

半独立路权下考虑锂电池 SoC 预测的 有轨电车自适应能量管理策略

高峰阳¹, 高智山¹, 杨雨泽², 强雅昕¹, 徐昊¹, 史志龙¹, 张浩然³

(1. 兰州交通大学自动化与电气工程学院, 兰州 730070; 2. 中车唐山机车车辆有限公司, 河北唐山 063035;
3. 铁科院(深圳)研究设计院有限公司, 广东深圳 518000)

摘要:为改善传统等效氢耗最小化策略(ECMS)工况适应性差的缺陷,同时进一步提升混合储能系统燃料经济性,提出了一种考虑锂电池荷电状态(SoC)预测的自适应能量管理策略。首先,以国内有轨电车线路及行驶数据为基础,利用马尔科夫链构建半独立路权下有轨电车典型行驶工况。其次,通过自适应卡尔曼滤波法预测锂电池 SoC,优化锂电池充、放电过程,增强锂电池可靠性,并以混合储能系统等效能耗最小为优化目标,同时结合粒子群算法优化传统 ECMS 等效因子,实现负载功率在燃料电池和锂电池间的合理有效分配。最后,在所构建半独立路权下有轨电车典型工况中进行对比分析。结果表明:在所构建典型工况中,本文策略相较于固定阈值策略氢气消耗降低 0.63 kg,燃料电池峰值电流降低 57.2 A;相较于状态机策略氢气消耗降低 1.21 kg,燃料电池峰值电流降低 24.6 A,且母线电压及锂电池 SoC 波动范围均有所改善。

关键词:混合储能系统;工况构建;能量管理;半独立路权

中图分类号:U482.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2025)04-1176-12

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230762

Adaptive energy management strategy for trams considering lithium battery SoC prediction under semi-independent right-of-way

GAO Feng-yang¹, GAO Zhi-shan¹, YANG Yu-ze², QIANG Ya-xin¹, XU Hao¹,
SHI Zhi-long¹, ZHANG Hao-ran³

(1. Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. CRRC Tangshan Co., Ltd., Tangshan 063035, China; 3. China Academy of Railway Sciences (Shenzhen) Research and Design Institute Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: In order to improve the poor adaptability of the traditional equivalent consumption minimization strategy (ECMS), and to further enhance the fuel economy of hybrid energy storage systems, an adaptive energy management strategy considering the prediction of the state of charge (SoC) of Li-ion battery is proposed. Firstly, based on the domestic tram lines and traveling data, a Markov chain is used to construct

收稿日期:2023-07-20.

基金项目:中车“十四五”科技重大专项计划项目(2021CXZ021);甘肃省教育厅优秀研究生“创新之星”项目(2023CXZX-616);中国铁道科学研究院集团有限公司院基金项目(2022YJ295).

作者简介:高峰阳(1970-),男,教授.研究方向:混合储能系统能量管理. E-mail: ljdgaofy@lztu.edu.cn

the typical driving conditions of streetcars under semi-independent right-of-way. Secondly, the SoC of lithium battery is predicted by adaptive Kalman filtering method, the charging and discharging process of lithium battery is optimized, the reliability of lithium battery is enhanced, and the minimum equivalent energy consumption of hybrid energy storage system is taken as the optimization target, meanwhile, the equivalent factor of traditional ECMS is optimized by combining with particle swarm algorithm, so as to realize the reasonable and effective distribution of load power between fuel cells and lithium batteries. Finally, a comparative analysis is carried out in the typical working conditions of the constructed tram under semi-independent right-of-way. The results show that, compared with the fixed-threshold strategy, the proposed strategy reduces hydrogen consumption by 0.63 kg and fuel cell peak current by 57.2 A. Compared with the state machine strategy, the proposed strategy reduces hydrogen consumption by 1.21 kg and fuel cell peak current by 24.6 A, and the fluctuation ranges of bus voltage and Li-ion battery SoC are both improved.

Key words: hybrid energy storage system; construction of driving conditions; energy management; semi-independent right-of-way

0 引言

燃料电池有轨电车凭借其运量大、污染小、能源利用率高等优点得到广泛关注,有关其能量管理策略制订、参数优化等研究也成为热点^[1,2]。

行驶工况用于表征有轨电车在特定交通环境下车辆的行驶特征,为其动力系统提供先决条件,而能量管理策略则负责燃料电池与辅助能源之间的功率输出,是提升混合动力系统经济性、动力性的关键。由于不同路权下有轨电车所处交通环境存在一定差异,导致不同道路下所构建的工况间也存在差异^[3],因此,将有轨电车路权模式与行驶工况结合考虑,才能构建出更为贴合实际的有轨电车典型行驶工况,更为精准地刻画列车的运行特性,推演列车高精度行驶场景,进而为其动力学设计、能量管理优化以及能量源参数制订提供理论依据。其中,刘炳姣等^[4]采用主成分分析对特征参数进行降维处理,同时利用改进后的蚁群算法对短行程进行聚类,提高了构建工况的精度;Brady等^[5]利用马尔科夫链的方法构建了列车行驶工况,但未结合具体路权进行考虑;林泓涛等^[6]以混合储能系统综合损耗为优化目标,针对辅助能源进行多目标权重设计,提出模糊逻辑控制与粒子群优化相结合的能量管理策略,但寻优过程趋于复杂;高锋阳等^[7]用电池SoC平衡系数对等效因子进行实时更新,虽然增强了能量管理策略的工况适应性,但由于其采用常规经验进行更新,导致储能系统抗干扰能力较差;Xiong等^[8]引入一种将电能转化为等效氢耗的等效因子,然

后求解系统总燃料消耗量的局部最优问题,但未考虑其工况适应性差的问题。在燃料电池有轨电车混合动力系统领域,瞬时优化均以系统综合能耗最低为目标,但传统方法中的等效能耗因子通常由工程人员经验决定,无法根据列车运行状态的变化做出改变,使列车在未知工况下难以实现等效氢耗最小。

基于上述考虑,为提高能量管理策略对有轨电车工况的适应性,首先采用自适应卡尔曼滤波法预测锂电池SoC,对其进行实时监测和安全控制,进而延长其使用寿命并提高使用效率,在此基础上利用粒子群算法优化传统ECMS等效因子,进而合理分配燃料电池和辅助能源的输出功率,提升混合储能系统经济性和耐久性。其次,在所构建半独立路权有轨电车典型工况下进行对比分析,验证本文策略的有效性及其优越性。

1 有轨电车路权模式及控制系统

目前,我国有轨电车路权模式以半独立路权为主^[9],为确保有轨电车在半独立路权下仍具备较高的运行速度,线路中经常引入有轨电车信号优先控制方法^[10],使其运行到交叉口处时,能够消除或缩短红灯等待时间,提高运行效率。有轨电车信号优先控制可分为主动信号优先^[11]及被动信号优先^[12]。主动优先通过判断路况信息对信号灯做出调整,确保有轨电车优先通过交叉口;被动信号优先则设定较长的绿灯信号相位,因此,被动优先无法根据有轨电车的运行状态做出及时

的变化,适用性较差。

图1所示为半独立路权下有轨电车交叉口信号控制系统,每个路口都有一个上游探测器,位于停车线上游约50 m处,还有一个下游探测器,位于停车线的下游。上游和下游探测器之间的巷道被认为是一个探测区,该区域可能处于以下3种状态之一:活动状态——有轨电车车头越过上游探测器;待机状态——有轨电车位于探测区域;非活动状态——有轨电车位于检测区域之外。

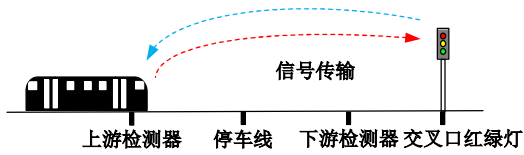


图1 交叉口信号系统
Fig. 1 Intersection signaling system

为确保交叉口正常流通以及最大限度减少车辆延误时间,在执行优先原则时,以最短绿灯时长为下限。对于绿灯延长和插入相位而言,虽然能为优先车辆带来便利,但当优先请求较为频繁时

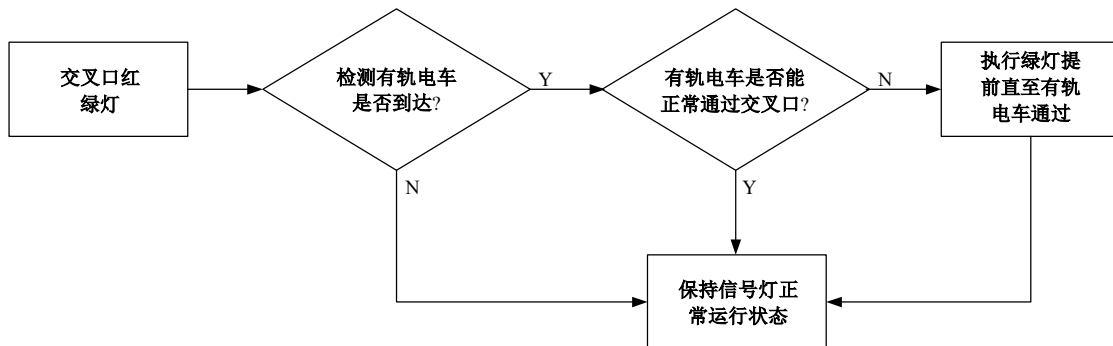


图3 信号灯控制逻辑
Fig. 3 Signal light control logic

2 有轨电车行驶工况构建

不同道路环境及交通状况对有轨电车燃料经济性有很大的影响,实际路权下有轨电车工况构建能提高混合储能系统能量管理策略对负载随机性的适应能力。

2.1 数据采集及分类

统计沈阳浑南有轨电车1号线运行数据,并根据实际运行速度、时间、线路距离等信息,构建有轨电车运行典型工况。按照列车实际运行特点,对其行驶状态进行分类,可划为3类:匀速行驶类、加速行驶类、减速行驶类,划分依据如下:

(1)加速行驶——有轨电车运行加速度大于 0.2 m/s^2 。

反而会加重交叉路口的拥堵,而绿灯提前策略使有轨电车在到达交叉口前结束当前时刻红灯,进而保证有轨电车顺利通过交叉口,减少等待时间,相位控制原理如图2所示。

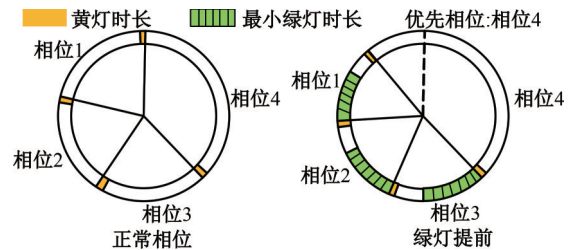


图2 主动优先策略
Fig. 2 Proactive priority strategy

在执行绿灯提前时,为避免交叉口道路拥堵情况,设置相位1~3为最短绿灯时长,优先相位4提前的绿灯时间均来自前3个相位。具体信号灯控制逻辑如图3所示,经过融合后的有轨电车到达交叉路口时,能够不减速或者低减速通过交叉口,进而提高运行效率。

(2)匀速行驶——有轨电车运行加速度大于 -0.2 m/s^2 、小于 0.2 m/s^2 且运行速度不为0。

(3)减速行驶——有轨电车运行加速度小于 -0.2 m/s^2 。

以所采集有轨电车运行数据为基础,构建样本数据库,选取列车运行特征参数如表1所示。

2.2 主成分分析

在所构建的有轨电车典型工况样本数据库中,若以表1中的列车运行特征参数为分类依据,虽然能反映列车实际运行特征,但存在计算量较大的问题,后期会影响计算结果的准确性。因此,采用主成分分析对所收集的数据进行处理,减少整体计算量,增强结果稳定性^[13],提高效率。对列车运行特征参数进行标准化处理,并将所采集

表 1 列车运行特征参数

Table 1 Train operating characteristics parameters

序号	参数	含义
1	S/km	行驶距离
2	$V_{max}/(\text{km}\cdot\text{h}^{-1})$	最高速度
3	$V/(\text{km}\cdot\text{h}^{-1})$	运行速度
4	$V_{avg}/(\text{km}\cdot\text{h}^{-1})$	平均速度
5	$a_{max}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	最大加速度
6	$a_{avg}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	平均加速度
7	T_a/s	加速时间
8	T_v/s	匀速时间
9	T_d/s	减速时间
10	$P_a/\%$	加速比例
11	$P_v/\%$	匀速比例
12	$P_d/\%$	减速比例
13	$a_{std}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	加速度标准差

的数据进行矩阵表示:

$$M = \begin{pmatrix} M_{11} & \cdots & M_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ M_{m1} & \cdots & M_{mn} \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中: M_{mn} 为第 m 个短行程中的第 n 个特征参数, $m, n=1, 2, \dots$ 。

进行标准化处理后得到矩阵:

$$D = \begin{pmatrix} D_{11} & \cdots & D_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ D_{m1} & \cdots & D_{mn} \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中: $D_{mn} = \frac{M_{mn} - M_{avg}}{\delta_n}$, M_{avg} 、 δ_n 分别为矩阵 M 第 n 列的平均值和标准差。

得到协方差矩阵 X , 可表示为:

$$X = \begin{pmatrix} C_{cov}(1, 1) & \cdots & C_{cov}(1, n) \\ \vdots & & \vdots \\ C_{cov}(m, 1) & \cdots & C_{cov}(m, n) \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$C_{cov}(x, y) = C_{cov}(y, x) = \frac{1}{P-1} \sum_{i=1}^Q (x_i - x_{avg})(y_i - y_{avg}) \quad (4)$$

式中: x, y 都为长度相等的列向量; x_{avg} 为 x 的平均值; y_{avg} 为 y 的平均值。

对矩阵 X 进行求解, 得到其特征值 λ_c , 进而求得其前 T 个主成分累积贡献率:

$$\psi = \frac{\sum_{c=1}^T \lambda_c}{\sum_{c=1}^{13} \lambda_c} \quad (5)$$

主成分综合变量数据的能力主要受贡献率的影响, 贡献率越大处理数据的能力越强。优先考虑贡献率之和大于 80.0% 的主成分。由表 2 可

知, 前 3 个主成分累积贡献率达 83%, 能够较好反映有轨电车原始信息。故选取前 3 个主成分运行速度、平均速度以及加速度标准差进行分析。

表 2 主成分贡献率

Table 2 Principal component contribution rate

主成分名称	贡献率/%
运行速度	44.83
平均速度	26.31
加速度标准差	12.28
平均加速度	4.81
最大加速度	3.09
匀速时间	2.61
加速时间	2.14
减速时间	1.78
匀速比例	0.73
加速比例	0.45
减速比例	0.39
最高速度	0.31
行驶距离	0.26

2.3 半独立路权下有轨电车工况构建

为切实符合半独立路权下有轨电车运行情况, 选用随机性较强的马尔科夫链^[14]构建典型工况。通过对原始数据进行分类及主成分分析, 利用马尔科夫方法建立类工况, 进而合成有轨电车实际运行工况。依据有轨电车速度、加速度和需求功率对半独立路权下列车运动状态 OST^[15]进行实时识别, 如式(6)所示:

$$OST(t) = \text{sign}(P_r(t)) + \text{sign}(v(t)) + \text{sign}(a(t)) \quad (6)$$

式中: P_r 为有轨电车需求功率。

根据所识别有轨电车运动特征对行程进行划分, 如图 4 所示。

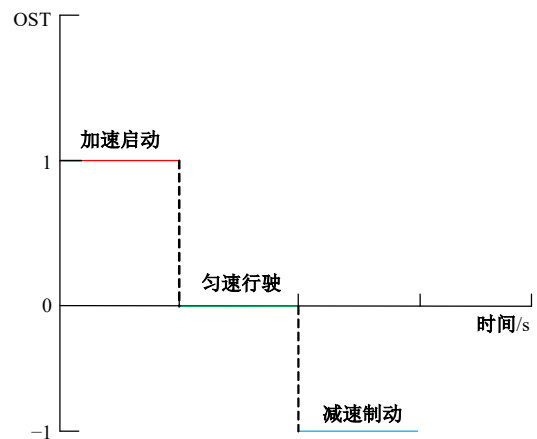


图 4 运行状态划分

Fig. 4 Operation status division

各阶段的运行特征为:

(1)加速启动阶段:速度从0加速到平稳运行过程且加速过程中加速度大于 0.2 m/s^2 。

(2)匀速行驶阶段:此阶段有轨电车运行速度不为零且加速度绝对值小于 0.2 m/s^2 。

(3)减速制动阶段:有轨电车在进站前预先减速,超级电容和制动电阻吸收制动能量。

由于半独立路权下有轨电车交通状况依旧存在不确定性,所识别列车运动状态无法准确描述其运动过程的随机性,因此,将采集到的列车车速和需求功率进行区间划分,借助马尔科夫链构成离散网格区间,当 k 时刻车速为 v_k 时,有轨电车需求功率由当前时刻状态 P_i^k 转变为下一时刻状态 P_j^{k+1} 的转移概率 P_{ij} 为:

$$p_{ij} = P\{P_i^k(k+1) = P_j^{k+1} | v(k) = v_k, P_i^k(k) = P_i^k\} \quad (7)$$

依据转移概率元素构成矩阵 M_{ij} 的过程为:

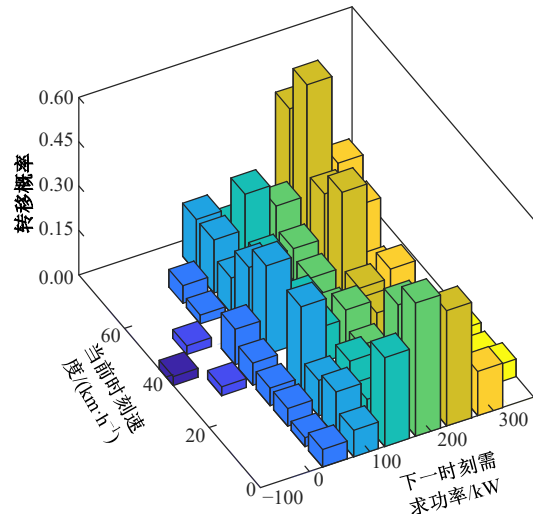
$$M_{ij} = \frac{N_{ij}}{\sum_{j=1}^n N_{ij}} \quad (8)$$

式中: N_{ij} 为需求功率由 P_i^k 转移到 P_j^{k+1} 的次数。

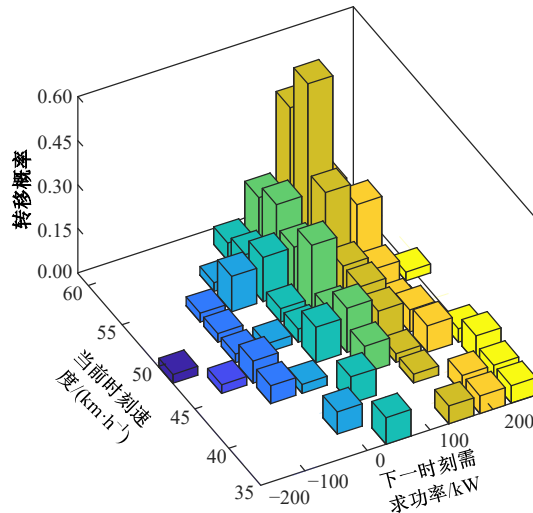
根据式(6)对有轨电车行驶过程进行运动状态划分,并构建转移概率矩阵,结果如图5(a)~(c)所示。

为了验证半独立路权下所构建典型工况的精确性,对主成分分析法和本文方法进行误差分析,结果如图6(a)(b)所示。由图可知,主成分分析虽然剔除了贡献率较低的特征参数,但由于没有考虑具体路权下有轨电车高贡献率参数的动态变化,导致在350 s时运动学特征参数误差在2%左右且后续误差减小缓慢,无法准确描述有轨电车实际运行工况;对本文方法而言,由于事先对特征参数进行了降维处理,再利用随机性较强的马尔科夫链方法建立工况,使其在同一时刻误差仅在1.6%左右且后续误差在不断减小,同时构建有轨电车不同运行状态下下一时刻的需求功率状态转移概率矩阵,更为精准地推演了有轨电车实际运行特性,误差分布全局最低。

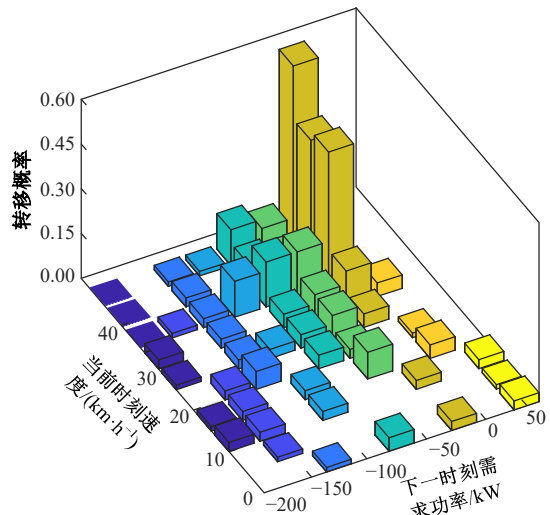
综上所述,采用主成分分析和马尔科夫相结合的方法构建半独立路权下有轨电车典型行驶工况,能够准确描述列车在实际的运行过程,真实反映其运行特点,为混合储能系统能量管理策略优化提供了有利的输入条件。



(a)加速启动转移概率矩阵



(b)平稳运行转移概率矩阵



(c)减速制动转移概率矩阵

图 5 不同运行状态转移概率矩阵

Fig. 5 Transfer probability matrix for different operating states

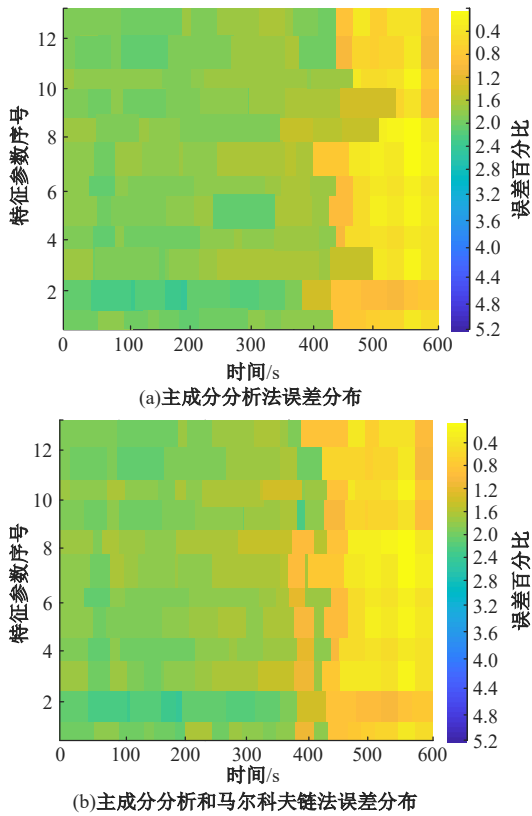


图 6 不同构建方法下的参数误差对比

Fig. 6 Comparison of parameter errors under different construction methods

3 能量管理策略

燃料电池有轨电车混合储能系统以燃料电池作为主动力源,锂电池和超级电容为辅助动力源,其拓扑结构如图 7 所示。其中,燃料电池和锂电池负责系统的主要能源输出,超级电容则负责补充缺额功率,起“削峰填谷”作用。

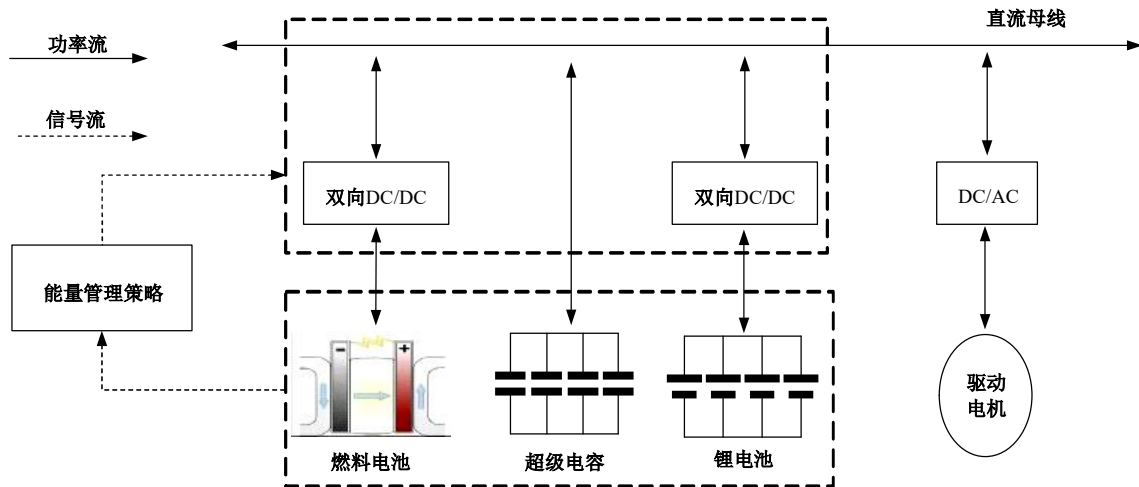


图 7 混合储能系统拓扑结构

Fig. 7 Hybrid energy storage system topology

3.1 燃料电池模型

针对半独立路权下有轨电车复杂、时变的运行特点,搭建燃料电池简化动态参数耦合等效电路模型如图 8 所示。

燃料电池电堆输出电压 U_{fc} 为:

$$U_{fc} = N_{fc} \cdot V_{fc} \quad (9)$$

式中: N_{fc} 为燃料电池单体数量; V_{fc} 为燃料电池单体端电压。

$$V_{fc} = E_{fc} - I_{fc} \cdot (R_{act} + R_{ohm} + R_{conc}) \quad (10)$$

式中: E_{fc} 为燃料电池单体能斯特电压; R_{act} 为燃料电池单体激活电阻; R_{conc} 为其反应物等效电阻。

3.2 超级电容模型

图 9 所示为超级电容一阶经典 RC 等效电路,这种模型能充分考虑超级电容瞬时动态响应,因此在实际过程应用中被广泛使用。

超级电容端电压 U_0 为:

$$U_0 = I \cdot R_{es} + I_s \cdot R_{ep} \quad (11)$$

式中: R_{es} 为超级电容串联电阻; R_{ep} 为超级电容并联电阻; I_s 为流过并联电阻的电流。

超级电容充放电功率 P 为:

$$P = I \cdot (U - U_R) \quad (12)$$

式中: U 为电容器电压; U_R 为等效串联电阻 R_{es} 上的电压; I 为充放电电流。

3.3 锂电池模型

锂电池模型采用 Thevenin 模型,如图 10 所示,相较于 Rint 模型和 RC 模型,Thevenin 模型能更好地适应锂电池 SoC 的变化,即 SoC 变化时电路参数能相应地随之变化。既能体现电池的动态效应,同时相较于其他两种模型计算量也不大。

$$U_L = U_{oc} - I_L \cdot R_o - U_p \quad (13)$$

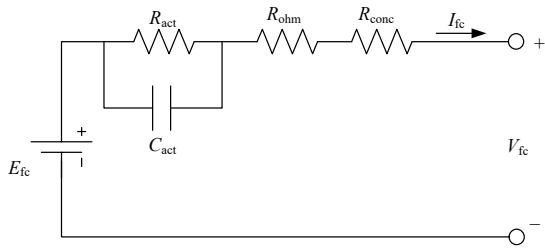


图 8 燃料电池等效电路模型

Fig. 8 Fuel cell equivalent circuit model

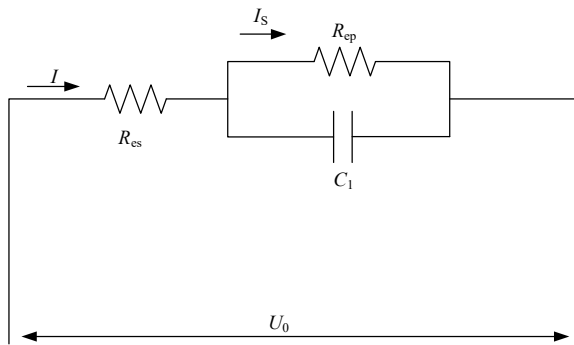


图 9 超级电容一阶 RC 模型

Fig. 9 First-order RC model of supercapacitor

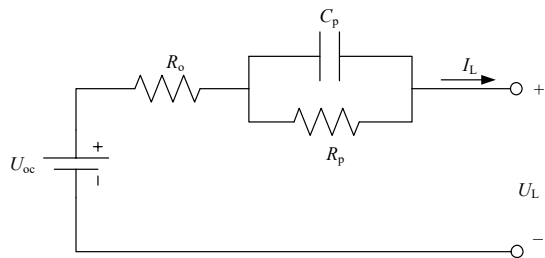


图 10 锂电池等效电路模型

Fig. 10 Lithium battery equivalent circuit model

式中： U_{oc} 为锂电池开路电压； R_o 为锂电池欧姆内阻，通过极化内阻 R_p 和极化电容 C_p 并联表示锂电池发生的极化现象； I_L 为充放电的电流； U_L 为锂电池端电压。

锂电池开路电压与 SoC 函数的关系为 $U_{oc} = F(\text{SoC}_t)$ ，预测环节中，电池 SoC 可用安时积分法得到：

$$\text{SoC}_t = \text{SoC}_{t_0} - \frac{1}{Q_0} \int_{t_0}^t I_t \eta dt \quad (14)$$

可以得出电池的状态空间模型如式(15)所示：

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} S_{t+\Delta t} \\ U_{c,t+\Delta t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta t}{R_p C}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \text{SoC}_t \\ U_{c,t} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{\eta \Delta t}{Q_0} \\ R_p (1 - e^{-\frac{\Delta t}{R_p C}}) \end{pmatrix} I_t + \begin{pmatrix} \omega_{1,t} \\ \omega_{2,t} \end{pmatrix} \\ U_L = F(S_t) - R_t I_t + U_{c,t} + v_k \end{cases} \quad (15)$$

式中：状态空间变量为 $x_t = (\text{SoC}_t, U_{c,t})^T$ ；控制变量为 $U_t = I_t$ ；观测变量为 $y_t = U_L$ ；系统噪声为 $\omega_t = (\omega_{1,t}, \omega_{2,t})^T$ ，其协方差为 Q ；观测噪声为 v_t ，其协方差为 R 。

状态空间模型的系数矩阵为：

$$A_t = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta t}{R_p C}} \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$B_t = \begin{pmatrix} -\frac{\eta \Delta t}{Q_0} \\ R_p (1 - e^{-\frac{\Delta t}{R_p C}}) \end{pmatrix} \quad (17)$$

$$C_t = \left(\frac{\partial F(\text{SoC}_t)}{\partial S_t} \Big|_{s_t = s_t - 1} \right) \quad (18)$$

自适应卡尔曼滤波法是在卡尔曼滤波法^[16]的基础上添加了自适应的效果，使估计值与真实值更加匹配。自适应卡尔曼滤波法在估计锂电池 SoC 的同时，还对未知的噪声的协方差在算法中进行控制，减小了噪声效果对估计效果的影响，使最终估计效果更加稳定，估计框架如图 11 所示。

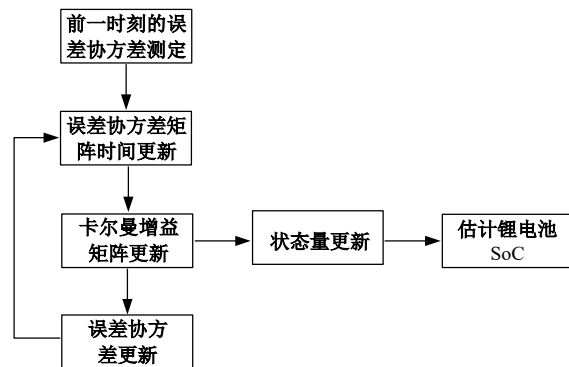


图 11 卡尔曼滤波估计锂电池 SoC 框架

Fig. 11 Kalman filtering estimation of Li-ion battery SoC framework

为了进一步体现和验证自适应卡尔曼滤波法的精准性和可靠性，采用锂电池 Thevenin 模型进行仿真得到实际 SoC 和预测 SoC 的对比图，如图 12 所示。通过对比可知，估计曲线与实际曲线基本拟合，说明本文方法能够较为准确地预测锂电池 SoC，同时有效减轻了 SoC 预测过程中的噪声干扰，具有一定的可靠性和实用性。

为了更加直观地看出误差效果，通过 Matlab 画出误差曲线，如图 13 所示，分析实际 SoC 和预测 SoC 的对比图可得，预测的 SoC 能够完美地跟随实际的 SoC，算法的跟随性和实时性都符合设计要求，算法误差在 2% 以内。

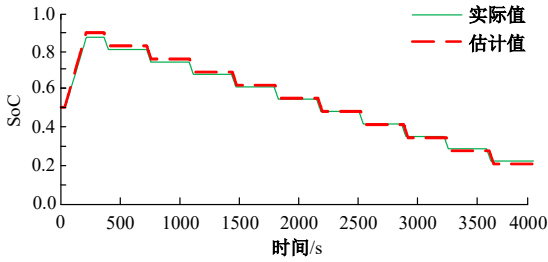


图 12 锂电池 SoC 对比

Fig. 12 Lithium battery SoC comparison

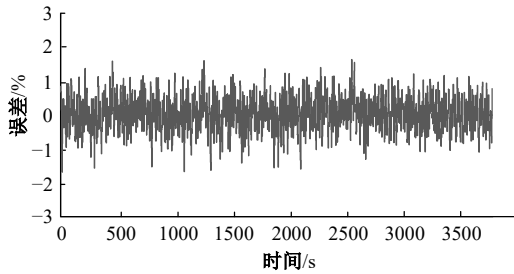


图 13 算法误差

Fig. 13 Algorithm error

根据国家标准对锂电池在充、放电两种工况下进行仿真测试,测试步骤及 SoC 变化如表 3、表 4 所示,放电工况如图 14 所示,图 15 为充电工况,其充电量略多于放电量。由仿真结果可知,通过

表 3 锂电池放电工况测试步骤

Table 3 Lithium battery discharge condition test procedure

增量时间/s	累计时间/s	电流	$\Delta\text{SoC}/\%$
5	5	$8I_b$	-1.111
5	10	0	-0.111
5	15	$8I_b$	-2.222
5	20	0	-2.222
20	40	$-1.5I_b$	-1.389
2	42	$-4I_b$	-1.167
8	50	0	-1.167

注: I_b 为锂电池 1 h 放电电流,数值等于额定容量。

表 4 锂电池充电工况测试步骤

Table 4 Lithium battery charging condition test procedure

增量时间/s	累计时间/s	电流	$\Delta\text{SoC}/\%$
5	5	$-4I_b$	0.556
15	20	$-1.5I_b$	1.181
4	24	0	1.181
5	29	$8I_b$	0.069
13	42	$-1.5I_b$	0.611
5	47	$-4I_b$	1.167
3	50	0	1.167

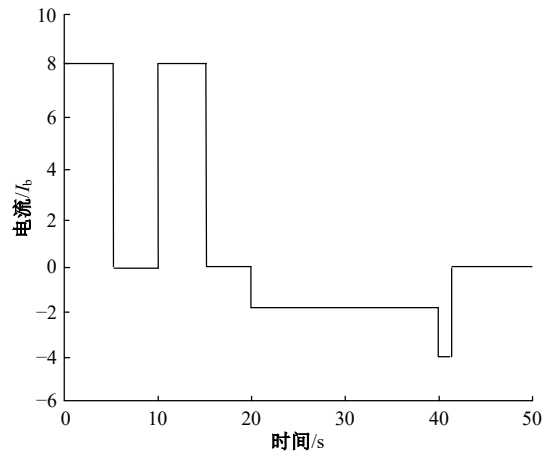


图 14 锂电池放电工况

Fig. 14 Lithium battery discharge condition

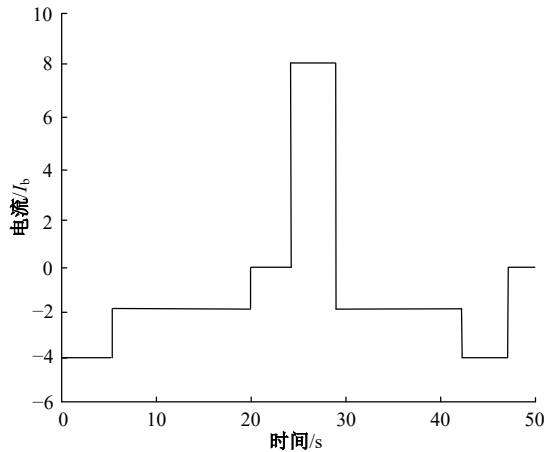


图 15 锂电池充电工况

Fig. 15 Lithium battery charging condition

预测锂电池 SoC 能够有效缩小其在充、放电两种工况下的波动范围,进而提高锂电池使用效率。

3.4 自适应等效因子 ECMS 能量管理策略

燃料电池有轨电车能量管理策略旨在优化各能量源之间的功率分配关系,达到提高混合储能系统工作效率的目的。传统 ECMS 等效因子无法根据列车运行变化进行更新,进而导致储能系统功率分配不合理,考虑引入半独立路权下有轨电车工况构建,对系统下一时刻运行状态进行预测,优化储能系统功率分配,在保证储能系统工作效率的前提下提高燃料经济性。通过半独立路权下有轨电车工况构建,对有轨电车在不同工况下的下一时刻功率需求进行预测,兼顾 ECMS 能量管理策略,从而实现混合储能系统总体能耗最小。

由于超级电容在整个储能系统中只起“削峰填谷”的作用,所以在此只考虑锂电池等效能耗。锂电池等效能耗与其能量等效因子 α 成正比,其

表达式为:

$$\alpha = 1 - 2\mu \frac{\text{SoC} - 0.5(\text{SoC}_{\max} + \text{SoC}_{\min})}{\text{SoC}_{\max} + \text{SoC}_{\min}} \quad (19)$$

式中: SoC_{\max} 、 SoC_{\min} 分别为锂电池 SoC 的上、下限值; μ 为锂电池 SoC 的平衡系数。

传统 ECMS 策略^[17] 存在工况适应性差的缺点, 在此提出基于列车行驶工况和锂电池 SoC 预测的自适应等效因子 ECMS 能量管理策略。利用马尔可夫状态转移得到下一时刻有轨电车运行状态, 同时结合自适应卡尔曼滤波预测锂电池 SoC, 使用粒子群算法对 ECMS 策略等效因子进行寻优, 优化流程如图 16 所示, 得到自适应等效因子 MAP 如图 17 所示。

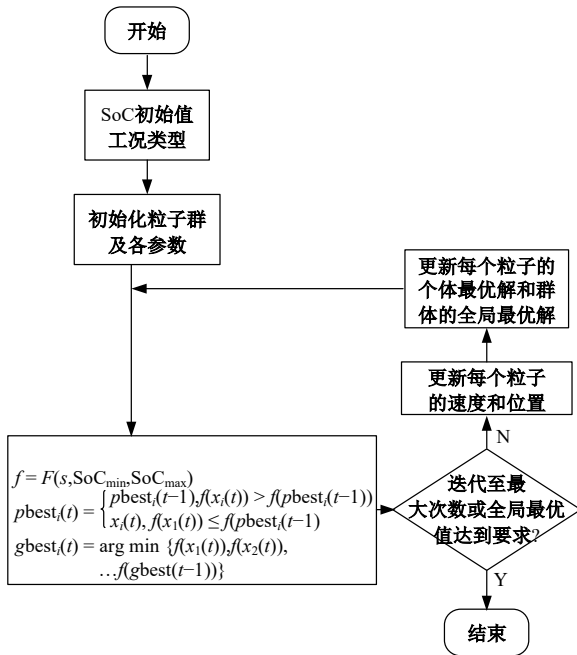


图 16 粒子群优化流程

Fig. 16 Particle swarm optimization process

自适应等效因子 ECMS 策略目标函数为燃料电池能耗与锂电池等效能耗最小, 如式 (20) 所示:

$$\min M = \Delta T \cdot (P_{fc} + \alpha P_b) \quad (20)$$

约束条件如下:

$$P_{\text{tract}} = N_b \cdot P_b + P_{fc} \quad (21)$$

$$0 \leq \alpha \leq 2 \quad (22)$$

$$P_{fc_{\min}} \leq P_{fc} \leq P_{fc_{\max}} \quad (23)$$

$$P_{b_{\min}} \leq P_b \leq P_{b_{\max}} \quad (24)$$

$$\text{SoC}_{b_{\min}} \leq \text{SoC}_b \leq \text{SoC}_{b_{\max}} \quad (25)$$

式中: P_{tract} 为有轨电车负载功率; P_b 为锂电池单体功率; N_b 为锂电池单体串并联数; P_{fc} 为燃料电池功率; ΔT 为采样时间; $P_{fc_{\max}}$ 、 $P_{fc_{\min}}$ 分别为燃料电

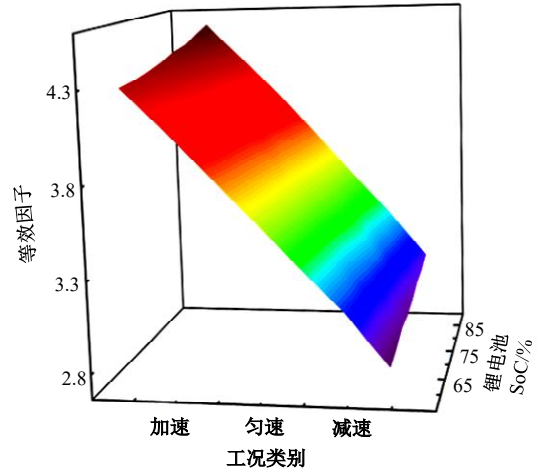


图 17 等效因子 MAP

Fig. 17 Equivalence factor MAP

池功率的上、下限值; $P_{b_{\max}}$ 、 $P_{b_{\min}}$ 分别为锂电池功率的上、下限值; $\text{SoC}_{b_{\max}}$ 、 $\text{SoC}_{b_{\min}}$ 分别为锂电池 SoC 的上、下限值。

自适应等效因子 ECMS 能量管理策略示意图如图 18 所示, 通过马尔可夫工况构建得到下一时刻需求功率以及自适应卡尔曼滤波预测锂电池 SoC 确定燃料电池参考功率。电压调节器确定锂电池双向 DC/DC 变换器的参考电流, 进而保证混合储能系统各能量源之间功率的实时分配。

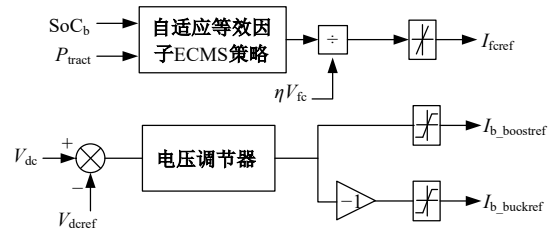


图 18 自适应等效因子 ECMS 能量管理策略

Fig. 18 Adaptive equivalence factor ECMS energy management strategy

4 对比分析

为了验证本文策略的优越性, 搭建图 7 所示的有轨电车混合储能系统仿真模型, 其中锂电池采用 Thevenin 模型。有轨电车仿真参数如表 5 所示, 以半独立路权下构建的典型工况为仿真工况, 综合对比储能系统各性能参数。

将所构建典型工况与北京西郊线及欧洲有轨电车典型工况进行需求功率对比, 结果如图 19 所示。由图 19 可知, 构建工况与北京西郊线工况需求功率曲线变化趋势大致相同, 能够反映列车在不同运行状态下的功率变化, 可以作为半独立路

表 5 有轨电车参数表

Table 5 Tram parameter table

参数	取值
母线电压(直流)/V	750
负载功率/kW	280
续航里程/km	>40
最高行驶速度/(km·h ⁻¹)	60
燃料电池单体数量/个	735
锂电池组串并联数	144串2并
超级电容组串并联数	12串3并

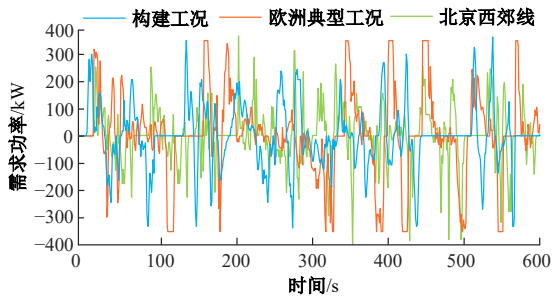


图 19 需求功率对比

Fig. 19 Comparison of demand power

权下有轨电车典型行驶工况。

根据有轨电车车辆条件及构建工况,对不同策略下的燃料电池电流进行仿真对比,结果如图 20 所示。从图 20 中可以看出,本文策略、状态机及固定阈值策略燃料电池峰值电流分别为 162.1、186.7、219.3 A,本文策略能够有效降低燃料电池放电峰值电流,减小大电流对燃料电池的影响,延长其使用寿命。

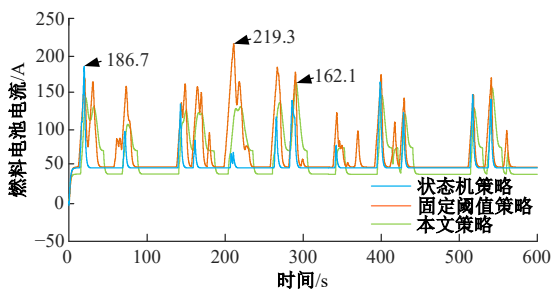


图 20 不同控制策略下燃料电池电流

Fig. 20 Fuel cell current under different control strategies

不同能量管理策略下系统母线电压变化如图 21 所示,状态机策略和固定阈值策略电压波动范围分别为 18.2、12.3 V,本文策略电压波动范围为 11.1 V,相较于其他两种策略波动范围有所减小,且电压波动曲线更为稳定,说明本文策略能够有效平衡各动力源之间的功率输出关系使其平稳运行。

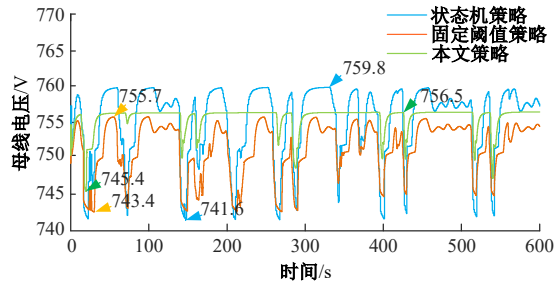


图 21 不同策略下母线电压对比

Fig. 21 Busbar voltage comparison under different strategies

图 22 为 3 种策略下锂电池 SoC 变化曲线,对固定阈值策略而言,由于其无法进行在线计算,工况适应性较差,无法根据列车运行状态变化做出相应功率调整,常常处于过放状态,致使其末态 SoC 最终下降至 60.8%。状态机能量管理策略的设定则主要依靠工程人员经验,对锂电池等效能耗计算不够准确,导致锂电池 SoC 呈上升趋势,末态 SoC 高达 69.4%。对本文策略而言,由于采用自适应卡尔曼滤波全程预测锂电池 SoC,所以其均在初始值周围浮动,能够较好地抑制锂电池过充、过放现象。

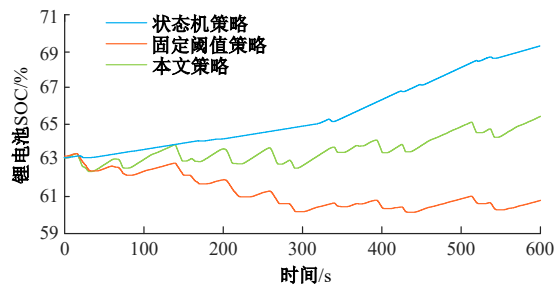


图 22 不同策略下锂电池 SoC 对比

Fig. 22 Comparison of lithium battery SoC under different strategies

整个运行工况下 3 种不同策略氢气消耗量如图 23 所示,本文策略氢气消耗为 1.98 kg,相较于于

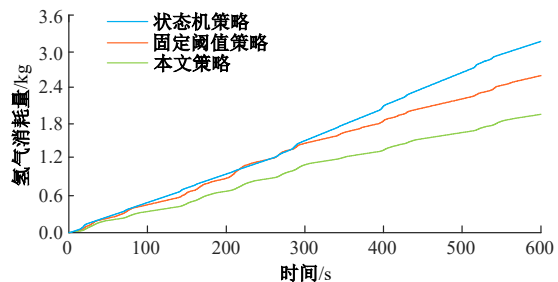


图 23 不同策略下氢气消耗对比

Fig. 23 Comparison of hydrogen consumption under different strategies

固定阈值策略的 2.61 kg 和状态机策略的 3.19 kg 分别降低了 31.8% 和 61.1%。3 种不同策略仿真结果对比如表 6 所示。

表 6 仿真结果对比

Table 6 Comparison of simulation results

对比性能	状态机策略	固定阈值策略	本文策略
母线电压波动范围/V	18.2	12.3	11.1
燃料电池峰值电流/A	186.7	219.3	162.1
锂电池 SoC 始末状态差值/%	6.4	2.2	1.9
系统氢耗量/kg	3.19	2.61	1.98

5 结 论

(1) 通过采集半独立路权下的有轨电车行驶数据并构建样本数据库,利用主成分分析得到最具代表性的特征参数:运行速度、平均速度以及加速度标准差。随后,利用马尔科夫链构建有轨电车运行典型工况,并对不同运行状态下的有轨电车下一时刻功率需求进行预测,构建的工况可以作为有轨电车典型行驶工况。

(2) 采用自适应卡尔曼滤波法对锂电池 SoC 进行预测,不断更新预测过程中测量噪声的协方差和均值,进而更新当前锂电池 SoC 的估计值,优化锂电池充、放电过程,使其充分发挥放电效率,提高储能系统响应速度并延长使用寿命。

(3) 结合粒子群算法优化传统 ECMS 策略等效因子,能够合理分配燃料电池和锂电池之间的功率输出,改善了传统 ECMS 策略对负载突变情况适应性差的缺点,进而提高混合储能系统工作效率。

(4) 本文策略相较于状态机策略和固定阈值策略实现了燃料电池电流、锂电池 SoC 和母线电压偏移范围最优的同时,大幅度降低了氢气消耗(分别降低了 61.1% 和 31.8%)。

参考文献:

- [1] 高锋阳, 强雅昕, 高智山, 等. 在线和离线控制相结合的燃料电池有轨电车能量管理策略[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2024, 54(10): 3064-3076.
Gao Feng-yang, Qiang Ya-xin, Gao Zhi-shan, et al. Combined online and offline control for fuel cell tram energy management strategy[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition) 2024, 54(10): 3064-3076.
- [2] Olatomiwa L, Mekhilef S, Ismail M S, et al. Energy management strategies in hybrid renewable energy systems: a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 62: 821-835.
- [3] Alla J, Streit L, Peroutka Z, et al. Position based T-S fuzzy power management for tram with energy storage system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(5): 3061-3071.
- [4] 刘炳姣, 石琴, 仇多洋, 等. 基于改进蚁群算法的行驶工况构建及精度分析[J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2017, 40(10): 1297-1302.
Liu Bing-jiao, Shi Qin, Qiu Duo-yang, et al. Driving cycle construction based on improved ant colony optimization algorithm and precision analysis[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2017, 40(10): 1297-1302.
- [5] Brady J, O'mahony M. Development of a driving cycle to evaluate the energy economy of electric vehicles in urban areas[J]. Applied Energy, 2016, 177: 165-178.
- [6] 林泓涛, 姜久春, 贾志东, 等. 权重系数自适应调整的混合储能系统多目标模型预测控制[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(18): 5538-5547.
Lin Hong-tao, Jiang Jiu-chun, Jia Zhi-dong, et al. Multi-objective model predictive control for hybrid energy storage system with adaptive adjustment of weight coefficients[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(18): 5538-5547.
- [7] 高锋阳, 张国恒, 石岩, 等. 新型城轨电车混合动力系统能量管理策略[J]. 铁道学报, 2019, 41(4): 48-54.
Gao Feng-yang, Zhang Guo-heng, Shi Yan, et al. Energy management strategy of hybrid power system of new urban rail transit[J]. Railway Transaction, 2019, 41(4): 48-54.
- [8] Xiong R, Cao J Y, Yu Q Q. Reinforcement learning-based real-time power management for hybrid energy storage system in the plug-in hybrid electric vehicle [J]. Applied Energy, 2018, 211: 538-548.
- [9] Bhattacharyy A K, Maitra B, Boltze M. Implementation of bus priority with queue jump lane and pre-signal at urban intersections with mixed traffic operations: lessons learned? [J]. Transportation Research Record, 2019, 2673(3): 646-657.
- [10] 周洋帆, 贾顺平, 陈绍宽, 等. 有轨电车信号优先时长阈值优化模型[J]. 交通运输工程学报, 2016, 16(5): 151-158.
Zhou Yang-fan, Jia Shun-ping, Chen Shao-kuan, et al. Optimization model signal priority time threshold

- of tram[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering and Development*, 2016, 16(5): 151-158.
- [11] 王云鹏, 郭戈. 基于深度强化学习的有轨电车信号优先控制[J]. *自动化学报*, 2019, 45(12): 2366-2377.
Wang Yun-peng, Guo Ge. Signal priority control for trams using deep reinforcement learning[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(12): 2366-2377.
- [12] Sermpis D, Papadakos P, Fousekis K. Tram priority at signal-controlled junctions[J]. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers Transport*, 2012, 165(2): 87-96.
- [13] Xu Q, Zhang C, Xu Z, et al. A composite finite-time controller for decentralized power sharing and stabilization of hybrid fuel cell/supercapacitor system with constant power load[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(2): 88-100.
- [14] Bishop J D K, Axon C J, Mcculloch M D. A robust, data-driven methodology for real-world driving cycle development[J]. *Transportation Research, part D: Transport and Environment*, 2012, 17(5): 389-397.
- [15] 高锋阳, 高翔宇, 张浩然, 等. 全局与瞬时特性兼优的燃料电池有轨电车能量管理策略[J]. *电工技术学报*, 2023(21): 5923-5938.
- Gao Feng-yang, Gao Xuan-yu, Zhang Hao-ran, et al. Management strategy for fuel cell trams with both global and transient characteristics[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2023(21): 5923-5938.
- [16] 周娟, 孙啸, 刘凯, 等. 联合扩展卡尔曼滤波的滑模观测器SoC估算算法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(2): 692-703.
Zhou Juan, Sun Xiao, Liu Kai, et al. Research on the SoC estimation algorithm of combining sliding mode observer with extended Kalman filter[J]. *Chinese Journal of Electrical Engineering*, 2021, 41(2): 692-703.
- [17] 张国瑞, 李奇, 韩莹, 等. 基于运行模式和动态混合度的燃料电池混合动力有轨电车等效氢耗最小化能量管理方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(23): 6905-6914, 7124.
Zhang Guo-rui, Li Qi, Han Ying, et al. Study on equivalent consumption minimization strategy based on operation mode and DDOH for fuel cell hybrid tramway [J]. *Chinese Journal of Electrical Engineering*, 2018, 38(23): 6905-6914, 7124.