F, 1974 [C]. Begel House Inc.
- [24] BERNARDI D, PAWLIKOWSKI E, NEWMAN J. A general energy balance for battery systems [J]. 1984
- [25] 封居强, 司玉文, 伍龙等. 基于动态综合型等效电路模型的动力电池特性分析[J]. 储能科学与技术, 2020, 9, (3): 986-992.
- FENG J Q, SI Y W, WU L, et al. Analysis of dynamic battery characteristics based on dynamic synthesis equivalent circuit model[J]. Energy Storage Science and Technology, 2020, 9, (3): 986-992.
- [26] JOHNSON V. Battery performance models in ADVISOR [J]. Journal of power sources, 2002, 110(2): 321-9.
- [27] 杨鹏. 基于模型预测控制的电动汽车整车热管理控制策略研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2022.
- YANG P. Research on Thermal Management Control Strategy for Electric Vehicle Based on Model Predictive Control [D]. Chongqing: Chongqing University, 2022.