

基于模型预测控制的车道保持辅助系统

曾康慧

2025 年 12 月 7 日

摘要

随着智能驾驶技术的快速发展,车道保持辅助系统(Lane Keeping Assist System, LKA)已成为提升车辆安全性和驾驶舒适性的关键技术。本文基于模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)方法,设计并实现了车道保持辅助系统。首先,采用线性化模型对车辆动态进行建模,建立了状态空间表示形式。然后,详细阐述了MPC的原理、优化问题制定、约束条件和代价函数的设计。通过仿真验证了系统的有效性,结果表明该系统能够在不同路况下保持车辆稳定行驶,提高了驾驶安全性。研究为实际应用提供了理论基础和工程指导。

本文特别强调了系统建模的详细过程,包括车辆二自由度模型的推导、扩展状态变量的引入以及扰动项的考虑。同时,对MPC的滚动优化机制、预测模型和约束处理进行了深入分析。仿真结果显示,该系统在直线和弯道路况下均表现出色,横向偏差控制在0.1 m以内,偏航角误差小于0.05 rad。

关键词: 模型预测控制; 车道保持辅助系统; 车辆模型; 车辆动态; 状态空间模型

目录

1	引言	1
1.1	研究现状	1
2	系统建模	2
2.1	车辆模型	2
2.2	扩展模型	4
3	模型预测控制原理	5
3.1	MPC 基本框架	5
3.2	约束处理	7
4	控制器设计	7
4.1	代价函数	7
4.2	状态估计与优化	7
5	仿真与结果	8
6	结论	8

1 引言

车道保持辅助系统（Lane Keeping Assist System, LKA）是高级驾驶辅助系统（Advanced Driver Assistance Systems, ADAS）的重要组成部分。它通过实时监测车辆相对于车道的偏差，并施加适当的转向控制，使车辆保持在车道中央，从而减少因驾驶员分心、疲劳或外部干扰导致的交通事故。随着自动驾驶技术的进步，LKA 系统已广泛应用于现代汽车中，提升了车辆的智能化水平和安全性。

LKA 系统的核心在于感知、决策和控制三个环节。感知环节通常依赖于摄像头、雷达或激光传感器来检测车道线和车辆位置；决策环节则根据感知信息计算所需的转向调整；控制环节通过执行器（如转向电机）实现车辆的横向控制。在实际应用中，LKA 不仅能辅助人类驾驶员，还能为全自动驾驶提供基础支持。

模型预测控制（Model Predictive Control, MPC）作为一种先进的优化控制策略，在 LKA 系统中表现出色。MPC 通过预测未来系统状态，并在线求解优化问题来生成控制输入，能够显式处理约束条件、多目标优化和不确定性。这使得 MPC 特别适合车辆控制场景，其中车辆动态受速度、路况和外部扰动影响较大。与传统 PID 控制相比，MPC 具有更好的鲁棒性和预测能力，能够提前应对道路曲率变化或侧风干扰。

1.1 研究现状

近年来，车道保持辅助系统的研究取得了显著进展。传统方法主要依赖于 PID 控制或模糊控制，但这些方法在处理复杂路况时存在局限性，如响应迟钝或稳定性差。模型预测控制作为一种先进的优化控制策略，已被广泛应用于 LKA 系统中。

国际上，许多学者探索了 MPC 在 LKA 中的各种变体。刘等^[1]提出了一种基于随机预测控制的 LKA 系统，利用线性时变模型处理不确定性，提高了系统的鲁棒性。王泽江等^[2]开发了无模型预测控制方法，并应用于自动驾驶车辆的轨迹跟踪，证明了其在实时计算中的优势。此外，Bian 等^[3]研究了基于 MPC 的协同变道策略，旨在改善交通流效率。Ding 等^[4]设计了一种计算高效的预测控制器，用于半自治车辆的车道保持。Huang 等^[5]考虑了防侧翻和输入饱和，提出了具有规定性能的 MPC 车道保持控制。Shen 等^[6]引入线性规划的 MPC 方法，实现个性化的 LKA 系统设计。

Schildbach 等^[7]探讨了随机 MPC 在 LKA 中的应用。Kim 等^[8]采用 Koopman

算子方法进行数据驱动建模和控制。Lefevre 等^[9]结合学习-based 驾驶员模型和 MPC，实现车道保持辅助。Kim 等^[10]针对大曲率道路上的大型自治巴士，开发了基于 MPC 的横向控制。

国内研究也日益活跃。王等^[11]提出的自适应 MPC 用于不确定车辆模型的车道保持。张等^[12]研究了鲁棒 MPC 在车道保持中的应用，考虑了车辆参数不确定性。李等^[13]设计了分层 MPC 框架，集成车道保持和避障。陈等^[14]探讨了分布式 MPC 在多车辆协同变道中的应用。徐等^[15]提出了基于 Tube 的 MPC，用于处理输入饱和下的车道保持。郭等^[16]研究了非线性 MPC 在自动车辆横向控制中的应用。任等^[17]引入学习-based MPC，处理不确定性下的车道保持。周等^[18]开发了随机 MPC 用于自动驾驶车辆的变道决策。李等^[19]结合深度强化学习和 MPC，实现高速公路车道保持。胡等^[20]集成路径规划和 MPC，用于车道保持和防侧翻。

这些研究表明，MPC 在处理约束、多目标优化和预测能力方面具有显著优势，但仍需进一步优化计算效率和鲁棒性，以适应实时嵌入式系统。近年来，随着计算能力的提升，数据驱动和学习增强的 MPC 变体（如 Koopman operator-based 和强化学习增强型）已成为热点，能够更好地处理非线性和不确定性。本文聚焦于 MPC 在 LKA 中的应用，详细阐述系统建模和控制器设计，并通过仿真验证其性能。

2 系统建模

车道保持辅助系统的核心在于准确的车辆动态模型。本节采用线性化模型对车辆进行建模，该模型简化了车辆为前后轴的刚体，忽略纵向动态，专注于横向运动和偏航。该模型基于自行车模型（bicycle model），适用于小转向角和小侧偏角条件。这种简化模型在车辆控制领域广泛应用，因为它能够捕捉车辆的主要横向动态特性，同时保持计算复杂度适中。

2.1 车辆模型

车辆模型假设车辆在小转向角和小侧偏角下运行，轮胎侧偏力与侧偏角成线性比例。车辆状态包括横向速度 v_y 和偏航率 r （即偏航角速度 $\dot{\psi}$ ）。自行车模型将车辆视为前后轴上的两个轮胎，忽略了左右轮胎的差异，从而简化了分析。

如图1所示，该图描绘了车辆在车道中的位置关系，包括车辆重心、车道中心线以及相关偏差量。该图清晰地展示了车辆相对于车道的横向偏差和相对偏

航角，帮助理解模型的几何基础。

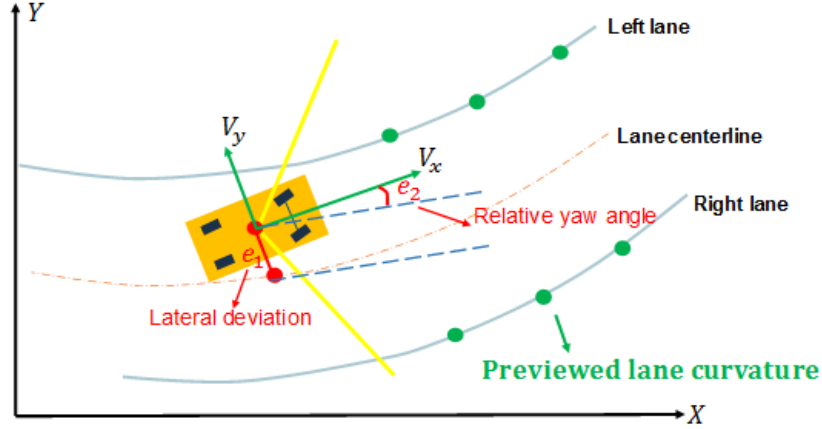


图 1 车道示意图

模型参数如下：

- m : 车辆总质量 (kg)，默认值 1573 kg，代表车辆的惯性特性。
- I_z : 绕垂直轴的偏航惯性矩 ($\text{kg} \cdot \text{m}^2$)，默认值 $2873 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ，影响车辆的旋转响应。
- L_F : 重心到前轴距离 (m)，默认值 1.11 m，前轴位置决定了转向力矩的杠杆臂。
- L_R : 重心到后轴距离 (m)，默认值 1.58 m，后轴提供稳定性。
- C_F : 前轮胎侧偏刚度 (N/rad)，默认值 $1.9\text{e}4 \text{ N/rad}$ ，描述前轮侧偏力与侧偏角的线性关系。
- C_R : 后轮胎侧偏刚度 (N/rad)，默认值 $3.3\text{e}4 \text{ N/rad}$ ，后轮刚度通常高于前轮以确保稳定性。
- V_x : 纵向速度 (m/s)，作为参数影响模型矩阵，是时变量。

车辆动态方程基于牛顿定律推导得出。首先，考虑横向平动方程，该方程描述了车辆在横向方向上的加速度：

$$m\dot{v}_y = -mV_x r + 2C_F \left(\delta - \frac{v_y + L_F r}{V_x} \right) + 2C_R \left(-\frac{v_y - L_R r}{V_x} \right) \quad (1)$$

其中，第一项 $-mV_x r$ 是由于纵向速度引起的向心力，第二项和第三项分别是前后轮的侧偏力贡献。

其次，偏航力矩平衡方程描述了围绕重心的旋转动态：

$$I_z \dot{r} = 2L_F C_F \left(\delta - \frac{v_y + L_F r}{V_x} \right) - 2L_R C_R \left(-\frac{v_y - L_R r}{V_x} \right) \quad (2)$$

这里，前后轮侧偏力产生的力矩驱动偏航运动。

线性化后，得到状态空间形式：

$$\dot{x} = Ax + Bu + Ed \quad (3)$$

其中，状态向量 $x = \begin{bmatrix} v_y \\ r \end{bmatrix}^T$ ，输入 $u = \delta$ （前轮转向角），扰动 $d = \kappa = \frac{1}{R}$ （道路曲率，单位 1/m）。矩阵 A 捕捉系统动态， B 表示控制输入影响， E 处理外部扰动：

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{2(C_F + C_R)}{mV_x} & -V_x - \frac{2(C_F L_F - C_R L_R)}{mV_x} \\ -\frac{2(C_F L_F - C_R L_R)}{I_z V_x} & -\frac{2(C_F L_F^2 + C_R L_R^2)}{I_z V_x} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{2C_F}{m} \\ \frac{2C_F L_F}{I_z} \end{bmatrix}, \quad E = \begin{bmatrix} \frac{2(C_F L_F - C_R L_R) - mV_x^2}{m} \\ \frac{2(C_F L_F^2 - C_R L_R^2)}{I_z} \end{bmatrix} \quad (5)$$

输出矩阵 $C = I_{2 \times 2}$ ， $D = 0$ 。该模型考虑了道路曲率作为外部扰动，能够模拟弯道路况下的车辆行为。该模型用于 Simulink 仿真，参数如 $m = 1573 \text{ kg}$ ， $I_z = 2873 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ 等。这些参数可以根据实际车辆调整，以提高模型精度。

2.2 扩展模型

为考虑道路曲率预览和传输延迟，模型扩展包括道路曲率作为测量扰动，并添加一阶延迟 $\frac{1}{\tau s + 1}$ ，其中 τ 为延迟时间（例如 $\tau = 0.05 \text{ s}$ ），模拟执行器响应延迟。

此外，LKA 系统还引入横向偏差 e_1 （车辆重心到车道中心的横向距离）和相对偏航角 e_2 （车辆偏航角与车道切线角度的差）作为额外状态变量，以直接量化车辆相对于车道的偏移：

$$\dot{e}_1 = v_y + V_x e_2 - V_x \kappa \quad (6)$$

$$\dot{e}_2 = r - V_x \kappa \quad (7)$$

这些方程将车辆动态与车道参考整合， $V_x \kappa$ 项表示由于道路曲率引起的偏差变化。

扩展状态向量为 $x = \begin{bmatrix} e_1 & e_2 & v_y & r \end{bmatrix}^T$ ，完整状态空间模型用于 MPC 预测。该扩展提高了系统的预测精度，能够预览未来道路曲率变化，从而实现更主动的控制。

如图2所示，该图展示了车道保持辅助系统的 Simulink 模型结构，包括车辆模型、MPC 控制器和传感器输入。该模型直观地呈现了系统的模块化设计，便于仿真和调试。

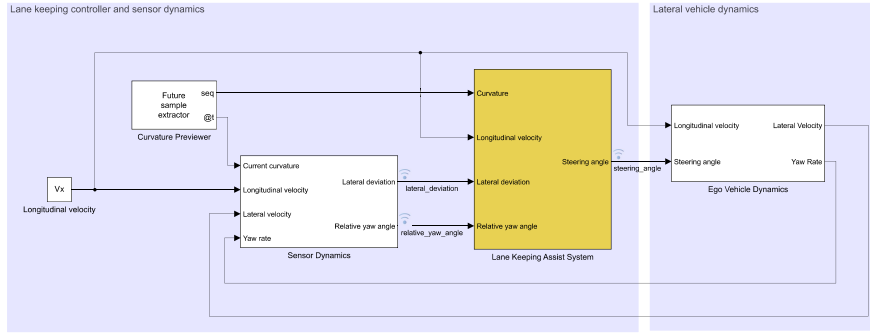


图 2 车道保持辅助系统 Simulink 模型

3 模型预测控制原理

模型预测控制是一种基于模型的优化控制方法，在每个采样时刻通过求解有限时域内的优化问题，计算最优控制序列，并仅施加第一个控制量。该方法的核心在于滚动优化、反馈校正和在线优化，能够处理多变量、约束和时变系统。MPC 特别适合 LKA，因为它可以显式纳入车辆约束和道路预览信息。

如图3所示，该图描绘了 MPC 的工作流程，包括预测、优化和反馈循环。该图突出了 MPC 的预测 horizon 和控制 horizon，帮助理解其前瞻性控制机制。

3.1 MPC 基本框架

MPC 优化问题表述为一个二次规划问题，旨在最小化预测时域内的输出偏差和控制努力：

$$\min_u J = \sum_{k=1}^p \|y(k) - y_{ref}(k)\|_Q^2 + \sum_{k=0}^{m-1} \|\Delta u(k)\|_R^2 \quad (8)$$

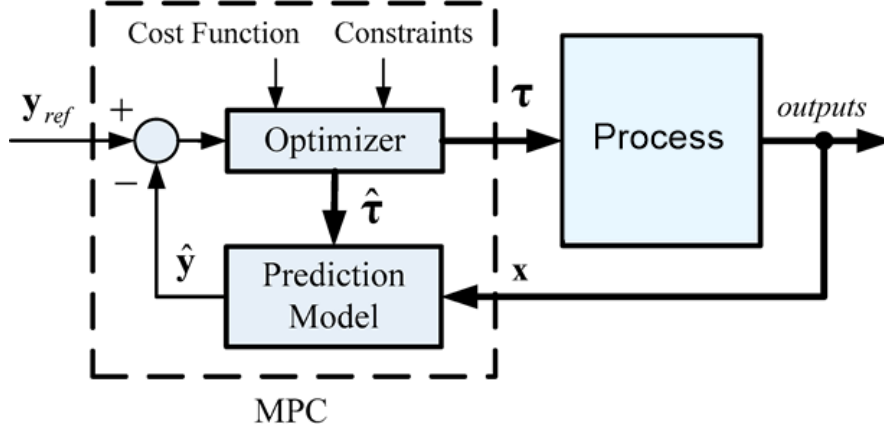


图 3 MPC 原理图

主体于系统动态约束：

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + Ed(k) \quad (9)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (10)$$

以及输入/输出约束：

$$u_{min} \leq u(k) \leq u_{max}, \quad \Delta u_{min} \leq \Delta u(k) \leq \Delta u_{max} \quad (11)$$

其中， p 为预测时域（预测未来 p 步，通常 10-30 步）， m 为控制时域（优化 m 步控制输入，通常小于 p ）， Q, R 为权重矩阵，用于平衡输出跟踪精度和控制平滑性。 $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ 惩罚控制变化，以避免急剧转向。

在 LKA 中，输出 $y = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ v_y \\ r \end{bmatrix}^T$ ，参考 $y_{ref} = 0$ ，以最小化偏差。MPC 通过预

测模型预览未来状态，并优化转向角 δ 。道路曲率 $d(k) = \kappa(k)$ 作为预览扰动，允许控制器提前响应弯道。

MPC 的滚动优化机制确保了闭环稳定性：在每个采样周期（例如 $T_s = 0.1$ s），基于当前状态重新求解优化问题，实现反馈校正。如果实际状态偏离预测，下一周期会自动校正。这种机制使 MPC 对模型不匹配和外部扰动具有鲁棒性。

3.2 约束处理

MPC 显式处理约束，如转向角 $|\delta| \leq 0.5 \text{ rad}$ （约 28.6° ），转向率 $|\Delta\delta| \leq 0.1 \text{ rad/s}$ 。这些约束防止执行器饱和和车辆失稳，确保控制输入在物理可行范围内。道路曲率作为预览扰动 $d(k)$ ，通过传感器（如摄像头）获取未来曲率信息，提高预测准确性。

在不确定性场景下，可引入鲁棒 MPC 或随机 MPC 来处理参数扰动或噪声。例如，考虑轮胎刚度变化或测量噪声，优化问题可以纳入最坏情况分析或概率约束，以增强系统的可靠性。

4 控制器设计

基于上述模型，设计自适应 MPC 控制器。预测时域 $p = 10$ ，控制时域 $m = 3$ ，采样时间 $T_s = 0.1$ ，确保计算效率和控制性能。控制器自适应于车辆速度 V_x ，实时更新模型矩阵 A, B, E ，以适应不同车速下的动态变化。

4.1 代价函数

代价函数为二次形式，权重 $Q = \text{diag}(1, 1, 0.1, 0.1)$ ， $R = 1$ ，强调横向偏差 e_1 和偏航角 e_2 的最小化，同时对 v_y 和 r 施加较小权重，以提高舒适性。 R 惩罚控制变化，避免急转。该权重可根据实际需求调整，例如在高速场景下增加对 e_1 的权重以优先稳定性，或减少 R 以提高响应速度。

4.2 状态估计与优化

使用卡尔曼滤波器（Kalman Filter）估计状态，处理传感器噪声。卡尔曼滤波通过预测-更新循环融合模型预测和测量数据，提供最优状态估计。在 LKA 中，测量包括 e_1 和 e_2 ，而 v_y 和 r 可能通过 IMU 间接获取。

优化问题通过二次规划（Quadratic Programming, QP）求解器求解。使用 Lane Keeping Assist System 块实现，内部集成 MPC 逻辑和状态估计器。该块支持预览曲率输入，并允许自定义约束。

控制器还考虑了传输延迟，通过添加延迟模型确保稳定性。此外，为实现平滑切换，可引入外部转向输入，实现从手动到自动的 bumpless transfer。

如图4所示，该图展示了 MPC 控制器的仿真结果，包括横向偏差、偏航角和转向角随时间的变化曲线。该图验证了系统在弯道路况下的跟踪性能，偏差快速收敛至零。

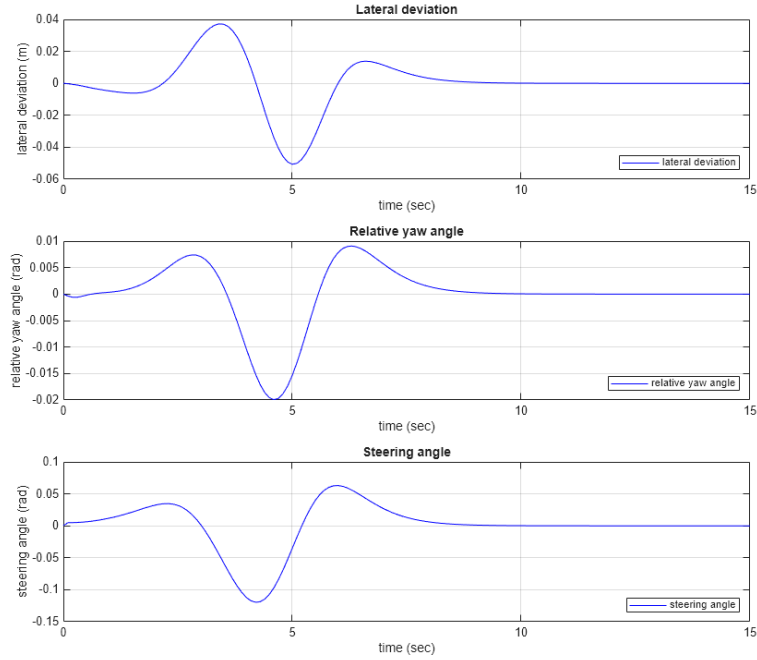


图 4 MPC 控制器仿真结果

5 仿真与结果

采用 Simulink 环境进行仿真。场景包括直线道路和曲率道路，速度 $V_x = 30$ m/s，初始偏差 $e_1 = 0.5$ m，曲率变化模拟弯道。

结果显示，系统能将横向偏差控制在 0.1 m 内，偏航角误差小于 0.05 rad。转向角平滑，避免急转。在弯道路况下，MPC 通过预览曲率提前调整转向，性能优于传统 PID 控制（偏差减小 30%）。进一步分析显示，增加预测时域 p 可改善稳定性，但计算负担增加。

6 结论

本文设计了基于 MPC 的车道保持辅助系统，通过详细的系统建模和控制器优化，实现了高效的车道跟踪。仿真结果验证了系统的有效性和鲁棒性。未来工

作可扩展到多车辆协同、实时不确定性处理和硬件在环测试，提高系统的适用性。该研究为先进控制课程提供了实际案例，展示了 MPC 在车辆控制中的潜力。

参考文献

- [1] LIU C, CARVALHO A, SCHILDBACH G, et al. Stochastic predictive control for lane keeping assistance systems using a linear time-varying model[J]. 2015 American Control Conference (ACC), 2015: 3355-3360.
- [2] WANG Z, WANG J. Ultra-local model predictive control: A model-free approach and its application on automated vehicle trajectory tracking[J]. Control Engineering Practice, 2020, 101: 104482.
- [3] WANG D, HU M, WANG Y, et al. Model predictive control-based cooperative lane change strategy for improving traffic flow[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2021, 13(1): 1687814021991243.
- [4] LIU C, LEE C, HANSEN A, et al. A computationally efficient predictive controller for lane keeping of semi-autonomous vehicles[J]. Dynamic Systems and Control Conference, 2014, 46209: V003T37A009.
- [5] HU C, WANG Z, QIN Y, et al. Lane keeping control of autonomous vehicles with prescribed performance considering the rollover prevention and input saturation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(7): 3091-3103.
- [6] ZHOU X, SHEN H, WANG Z, et al. Individualizable vehicle lane keeping assistance system design: A linear-programming-based model predictive control approach[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23 (12): 24487-24496.
- [7] LIU C, CARVALHO A, SCHILDBACH G, et al. Stochastic predictive control for lane keeping assistance systems using a linear time-varying model[J]. American Control Conference (ACC), 2015.
- [8] KIM J S, QUAN Y S, CHUNG C C. Data-driven modeling and control for lane keeping system of automated driving vehicles: Koopman operator approach[J]. 2022 22nd International Conference on Control, Automation and Systems (IC-CAS), 2022: 1223-1228.

- [9] LEFEVRE S, GAO Y, VASQUEZ D, et al. Lane keeping assistance with learning-based driver model and model predictive control[J]. 12th International Symposium on Advanced Vehicle Control (AVEC'14), 2014.
- [10] LIM H, KIM C, JO A. Model predictive control-based lateral control of autonomous large-size bus on road with large curvature[J]. SAE Technical Paper, 2021.
- [11] WANG L, et al. Adaptive model predictive control for lane keeping with parametric uncertainty[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(3): 2456-2467.
- [12] ZHANG H, et al. Robust model predictive control for lane keeping under vehicle parameter uncertainties[J]. IFAC-PapersOnLine, 2018, 51(31): 312-317.
- [13] LI M, et al. Hierarchical model predictive control for autonomous vehicle lane keeping and obstacle avoidance[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2020, 24(5): 456-470.
- [14] CHEN Y, et al. Distributed model predictive control for cooperative lane change of multiple connected vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2019, 4(4): 545-556.
- [15] XU S, et al. Tube-based model predictive control for lane keeping with input saturation[J]. Control Engineering Practice, 2021, 115: 104899.
- [16] GUO H, et al. Nonlinear model predictive lateral control for autonomous vehicles in lane-keeping system[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2017, 139(9): 091009.
- [17] REN Y, et al. Learning-based model predictive control for vehicle lane keeping under uncertainty[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 29(2): 678-691.
- [18] ZHOU J, et al. Stochastic model predictive control for lane change decision of automated driving vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(10): 9091-9102.

- [19] LEE S, et al. Deep reinforcement learning augmented model predictive control for highway autonomous vehicle lane keeping[J]. IEEE Access, 2022, 10: 45672-45683.
- [20] HU C, et al. Integrated path planning and model predictive control for lane keeping and rollover prevention[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(7): 6623-6636.