

智能网联电动汽车节能优化控制研究进展与展望

申永鹏¹ 袁小芳² 赵素娜¹ 孟步敏³ 王耀南²

摘 要 提升纯电动汽车整车能效、降低百公里耗电量,是我国新能源汽车产业发展的重大需求. 智能网联背景下, V2X (Vehicle to everything) 网联信息以及激光雷达、毫米波雷达、摄像头、定位及导航装置等各类车载传感器,为智能网联电动汽车 (Connected automated electric vehicle, CAEV) 提供了全方位的信息交互、共享和状态感知能力,赋予了其巨大的节能优化潜力. 针对 CAEV 节能优化控制问题,首先从动力电池、电机控制器、驱动电机、传动机构、轮胎和驾驶决策六个环节分析电动汽车的典型损耗特性,从决策、控制和执行三个层面分析 CAEV 的能量转换过程及耦合关系,以及网联信息对 CAEV 的节能影响;然后,从决策层车速优化、控制层驱动/制动转矩优化控制和执行层电流矢量优化控制三个方面,对各层的节能优化问题进行阐述,并重点对国内外研究现状进行归纳分析;最后,对决策层、控制层和执行层 CAEV 节能优化控制的难点以及现有研究工作进行总结,并对下一步发展趋势进行展望.

关键词 智能网联, 电动汽车, 节能, 优化控制

引用格式 申永鹏, 袁小芳, 赵素娜, 孟步敏, 王耀南. 智能网联电动汽车节能优化控制研究进展与展望. 自动化学报, 2023, 49(12): 2437-2456

DOI 10.16383/j.aas.c220819

Energy-saving Optimization Control for Connected Automated Electric Vehicles: State of the Art and Perspective

SHEN Yong-Peng¹ YUAN Xiao-Fang² ZHAO Su-Na¹ MENG Bu-Min³ WANG Yao-Nan²

Abstract Improving the energy efficiency of electric vehicles and reducing the power consumption are major demands for the development of China's new energy vehicle industry. With the development of CAEV (connected automated electric vehicle), V2X (vehicle to everything) network information and various on-board sensors such as lidar, millimeter-wave radar, camera, positioning and navigation devices which provide CAEVs with a comprehensive information interaction, sharing and state perception capabilities, and endowed it with a huge potential for energy-saving optimization. Aiming at the energy-saving optimization control problem of CAEV, the typical loss characteristics of electric vehicles are firstly analyzed from the six links of power battery, motor controller, drive motor, transmission mechanism, tires and driving decision-making, and the energy conversion process and coupling relationship of CAEV are analyzed from three levels of decision-making, control and execution, as well as the energy-saving impact of network connection information on CAEV; Then, from the three aspects of vehicle speed optimization at the decision-making level, driving/braking torque optimization control at the control level, and current vector optimization control at the action level, the energy-saving optimization problems at each level are expounded, and the research works at home and abroad are analyzed in detail; Finally, we summarized the difficulties of energy-saving optimal control of CAEV at the decision-making level, the control level and the action level, as well as the characteristics of the existing research works, and the future development trend is prospected.

Key words Intelligent connected, electric vehicle, energy-saving, optimization control

Citation Shen Yong-Peng, Yuan Xiao-Fang, Zhao Su-Na, Meng Bu-Min, Wang Yao-Nan. Energy-saving optimization control for connected automated electric vehicles: State of the art and perspective. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(12): 2437-2456

收稿日期 2022-10-19 录用日期 2023-03-03

Manuscript received October 19, 2022; accepted March 3, 2023

国家自然科学基金 (62273313, 62073127, 62003288, 62003312) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62273313, 62073127, 62003288, 62003312)

本文责任编辑 李力

Recommended by Associate Editor LI Li

1. 郑州轻工业大学电气信息工程学院 郑州 450002 2. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410002 3. 湘潭大学自动化与电子信息学院 湘潭 411105

发展以纯电动汽车为主的新能源汽车是我国从汽车大国迈向汽车强国的必由之路,是应对气候变化、推动绿色发展的战略举措^[1]. 历经多年发展,我国在电池、电机、电控等新能源汽车核心关键技术

1. College of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002 2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410002 3. College of Automation and Electronic Information, Xiangtan University, Xiangtan 411105

方面持续提升,纯电动汽车产销量不断攀升,但是续航里程问题始终是制约纯电动汽车发展的重要因素^[2]。

延长纯电动汽车续航里程的两条技术路径分别是:1)提升单车带电量;2)提升整车能效,降低百公里耗电量。尽管前者可直接增加续航里程,但是不可避免地导致了整车质量和成本的增加,以及电池安全风险的上升^[3]。围绕纯电动汽车能效的提升,中国汽车工程学会发布的“节能与新能源汽车技术路线图2.0”制定了2025年、2030年和2035年的发展目标,如图1所示^[4]。国家标准“GB/T 36980-2018 电动汽车能量消耗率限值”和“GB/T 18386-2017 电动汽车能量消耗率和续驶里程试验方法”分两个阶段给出了不同整车质量车型对应的百公里耗电量限值,如图2所示^[4-5]。由此可见,提升纯电动汽车整车能效、降低百公里耗电量,是我国新能源汽车产业发展的重大需求。

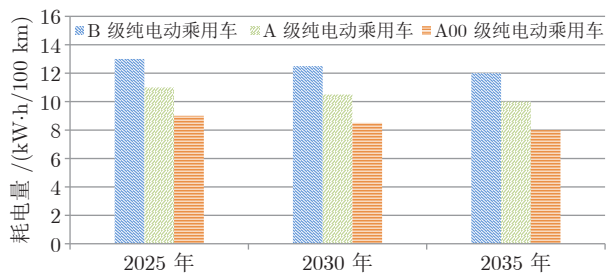


图1 我国纯电动汽车能耗发展目标

Fig.1 Energy consumption development goals for China's pure electric vehicles

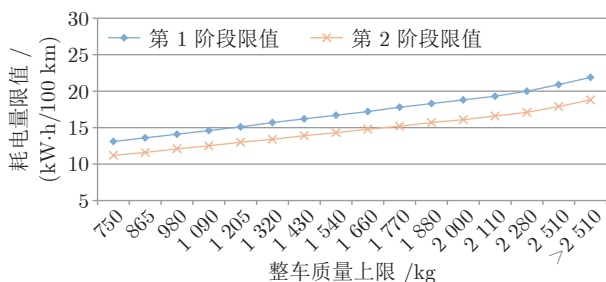


图2 纯电动汽车百公里耗电量限值

Fig.2 100 km power consumption limit for pure electric vehicles

当前,新一轮科技革命驱动汽车产业加速变革,能源、互联、智能革命为新能源汽车发展注入了强劲新动能。立足新阶段,2020年10月,国务院印发的“新能源汽车产业发展规划(2021~2035年)”指出,电动化、网联化、智能化是汽车产业的发展潮流和趋势,并确立了以纯电动汽车、插电式混合动力(含增程式)汽车、燃料电池汽车为“三纵”的整车技

术创新链布局,以动力电池与管理系统、驱动电机与电力电子、网联化与智能化技术为“三横”的关键零部件技术供给体系^[1]。面对“2030年前实现碳达峰、2060年前实现碳中和”的经济社会发展绿色转型目标,汽车与能源、交通、信息通信等领域有关技术加速融合,“绿色低碳、智能网联”已成为当前新能源汽车产业发展的新特征。

智能网联背景下,电动汽车不再是单纯的交通工具,网联信息以及激光雷达、毫米波雷达、摄像头、定位及导航装置等各类车载传感器,将为车辆提供全方位的信息交互、共享和状态感知能力,赋予了智能网联电动汽车(Connected automated electric vehicle, CAEV)巨大的节能优化潜力。复杂道路状况及车辆运行状态下,如何根据交通状况、信号灯状态、道路状况等网联信息,并结合车辆传感信息、电驱动系统和动力电池运行状态,对车辆行驶速度以及电驱动系统进行优化决策与优化控制,是实现整车能效提升的重要技术路径,也是当前亟待解决的技术难题。针对该问题,本文首先分析了电动汽车能量转换与传递各环节的节能潜力;然后,从决策层的车速优化、控制层驱动/制动转矩优化控制和执行层电流矢量优化控制三个方面,在对各层面的节能优化问题进行阐述的基础上对国内外研究现状进行了综述分析;最后,总结了决策层、控制层和执行层CAEV节能优化控制的难点以及现有研究工作的特征,并对下一步发展趋势进行了展望。

1 CAEV 节能潜力分析

1.1 电动汽车典型损耗

图3所示为电动汽车行驶过程中的典型损耗情况^[6-10]。存储于锂离子电池内的电能输出过程中,由于欧姆内阻和极化内阻的存在,将造成少量内阻损耗^[6,8];动力电池输出的直流电能经电机控制器转换为幅值和频率可调的交流电能,在此过程中,由于电力电子开关器件的非理想开关特性,将引入一定的开关损耗和导通损耗^[8];交流电机运行过程中,由于磁滞损耗和涡流损耗,会引入铁损;同时,由于定子线圈电阻的存在,会产生铜损^[7-8];驱动电机产生的机械能,进一步经减速器、差速器等传动机构传递至轮胎,该过程中,传动机构将产生啮合齿面摩擦损耗、轴承摩擦损耗和润滑油的阻力损耗等机械损耗^[8];进一步地,轮胎将传动机构传递的驱动转矩转换为牵引力,该过程中最大牵引力受轮胎滑移率-路面峰值附着系数特性的限制,当转矩大于最大牵引力时,将导致车轮打滑,进而引入一定量的过驱动损耗^[9];车辆牵引力克服滚动阻力、空气阻力

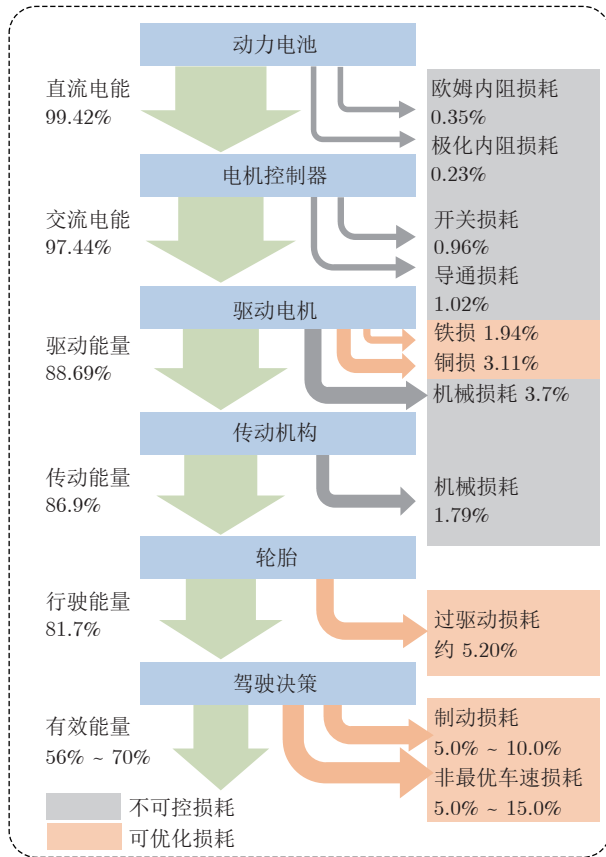


图3 电动汽车典型损耗

Fig.3 Typical energy loss of electric vehicles

和爬坡阻力, 进而驱动车辆行驶, 但如果不能根据道路状况、交通状况和信号灯状态, 对车速进行合理的规划, 将引入较大比例的非最优车速损耗; 同时, 车辆制动时, 如不能对再生制动强度进行优化, 将导致机械制动的介入, 进而引入一定比例的制动损耗. 通常, 只有 56% ~ 70% 的电能被转换为有效的行驶能量^[10].

然而, 并非所有损耗都可通过车辆控制进行优化. 动力电池的欧姆内阻主要由电极材料、电解液、隔膜电阻及集流体、极耳等各部分零件的接触电阻组成, 由电池的材料、尺寸、结构、连接方式等决定; 极化内阻由活性物质特性、电极结构、电池的制造工艺、电池荷电状态 (State of charge, SOC)、温度及充放电电流等因素决定; 电力电子器件开关损耗和导通损耗由器件材料、器件参数特性、驱动电路参数、工作温度等因素决定; 传动机构的机械损耗由齿轮的啮合齿面摩擦因数、轴承摩擦因数、润滑油的黏度等因素决定. 上述因素, 在相关部件的设计、生产阶段就已经决定了损耗特性, 无法在控制环节进行优化, 即不可控损耗.

非最优车速损耗和制动损耗、过驱动损耗和电

机的铁损及铜损为可优化损耗, CAEV 在这三个环节蕴含着巨大的节能潜力. 相关研究表明, 利用车载传感信息和网联信息对车辆速度、动力及传动系统进行合理的优化, 可使能耗下降 30%^[1]. 2017 年, 美国能源部高级能源研究计划署 (Advanced Research Projects Agency-Energy, ARPA-E) 斥资 3200 万美元, 开展为期三年的“NEXTCAR”研发项目, 从不同角度开展下一代智能网联汽车的节能研究^[11-12]. 文献 [13] 在分析智能网联汽车能耗优化基本数学原理的基础上, 从考虑坡度预测巡航控制、跟车工况预测巡航控制、智能辅助驾驶和车道变换等应用场景下的单车智能网联环境下的能耗优化问题进行了综述分析, 从经济驾驶、多车协同节能、道路交叉口车路协同节能和车云协同节能等方面对车辆协同节能问题进行了综述分析. 文献 [14] 从路况预测、交通信号灯预测、车辆跟随预测、车道选择与并线预测四个方面分析了智能网联车辆的节能潜力, 并从协同车辆跟随、协同道路选择与并线、协同交叉路口通行等方面对相关车辆能耗优化控制方法进行了综述分析. 文献 [15] 从忽略道路和交通信息的单车行驶优化、考虑道路和交通信息的单车行驶优化、基于车-车、车-路通信的多车行驶优化三个方面对车辆的能效优化方法进行了综述分析, 并对未来智能交通系统下车辆行驶优化进行了展望. 上述文献关注的是车辆在决策层的节能优化原理及方法, 侧重点在于不同行驶工况、运行场景下对车辆行驶速度的优化, 没有对执行层和控制层的节能优化方法展开讨论.

1.2 CAEV 能量转换过程及耦合关系

如图 4 所示, CAEV 自顶向下的能量转换过程可以描述为决策层的车速优化决策、控制层的驱动/制动转矩优化控制, 以及执行层的电流矢量优化控制过程.

1) 在决策层, CAEV 根据车载传感设备实现对运行场景的局部感知; 根据网联信息实现对工况和路况的全局感知, 在满足时间-空间双重约束的前提下, 可通过对车速的优化, 避免无效的加减速, 实现能效优化.

2) 在控制层, CAEV 可通过车身姿态传感器、GNSS + INS (Global navigation satellite systems and inertial navigation systems) 组合导航、轮速传感器、电机控制器等车载传感和控制设备获取车辆纵向加速度、车速、驱动轮速、驱动转矩等多维传感信息, 根据车辆纵向动力学特性和轮胎-路面动力学特性, 对道路和车辆参数进行自适应辨识, 进而通过对驱动/制动转矩的优化控制, 实现驱动

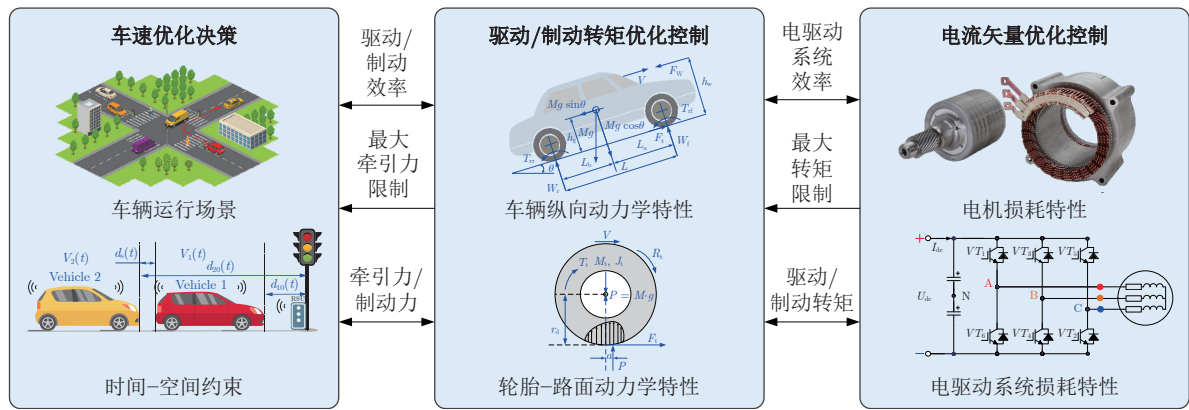


图4 CAEV 能量转换过程及耦合关系分析

Fig.4 Analysis of energy conversion and coupling relationship of CAEV

和制动过程中最佳滑移率的动态控制, 以及路面附着力的最大化, 提升驱动效率和制动能量回馈效率.

3) 在执行层, CAEV 可实时监测动力电池电压、电机定子电阻、温度等参数, 分析系统电流极限圆和电压极限椭圆动态限制, 对电机损耗特性和电驱动系统损耗特性进行在线估计, 进而通过对电流矢量的实时优化, 提升电驱动系统运行效率. 同时, CAEV 控制层与决策层存在驱动/制动效率耦合及最大牵引力限制; 执行层与控制层之间存在电驱动系统效率耦合及最大转矩限制, 如图4所示.

1.3 网联信息对 CAEV 的节能影响

车-车 (Vehicle to vehicle, V2V)、车-云 (Vehicle to cloud, V2C)、车-基础设施 (Vehicle to infrastructure, V2I) 等 V2X (Vehicle to everything) 网联信息, 为 CAEV 提供了对道路、交通状态、交通信号的全局感知能力, 以及对周边车辆运行状态和驾驶意图的局部感知能力, 进而通过对车辆的优化决策与控制, 实现节能运行.

在决策层, 根据从 V2I 获取的三维地图信息, 文献 [16] 以能耗和距离为优化目标, 构建了车辆能耗估算模型和距离综合估计模型, 提出了基于混沌多目标优化的三维路径优化方法, 实现了路径和能耗的同时优化. 根据从 V2C 获取的交通和道路信息, 文献 [17] 根据车辆经济性模型, 采用空间域动态规划算法确定行驶路线的最佳速度轨迹, 降低了 5% ~ 15% 的能耗. 文献 [18] 分别通过 V2V 和 V2I 获取车辆驾驶信息和路侧基础设施信息, 构建了基于深度受限玻尔兹曼机 (Deep restricted Boltzmann machines, DBM) 和双向长短期记忆 (Bidirectional long short-term memory, BLSTM) 的序列预测模型, 实现了不同范围内的车速预测, 并采用模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 进行能量

管理优化, 最终实现了 6% 的能耗优化. 文献 [19] 依据 V2V 瞬时安全速度信息和 V2I 交通信号信息, 提出了融合粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 和极限学习机 (Extreme learning machine, ELM) 的车速预测方法, 以及改进的 MPC 能量管理方法, 实验结果表明, 相比基于规则的策略, 能耗降低了 13.55%. 文献 [20] 提出了实时能量优化减速规划系统, 该系统根据 V2I 获取的地图和导航数据、交通灯相位和时序信息, 生成远景速度曲线; 根据 V2V 获取的前方车辆信息对车速进行再次规划, 以确保安全距离, 实验结果表明所提方法将减速过程中的能量回收率提升了 40% 以上.

在控制层, 根据 V2I 获取的路面附着系数、路面平整度等信息, 文献 [21] 分析了不同路面的最优速度和转矩, 提出了路面自适应双电机扭矩优化分配控制方法, 硬件在环测试结果表明, 所提方法在三种驾驶模式下能效分别提升了 3.4%, 5.1% 和 6.1%. 文献 [22] 基于 V2I 和 V2V 获取的网联信息, 设计了高斯过程未来工况预测器和最小二乘法车辆参数辨识器, 通过优化动力分配提升了车辆能效. 文献 [23] 通过 V2X 获取行驶环境信息, 推导出车辆的制动距离和最终速度, 提出了基于伪谱法且具有终端约束的多目标制动控制策略, 实现了制动能量回馈率与电池寿命的多目标优化. 文献 [24] 综述分析了智能交通系统 (Intelligent traffic system, ITS) 对车辆能效的影响, 并从交通信息采集、驾驶状态优化、在线更新机制等方面展望了交通信息集成能效优化控制的发展趋势. 文献 [25] 通过 V2N (Vehicle to network) 获取未来路况信息和车辆的功率需求, 提出了非线性模型预测控制器, 实现了多动力单元之间的最优转矩分配, 多个驾驶循环下的测试结果表明, 所提方法可节能 1% ~ 4%.

针对智能网联背景下电动汽车的节能优化问

题,下文从决策层车速优化、控制层驱动/制动转矩优化控制和执行层电流矢量优化控制三个层面,对CAEV的节能问题及其国内外研究现状进行综述分析。

2 车速优化决策

CAEV可利用V2X网联信息和车载感知设备,通过对交通环境和车辆状态的预测,综合考虑未来交通状态对车辆运行经济性的影响,有预见性地对车速进行规划,避免无效的加速或者制动,从而提升整车的能效^[11]。已有研究表明,决策层面的车速优化是CAEV能效优化的关键环节,也是目前的研究热点。

2.1 车速优化问题概述

如图5所示,车速优化的基本思路是以车辆即将通过的某一路段 $[S_0, S_f]$ 为优化范围,以驱动轮的轮胎和路面之间的牵引力 $F_t(t)$ 为控制变量,以车辆在固定时间 $[t_0, t_f]$ 内完成行驶任务所消耗的能量为性能指标,构建如下最优控制 (Optimal control, OPC) 问题^[13, 15, 26-27]:

$$\begin{aligned} \min \quad & J[V(t), F_t(t), t] = H[V(t_f), t_f] + \\ & \int_{t_0}^{t_f} G[V(t), F_t(t), t] dt \\ \text{s.t.} \quad & \dot{V}(t) = f[V(t), F_t(t), t] \\ & C[V(t), F_t(t), t] \leq 0 \\ & E[V(t_f), t_f] = 0 \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $V(t)$ 为车速; $H[V(t_f), t_f]$ 为终点性能指标函数; $G[V(t), F_t(t), t] = V(t)F_t(t)$ 为积分性能指标函数; $C[V(t), F_t(t), t] \leq 0$ 为状态变量 $V(t)$ 和控制变量 $F_t(t)$ 的约束条件; $E[V(t_f), t_f] = 0$ 为末端状态约束; $\dot{V}(t) = f[V(t), F_t(t), t]$ 为车辆的纵向动力学方程,

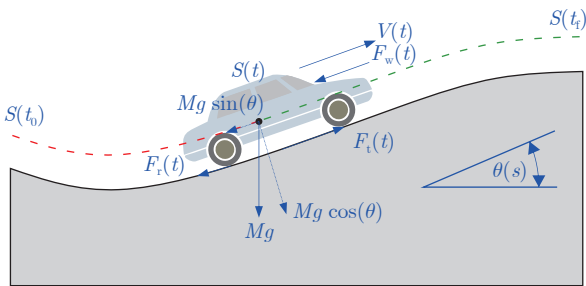


图5 车速优化问题示意图

Fig.5 Schematic diagram of vehicle speed optimization problem

$$\begin{aligned} M \frac{dV}{dt} &= F_t - (F_r + F_g + F_w) = \\ &F_t - [Mg(f_r \cos \theta + \sin \theta) + \\ &\frac{1}{2} \rho A_f C_D (V(t) - V_w(t))^2] \end{aligned} \quad (2)$$

式中, M 为车辆总质量; F_r 为车辆滚动阻力; F_g 为车辆爬坡阻力; F_w 为空气阻力; g 为重力系数; f_r 为滚动阻力系数; θ 为道路坡度; ρ 为空气密度; A_f 为车辆有效迎风面面积; C_D 为车辆的空气阻力系数; $V_w(t)$ 为车辆运动方向上的实时风速. 当进一步考虑路面坡度随车辆水平行驶距离 S 变化时, $\theta(S)$ 为随水平距离变化的路面坡度; $\frac{dS}{dt} = V(t)$ 为水平行驶距离与车速的关系, 且 $S(t_0) = S_0$, $S(t_f) = S_f$.

从上述分析可知, 车速优化由车辆的纵向控制实现. Eco-driving 泛指通过优化车辆的纵向控制, 实现节能减排的各类措施^[26, 28-29]. 文献^[26]针对Eco-driving最优控制问题, 提出了其连续时间模型及离散化方法, 避免了非凸项的引入, 并给出了该问题的顺序二次规划 (Sequential quadratic programming, SQP) 求解方法, 实现了7.44%的能耗优化. 文献^[28]系统地分析了不同动力系统结构下, Eco-driving作为最优控制问题的一般公式, 具体包括OPC问题的目标函数、控制变量及约束条件、状态方程、终端状态约束, 以及车辆运行过程中来自交通信号或自身运行状态的各种内部约束. 文献^[29]从影响因素、控制策略、实施效果等方面对Eco-driving的研究现状及进展进行了分析. Eco-driving适用于各类驾驶场景, 包括信号交叉口^[30-31], 巡航^[32-33]等。

根据所适用场景和所采用的数学方法, 已有的车速优化决策方法可分为两类, 如图6所示。

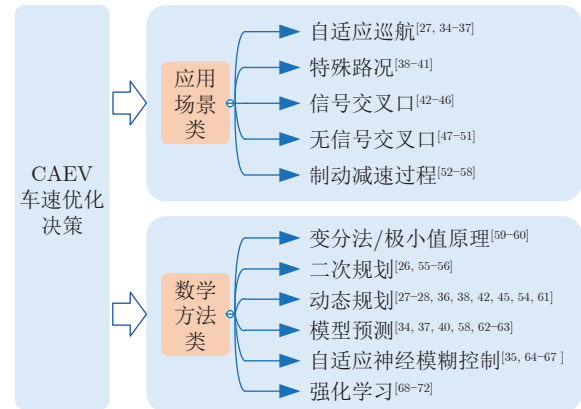


图6 CAEV车速优化决策方法分类

Fig.6 Classification of decision-making methods for speed optimization of CAEV

2.2 应用于不同场景的车速优化决策方法

根据所提出的 CAEV 车速优化决策方法的适用场景,已有方法可分为自适应巡航 (Adaptive cruise control, ACC)^[27, 34-37]、特殊路况^[38-41]、信号交叉口^[42-46]、无信号交叉口^[47-51]、制动减速过程^[52-58] 五大类。

自适应巡航场景中,车辆通过高级辅助驾驶系统 (Advanced driving assistance systems, ADAS) 以及 V2X 设备获取关于前后车辆距离、道路地形、限速等信息,通过对车速的优化控制,实现对前车距离以及能耗的优化,其优化目标除能耗外,通常还包括前车距离、舒适性等^[27, 34-35]。例如,文献 [27] 基于交通信息物理系统获取的动态道路坡度和交通限速信息,构建了基于道路限速分段的电动汽车 (Electric vehicle, EV) 能量优化问题,在距离域上实现全程优化问题分段滚动优化,并设计了迭代动态规划算法 (Iterative dynamic programming, IDP),实现能量最优巡航车速的快速求解。相比恒定速度 (Constant speed, CS) 策略能效提升 23.29%,相比常规动态规划方法能效提升 2.72%。

特殊路况通常包括弯曲道路^[38-39]、上下坡道路^[40]、特殊几何特征道路^[41]等,此类研究结合道路的曲率、坡度等特征,通过针对性地构建车速 OPC 问题,从而实现车辆在特殊路况下的能耗优化。例如,文献 [38] 基于从高精度数字地图中提取的车辆前方道路曲率信息,构建了考虑道路水平曲率的车速 OPC 系统,并采用动态规划算法实现了车速的优化,相比传统比例-积分 (Proportional integral, PI) 控制器,在加速和减速模式下的能耗分别降低 5.46% 和 17.64%;文献 [40] 针对丘陵地带常见的上下坡道路,通过数字地图获得的前方道路坡度信息,构建了上下坡道路上的车速优化模型,并采用模型预测控制算法实现了问题的求解,相比固定速度模式,不同工况下节能 4.73% ~ 7.04%;相比自动速度模式,不同工况下节能 4.03% ~ 5.70%。文献 [41] 结合坡度、曲率等道路几何特征和平均交通速度信息,以车辆能耗和转弯安全性为控制目标,提出了车速预瞄优化控制方法,并针对所设计的特殊几何特征道路进行了仿真。结果表明,所提方法可同时提升能效和车辆安全性,但未定量给出具体数据。

信号交叉口是城市道路中常见的交通场景。在信号交叉口,车辆行驶可能被交通信号中断,当同一路口车辆较多时,则将在车流中产生冲击波,导致车辆交通运行于加速/减速操作,从而增加能耗。因此,结合交通信号的相位时间 (Signal phase and timing, SPaT) 信息、V2V 信息,通过对车辆队列

运行、SPaT 的预测,构建车速的能耗优化模型,可一定程度上优化车辆能耗^[42-46]。文献 [42] 首先提出了一种改进的排队车辆队列消散预测方法 (Improved queue discharge prediction, IQDP),然后构建了分层控制策略,其中上层采用动态规划获取节能车速曲线的总体趋势,下层模型预测控制器用于确保安全车距,实现了 CAEV 在信号交叉口的能耗优化。相比 CS 策略,该方法在两种运行场景下分别节能 12.48% 和 8.51%。文献 [43] 在构建车速 OPC 模型时,同时考虑了多个下游信号交叉口的 SPaT 信息和队列信息,构建了车辆能耗优化的 Eco-MS-Q (Eco-driving algorithm for multiple intersections with the consideration of vehicle queues) 算法,并在 INTEGRATION 软件中,对一条有四个信号交叉口的主干道和一个由 16 个信号交叉口组成的路网进行了仿真测试,最高可实现节能 13.8%。

在无信号交叉口,由于没有交通信号的中断,车速优化决策的关键是对多台车辆的行驶轨迹进行协同优化控制,以提升通行效率和车辆能效^[47]。针对无信号交叉口 CAEV 的速度规划问题,文献 [48] 以最小化车辆能量消耗和通行时间为目标,通过优化车辆的交叉顺序和速度曲线,提出了分层集中式协调方法。仿真结果表明,相较对比方法,所提方法在同等通行时间下,实现了节能 21.8%。文献 [49] 针对无信号交叉口通行效率问题,构建了包含瞬时效率、行车延误等四个指标的奖励函数,提出了基于 Q 学习模型的强化学习车队轨迹离散控制方法。仿真结果表明,所提方法可针对不同工况灵活地分配组队指令,将交叉口的通行能力提升 36.1%。文献 [50] 提出了用于自主交叉口管理的车辆队列双层优化算法,上层交通调度模型根据交通实况,优化车辆通行顺序和时隙;下层轨迹规划模型根据给定调度信息和耦合约束,生成节能行驶轨迹。仿真结果表明,所提方法具有高运行效率以及良好的工况适应性。文献 [51] 将连续的交通流离散化为一系列小规模车辆组,提出了基于协同分组的无信号交叉口控制方法,将车辆运动分解为分支调整和路口协调两个过程。同时,提出了具有分叉的协作自适应巡航控制模型,用于车辆跟踪控制。仿真结果表明,所提方法可使车辆运行更平稳,同时节能高达 29%。

制动减速过程中的速度规划是电动汽车能耗优化的关键环节。传统的电动汽车制动控制研究通常聚焦于制动转矩分配和部件控制^[52-53]。智能网联背景下,电动汽车可通过共享制动意图、前车运动轨迹预测等方式,进一步通过制动速度规划提升能量回馈比例^[54]。文献 [54] 通过共享车辆制动意图,构建了用于网联电动汽车轨迹规划和跟踪的双层能量

优化制动控制方案. 其中, 上层采用动态规划算法, 求解具有接近制动意图的能量最优制动问题, 以获取能量最优制动轨迹; 下层将非线性时变车辆纵向动力学转化为线性时变系统, 然后设计了模型预测控制器并采用二次规划算法求解, 在保证制动舒适性和安全性的同时实现了能量最优制动轨迹的跟踪控制. 相比 CDBS (Constant deceleration braking strategy) 策略, 两种工况下, 该方法可分别提升制动能量回馈 11.42% 和 3.19%. 针对转弯或停车时的减速需求, 文献 [55] 通过对真实车辆测试数据的回归分析, 以最大化减速过程中的能量回馈为目标, 提出了参数化多项式减速模型, 并根据实时剩余时间、距离以及目标速度确定多项式参数, 获得了平滑的最优减速曲线. 仿真结果表明, 该方法可提升能量回馈 16% 以上.

2.3 采用不同数学方法的车速优化决策方法

在数学方法层面, 应用于 CAEV 车速优化的方法主要有变分法/极小值原理^[59-60]、二次规划^[26, 55-56]、动态规划^[27-28, 36, 38, 42, 45, 54, 61]、MPC^[34, 37, 40, 58, 62-63]、自适应神经模糊控制^[35, 64-67] 以及强化学习^[68-72] 等.

作为求解最优化问题最经典的方法之一, 变分法和 Pontryagin 极小值原理在车速优化领域已得到了研究^[59-60]. 但是变分法只能应用于控制变量连续且不受限制, 而且状态变量连续可微的场景; Pontryagin 极小值原理仅提供了最优性的必要条件, 限制了它们在实际车速优化场景中的应用^[26]. 二次规划求解车速优化问题存在的主要不足是限定了目标函数是二次型函数且约束条件是变量的线性不等式^[26, 55-56].

动态规划的基本思想是基于 Richard Bellman 提出的“最优性原理”. 首先将系统的运行过程划分为若干个相继的阶段, 各阶段都是一个最优化子问题, 进而逐段进行决策. 多级决策过程的最优策略具有如下性质: 无论初始状态和初始决策如何, 其余的决策对于由初始决策所形成的状态来说, 必定也是一个最优策略^[73-74]. 采用动态规划求解车速优化问题时, 通常采用前向欧拉法对式 (1) 进行离散化处理, 得到离散时间 OPC 问题, 即

$$\begin{aligned} \min \quad & J[V(k), F_t(k), k] = H_d[V(N), N] + \\ & \sum_{i=k}^{N-1} G_d[V(i), F_t(i), i] \\ \text{s.t.} \quad & V(k+1) = f_d[V(k), F_t(k), k], \\ & k = 0, 1, \dots, N-1 \\ & C_d[V(k), F_t(k), k] \leq 0, k = 0, 1, \dots, N-1, N \\ & E_d[V(N), N] = 0 \end{aligned} \quad (3)$$

定义值函数

$$J^*[V(k), k] = \min_{F_t(k) \in U} J[F_t(k); V(k), k], \quad k = 0, 1, \dots, N-1, N \quad (4)$$

车速优化离散时间 OPC 问题的最优策略满足 Bellman 方程, 即

$$J^*[V(N), N] = H_d[V(N), N] \quad (5)$$

$$J^*[V(k), k] = \min_{F_t(k) \in U} \{H_d[V(N), N] + J[V(k+1), k+1]\}, \quad k = 0, 1, \dots, N-2, N-1 \quad (6)$$

根据式 (5), 首先可得 $J[V(N), N]$; 然后令 $k = N-1$, 代入式 (6), 求解关于 $F_t(N-1)$ 的函数极值问题, 可得 $F_t(N-1)$ 及 $J[V(N-1), N-1]$; 继续求解, 直至 $k = 0$, 便可得到完整的 OPC 序列 $F_t(k)$ 和状态序列 $V(k)$, $k = 0, \dots, N-1$. 上述过程可描述为图 7 所示, 图 7 中实线为状态转移过程, 虚线为求解过程.

动态规划方法可求解不连续及有约束 OPC 问题, 适用性广泛. 文献 [36] 围绕混合动力汽车的跟车控制与能量管理, 提出了基于安全距离的滚动动态规划算法, 同时考虑单位步长内电池 SOC 的变化约束, 进一步缩小对 SOC 状态搜索空间, 解决了存储空间有限和在线计算量大的问题, 更有利于车辆的安全控制和实时的能量优化管理. 与 Advisor 中的能量管理策略相比, 实现了节能 12%. 文献 [61] 基于车辆动力学方程, 建立了离散形式的速度规划模型, 并基于动态规划算法, 详细分析了计算复杂度. 进一步, 针对动态规划算法计算效率低的问题, 提出基于迭代动态规划的新算法来减小搜索域的大小. 在减少计算规模、提高速度规划效率的同时, 实现了车辆实时速度的优化.

动态规划求解车速优化决策问题的主要不足在于无法对连续空间进行精确表示和求解, 并且当离散化过程非常精细时, 将带来巨大的计算和存储代价, 即“维数灾难”^[73-74]. 针对该问题, Werbos 提出了自适应动态规划 (Adaptive dynamic programming, ADP) 算法, 通过利用值函数的近似 (神经网络、多项式、模糊模型等), 避免了值函数的大量存储需求, 实现了最优控制问题的正向求解^[75]. 目前, ADP 是最优控制领域的研究热点之一, 其值迭代和策略迭代的收敛性均已得到证明^[76-77], 并且已经在车辆控制领域得到了应用^[78-82]. 典型地, 针对跟车过程中的能耗优化和舒适性问题, 文献 [81] 构建了非线性混合整数优化模型, 并采用 ADP 实现了在线换挡和车速优化控制. 仿真结果表明, 与线性二次控制器相比, 所提方法在两种情况下能耗分别降

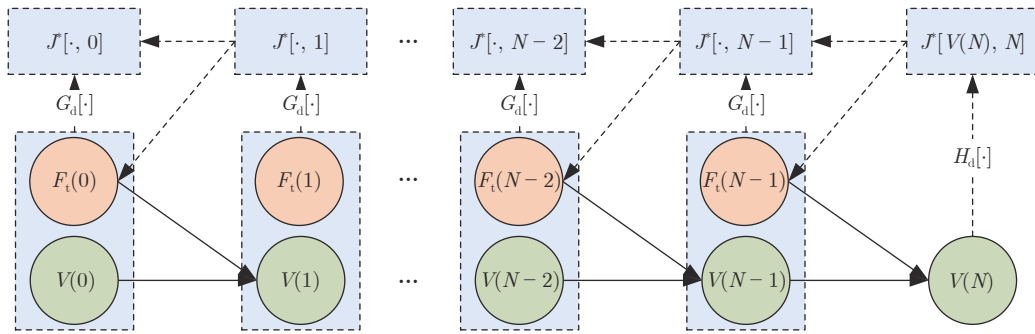


图 7 动态规划求解过程示意图

Fig.7 Schematic diagram of the dynamic programming

低 1.59% 和 2.32%。

模型预测控制的基本思想是利用已有模型、系统当前状态和未来的控制量去预测系统未来输出，通过滚动求解带约束优化问题来实现控制目的。模型预测控制系统一般包括预测模型、滚动优化和反馈矫正三个环节^[74, 83]。具体地，模型预测控制求解车速优化问题如图 8 所示。

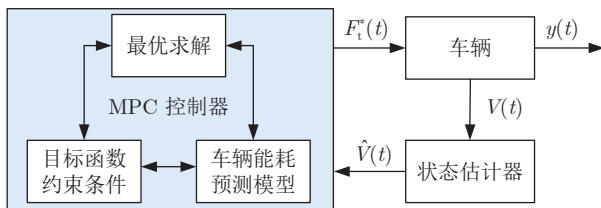


图 8 模型预测控制求解车速优化问题示意图

Fig.8 Schematic diagram of MPC for solving vehicle speed optimization problem

文献 [37] 利用 V2V 通信，采用贝叶斯网络预测前车运动，结合车辆运动学模型和电机模型的非线性特征，构建了车辆的能耗优化显式模型预测系统，并在 8 个典型的循环工况下进行了仿真验证。针对 CAEV 的安全和节能驾驶，文献 [62] 将最小车距和最大限速定义为约束条件，定义了一个最小化车辆能耗的 MPC 问题，并建立了可行的终端状态范围以确保解析解存在。

模型预测控制求解车速优化问题的主要不足在于其求解精度取决于预测模型精度，并且过于复杂的模型会降低运算速度^[74, 84]。针对该问题，提出了数据驱动的迭代学习模型预测控制 (Iterative learning MPC, ILMPC)，其采用离线数据进行系统建模，其中迭代学习控制根据历史数据更新全区间控制率，MPC 通过预测未来系统状态和输出进行滚动时域优化并获得当前时刻控制信号。数据驱动的 ILMPC 既具有迭代学习控制的学习能力，同时提高了闭环时域跟踪性能^[85-86]。得益于数据驱动 ILM-

PC 的上述优点，该方法已在车辆控制领域得到初步应用^[86]。此外，平行控制以数据为驱动，采用人工系统为建模工具，利用计算实验对系统行为进行分析和评估，构造实际系统与人工系统的并行互动，实现了虚实系统互动^[74, 87]。文献 [87] 介绍了基于 CPSS (Cyberphysical-social systems) 和 ACP (Artificial societies, computational experiments, parallel execution) 的智能机器系统，然后在网络-物理-社会空间中，基于云 CPSS 框架提出了平行驾驶概念，为复杂环境中的车辆控制提供了新思路。

自适应神经模糊控制是一种将模糊逻辑和神经网络有机结合的新型模糊推理系统，最早由 Jang 提出^[88]。通过将神经网络与模糊推理有机结合，既发挥了神经网络的自学习和自适应能力，同时还具备了模糊逻辑的逻辑推理能力。

文献 [35] 提出了基于自适应神经模糊控制的车辆自适应巡航控制系统，包括前车状态估计和后车控制器两大部分。首先，系统通过雷达传感器获取前车的位置、速度、加速度等信息，并通过 V2V 通信将前车的控制力传递给后车；然后，利用 Takagi-Sugeno 模糊模型对前车模型进行估计，得到前车的预测状态序列，后车基于该数据进行行车距离和经济性的自适应神经模糊控制，在保证驾驶舒适性和安全性的同时，与线性二次型调节器 (Linear quadratic regulator, LQR) 和约束 LQR (Constrained LQR, CLQR) 相比，分别可节能 7.21% 和 7.29%。

自适应神经模糊控制的主要不足在于车辆运行场景多变，需要大量的数据样本对模糊神经网络进行离线训练。当样本数量不足时，将影响控制器性能。

强化学习是一种基于马尔科夫决策过程的机器学习算法，其原理是智能体在完成某项任务时，通过动作与环境进行交互，产生新的状态，同时从环境得到回报。如此循环，在环境给予的奖励或惩罚的刺激下，强化学习算法在不断探索环境的过程中，利用产生的数据迭代优化其行为策略，进而产生能

获得最大利益的习惯性行为^[89-90].

强化学习的工作原理如图 9 所示. 智能体为完成某项控制任务, 根据环境的当前状态 s_t 和当前奖励 r_t 输出当前动作 a_t 与环境进行交互. 当动作作用于环境后, 环境产生新的状态 s_{t+1} 和奖励 r_{t+1} . 在智能体和环境不断的循环交互过程中, 强化学习算法利用交互过程中的数据来调整策略 π , 以确保系统获得的累计回报最大化. 策略 π 是指智能体根据环境状态 s_t 到输出动作 a_t 的映射过程. 强化学习的目标就是得到一个策略函数, 在每个时刻根据观测到的状态做出决策^[90].

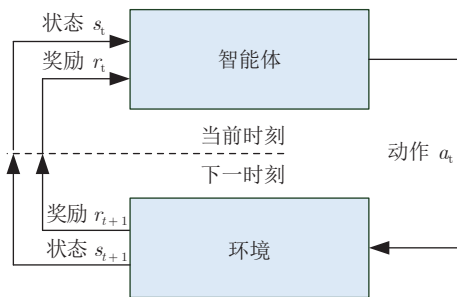


图 9 强化学习原理

Fig.9 Principle of reinforcement learning

强化学习与人类的学习过程类似, 可根据奖励机制实现不确定场景下的自主行为优化决策. 文献 [69] 针对跟车控制, 以领航车速度、领航车加速度、两车间距、跟随车速度为状态变量, 以跟随车加速度为动作变量, 构建了基于深度强化学习的智能跟车控制系统, 领航车与跟随车的经济性相比动态规划的方法分别改善了 12.08% 和 13.05%. 文献 [70] 基于云控系统的资源平台获取目标路段的经纬度、海拔、气象等信息, 提出了基于高精度地图驱动的深度强化学习型混合动力汽车集成控制方法, 利用深度确定性策略梯度 (Deep deterministic policy gradient, DDPG) 算法控制整车层的加速度与转向角, 利用

深度值 Q 网络 (Deep Q-network, DQN) 算法控制动力系统层的 CVT (Continuously variable transmission) 传动比与功率, 实现了 14 个状态变量和 4 个控制变量条件下的高效运行及经济性提升.

在车速优化决策领域, 强化学习方法的主要不足在于实际道路、交通场景复杂, 并且奖励函数的设置需考虑能耗、安全性、交通法规、舒适性、人类驾驶习惯等多重因素, 价值网络和策略网络的训练过程需要多场景下的海量样本支撑.

表 1 对不同车速优化决策方法的优缺点进行了总结.

3 驱动/制动转矩优化控制

3.1 驱动/制动转矩优化控制问题概述

车速优化决策环节解决了车轮牵引力 $F_t(t)$ 至车速 $V(t)$ 环节的能量优化. 电机驱动/制动转矩优化控制环节所解决的核心问题是从电机输出转矩和转速 (T_m, R_m) 至车轮牵引力 $F_t(t)$ 过程中的能耗优化. 由于电机制动是驱动的逆过程, 因此以驱动过程为例进行分析.

针对目前广泛使用的单挡传动前轮驱动电动汽车, 驱动转矩控制环节的能量转换过程如图 10 所示. 电机输出转矩和转速 (T_m, R_m) 经由传动装置 (变速箱) 和末端传动齿轮 (差速器) 构成的传动机构后, 车轮获得的转矩和转速为 (T_t, R_t), 其中, $T_t = T_m i_g i_0 \eta_g \eta_0$, $R_t = R_m / (i_g i_0)$; 受与路面附着力的影响, T_t 转换成牵引力 F_t 的过程将受最大牵引力限制, 车轮可获得的最大牵引力为 $F_{t \max} = P \mu(s)$, P 为驱动轮铅垂方向载荷, $\mu(s)$ 为路面附着系数, 它是滑移率 s 的函数^[91]. T_t 大于 $F_{t \max}$ 时, 将导致驱动轮打滑, 进而影响车辆能耗. 车轮获得的实际牵引力为

$$F_t = \min \left[\frac{T_m i_g i_0 \eta_g \eta_0}{r_d}, P \mu(s) \right] \quad (7)$$

表 1 车速优化决策方法优缺点总结

Table 1 Summary of advantages and disadvantages of vehicle speed optimal decision-making methods

方法	优点	缺点
变分法	有解析解、计算开销较小	只能应用于控制变量连续且不受限制, 而且状态变量连续可微的场景
Pontryagin 极小值原理	可用于控制变量分段连续且受限情况	仅提供了最优性的必要条件
二次规划	收敛速度快, 求解效率高	目标函数必须是二次型函数, 并且约束条件是变量的线性不等式
动态规划	可求解不连续及有约束 OPC 问题, 适用性广泛	无法对连续空间进行精确表示和求解, 存在“维数灾难”
MPC	可有效地克服过程的不确定性、非线性, 鲁棒性强	求解精度取决于预测模型精度, 过于复杂的模型会降低运算速度
自适应神经模糊控制	兼具自适应性和逻辑推理能力	需要大量的数据样本对模糊神经网络进行离线训练
强化学习	与人类的学习过程类似, 可根据奖励机制实现不确定场景下的自主行为优化决策	奖励函数的设置需考虑多重因素, 价值网络和策略网络的训练过程需要多场景下的海量样本支撑

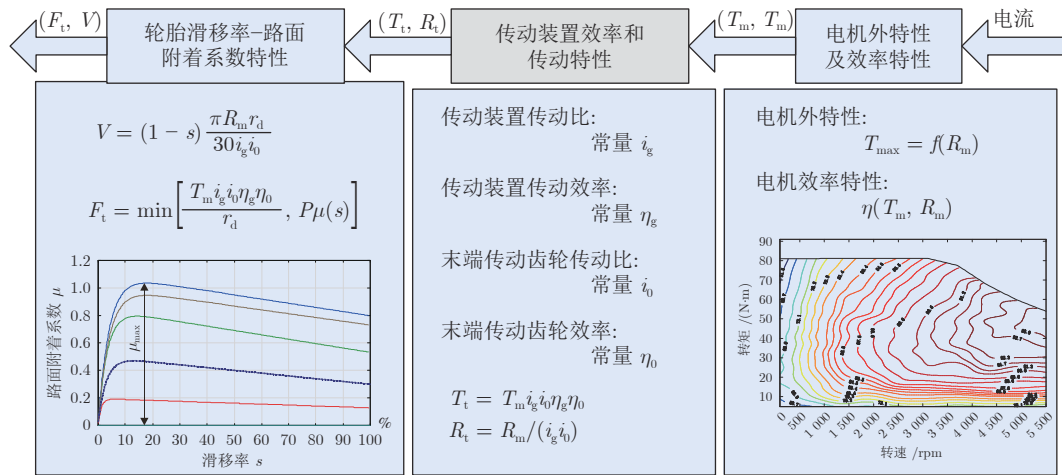


图 10 电机输出转矩至车轮牵引力环节的能量转换过程示意图

Fig.10 Schematic diagram of the energy conversion process from motor output torque to the wheel traction

此时车速为

$$V = (1 - s) \frac{\pi R_m r_d}{30 i_g i_0} \quad (8)$$

可见,通过实时识别路面条件以及整车质量估计,确定当前最优滑移率 s ,进一步根据路面附着系数 $\mu(s)$ 和车辆驱动轮铅垂方向的载荷 P 获取车辆的实时最大牵引力 $F_{t \max}$,通过优化电机输出转矩 T_m 避免车轮打滑,是实现电动汽车能耗优化的可行途径。

3.2 驱动转矩优化控制方法

通过优化驱动转矩实现电动汽车的节能行驶已经得到了研究人员的广泛关注.针对驱动轮的纵向控制,文献[92]提出了基于路面附着系数估计器和附着系数梯度控制器的驱动转矩控制系统,该方法同时采用了模糊控制器和滑模控制器两种附着系数梯度控制器,并通过仿真和实验验证了所提方法对道路特性的良好适应性.为实现将车轮滑移率保持在最优点附近,以最大化利用路面附着率,文献[93]构建了闭环降阶观测器,根据车轮轮速和车轮驱动转矩来估计路面附着力,实现了不确定轮胎-路面条件下,无需滑移率信息的最佳工作点在线搜索方法.文献[94]以车速和前后轮速度为控制变量,构造了由车辆行驶特性、车轮旋转特性、路面附着特性在内的车辆行驶动力学线性模型,并设计了采用模型预测控制器的纯电动汽车转矩需求控制方法.实验结果表明,所提方法在城市工况和高速公路下能效分别提升了1.81%和1.67%.文献[95]根据车载声学道路类型估计单元(Acoustic road-type estimation, ARTE)获取道路类型参数,通过查询摩擦系数-滑移率表格确定电机输出转矩,降低了

车辆打滑,提高了能效.

3.3 制动转矩优化控制方法

相比驱动转矩的优化控制,制动环节既需要考虑滑移率及路面附着系数的限制,同时还要考虑储能装置功率状态(State of power, SOP)、前后轴上的制动力分布、制动稳定性、制动性能等约束条件[96].

在全电制动方面,以提高效率和安全性为目标,文献[96]提出了一种全电再生制动方案.该方案通过知识库在线捕获滑移率的稳定区-非稳定区过渡点,以确定未知轮胎-路面条件下的最大附着力,并综合驾驶员制动需求设计了制动转矩参考值,实现了制动能量深度回收.针对没有传统防抱死(Anti-skid brake system, ABS)系统的电动汽车,文献[97]设计了车辆动力学模型、滑移率模型以及车速观测器,通过迭代学习进行电机制动转矩优化,由电机制动实现ABS,将轮胎滑移率控制在峰值路面附着系数.围绕制动状态下的最优滑移率估计,文献[98]提出了由纵向制动力滑模观测器和滑移率辨识器构成的多道路工况下的最优滑移率估计方法,构建了用以描述滑移率与路面附着系数之间关系的路面滑移图,设计了基于模型预测控制的制动转矩控制器以跟踪最优滑移率,实现了高达81.26%的能量回馈率.

在机电复合制动方面,针对由摩擦制动器和电机制动构成的复合制动系统,文献[99]提出了具有冗余制动执行器的电动汽车预测制动控制算法,能够同时优化能量回馈率和抑制车轮打滑,同时考虑了车辆的动力学约束和电机约束.在ROMO原型车上的实验结果表明,所提方法可将转矩控制误差降低60%,同时,在干燥的沥青路面上和低附着系

数路面, 所提方法平均可增加减速度 5% ~ 10%。针对由液压制动和电机制动构成的复合制动系统, 文献 [100] 设计了 ABS 滑模控制器, 通过连续调节液压制动转矩, 将滑移率保持在最佳范围, 同时基于滑移率、SOC 和电机速度, 应用模糊逻辑控制策略动态调整再生制动转矩, 实现了再生制动与 ABS 的协同控制。针对由气动制动和电机制动构成的复合制动系统, 文献 [101] 提出了基于滑移率调整的积分滑模控制器 (Integral sliding mode control, ISMC)。硬件在环实验表明, 所提方法将滑移率跟踪均方根误差降低了 12.13% ~ 72%。针对液压/电机复合制动系统, 以提高车辆在跟车过程中的安全性和能效为目标, 文献 [102] 构建了由动力电池、电机、单档变速器和液压制动系统构成的智能电动汽车耦合非线性动力学模型, 设计了自适应模糊滑模控制器, 以获取车辆的纵向加速度。同时, 该方法设计了牵引力控制和制动控制系统, 与固定比例制动能量回馈策略相比, 能量回馈率提升了 23.33%。

通过制动转矩优化控制以实现能耗优化一直是电动汽车领域的研究热点, 相关研究还包括再生制动的快速响应特性^[101]、紧急制动情况下的能量回馈优化^[103]、低速下的能量回馈优化^[104]等。

车辆驱动/制动转矩优化控制的难点在于: 1) 轮胎-路面动力学具有高度非线性和不确定性; 2) 难以精准获得车速、整车质量、滑移率和路面附着系数等参数; 3) 制动转矩优化控制受限于电机的扭矩限制、动力电池 SOP、制动稳定性、制动性能等复杂约束条件。

相比于传统的电动汽车, CAEV 配置有 GNSS + INS 组合导航, 以及车身姿态传感器等复杂感知设备, 可通过精确估计车速、整车质量、滑移率和路面附着系数等参数^[105], 实现复杂约束条件下的制动约束条件分析, 进而通过优化电机驱动/制动转矩, 实现“电机转矩-牵引力”环节的能耗优化。

3.4 多挡传动/CVT 及四轮驱动 CAEV 的转矩优化

如图 10 所示, 尽管在整个工作区间内, 电机具有较高的工作效率, 采用单挡传动装置即可确保较高的整车效率。但采用多挡传动装置或者 CVT 可实现电机转速与车速的解耦, 使电机工作于高效率区域, 进而提升车辆运行效率。同时还可改善车辆的动力性能和高速 NVH (Noise, vibration, and harshness)^[106-107]。

多挡传动/CVT EV 能耗优化的研究主要集中在换挡策略优化^[106-110]。针对纯电动汽车, 文献 [108] 设计了新型双速行星手自一体变速器 (Planetary

automated manual transmission, PAMT), 开发了由电机、双速 PAMT、同步器等构成的电气化动力总成动力学模型, 提出了五阶段换挡流程, 并设计了三次多项式 (Third-degree polynomial, TDP)、五次多项式 (Fifth-degree polynomial, FDP) 和七次多项式 (Seventh-degree polynomial, SDP) 转矩轨迹。文献 [109] 针对双电机和多传动比 EV 动力总成, 提出了结合全局搜索方法和非支配排序遗传算法-II (Non-dominated sorting genetic algorithm-II, NSGA-II) 的双环优化算法对电机参数和传动比进行了优化, 并设计了转矩分配和换挡策略, 将车辆电耗降低了 4.82% ~ 5.08%。文献 [110] 针对电动汽车双速传动系统, 依据车速范围、车辆加速度和道路坡度, 以能耗优化为目标, 设计了两种换挡策略, 不同运行场景下实现了 4.0% ~ 7.5% 的能耗优化。

分布式驱动电动汽车通过采用多个轮毂/轮边驱动系统代替传统电动汽车的集中驱动系统, 具有传动链短、结构紧凑、底盘布置方便等优点。同时, 分布式电驱动系统可独立实现转矩快速、精确调节, 便于更精准地估计路面和车辆状态, 更精准地进行驱动和制动力矩的分配, 可显著提升车辆动力性能、主动安全性能和能效^[111]。

四轮驱动 (Four-wheels drive, 4WD) 电动汽车是典型的分布式驱动电动汽车, 其四个车轮的输出转矩均可独立控制, 可通过优化各驱动轮的转矩分配, 实现能耗优化^[112-116]。文献 [113] 提出了基于 Pontryagin 极小值原理的前后电机功率分配方法, 并通过仿真验证了所提方法在市区工况和高速公路工况下可分别实现能耗优化 1.81% 和 13.36%。文献 [114] 针对 4WD 方程式赛车, 设计了最优扭矩分配的约束多目标模型, 通过仿真验证了所提方法在效率、转弯速度和稳定性方面的有效性, 实现了约 5% 的能耗优化。文献 [115] 针对 4WD 电动汽车的能耗优化转矩分配问题, 提出了非线性模型预测控制器 (Nonlinear model predictive control, NMPC), 并通过模糊逻辑控制器对 NMPC 成本函数的权重进行自适应调整, 实现了稳定的转弯性能和更低的能耗。为提升 4WD 电动汽车制动过程中的回馈率并减少轮胎损耗, 文献 [116] 提出了基于多项式拟合求解的制动转矩分配方案, 在高速和低速驾驶循环中, 分别提高能效 4.3% 和 1.5%。

4 电流矢量优化控制

4.1 电流矢量优化控制问题概述

电流矢量优化控制环节所解决的核心问题是从

动力电池端输出直流电能 (U_{dc}, I_{dc}) 至电机输出转矩 (T_m, R_m), 或者上述逆过程中的能耗优化.

如图 11 所示, 该过程中, 直流电能 (U_{dc}, I_{dc}) 经逆变器转换为特定的电压电流矢量 (\dot{U}_s, \dot{I}_s), 驱动电机运行输出转矩 (T_m, R_m). 该过程中的能量损耗主要由逆变器损耗和电机损耗两部分构成. 其中, 逆变器损耗主要由绝缘栅双极晶体管 (Insulated gate bipolar transistor, IGBT) 开关损耗 P_{sw} 、IGBT 导通损耗 P_{igbt} 和续流二极管导通损耗 P_d 三部分构成; 电机损耗主要由铜耗、铁耗、机械损耗和杂散损耗四部分构成^[117].

在逆变器损耗环节, IGBT 开关损耗 P_{sw} 主要由系统开关频率、直流母线电压 U_{dc} 、流经 IGBT 的电流以及器件的开关特性决定; IGBT 导通损耗 P_{igbt} 和续流二极管导通损耗 P_d 主要由器件的集电极-发射极间饱和压降 V_{ceo} 、导通压降 V_{df} 、调制度、电流超前角 γ 等因素决定. 对于逆变器环节, 主要的能耗优化潜力在于设计环节, 例如选用开关特性良好、导通特性良好的碳化硅金属半导体氧化物场效应管 (SiC metal oxide semiconductor field-effect transistor, SiC-MOSFET) 器件等.

在电机损耗环节, 只有铜耗和铁耗为可优化损耗, 可分别描述为

$$P_{cu} = \frac{3}{2} R_s (i_d^2 + i_q^2) = \frac{3}{2} R_s \left[\left(i_{ed} - \frac{\omega_r L_{sq} i_{eq}}{R_f} \right)^2 + \left(i_{eq} + \frac{\omega_r (\psi_f + L_{sd} i_{ed})}{R_f} \right)^2 \right] \quad (9)$$

$$P_{fe} = \frac{3}{2} R_f (i_{fd}^2 + i_{fq}^2) = \frac{3}{2} \frac{\omega_r^2}{R_f} \left[(\psi_f + L_{sd} i_{ed})^2 + (L_{sq} i_{eq})^2 \right] \quad (10)$$

式中, R_s 和 R_f 分别为定子电阻和等效铁损电阻; i_d 和 i_q 分别为 \dot{I}_s 的直轴和交轴分量; i_{ed} 和 i_{eq} 分别为 i_d 和 i_q 的转矩分量; i_{fd} 和 i_{fq} 分别为 i_d 和 i_q 的铁损支路分量; ψ_f 为气隙磁通; L_{sd} 和 L_{sq} 分别为直轴和交轴电感; ω_r 为电机角速度, 且 $\omega_r = \pi R_m / 30$. 根据永磁同步电机的转矩方程, 得到

$$T_e = \frac{3}{2} p_n i_{eq} [\psi_f + (L_{sd} - L_{sq}) i_{ed}] \quad (11)$$

式中, T_e 为电磁转矩, 且 $T_e = T_m + T_{ml}$, T_{ml} 为机械损失转矩. 将 i_{eq} 代入式 (9) 和式 (10), 分别可得

$$P_{cu} = \frac{3}{2} R_s \left[\left(i_{ed} - \frac{\omega_r L_{sq} T_e}{1.5 R_f p_n [\psi_f + (L_{sd} - L_{sq}) i_{ed}]} \right)^2 + \left(\frac{T_e}{1.5 p_n [\psi_f + (L_{sd} - L_{sq}) i_{ed}]} + \frac{\omega_r (\psi_f + L_{sd} i_{ed})}{R_f} \right)^2 \right] \quad (12)$$

$$P_{fe} = \frac{3}{2} \frac{\omega_r^2}{R_f} \left[(\psi_f + L_{sd} i_{ed})^2 + \left(\frac{L_{sq} T_e}{1.5 p_n [\psi_f + (L_{sd} - L_{sq}) i_{ed}]} \right)^2 \right] \quad (13)$$

由式 (12) 和式 (13) 可知, 当电机运行在特定运行工况 ω_r 和 T_e 时, P_{cu} 和 P_{fe} 均为 i_{ed} 的函数. 欲实现损耗最小控制, 需满足

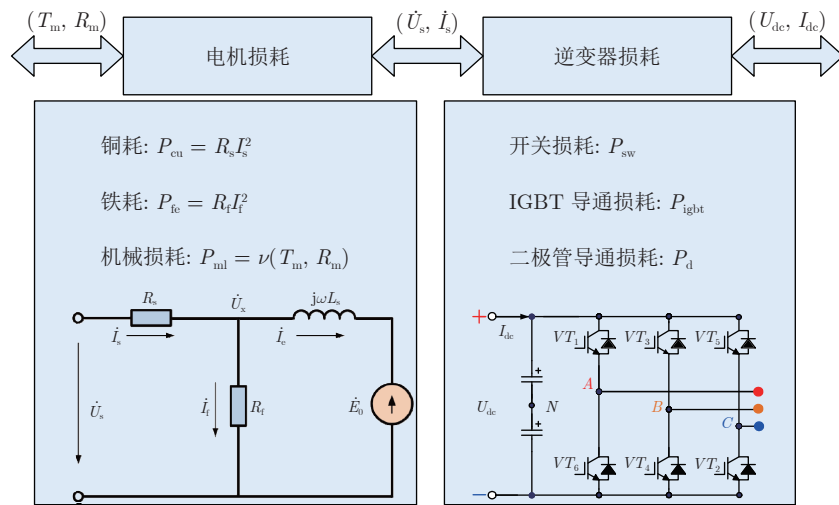


图 11 直流电能至电机输出转矩环节的能量转换过程示意图

Fig. 11 Schematic diagram of the energy conversion process from direct current electric energy to motor output torque

$$\frac{\partial (P_{cu} + P_{fe})}{\partial i_{ed}} = 0 \quad (14)$$

由式 (14) 可知, 永磁同步电机损耗最小控制的核心问题是确定最优 i_{ed} , 使 $P_{cu} + P_{fe}$ 最小化. 由于 i_{ed} 为 i_d 的转矩分量, i_d 又为电流矢量 \dot{I}_s 的直轴分量, 且 $i_d = -I_s \sin \gamma$, 因此由直流电能 (U_{dc}, I_{dc}) 至电机输出转矩 (T_m, R_m) 过程的能耗优化问题可简化为电流矢量优化控制, 如图 12 所示.

4.2 电流矢量优化控制方法

典型的永磁同步电机 (Permanent magnet synchronous motor, PMSM) 电流矢量优化控制方法是最大转矩/电流比控制 (Maximum torque per ampere, MTPA) [118-128]. 该控制策略在输出电磁转矩一定的情况下, 通过调整分配直轴电流 i_d 和交轴电流 i_q 的大小, 使得定子电流矢量 \dot{I}_s 的幅值最小, 进而使 $\sqrt{i_d^2 + i_q^2}$ 最小, 由式 (9) 可知电机铜损会相应减小, 达到降低铜耗提高电机运行效率的目的.

文献 [129] 对已有的 MTPA 电机效率优化方法进行了综述分析, 并将其分为在线方法和离线方法两大类. 在线方法通过采用不同的算法来跟踪电机参数的变化, 其核心在于电机参数的在线估计 [120-121], 以及最优化问题的实时求解 [130-131]. 离线方法通过在

开发和调试阶段, 根据运行特性以及已知参数进行控制策略的优化设计, 在运行阶段直接执行预置策略, 具体可分为解析法 [132-133]、简化 MTPA [134-135]、查表法 [136-137] 等. 三类离线 MTPA 方法的优缺点如表 2 所示.

MTPA 方法的主要不足在于其仅考虑了电机的铜损, 没有考虑铁损. 目前, 同时优化永磁同步电机铜损、铁损的研究方法, 一般称之为最大效率 (Maximum efficiency, ME) 控制. 已有的 ME 控制方法总体上可分为基于模型的方法 [138-141]、基于搜索的方法 [142-144] 以及混合方法 [145] 三大类.

基于模型的方法的总体思路是通过构建包含铜损和铁损在内的 PMSM 效率模型, 然后根据损耗模型采用相应的优化控制方法, 推导出不同运行状态下的最优电流矢量. 该方法理论上可实现全局最优, 在减小转矩波动、改善瞬态响应等方面具有较大优势, 但是对电机参数较敏感 [138]. 目前, 部分基于模型的 ME 控制考虑了逆变器损耗 [138-139]、磁链饱和与交叉耦合 [140]、机械参数的不确定性 [141] 等因素, 进一步提升了控制效果. 例如, 综合考虑铁损、磁链饱和与交叉耦合效应, 文献 [140] 建立了 PMSM 的全阶效率模型, 提出了简化的铁损分析方法, 通过优化电流矢量实现了铜损和铁损的同时优化. 与 $i_d = 0$ 方法相比, 在 60% 负载条件下, 该方法将效率由

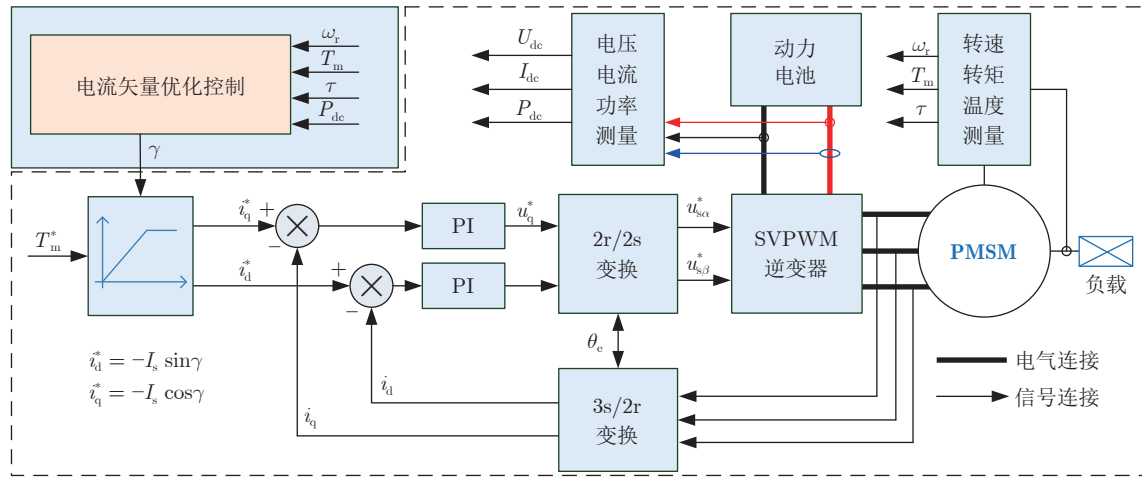


图 12 永磁同步电机电流矢量优化控制示意图

Fig.12 Schematic diagram of current vector optimization control of PMSM

表 2 三类离线 MTPA 方法的优缺点

Table 2 Advantages and disadvantages of three types of off-line MTPA methods

方法	优点	缺点
解析法	原理简单, 易于实现	控制精度易受电机参数变化影响
简化 MTPA	控制复杂度低	控制精度随着简化而降低
查表法	避免了复杂运算, 降低了硬件负担	需要提前做大量实验以建立控制表格, 普适性差

91.6% 提升至 92.6%; 在额定负载下, 该方法将效率由 91.5% 提升至 92.3%. 文献 [141] 将基于能效损失模型的控制器集成在非线性控制器中, 并对电机参数进行了在线估计. 相比传统的 PI 控制器或非线性控制器, 所提方法将电机的综合能效提升了 3%.

基于搜索的方法的总体思路是在确保电机输出转速、转矩不变的前提下, 通过在线调整控制变量, 寻找输入功率最小的运行点, 以实现系统效率的最优化^[142-144]. 该方法不受电机参数变化的影响, 但收敛速度慢, 并且容易引起转矩和转速的脉动, 甚至可能会导致系统振荡^[142]. 文献 [142] 在分析“搜索控制”和“损失模型控制”两类方法的基础上, 建立了考虑铁损的新型动态模型, 并提出二分搜索算法在线查找最优电流矢量, 将电机的运行效率提升了 3.5%. 文献 [143] 构建了考虑温升、磁饱和、交叉耦合效应和逆变器非线性的 PMSM 效率模型, 并基于该模型提出了具有离散搜索空间的梯度下降搜索算法, 实现了最优电流矢量的快速搜索. 实验结果表明, 与 MTPA 方法相比, 即使在低速下, 该方法也可将驱动系统效率提高 1.1%. 文献 [144] 针对逆变器引起的谐波铁损, 提出了基于搜索的电流矢量角优化方法. 实验结果表明, 相比传统基波铁损优化方法, 所提方法在 25% 负载转矩、325 r/min 转速下, 可提升 1.8% 的驱动效率.

混合方法本质上是上述两种方法的结合, 它通过建立 PMSM 系统的损耗模型, 采用在线求解, 或者在线搜索的方式确定最优电流矢量^[145]. 理论上, 混合方法可实现全局最优, 并且可根据电机参数的变化进行动态调整, 但其主要不足在于计算复杂度高, 通常难以在实车中运行.

三类 ME 方法的优缺点如表 3 所示.

电流矢量优化控制的难点在于: 1) PMSM 的铁损、铜损受磁链饱和、磁链交叉耦合和电机温度等因素的影响, 具有较强的时变和不确定性特征, 同时受逆变器输出电流谐波的影响, 会产生额外的谐波损耗; 2) 车辆运行工况多变, 电机的转速和负载通常需要在较宽的转速和转矩范围内快速动态调整, 再加上车载储能系统的电压也存在一定的波动范围, 导致电流矢量受系统电流极限圆、电压极限

椭圆等约束条件的限制; 3) 铁损及最优电流矢量的计算复杂, 需要较大的计算量, 电流矢量优化控制方法通常难以根据系统最新状态以及实时参数进行动态在线优化求解.

相比于传统的电动汽车, CAEV 通常可依托强大的计算能力和实时网联能力, 采用神经网络等具有自适应性和自学习能力的算法, 构建基于数据驱动的 PMSM 驱动系统最优电流矢量角控制系统, 实现多工况下电流矢量角的动态自适应调节, 进而实现“直流电能-电机转矩”环节的能耗优化.

5 总结与展望

CAEV 的节能潜力已得到广泛的关注, 相关研究尚处于探索阶段. 目前, 主要的研究具有如下特征:

1) 在决策层, 已针对特定的路况、交通场景构造了车速优化方法, 一定程度上实现了“牵引力-车速”环节的能耗优化, 并且部分研究已经考虑到电机的稳态效率的影响^[27, 42, 60]. 今后仍需进一步对来自交通信号灯、临近车辆的时间域、空间域等外部约束, 以及电机控制器电压/电流极限约束、电机最大制动/驱动转矩约束、动力电池 SOC 和 SOP 约束等内部约束条件综合考虑, 实现不依赖于特定交通场景的车速节能优化, 以提升算法的实用性.

2) 在控制层, 已通过最优滑移率控制等方法, 一定程度上通过电机转矩的优化实现了“转矩-牵引力”环节的能耗优化, 并且部分研究已经考虑到制动力矩控制对制动稳定性的影响^[99-100]. 今后仍需进一步发挥 CAEV 感知设备的高精度状态估计能力, 进而结合轮胎-路面动力学的非线性、时变性, 实现不依赖于特定路况的最优转矩实时控制.

3) 在执行层, 已通过构建 PMSM 的效率模型, 一定程度上通过电流矢量角的优化实现了“电流矢量-转矩”环节的优化, 并且部分研究已经考虑到逆变器损耗^[138-139]、铜损及铁损^[140]. 今后仍需进一步综合分析车辆在复杂运行工况下, 动力电池输出电压、电流极限圆、电压极限椭圆的实时约束, 实现时变工况下的电流矢量角优化, 提升算法的实时性和优化精度.

结合现有研究, 对未来 CAEV 节能优化领域的

表 3 三类 ME 方法的优缺点
Table 3 Advantages and disadvantages of the three types of ME methods

方法	优点	缺点
基于模型的方法	考虑了铜耗和铁耗, 理论上可以实现最大效率控制	对电机参数十分敏感, 参数变化后将影响控制效果
基于搜索的方法	不受电机参数变化影响, 鲁棒性强	收敛速度较慢, 容易导致转矩、转速脉动, 甚至引起系统振荡
混合方法	理论上可实现全局最优, 并且可根据电机参数的变化动态调整	计算复杂度较高, 在实际电机控制中难以实现运行

发展趋势作如下展望。

1) CAEV 整车综合节能优化。尽管电驱动系统电能消耗占比最高, 节能潜力最大, 但动力电池热管理系统、空调系统的能耗对车辆续驶里程的影响非常大, 尤其在寒冷地区。CAEV 可通过 V2C 从云端获取气象信息, 综合用户驾驶习惯、出行规律, 通过揭示动力电池、电机、电力电子器件、乘员舱等子系统之间的热力学耦合关系, 构建一体化协同热管理系统, 结合高效制冷、蓄热、热传导技术, 实现整车综合节能优化。

2) 多车协同节能优化控制。交通运输领域碳达峰、碳中和目标对交通运输系统的综合运行能效提出了新要求, 探索多车协同节能优化机理, 通过 V2V 实时通信的协调以及 V2I 道路综合运行态势的引导, 以综合能效、通行效率、安全性、舒适性为目标函数, 考虑道路几何约束、安全性约束和交通法规约束, 构建多智能体协同多目标优化模型, 通过对道路网多 CAEV 时空运动轨迹的协同控制, 使车辆的运行更加快捷高效, 进而提升道路交通安全性、运行效率和综合能效。

3) V2G (Vehicle to grid) 深度融合节能优化。大规模电动汽车的接入, 既对电力系统的运行和规划带来了严峻挑战, 也给电网乃至能源互联网的发展创造了机遇。一方面, 大规模电动汽车接入电网会带来随机负荷和谐波污染的增加, 为电网运行优化调度控制、配电网规划与运行增加难度; 另一方面, 通过 V2G 互动, 电动汽车可作为分布式储能资源, 为电网提供削峰填谷、调频等服务, 可有效促进新能源本地消纳, 增强电网能量管理的灵活性和稳定性。依托大规模 CAEV 与电网、能源网的双向信息、电能交互, 可通过优化 CAEV 接入电网的时空分布、参与 V2G 互动的瞬时功率, 实现 CAEV 的 V2G 深度融合优化, 提升全生命周期能效。

References

- General Office of the State Council. New energy vehicle industry development plan (2021–2035) [Online], available: https://wap.miit.gov.cn/jgsj/ghs/zlygh/art/2022/art_158cc63be76470cbff2458c4328ea22.html, October 20, 2020 (国务院办公厅. 新能源汽车产业发展规划 (2021–2035 年) [Online]: https://wap.miit.gov.cn/jgsj/ghs/zlygh/art/2022/art_158cc63be76470cbff2458c4328ea22.html, 2020-10-20)
- Ouyang Ming-Gao. Review and outlook of Chinese NEV technology pathway. In: Proceedings of China EV100 Forum. Beijing, China: 2019. (欧阳明高. 中国新能源汽车技术路线的回顾与展望. 见: 中国电动汽车百人会论坛. 北京, 中国: 2019.)
- China Society of Automotive Engineer. Technology Roadmap for Energy Saving and New Energy Vehicles 2.0. Beijing: China Machine Press, 2021. (中国汽车工程学会. 节能与新能源汽车技术路线图 2.0. 北京: 机械工业出版社, 2021.)
- State Administration for Market Regulation, Standardization Administration of the People's Republic of China. Energy Consumption Limits for Electric Vehicles, GB/T 36980-2018, 2018. (国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 电动汽车能量消耗率限值, GB/T 36980-2018, 2018.)
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Electric Vehicles-Energy Consumption and Range-Test Procedures, GB/T 18386-2017, 2017. (中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 电动汽车-能量消耗率和续驶里程-试验方法, GB/T 18386-2017, 2017.)
- Campanari S, Manzolini G, De la Iglesia F G. Energy analysis of electric vehicles using batteries or fuel cells through well-to-wheel driving cycle simulations. *Journal of Power Sources*, 2009, **186**(2): 464–477
- Lu Dong-Bin, Ouyang Ming-Gao, Gu Jing, Li Jian-Qiu. Optimal regenerative braking control for permanent magnet synchronous motors in electric vehicles. *Proceedings of the CSEE*, 2013, **33**(3): 83–91 (卢东斌, 欧阳明高, 谷靖, 李建秋. 电动汽车永磁同步电机最优制动能量回馈控制. 中国电机工程学报, 2013, **33**(3): 83–91)
- Wang Yao-Nan, Meng Bu-Min, Shen Yong-Peng, Wei Yue-Yuan, Yin Ying, Yi Di-Hua, et al. Researches on power systems of extended range electric vehicles. *Proceedings of the CSEE*, 2014, **34**(27): 4629–4639 (王耀南, 孟步敏, 申永鹏, 魏跃远, 尹颖, 易迪华, 等. 燃油增程式电动汽车动力系统关键技术综述. 中国电机工程学报, 2014, **34**(27): 4629–4639)
- Gantt L R. Energy Losses for Propelling and Braking Conditions of an Electric Vehicle [Master thesis], Virginia Tech, USA, 2011.
- Björnsson L H, Karlsson S. The potential for brake energy regeneration under Swedish conditions. *Applied Energy*, 2016, **168**: 75–84
- Chen Hong, Guo Lu-Lu, Gong Xun, Gao Bing-Zhao, Zhang Lin. Automotive control in intelligent era. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(7): 1313–1332 (陈虹, 郭露露, 宫洵, 高炳钊, 张琳. 智能时代的汽车控制. 自动化学报, 2020, **46**(7): 1313–1332)
- NEXTCAR. Next-generation energy technologies for connected and automated on-road vehicles [Online], available: <https://arpa-e.energy.gov/technologies/programs/nextcar>, November 2, 2016
- Hong Jin-Long, Gao Bing-Zhao, Dong Shi-Ying, Cheng Yi-Fan, Wang Yu-Hai, Chen Hong. Key problems and research progress of energy saving optimization for intelligent connected vehicles. *China Journal of Highway and Transport*, 2021, **34**(11): 306–334 (洪金龙, 高炳钊, 董世营, 程一帆, 王玉海, 陈虹. 智能网联汽车节能优化关键问题与研究进展. 中国公路学报, 2021, **34**(11): 306–334)
- Vahidi A, Sciarretta A. Energy saving potentials of connected and automated vehicles. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, **95**: 822–843
- Guo Lu-Lu, Gao Bing-Zhao, Chen Hong. Optimal ecodriving control of vehicles. *Scientia Sinica Informationis*, 2016, **46**(5): 560–570 (郭露露, 高炳钊, 陈虹. 汽车经济性行驶优化. 中国科学: 信息科学, 2016, **46**(5): 560–570)
- Huang G M, Yuan X F, Shi K, Liu Z X, Wu X R. A 3-D multi-object path planning method for electric vehicle considering the energy consumption and distance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(7): 7508–7520
- Ozatay E, Onori S, Wollaeger J, Ozguner U, Rizzoni G, Filev D, et al. Cloud-based velocity profile optimization for everyday driving: A dynamic-programming-based solution. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014,

- 15(6): 2491–2505
- 18 Pei J Z, Su Y X, Zhang D H, Qi Y, Leng Z W. Velocity forecasts using a combined deep learning model in hybrid electric vehicles with V2V and V2I communication. *Science China Technological Sciences*, 2020, **63**(1): 55–64
 - 19 He H W, Wang Y L, Han R Y, Han M, Bai Y F, Liu Q W. An improved MPC-based energy management strategy for hybrid vehicles using V2V and V2I communications. *Energy*, 2021, **225**: Article No. 120273
 - 20 Kim D, Eo J S, Kim K K K. Service-oriented real-time energy-optimal regenerative braking strategy for connected and autonomous electrified vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(8): 11098–11115
 - 21 Xiong H Y, Tan Z R, Zhang R H, He S. A new dual axle drive optimization control strategy for electric vehicles using vehicle-to-infrastructure communications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, **16**(4): 2574–2582
 - 22 Zhang B, Xu F G, Shen T L. MPC based energy management strategy with on-board parameter identification. In: Proceedings of the 13th Asian Control Conference (ASCC). Jeju, South Korea: IEEE, 2022. 357–362
 - 23 Liu R, Liu H, Han L J, He P, Zhang Y B. A multi-objective regenerative braking control strategy combining with velocity optimization for connected vehicles. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 2023, **237**(6): 1465–1474
 - 24 Du A M, Han Y Y, Zhu Z P. Review on multi-objective optimization of energy management strategy for hybrid electric vehicle integrated with traffic information. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 2022, **44**(3): 7914–7933
 - 25 Oncken J, Chen B. Real-time model predictive powertrain control for a connected plug-in hybrid electric vehicle. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, **69**(8): 8420–8432
 - 26 Padilla G P, Weiland S, Donkers M C F. A global optimal solution to the eco-driving problem. *IEEE Control Systems Letters*, 2018, **2**(4): 599–604
 - 27 Dong Hao-Xuan, Yin Guo-Dong, Zhuang Wei-Chao, Chen Hao, Zhou Yi-Chen, Wang Yan. Economic cruising velocity optimization using iterative dynamic programming of connected electric vehicle. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, **57**(6): 121–130
(董昊轩, 殷国栋, 庄伟超, 陈浩, 周毅晨, 汪葵. 基于迭代动态规划的网联电动汽车经济性巡航车速优化. 机械工程学报, 2021, **57**(6): 121–130)
 - 28 Sciarretta A, de Nunzio G, Ojeda L L. Optimal ecodriving control: Energy-efficient driving of road vehicles as an optimal control problem. *IEEE Control Systems Magazine*, 2015, **35**(5): 71–90
 - 29 Fu Rui, Zhang Ya-Li, Yuan Wei. Progress and prospect in research on eco-driving. *China Journal of Highway and Transport*, 2019, **32**(3): 1–12
(付锐, 张雅丽, 袁伟. 生态驾驶研究现状及展望. 中国公路学报, 2019, **32**(3): 1–12)
 - 30 Zhuang Wei-Chao, Ding Hao-Nan, Dong Hao-Xuan, Yin Guo-Dong, Wang Xi, Zhou Chao-Bin, et al. Learning based eco-driving strategy of connected electric vehicle at signalized intersection. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2023, **53**(1): 82–93
(庄伟超, 丁昊楠, 董昊轩, 殷国栋, 王茜, 周朝宾, 等. 信号交叉口网联电动汽车自适应学习生态驾驶策略. 吉林大学学报(工学版), 2023, **53**(1): 82–93)
 - 31 Guo L, Chu H, Ye J, Gao B, Chen H. Hierarchical velocity control considering traffic signal timings for connected vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2022, **8**(2): 1403–1414
 - 32 Nie Z F, Farzaneh H. Real-time dynamic predictive cruise control for enhancing eco-driving of electric vehicles, considering traffic constraints and signal phase and timing (SPaT) information, using artificial-neural-network-based energy consumption model. *Energy*, 2022, **241**: Article No. 122888
 - 33 Fleming J, Yan X D, Allison C, Stanton N, Lot R. Real-time predictive eco-driving assistance considering road geometry and long-range radar measurements. *IET Intelligent Transport Systems*, 2021, **15**(4): 573–583
 - 34 Jia Y Z, Jibrin R, Gorges D. Energy-optimal adaptive cruise control for electric vehicles based on linear and nonlinear model predictive control. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, **69**(12): 14173–14187
 - 35 Lin Y C, Nguyen H L T. Adaptive neuro-fuzzy predictor-based control for cooperative adaptive cruise control system. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, **21**(3): 1054–1063
 - 36 Zhao Xiu-Chun, Guo Ge. Tracking control and energy management of hybrid electric vehicles. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(1): 162–170
(赵秀春, 郭戈. 混合动力电动汽车的跟车控制与能量管理. 自动化学报, 2022, **48**(1): 162–170)
 - 37 Zhang S W, Luo Y G, Li K Q, Li V. Real-time energy-efficient control for fully electric vehicles based on an explicit model predictive control method. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, **67**(6): 4693–4701
 - 38 Ding F, Jin H. On the optimal speed profile for eco-driving on curved roads. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, **19**(12): 4000–4010
 - 39 Zhu W X. Motion energy dissipation in traffic flow on a curved road. *International Journal of Modern Physics C*, 2013, **24**(7): Article No. 1350046
 - 40 Kamal M A S, Mukai M, Murata J, Kawabe T. Ecological vehicle control on roads with up-down slopes. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, **12**(3): 783–794
 - 41 Mihály A, Gaspar P. Look-ahead cruise control considering road geometry and traffic flow. In: Proceedings of the 14th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI). Budapest, Hungary: IEEE, 2013. 189–194
 - 42 Dong H X, Zhuang W C, Chen B L, Yin G D, Wang Y. Enhanced eco-approach control of connected electric vehicles at signalized intersection with queue discharge prediction. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, **70**(6): 5457–5469
 - 43 Yang H, Almutairi F, Rakha H. Eco-driving at signalized intersections: A multiple signal optimization approach. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, **22**(5): 2943–2955
 - 44 Yang H, Rakha H, Ala M V. Eco-cooperative adaptive cruise control at signalized intersections considering queue effects. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, **18**(6): 1575–1585
 - 45 Dong H X, Zhuang W C, Yin G D, Chen H, Wang Y. Energy-optimal velocity planning for connected electric vehicles at signalized intersection with queue prediction. In: Proceedings of the IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). Boston, USA: IEEE, 2020. 238–243
 - 46 Hu Lin, Zhou Deng-Hui, Huang Jing, Du Rong-Hua, Zhang Xin. Optimal path planning for electric vehicle with consideration of traffic light and energy consumption. *Automotive Engineering*, 2021, **43**(5): 641–649
(胡林, 周登辉, 黄晶, 杜荣华, 张新. 考虑信号灯和能耗的电动车最优路径规划. 汽车工程, 2021, **43**(5): 641–649)
 - 47 Xu H L, Zhang Y, Li L, Li W X. Cooperative driving at unsignalized intersections using tree search. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, **21**(11): 4563–4571
 - 48 Pan X, Chen B L, Timotheou S, Evangelou S A. A convex optimal control framework for autonomous vehicle intersection crossing. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Sys-*

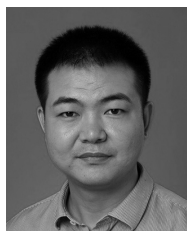
- tems*, 2023, **24**(1): 163–177
- 49 Qian Li-Jun, Chen Chen, Chen Jian, Chen Xin-Yu, Xiong Chi. Discrete platoon control at an unsignalized intersection based on Q-learning model. *Automotive Engineering*, 2022, **44**(9): 1350–1358
(钱立军, 陈晨, 陈健, 陈欣宇, 熊驰. 基于 Q 学习模型的无信号交叉口离散车队控制. *汽车工程*, 2022, **44**(9): 1350–1358)
 - 50 Deng Z Y, Yang K D, Shen W M, Shi Y J. Cooperative platoon formation of connected and autonomous vehicles: Toward efficient merging coordination at unsignalized intersections. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, **24**(5): 5625–5639
 - 51 Chen C, Wu B, Xuan L, Chen J, Qian L J. A discrete control method for the unsignalized intersection based on cooperative grouping. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, **71**(1): 123–136
 - 52 Wu J, Wang X Y, Li L, Qin C, Du Y C. Hierarchical control strategy with battery aging consideration for hybrid electric vehicle regenerative braking control. *Energy*, 2018, **145**: 301–312
 - 53 Heydari S, Fajri P, Rasheduzzaman M, Sabzehgar R. Maximizing regenerative braking energy recovery of electric vehicles through dynamic low-speed cutoff point detection. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2019, **5**(1): 262–270
 - 54 Dong H X, Zhuang W C, Yin G D, Xu L W, Wang Y, Wang F, et al. Energy-optimal braking control using a double-layer scheme for trajectory planning and tracking of connected electric vehicles. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2021, **34**(1): Article No. 83
 - 55 Kim D, Eo J S, Kim K K K. Parameterized energy-optimal regenerative braking strategy for connected and autonomous electrified vehicles: A real-time dynamic programming approach. *IEEE Access*, 2021, **9**: 103167–103183
 - 56 Dong H X, Zhuang W C, Wang Y, Ding H N, Yin G D. Energy-optimal braking velocity planning of connected electric vehicle. In: Proceedings of the 4th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence (CVCI). Hangzhou, China: IEEE, 2020. 25–29
 - 57 Zhang X Z, Wang Y N, Liu G R, Yuan X F. Robust regenerative charging control based on T-S fuzzy sliding-mode approach for advanced electric vehicle. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2016, **2**(1): 52–65
 - 58 Guo Jing-Hua, Wang Ban, Wang Jing-Yao, Luo Yu-Gong, Li Ke-Qiang. Hierarchical model predictive control of intelligent and connected hybrid electric vehicles platooning. *Automotive Engineering*, 2020, **42**(10): 1293–1301
(郭景华, 王班, 王靖瑶, 罗禹贡, 李克强. 智能网联混合动力汽车队列模型预测分层控制. *汽车工程*, 2020, **42**(10): 1293–1301)
 - 59 Naeem H M Y, Bhatti A I, Butt Y A, Ahmed Q. Eco-driving control of electric vehicle with battery dynamic model and multiple traffic signals. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 2022, **236**(6): 1133–1143
 - 60 Zhang Y, Zhang Y J, Ai Z Y, Murphey Y L, Zhang J. Energy optimal control of motor drive system for extending ranges of electric vehicles. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, **68**(2): 1728–1738
 - 61 Zhang J, Jin H. Optimized calculation of the economic speed profile for slope driving: Based on iterative dynamic programming. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, **23**(4): 3313–3323
 - 62 Han J H, Sciarretta A, Ojeda L L, De Nunzio G, Thibault L. Safe-and eco-driving control for connected and automated electric vehicles using analytical state-constrained optimal solution. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2018, **3**(2): 163–172
 - 63 Tang Xiao-Lin, Li Shan-Shan, Wang Hong, Duan Zi-Wen, Li Yi-Nong, Zheng Ling. Research on energy control strategy based on hierarchical model predictive control in connected environment. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, **56**(14): 119–128
(唐小林, 李珊珊, 王红, 段紫文, 李以农, 郑玲. 网联环境下基于分层式模型预测控制的车队能量控制策略研究. *机械工程学报*, 2020, **56**(14): 119–128)
 - 64 Saerens B. Optimal Control Based Eco-driving: Theoretical Approach and Practical Applications [Ph.D. dissertation], Katholieke Universiteit Leuven, Belgium, 2012.
 - 65 Singh K V, Bansal H O, Singh D. Development of an adaptive neuro-fuzzy inference system based equivalent consumption minimisation strategy to improve fuel economy in hybrid electric vehicles. *IET Electrical Systems in Transportation*, 2021, **11**(3): 171–185
 - 66 Moghaddam I T Z, Ayati M, Taghavipour A, Marzbanrad J. Modeling and prediction of driver-vehicle-unit velocity using adaptive neuro-fuzzy inference system in real traffic flow. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, **16**(3): 105–122
 - 67 Ge G X, Wang T, Lv Y H, Zou X J, Song W, Zhang G F. Energy-efficient braking torque distribution strategy of rear-axle drive commercial EV based on fuzzy neural network. *SAE International Journal of Advances and Current Practices in Mobility*, 2021, **3**(4): 2136–2145
 - 68 Lee H, Kim N, Cha S W. Model-based reinforcement learning for eco-driving control of electric vehicles. *IEEE Access*, 2020, **8**: 202886–202896
 - 69 Tang Xiao-Lin, Chen Jia-Xin, Liu Teng, Li Jia-Cheng, Hu Xiao-Song. Research on deep reinforcement learning-based intelligent car-following control and energy management strategy for hybrid electric vehicles. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, **57**(22): 237–246
(唐小林, 陈佳信, 刘腾, 李佳承, 胡晓松. 基于深度强化学习的混合动力汽车智能跟车控制与能量管理策略研究. *机械工程学报*, 2021, **57**(22): 237–246)
 - 70 Tang Xiao-Lin, Chen Jia-Xin, Gao Bo-Lin, Yang Kai, Hu Xiao-Song, Li Ke-Qiang. Deep reinforcement learning-based integrated control of hybrid electric vehicles driven by high definition map in cloud control system. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, **58**(24): 163–177
(唐小林, 陈佳信, 高博麟, 杨凯, 胡晓松, 李克强. 基于云控系统高精度地图驱动的深度强化学习型混合动力汽车集成控制. *机械工程学报*, 2022, **58**(24): 163–177)
 - 71 Liu T, Lei L, Zheng K, Zhang K. Autonomous platoon control with integrated deep reinforcement learning and dynamic programming. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, **10**(6): 5476–5489
 - 72 Lei L, Liu T, Zheng K, Hanzo L. Deep reinforcement learning aided platoon control relying on V2X information. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, **71**(6): 5811–5826
 - 73 Busoniu L, Babuska R, De Schutter B, Ernst D [Author], Liu Quan, Fu Qi-ming, Zhang Zong-Chang [Translator]. *Reinforcement Learning and Dynamic Programming Using Function Approximators*. Beijing: Posts and Telecom Press, 2019.
(Busoniu L, Babuska R, De Schutter B, Ernst D [著], 刘全, 傅启明, 章宗长 [译]. 基于函数逼近的强化学习与动态规划. 北京: 人民邮电出版社, 2019.)
 - 74 Zhang Jie, Wang Fei-Yue. *Optimal Control—Mathematical Theory and Intelligent Methods (Volume 1)*. Beijing: Tsinghua University Press, 2017.
(张杰, 王飞跃. 最优控制——数学理论与智能方法 (上册). 北京: 清华大学出版社, 2017.)
 - 75 Bertsekas D P. *Reinforcement Learning and Optimal Control*. Beijing: Tsinghua University Press, 2020.
(Bertsekas D P. 强化学习与最优控制. 北京: 清华大学出版社, 2020.)
 - 76 Al-Tamimi A, Lewis F L, Abu-Khalaf M. Discrete-time nonlinear HJB solution using approximate dynamic programming: Convergence proof. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2008, **38**(4): 943–949

- 77 Liu D R, Wei Q L. Policy iteration adaptive dynamic programming algorithm for discrete-time nonlinear systems. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2014, **25**(3): 621–634
- 78 Zhao D B, Hu Z H, Xia Z P, Alippi C, Zhu Y H, Wang D. Full-range adaptive cruise control based on supervised adaptive dynamic programming. *Neurocomputing*, 2014, **125**: 57–67
- 79 Jin Hui, Zhang Zi-Hao. Review of research on HEV energy management based on adaptive dynamic programming. *Automotive Engineering*, 2020, **42**(11): 1490–1496
(金辉, 张子豪. 基于自适应动态规划的 HEV 能量管理研究综述. 汽车工程, 2020, **42**(11): 1490–1496)
- 80 Li G Q, Gorges D. Ecological adaptive cruise control and energy management strategy for hybrid electric vehicles based on heuristic dynamic programming. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, **20**(9): 3526–3535
- 81 Li G Q, Gorges D, Wang M. Online optimization of gear shift and velocity for eco-driving using adaptive dynamic programming. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2022, **7**(1): 123–132
- 82 Li G Q, Gorges D. Fuel-efficient gear shift and power split strategy for parallel HEVs based on heuristic dynamic programming and neural networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, **68**(10): 9519–9528
- 83 Gong Jian-Wei, Liu Kai, Qi Jian-Yong. *Model Predictive Control for Self-driving Vehicles (Second edition)*. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2020.
(龚建伟, 刘凯, 齐建永. 无人驾驶车辆模型预测控制. 第 2 版. 北京: 北京理工大学出版社, 2020.)
- 84 Xi Yu-Geng, Li De-Wei, Lin Shu. Model predictive control—Status and challenges. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(3): 222–236
(席裕庚, 李德伟, 林姝. 模型预测控制——现状与挑战. 自动化学报, 2013, **39**(3): 222–236)
- 85 Ma Le-Le, Liu Xiang-Jie, Gao Fu-Rong. Status and challenges of iterative learning model predictive control. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(6): 1385–1401
(马乐乐, 刘向杰, 高福荣. 迭代学习模型预测控制研究现状与挑战. 自动化学报, 2022, **48**(6): 1385–1401)
- 86 Guo H Q, Liu C Z, Yong J W, Cheng X Q, Muhammad F. Model predictive iterative learning control for energy management of plug-in hybrid electric vehicle. *IEEE Access*, 2019, **7**: 71323–71334
- 87 Wang F Y, Zheng N N, Cao D P, Martinez C M, Li L, Liu T. Parallel driving in CPSS: A unified approach for transport automation and vehicle intelligence. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2017, **4**(4): 577–587
- 88 Jang J S R. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1993, **23**(3): 665–685
- 89 Pan Feng, Bao Hong. Research progress of automatic driving control technology based on reinforcement learning. *Journal of Image and Graphics*, 2021, **26**(1): 28–35
(潘峰, 鲍泓. 强化学习的自动驾驶控制技术研究进展. 中国图象图形学报, 2021, **26**(1): 28–35)
- 90 Yu Ling-Li, Shao Xuan-Ya, Long Zi-Wei, Wei Ya-Dong, Zhou Kai-Jun. Intelligent land vehicle model transfer trajectory planning method of deep reinforcement learning. *Control Theory and Applications*, 2019, **36**(9): 1409–1422
(余伶俐, 邵玄雅, 龙子威, 魏亚东, 周开军. 智能车辆深度强化学习的模型迁移轨迹规划方法. 控制理论与应用, 2019, **36**(9): 1409–1422)
- 91 Ehsani M, Gao Y M, Emadi A. *Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles: Fundamentals, Theory, and Design (Second edition)*. Boca Raton: CRC Press, 2010.
- 92 Colli V, Tomassi G, Scarano M. “Single Wheel” longitudinal traction control for electric vehicles. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2006, **21**(3): 799–808
- 93 Xu G Q, Xu K, Zheng C H, Zahid T. Optimal operation point detection based on force transmitting behavior for wheel slip prevention of electric vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, **17**(2): 481–490
- 94 He Z J, Shi Q, Wei Y J, Zheng J X, Gao B Z, He L. A torque demand model predictive control approach for driving energy optimization of battery electric vehicle. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, **70**(4): 3232–3242
- 95 Dogan D, Boyraz P. Smart traction control systems for electric vehicles using acoustic road-type estimation. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2019, **4**(3): 486–496
- 96 Aligia D A, Magallan G A, De Angelo C H. EV traction control based on nonlinear observers considering longitudinal and lateral tire forces. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, **19**(8): 2558–2571
- 97 Mi C, Lin H, Zhang Y. Iterative learning control of antilock braking of electric and hybrid vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2005, **54**(2): 486–494
- 98 He Z J, Shi Q, Wei Y J, Gao B Z, Zhu B, He L. A model predictive control approach with slip ratio estimation for electric motor antilock braking of battery electric vehicle. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, **69**(9): 9225–9234
- 99 Satzger C, de Castro R. Predictive brake control for electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, **67**(2): 977–990
- 100 Yin G D, Jin X J. Cooperative control of regenerative braking and antilock braking for a hybrid electric vehicle. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, **2013**: Article No. 890427
- 101 Subramaniyam K V, Subramanian S C. Electrified vehicle wheel slip control using responsiveness of regenerative braking. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, **70**(4): 3208–3217
- 102 Guo J H, Li W C, Wang J Y, Luo Y G, Li K Q. Safe and energy-efficient car-following control strategy for intelligent electric vehicles considering regenerative braking. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(7): 7070–7081
- 103 Wang J C, He R, Kim Y B. Optimal anti-lock braking control with nonlinear variable voltage charging scheme for an electric vehicle. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, **69**(7): 7211–7222
- 104 Choo K M, Won C Y. Design and analysis of electrical braking torque limit trajectory for regenerative braking in electric vehicles with PMSM drive systems. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2020, **35**(12): 13308–13321
- 105 Li Ke-Qiang, Luo Yu-Gong, Chen Hui. *State Estimation and Identification of Advanced Electric Vehicles*. Beijing: China Machine Press, 2019.
(李克强, 罗禹贡, 陈慧. 先进电动汽车状态估计与辨识. 北京: 机械工业出版社, 2019.)
- 106 Van der Shuis F, Romers L, Van Spijk G, Hupkes I. CVT, Promising Solutions for Electrification, SAE Technical Paper 2019-01-0359, 2019.
- 107 Ruan J G, Walker P, Zhang N. Comparison of power consumption efficiency of CVT and multi-speed transmissions for electric vehicle. *International Journal of Automotive Engineering*, 2018, **9**(4): 268–275
- 108 Tian Y, Zhang N, Zhou S L, Walker P D. Model and gear shifting control of a novel two-speed transmission for battery electric vehicles. *Mechanism and Machine Theory*, 2020, **152**: Article No. 103902
- 109 Nguyen C T, Walker P D, Zhou S L, Zhang N. Optimal sizing and energy management of an electric vehicle powertrain equipped with two motors and multi-gear ratios. *Mechanism and Machine Theory*, 2022, **167**: Article No. 104513
- 110 Ahssan M R, Ektesabi M, Gorji S. Gear ratio optimization along with a novel gearshift scheduling strategy for a two-speed

- transmission system in electric vehicle. *Energies*, 2020, **13**(19): Article No. 5073
- 111 Yu Zhuo-Ping, Xiong Lu, Chen Xin-Bo, Leng Bo. *Distributed Electric Vehicle and Its Dynamics Control*. Shanghai: Tongji University Press, 2021.
(余卓平, 熊璐, 陈辛波, 冷博. 分布式电驱汽车及其动力学控制. 上海: 同济大学出版社, 2021.)
 - 112 Li Y, Wu D M, Du C, Yang H P, Li Y, Yang X B, et al. Velocity Trajectory Planning for Energy Savings of an Intelligent 4WD Electric Vehicle Using Model Predictive Control, SAE Technical Paper 2018-01-1584, 2018.
 - 113 Lee H S, Hwang M H, Cha H R. Development of an optimal power-distribution-management algorithm for four-wheel-drive electric vehicles. *IEEE Access*, 2021, **9**: 99731-99741
 - 114 Morera-Torres E, Ocampo-Martinez C, Bianchi F D. Experimental modelling and optimal torque vectoring control for 4WD vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, **71**(5): 4922-4932
 - 115 Parra A, Tavernini D, Gruber P, Sornioti A, Zubizarreta A, Perez J. On nonlinear model predictive control for energy-efficient torque-vectoring. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, **70**(1): 173-188
 - 116 Sun H Z, Wang H, Zhao X C. Line braking torque allocation scheme for minimal braking loss of four-wheel-drive electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, **68**(1): 180-192
 - 117 Xiao R X, Yang X, Li J, Jia X G. Loss minimization control for interior permanent magnet synchronous motor in a wide speed range. In: Proceedings of the 4th IEEE International Electrical and Energy Conference (CIEEC). Wuhan, China: IEEE, 2021. 1-6
 - 118 Najjar-Khodabakhsh A, Soltani J. MTPA control of mechanical sensorless IPMSM based on adaptive nonlinear control. *ISA Transactions*, 2016, **61**: 348-356
 - 119 Li K, Wang Y. Maximum torque per ampere (MTPA) control for IPMSM drives based on a variable-equivalent-parameter MTPA control law. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2019, **34**(7): 7092-7102
 - 120 Lin F J, Liu Y T, Yu W A. Power perturbation based MTPA with an online tuning speed controller for an IPMSM drive system. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, **65**(5): 3677-3687
 - 121 Feng G D, Lai C Y, Mukherjee K, Kar N C. Current injection-based online parameter and VSI nonlinearity estimation for PMSM drives using current and voltage DC components. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2016, **2**(2): 119-128
 - 122 Feng G D, Lai C Y, Han Y, Kai N C. Fast maximum torque per ampere (MTPA) angle detection for interior PMSMs using online polynomial curve fitting. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, **37**(2): 2045-2056
 - 123 Bedetti N, Calligaro S, Olsen C, Petrella R. Automatic MTPA tracking in IPMSM drives: Loop dynamics, design, and auto-tuning. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2017, **53**(5): 4547-4558
 - 124 Sun T F, Wang J B, Chen X. Maximum torque per ampere (MTPA) control for interior permanent magnet synchronous machine drives based on virtual signal injection. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2015, **30**(9): 5036-5045
 - 125 Sun T F, Wang J B, Koc M, Chen X. Self-learning MTPA control of interior permanent-magnet synchronous machine drives based on virtual signal injection. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2016, **52**(4): 3062-3070
 - 126 Pan C T, Sue S M. A linear maximum torque per ampere control for IPMSM drives over full-speed range. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2005, **20**(2): 359-366
 - 127 Ahmed A, Sozer Y, Hamdan M. Maximum torque per ampere control for buried magnet PMSM based on DC-link power measurement. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2017, **32**(2): 1299-1311
 - 128 Windisch T, Hofmann W. A novel approach to MTPA tracking control of AC drives in vehicle propulsion systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, **67**(10): 9294-9302
 - 129 Dianov A, Tinazzi F, Calligaro S, Bolognani S. Review and classification of MTPA control algorithms for synchronous motors. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, **37**(4): 3990-4007
 - 130 Bolognani S, Petrella R, Prearo A, Sgarbossa L. Automatic tracking of MTPA trajectory in IPM motor drives based on AC current injection. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2011, **47**(1): 105-114
 - 131 Bedetti N, Calligaro S, Petrella R. Stand-still self-identification of flux characteristics for Synchronous Reluctance Machines using novel saturation approximating function and multiple linear regression. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2016, **52**(4): 3083-3092
 - 132 Uddin M N, Radwan T S, Rahman M A. Performance of interior permanent magnet motor drive over wide speed range. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2002, **17**(1): 79-84
 - 133 Lin F J, Hung Y C, Chen J M, Yeh C M. Sensorless IPMSM drive system using saliency back-EMF-based intelligent torque observer with MTPA control. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2014, **10**(2): 1226-1241
 - 134 Lee K W, Park S, Sungin S. A seamless transition control of sensorless PMSM compressor drives for improving efficiency based on a dual-mode operation. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2015, **30**(3): 1446-1456
 - 135 Do T D, Kwak S, Choi H H, Jung J W. Suboptimal control scheme design for interior permanent-magnet synchronous motors: An SDRE-based approach. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2014, **29**(6): 3020-3031
 - 136 Ortombina L, Tinazzi F, Zigliotto M. Magnetic modeling of synchronous reluctance and internal permanent magnet motors using radial basis function networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, **65**(2): 1140-1148
 - 137 Fontana M, Bianchi N. Design and analysis of normal saliency IPM spoke motor. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2020, **56**(4): 3625-3635
 - 138 Balamurali A, Feng G D, Kundu A, Dhulipati H, Kar N C. Noninvasive and improved torque and efficiency calculation toward current advance angle determination for maximum efficiency control of PMSM. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2020, **6**(1): 28-40
 - 139 Andersson A, Lennstrom D, Nykanen A. Influence of inverter modulation strategy on electric drive efficiency and perceived sound quality. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2016, **2**(1): 24-35
 - 140 Ni R G, Xu G, Wang G L, Ding L, Zhang G Q, Qu L Z. Maximum efficiency per ampere control of permanent-magnet synchronous machines. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, **62**(4): 2135-2143
 - 141 Uddin M N, Rahman M M, Patel B, Venkatesh B. Performance of a loss model based nonlinear controller for IPMSM drive incorporating parameter uncertainties. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2019, **34**(6): 5684-5696
 - 142 Cavallaro C, Di Tommaso A O, Miceli R, Raciti A, Galluzzo G R, Trapanese M. Efficiency enhancement of permanent-magnet synchronous motor drives by online loss minimization approaches. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2005, **52**(4): 1153-1160
 - 143 Lai C Y, Feng G D, Tian J B, Li Z, Zuo Y, Balamurali A, et al. PMSM drive system efficiency optimization using a modified gradient descent algorithm with discretized search space.

IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2020, **6**(3): 1104–1114

- 144 Balamurali A, Kundu A, Li Z, Kar N C. Improved harmonic iron loss and stator current vector determination for maximum efficiency control of PMSM in EV applications. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2021, **57**(1): 363–373
- 145 Sreejeth M, Singh M, Kumar P. Particle swarm optimisation in efficiency improvement of vector controlled surface mounted permanent magnet synchronous motor drive. *IET Power Electronics*, 2015, **8**(5): 760–769



申永鹏 郑州轻工业大学电气信息工程学院副教授。2015 年获湖南大学博士学位。主要研究方向为智能网联电动汽车节能控制, 新能源汽车储能与电驱动系统控制与优化。本文通信作者。

E-mail: shenyongpeng@zzuli.edu.cn

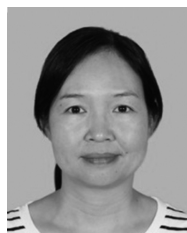
(SHEN Yong-Peng) Associate professor at the College of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry. He received his Ph.D. degree from Hunan University in 2015. His research interest covers energy-saving control of connected automated electric vehicles, control and optimization of energy storage system and electric driving system in electric vehicle. Corresponding author of this paper.)



袁小芳 湖南大学电气与信息工程学院教授。2008 年获湖南大学博士学位。主要研究方向为智能网联电动汽车路径规划与控制。

E-mail: yuanxiaofang@hnu.edu.cn

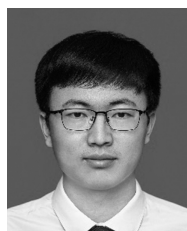
(YUAN Xiao-Fang) Professor at the College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. He received his Ph.D. degree from Hunan University in 2008. His research interest covers path plan and control of connected automated electric vehicles.)



赵素娜 郑州轻工业大学电气信息工程学院讲师。2017 年获华南理工大学控制理论与控制工程专业博士学位。主要研究方向为脑控机器人, 移动机器人运动控制。

E-mail: snzhao1221@zzuli.edu.cn

(ZHAO Su-Na) Lecturer at the College of Electric and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry. She received her Ph.D. degree in control theory and control engineering from South China University of Technology in 2017. Her research interest covers brain controlled mobile robot and motion control of mobile robot.)



孟步敏 湘潭大学自动化与电子信息学院副教授。2018 年获湖南大学博士学位。主要研究方向为电动车辆智能化与网联化技术。

E-mail: mengbm@163.com

(MENG Bu-Min) Associate professor at the College of Automation and Electronic Information, Xiangtan University. He received his Ph.D. degree from Hunan University in 2018. His research interest covers intelligent and connected technology of electric vehicle.)



王耀南 中国工程院院士, 湖南大学电气与信息工程学院教授。1995 年获湖南大学博士学位。主要研究方向为机器人学, 智能控制和图像处理。

E-mail: yaonan@hnu.edu.cn

(WANG Yao-Nan) Academician at Chinese Academy of Engineering and professor at the College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. He received his Ph.D. degree from Hunan University in 1995. His research interest covers robotics, intelligent control, and image processing.)