

课程中涉及的问题

MPC 运动控制无解的解决方法或备用方案？

答：

1. 备用方案：例如选用 last traj+底层 longitudinal control
2. 寻找无解原因：
 - Cost/constraint redesign: soft constraint, cost design
 - Horizon 太短；
 - 精度要求太高；

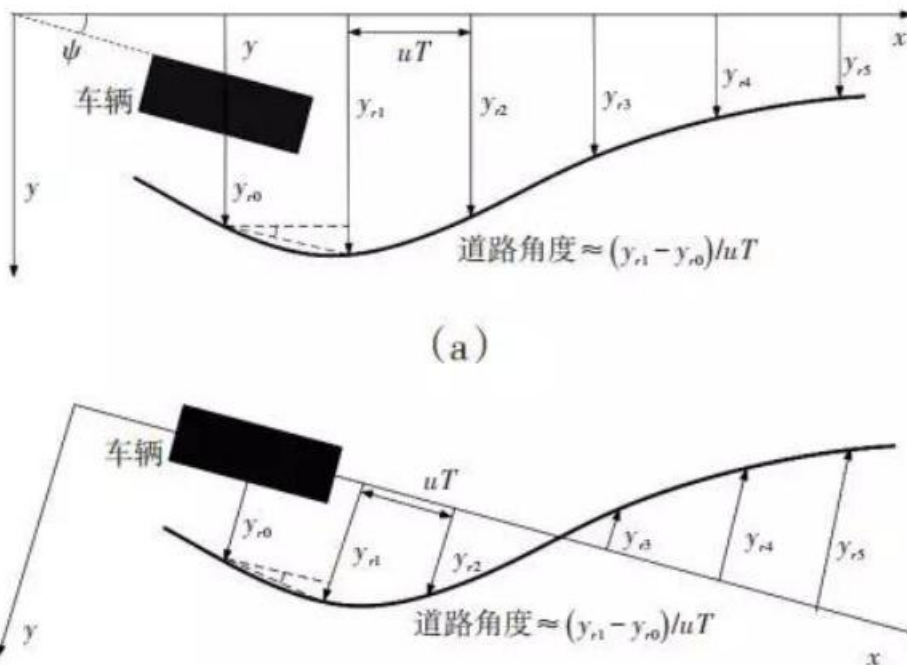
MPC 目标函数权重的实际调试与选择方法

答：目标函数设计尽量和实际运动相关联：

1. 安全度：跟踪精度=》violate constraint
2. 舒适度

课程中预瞄 LQR 与多点预瞄轨迹跟踪控制的区别

答：same



使用 LQR 时状态空间包含绝对坐标 xy 与否对控制效果的影响？

答：坐标本身不会，核心都是一个车相对于 path 的 diff

非线性 MPC 相较于线性 MPC 的效果区别

答：Pros：

1. 对车辆运动学的非线性捕捉的更精准；
2. Model 更准确

如何考虑控制过程中的噪声影响？如何予以处理？

答：depending on 他和 noise 的形态：low pass, high pass, ekf (model)

实际控制中如何获得纵向车速与侧向车速？

答：wheel speed and IMU fusion

https://www.researchgate.net/publication/328460516_Automated_Vehicle_Attitude_and_Lateral_Velocity_Estimation_Using_a_6-D_IMU_Aided_by_Vehicle_Dynamics

如何提升有约束 MPC 的计算速度

答：简化模型，核心 cost，explicit MPC（可以离线算好 x_0 的不同区间所对应的最优解，执行的时候查表就 ok 了。但有一个问题就是这些区间的个数是和有效约束的个数呈指数增长的。所以当问题规模比较大的时候，存储这么多区间所消耗的大量内存，以及查找对应区间也变成了一件比较耗时的事。）

LQR 可否理解为无限时域的无约束 MPC，它与有限时域的无约束 MPC 有何区别

答：linear 就一样了

对于大型客车或重载货车的运动控制与小型乘用车的区别？需要尤其注意哪些方面？

答：Dynamic 的要求会非常不同，

preview 中的路径模型，找匹配点的时候，课件上是沿着垂直于纵向速度的方向找车辆和路径的横向位置但测试时一些场景下会出现问题，我画了简单的示意图。

我觉得这里的核心问题是，

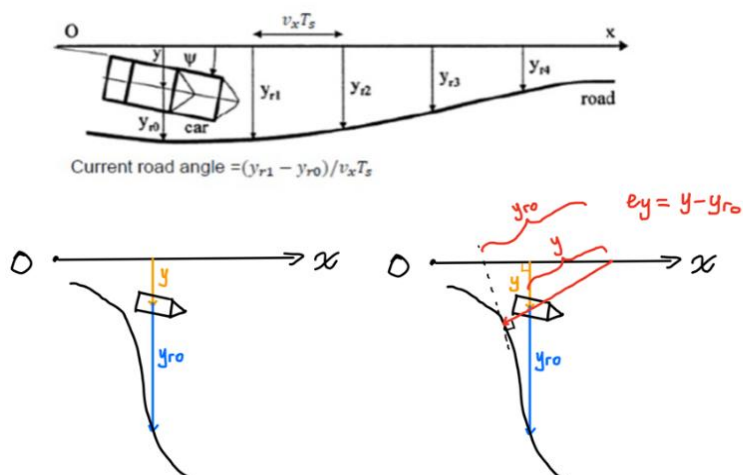
我们找匹配点应该是找 host 车辆在参考路径上的投影点，

所以车辆和匹配点的连线应该垂直于匹配点的切向，而不应该垂直于车辆纵向速度的方向

不知道我理解的是否正确，请老师指点

9:33 PM Thu Nov 17

30%



答：车辆与路之间由两种关系组成：距离以及角度，

能否介绍一下目前业界主流的决策算法。L2 量产中的决策算法和 L4 中的决策算法是否侧重点不同

答：L2 (ADAS) 一般都会用 rule based decision making 的方法，l1l，因为 ODD scope 相对确定且定义完备。而 L4 由于适用于更广的 ODD，会出现更多 uncertainty，一般会融合 NN 的方法

老师想请问受否有推荐的决策规划相关入门和进阶书籍或教材，感觉课程中您主要还是帮我们整体介绍了决策规划，知识面铺的比较开，个人希望能够更加深入地学习

答：对，decision making 这个模块应该是 planning 的一个“发展进行中”的模块。并且决策本身在不确定的环境里会有更多的 challenges。我们的课程更多的是希望大家一个“入门”或者是一块敲门砖，可以带大家进入这个 domain。之前补充过一些相对完整的参考资料

基于 ml 的方法的背景知识:

1. <https://www.andrew.cmu.edu/course/10-703/>;
2. <https://rll.berkeley.edu/deeprlcoursespl7/>;

To-do:

- Interaction paper;
- Parking;

课程延申问题

希望老师能推荐下有关数据驱动 MPC 和数据驱动自动驾驶运动控制的内容或论文发给班主任。

Done

MPC 中的目标函数权重是否为超参数? 可否借鉴机器学习中的超参数方法选择和优化权重系数 (例如高斯过程 GP)

答: 参数: 就是模型可以根据数据可以自动学习出的变量, 应该就是参数。比如, 深度学习的权重, 偏差等

超参数: 就是用来确定模型的一些参数, 超参数不同, 模型是不同的 (这个模型不同的意思就是有微小的区别, 比如假设都是 CNN 模型, 如果层数不同, 模型不一样, 虽然都是 CNN 模型哈。), 超参数一般就是根据经验确定的变量。在深度学习中, 超参数有: 学习速率, 迭代次数, 层数, 每层神经元的个数等等。

预瞄点的选择: 个数, 距离, 自适应性?

答:

1. 系统对 MPC freq 需求;
2. 系统 compute 能力;
3. Eg: 4s,
 - Time horizon
 - Computation
 - 近更多的点, 远更少的点

实车调试中有那些状态参数和命令参数需要添加数字滤波器, 控制算法中常用的数字滤波器有哪些? 一般加到哪里? 原因?

答: 在自动驾驶中, 我们需要用到很多的 sensors, 那么所有的 sensor 的 signal 都是 digital 的, 严格意义上, 这部分的工作更多的是我们的定位, 感知模块用的到的会更多。那么对于不同的 sensors input, 我们也会用到不同的 sensor 的 fusion。

采集轨迹的作为参考线, 如何平滑轨迹, 一般用什么算法。试过贝塞尔, 多项式等常用方法, 但控制点选取不好会让轨迹更粗糙, 这个一般用什么方法

答: 一个好的 controller, 尤其是 optimal control 是可以通过调整 cost 来实现 smooth driving 的

请问 iLQR 相比于 LQR 的优势, NMPC 相比 MPC 的优势, 业界使用 iLQR 和 NMPC 多吗, 量产中使用他们的问题是什么

1. Ilqr 是 DRL 中常见的一个可以兼容 nonlinear model 的优化方法。一开始看到 iLQR 中的 “iterative” 可能比较疑惑, LQR 本来就是迭代进行计算的, 这里又来一个迭代, 是什么意思呢? 这里 iLQR 中的 “迭代” 不是动态规划中的迭代, 倒是和牛顿法里面的迭代过程非常相似, 我们知道梯度下降是利用泰勒展开的一阶项去近似原函数迭代求下一个值, 而牛顿迭代是利用

二阶项去近似原函数，模型更准确，收敛更快。准确而言，iLQR 是微分动态规划（DDP）的变种，iLQR 对应于高斯-牛顿法，而 DDP 对应于（全）牛顿法。DDP 和 iLQR 主要的区别就在于前者用了环境动态的二阶导，而后者没有。这使得 iLQR 虽然计算加快了，但是失去了二阶收敛性。但是在模型预测控制（MPC）的场景下，由于是滚动优化，滚动时域上的收敛性从来没有真正的被满足过，所以改进后的 iLQR 为了速度提升牺牲一定的收敛性完全没问题。Course:

CS285 | EECS at UC Berkeley

2. NMP 的模型准确度更好。但相对 solver 的求解也会 cost 更大。

3. Course: CS285 | EECS at UC Berkeley