



考虑延时的自动驾驶横向控制综述与分析

马小龙¹, 高 铭², 熊国东²

(1. 国家能源集团陕西神延煤炭有限责任公司, 陕西 榆林 719000;

2. 湖南大学 机械与运载工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘 要: 随着科技的进步和创新, 自动驾驶技术取得了显著的发展。在自动驾驶系统中, 车辆的横向控制在实现精确路径跟踪和稳定行驶中起着关键作用, 由于传感器数据传输、控制器数据处理和执行器转向响应等因素的存在, 延时问题在车辆自动驾驶控制系统中不可避免, 然而延时会恶化横向控制的性能和稳定性, 因此考虑延时的横向控制方法备受关注。文章旨在对考虑延时的横向控制方法进行总结和分类, 简要介绍了车辆模型和横向控制方法, 分析了延时产生的原因和延时模型, 并从基于延时预测补偿、延时状态空间增广和延时扰动鲁棒控制等3个方面对考虑延时的横向控制方法进行介绍。

关键词: 自动驾驶; 横向控制; 预测补偿; 状态增广; 鲁棒控制; 延时

中图分类号: U284.48; U268.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-128X(2024)04-0139-09

0 前言

随着人工智能、计算机和车端传感器技术的高速发展, 自动驾驶已成为国内外的热点研究领域^[1]。自动驾驶系统可以粗略地划分为3个子部分: 环境感知、决策规划和车辆控制。其中, 车辆的运动控制是指根据规划层给出的轨迹信息, 结合车辆的当前的状态分别进行横向控制和纵向控制^[2], 将控制指令发送至线控底盘, 对转向机构、驱动与制动机构进行控制, 在满足安全性与舒适性的条件下使车辆按照预定轨迹行驶^[3]。本文主要对横向控制进行研究与分析。

由于实际系统中存在传感器的传输延迟, 控制器至执行器过程中的通信延时, 以及执行机构响应时滞等, 因此在实际的控制过程中会严重影响到自动驾驶车辆的跟踪精度、车辆的横向稳定性和安全性。在以往控制系统的研究中, 针对时滞系统的控制理论有许多进展, 有基于时滞的稳定性分析、鲁棒控制和最优控制理论^[4-6]。但关于自动驾驶横向控制过程中的延时问题的研究和应用相对较少。此外, 在轨道交通中列

车制动多采用空气制动, 响应时间长, 具有较大的滞后性; 在列车分布式协同控制过程中也存在通信时延, 会造成控制精度低、列车控制稳定性下降等问题^[7-8]。因此, 轨道交通控制也存在和自动驾驶车辆控制类似的问题, 研究考虑时滞的控制策略在轨道交通领域也具有一定的参考价值。

本文调研了国内外考虑和不考虑延时的自动驾驶车辆横向控制相关的研究成果和进展, 将介绍车辆横向控制中常用的车辆模型和横向控制方法, 从基于延时预测补偿、延时状态空间增广和视为扰动的鲁棒控制这3个角度对考虑延时的车辆横向控制的国内外研究进行归纳总结和仿真验证, 并在此基础上对延时环境下的车辆横向控制方法提出未来展望, 为今后的研究提供参考。

1 车辆横向控制

1.1 车辆模型

在车辆横向控制研究中, 深入理解车辆的运动学和动力学特性是实现高效、安全、稳定控制的关键。

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目 (52102461)

通信作者: 高 铭, 男, 博士, 副研究员, 主要从事智能网联汽车环境感知、轨迹预测研究; E-mail: gaoming@hnu.edu.cn

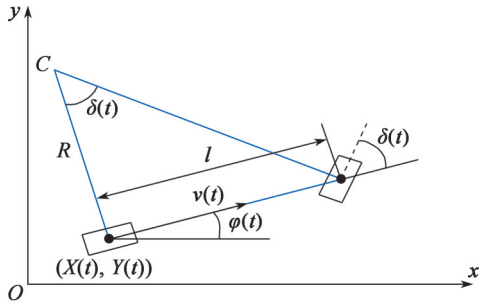
引用格式: 马小龙, 高铭, 熊国东. 考虑延时的自动驾驶横向控制综述与分析[J]. 机车电传动, 2024(4): 139-147.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2024.04.017.

Citation: MA Xiaolong, GAO Ming, XIONG Guodong. Review and analysis of lateral control in autonomous driving with consideration of delay[J]. Electric drive for locomotives, 2024(4): 139-147.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2024.04.017.

因此, 本节将介绍笛卡儿坐标系下 2 种最常用的车辆运动学和动力学模型。

1.1.1 车辆运动学模型

车辆运动学模型主要关注车辆的几何特性和运动特性, 它基于车辆的位置、速度和方向等信息, 通过几何关系和运动学原理来构建运动方程。以常见的自行车模型为例, 它假设车辆可以近似为一个刚性的自行车结构, 只考虑车辆的横向运动特性, 其运动学模型如图 1 所示。



($X(t), Y(t)$)—车辆后轴中心; C 点—车辆的瞬时转向中心; R —车辆转弯半径; l —车辆轴距; $\delta(t)$ —车辆前轮转角; $v(t)$ —车辆后轴中心速度; $\varphi(t)$ —车辆航向角。

图 1 自行车运动学模型

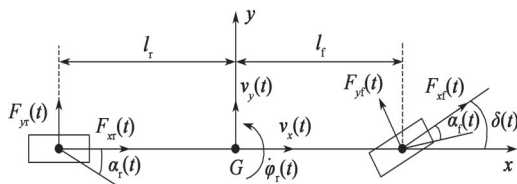
Fig. 1 Kinematic model of bicycle

根据运动学定律和图 1 显示的几何关系, 自行车运动学模型公式为^[9]:

$$\left. \begin{aligned} \dot{X}(t) &= v(t) \cos(\varphi(t)) \\ \dot{Y}(t) &= v(t) \sin(\varphi(t)) \\ \dot{\varphi}(t) &= \frac{v(t) \tan(\delta(t))}{l} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

1.1.2 车辆动力学模型

车辆动力学模型不仅考虑了车辆的几何和运动属性, 而且包括了车辆的动力学特性, 例如轮胎特性、转向特性等方面。本文以车辆两自由度动力学模型为例, 模型考虑了前、后轮的侧偏刚度, 忽略左、右车轮的差异, 并将车辆前轮转向角作为模型的输入^[10], 具体如图 2 所示。



G —车辆质心; $v_x(t), v_y(t)$ —质心处的纵向速度和横向速度; $\dot{\varphi}(t)$ —车辆横摆角速度; $\delta(t)$ —车辆前轮转角; l_f —车辆前轴距; l_r —车辆后轴距; $\alpha_f(t)$ —车辆前轮的侧偏角; $\alpha_r(t)$ —车辆后轮的侧偏角; $F_{xf}(t)$ —车辆前轮在平面中的纵向受力; $F_{xr}(t)$ —车辆后轮在平面中的纵向受力; $F_{yf}(t)$ —车辆前轮在平面中的横向受力; $F_{yr}(t)$ —车辆后轮在平面中的横向受力。

图 2 两自由度车辆动力学模型

Fig. 2 Two-degree-of-freedom dynamic model of vehicle

根据牛顿第二定律, 车辆两自由度动力学模型可描述为:

$$\left. \begin{aligned} m\ddot{y}(t) &= F_{yf}(t) \cos(\delta(t)) + F_{yr}(t) \\ I\ddot{\varphi}(t) &= l_f F_{yf}(t) \cos(\delta(t)) - l_r F_{yr}(t) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: m 为车辆质量; I 为车辆转动惯量; $y(t)$ 为车辆横向位移。

在不考虑车辆纵向力、滑移率和小角度假设下, 车辆侧偏角和前轮转角的关系可以描述为:

$$\left. \begin{aligned} \alpha_f(t) &= \delta(t) - \frac{\dot{\varphi}(t)l_f + v_y(t)}{v_x(t)} \\ \alpha_r(t) &= -\frac{v_y(t) - \dot{\varphi}(t)l_r}{v_x(t)} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

因此, 车辆横向力可描述为:

$$\left. \begin{aligned} F_{yf}(t) &= C_f \left[\delta(t) - \frac{\dot{\varphi}(t)l_f + v_y(t)}{v_x(t)} \right] \\ F_{yr}(t) &= C_r \cdot \frac{\dot{\varphi}(t)l_r - v_y(t)}{v_x(t)} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: C_f 、 C_r 分别为车辆前、后轮的侧偏刚度。

在实际应用中, 基于动力学模型的车辆控制通常融合多参数估计, 能更好地反映车辆的实际运动状态, 取得更精确、更鲁棒的控制效果。但在一些低速或者动力学参数难以估计的场景, 运动学模型的效果更好, 兼顾准确性和简洁性。因此, 需结合应用场景和使用效果, 合理选择模型。

1.2 横向控制算法

1.2.1 基于几何学模型的方法

几何学模型方法主要是基于车辆的几何学特性和运动方程, 通过计算车辆与目标路径之间的误差, 以及车辆的横向位置、速度和方向等参数来生成控制指令, 使车辆能够跟踪所需的轨迹。在基于几何学模型的车辆横向控制中, 常用基于几何学的横向控制算法包括纯跟踪 (Pure Pursuit, PP) 算法和 Stanley 算法。

1) 纯跟踪算法

纯跟踪算法是早期由卡内基梅隆大学学者提出的一种路径跟踪策略^[11], 旨在实现精确的路径跟踪。该策略是在车辆的前方选择一个目标点, 控制车辆的转向半径 R , 通过一段圆弧路径到达目标点, 然后通过阿克曼转向模型获取所需要的前轮转向角 $\delta(t)$, 纯跟踪算法的控制律如下所示:

$$\delta(t) = \arctan \frac{2l \cdot e_d(t)}{l_d^2} \quad (5)$$

式中: l 为车辆轴距; l_d 为车辆前视距离, 在实践中, l_d 需要根据车辆速度、路径曲率和应用需求进行动态调整; $e_d(t)$ 为前视目标点到车辆纵向延长线的最短距离。

2) Stanley 算法

Stanley 算法最早是由 Sebastian Thrun 等人于 2006 年提出的一种车辆路径跟踪算法, 应用于第二届无人驾

驶车辆挑战赛中^[12]。该算法通过计算车辆当前位置和目标路径之间的横向偏差和航向偏差, 确定车辆的转向指令。Stanley的控制律如下所示:

$$\delta(t) = \psi_e(t) + \arctan \frac{ky_e(t)}{v(t)} \quad (6)$$

式中: $\delta(t)$ 为车辆前轮转角; $v(t)$ 为车辆纵向速度; k 为控制增益; $\psi_e(t)$ 、 $y_e(t)$ 分别为车辆行驶过程中的航向偏差和横向偏差。

Stanley算法在控制律中引入了航向误差跟踪曲率多变的道路, 但对期望路径的光滑程度要求更高, 而纯跟踪算法比较依赖前视距离的选择, 并且在高速情况下过快的曲率变化容易导致车辆侧翻。基于几何的方法无法完全消除跟踪误差, 对不确定和干扰的鲁棒性较差, 因此基于几何的方法一般不单独使用。

1.2.2 基于运动学和动力学模型方法

基于运动学和动力学的方法是在车辆控制领域中常用的方法。运动学模型可以描述系统的几何特性和运动关系, 而动力学模型则考虑了车辆动力学物理特性, 车辆模型更准确。

1) 经典控制

经典控制方法主要基于线性、时不变系统的数学模型, 通过分析系统的数学特性、频率响应和根轨迹等来设计控制器。其中比例-积分-微分 (Proportion Integration Differentiation, PID) 控制得到了广泛的应用。

文献[13]提出了一种基于神经网络的PID车辆横向控制方法, 通过神经网络对PID参数实时获取。文献[14]为了提高传统PID横向控制的跟踪精度, 以及路径曲率和速度实时变化的鲁棒性, 采用粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法对PID参数进行优化。文献[15]针对传统PID控制器在控制对象发生变化时难以实时调整其控制参数这一重要问题, 利用模糊控制对误差自适应调整PID参数, 具有更好的自适应能力。

PID控制具有简单易实现, 快速响应等优点, 但其存在参数调节困难、对非线性系统不敏感和对扰动的鲁棒性有限等缺点。目前, 对于PID研究工作停留在使用学习的方法对PID的参数进行自适应调节, 但PID控制本身单独使用的效果较差, 未来可以将PID控制与其他方法进行结合。

2) 全状态反馈控制

全状态反馈控制是通过测量系统状态, 并使用状态反馈增益矩阵将状态转化为控制器的输入信号。其中, 在横向控制中, 使用较多的控制方法是采用线性二次型调节器 (Linear Quadratic Regulator, LQR)。

文献[16]基于最优预瞄的原理, 将原问题重构为增广状态空间的LQR问题, 对比原来无预瞄的LQR横向控制, 在曲率多变的工况中跟踪误差更小, 转向更为平滑。文献[17]提出了一种带有预瞄PID转角补偿和基于车速的权重系数模糊调节的LQR控制器方法, 用于

智能汽车的路径跟踪控制。该方法在不同车速下都能有效地实现精确的路径跟踪控制。文献[18]提出一种前馈控制的改进LQR横向运动控制, 针对LQR控制器的参数, 提出了基于路径跟踪误差的参数计算方法和基于“车-路”关系的参数调整规则。这些方法和规则能够根据实际路径跟踪误差和车辆与路面的位置关系来调整LQR控制器的参数, 以改进控制器的适应性和控制精度。

与基于几何和经典控制方法对比, LQR的跟踪精度和稳定性更高, 但是LQR比较依赖模型精度。因此, LQR往往与一些前馈控制和自适应方法相结合, 通过前馈补偿和权重自适应调整来应对模型不确定性和干扰。

3) 模型预测控制

模型预测控制 (Model Predictive Control, MPC) 是一种基于模型的最优控制方法, 基于车辆的运动学或者动力学特性, 通过滚动时域预测未来一段时间内系统的行为, 并根据这些预测结果计算出最优的控制序列。

文献[19]介绍了基于不同运动学和动力学模型的模型预测控制方法, 给出了在车辆的路径跟踪和轨迹跟踪任务中的应用和算法示例。文献[20]采用二自由度动力学模型和魔术轮胎公式, 对自动驾驶车辆提出了一种非线性模型预测控制 (Nonlinear Model Predictive Control, NMPC) 方法, 相较于前面线性化的模型预测控制方法, 非线性的模型避免了线性化产生的模型误差, 提高了模型精度, 控制效果更优。文献[21]提出了一种基于模糊自适应权重控制的MPC控制器, 除了考虑路径跟踪的精度, 还考虑了车辆的动态稳定性和舒适度, 在行驶过程中自适应调整MPC中的权重系数。

对比LQR算法, MPC能处理多约束条件, 而且得益于预测和滚动优化特性, 使MPC拥有更高的跟踪精度和鲁棒性, 但是MPC是一个实时优化求解过程, 计算量较大。

4) 鲁棒控制

鲁棒控制 (Robust Control) 旨在设计具有强鲁棒性的控制系统, 能够在面对不确定性和系统变化时保持稳定性和性能。

文献[22]介绍了一种偏航力矩控制器的设计方法, 针对参数不确定性、物理约束和执行器饱和限制等问题, 通过求解有限数量的线性矩阵不等式 (Linear Matrix Inequality, LMI) 实现控制器的设计。所设计的控制器在不同条件下通过数值仿真展示了有效性。文献[23]基于横向误差和前视距离设计了一种多输入单输出的 H_∞ 控制架构, 结合车速和道路曲率, 通过调度加权函数来应对执行器的非线性影响。文献[24]使用三自由度动力学模型, 将模型预测控制和 H_∞ 状态反馈控制进行轨迹跟踪对比研究, 在低附着和突然变化的极限工

况下 H_∞ 性能更优。

鲁棒控制方法能够增强车辆系统对外部扰动和参数不确定性的抵抗能力,但它可能过于保守,从而降低了控制响应的速度和精度,并且一般基于鲁棒控制理论设计的控制器阶数较高,计算量大,比较依赖硬件的性能。对比 LQR 和 MPC,鲁棒控制方法在应对干扰方面更为优秀,但跟踪精度表现较弱,因此鲁棒控制通常在时变且复杂的应用场景中使用,但需要在过程中注重稳定性的论证。

5) 其他

文献[25]提出了一种基于非奇异终端滑模控制和主动干扰抑制控制的自主地面车辆路径跟踪控制策略。利用扩展状态观测器实时估计并补偿系统未建模动力学特征和未知外部扰动。滑模控制的方法具有较强的鲁棒性,但该方法也存在高频振荡、非平滑控制和参数选择困难等缺点。文献[26]利用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)提出了一种端到端的控制模型,在 Udacity 自动驾驶模拟器进行训练和测试,输入为相机图像,输出为离散的车辆前轮转角。该方法融合了自动驾驶系统各个模块,但是其解释性差、训练难度高,从仿真到实车还存在一定差距。文献[27]使用深度 Q 网络(Deep Q-Network, DQN)与深度确定性策略梯度(Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG)在 Carla 环境中对智能体进行训练,将车辆状态和误差信息作为输入,将转向角作为输出,实现了对车辆的期望轨迹跟踪控制,与经典的 LQR 方法进行测试比较,结果显示其控制精度比 LQR 方法更高。

通过以上的研究可以看出,基于优化和神经网络的方法使用更多,在某些复杂工况会混杂使用 PID 和鲁棒控制等算法,但是使用深度学习和强化学习是未来的发展趋势。

2 考虑延时的横向控制

2.1 延时模型

现有的车辆横向控制算法忽略了实际控制系统中存在的延时问题,而延时的存在会降低行驶安全性、跟踪精度和闭环稳定性,所以需要分析对延时进行分析。现有的自动驾驶系统需要大量精确的底盘系统信号,从而感知车辆状态,因此了解线控转向系统对延时分析至关重要,线控转向系统如图3所示。

由图3可知,在自动驾驶车辆的控制系统中,延时产生的原因包括以下3个方面:

1) 传感器延时

自动驾驶车辆依赖于多种传感器来感知周围环境,如摄像头、激光雷达和组合惯导等。这些传感器在数据采集和传输过程中会产生一定延时,例如传感器的响应时间、数据传输时间等。

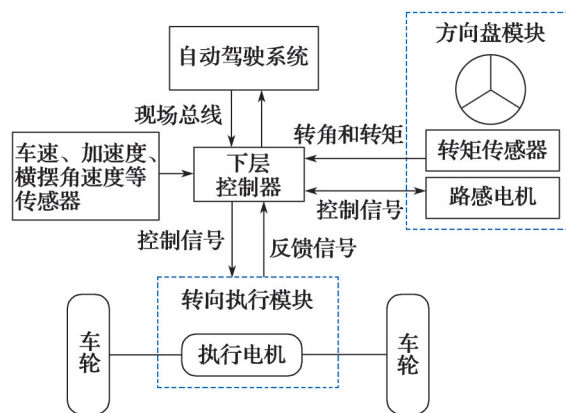


图3 线控转向系统示意图

Fig. 3 Schematic of steer-by-wire system

2) 现场总线通信延时

自动驾驶车辆中的各个模块之间需要进行通信和数据交互,如传感器与控制系统、控制系统与执行器之间的通信。因此,在控制系统到执行器之间,控制信号的传输存在随机的通信延时。

3) 执行器响应延时

在接收到控制系统传输过来的控制信号后,执行器由于动力传递、机械惯性等原因,执行器并不能马上达到控制信号所要求的值,对于控制信号响应存在一定的时滞。

综上所述,可以将带有延时特性的控制系统描述为如图4所示的系统。

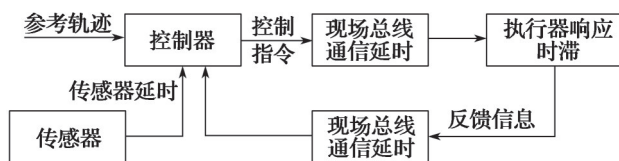


图4 时延特性下的控制系统示意图

Fig. 4 Schematic of control system with delay characteristics

对于通信延时和执行器的响应时滞,可以将其简化为纯延时和一阶惯性环节,其数学表达如下:

$$\tau_\delta \dot{\delta}(t) = \delta_f(t - \tau_{CAN}) - \delta(t) \quad (7)$$

$$\tau_\delta \dot{\delta}(t) = -\delta(t) + \delta_f(t - \tau_{CAN}) \quad (8)$$

式中: $\delta(t)$ 为实际前轮转向角; $\delta_f(t)$ 为经过现场总线通信延时的前轮转向角; τ_δ 为一阶惯性环节的时间常数; τ_{CAN} 为现场总线通信延时。

2.2 考虑延时的横向控制算法

2.2.1 基于延时的预测补偿方法

基于预测的控制方法是一种应对系统延时的控制策略。该方法通过车辆运动规律来提前预测车辆未来的状态和行为,使得在存在延时的环境中生成更准确的控制指令。

文献[28]在纯跟踪算法的基础上对原有的算法进行优化,提出了一种基于动态延迟预测的自动驾驶控制方法。该方法通过车辆的运动学模型预测延迟后的车

辆运动方向和位置信息,在试验中基于时间延迟动态预测补偿后的算法具有更高的跟踪精度和稳定性。文献[29]同样基于纯跟踪算法进行优化,将通信延时和执行器惯性时滞加入车辆运动学模型,构建成新的具有时滞补偿的模型,然后通过求解非线性方程组获得无量纲预瞄距离。针对通信延时,文献[30]通过对车辆的运动学或动力学模型的迭代获取经过延时补偿后的车辆状态。针对执行器响应时滞,则是建模至运动学或动力学模型中,再通过MPC求解获取最优控制序列。

基于预测的控制方法的性能和效果取决于系统模型的准确性、预测算法的选择和参数调整,以及控制器的设计和实施等因素。因此,在应用时需要考虑系统特性和实际需求,进行适当的算法选择和优化。此外,基于预测补偿的方法在处理纯时滞问题上具有较好的表现,但难以应对执行器响应延时的问题,还需要引入别的方法进行补偿,如建模至车辆运动学或动力学模型中,通过最优问题或稳定性分析等进行求解。

2.2.2 基于延时的状态空间增广方法

基于时滞状态空间增广的方法通过引入额外的时滞状态变量,将系统的动态模型扩展到包含延时信息的状态空间中,将原有的具有延时的控制系统转化为无延时的模型。这种方法能够更准确地建模和控制系统的延时特性,从而改善系统的性能和鲁棒性。通过将延时状态与原始状态变量结合,设计相应的控制器可以应对需要精确处理系统延时的应用场景。

文献[31]针对转向机构在执行过程中的转向响应延时,将其近似表述为一阶惯性环节,并通过对状态空间的增广并融合至路径跟踪模型中,结合LQR方法求解最优控制律,具体的增广形式如下:

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}} \\ \dot{\delta}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ 0 & -\frac{1}{\tau_\delta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \delta_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{\tau_\delta} \end{bmatrix} \delta_d \quad (9)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为原运动学或动力学模型的状态空间; $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 分别为其系数矩阵; δ_r 为经过一阶惯性环节处理后的期望转向角; δ_d 为经过现场总线延时后的转向角; τ_δ 为一阶惯性环节的时间常数。

对式(9)进行离散化处理,可得:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k+1) = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{X}(k) + \bar{\mathbf{B}}\delta_d(k) \\ \delta_d(k) = \delta(k-N) \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{X}(k)$ 为增广后的状态空间; $\bar{\mathbf{A}}$ 、 $\bar{\mathbf{B}}$ 为重构后的系数矩阵。

对于通信延时部分增广,则有

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X}(k+1) \\ \delta(k-N+1) \\ \delta(k-N+2) \\ \vdots \\ \delta(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{A}} & \bar{\mathbf{B}} & & & \\ & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ & 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \times \quad (11)$$

通过式(11)可以将原有的延时问题转化为无延时的最优化求解问题。

文献[32]采用状态预测和延迟状态空间增广2种策略来处理延迟问题,并结合多点预瞄LQR方法求解控制律,通过多点预瞄和状态预测引入了更多未来路径和车辆状态信息,在延时影响下控制的鲁棒性更高。文献[33]考虑随机网络延迟对自动驾驶汽车轨迹跟踪的不确定性影响,提出了一种自适应模型预测控制(Adaptive Model Predictive Control for Uncertain Model, UMAMPC)算法。该算法针对转向角振荡问题进行了分析,并建立了增广线性不确定时滞系统模型,增强了控制算法对不确定性时滞条件下的鲁棒性。

基于延时信息对状态空间增广的方法使控制系统的性能大幅提升,但是状态空间的增广使得状态空间的维度变大,计算量随之增加,还需要与一些求解算法相结合,解决实际运用中的实时性问题。

2.2.3 基于延时扰动的鲁棒控制方法

另一种有效处理控制系统延时的方法是鲁棒控制,通过将延时视为扰动建立系统模型,考虑时延对系统输出的影响,设计鲁棒控制器以补偿时延的影响。通常是对Lyapunov-Krasovskii泛函进行缩放,常用的缩放方法包括Jensen不等式、Wirtinger不等式、自由权矩阵不等式等方法,已有诸多学者进行过相关研究。

文献[34]研究了短通信时延下的 H_∞ 路径跟踪控制问题,通过鲁棒控制技术将参数不确定性转化为标称项和范数有界不确定性之和,利用Lyapunov第二方法和LMI验证了跟踪控制器的跟踪性能和稳定性,但此方法只解决了短时滞问题。文献[35]研究了具有时变输入延迟和执行器饱和的自动驾驶汽车的路径跟踪控制问题。通过基于Lyapunov-Krasovskii函数和饱和非线性特性的方法,提出了一种鲁棒的 H_∞ 状态反馈路径跟踪控制器,研究了闭环控制系统的渐近稳定性和规定的 H_∞ 性能条件,并通过仿真验证了所提出理论结果的有效性。文献[36]针对线控转向车辆系统中网络传输存在的随机大延时问题,提出了一种分层时滞鲁棒控制策略。该策略由上、下两层控制器组成,其中下控制器设计了一种基于Lyapunov-Krasovskii函数的鲁棒 H_∞ 控制器,可减小跟踪误差;上控制器建立了非奇异终端滑模控制器(Nonsingular Terminal Sliding Mode Control, NTSMC),并引入积分项来抑制延时引起的跟踪误差对偏航稳定性的影响。

结合上述研究可知,鲁棒控制的方法都是将时延看成有界扰动,并结合L-K泛函和LMI求解控制增益。

虽然这样能有效地应对控制过程中延时影响,但这样设计出来的控制律较为保守,控制精度往往比基于延时的状态空间增广方法要低,并且同样存在计算量大的问题。

针对时延的影响,特别是通信时延和执行器的响应时滞,研究团队认为在能获取准确时延和时滞信息的前提下,采用基于延时的状态空间增广方法能有效地解决时延,提高控制精度和稳定性。

3 考虑延时的车辆控制有效性验证

为充分验证本文所述内容的必要性和有效性,以下将基于延时值获取和模型预测控制算法进行仿真分析。

3.1 延时值的获取

为了获取执行器的时滞,采用离线标定的方法。在双移线的工况下,收集期望输入前轮转角数据和经过执行响应后的实际前轮转角数据,使用一阶惯性环节对执行器进行标定,如图5所示。

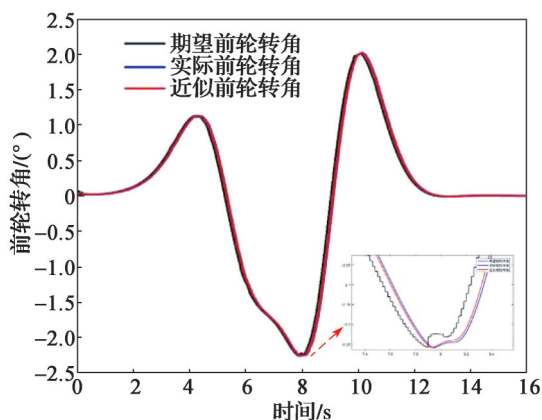


图5 针对执行器时滞标定图

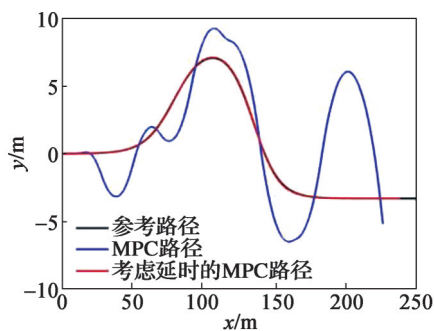
Fig. 5 Calibration diagram for actuator delay

根据标定结果,执行器响应时滞 $\tau_{\delta}=0.1$ s,通信时延人为设置为 $\tau_{CAN}=0.3$ s,将上述延时值作为下面仿真工况中的参数使用。

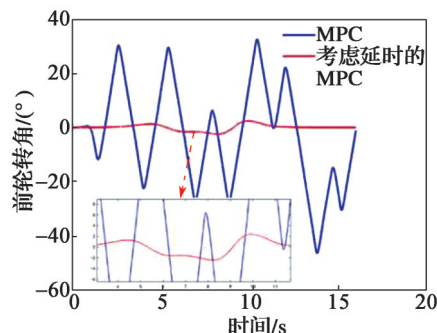
3.2 Carsim/Simulink 仿真试验

为了验证基于延时的状态空间增广方法的有效性,将基于延时增广的方法与动力学MPC相结合,利用仿真软件Carsim/Simulink搭建联合仿真模型,与不考虑延时的动力学MPC方法在双移线工况和速度54 km/h的条件下进行对比,具体结果如图6所示。

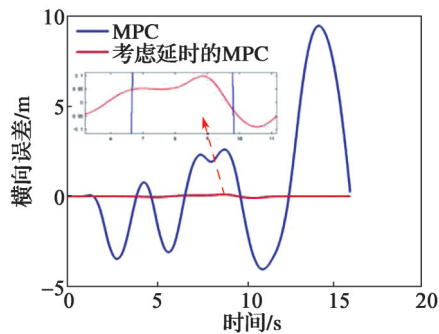
由图6可知,在受到执行器时滞和通信延时的影响下,使用MPC控制算法的车辆出现了强烈振荡,严重影响了车辆的行驶安全性和自动驾驶路径跟踪任务;而将通信延时和执行器响应时滞增广后的MPC能较好地完成任务,最大横向误差为10 cm,最大航



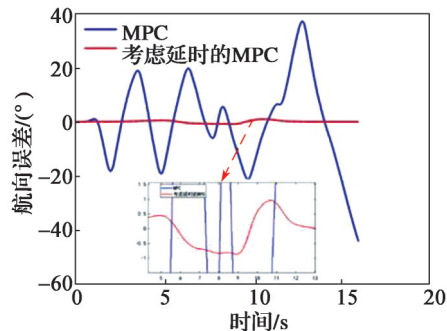
(a) 路径跟踪对比



(b) 前轮转角对比



(c) 横向误差对比



(d) 航向误差对比

图6 跟踪结果对比

Fig. 6 Comparison of tracking results

向误差为 1° ,并且前轮转向角的摆动幅度较小,乘坐舒适性高。这表明在实际控制中执行器和通信延时对控制精度影响较大,需要适当考虑。

4 总结与展望

本文围绕无人驾驶车辆模型、车辆横向控制方法

和考虑延时的横向控制方法进行了介绍。在自动驾驶控制任务中, 介绍了常用的运动学和动力学模型。从基于几何学和基于运动学与动力学这2个方面对横向控制算法进行介绍。针对自动驾驶控制系统中延时产生的原因, 将其分为传感器输入延时、控制指令传输的现场总线通信延时和执行器的响应时滞。从基于延时预测补偿、基于延时状态增广和基于延时的鲁棒控制3个类别对现有考虑延时的横向控制算法进行介绍, 并对状态增广方法进行了仿真试验。在介绍的方法中并非单一使用某种方法, 比如文献[32]将预测模块和信息增广两方面进行结合, 其方法对控制系统中的CAN通信延时预测和增广均适用, 不过信息增广的方法会求解器求解带来较大的计算负担。针对执行器响应的时滞, 使用较多的是将其建模至车辆的运动学或动力学模型中作为固有参数进行求解。

在上述考虑延时的横向控制算法中, 一般未考虑系统延时预估问题, 在实际车辆运行过程中, 现场总线通信延时和执行机构的时间常数并非固定不变。因此, 在未来研究中可以考虑针对时变延时的横向控制算法和延时值的预估方法。此外, 控制器自身计算负担较大也会导致系统的延时值增加, 因此自动驾驶车辆作为一个复杂的非线性系统, 在考虑延时值对车辆控制系统的影响之外还需要考虑控制器本身的计算性能和控制算法的复杂度。

上述调研内容主要是针对汽车的自动驾驶控制领域, 但对于时滞系统的时滞建模和分析, 以及考虑时滞的控制算法具有一定的普适性, 可以在其他具有通信和响应时滞的系统中运用, 如轨道交通列车牵引制动控制、远程无人机控制等, 能为其他领域中存在的延时问题提供解决思路。

参考文献:

- [1] CHEN Long, LI Yuchen, HUANG Chao, et al. Milestones in autonomous driving and intelligent vehicles: survey of surveys[J]. IEEE transactions on intelligent vehicles, 2023, 8(2): 1046-1056.
- [2] QIN Zhaobo, CHEN Liang, HU Manjiang, et al. A lateral and longitudinal dynamics control framework of autonomous vehicles based on multi-parameter joint estimation[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2022, 71(6): 5837-5852.
- [3] KIRAN B R, SOBH I, TALPAERT V, et al. Deep reinforcement learning for autonomous driving: a survey[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2022, 23(6): 4909-4926.
- [4] LI Xiaodi, YANG Xueyan, SONG Shiji. Lyapunov conditions for finite-time stability of time-varying time-delay systems[J]. Automatica, 2019, 103: 135-140.
- [5] VINTER R B. State constrained optimal control problems with time delays[J]. Journal of mathematical analysis and applications, 2018, 457(2): 1696-1712.
- [6] YANG Renming, ZANG Faye, SUN Liying, et al. Finite-time adaptive robust control of nonlinear time-delay uncertain systems with disturbance[J]. International journal of robust and nonlinear control, 2019, 29(4): 919-934.
- [7] 崔俊锋, 王长远, 王琦, 等. 中低速磁浮列车制动过程的时滞补偿预测控制[J]. 铁道科学与工程学报, 2024, 21(2): 735-747.
- [8] CUI Junfeng, WANG Changyuan, WANG Qi, et al. Time-delay compensation predictive control for braking process of medium-low speed maglev train[J]. Journal of railway science and engineering, 2024, 21(2): 735-747.
- [8] 谭畅, 李毅清, 杨辉. 存在扰动和时滞的高速列车自适应制动控制[J]. 华东交通大学学报, 2021, 38(4): 64-71.
- [8] TAN Chang, LI Yiqing, YANG Hui. Adaptive braking control for high-speed trains with disturbances and time delays[J]. Journal of east China jiaotong university, 2021, 38(4): 64-71.
- [9] RAJAMANI R. Vehicle dynamics and control[M]. 2nd ed. New York: Springer, 2012.
- [10] GILLESPIE T D, TAHERI S, SANDU C, et al. Fundamentals of vehicle dynamics[M]. Warrendale: SAE International, 2021.
- [11] COULTER R C. Implementation of the pure pursuit path tracking algorithm[Z]. Pittsburgh: The robotics institute of carnegie mellon university, 1992.
- [12] THRUN S, MONTEMERLO M, DAHLKAMP H, et al. Stanley: the robot that won the DARPA grand challenge[J]. Journal of field robotics, 2006, 23(9): 661-692.
- [13] HAN Gaining, FU Weiping, WANG Wen, et al. The lateral tracking control for the intelligent vehicle based on adaptive PID neural network[J]. Sensors, 2017, 17(6): 1244.
- [14] DONG Xueping, PEI Haiyang, GAN Min. Autonomous vehicle lateral control based on fractional-order PID[C]//IEEE. 2021 IEEE 5th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference. Xi'an: IEEE, 2021: 830-835.
- [15] ZHANG Jiaqi, ZHANG Tao, LI Gang, et al. Path following control based on fuzzy adaptive PID for unmanned vehicle [C]//IEEE. 2020 4th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence. Hangzhou: IEEE, 2020: 502-507.
- [16] XU Shaobing, PENG H. Design, analysis, and experiments of preview path tracking control for autonomous vehicles [J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2020, 21(1): 48-58.
- [17] 胡杰, 钟鑫凯, 陈瑞楠, 等. 基于模糊 LQR 的智能汽车路径跟踪控制[J]. 汽车工程, 2022, 44(1): 17-25.
- [17] HU Jie, ZHONG Xinkai, CHEN Ruinan, et al. Path tracking control of intelligent vehicles based on fuzzy LQR[J]. Auto-

- motive engineering, 2022, 44(1): 17-25.
- [18] 高琳琳, 唐风敏, 郭蓬, 等. 自动驾驶横向运动控制的改进 LQR 方法研究[J]. 机械科学与技术, 2021, 40(3): 435-441.
GAO Linlin, TANG Fengmin, GUO Peng, et al. Research on improved LQR control for self-driving vehicle lateral motion[J]. Mechanical science and technology for aerospace engineering, 2021, 40(3): 435-441.
- [19] 龚建伟, 刘凯, 齐建永. 无人驾驶车辆模型预测控制[M]. 2 版. 北京: 北京理工大学出版社, 2020.
GONG Jianwei, LIU Kai, QI Jianyong. Model predictive control for self-driving vehicles[M]. 2nd ed. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2020.
- [20] RAFAILA R C, LIVINT G. Nonlinear model predictive control of autonomous vehicle steering[C]//IEEE. 2015 19th International Conference on System Theory, Control and Computing. Cheile Gradistei: IEEE, 2015: 466-471.
- [21] WANG Hengyang, LIU Biao, PING Xianhao, et al. Path tracking control for autonomous vehicles based on an improved MPC[J]. IEEE access, 2019, 7: 161064-161073.
- [22] DU Haiping, ZHANG Nong, NAGHDY F. Velocity-dependent robust control for improving vehicle lateral dynamics [J]. Transportation research part C: emerging technologies, 2011, 19(3): 454-468.
- [23] CORNO M, PANZANI G, ROSELLI F, et al. An LPV approach to autonomous vehicle path tracking in the presence of steering actuation nonlinearities[J]. IEEE transactions on control systems technology, 2021, 29(4): 1766-1774.
- [24] YANG Kai, TANG Xiaolin, QIN Yechen, et al. Comparative study of trajectory tracking control for automated vehicles via model predictive control and robust h-infinity state feedback control[J]. Chinese journal of mechanical engineering, 2021, 34(1): 74.
- [25] WU Yan, WANG Lifang, ZHANG Junzhi, et al. Path following control of autonomous ground vehicle based on nonsingular terminal sliding mode and active disturbance rejection control[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2019, 68(7): 6379-6390.
- [26] OUSSAMA A, MOHAMED T. End-to-end deep learning for autonomous vehicles lateral control using CNN[M]//KACPRZYK J, BALAS V E, EZZIYYANI M. Advanced Intelligent Systems for Sustainable Development(AI2SD' 2020). Berne: Springer Cham, 2022: 705-712.
- [27] PÉREZ-GIL Ó, BAREA R, LÓPEZ-GUILLÉN E, et al. Deep reinforcement learning based control for autonomous vehicles in CARLA[J]. Multimedia tools and applications, 2022, 81(3): 3553-3576.
- [28] 赵建辉, 高洪波, 张新钰, 等. 基于时间延迟动态预测的自动驾驶控制[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2018, 58(4): 432-437.
ZHAO Jianhui, GAO Hongbo, ZHANG Xinyu, et al. Automatic driving control based on time delay dynamic predictions[J]. Journal of Tsinghua university(science and technology), 2018, 58(4): 432-437.
- [29] 汤新华, 成宇庆, 潘树国, 等. 基于时滞补偿的纯追踪控制预瞄距离优化方法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(9): 876-882.
TANG Xinhua, CHENG Yuqing, PAN Shuguo, et al. Look-ahead distance optimization method for pure pursuit control based on time delay compensation[J]. Journal of Chinese inertial technology, 2023, 31(9): 876-882.
- [30] 王威, 陈慧岩, 马建昊, 等. 基于 Frenet 坐标系和控制延时补偿的智能车辆路径跟踪[J]. 兵工学报, 2019, 40(11): 2336-2351.
WANG Wei, CHEN Huiyan, MA Jianhao, et al. Path tracking for intelligent vehicles based on Frenet coordinates and delayed control[J]. Acta armamentarii, 2019, 40(11): 2336-2351.
- [31] 吕颖, 祁旭, 刘秋铮, 等. 考虑转向延迟特性的自动驾驶车辆路径跟踪控制方法[J]. 汽车工程, 2023, 45(12): 2234-2241.
LYU Ying, QI Xu, LIU Qiuzheng, et al. Path tracking control method with steering lag for autonomous vehicles[J]. Automotive engineering, 2023, 45(12): 2234-2241.
- [32] XU Shaobing, PENG H, TANG Yifan. Preview path tracking control with delay compensation for autonomous vehicles[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2021, 22(5): 2979-2989.
- [33] LUAN Zhongkai, ZHANG Jinning, ZHAO Wanzhong, et al. Trajectory tracking control of autonomous vehicle with random network delay[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2020, 69(8): 8140-8150.
- [34] LU Lei, LIN Jinxing, REN Kanglei. H_∞ output tracking control for networked control systems with network-induced delays[C]//IEEE. 2018 Chinese Control and Decision Conference. Shenyang: IEEE, 2018: 1416-1421.
- [35] CHEN Changfang, SHU Minglei, YANG Yuanyuan, et al. Robust H_∞ path tracking control of autonomous vehicles with delay and actuator saturation[J]. Journal of control and decision, 2022, 9(1): 45-57.
- [36] ZHANG Bo, ZHAO Wanzhong, WANG Chunyan, et al. Layered time-delay robust control strategy for yaw stability of SbW vehicles[J]. IEEE transactions on intelligent vehicles, 2023, 8(7): 3913-3924.

Review and analysis of lateral control in autonomous driving with consideration of delay

MA Xiaolong¹, GAO Ming², XIONG Guodong²

(1. CHN ENERGY Shaanxi Shenyang Coal Co., Ltd., Yulin, Shaanxi 719000, China;

2. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China)

Abstract: With the progress and innovation in science and technology, automatic driving technology has made remarkable advancements. In automatic driving systems, the lateral control of vehicles plays a key role in realizing precise path tracking and ensuring stable driving. However, due to various issues including the transmission of sensor data, processing of controller data, and steering response from actuators, delays in control systems for automatic driving are unavoidable. These delays can deteriorate the lateral control performance and stability. Consequently, lateral control methods that take these delays into account have attracted a lot of attention. This paper summarizes and classifies these methods, and briefly introduces vehicle models and the lateral control techniques. Additionally, it analyzes the causes of delays and presents a delay model. The discussion focuses on three aspects of lateral control methods that address delays: delay-based predictive compensation, delay state-space augmentation, and robust control of delay disturbances.

Keywords: autonomous driving; lateral control; predictive compensation; state-space augmentation; robust control; delay