

DOI: 10.3901/JME.2022.10.200

自动驾驶赛车路径与车速协同规划方法^{*}

李荣灿 庄伟超 殷国栋 刘昊吉 郑芝芸

(东南大学机械工程学院 南京 211189)

摘要: 自动驾驶赛车需实现路径与车速的同步规划以满足最快驾驶策略需求,但车辆行驶路径与车速的时空耦合关系使得优化问题难以构建与求解。为此,提出一种面向自动驾驶赛车的轨迹规划方法(Simultaneous path and speed planning, SP²),实现路径与车速的快速协同规划。首先,构建包括赛道边界与车辆动力学约束的自动驾驶赛车轨迹规划问题;然后,建立赛车的稳态动作空间与包含时空位置信息的状态-动作空间,通过离线遍历法确定赛车的可行运动状态转移关系;接着,基于稳态动作空间与运动状态转移网,将原时间最优轨迹优化问题转换为单位时间步长内运动距离最远的优化问题,并通过滚动多步优化实现赛车圈速最小(时间最优)轨迹的优化。最后,开展自动驾驶赛车轨迹规划的仿真与微缩试验平台试验。结果表明,所提出的 SP² 算法可以高效地实现自动驾驶赛车的全局路径与车速规划,并且较常规中心线轨迹具有更快的圈速。

关键词: 自动驾驶赛车; 轨迹规划; 离散工况点; 时空耦合; 时间最优

中图分类号: U471

Simultaneous Path and Speed Planning of Driverless Racing Car

LI Rongcan ZHUANG Weichao YIN Guodong LIU Haoji ZHENG Zhiyun

(School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189)

Abstract: The autonomous racing car(ARC) is supposed to plan path and speed simultaneously to meet the requirement of the fastest driving strategy. However, the spatiotemporal coupling relationship between path and speed makes the optimization problem difficult to formulate and solve. To deal with this problem, a simultaneous path and speed planning(SP²) approach for autonomous racing car is proposed in this paper to achieve rapid cooperative trajectory planning. First, a trajectory planning problem considering track boundaries and vehicle dynamics constraints is formulated. Second, the steady action space and action-state space including spatiotemporal information of the ARC is built, and the available action-state transition relationship is determined via offline traversal. After that, we transform the time optimal trajectory optimization problem into an optimization problem with the objective of achieving the longest distance per time step and apply multi-step recursive optimization scheme to render a trajectory with the fastest lap time. Last but not least, simulations and experiments in a small scaled platform is conducted. Results show that the proposed SP² approach can efficiently provide global path and speed for the ARC, with a faster lap times compared with the traditional approach of following the center line of track.

Key words: autonomous racing car(ARC); trajectory planning; discrete operating point; spatiotemporal coupling; time optimization

0 前言

得益于车载传感器与人工智能技术的发展,近年来自动驾驶汽车技术取得高速发展,并且已经具备在常规道路上运营的能力。但现有自动驾驶汽车

对极限工况的应对能力有限,事故频发。为挖掘自动驾驶汽车的极限,部分学者与机构开始研究自动驾驶赛车,并举办了一系列的自动驾驶赛车竞赛,如无人驾驶电动方程式(Formula E Roborace)、印地自动驾驶汽车挑战赛(Indy Autonomous Challenge)、大学生无人驾驶方程式大赛^[1]等,以推动自动驾驶技术发展,提高车辆在极限工况下的适应能力。

相比于常规道路车辆,自动驾驶赛车通常以圈速最小为目标,故赛车在作路径规划的同时还需考

^{*} 国家自然科学基金(51975118, 52025121)和江苏省成果转化(BA2020068, BA2018023)资助项目。20210709 收到初稿,20211125 收到修改稿

虑路径上的车速控制, 如何高效进行自动驾驶赛车的轨迹规划(路径与车速规划)是当前研究的难点。传统自动驾驶汽车的轨迹规划通常分层进行路径与车速规划^[2], 比较典型的路径规划为基于搜索的 A* 算法^[3-4]与基于采样的快速随机树算法^[6-8]等; 在路径规划的基础上, 车辆根据交通场景以安全性或通行效率为目标规划车辆速度^[9]。上述分层轨迹规划方法忽略了路径与车速的耦合关系, 难以应用于自动驾驶赛车的轨迹规划。

近年来的自动驾驶赛车竞赛推动了赛车轨迹规划技术的发展。部分研究仍以路径规划为主, 辽宁工业大学冀同涛等^[10]基于赛道检测, 提出基于曲线拟合的可行路径规划方法。JEONG 等^[11]将轮胎的附着极限约束转移到车辆前振动中心点, 从而建立车辆点质量模型, 并提出改进的快速随机树算法实现车辆在赛道中的快速路径规划。除此之外, 部分学者围绕赛车路径与车速的协同规划开展研究。湖南大学杨国林等构建了包含车辆动力学约束的非线性轨迹规划问题, 并通过非线性求解器直接求解最小圈速运动轨迹, 实现了路径与车速的同时规划; 但由于非线性问题复杂, 该方法的运算效率受限^[12]。LINIGER 等^[13]则利用离散车辆动力学模型, 提高了轨迹规划算法的实时性, 但其模型过于简化且求解时缺乏滚动优化, 算法的最优性值得商榷。

为实现自动驾驶赛车的最小圈速轨迹快速规划, 本文借鉴常规路径规划的栅格搜索法, 基于离散车辆动力学模型, 提出路径与车速的协同规划方法。首先, 建立车辆稳态动作空间与包含时空位置信息的状态-动作空间, 其既表示车辆所具有的可行动作集合(控制), 又反映了车辆的运动状态集合。然后, 提出滚动多步规划的 SP² 算法, 将时间最优轨迹规划问题转换为单位时间内运动距离最远的优化问题, 并求解得到时间最优轨迹对应的车速与前轮转角控制量。最后, 通过 CarSim 仿真与微缩试验平台验证所提出轨迹规划方法的有效性。

1 自动驾驶赛车轨迹规划问题

自动驾驶汽车的轨迹规划包括路径与车速规划。常规自动驾驶汽车通常分层解耦实现路径与车速规划, 但自动驾驶赛车以圈速最小为目标, 路径规划的同时需要考虑车速控制, 车速又因动力学约束会影响路径的可行性, 故赛车的路径与车速具有强时空耦合关系, 需要协同规划路径与车速以实现赛车的最快驾驶策略, 本节将构建路径与车速协同

优化问题。

1.1 路径与车速协同优化问题构建

自动驾驶赛车的主要目标是在给定赛道内, 以最短时间完成从起点到终点的行驶, 其轨迹规划问题可表示为

$$\begin{aligned} \min T_{\text{lap}}(\mathbf{X}(t), \mathbf{U}(t)) &= \int_{t_0}^{t_f} dt \\ \text{s.t. } \mathbf{X}(t) &\in \mathbf{X} \\ \mathbf{U}(t) &\in \mathbf{U} \\ g(\mathbf{X}(t), \mathbf{U}(t)) &\leq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

式中, t 为时间, \mathbf{X} 为状态量, \mathbf{U} 为控制量, T_{lap} 为车辆从初始时刻 t_0 到终点时刻 t_f 行驶的时间, 与车辆状态和控制相关的; \mathbf{X} 为状态量约束, \mathbf{U} 为控制量约束, $g()$ 为车辆动力学约束, 其中状态量与控制量具体为

$$\mathbf{X} = [x_v, y_v, \varphi, v_x, v_y, \omega]^T$$

$$\mathbf{U} = [F_x, \delta]^T$$

式中, x 与 y 为车辆在赛道中的坐标, 具体见第 1.2 节的赛道模型; φ 为车辆的航向角; v_x 与 v_y 为车辆的纵向与横向速度, ω 为横摆角速度; F_x 为车辆的驱动力, δ 为前轮转角。

1.2 赛道模型

自动驾驶赛车需要按照规定方向, 在赛道范围内完成竞速。建立如图 1 所示的赛道模型, 建立赛道全局 x - y 平面坐标系, 以 $\mathbf{T}_{\text{track}} = [\mathbf{X}_t, \mathbf{Y}_t, \mathbf{W}_t]$ 表示赛道。其中, $\mathbf{X}_t = \{x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tm}\}$ 与 $\mathbf{Y}_t = \{y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm}\}$ 为赛道中心线的点集, 而 $\mathbf{W}_t = \{w_{t1}, w_{t2}, \dots, w_{tm}\}$ 为对应的中心线点处赛道宽度。需要注意的是, 上述集合中下标的大小可用于代表离起点的距离远近。

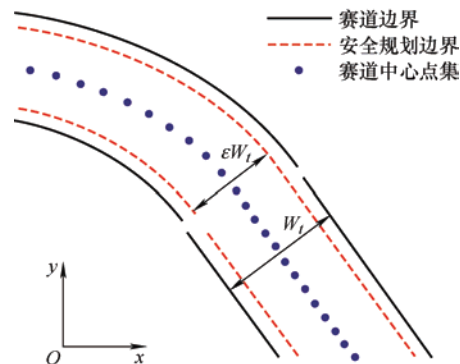


图 1 赛道模型示意图

同时, 由于车辆本身具有宽度, 为避免赛车驶出赛道, 设计赛道约束系数 $\varepsilon \in (0, 1)$, 通过减小赛道宽度使得车辆能完全保持在赛道之内。定义赛道内赛车轨迹任意点 P_i 到线段 P_1P_2 的垂直距离为

$D(P_v, P_{h1}, P_{h2})$ ，则赛道可行域可定义为

$$\chi_{\text{track}} = \{(x, y) | \exists (x_{ti}, y_{ti}, w_{ti}) \in T_{\text{track}},$$

$$D((x, y), (x_{ti}, y_{ti}), (x_{ti+1}, y_{ti+1})) < \varepsilon w_{ti} / 2\}$$

综上，赛车在赛道中竞速需要满足以下条件

$$(x_v, y_v) \in \chi_{\text{track}} \quad (2)$$

即车辆需要在图 1 所示的安全规划边界范围之内。

1.3 车辆动力学模型

自动驾驶赛车除需要满足赛道约束之外，还需要满足车辆动力学约束，以避免在赛道竞速过程中因超出动力学约束而驶出赛道的现象。由于本文追求高效的车辆轨迹计算方法，因此采用单轨动力学模型以约束赛车控制。图 2 为赛车单轨动力学模型，其动力学方程为

$$\dot{x}_v = v_x \cos \varphi - v_y \sin \varphi \quad (3)$$

$$\dot{y}_v = v_x \sin \varphi + v_y \cos \varphi \quad (4)$$

$$\dot{\varphi} = \omega \quad (5)$$

$$\dot{v}_x = \frac{1}{m} (F_{ry} \sin \alpha_r + F_x \cos \alpha_r - F_{fy} \sin \delta + m v_y \omega) \quad (6)$$

$$\dot{v}_y = \frac{1}{m} (F_{ry} \cos \alpha_r + F_{fy} \cos(\delta) - m v_x \omega) \quad (7)$$

$$\dot{\omega} = \frac{1}{I_z} (F_{fy} l_f \cos \delta - F_{ry} l_r) \quad (8)$$

式中， m 为赛车质量； l_f 与 l_r 为质心距前轴与后轴的距离； α_f 与 α_r 为前轮与后轮侧偏角； F_x 为车辆受到的沿着纵向的地面反作用力(赛车通常为后轮驱动)； F_{fy} 与 F_{ry} 为前后轮受到的地面侧偏力。

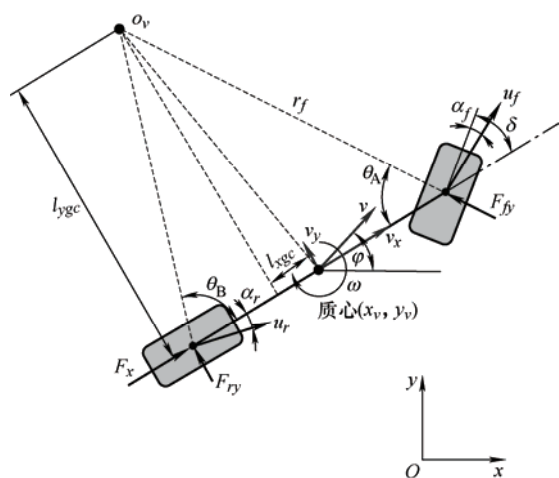


图 2 赛车单轨动力学模型

因轮胎的侧偏特性在大侧向加速度条件下会呈现出非线性特性，本文采用简化的 Pacejka 魔术公

式以计算轮胎侧偏力^[14]，即

$$F_{*y} = D_* \cdot \sin(C_* \arctan(B_* \alpha_*)) \quad (9)$$

式中， B_* 、 C_* 、 D_* 为 Pacejka 轮胎模型参数，其中 D_* 可以表现为轮胎的附着力极限。故，前后轮侧偏角为

$$\alpha_f = \frac{1}{B_f} \cdot \tan\left(\arcsin\left(\frac{F_{yf}}{D_f}\right) / C_f\right) \quad (10)$$

$$\alpha_r = \frac{1}{B_r} \cdot \tan\left(\arcsin\left(\frac{F_{yr}}{D_r}\right) / C_r\right) \quad (11)$$

2 路径与车速协同规划方法 SP²

第 1 节构建的自动驾驶赛车路径与车速规划问题由于受到赛道与车辆动力学约束，计算复杂；且路径与车速相互耦合，直接采用非线性求解的方法一方面计算量巨大，另外一方面易陷入局部最优解，难以获得满足最快圈速需求的车辆全局最优轨迹。为实现自动驾驶赛车路径与车速的快速协同规划，本文将借鉴常规路径规划的栅格搜索法，建立车辆稳态动作空间与包含时空位置信息的状态-动作空间，通过构建最短运动时间路径搜索问题，提出路径与车速协同规划方法 SP²，实现自动驾驶赛车的最优轨迹规划。

2.1 稳态动作空间

为建立包含赛车时空位置信息的状态-动作空间，首先定义稳态动作空间，即在固定车速与前轮转角条件下，赛车所具有的横摆角速度大小，其表征了车辆在赛道中所具有的运动状态集合。为计算横摆角速度与车速、前轮转角的关系，需要解式 (3)~(9) 的车辆动力学方程。因上述方程式涉及到微分与反三角函数，无法求得解析解，本文将采用迭代法计算上述关系。下面将以车速、前轮转角固定工况为例，介绍横摆角速度与车速、前轮转角关系的求解方法。

对于车速固定工况，车辆纵向力 F_{rx} 很小可被忽略，同时前轮转角固定，角加速度 $\dot{\omega} = 0$ 。由于车辆的横摆角速度可通过纵向车速与转弯半径计算，即 $\omega = v_x / R$ ，而转弯半径与图 2 中的转弯圆心距前轮主销距离 r_f 、转弯圆心-前轮主销的连线与车辆纵向平面的夹角 θ_A 相关，需要联立下式求得 θ_A 与 r_f 。

$$\theta_A = \frac{\pi}{2} - \delta + \alpha_f \quad (12)$$

$$\theta_B = \frac{\pi}{2} - \alpha_r \quad (13)$$

$$l_{xgc} = \frac{\tan \theta_A \cdot (l_f + l_r)}{\tan \theta_A + \tan \theta_B} \quad (14)$$

$$l_{ygc} = (l_f + l_r - l_{xgc}) \cdot \tan \theta_A \quad (15)$$

$$r_f = \sqrt{(l_f + l_r - l_{xgc})^2 + l_{ygc}^2} \quad (16)$$

$$F_{fy} = \frac{mv_x^2 l_f}{l_{xgc} (l_f + l_r) \cdot \sin \theta_A} \quad (17)$$

$$F_{ry} = \frac{F_{fy} l_f \cdot \sin \theta_A}{l_r \sin \theta_B} \quad (18)$$

根据上式,按照表 1 的算法迭代求解固定车速与前轮转角下的 θ_A 与 r_f ,其本质是通过逐步增加前轮转角大小,直至为当前转向动作提供侧向力的理论侧偏角 $\alpha_{f/r}$ 与依靠转向动作的几何关系求得的实际侧偏角 $\alpha_{f/r}^*$ 之差在允许误差范围内,算法收敛,则得到该组车速与前轮转角下的 θ_A 与 r_f 。

表 1 稳态动作空间的求解算法

Algorithm1: Defined function
 “mode=CreateMode(para_car)”
 Calculation of constant speed operating point

Input: para_car
Output: mode

```

1  function mode = CreateMode (para_car)
2  (B, C, D, m, lf, lr) ← para_car;
3  mode ← ∅;
4  for all vtry < vmax do
5      αf ← 0; αr ← 0; isok ← 0; rlast ← ∞;
6      for δ ← 0; δ < δmax; δ ← δ + Δδ do
7          while (|αf - αf*| > err) and (|αr - αr*| > err) do
8              if isok = 1 then break; end if
9              θA ← (π / 2) - δ + αf;
10             θB ← (π / 2) - αr;
11             lxgc ← tan(θA)(lf + lr) / (tan(θA) + tan(θB));
12             lygc ← (lf + lr - lxgc) · tan(θA);
13             r—r ← ((lf + lr - lxgc)2 + lygc2)1/2;
14             Ffy ← mvx2 / lxgc · (sin(θA) + sin(θB) · lf / lr);
15             Fry ← Ffy · sin(θA) · lf / (lr · sin(θB));
16             αf* ← tan(asin(Ffy / Df) / Cf) / Bf;
17             αr* ← tan(asin(Fry / Dr) / Cr) / Br;
18             θ ← asin(lxgc / r—r);
19             αf ← (αf* + αf) / 2 - |αf* - αf| · 999 / 2000;
20             αr ← (αr* + αr) / 2 - |αr* - αr| · 999 / 2000;
21             if Im αf ≠ 0 || Im αr ≠ 0 then isok = 1;
22         end while
23         mode (1, vtry, δ) ← r—r + isok · ∞;
24         mode (2, vtry, δ) ← θ;
25     end for
26 end for
27 return mode;
28 end function
  
```

利用上述算法 1 计算不同车速与前轮转角下的

车辆运动状态,组成稳态动作空间 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$,其包含特定车速与前轮转角下的 θ_A 、 r_f 与 ω ,即 $S_k = [v_x^k, \delta^k, r_f^k, \theta_A^k, \omega^k]$ 。如图 3 为某自动驾驶赛车的稳态动态空间示意图,其中右上方的区域为车辆失稳区域,即轮胎侧偏力大于附着力极限。

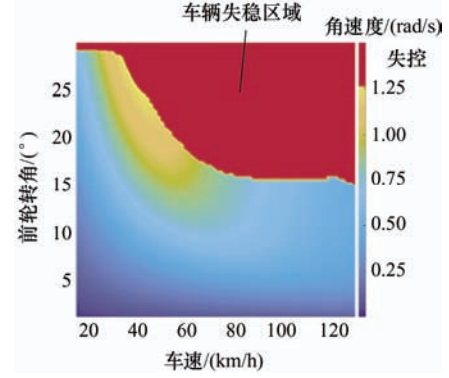


图 3 某自动驾驶赛车的稳态动作空间

2.2 运动状态转移网

第 2.1 节定义的稳态动作空间既表示赛车所具有的可行动作集合(控制),又反映了车辆的运动状态集合(车速与横摆角速度)。由于受到车辆动力学的约束,车辆运动状态间不可随意转移,故本节将建立各运动状态的转移关系。

假设各运动状态为离散车辆状态,那么赛车在时间 T_s 内由工况点 S_i 转移到 S_j 受到车辆加速性能与转角变化量约束。车辆在状态 S_i 的最大加速度、减速度与车辆当前车速相关,即

$$a_{acc} = h_a(v_x^i) \quad (19)$$

$$a_{brake} = h_b(v_x^i) \quad (20)$$

而最大转角增量与时长 t 相关,即

$$\Delta \delta = h_s(t) \quad (21)$$

若赛车可以在 $T < T_s$ 的时间内,由工况点 S_i 转移到 S_j ,即 $\exists T \in [0, T_s]$,满足下列两个条件

$$\frac{dv_x}{dt} = \frac{v_x^j - v_x^i}{T} \in \left[h_a \left(\frac{v_x^j + v_x^i}{2} \right), h_b \left(\frac{v_x^j + v_x^i}{2} \right) \right] \quad (22)$$

$$\Delta \delta = \delta_j - \delta_i \in [-h_s(T), h_s(T)] \cap [-\delta_{max}, \delta_{max}] \quad (23)$$

式中, δ_{max} 为赛车的前轮最大转角。

基于上述条件,可通过离线遍历所有运动状态点确定运动状态间的转移可能性,并用集合 $A(S_k)$ 表示运动状态 S_k 所有可行的动作空间,如图 4 所示。

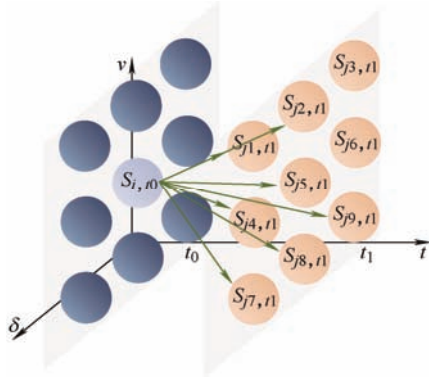


图 4 可行的运动状态转移网示意图

2.3 SP² 规划算法

利用上述稳态动作空间与运动状态转移网, 本节将介绍实现路径与车速协同规划的 SP² 方法, 其核心是通过多次规划以实现赛车的全局轨迹规划。

为实现赛车的轨迹规划, 定义步长为 T_s 的单步规划, 通过连续 N_s 个单步规划以实现单次赛车的局部规划, 连续多次规划以实现全局轨迹规划。

2.3.1 单步规划

在第 k 个 T_s 时刻(即第 k 步规划), 由车辆状态 i 出发, 用状态-动作空间量

$$\mathbf{I}(i, k) = [x_v^i, y_v^i, \varphi_i, v_x^i, \delta_i, n_i]$$

表示, 式中, n_i 为车辆转移过程上一个状态-空间量的编号。

遍历由运动状态转移网所决定的所有可行动作空间, 即由上一节求得 $A(S_i)$ 确定的所有下一时刻动作空间, 假设为 $S_j = [v_x^j, \delta_j, r_f^j, \theta_A^j, \omega_j]$ 。根据车辆动力学关系, 可得到车辆在步长 T_s 内的航向角变化量

$$\Delta\theta = \omega_j T_s \quad (24)$$

则下一时刻的车辆状态

$$\varphi_j = \varphi_i + \Delta\theta \quad (25)$$

$$x_v^j = x_v^i + r_f^j \cos(\Delta\theta - \theta_A^j + \varphi_j) + r_f^j \cos(\theta_A^j - \varphi_j) \quad (26)$$

$$y_v^j = y_v^i + r_f^j \sin(\Delta\theta - \theta_A^j + \varphi_j) + r_f^j \sin(\theta_A^j - \varphi_j) \quad (27)$$

则下一时刻, 第 $k+1$ 个 T_s 的状态-动作空间量为 $\mathbf{I}(j, k+1) = [x_v^j, y_v^j, \varphi_j, v_x^j, \delta_j, n_j]$, 其中 $n_j = i$ 。

至此, 完成了单步规划的状态-动作空间构建, 如图 5a 为典型的单步规划结果。同时, 本文利用式 (2) 实现赛道约束检测, 并保留满足赛道约束的所有可行状态-动作空间, 如图 5b 所示。

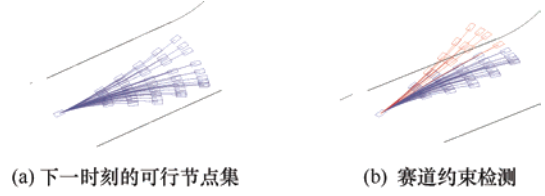


图 5 单步轨迹规划(状态-动作空间构建)

2.3.2 多步规划与轨迹搜索

基于上述单步规划, 可以对于每个单步规划产生的状态-动作空间继续进行单步规划, 从而形成一个包含 N_s 个单步规划的动作空间序列, 如图 6 所示。

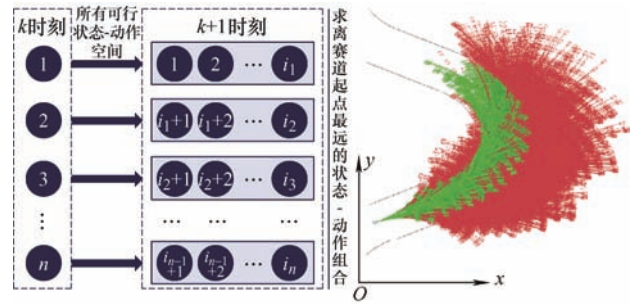


图 6 多次规划状态-动作空间序列

对于第 $k + N_s$ 阶段的单步规划而言, 需计算每个状态-空间点距离起点的远近, 本文依据赛道模型的编号顺序判断距离起点的距离, 即

$$p(\mathbf{I}(i, k)) = \arg \min_{j \in (0, n]} T_{\text{track}}(j) - (x_v^i, y_v^i)_2 \quad (28)$$

同时, 构建下列优化目标式(29), 由于 k 时刻所有状态-动作空间点的时间历程一致, 故通过搜索距离起点最远的 $p()$, 即可判断哪个状态空间点的圈速越小。

$$\max_i P * \Delta p(\mathbf{I}(i, k)) - Q * \sum_{n=1}^k (\alpha_f(i, n) + \alpha_r(i, n)) \quad (29)$$

式中, P 与 Q 为权重因子。代价函数的第二项为关于轮胎侧偏角的惩罚, 其主要目的是避免过大的轮胎侧偏角使得车辆行驶在失稳边界。

2.3.3 滚动优化

由于第 k 阶段的每个状态-动作空间在第 $k+1$ 阶段可引出若干个状态-动作量, 经过多步规划之后, 状态-动作空间数量随多步规划的步数呈指数增长, 式(29)的优化复杂度将大大增加。故本文为了最优轨迹的计算效率, 所提出的 SP² 方法采用滚动多步规划的方法实现全局轨迹规划, 即以多步规划为单位(N_s 个单步规划), 在多步规划轨迹上取一点作为下一次多步规划的起点重复滚动进行多次多步规划, N_s 的取值将在后文讨论。

通过上述不断搜索, 将多次多步规划的起点与

终点连接, 即可获得速度最快的车辆行驶轨迹。当 $p(I) > \max(T_{\text{track}}) - 1$ 此时搜索终止, 代表赛车已经运行到离终点最近的赛道标记点。

2.3.4 圈速最小轨迹

通过上述多步规划与轨迹搜索, SP^2 算法可搜索至圈速最小轨迹, 通过反向索引 $I(i, k)$ 中的 n_i 变量, 即可搜索到该圈速最小轨迹对应的所有状态-动作空间点序列, 从而绘制出最小圈速轨迹, 其包括赛车的运动路径与车速谱曲线。

综上, 自动驾驶赛车的轨迹规划算法如表 2 所示。

表 2 可行点运算函数

Algorithm 2:

Calculate possible points for next step
“point_{try} = step (point_{now}, index_{last}, mode, R)

Input: point_{now}, index_{last}, mode, R

Output: point_{try}

function

point_{try} = step(point_{now}, index_{last}, mode, R)

point_{try} $\leftarrow \emptyset$;

$(X, Y, \varphi, v, \delta_{\text{steer}}) \leftarrow \text{point}_{\text{now}}$;

index $\leftarrow \text{find}(\text{mode}, \varphi, v)$;

try $\leftarrow R(\text{index})$;

for all $i \in \text{try}$ **do**

$(v_{\text{next}}, \delta_{\text{steer_next}}, r_i, \delta) \leftarrow \text{mode}(i)$

$\psi \leftarrow T_s v / (\sin(\delta) \cdot r_i)$

$X_{\text{next}} \leftarrow X + r_i \cos(\psi - \delta + \varphi) - r_i \cos(\delta - \varphi)$

$Y_{\text{next}} \leftarrow Y + r_i \sin(\psi - \delta + \varphi) + r_i \sin(\delta - \varphi)$

$X_{\text{circle}} \leftarrow X - r_i \cdot \cos(\delta - \varphi)$

$Y_{\text{circle}} \leftarrow Y + r_i \cdot \sin(\delta - \varphi)$

$\varphi_{\text{next}} \leftarrow \psi + \varphi$

pp $\leftarrow \text{CheckRoad}(X_{\text{next}}, Y_{\text{next}}, \text{TrackCenter})$

if pp = true **then**

point_{try} $\leftarrow \text{point}_{\text{try}} \cup$

$(X_{\text{next}}, Y_{\text{next}}, \varphi_{\text{next}}, v_{\text{next}}, \delta_{\text{steer_next}}, \text{index}_{\text{last}})$

end if

end for

return point_{try};

end function

3 仿真实例及分析

为验证所提出 SP^2 规划方法的有效性, 本文针对某典型赛道开展仿真试验, 并与中心线策略对比以验证 SP^2 算法的优越性。

3.1 仿真设置

本文针对如图 7 的赛道开展轨迹规划研究, 其包含短直道, 长直道, 小或中等转弯半径弯道以及组合弯道。图中还标记了赛道起点与能体现赛车驾驶策略的关键部位(如入弯点和出弯点)。本文针对某后轮驱动赛车开展轨迹规划, 车辆及程序的相关参数如表 3 所示。

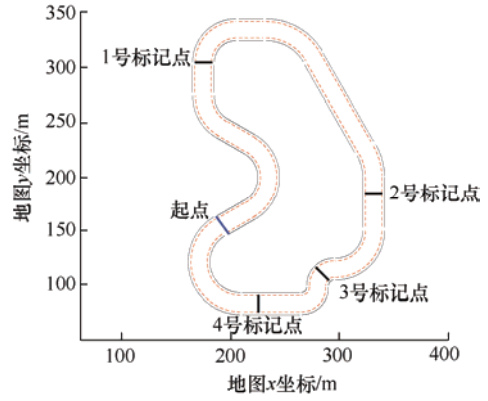


图 7 地图模型及标记点示意图

表 3 车辆参数和物理约束

| 车辆及程序参数 | 数值 |
|------------------|-------|
| 轴距 L /m | 2.33 |
| 质心与前轴距离 l_f /m | 1.165 |
| 车辆质量 m /kg | 1 020 |
| 轮胎模型参数 B | 5.6 |
| 轮胎模型参数 C | 1.42 |
| 轮胎模型参数 D | 5 000 |
| 最大前轮转角/(°) | 31 |
| 步长/s | 0.5 |
| 进度权重 P | 5 |
| 侧偏角权重 Q | 1.45 |
| 速度离散间隔/(m/s) | 1 |
| 转角离散间隔/(°) | 0.25 |

3.2 SP^2 轨迹规划结果

利用 SP^2 算法进行路径与速度协同规划, 设每步时间间隔 $T_s = 0.5 \text{ s}$ 。当 $N_s > 4$ 时, 由于状态-动作空间序列过多, 计算机内存溢出, 无法得到可行解, 故仿真只给出 N_s 为 2 到 4 的结果。结果如图 8、图 9 与表 4 所示。

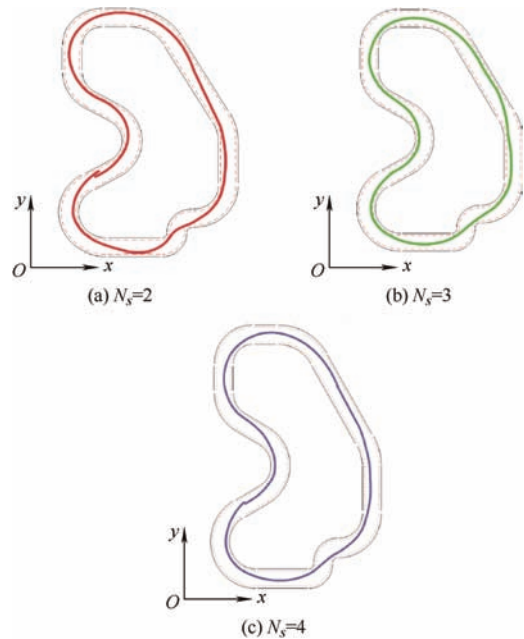


图 8 不同单步规划次数的赛车路径

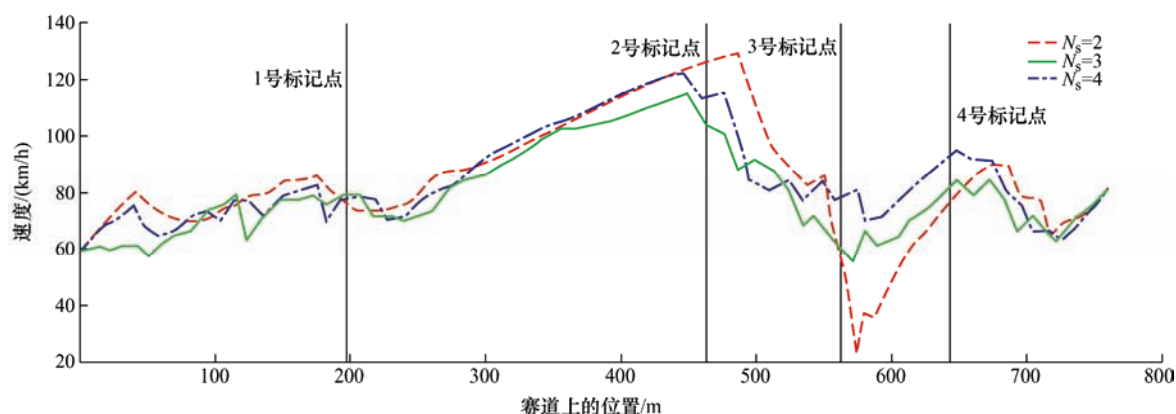


图 9 不同单步规划次数下规划的赛车车速谱

表 4 不同单步规划次数的轨迹规划结果对比

| 规划次数 N_s | 单圈圈速/s |
|------------|--------|
| 2 | 33.13 |
| 3 | 30.37 |
| 4 | 29.56 |

从规划结果中可以看到, 不同单步规划次数的车速速度谱呈现相同的驾驶趋势, 在关键拐角具有相似的驾驶策略, 但三种 N_s 的圈速差异较大, 说明 N_s 对轨迹规划由一定的影响。

三种单步规划次数中, $N_s = 4$ 的圈速最快, 这主要是由于, 相比于 $N_s = 2$ 和 $N_s = 3$, $N_s = 4$ 能够规划更远的距离, 能考虑更多的未来趋势, 例如 $N_s = 4$ 会牺牲部分过弯车速以获得更高的直线行驶车速, 如标记点 2、3 处。对比 $N_s = 2$ 和 $N_s = 3$ 也可发现类似的规律, 比如 $N_s = 3$ 提前将 3 号标记点附近的组合弯道纳入规划约束中, 提前减速以尽快完

成转弯, 而 $N_s = 2$ 的规划结果显示, 赛车在 3 号标记点附近损失了大量时间。

3.3 循迹仿真对比

为验证本文提出算法的优越性, 本节将利用 CarSim 仿真对比时间最优轨迹与赛道中心线轨迹, 其中赛道中心线轨迹的速度谱遵循。赛道中心线路径的车速由路径规划中的前视距离曲率决定, 具体求解过程可参考文献[15]。

本文利用 CarSim 中的驾驶员模型分别跟踪上述两条车辆轨迹, 分别为第 3.2 节中 $N_s = 4$ 的时间最优轨迹, 与赛道中心线轨迹, 仿真结果如图 10 与表 5 所示。由结果可知, 时间最优轨迹较赛道中心线轨迹, 不仅在路径长度上缩小了 37 m, 在平均车速上较中心线轨迹也有较明显的提升。从图 10 可以看到, 时间最优轨迹的仿真结果在几个关键转角处均比中心线轨迹具有更高的车速。综上, 时间最优轨迹较中心线轨迹将赛车竞速圈速降低了 20.2%。

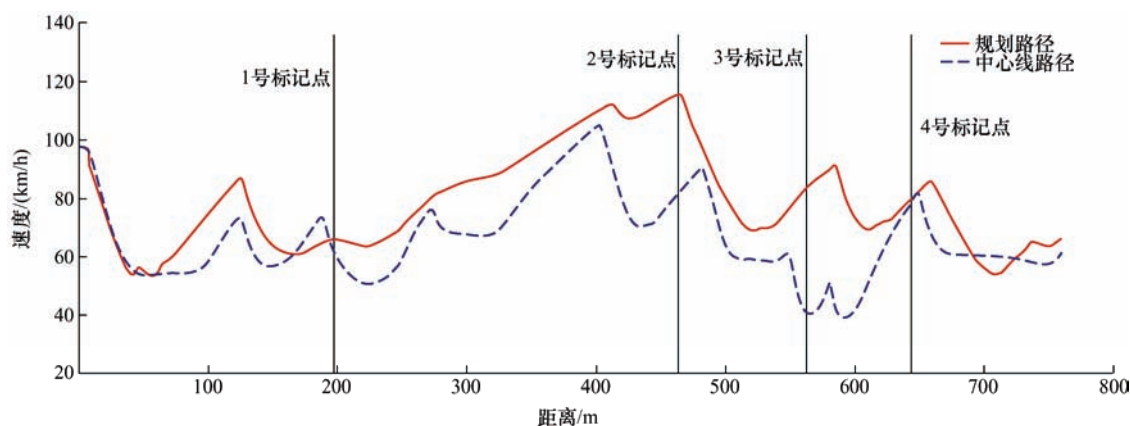


图 10 两种路径循迹的速度曲线

表 5 不同路径下的圈速

| 轨迹 | 路径全长/m | 圈速/s |
|---------|---------|--------|
| 赛道中心线轨迹 | 761.169 | 43.25 |
| 时间最优轨迹 | 724.172 | 34.525 |

4 微缩赛车试验平台与试验

为验证所提出 SP^2 轨迹规划算法的有效性, 本文还搭建了微缩赛车试验平台, 并进行了实车试验研究。

4.1 微缩试验平台搭建

微缩赛车试验平台包括室内视觉定位系统、中心控制服务器与具有通行功能的 1:28 RC 赛车, 如图 11 所示。其中, 室内视觉定位系统通过 10 个高精度动作捕捉摄像头通过赛车搭建的荧光标记点进行实时车辆高精度定位(定位误差小于 5 mm); 车辆轨迹与控制命令由中心控制服务器, 根据车辆定位系统获取的位姿信息, 实时计算并通过 WiFi 发送给 RC 赛车执行。

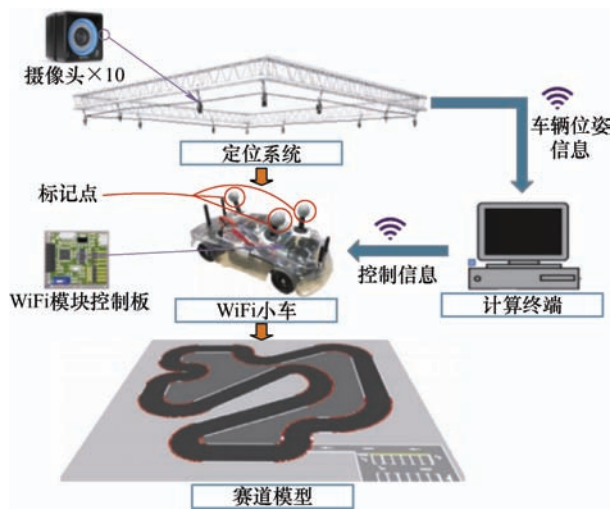


图 11 微缩赛道试验平台框架图

4.2 微缩赛道轨迹跟踪试验

针对图 11 的实际赛道, 应用所提出的 SP^2 算法实现时间最优轨迹优化, 多步规划 N_s 采用与仿真相同的 4, 其结果如图 12 所示。

开展两种轨迹的试验, 一种是为 SP^2 得到的时间最优轨迹, 另一种是中心线轨迹, 中心线轨迹的车速谱仍然由路径规划中的前视距离曲率得到。两种轨迹的跟踪控制方法采用横纵解耦的纯追踪算法^[16-17]。实车试验的实际车辆速度谱与赛车圈速结果如图 13 与表 6, 可以发现, 时间最优轨迹较中心线轨迹将圈速降低了 24.7%, 且在赛道各个位置, 时间最优轨迹均具有突出的速度优势, 具体试验结果

如链接所示<https://www.bilibili.com/video/BV1co4y1m7w3?from=search&seid=8676153110366161565>。

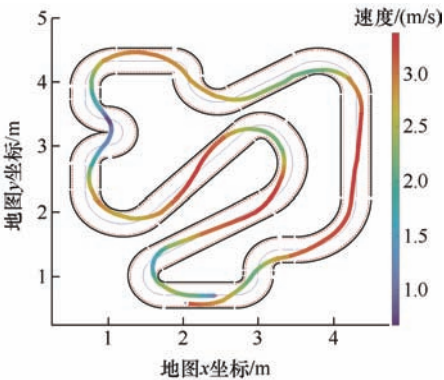


图 12 SP^2 算法求解轨迹

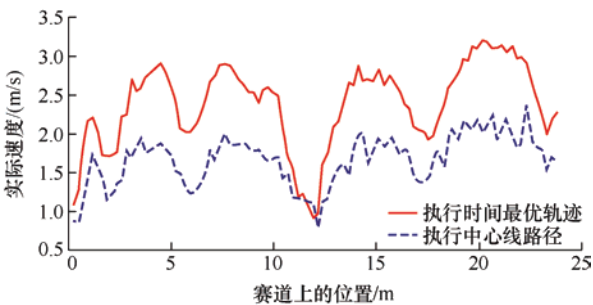


图 13 两种轨迹试验结果对比

表 6 不同轨迹下的微缩赛车圈速对比

| 轨迹 | 圈速/s |
|---------|-------|
| 赛道中心线轨迹 | 15.56 |
| 时间最优轨迹 | 11.72 |

5 结论

(1) 建立了自动驾驶赛车的路径与速度协同规划问题, 其主要是在满足赛道边界约束、车辆动力学约束, 以圈速最小为目标, 实现车辆最快驾驶策略。

(2) 提出了基于车辆动力学离散化的路径与车速协同规划方法 SP^2 , 构建了稳态动作空间与运动状态转移网, 并搭建包含赛车时空位置信息的状态-动作空间, 提出以距离最远为目标的轨迹优化问题, 通过滚动多步优化实现赛车圈速最小(时间最优)轨迹的优化。

(3) 对 SP^2 规划方法的关键参数进行优化, 确定最优多步规划数量, 在 CarSim 中进行最优轨迹跟踪仿真试验, 结果表明所提出的时间最优轨迹较传统中心线轨迹的圈速降低了 20%。

(4) 搭建了微缩赛车试验平台, 并开展相关实

车试验, 结果表明所提出的时间最优轨迹较中心线轨迹将圈速降低了 24.7%, 验证了 SP^2 规划方法的优化效果。

参 考 文 献

- [1] KABZAN J, VALLS I, REIJGWARD F, et al. Amz driverless: The full autonomous racing system[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(7): 1267-1294.
- [2] HOU Lian, XIN Long, LI Sheng, et al. Interactive trajectory prediction of surrounding road users for autonomous driving using structural-LSTM network[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(11): 4615-4625.
- [3] LATOMBE C. Robot motion planning[M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2012.
- [4] LAVALLE M. Planning algorithms[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2006.
- [5] LI Q, ZENG Z, YANG B, et al. Hierarchical route planning based on taxi GPS-trajectories[C]//2009 17th International Conference on Geoinformatics. Fairfax, VA, USA: IEEE, 2009: 1-5.
- [6] LAVALLE M, KUFFNER J. Randomized kinodynamic planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2001, 20(5): 378-400.
- [7] MONTEMERLO M, BECKER J, BHAT S, et al. Junior: The stanford entry in the urban challenge[J]. Journal of Field Robotics, 2008, 25(9): 569-597.
- [8] 袁静妮, 杨林, 唐晓峰, 等. 基于改进 RRT*与行驶轨迹优化的智能汽车运动规划[J/OL]. 自动化学报: 1-10[2021-10-31]. DOI: 10.16383/j.aas.c190607.
YUAN Jingni, YANG Lin, TANG Xiaofeng, et al. Autonomous vehicle motion planning based on improved RRT* algorithm and trajectory optimization[J/OL]. Acta Automatica Sinica: 1-10 [2021-10-31]. DOI: 10.16383/j.aas.c190607.
- [9] 董昊轩, 殷国栋, 庄伟超, 等. 基于迭代动态规划的网联电动汽车经济性巡航车速优化[J]. 机械工程学报, 2021, 57(6): 121-130.
DONG Haoxuan, YIN Guodong, ZHUANG Weichao, et al. Economic cruising velocity optimization using iterative dynamic programming of connected electric vehicle[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(6): 121-130.
- [10] 冀同涛, 李刚, 王明家, 等. 无人驾驶电动赛车路径规划算法研究[J]. 汽车实用技术, 2019(16): 37-38, 45.
JI Tongtao, LI Gang, WANG Mingjia, et al. Research on path planning algorithm for unmanned electric racing[J]. Automobile Applied Technology, 2019(16): 37-38, 45.
- [11] JEONG H, COWLAGI V, PETERS C, et al. Optimal motion planning with the half-car dynamical model for autonomous high-speed driving[C]//American Control Conference. Washington: IEEE, 2013: 188-193.
- [12] 杨国林, 柴天. 无人驾驶赛车时间最优轨迹规划[C/CD]//2020 中国汽车工程学会年会论文集, 2020.
YANG Guolin, CHAI Tian. Time optimal trajectory planning for autonomous race car[C/CD]// Proceedings of China Society of Automotive Engineering Annual Conference, 2020.
- [13] LINIGER A, LYGEROS J. A viability approach for fast recursive feasible finite horizon path planning of autonomous RC cars[C]//Proceedings of the 18th International Conference on Hybrid Systems: Computation and Control. Seattle, Washington, USA: Association for Computing Machinery, 2015: 1-10.
- [14] BAKKER E, NYBORG L, PACEJKA H B. Tyre modelling for use in vehicle dynamics studies[J]. SAE Transactions, 1987, 96(2): 190-204.
- [15] 吴昊, 王思山, 周海鹰, 等. 基于模型预测控制的智能车横纵向控制器设计[J]. 湖北汽车工业学院学报, 2021, 35(1): 11-16, 20.
WU Hao, WANG Sishan, ZHOU Haiying, et al. Design of lateral and longitudinal controller of intelligent vehicle based on model predictive control[J]. Journal of Hubei University of Automotive Technology, 2021, 35(1): 11-16, 20.
- [16] 熊璐, 杨兴, 卓桂荣, 等. 无人驾驶车辆的运动控制发展现状综述[J]. 机械工程学报, 2020, 56(10): 127-143.
XIONG Lu, YANG Xing, ZHOU Guirong, et al. Review on motion control of autonomous vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(10): 127-143.
- [17] HOFFMANN M, TOMLIN J, MONTEMERLO M, et al. Autonomous automobile trajectory tracking for off-road driving: Controller design, experimental validation and racing[C]//2007 American Control Conference. New York, NY, USA: IEEE, 2007: 2296-2301.

作者简介: 李荣黎, 男, 1996 年出生。主要研究方向为自动驾驶赛车轨迹规划与控制。

E-mail: 1195140756@qq.com

殷国栋(通信作者), 男, 1976 年出生, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为智能网联汽车、无人驾驶与智能辅助驾驶系统、车辆动力学及其控制等。

E-mail: ygd@seu.edu.cn