新能源汽车混合动力系统能量管理策略综述

纪承乾　王立新　陈雪娇　张海龙　吕昆昆

（新疆职业大学智能制造学院，乌鲁木齐 830013）

【欢迎引用】纪承乾，王立新，陈雪娇，等．新能源汽车混合动力系统能量管理策略综述[J]．汽车文摘，2026(4)：1-9.

【Cite this paper】JI C Q, WANG L X, CHEN X J, et al. Review on Energy Management Strategies for Hybrid Power Systems in New Energy Vehicles[J]. Automotive Digest (Chinese), 2026(4): 1-9.

【摘要】混合动力系统通过内燃机与电动机协同控制实时优化功率分配，从而提升车辆燃油经济性并降低有害气体的排放。为掌握能量管理策略（EMS）的发展历程，采用文献分析法对近年混合动力系统能量管理策略研究成果进行梳理和分析。将能量管理策略归纳为基于规则、全局优化、多目标优化及机器学习4类，结合具体案例阐述了各类策略的控制原理、优化目标、实施条件及性能表现。通过横向对比技术发展规律和瓶颈，并对未来发展方向进行展望，为新能源汽车行业的技术创新和可持续发展提供参考。

关键词：能量管理策略；动态规划；多目标；强化学习

中图分类号：U469.7　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19822/j.cnki.1671-6329.20240026

Review on Energy Management Strategies for Hybrid Power Systems in New Energy Vehicles

Ji Chengqian, Wang Lixin, Chen Xuejiao, Zhang Hailong, Lü Kunkun

（School of Intelligent Manufacturing, Xinjiang Vocational University, Urumqi 830013）

【Abstract】 Through the coordinated control of the internal combustion engine and the electric motor, hybrid power systems achieve real-time power distribution optimization, thereby enhancing fuel economy and mitigating harmful emissions. To elucidate the evolutionary trajectory of Energy Management Strategy (EMS), the paper systematically reviews recent research achievements based on a literature analysis method. Existing strategies are classified into 4 categories: rule-based, global optimization, multi-objective optimization, and machine learning. Based on specific cases, the control principles, optimization objectives, implementation conditions, and performance of each strategy are elucidated. Furthermore, this paper summarizes the development laws and technical bottlenecks through a comparative analysis and outlines future research directions, providing a valuable reference for technological innovation and sustainable development in the new energy vehicle industry.

Key words: Energy Management Strategy (EMS), Dynamic programming, Multi-objective, Reinforcement Learning

0　引言

混合动力系统作为新能源汽车的核心组成部分，其能量管理策略对于提升整车燃油经济性和降低能源消耗具有重要意义。能量管理控制策略旨在实现整车能量利用的最大化，其核心在于合理调配和控制电池组、燃油发动机以及电机等部件的能量流动，实现最佳燃油经济性和最低能源消耗。国内外研究人员针对能量管理策略（Energy Management Strategy，EMS）已经进行了广泛研究，提出了多种方案，如动态规划策略、模糊逻辑控制策略等。

本文系统梳理了混合动力能量管理策略的发展历程，通过横向对比揭示策略选择与应用场景的映射规律，为能量管理策略选型与研发提供理论依据与实践参考。

1　基于规则的能量管理策略

整车能量管理策略分类，主要包括基于规则、

基于全局优化、多目标优化、基于机器学习的能量管理策略，如图1所示。其中，基于规则的能量管理策略主要分为基于简单规则策略和与智能算法相结合的复杂规则策略。

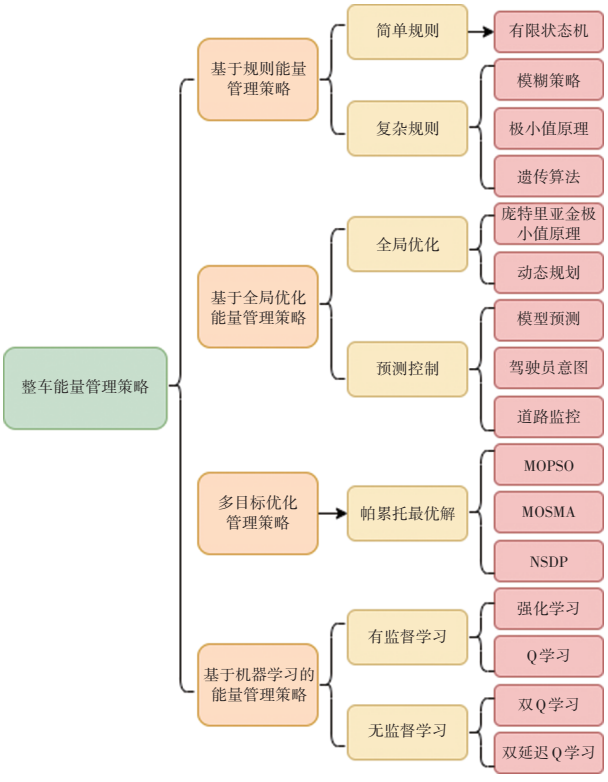


图1　整车能量管理策略分类

1.1　基于简单规则的能量管理策略

文献[1]对单轴并联插电式混合动力汽车（Plug-in Hybrid Electric Vehicle，PHEV）的能量管理策略进行了深度优化设计。以车辆的最高速度、最大加速度和最大爬坡度为动力性能指标，对混动系统零部件进行选型和参数匹配。分析了P2构型的插电式混合动力汽车的工作模式，并基于电量消耗-电量维持（Charge Depletion-Charge Sustaining，CD-CS）规则制定能量管理策略。仿真结果表明，该能量管理策略达到了预期目标。为了提升PHEV的燃油经济性和整体性能，文献[2]提出了一种基于规则的逻辑门限值的管理策略。设定逻辑门限值，综合考虑车速、整车需求扭矩以及电池荷电状态（State of Charge，SOC）等控制参数，根据发动机工作区域的划分，提出了电量消耗和电量维持的多阶段能量管理策略。仿真结果表明，与传统燃油车相比，该策略使车辆燃油经济性提高了22.76%。文献[3]提出了以控制为导向的燃料电池静态输出模型和锂电池等效电路模型。通过研究系统外部功率需求与系统内部燃料电池、锂电池的功率、SOC等约束之间的关系，确定了11种工作模式，并设计了一种基于规则的能量管理策略。在全球统一轻型车辆测试循环（Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Cycle，WLTC）工况下对该能量管理策略进行了仿真验证，结果表明，该策略使得系统在超过98%的时间段内均能以最优模式运行。

针对并联混合动力汽车（Hybrid Electric Vehicle，HEV）的能量管理，文献[4]提出了一种负载跟随阈值改变（Load-following Threshold Strategy，LTS）策略。LTS控制策略基于阈值变化机制和负载跟随方法，有效确保电池的稳定运行。与传统的等效燃油消耗率最小化策略（Equivalent Consumption Minimization Strategy，ECMS）和电动辅助控制策略（Electric Assist Control Strategy，EACS）相比，在燃油经济性方面，LTS控制策略优于EACS控制策略3.1%~10.4%，优于ECMS控制策略2.5%~5.7%。除此之外，LTS控制策略可以使SOC值保持在60%以上，确保电池运行状态良好。文献[5]从动态规划（Dynamic Programming，DP）提出了一种近似最优的基于规则的策略。通过基于规则的策略控制能量管理系统，可以分别在中国公交车典型工况（CHTC-B）和中国城市动力汽车典型工况（CLTC）下，使能量管理系统寿命周期成本分别降低47%和60%。

1.2　基于复杂规则的能量管理策略

基于规则的能量管理策略通常难以适应复杂多变的实际应用场景。规则型策略需要人工设置规则，依赖于大量专家知识和经验，可能存在主观性和人为误差。其决策过程受预设规则限制，无法灵活应对多发情况，无法使能量利用效率和性能最大化。文献[6-8]将基于规则的能量管理策略与智能算法相结合，形成性能更优的控制策略，有效提高了能量管理效果。

刘俊骏[7]通过极小值原理离线计算出燃料电池输出功率序列和锂离子电池荷电状态轨迹在综合工况下的表现，利用K均值算法对获得的数据集进行分级聚类，以简化数据集。提出采用重复增量剪枝法减小容错误差的规则学习方法，对数据集中的潜在规则进行挖掘，并运用多元线性回归算法对提取出的规则进行参数拟合。仿真结果表明，基于规则学习策略的氢气消耗与极小值全局优化结果相似，且具有计算强度低、不依赖工况的优点，表明该算法具有在线应用潜力。文献[6]探讨多片离合器串并联混合动力汽车的能量管理策略，其对柔性动作-评价（Actor-Critic）算法的采样方法、高估计值、动作空间设计以及动作选择进行优化改进并提出了S2A3C算法。该算法基于经验规则和基

于深度强化学习的优化方法，实现HEV的能量管理策略，有助于降低混合动力汽车能量管理策略的综合能耗。试验结果表明，在国际行驶工况新欧洲驾驶循环（New European Driving Cycle，NEDC）、中国轻型汽车测试循环-乘用车版（China Light-Duty Vehicle Test Cycle-Passenger，CLTC-P）和WLTC工况下，与基于优先经验回放的柔性动作-评价（Soft Actor-Critic with Prioritized Experience Replay，SAC-PER）算法相比，S2A3C-ERE算法在3种工况下的综合能耗分别降低了6%、7.5%和3.9%。

文献[9]提出了一种用于串联-并联PHEV的混合式能量管理策略，该策略利用依托于规则的控制策略和基于遗传算法克服电池的限制，使用ADVISOR数据库的车辆模型和Matlab Simulink环境中的GA优化工具箱进行仿真验证，结果表明提出的EMS在HC和NO_x排放方面取得了显著改善。文献[10]设计一个模糊逻辑控制器，用于管理搭载电池、超级电容和燃料电池系统的HEV车辆能源。对混合动力汽车领域的专家进行了语言标签的调查，针对每位专家定义不同的模糊集和规则，通过type-2模糊集，将处理单词含义的不确定性的专家知识相结合，并通过仿真验证了该方案的可行性。

基于规则的能量管理策略简单易行、实时响应能力强、可解释性高且成本低。其无需复杂的计算和优化算法，而是通过事先设定的规则和逻辑进行决策调整，能够快速响应变化。从实现方式来看，代码中包含大量的逻辑语句和条件阈值，可以通过有限状态机实现。从优化效果方面看，通过精确的标定可以有效提高燃油经济性。然而，该策略受混合动力系统结构影响较严重，控制策略移植性较差。

2 全局优化的能量管理策略

全局优化策略虽理论最优，但依赖全程工况信息，难以实时应用，故衍生出预测类方法，如模型预测控制（Model Predictive Control，MPC），利用全局优化算法寻找最佳能量分配方案，以实现整车燃油经济性和性能的最优化。在实际应用中，全局优化的HEV能量管理策略大多采用动态规划（Dynamic Programming，DP）[11-22]和预测控制[23-30]。

2.1 基于全局优化算法的能量管理策略

动态规划是一种基于贝尔曼最优原理的全局最优控制方法，可以将多阶段过程转化为一系列单阶段问题，适用于非线性和多复杂约束的混合动力系统能量管理。为提升HEV燃油经济性，文献[21]基于实车测试数据，通过动态规划算法优化能量管理策略。结果表明，该算法可使车辆燃油经济性提升10%，实现能量管理策略优化。文献[16]提出了一种改进的动态规划算法，并将其应用于混合动力有轨电车能量管理。任崇岭[17]等以发动机和电机的扭矩以及角速度作为动态规划的控制变量，以电池荷电平衡和最小化燃油消耗为目标建立动态规划模型。试验结果表明，使用动态规划优化插电式并联HEV的能量管理策略使车辆节油率提高了5.78%。文献[14]等以串联式混合动力汽车为对象，采用动态规划进行能量管理，试验结果表明，该策略使车辆燃油经济性提升了13%。文献[31]提出一种快速动态规划方法，其结合粒子群算法优化功率分流式HEV关键参数，并在联邦城市行驶循环（Federal Test Procedure 72，FTP72）与高速公路燃油经济性测试循环（Highway Fuel Economy Test，HWFET）工况下进行了验证，经多模式结构和参数优化，车辆燃油经济性提升6.56%。Song等[5]利用DP方法研究了包括电池和超级电容器在内的混合能源存储系统（Hybrid Energy Storage System，HESS）综合优化问题，旨在确定电动城市公交车的最佳配置和能量分配策略。

基于动态规划的能量管理策略虽然可以实现理论最优的燃油经济性，但计算复杂度高、存储空间需求大且难以适用于高维状态空间的实时控制场景，通常仅作为离线优化基准用于策略评估与标定参考。文献[18]针对动态规划算法难以实时控制的问题，通过反向传播（Back Propagation，BP）神经网络对动态规划的全局最优解集进行训练，设计了基于神经网络的动态规划混合动力系统全局最优能量管理策略。并对传统燃油矿用自卸车与采用所研究的能量管理策略的30 t混合动力矿用自卸车进行仿真对比研究。结果表明，相比传统的燃油矿用自卸车，30 t混合动力矿用自卸车的动力性和燃油经济性均得到显著提升。文献[22]结合非支配排序算法，将传统DP方法拓展至多目标优化领域，提出了非支配排序动态规划法（Non-dominated Sorting Dynamic Programming，NSDP）。该算法首先将行驶工况划分为多个阶段，在每个阶段中求取混合动力汽车在不同控制策略产生的累积目标值向量，并通过非支配排序算法获得当前的非支配解集以及对应的控制策略。然后利用各阶段的非支配解集依次逆向迭代，直至获取整个行驶工况的非支配解集前沿以及对应的能量管理控制策略。

结果表明，相较于加权动态规划法，应用NSDP求解功率分流式混合动力汽车和串并联式HEV在匀加速工况的多目标能量管理策略优化问题，能够有效获得最优解，且在解集均匀性和求解效率方面聚具有显著优势。文献[11]针对NSDP求解效率低、难以应用于复杂系统求解的问题，从计算机资源高效调度、非支配排序算法优化和计算复杂度降低3个方面提出了系统性改进方案。试验结果表明，改进后的NSDP能够有效获得混合动力汽车多目标能量管理优化问题的非支配解集。文献[19]针对HEV能量管理的动态优化问题，设计了基于双启发式动态规划（Dual Heuristic dynamic Programming，DHP）的HEV能量管理策略。针对网联双车场景，设计了融合预测巡航控制的DHP能量管理策略，实现了网联环境下的安全稳定车距下的功率分配全局最优控制，并通过仿真试验验证了控制策略的有效性、实用性以及车辆驾驶的安全性、节能性。

2.2 基于预测控制的能量管理策略

MPC对HEV能量管理策略具有显著影响。车辆系统可以通过MPC对未来行驶工况[24,26]、驾驶员意图[23,28]进行预测，实现车辆动力系统能量管理。该控制策略可以在实际应用中最大程度优化车辆燃油经济性。

文献[24]等利用EMD-NAR神经网络对未来车速进行预测，并采用K-means聚类分析方法建立了工况识别模型。通过判断当前预测工况所属类别，实现等效因子的自适应调节，并通过仿真试验验证了该控制策略的有效性和等效因子选取方法的可行性。文献[26]以东风X37车型的动力系统为研究对象建立燃料电池HEV模型，分析了质子交换膜燃料电池（Proton Exchange Membrane Fuel Cell，PEMFC）极化现象对输出的影响，并提出了基于径向基函数神经网络的车速预测模型。采用庞特里亚金极小值原理解决了全局能量分配优化问题，并结合自适应庞特里亚金极大值原理（Pontryagin's Maximum Principle，PMP）策略和基于规则的EMS进行了比较分析，验证了基于车速预测的EMS在提升燃料电池混合动力汽车（Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle，FCHEV）燃料效率方面的有效性和应用潜力，为提升FCHEV运行的安全性和稳定性、减少氢气消耗量以及提高能量管理效率提供了重要参考。

文献[23]在自由驾驶场景下，设计了基于驾驶风格识别的能量管理控制策略，包括车速预测和功率分配的优化。基于跟车和交叉路口场景，提出了更全面的混合驾驶场景下的速度规划与能量管理策略，利用车对车、车对设施以及交通灯信息进行场景分类和速度规划，并采用序列二次规划优化算法进行能量管理。最后，通过Car Maker-MATLAB/Simulink联合仿真试验将该策略与其他能量管理策略进行对比，验证了该策略在降低燃油消耗方面的优势。文献[25]设计了基于预测控制的PHEV能量管理策略，对整车能量进行分析，建立了PHEV的纵向动力学模型以及电池组等效电路模型。基于马尔可夫链建立了加速度预测模型，结合纵向动力学模型计算得出需求转矩变化。针对最小化燃油消耗量的目标，构建了PHEV能量管理的预测控制模型。在预测时域内，采用DP求解带约束的优化问题，将控制序列的首值施加至系统完成转矩分配并更新优化问题。仿真结果表明，基于随机模型预测控制的能量管理策略具有显著优势：相比基于规则的能量管理策略等效油耗降低了22.53%，相比采用Rint等效电路模型的能量管理策略，该策略等效油耗降低了13.64%。

文献[28]提出了一种基于优先经验采样的双延迟深度确定性策略梯度-优先经验回放（Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient-Prioritized Experience Replay，TD3-PER）能量管理策略，旨在优化氢燃料电池混合动力汽车的燃料经济性及辅助动力电池性能。该策略通过双延迟机制有效抑制Q值过高估计问题，在提升连续控制精度与稳定性的同时避免策略过拟合，同时进一步融合优先经验采样（Prioritized Experience Replay，PER）算法，加速策略并实现更优的综合性能。仿真结果表明，相较于深度确定性策略梯度（Deep Deterministic Policy Gradient，DDPG）算法，所提出的TD3-PER能量管理策略使100 km氢耗量降低了7.56%，平均功率波动降低了6.49%。

文献[27]将工况识别模型、车辆模型、等效油耗最小模型、SOC轨迹跟随策略与最优等效因子最大后验概率（Maximum A Posteriori，MAP）耦合，建立了基于Bi-LSTM工况识别的自适应ECMS策略模型，并在不同测试工况下进行了仿真验证。仿真结果表明，该策略在工况适应性、电能分配、电池SOC轨迹跟随和发动机低效区内工作点比例方面表现良好。在不同测试工况下，燃油经济性提升了6.09%~8.17%。文献[30]提出了一种基于小波分解和双通道卷积神经网络的车速预测方法，以提高预测精度。采用小波分解降低车速序列的非平稳性，然后将分

量送入2个并行的卷积神经网络进行特征提取，并经过特征融合后送入长短期神经网络进行预测。基于预测结果建立了能量管理策略，并对动力源输出进行滚动优化。仿真结果表明，在CLTC-P工况下，该方法比（Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory，CNN-LSTM）神经网络模型燃油经济性高58.96%，比动态规划策略的油耗增加13.3%，比基于规则的策略油耗降低了18.98%。

全局优化算法通过提前获取整个驾驶工况的信息，如车速、加速度、道路坡度等，计算每个采样时间点的功率需求。根据预先计算好的功率需求调整混合动力汽车的能源消耗，实现对整个驾驶过程的优化，可以有效实现节油目标。然而，在实际行驶中，行驶工况无法提前预知，且实时性差、计算量大，因此全局优化算法在实际应用中主要作为参考值，用以评价其余实时控制策略的优劣。

3 多目标优化策略

多目标优化问题是指在特定优化任务中实现多个相互矛盾间的平衡。HEV多目标优化的能量管理策略不仅融合了内燃机和电动机等动力源，还通过综合考虑燃油经济性、排放控制和动力性能等多个目标，实现了对整车性能的全面优化[31-45]。该策略能够根据不同的行驶工况和驾驶需求进行动态调整，从而提高汽车在不同路况和使用场景下的性能表现。

传统方法通常将多目标问题加权求和简化为单目标问题，忽略了各目标之间的相互影响，难以反映优化目标的真实情况。为了解决该问题，文献[36]首先建立了一个以燃油消耗、HC和NO_x总排放量、CO排放量为优化目标的PHEV三目标数学模型。利用多目标优化及其边界约束理论，设计了考虑动力系统复合部件参数的多目标黏菌算法（Multi-Objective Slime Mould Algorithm，MOSMA）。该算法在不同行驶工况下对并联混合动力汽车的燃油消耗及污染排放关键参数进行联合计算。最后，通过使用电动汽车仿真软件和标准城市道路行驶工况（Urban Dynamometer Driving Schedule，UDDS）驾驶循环工况，评估了某款并联混合动力车型使用燃料消耗和污染物排放效果。研究结果显示，所设计的多目标MOSMA优化算法可以有效改善混合动力系统的燃油经济性与排放污染物量，优化后整车对应的燃油消耗、HC与NO_x排放总量及CO排放量分别降低了9.5%、7.4%与24.3%。文献[46]将行驶性能要求作为约束条件，通过最小化传动系统成本、燃料消耗和排放性对并联插电式混合动力电动汽车的部件尺寸进行优化。通过多目标粒子群优化算法，为热-电-混合动力汽车（Thermal-Energy-Hybrid Car, TEH-CAR）在UDDS行驶的51.5 km选择了最佳的汽车部件。仿真结果表明，该方法可以为传动系统成本、等效燃料消耗和排放提供最佳部件尺寸。为了降低混合动力系统的燃料消耗并延缓动力元件老化的问题，文献[43]提出了一种基于多目标优化和路况分类的能量管理策略。通过构建电气模型、设计多模式EMS并利用多目标白鲸算法进行参数优化对驾驶路况进行实时分类。研究结果表明，该方法能够有效降低系统2.3%等效氢耗和燃料电池1.02%老化程度。

电动汽车运行过程中，随着环境温度的升高以及电池长时间高负荷运行，电池温度持续升高。为解决此问题，文献[39]针对某款并联式插电混合动力汽车开展了考虑电池热效应的多目标能量管理控制策略的研究。以车辆燃油经济性与电池温升作为待优化目标，建立混合动力系统模型和车辆动力学模型，构建典型高速工况并进行验证，进行多组工况下的电池温升仿真试验，建立短期工况预测模型，提取权衡最优等效因子序列，同时制定融合需求功率预测的多目标优化导向ECMS控制策略。研究结果表明，该策略在构建工况下具有合理性、有效性，并具备良好的鲁棒性和工况适应能力。

针对混合动力系统开发中不同构型的性能表现，需考虑系统参数和能量管理策略对构型性能的影响。文献[35]针对该需求提出了一套能量管理策略和参数匹配协同优化的方法，并将其应用于2种混联式构型进行对比分析。针对混合动力汽车能量管理最优控制问题，分析了多模式、分阶段、多目标决策问题的特点，并构建了NSDP进行求解。在WLTC工况下，通过正交试验方法设计了系统参数优化试验，并以NSDP求解得到的优化目标结果为评价依据。经过优化，功率分流式构型的油耗和电池寿命表现分别提高了2.8%和21.5%。对串并联式混合动力构型进行建模后，根据理论性能指标初步匹配参数，并基于NSDP方法构建了能量管理最优问题的求解流程。通过正交试验方法进行参数优化后，优化后构型的油耗和电池寿命表现分别提高了6.3%和12.1%。

广义的混合动力系统不仅是发动机与电动机混合，还包括电电混合系统，如燃料电池电动汽车三能

源电电混合动力系统的结构，即采用燃料电池系统、磷酸铁锂电池组及超级电容器组共同构成混合动力系统。文献[40]针对系统行为难以用单一模型描述的问题，提出了基于多模型切换控制的能量管理优化策略，并设计了基于模糊监督规则的动力系统能量流多模型切换控制策略。在建立的动力系统能量流多模型基础上，提出了动力系统能量管理与燃料电池系统控制综合优化方案，以提高整车的动力性能。仿真结果表明，嵌入基于多模型切换控制的动力系统能量管理策略后，整车燃料经济性指标相比嵌入功率跟随模式控制策略的经济性指标降低了3.3%。

多目标优化的能量管理策略能够综合考虑多个目标，从而实现更全面的能量管理目标，适用于不同的应用场景，并有助于提高能源利用效率和实现可持续发展[41]。然而，其需要在不同目标之间进行权衡且复杂度较高，增加了计算量和计算耗时。

4 基于机器学习的能量管理策略

监督学习、无监督学习和强化学习是机器学习领域的3种主要方法，其核心机制均为通过数据学习和建模以完成特定任务。监督学习利用有标签数据，通过学习已知的输入和输出关系来训练模型；无监督学习则针对无标签数据，旨在挖掘数据的内在规律；强化学习则通过奖励和惩罚机制，引导模型在环境中学会最优行为。

强化学习在需要智能体与环境互动的场景中可以展现出巨大潜力[47-49]，其按照模型类型可以分为基于模型学习的强化学习和无模型学习的强化学习。基于模型学习的强化学习[50-53]通过学习环境模型来寻找最优策略。基于无模型学习[54-56]的强化学习在不依赖环境模型的情况下进行学习。

4.1 基于模型学习的强化学习

文献[57]针对并联式P2结构的混合动力汽车提出了一种基于深度强化学习的融合控制型能量管理策略，结合学习型功率分配策略、学习型变速器换挡策略和规则型发动机启停策略，实现了智能型算法对混合动力系统的多目标协同控制，并通过离线训练和嵌入式处理器在环测试试验验证了深度强化学习型融合控制策略的性能，展现了优化效果与计算效率。在线强化学习对实时性要求高，可能导致安全风险和高成本、数据效率低、不稳定性和收敛性挑战以及试错成本高等问题。文献[58]以P2并联式HEV为研究对象，设计和分析基于强化学习的HEV能量管理策略。结果表明，离线强化学习在燃油经济性和工况适应性方面均表现良好。

文献[59]针对强化学习训练时间长的问题，提出了一种人类专家知识编码的“热启动”方法。专家知识被编码在决策树中，初始化深度强化学习（Deep Reinforcement Learning，DRL）神经网络的权重和偏差。与另一种固定架构的热启动方法相比，该方法的学习速度在动作空间50和100中分别提高了60.8%和88.8%。

Q学习是一种强化学习的算法，主要用于解决未知环境下的决策问题。在Q学习中，智能体通过与环境的交互学习，不断更新其行为策略，以最大化长期累积奖赏。该算法通过维护Q值函数实现上述目标，该函数表示在特定状态下采取特定动作的预期回报。文献[52]使用了Q-learning策略，以电池荷电状态和需求功率为状态变量，以动力辅助单元输出功率为控制变量，并采用时序差分算法实时更新动作-状态值。研究结果表明，在中国典型城市客车工况下，Q-learning策略的总价格仅比全局最优算法庞特里亚金极小值原理高1.57元。文献[50]以串联式混合动力汽车为研究对象，通过2种深度强化学习方法解决了混合动力汽车能量管理问题，并对所提出的策略进行了详细分析。研究结果表明，所提出的深度Q学习策略在不同工况下均具有较好的工况适应性和经济性，并提出了改进的算法以解决过高估计问题，实现了车辆能量分配的优化。文献[53]首先建立了燃料电池混合动力汽车的动力学模型，并提出了基于Q学习和深度Q学习的能量管理策略以及再生制动控制策略。研究结果表明，所提出的策略在提高整车经济性、延长燃料电池寿命和实现再生制动能量回收方面具有显著控制效果，为FCHEV的能量管理和制动控制提供了有效解决方案。

Q学习算法收敛速度慢、对状态空间要求高且容易受到噪声干扰。而双Q学习算法是对标准Q学习的改进，其通过使用2个Q值函数减轻对最优动作价值的过高估计，提高了算法的稳定性和收敛性。文献[60]针对功率分流型PHEV，提出了基于双Q学习算法和模型预测控制的在线EMS。通过对PHEV动力总成结构的介绍和能量传递路径分析，研究了基于Q学习和双Q学习算法的EMS，并设计了一种基于误差补偿的速度预测方法。仿真结果表明，该策略可以有效降低PHEV的行驶能耗。

为增加算法灵活性，使其适应不同的情况和需

求，引入了权重以平衡2个Q值函数。加权双Q学习可以进一步减轻对最优动作价值的过高估计，并更灵活调整2个Q值函数的影响力，以适应不同的环境和任务。加权双Q学习是对双Q学习的扩展，其引入了权重以平衡2个Q值函数的作用。文献[55]提出了一种基于加权双Q学习的插电式混合动力汽车能量管理控制策略，在Matlab/Simulink中搭建整车模型进行仿真验证表明，相比基于规则的策略，该策略在不同行驶工况下的燃油经济性平均提高了6.38%，达到了随机动态规划策略的98%，具有较好的燃油经济性和工况适应性。文献[61]从燃油效率的角度对比了基于动态规划控制方法的强化学习策略并在不同循环工况进行仿真验证。结果表明，基于强化学习的策略可以在具有无限时间跨度的最优控制问题中获得全局最优性。

4.2 基于无模型学习的强化学习

当前基于强化学习的混合动力汽车能量管理策略研究中，奖励函数设计多为主观决定或基于经验，难以客观描述专家意图，因此无法确保智能体在给定奖励函数下学习到最优驾驶策略。针对上述问题，文献[56]提出了一种基于逆向强化学习的混合动力汽车能量管理策略，通过逆向强化学习获取专家轨迹下的奖励函数权值，用于指导发动机智能体和电池智能体的行为，并将修改后的权重重新输入正向强化学习训练。研究结果表明，该算法的节油效果提高了5%~10%。文献[54]以功率分流式PHEV为研究对象，提出了基于双延迟Q学习和模型预测控制的实时能量管理策略。通过详细分析PHEV动力系统构型、建模和仿真验证，研究了基于ECMS和随机动态规划（Stochastic Dynamic Programming，SDP）的能量管理策略，设计了基于双延迟Q学习的EMS，并结合模型预测控制构建了实时EMS。研究结果表明，基于双延迟Q学习的EMS在不同工况下均具有有效的控制性和燃油经济性。

基于学习的能量管理策略具有自适应性和智能化的特征，可通过学习和优化算法持续提高能源利用效率，动态适应系统状态和行驶环境的变化。此外，基于学习能量管理策略可以根据历史数据和实时反馈进行预测和调整，提高系统的响应速度和性能。然而，基于学习的能量管理策略也面临挑战，如对大量数据的依赖性、算法的复杂性和对系统可解释性的要求以及在实际应用中需要面对的数据隐私和安全性等方面的挑战。

5 结论

通过对4类能量管理策略的系统梳理与对比分析，本研究得出以下结论：

a. 技术进步呈现清晰的阶梯式发展脉络，即从依赖专家经验的规则策略，逐步发展至追求理论最优的全局优化方法，进而拓展至多目标协同优化，并最终迈向数据驱动的智能学习范式。

b. 其次，能量管理策略设计面临实时性、最优性与鲁棒性之间的固有权衡，工程应用需结合车辆构型、计算资源与具体场景进行科学选择，例如规则策略适用于对成本与实时性要求较高的量产车型，而模型预测控制与强化学习融合策略则在高端及网联化场景中展现出显著优势。

c. 单一策略难以满足复杂工况下的综合需求，混合架构已成为兼顾理论性能与工程可行性的主流发展方向，如将离线全局优化提供基准与在线自适应调整相结合以实现动态优化，融合物理模型保障可解释性与数据驱动提升环境适应性。

展望未来，混合动力系统能量管理策略的发展可聚焦以下方向：

a. 智能自适应能力提升，通过融合深度强化学习与数字孪生技术，发展具备驾驶员行为识别与在线持续学习能力的个性化能量管理策略，在保障系统安全的前提下实现能效与驾驶体验的协同优化。

b. 网联协同维度拓展，依托卫星高精定位、V2X通信与交通云平台，构建“车-路-云”协同架构，推动能量管理从单车实时优化向路段级预分配、行程级规划及群体交通流协同的系统级智能演进。

c. 全生命周期视角深化，将电池健康状态预测、老化机理分析与碳足迹核算纳入优化目标，发展兼顾即时能效、电池耐久性与环境可持续性的能量管理新范式，支撑新能源汽车产业绿色低碳发展。

参 考 文 献

[1] 张乐乐. 基于插电式混合动力汽车能量管理策略设计及其优化[D]. 长春: 吉林大学, 2023.

[2] 罗勇, 陈国芳, 韦永恒, 等. P2构型PHEV的规则型能量管理策略[J]. 重庆理工大学学报（自然科学）, 2022, 36(3): 28-35.

[3] 李民策, 汪玉洁, 余鹏里, 等. 一种基于规则的燃料电池混合动力汽车能量管理策略[C]// 第23届中国系统仿真技术及应用学术年会论文集, 2022: 20-25.

[4] 周金应, 徐磊, 程前, 等. 基于负荷跟随阈值变化规则的并联混合动力汽车能量管理策略[J]. 公路与汽运,

2021(4): 1-7.

[5] SONG Z Y, HOFMANN H, LI J Q. Optimization for A Hybrid Energy Storage System in Electric Vehicles Using Dynamic Programing Approach[J]. Applied Energy, 2015, 139(2): 151-162.

[6] 赵鹏程. 基于S2A3C算法优化规则的混合动力汽车能量管理策略研究[D]. 上海: 华东师范大学, 2023.

[7] 刘俊骏. 基于规则学习的燃料电池混合动力汽车能量管理策略研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2020.

[8] 张宇. 基于模糊规则学习的燃料电池混合动力汽车能量管理策略[D]. 长春: 吉林大学, 2021.

[9] DING N, PRASAD K, LIE T T. Design of A Hybrid Energy Management System Using Designed Rule-Based Control Strategy and Genetic Algorithm for the Series-Parallel Plug-In Hybrid Electric Vehicle[J]. International Journal of Energy Research, 2020(8): 5080.

[10] MARTÍNEZ J S, JOHN R I, HISSEL D. A Survey-Based Type-2 Fuzzy Logic System for Energy Management in Hybrid Electrical Vehicles[J]. Information Sciences, 2012: 190(5): 192-207.

[11] 贝泾浩. 非支配排序动态规划方法研究及其在混合动力汽车中的应用[D]. 广州: 华南理工大学, 2021.

[12] 金辉, 张子豪. 基于自适应动态规划的HEV能量管理研究综述[J]. 汽车工程, 2020, 42(11): 1490-1496.

[13] 孔岩. 车辆规范化全局优化能量管理控制方法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.

[14] 孔泽慧, 熊继芬. 基于动态规划的混合动力汽车能量管理策略研究[J]. 时代汽车, 2021(17): 14-15.

[15] 马永娟, 尹燕莉, 马什鹏. 基于DP的随机模型预测控制能量管理研究[J]. 汽车工程师, 2021(8): 40-44.

[16] 毛业军, 文午. 基于改进动态规划算法的混合动力有轨电车能量管理策略[J]. 电力机车与城轨车辆, 2022, 45(5): 1-5.

[17] 任崇岭, 刘慧军. 基于动态规划插电式并联混合动力汽车能量管理控制策略的研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021, 44(9): 1157-1164.

[18] 王晓青. 基于动态规划的30 t混合动力矿用自卸车能量管理策略研究[D]. 西安: 长安大学, 2021.

[19] 王雅倩. 基于自适应动态规划的网联混合动力汽车能量管理控制[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2022.

[20] 张佩, 吴先攀, 徐宏明, 等. 基于动态规划的混合动力重型货车能量管理策略研究[J]. 机械传动, 2020, 44(11): 7-13.

[21] 张雪钊, 周沁悠. 基于动态规划的混合动力汽车能量管理策略优化[J]. 农机使用与维修, 2024(5): 14-17.

[22] 赵克刚, 何坤阳, 黎杰, 等. 基于改进动态规划法的HEV多目标能量管理策略[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2022(9): 138-148.

[23] 何晶晶. 基于驾驶风格识别的混合动力车预测能量管理控制[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2023.

[24] 田韶鹏, 姜文琦, 杨灿. 基于工况预测的PHEV自适应等效油耗最小策略[J]. 武汉理工大学学报, 2023, 45(6): 111-122+138.

[25] 王超, 薛斌强. 插电式混合动力汽车加速度预测及能量管理[J]. 电子设计工程, 2023, 31(20): 11-15.

[26] 王思雨. 基于车速预测的燃料电池混合动力汽车能量管理策略研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.

[27] 杨硕. 基于工况识别的混合动力汽车能量管理策略研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.

[28] 虞志浩, 赵又群, 潘陈兵, 等. 基于TD3-PER的氢燃料电池混合动力汽车能量管理策略研究[J]. 汽车技术, 2023(1): 13-19.

[29] 张代庆, 俞聪, 牛礼民, 等. 基于序列二次规划算法的插电式混合动力汽车模型预测控制策略[J]. 安徽工业大学学报(自然科学版), 2023, 40(3): 313-323.

[30] 赵爽, 罗勇, 孙强. 插电式混合动力汽车车速预测能量管理策略[J]. 重庆理工大学学报, 2023, 37(17): 79-87.

[31] YANY Y L, PEI H X, HU X S, et al. Fuel Economy Optimization of Power Split Hybrid Vehicles: A rapid Dynamic Programming Approach[J]. Energy, 2019, 166(1): 929-938.

[32] 方新智, 虞莉娟, 全琎. 基于多目标优化的燃料电池汽车混合动力系统能量管理策略研究[J]. 数字制造科学, 2023, 21(1): 51-56.

[33] 李成. 基于随机模型预测控制的燃料电池混合动力汽车能量管理策略研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022.

[34] 罗闯, 许亮. 基于ISSA的燃料电池多电源模糊能量管理策略[J]. 汽车安全与节能学报, 2023, 14(4): 496-504.

[35] 麦茂瑜. 基于非支配排序动态规划的混合动力汽车混联式构型对比分析[D]. 广州: 华南理工大学, 2022.

[36] 闵磊, 李欣, 丁元俊, 等. 基于MOSMA的PHEV汽车能量管理多目标优化及验证[C]// 2023中国汽车工程学会年会论文集(2), 2023.

[37] 卿海. 搭载DHT混合动力汽车多目标优化能量管理策略研究[D]. 重庆: 重庆理工大学, 2023.

[38] 饶阳, 刘平, 母洋文, 等. 基于NSGA-Ⅱ和Cruise的混合动力汽车参数优化[J]. 汽车科技, 2013(3): 19-23.

[39] 吴生宇. 考虑电池热效应的插电式混合动力汽车多目标能量管理策略研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023.

[40] 谢长君. 基于多模型控制的燃料电池汽车混合动力系统优化研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2009.

[41] 闫德超. 基于多源信息融合的四驱PHEV能量管理策略

研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2022.
[42] 叶心, 张腾, 卢金涛, 等. 基于多目标遗传算法的混合动力汽车能量管理优化[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(21): 9389-9397.
[43] 于坤杰, 王思雨, 杨朵, 等. 基于多目标优化的燃料电池汽车实时能量管理策略[J]. 郑州大学学报(工学版), 2024: 45(2): 80-88.
[44] 张东方. 基于改进Soft Actor-Critic算法的燃料电池汽车能量管理策略研究[D]. 上海: 华东师范大学, 2023.
[45] 周鑫. 行星排式多模混合动力系统模式切换序列控制研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023.
[46] MADANIPOUR V, MONTAZERI-CH M, MAHMOODI-KM. Multi-Objective Component Sizing of Plug-In Hybrid Electric Vehicle for Optimal Energy Management[J]. Clean Technologies and Environmental Policy, 2016, 18(2): 1189-1202.
[47] 陈泽宇, 方志远, 杨瑞鑫, 等. 基于深度强化学习的混合动力汽车能量管理策略[J]. 电工技术学报, 2022, 37(23): 6157-6168.
[48] 王浩聪. 基于深度强化学习的FCHEV能量优化分配策略研究[D]. 郑州: 河南科技大学, 2022.
[49] 王惠庆. MC-Q强化学习的PHEV能量管理策略[J]. 汽车实用技术, 2022, 47(24): 28-32.
[50] 郭东鹏. 基于深度Q学习的混合动力汽车能量管理策略研究[D]. 西安: 长安大学, 2023.
[51] 苏明亮, 姚方. 基于深度强化学习的混合动力汽车能量管理策略[J]. 电气自动化, 2023, 45(4):115-118.
[52] 田泽杰. 基于Q-learning的插电式混合动力汽车能量管理策略[J]. 汽车实用技术, 2022, 47(20): 5-8.
[53] 张鑫新. 基于深度Q学习的燃料电池混合动力汽车控制研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023.
[54] 高顺. 基于双延迟Q学习的PHEV实时预测能量管理策略研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2023.
[55] 郭玉帆. 基于轨迹规划与改进Q学习的PHEV节能驾驶策略研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2023.
[56] 齐春阳, 宋传学, 宋世欣, 等. 基于逆强化学习的混合动力汽车能量管理策略研究[J]. 汽车工程, 2023, 45(10): 1954-1964+1974.
[57] 陈佳信. 基于深度强化学习的融合控制型混合动力汽车能量管理策略研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2022, 45(4): 115-118.
[58] 张鹏飞. 基于离线强化学习的混合动力汽车能量管理策略研究[D]. 重庆: 重庆理工大学, 2022.
[59] WANG H C, ARJMANDZADEH Z B, YE Y. FlexNet: A Warm Start Method for Deep Reinforcement Learning in Hybrid Electric Vehicle Energy Management Applications[J]. Energy, 2024, 288(2): 129773.
[60] 古鸿吉. 基于双Q学习的插电式混合动力汽车能量管理策略研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2022.
[61] LEE H Y, SONG C H, KIM N W. Comparative Analysis of Energy Management Strategies for HEV: Dynamic Programming and Reinforcement Learning[J]. IEEE Access, 2020(8): 67112-67123.

（责任编辑　**梵玲**）

《汽车工程师》征稿启事

《汽车工程师》于1974年创刊，是由中国第一汽车集团有限公司主管、中国第一汽车股份有限公司主办的国内外公开发行的汽车应用技术类学术期刊，为RCCSE中国准核心学术期刊、CACJ中国应用型扩展期刊，被哥白尼精选数据库、EBSCO学术数据库、欧洲学术出版中心（EuroPub）数据库、J-Gate数据库收录。

《汽车工程师》以报道汽车产品设计领域的技术研究成果为主，专注于技术开发与应用层面的创新成果，提供汽车设计创新解决方案。《汽车工程师》将把握电动化、智能化、网联化、共享化的汽车技术主流发展趋势，努力吸收优质稿源，为我国汽车工程技术创新能力提升贡献力量。重点征稿方向包括：锂离子电池与新体系电池、动力电池热管理与热失控、燃料电池及其关键零部件、车用电机及其控制器、自动驾驶汽车环境感知与感知融合、自动驾驶汽车定位与建图、自动驾驶汽车测试、人工驾驶-无人驾驶车辆混行条件下的自动驾驶控制、智能线控底盘、一体化底盘、功能安全和预期功能安全。

热忱欢迎汽车行业的专家学者不吝赐稿，反映国家重点扶持项目、自然科学基金项目和其他重点项目等研究成果的稿件将优先发表，我们期待与您共同践行“把论文写在祖国大地上”的指示精神，为强大中国汽车工业作贡献！

本刊使用协同采编系统处理稿件，请登陆期刊网站注册后投稿，投稿要求见本刊网站中“下载中心”栏目的作者指南，网址：http://tjqc.cbpt.cnki.net。

《汽车工程师》编辑部