1. 第 2 章讲了经典控制理论,第 3 章讲了现代控制理论,它们分别有在什么章节知识中用到吗?具体在车辆控制上有什么应用?

经典: PID, ACC

现代: LQR, Traj Tracking

2. 第二章纵向的油门刹车标定表能否讲解一下如何建立:

理想的测试地点是平坦的长直路,且两边没有高大的建筑物遮挡。保证定位精度,这样标定的准确度才够。

标定的主要目的就是为了找到油门,速度,加速度之间的一个对应关系。

https://zhuanlan.zhihu.com/p/350205427

- 1) 确定能够使车辆启动的最小油门值 12%,并确定该油门能达到最大速度。
- 2) 确定车子能够达到的最大速度 5.5m/s (20km/h) 时,油门值是多少,如 30%?
- 3) 对 12%~30%进行分档,如果标定速度较快,则以 1%作为递增,速度较慢,则以 2%作为递增。如按照 2%进行递增,分别记录油门值设定为 12%、14%、16%……30%时,能达到的最大速度,单位为 m/s。
- 4) 设定刹车值,刹车值可从 13%或者 15%等开始,以 15、17、20、22、25、27、30、33、35、37、40、45、50、55······80 进行设定,上限设定看刹车实际情况,档 30%就能很快刹停,那只要到 35 左右就可以。
- 5) 分别记录上述值。比方说油门 12%,能达到最大速度为 2m/s,油门 22%达到我们限制的最大速度 5.5m/s,记录表格形式
- 3. 工程中纯跟踪和斯坦利一般能最高运行速度是多少?

其实一般城市道路可以 cover, 具体表现还要和实际调节有关。i.e., 10~15m/s

4. 需要限制转向的角速度吗

需要,结合实际车辆的硬件限制加特定 buffer

- 5. 角度的方向、范围, 怎么运算和限制?
- 一般限制在[-pi,pi), Principal Value
- 6. 拉氏变换的式子 f(s)怎么变成离散化的式子 f(n),如: f(s)=(s-d)/(a*s*s+b*s+c)怎么变成 f(n)、f(n-1)这样的离散表达式。

$$F(s) = \frac{Y(s)}{u(s)} = \frac{s - d}{as^2 + bs + c}$$

$$(3)(as'+bs+c) = us(s-d)$$

$$a\ddot{y} + b\dot{y} + cy = \dot{u} - du$$

$$G(s) \qquad H(q) \text{ or the coefficients in } H(q)$$

$$\frac{(s+c)}{(s+a)(s+b)}$$

$$a \neq b \qquad b_1 = \frac{e^{-bh} - e^{-ah} + (1 - e^{-bh})c/b - (1 - e^{-ah})c/a}{a - b}$$

$$b_2 = \frac{c}{ab} e^{-(a+b)h} + \frac{b - c}{b(a-b)} e^{-ah} + \frac{c - a}{a(a-b)} e^{-bh}$$

$$a_1 = -e^{-ah} - e^{-bh} \qquad a_2 = e^{-(a+b)h}$$

$$b_1 = 1 - \alpha \left(\beta + \frac{\zeta \omega_0}{\omega} \gamma\right) \qquad \omega = \omega_0 \sqrt{1 - \zeta^2} \qquad \zeta < 1$$

$$\frac{\omega_0^2}{s^2 + 2\zeta \omega_0 s + \omega_0^2} \qquad b_2 = \alpha^2 + \alpha \left(\frac{\zeta \omega_0}{\omega} \gamma - \beta\right) \qquad \alpha = e^{-\zeta \omega_0 h}$$

$$a_1 = -2\alpha\beta \qquad \beta = \cos(\omega h)$$

$$a_2 = \alpha^2 \qquad \gamma = \sin(\omega h)$$

$$b_1 = \frac{1}{\omega} e^{-\zeta \omega_0 h} \sin(\omega h) \qquad b_2 = -b_1$$

$$s = \frac{s}{s^2 + 2\zeta \omega_0 s + \omega_0^2} \qquad a_1 = -2e^{-\zeta \omega_0 h} \cos(\omega h) \qquad a_2 = e^{-2\zeta \omega_0 h}$$

$$\omega = \omega_0 \sqrt{1 - \zeta^2}$$

$$\frac{a^2}{s^2 + a^2} \qquad b_1 = 1 - \cos ah \qquad b_2 = 1 - \cos ah$$

$$a_1 = -2\cos ah \qquad a_2 = 1$$

- 7. 第四章的黎卡提方程怎么求解矩阵 P?
- 1) 选择 Q、R 参数矩阵
- 2) 求解 Riccati 方程 A^TP+PA-PBR^{-1}B^TP+Q=0 得到矩阵 P
- 3) 计算增益 K=R^{-1}B^TP 得到反馈控制量 u=-kx
- 8. LQR 中矩阵 P 在离散情况下是怎么求解的,如果他是迭代的那他的初值是什么?

设计步骤

- 确定迭代范围N
- 设置迭代初始值 $P_N = Q$
- $t=N,\cdots,1$ 从后向前循环迭代求解离散时间的代数Rlccati方程

$$P_{t-1} = Q + A^T P_t A - A^T P_t B (R + B^T P_{t+1} B)^{-1} B^T P_t A$$

• $t=0,\cdots,N$ 循环计算反馈系数 $K_t=(R+B^TP_{t+1}B)^{-1}B^TP_{t+1}A$ 并得到控制量

$$u_t = -K_t x_t$$

9. 第四章的 preview 控制中,为什么要加入道路模型,直接选车辆前方的点进行误差计算,然后再用标准的 LQR 会有什么样的问题?

目的:提高 future 信息量,也更加准确。

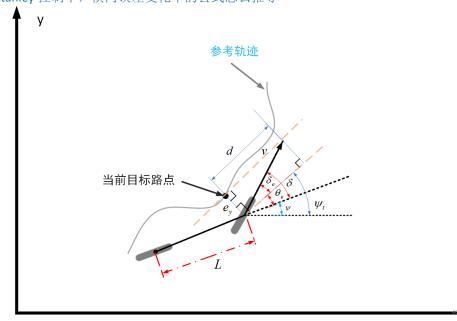
会带来的问题:转弯 delay,大 curvature 的路出现 error 偏大的问题。

10. 第四章中误差状态方程的右边还有一项关于参考路径的航向角速率,但是 LQR 控制器中并没有考虑他对状态量的影响,那应该如何解决呢增加前馈

11. 第四章课件中关于横向运动方程的推导过程中很多物理量都是矢量,但是在公式表达上只进行了标量的加减运算,是否应该提前规定物理量的正方向之后在进行标量的加减运算呢

coordinate transformation

12. 请问 stanley 控制中,横向误差变化率的公式怎么推导



横向误差的变化率为

$$\dot{e}_{y}=-v\sin\delta_{e}$$

带负号是因为在控制下,横向误差会越来越小,因此横向偏差变化率会有负号。

由几何关系可得:

$$\sin \delta_e = rac{e_y}{\sqrt{d(t)^2 + e_y^2}}$$

$$\sin \delta_e = rac{ke_y}{\sqrt{v^2 + \left(ke_y
ight)^2}}$$

$$\dot{e}_y = rac{-kve_y}{\sqrt{v^2 + \left(ke_y
ight)^2}} = rac{-ke_y}{\sqrt{1 + \left(rac{ke_y}{v}
ight)^2}}$$

当横向跟踪误差 ey 很小时,上式改写为:

$$\dot{e}_y pprox -ke_y$$

积分上式(一阶线性微分方程的求解),得:

$$e_y(t) = e_y(0) \times e^{-kt}$$

所以当t→∞时,横向误差以指数形式收敛于0,参数k决定了收敛速度。

13. MPC 的 terminal cost 遵循的 lyapunov 方程是怎么构建的, Learning-based MPC 是如何把时间 当成一个 variable 来更新 terminal cost 和 constrain 的 safe set。https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2212/2212.00361.pdf

终端集在 MPC 理论中有着重要作用,但在实际工程应用中很多时候没有被采用。我认为这也是导致国内网上资料较少的原因之一。之所以应用较少,是因为当 MPC 的模型和参数设置合理时,大多数情况下不会出现失稳的情况,而且会有不错的表现。

https://zhuanlan.zhihu.com/p/506347060

example: https://github.com/SailorBrandon/MPC-for-

Quadrotors/blob/9c60221b052ea10942d0039b1183f16d06b6d2f4/terminal set.py

终端集有三条重要的性质是控制不变性(control invariant),约束容许性(constraint admissible)和李雅普诺夫递减性(lyapunov decrease)。

而这个算法构造控制不变集(control invariant set)的方法核心其实就是每前进一步时,通过求解线性规划(LP)问题检查下一步的所有状态 X(k+1)组成的集合是不是前一步所有状态 X(k)组成集合的子集。如果不是,那么取所有这两步状态集合的交集(通过添加约束)作为当前状态集合,然后用这个集合往后接着推,检查再下一步的所有状态的集合。直到找到连续两步中,后一步的所有状态 X(k+1) 组成的集合完全包含于前一步所有状态组成的集合,则前一步所有状态 X(k) 组成的集合为控制不变集.

Algorithm 1: Estimate Set X_f

Result: $Hx \leq h$ representing X_f

Initialization:

$$A_K := A - BK$$

K := LQR optimal gain

 $K_{\text{aug}} := [K; I]$

Set k := 0

Iteration:

For all i = 1, 2, ..., s

$$x_i^* := \begin{cases} \underset{x}{\operatorname{argmax}} & f_i(K_{\operatorname{aug}}A_K^{k+1}x) \\ \text{s.t.} & f_j(KA^tx) \leq 0 \ \, \forall j \in \{1,2,..,s\}, \\ & \forall t \in \{0,1,..,k\} \end{cases}$$

end

if
$$f_i(K_{\text{aug}}A_K^{k+1}x) \leq 0 \ \forall i \in \{1, 2, ..., s\}$$

$$\mathbb{X}_f := \{ x \in \mathbb{R}^n \mid f_i(K_{\text{aug}} A_K^t x) \le 0 \forall j \in \{1, 2, ..., s\}, \\ \forall t \in \{0, 1, ..., k\} \}$$

else

set k := k + 1 and continue

其中 f_i 表示第i个线性约束函数,即 H_ix 。H是包含了所有终端线性不等式约束函数的矩阵,它的行数等于约束的个数,列数等于状态变量的个数。终端集 X_f 为线性不等式约束 $Hx \leq h$ 下的集合。可以看出,每个线性不等式约束相当于状态空间中的一个超平面。又由于 X_f 为紧集,最后形成 X_f 的形状是用多个超平面围出来的一个高维度多面体 (Polyhedron)。多面体中的所有点(状态x)满足终端集性质。

李雅普诺夫递减性证明:

考虑 LTI 系统状态空间方程:

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k$$

和二次状态代价函数:

$$l(x,u) = \frac{1}{2}(x^TQx + u^TRu)$$

其中(A , B) 可控,Q , R 正定。对于此系统考虑无限阶段 (infinite horizon) 的无约束 (uc) 优化问题:

$$\mathbb{P}^{ ext{uc}}_{\infty}\left(x
ight): \min_{u} \sum_{k=0}^{\infty} \ell(x(k), u(k))$$

根据离散代数黎卡提方程(DARE), 具体推导过程请参考第二章:

$$P = A_K^T P A_K + Q_K > 0$$

其中P>0正定。 $A_K=A+BK$ (有些资料写的是A-BK,是因为这里取K的时候将前边的负号也算上了), $Q_K=Q+K^TRK$:

$$x_{k+1} = (A + BK)x_k = A_K x_k$$

$$l(x_k) = rac{1}{2}x_k^T(Q+K^TRK)x_k = rac{1}{2}x_k^TQ_Kx_k$$

此时输入u = Kx为状态反馈。K为无约束 LQR 控制增益矩阵:

$$K = -(B^ op PB + R)^{-1}B^ op PA^ op$$

求解上述 DARE 方程,将P作为终端代价函数的二次型矩阵:

$$V_f(x) = rac{1}{2} x^T P x$$

当 MPC 控制状态进入终端集后,MPC 的终端代价函数 V_f 和 LQR 代价函数相同。二者都会找到 V_f 作为代价函数的最优解,所以 MPC 控制输入会和无约束 LQR 控制输入相同,即u=Kx。

对于任意对于终端集中任意状态 x_k ,下一步的终端代价 $V_f(x_{k+1})$ 为:

$$V_f(x_{k+1}) = V_f(A_K x_k) = rac{1}{2} x_K^T (A_K^T P A_K) x_k = rac{1}{2} x_K^T (P - Q_K) x_k$$

所以满足李雅普诺夫递减性:

$$V_f(x_{k+1}) = rac{1}{2} x_K^T (P - Q_K) x_k = V_f(x_k) - l(x_k)$$