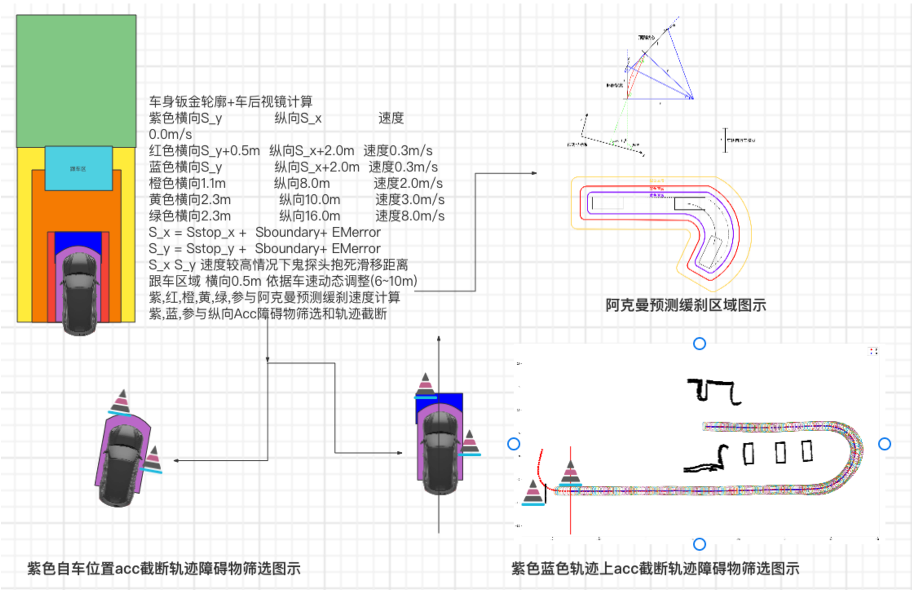
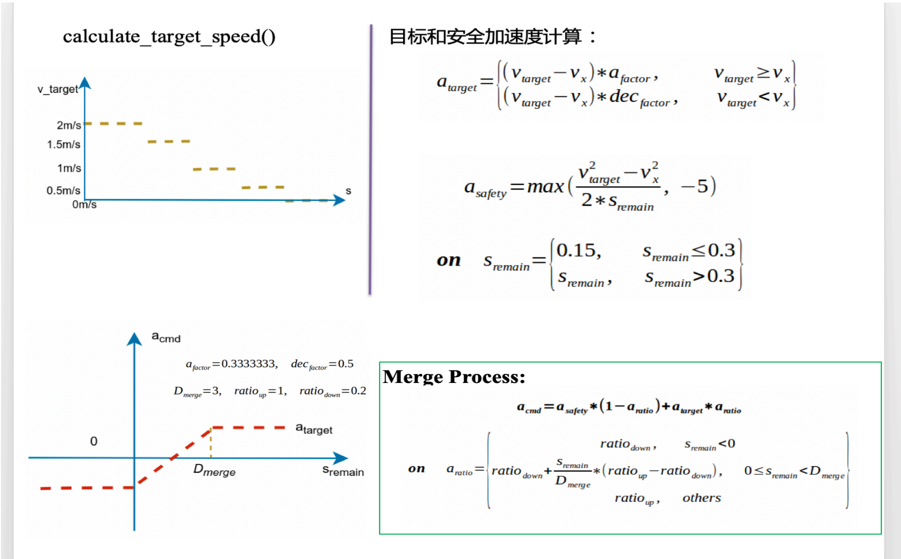
AVP 纵向规划方案概要设计

一、现有纵向规划方案





当前线上的这套方案在巡航车速较低的时候，可以较好的利用，优势在于参数较少，比较好调整。但是同时存在如下问题：

（1）不考虑障碍物情况下，目标速度成阶跃状，降速时容易出现卡顿

（2）如果当前车速和目标车速差距较大时，会导致加减速度在前期绝对值较大，而后期绝对值较小，控制难以跟踪。从而带来刹不停，人类接管的问题。

（3）整套方案是在障碍物是静态障碍物场景下设计的，不利于跟车场景下的速度规划

二．微调后的纵向规划方案

针对控制难以跟踪目标车速和目标减速度做了微调方案。

在计算目标减速度时，采用了分档的策略。

粗略来说，将加速度分为如下三档（可配置）：

if s_remain > s_1, 则 a=a_1

elif s_2<s_remain < s_1, 则 a=a_2

elif s_3<s_remain < s_2, 则 a=a_3

elif a=-3 m/s^2

其中 a_1,a_2 和 a_3 为提前配置好的参数，s_1, s_2,s_3 可以基于当前车速和配置的加速度实时计算出来。

三、基于多项式的纵向规划方案

1.在一定时间内（比如 10 秒）按照一定间隔（比如 0.5 秒），设定每个离散时间点的距离上下限[s_min, s_max]，车辆当前后轴中心位置的 s=0，t=0。

2.首先得到基于纵向最高巡航速度和纵向距离约束

①按照目标最高巡航速度（考虑曲率等因素）乘以系数得到目标车速

v_target = coe * v_max_cruise_speed + (1-coe) *v_current

其中 coe={1, 0.9, 0.8, 0.7….0}

②根据当前车速，当前加速度，目标车速，目标加速度（等于 0），调整时间 adjust_t（默认值为 5 秒，可动态配置），得到四次多项式的系数，并求得每个离散时间点的位置值，作为该时间点的推荐速度 v_prefer_by_cruise。

③如果多项式求得的加速度或者 jerk 超过设置的阈值，则认为该多项式曲线不可用

3.考虑静态障碍物和 slow down 障碍物的巡航速度约束和纵向距离约束

①根据障碍物的纵向位置，速度和加速度，以及预留的安全距离，得到每个采样时间点处的可供行驶的纵向距离，在一定调整时间范围内[t_min，t_max] （比如范围为[3,10]），按照一定的时间步长比如 1 秒，生成五次多项式轨迹

起点：自车位置，速度，加速度

终点：可供行驶的安全终点，目标速度和加速度（加速度为 0）

②对生成的多条五次多项式轨迹进行评估，选出最优轨迹

cost 包含如下几项：最大加速度，最小减速度，终点到障碍物的距离等

③根据最优轨迹得到每个采样时间点的推荐速度 v_ prefer _by_static_obs

4.考虑动态障碍物情况下的巡航速度约束和纵向距离约束

①根据障碍物的纵向位置，速度和加速度，以及预留的安全距离，得到每个采样时间点处的可供行驶的纵向距离，在一定调整时间范围内[t_min，t_max] （比如范围为[3,10]），按照一定的时间步长比如 1 秒，生成五次多项式轨迹

起点：自车位置，速度，加速度

终点：障碍物车辆的位置，速度和加速度

②对生成的多条五次多项式轨迹进行评估，选出最优轨迹

cost 包含如下几项：最大加速度，最小减速度，每个采样点时刻的 TTC

③根据最优轨迹得到每个采样时间点的推荐速度 v_ prefer _by_dyn_obs

5．得到每个采样点时刻的推荐速度

v_prefer = min(v_prefer_by_cruise, v_ prefer _by_static_obs，v_ prefer _by_obs)

6.根据配置的加速度的最小和最大值，基于上一个时刻的纵向距离，速度计算下一个时刻的 s_min 和 s_max

7.计算基于上一时刻的纵向距离和速度，匀加速/减速达到该时刻推荐值 v_prefer，所能达到的 raw_cur_s，根据 clamp(raw_cur_s,s_min,s_max)得到该时刻真正的 s 值，进而反退出该时刻的 s 和 a。

8.针对横向规划的每个轨迹点，可以基于每个采样时刻的 s,v,a 进行插值得到。

四、基于高斯伪普法的纵向最优化规划方案

首先构造如下所示的优化问题，然后通过高斯伪普法将该优化问题简化为二次规划问题，进而求解

$$\arg\min_{u(t)} J = \psi(x_0, t_0, x_f, t_f) + \int_{t_0}^{t_f} \phi(x(t), u(t), t)\mathrm{d}t \quad (1.1)$$

$$\frac{\mathrm{d}x(t)}{\mathrm{d}t} = f(x(t), u(t), t),\ t \in [t_0, t_f] \quad (1.2)$$

$$p_l \le p(x(t), u(t), t) \le p_u,\ t \in [t_0, t_f] \quad (1.3)$$

$$\epsilon_l \le \epsilon(x_0, t_0, x_f, t_f) \le \epsilon_u \quad (1.4)$$

ANP2 ICA 场景下的纵向规划问题构建：

2. 纵向规划

2.1.车辆运动学模型

$$\begin{cases} \dot{s} = v \\ \dot{v} = a, \quad t \in [t_0, t_f] \\ \dot{a} = \gamma \end{cases} \qquad (2.1)$$

其中，状态变量 s, v, a, γ 分别为路程，速度，加速度，加加速度(jerk)，t_0, t_f 分别为路径起始和结束时间，自变量为时间 t。

2.2.障碍车运动学模型

$$\begin{cases} \dot{s}_h = v_h \\ \dot{v}_h = a_h \end{cases}, \quad t \in [t_{h0}, t_{hf}] \qquad (2.2a)$$

$$\begin{cases} \dot{s}_b = v_b \\ \dot{v}_b = a_b \end{cases}, \quad t \in [t_{b0}, t_{bf}] \qquad (2.2b)$$

其中，状态变量 s_h, v_h, a_h 分别为前车的路程，速度，加速度， s_b, v_b, a_b 分别为后车的路程，速度，加速度，自变量为时间 t。

2.3.优化目标

$$\begin{aligned} \min J = & \xi_d(s(t_f) - s_r(t_f))^2 + \xi_v(v(t_f) - v_h(t_f))^2 + \xi_a(a(t_f) - a_h(t_f))^2 \\ & + \int_{t_0}^{t_f} \left[\eta_d(s - s_r)^2 + \eta_v(v - v_h)^2 + \eta_a(a - a_h)^2 + \eta_\gamma \gamma^2 \right] dt \end{aligned} \qquad (2.3)$$

其中，$s_r = s_h - d_r$, $d_r = c_0 + c_1 v$ 为理想的跟车距离，c_0, c_1为用户自定义跟车参数。

2.4.路径约束

$$\begin{cases} 0 \le v(t) \le v_{\max}(t) \\ a_{\min}(t) \le a(t) \le a_{\max}(t) \ , \quad t \in [t_0, t_f] \\ \gamma_{\min}(t) \le \gamma(t) \le \gamma_{\max}(t) \end{cases} \qquad (2.4a)$$

$$\begin{cases} s \le s_h - d_{\min} \\ s + TTC_{\min}(v - v_h) \le s_h \end{cases}, \quad t \in [t_{h0}, t_{hf}] \qquad (2.4b)$$

$$\begin{cases} s \ge s_b + d_{\min} \\ s - TTC_{\min}(v_b - v) \ge s_b \end{cases}, \quad t \in [t_{b0}, t_{bf}] \qquad (2.4c)$$

其中，$d_{\min}$ 为允许的最小安全距离，TTC_{min} 为允许的最小跟车时距。

对 AVP 而言，可以将静态障碍物考虑为速度和加速度为 0 的动态障碍物，将 slow down 障碍物考虑成速度为目标速度，加速度为 0 的动态障碍物，可以按照上述方法进行适配。

四. 上述方案的对比：

方案名称	是否考虑动态障碍物	算法复杂度	算法可解释性	加速度连续性
现有纵向规划方案	否	低	低	低
基于多项式的纵向规划	是	中	高	高
高斯伪普法	是	高	高	高