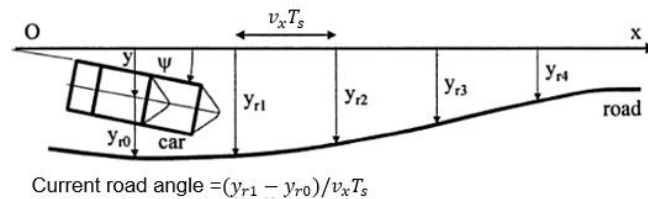


Trajectory tracking with Preview Control

Use cost function to link the vehicle model and road model:



$$J = \sum_{k=0}^N \tilde{\mathbf{X}}^T(k) \mathbf{R}_1 \tilde{\mathbf{X}}(k) + R_2 \delta^2(k) \Rightarrow J = \sum_{k=0}^N \tilde{\mathbf{X}}^T(k) \mathbf{C}^T \mathbf{Q} \mathbf{C} \tilde{\mathbf{X}}(k) + R_2 \delta^2(k)$$

$$\mathbf{R}_1 = \mathbf{C}^T \mathbf{Q} \mathbf{C}; \quad \mathbf{Q} = \text{diag}[q_1 \quad q_2]; \quad \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \frac{1}{v_x T_s} & \frac{-1}{v_x T_s} & 0 & 0 \cdots 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{C} \tilde{\mathbf{X}}(k) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \frac{1}{v_x T_s} & \frac{-1}{v_x T_s} & 0 & 0 \cdots 0 \end{bmatrix} [y(k) \quad \dot{y}(k) \quad \psi(k) \quad \dot{\psi}(k) \quad y_{r0}(k) \quad y_{r1}(k) \quad \dots \quad y_{rN}(k)]^T \\ &= \begin{bmatrix} y(k) - y_{r0}(k) \\ \psi(k) - \frac{y_{r1}(k) - y_{r0}(k)}{v_x T_s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_y(k) \\ e_\varphi(k) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

The steering angle will be

$$\delta_{opt} = -\mathbf{K} \tilde{\mathbf{X}}(k),$$

where $\mathbf{K} = (\mathbf{R}_2 + \tilde{\mathbf{B}}^T \mathbf{P} \tilde{\mathbf{B}})^{-1} \tilde{\mathbf{B}}^T \mathbf{P} \tilde{\mathbf{A}}$,

The final problem convert to

$$J = \sum_{k=0}^N \tilde{\mathbf{X}}^T(k) \mathbf{C}^T \mathbf{Q} \mathbf{C} \tilde{\mathbf{X}}(k) + R_2 \delta^2(k)$$

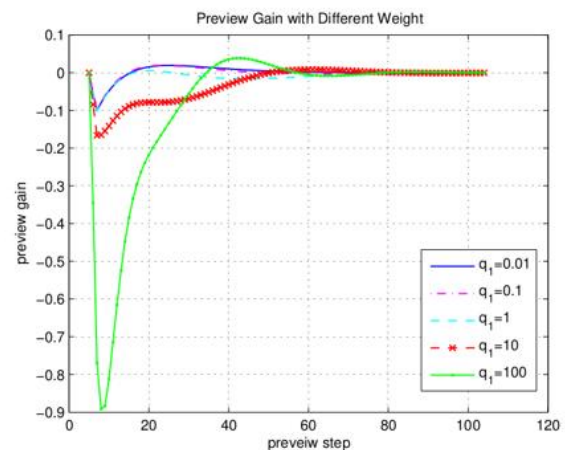
$$\mathbf{Q} = \text{diag}[q_1 \quad q_2]$$

$$\mathbf{C} \tilde{\mathbf{X}}(k) = \begin{bmatrix} e_y \\ e_\varphi \end{bmatrix}$$

where,

q_1 : the weights corresponding to the performance of lateral reference tracking,

q_2 : the weights corresponding to the performance of orientation reference tracking.



- 第四章 ppt 里 preview lqr 的状态量怎么求的 (面试被问到车辆坐标系下, y 一直等于 0 求出增益有什么用)

可见上图: 更多的是路径和车辆的相对位置, 距离。

- 第四章 ppt 里 preview lqr 里新的状态量怎么包含误差的变化率, 而保证车辆控制的舒适性
对于 steering angle 的 optimization 以及对后续 ref 的考虑

3. 第四章 preview LQR 中的 C 矩阵是对 yr0 对应参考轨迹点的误差进行加权设计，不同 preview step 对 preview gain 的影响不太理解。previewstep 和 gain 具体是指什么？希望详细解释一下 ppt 中 preview gain with different weight 这张图
整条 traj 对当前 steering 的影响不同，简而言之，越近越重要
4. 第四章 preview LQR 中的 C 矩阵将状态改造为 $CX=[ey, \theta]^T$ 后，是否表示是只对当前采样点中 yr0 对应的侧向误差与航向误差进行惩罚，如何体现预瞄特性？
实际的 control input: steering=kx (具体见上图)
5. 第四章 preview LQR 中的预瞄模型中的车辆侧向位置 y 与车辆侧向动力学模型中的 y 是否不同？一个是定义在车身坐标系中，一个定义在绝对坐标系下。实际中如何得到车身坐标系下的侧向位移 y (同上问题 1)
具体见问题 1
6. 第四章第四节关于路径的速度 (和路径长度 s 相关) 怎么理解，它的导数又怎么理解？

传统我们的路径规划更多的是一个无时间信息的 graph 或者是 path，但对控制来说我们需要时间，那就需要一个 planning control interface 去把二者关联起来。

Traj generation: s-v, 我们就是用速度来表示在什么时间里面到达什么位置，速度的导数加速度用来提高 comfort

7. 第四章 LQR 中的误差模型中，前轮转角的前馈如何确定？
自动驾驶控制算法 —— 横向 LQR 控制+前馈控制
- 降低稳态误差的角度推算前馈。
8. Stanley 算法中的前轮反馈控制思想能否用于其他控制算法？例如与 LQR MPC 等结合

$$\delta(t) = \theta_e(t) + \tan^{-1} \left(\frac{ke(t)}{v_x(t)} \right)$$

9. 对于自动驾驶 规划控制这个领域，
 - 1 像蔚小理，传统主机厂，大型 tier1 企业，是不是大多都是基于 mbd 开发？纯 c++ 实现规划控制的机会不多了？
 - 2 规划控制这个领域行业是否已经很成熟？能做的空间是不是不多了？做这一块的还有哪些机会吗？

基于模型的设计 (**Model-Based Design, MBD**) 是一种围绕模型搭建展开的一种项目开发方法。这种方法可以避免繁琐的代码编写和调试过程，可以极大的提高项目开发效率。并且从模型的角度入门汽车电子，对新手来说更加友好，学习容易，上手非常快。autoBox - From dSPACE

使用 MBD 方法开展项目开发，主要流程包含以下三点：

输入：MBD 的输入是需求 (requirements or Specifications) 和已有的或公开的研究成果 (Research) ；

模型迭代：这是 MBD 的核心，也是高效实现 MBD 的关键，模型迭代就涉及到的 MIL、SIL、PIL、HIL 和 RCP，这些都不是必须的，根据项目的实际情况进行相应的测试即可；

输出：即自动生成的代码、模型报告、测试报告，以及验证报告。

MBD 有一个很显著的特点就是，可记录、可追踪的文本记录，因此需要专门的工具，例如 Simulink Requirements 工具（也有其他的一些第三方工具）。模型是基于需求创建，每一个需求都有对应的模型。同时在模型迭代中，都会生成相应的模型报告或者测试报告。因为所有的这些工作都是围绕模型展开的，所以被称为基于模型的设计。

这个和传统车企的 V 开发流程非常 match，但是 MBD 更多的是一种项目管理方法，并不是开发方法。

10. LQR 和无限步长无约束优化的 MPC 有何区别呢？

LQR=infinite, linear, non-constraint MPC

11. 工业中常用的控制算法会在这些基础算法上做哪些改动？

Adaptation;

12. 第一章的讲解 PID 时提到由于油门开度与发动机转速之类的函数关系不明确，所以需要用标定的方式来获得底层的控制量。那对于采用电机驱动的电动车来说，电机转速与转矩之间的特性是可以精确的表达式来描述的，是否也就可以使用 LQR 或者 MPC 这种基于模型的算法来实现纵向控制呢

不仅仅是模型，我们可能面对的还有各类 ECU 的影响

13. Stanley 和 Pure Pursuit 算法是否可视为两种 P 控制器
可以

$$\delta(t) = \theta_e(t) + \tan^{-1} \left(\frac{ke(t)}{v_x(t)} \right)$$

$$\begin{aligned} \delta(t) &= \tan^{-1} \left(\frac{2L \sin(\alpha(t))}{l_d} \right) \\ &= \tan^{-1} \left(\frac{2L \sin(\alpha(t))}{kv_x(t)} \right) \end{aligned}$$

14. 第四章横向误差模型中，规划的轨迹应该是一个个离散的点，Apollo 中是先找到离主车最近的点（匹配点），再根据匹配点求出投影点，我们课程中是把投影点简化为匹配点了吗

For path tracking, it is useful to express the bicycle model with respect to the path function of its length s and with the constant longitudinal velocity assumption.

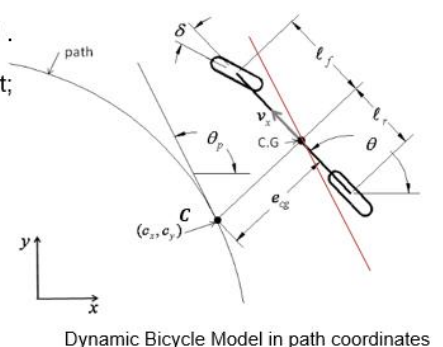
We can choose $x = (e_{cg} \ \dot{e}_{cg} \ e_\theta \ \dot{e}_\theta)^T$ as our system state and $u = \delta$.

- e_{cg} : Orthogonal distance of the C.G. to the nearest path waypoint;
- \dot{e}_{cg} : Relative speed between vehicle C.G and path;
- e_θ : Heading/Yaw difference between vehicle and path,

$$e_\theta = \theta - \theta_p(s)$$
- \dot{e}_θ : Relative yaw rate between vehicle C.G and path,

$$\dot{e}_\theta = r - r(s)$$

where $r(s) = \dot{\theta}(s)$ is the yaw rate derived from the path



Dynamic Bicycle Model in path coordinates

15. 工程上车辆控制算法用的最多的是哪些呢，分别用到哪些场景呢

卡车 VS 乘用车

1. Model

2. 场景：高速 VS 城市

16. lqr 和 mpc 控制器的优缺点 以及局限性

17. 给定轨迹的情况下 有什么办法能够预估未来某一点的跟踪误差吗？

18. 那在一些特殊工况下，线性动力学模型参数失真怎么处理呢？比如积水，冰面，或者急转弯情况

课程延伸问题

1. 自动驾驶控制领域现在的前沿方向是什么

2. 自动驾驶控制现在面临的问题与挑战有哪些

a. Fleet scale

b. 鲁棒性