DOI: 10.3901/JME.2020.16.214

基于轨迹张量的自动驾驶复合信息 综合映射方法*

刘照麟^{1,2} 陈吉清^{1,2} 兰凤崇^{1,2} 夏红阳^{1,2}

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院 广州 510640;

2. 广东省汽车工程重点实验室 广州 510640)

摘要: 信息映射的精度和效率不足制约着自动驾驶汽车的性能。对自动驾驶复合信息进行数据结构和映射方式的优化以提高运算效率和精度;建立自动驾驶轨迹分类求解模型,根据操纵输入求解轨迹信息和姿态信息;通过多重拟合实现操纵、轨迹和姿态信息的参数化表达。针对自动驾驶信息的参数化特征,提出轨迹张量的概念;利用张量系统高阶次、多维度的数据结构,形成轨迹规划和轨迹跟随中两类基本映射关系的数据样本;利用样本在离线环境下充分训练深度学习系统,得到两类基本映射关系模型。经仿真试验证明,所有组别驾驶数据映射计算效率均高于常规微分方程法,且计算误差均在允许范围内。基于轨迹张量的信息映射模型可有效提升轨迹规划和跟随的精度和效率,提高自动驾驶汽车的安全性和适应性。

关键词: 自动驾驶; 轨迹张量; 信息映射

中图分类号: U462

Methodology on Comprehensive Mapping of Multi-information of Autonomous Driving Based on Trajectory Tensor

LIU Zhaolin^{1,2} CHEN Jiqing^{1,2} LAN Fengchong^{1,2} XIA Hongyang^{1,2}

(1. School of Mechanical & Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640;

2. Guangdong Provincial Key Laboratory of Automotive, Guangzhou 510640)

Abstract: The performance of an autonomous driving vehicle is limited by low levels of accuracy and efficiency for information mapping, which can be improved by the optimization of data structure and mapping manner. A trajectory categorical-calculating model for autonomous driving vehicle is built for solving trajectory and attitude by given handling data. Handling information, trajectory information and attitude information are parameterized through multi-fitting. A model of trajectory tensor is proposed according to the characteristics of trajectory parameterization. By taking advantage of the data structure of a tensor with high-order and multi-dimensions, samples of two basic types of mapping in trajectory planning and tracking are worked out. An in-depth learning system is constructed and the mathematic model of the basic relation of two types of mapping is obtained by training offline adequately. In simulation experiments compared with the usual method of differential equations, calculation efficiencies of the trajectory tensor method are higher in all experimental data groups, while the standards required by calculation accuracy are entirely reached. The accuracy and efficiency of trajectory planning and tracking can be improved through the trajectory-tensor-based model of information mapping, and the safety as well as the flexibility of autonomous driving vehicles can be therefore enhanced.

Key words: autonomous driving; trajectory tensor; information mapping

* 国家自然科学基金(51775193)、广东省科技计划(2015B01037002)和广东省自然科学基金(2018A030313727)资助项目。20191217 收到初稿, 20200318 收到修改稿

0 前言

自动驾驶总体技术思路可分为 3 类: 动态规划法、机器学习法^[1]和轨迹构建法。其中, 动态规划法起源于轮式机器人运动规划技术, 以实时环境数据为依据, 以一系列标准操纵方式动态规划下一个时间步内的运动状态^[2], 操纵方式的标准化决定了该方法在自动驾驶复杂场景下的局限性, 且对环境信息采集处理效率要求较高; 机器学习法以人工智能技术为基础, 以驾驶员的数据样本作为系统构建依据, 对复杂场景具备一定的适应能力, 但该方法忽略了车辆本身运动规律, 且一定程度上会继承人类驾驶的缺陷^[3]; 轨迹构建法通过构建特定场景下某一行行为的具体轨迹实现自动驾驶, 轨迹充分考虑车辆动力学约束和安全性、合法性等诸多需求, 对复杂场景的应对能力强, 以环境信息和主车状态为轨迹构建的依据, 避免了人类驾驶中经验主导的方式, 是应用最广泛的自动驾驶技术思路。

轨迹构建法技术体系包含环境识别、轨迹规划和轨迹跟随三部分。环境识别提供车辆周围的环境信息和自身状态信息^[4]; 轨迹规划给出当前场景下安全合法的行驶轨迹, 主要包括图搜索法^[5]、随机采样法^[6]和曲线解析法等, 其中曲线解析法又包含 Dubins 曲线^[7]、Reeds-Shepp 曲线^[8]、回旋曲线、多项式拟合及参数曲线等; 轨迹跟随保证规划出的轨迹被准确执行^[9], 现有方案包括 PID 控制器及各种改进 PID 控制方法^[10], 滑膜控制方法^[11-12]和预测控制方法^[13-14]等。

在轨迹规划和轨迹跟随方法中, 自动驾驶信息的表达、存储和映射在系统运行中被反复执行。就轨迹信息的表达而言, 图搜索法以设计域中起点、终点和障碍物的坐标信息的方式存储轨迹信息; 随机采样法以设计域中样本点的方式存储信息^[15], 然而这些信息并不是严格意义上的“轨迹”, 因为其只包括空间数据, 不包括时间数据^[16], 车辆运行时的速度区间较宽, 这种表达方式存在诸多不便。

轨迹构建中涉及的自动驾驶信息量大, 包括操纵信息及对应的轨迹信息和姿态信息等。操纵信息分别与轨迹信息和姿态信息产生耦合, 整个信息系统具有不对称性。系统中映射关系主要包含两类, 分别是轨迹信息到操纵信息的映射和轨迹信息到姿态信息的映射, 前者用于轨迹跟随, 后者用于轨迹规划。车辆精确的理论轨迹计算方法, 是在给定操纵信息的基础上, 利用车辆系统运动微分方程求得

的^[17], 而面向自动驾驶汽车的运动数学模型, 必然是包括轮胎模型在内的多自由度耦合系统^[18], 对于第 1 类映射关系, 求解过程涉及到解函数和已知函数的协调性问题, 在微分方程数值解法理论体系下求解复杂^[19]; 对于第 2 类映射关系, 不但面临第 1 类映射关系的问题, 还要反复在线求解微分方程, 影响计算效率。

针对轨迹规划和轨迹跟随中, 轨迹信息表达和映射中的问题, 建立自动驾驶轨迹分类求解模型, 通过操纵输入求解车辆轨迹和姿态。以初等函数对操纵方式和姿态信息进行参数化表达, 以 Bezier 曲线对轨迹进行参数化表达, 并在此基础上构建包含操纵参数、轨迹参数和姿态参数的轨迹张量, 以张量的下标和分量构成的样本训练深度学习系统, 依此构建准确、简洁、高效的自动驾驶信息映射系统。

1 自动驾驶车辆轨迹分类求解模型

自动驾驶车辆运行时的数据流包含操纵、轨迹和姿态信息等多方面数据, 这些数据的产生和映射遵循车辆运动规律, 为此须首先建立自动驾驶汽车运动轨迹分类求解模型。

动态环境下的自动驾驶轨迹对应的车辆速度矢量随时变化, 轮胎在大部分时间内都处于纵滑-侧偏联合工况中^[20]; 同时, 在轨迹的分析和优化工作中, 车辆在不同轨迹下的姿态是重要的评价指标, 这要求轨迹分类求解模型的输出量包括横摆角速度和车身侧倾角等姿态参数。综上, 自动驾驶轨迹分类求解模型的主要功能如下。

- (1) 保规划生成的轨迹满足车辆动力学约束。
- (2) 出不同操纵数据下的轨迹数据和姿态数据。
- (3) 轨迹跟随控制算法的构建提供依据。

轨迹分类求解模型以微分方程的形式呈现, 包含惯性力和外力两部分。惯性力是车辆在各个自由度上的运动状态发生改变所需要的力, 通过质点动力学基本原理构建; 外力是迫使车辆在各个自由度上运动状态发生改变的力, 轨迹分类求解模型中的外力包括轮胎的纵向力和侧向力, 以及车身的空气阻力、横摆力矩和侧倾力矩。

1.1 车辆的惯性力

建立车辆等效动力学模型如图 1 所示, 图中 XYZ 为地面坐标系, xyz 和 $x'y'z'$ 分别为簧载质量和簧下质量的坐标系, 其坐标基矢分别为 $(\mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{k})$ 和 $(\mathbf{i}', \mathbf{j}', \mathbf{k}')$; U 和 S 分别为簧下质量和簧载质量质心,

T_U 和 T_S 别为 U 和 S 在各自坐标系下的位矢, S 、 U 、 O 三点在地面坐标系下的位矢分别为 E_S 、 E_U 和 E 。

图 1 车辆等效模型

簧下质量和簧载质量的角速度矢量分别为 ω_U 和 ω_S , 两质心 U 和 S 在地面坐标系下的速度矢量为

$$\begin{cases} \dot{E}_U = \dot{E} + \omega_U \times T_U \\ \dot{E}_S = \dot{E} + \omega_S \times T_S \end{cases} \quad (1)$$

当侧倾角 φ 较小时, 车辆坐标系原点 O 在 x 方向的速度分量为 u , 在 y 或 y' 方向的速度分量为 v , 则 O 点速度矢量

$$\dot{E} = u\mathbf{i} + v\mathbf{j} = u\mathbf{i}' + v\mathbf{j}' \quad (2)$$

考虑车辆转动自由度, 簧下质量仅有横摆运动, 簧载质量进行横摆和侧倾耦合运动, 则二者角速度为

$$\begin{cases} \omega_U = r\mathbf{k}' \\ \omega_S = p\mathbf{i} + r\mathbf{k} \end{cases} \quad (3)$$

式中, r 和 p 分别为横摆角速度和侧倾角速度。两质心在各自坐标系下的位矢

$$\begin{cases} T_U = -e\mathbf{i}' \\ T_S = c\mathbf{i} + h_s\mathbf{k} \end{cases} \quad (4)$$

将式(2)~(4)代入式(1), 有

$$\begin{cases} \dot{E}_U = u\mathbf{i}' + (v - er)\mathbf{j}' \\ \dot{E}_S = u\mathbf{i} + (v - h_s p + cr)\mathbf{j} \end{cases} \quad (5)$$

式(5)两端对时间求导

$$\begin{cases} \ddot{E}_U = (\dot{u} - vr + er^2)\mathbf{i}' + (\dot{v} + ur - e\dot{r})\mathbf{j}' \\ \ddot{E}_S = (\dot{u} - vr + h_s p r - cr^2)\mathbf{i} + \\ (\dot{v} + ur - h_s \dot{p} + c\dot{r})\mathbf{j} + \\ (vp + h_s p^2 + cpr)\mathbf{k} \end{cases} \quad (6)$$

所以有簧下和簧载两部分质量的纵向加速度

$$\begin{cases} \gamma_U = \dot{u} - vr + er^2 \\ \gamma_S = \dot{u} - vr + h_s p r - cr^2 \end{cases} \quad (7)$$

侧向加速度

$$\begin{cases} \eta_U = \dot{v} + ur - e\dot{r} \\ \eta_S = \dot{v} + ur - h_s \dot{p} + c\dot{r} \end{cases} \quad (8)$$

式(7)两端同时乘以对应的质量 m_U 和 m_S

$$\begin{cases} X_U = m_U(\dot{u} - vr) + m_U er^2 \\ X_S = m_S(\dot{u} - vr) + m_S h_s p r - m_S cr^2 \end{cases} \quad (9)$$

式(9)中两个方程相加有纵向惯性力的总和

$$F_x = X_U + X_S = (m_U + m_S) \cdot (\dot{u} - vr) + m_S h_s p r + (m_U e - m_S c) r^2 \quad (10)$$

又

$$\begin{cases} m_U + m_S = m \\ m_U e - m_S c = 0 \end{cases} \quad (11)$$

将式(11)代入式(10)有纵向惯性力的表达式

$$F_x = m(\dot{u} - vr) + m_S h_s p r \quad (12)$$

式(8)两端同时乘以对应的质量 m_U 和 m_S

$$\begin{cases} Y_U = m_U(\dot{v} + ur) - m_U e\dot{r} \\ Y_S = m_S(\dot{v} + ur) - m_S h_s \dot{p} + m_S c\dot{r} \end{cases} \quad (13)$$

式(13)中两个方程相加, 并代入式(11), 有

$$F_y = m(\dot{v} + ur) - m_S h_s \dot{p} \quad (14)$$

联立式(12)、(14), 两个平动自由度的惯性力为

$$\begin{cases} F_x = m(\dot{u} - vr) + m_S h_s p r \\ F_y = m(\dot{v} + ur) - m_S h_s \dot{p} \end{cases} \quad (15)$$

对于两个转动自由度下的惯性力矩, 设簧载质量对自身质心 S 的惯性矩阵

$$I_S = \begin{pmatrix} I_{xxS} & -I_{xyS} & -I_{xzS} \\ -I_{yxS} & I_{yyS} & -I_{yzS} \\ -I_{zxS} & -I_{zyS} & I_{zzS} \end{pmatrix} \quad (16)$$

簧载质量角速度矢量

$$\omega_S = \begin{pmatrix} \omega_{xS} \\ \omega_{yS} \\ \omega_{zS} \end{pmatrix} \quad (17)$$

则簧载质量的角动量矢量为

$$\begin{aligned} A_S = & (I_{xxS}\omega_{xS} - I_{xyS}\omega_{yS} - I_{xzS}\omega_{zS})\mathbf{i} + \\ & (-I_{yxS}\omega_{xS} + I_{yyS}\omega_{yS} - I_{yzS}\omega_{zS})\mathbf{j} + \\ & (-I_{zxS}\omega_{xS} - I_{zyS}\omega_{yS} + I_{zzS}\omega_{zS})\mathbf{k} \end{aligned} \quad (18)$$

由簧载质量关于 xoz 平面对称, 有

$$I_{yxS} = I_{yzS} = 0 \quad (19)$$

并且

$$\begin{cases} \omega_{xS} = p \\ \omega_{yS} = 0 \\ \omega_{zS} = r \end{cases} \quad (20)$$

将式(19)、(20)代入式(18), 有簧载质量的角

动量

$$\mathbf{A}_S = (I_{xxS} \dot{p} - I_{xzS} \dot{r}) \mathbf{i} + (-I_{xzS} \dot{p} + I_{zzS} \dot{r}) \mathbf{k} \quad (21)$$

同理，簧下质量的角动量为

$$\mathbf{A}_U = I_{zzU} \dot{r} \mathbf{k}' \quad (22)$$

式(21)、(22)两端分别对时间求导

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{A}}_U = I_{zzU} \dot{r} \mathbf{k}' \\ \dot{\mathbf{A}}_S = (I_{xxS} \ddot{p} - I_{xzS} \ddot{r}) \mathbf{i} + \\ [I_{xzS} \dot{p}^2 - I_{xzS} \dot{r}^2 + (I_{xxS} - I_{zzS}) \dot{p} \dot{r}] \mathbf{j} + \\ (I_{zzS} \ddot{r} - I_{xzS} \ddot{p}) \mathbf{k} \end{cases} \quad (23)$$

由式(23)有簧下质量的横摆力矩，簧载质量的横摆力矩和侧倾力矩如下

$$\begin{cases} W_U = I_{zzU} \dot{r} \\ W_S = I_{zzS} \dot{r} - I_{xzS} \dot{p} \\ R_S = I_{xxS} \dot{p} - I_{xzS} \dot{r} \end{cases} \quad (24)$$

式中， W_U 和 W_S 为簧下质量和簧载质量的横摆力矩， R_S 为簧载质量的侧倾力矩。考虑作用在簧下质量和簧载质量上的侧向惯性力 Y_U 和 Y_S 产生的力矩，整车的横摆力矩 W 和簧载质量侧倾力矩 R 分别为

$$\begin{cases} W = W_S + W_U + cY_S - eY_U \\ R = R_S - h_S Y_S \end{cases} \quad (25)$$

将式(24)、(13)代入式(25)

$$\begin{aligned} W = & (I_{zzS} + I_{zzU} + m_S c^2 + m_U e^2) \dot{r} - \\ & (I_{xzS} + c m_S h_S) \dot{p} + \\ & (\dot{v} + ur)(m_S c - m_U e) \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} R = & (I_{xxS} + h_S^2 m_S) \dot{p} - I_{xzS} \dot{r} - \\ & h_S m_S (\dot{v} + ur) - h_S m_S c \dot{r} \end{aligned} \quad (27)$$

整车的横摆转动惯量

$$I_z = I_{zzS} + I_{zzU} + m_S c^2 + m_U e^2 \quad (28)$$

整车惯性积

$$I_{xz} = I_{zx} = I_{xzS} + m_S h_S c \quad (29)$$

簧载质量对整车质心的侧倾转动惯量

$$I_x = I_{xxS} + m_S h_S^2 \quad (30)$$

将式(28)、(29)和(11)代入式(26)得

$$W = I_z \ddot{r} - I_{xz} \ddot{p} \quad (31)$$

将式(29)、(30)代入式(27)得

$$R = I_x \ddot{p} - I_{xz} \ddot{r} - h_S m_S (\dot{v} + ur) \quad (32)$$

综上轨迹分类求解模型微分方程组的惯性力部分为

$$\begin{cases} F_x = m(\dot{u} - vr) + m_S h_S pr \\ F_y = m(\dot{v} + ur) - m_S h_S \dot{p} \\ W = I_z \ddot{r} - I_{xz} \ddot{p} \\ R = I_x \ddot{p} - I_{xz} \ddot{r} - h_S m_S (\dot{v} + ur) \end{cases} \quad (33)$$

1.2 轮胎模型

准确地表达地面对轮胎的作用力是轨迹分类求解模型微分方程外力部分的核心内容，该过程中需要借助轮胎模型。轮胎模型通过车辆自身参数和行驶状态计算地面对轮胎的作用力，其工作原理如图 2 所示^[21]。

图 2 轮胎模型原理

考虑到数值算法的适应性，采用 MF_Swift 轮胎模型描述轮胎特性，其基本形式^[22]为

$$y = D \sin \left\{ C \arctan \left[Bx - E (Bx - \arctan Bx) \right] \right\} \quad (34)$$

同时

$$\begin{aligned} Y(X) &= y(x) + S_V \\ x &= X + S_H \end{aligned} \quad (35)$$

式中， X 、 Y 分别为输入量和输出量， B 为刚度因子， C 为形状因子， D 为峰值因子， E 为曲率因子， S_H 为水平偏置， S_V 为垂直偏置。

根据式(34)、(35)有纯纵滑工况下的纵向力 F_{x0} 和纯侧偏工况的侧向力 F_{y0} 别为

$$\begin{aligned} F_{x0} = & S_{Vx} + D_x \sin(C_x \arctan(B_x \kappa_x - \\ & E_x (B_x \kappa_x - \arctan(B_x \kappa_x)))) \end{aligned} \quad (36)$$

$$\begin{aligned} F_{y0} = & S_{Vy} + D_y \sin(C_y \arctan(B_y \alpha_y - \\ & E_y (B_y \alpha_y - \arctan(B_y \alpha_y)))) \end{aligned} \quad (37)$$

在纯工况轮胎力模型的基础上，引入权重函数

$$G = D \cos(C \arctan(Bx)) \quad (38)$$

得到联合工况下的纵向力 F_x 和侧向力 F_y

$$F_x = G_{x\alpha} \cdot F_{x0} \quad (39)$$

$$F_y = G_{y\kappa} \cdot F_{y0} + S_{Vy\kappa} \quad (40)$$

试验车装备半钢子午线轮胎：165/50-R15，前后轴荷分别为 4 287.7 N 和 4 872.3 N，由式(39)确定联合工况下纵向力与滑动率、侧偏角的关系见图 3，由式(40)确定侧向力与滑动率、侧偏角的关系如图 4 所示。

纵向力受滑动率和侧偏角影响，呈现明显的非线性关系。在滑动率取 17%~20% 时纵向力取最大值，且轮胎侧偏角越小，纵向力最大值越大。

滑动率和侧偏角对侧向力的影响同样有明显的非线性特征，侧偏角取 7°~9° 时侧向力取最大值，且最大值随滑动率的增加而减小。

图3 纵向力-滑动率、侧偏角曲面

图4 侧向力-滑动率、侧偏角曲面

1.3 车辆所受外力

车辆在运行状态下所受到的外力主要来源于地面对轮胎的作用力和空气对车身的作用力。在正常行驶状态下,两侧的流体压能不会发生突变,则空气的作用力只包括纵向的空气阻力;地面对轮胎的作用力包含纵向和侧向两个方向,由上述轮胎模型确定;在前后轮胎都作用有侧向力的情况下,将产生对整车的横摆力矩和对簧载质量的侧倾力矩。

车辆受到的纵向力为

$$F_x = F_{xf} \cos \delta + F_{xr} - fF_z - \frac{C_D A u^2}{21.15} \quad (41)$$

式中, F_{xf} 和 F_{xr} 是前后轮胎的纵向力, δ 为转向角, f 为滚动阻力系数, C_D 为空气阻力系数, A 为迎风面积。

车辆受到的侧向力为

$$F_y = F_{yf} \cos \delta + F_{yr} \quad (42)$$

式中, F_{yf} 和 F_{yr} 是前后轮胎的侧向力。

车辆受到的横摆力矩为

$$W = L_f F_{yf} \cos \delta - L_r F_{yr} \quad (43)$$

式中, L_f 和 L_r 是前后轴到质心的距离。

簧载质量的侧倾外力矩,主要取决于悬架系统的侧倾角刚度和侧倾阻尼系数,以及簧载质量偏心所产生的重力矩,表达如下

$$R = (-K_\phi + m_S g h_S) \phi - C_\phi \dot{\phi} \quad (44)$$

式中, K_ϕ 为侧倾角刚度, C_ϕ 为侧倾等效阻尼系数。

综上,自动驾驶轨迹分类求解模型为

$$\begin{cases} F_x(\kappa, \alpha) - fF_z - \frac{C_D A u^2}{21.15} = m(\dot{u} - vr) + m_S h_S p r \\ F_y(\kappa, \alpha) = m(\dot{v} + ur) - m_S h_S \dot{p} \\ L_f F_{yf} \cos \delta - L_r F_{yr} = I_z \dot{r} - I_{xz} \dot{p} \\ (m_S g h_S - K_\phi) \phi - C_\phi \dot{\phi} = I_x \dot{p} - I_{xz} \dot{r} - h_S m_S (\dot{v} + ur) \end{cases} \quad (45)$$

模型中各参数分类见表1,该模型是构建两类映射关系的理论基础,可求解不同操纵方式对应的轨迹和姿态,建立动力学约束。

表1 轨迹分类求解模型中的参数分类

参数类型	参数项
姿态参数	$\dot{u}, \dot{v}, r, p$
操纵参数	κ, α
其他动力学参数	$f, A, m, m_S, h_S, L_f, L_r, I, K_\phi, C_\phi$

2 行驶轨迹拟合参数化

应用轨迹分类求解模型可求解给定操纵对应的行驶轨迹,针对实际轨迹数据量较大的情况,采用拟合参数化的方式实现轨迹数据的表达和映射。轨迹的本质是车辆刚体位移与时间的映射关系,在参数化过程中需要满足如下要求。

(1) 轨迹的表达不应只包含空间路径数据,还应包含时间数据。

(2) 车辆外形是一组复杂曲面,具有平动和转动相耦合的复杂运动状态,轨迹的表达应兼顾车辆外形数据的有效性和可操作性。

(3) 轨迹作为实数域上的连续映射关系,在数值算法中都携带大量的数据,这会给轨迹的规划和执行带来较大不便,轨迹的表达应具有坐标独立,数据统一和简洁清晰的特点。

基于上述3点要求,拟采用椭圆来表征车辆的空间外形,以椭圆中心的“世界线”作为车辆运行的轨迹,以分段低次Bezier参数曲线拟合实际轨迹,取其控制点坐标序列作为相应轨迹的参数,实现轨迹的参数化表达。

2.1 行驶场景抽象化处理

车辆外形轮廓是行驶场景的重要组成部分,基于以下3点考虑,以椭圆的形式表达车辆外轮廓(图5)。

(1) 椭圆可由统一数学方程组表达车辆形态。

(2) 椭圆可最大限度继承车辆平动和转动相耦合的刚体运动特征,其参数方程可为车辆运动状态的分析提供极大的便利。

(3) 在轨迹规划、碰撞检测等领域,可通过对椭圆进行几何变换实现运动解耦。

图5 车辆外形抽象化

以椭圆作为车辆外形的抽象体, 结合轨迹的时间特性, 可将车辆在道路上的运动, 转化为外廓椭圆在空间坐标系内的运动, 形成车辆空间路径的抽象化表达, 如图6所示。

图6 抽象化车辆空间路径

图6中对应的场景是主车以恒定速度换道的过程, 两坐标轴分别代表车辆在地面坐标系下两个方向的位移。考虑在图6的基础上增加一个时间坐标轴, 构成时空坐标系, 此时外廓椭圆的轨迹称为车辆的“世界线”, 如图7所示。区别于传统车辆路径, 通过世界线可准确掌握轨迹的时间属性。

图7 抽象化车辆世界线

直接处理椭圆簇表征的车辆世界线比较困难, 综合考虑每个外廓椭圆中心形成的世界线携带车辆的全部运动学信息, 以及轨迹模型对车辆耦合复杂运动特征的适应性, 采用外扩椭圆中心世界线作为车辆轨迹的抽象化表达。中心世界线对时间坐标和两个空间坐标分别求导, 可求解出该轨迹下车辆的平动状态, 将世界线中的时间参数代入轨迹分类求解模型给出的姿态方程, 可求解出车辆的横摆和侧倾两个转动自由度的运动状态。

车辆轨迹是包含时间信息的空间曲线, 且微分特征有明确的物理意义, 基于轨迹的上述特点, 拟采用 Bezier 曲线来描述作为车辆轨迹的外廓椭圆中心的世界线。Bezier 曲线是由控制点确定的参数化

曲线, 通过有限个控制点坐标表征具有无穷多点的轨迹, 同时准确地控制曲线的走向、连续性和微分特征^[23], 从而达到轨迹参数化的目的。Bezier 曲线基本方程如下

$$Q(t) = \sum_{i=0}^n C_n^i t^i (1-t)^{n-i} P_i \quad (46)$$

式中, t 为弧长参数, n 为控制点个数, P_i 为第 i 个控制点的坐标。车辆轨迹上每一点有 X , Y 和 T 三个坐标, 所以 P_i 和 Q 在形式上都有三个分量。为使 Bezier 控制点的物理意义更加明确, 采用分段低次的形式建立 Bezier 曲线, 考虑车辆运动学特征, 要求整条轨迹 C^1 连续。以换道为例, 车辆中心世界线在 XOY 平面的投影见图8。

图8 车辆中心世界线建模

换道轨迹由4段 Bezier 曲线组成, 分别为 AB 段(1次), BCD 段(2次), DEF 段(2次)和 FG 段(1次)。 $A \sim G$ 点为 Bezier 曲线的控制点, 每个控制点有3个坐标分量, 通过控制点坐标完成轨迹的参数化表达。

2.2 行驶轨迹拟合

以 Bezier 曲线拟合轨迹分类求解模型生成的车辆轨迹, 是轨迹参数化表达的主要工作。应用 Bezier 曲线构成的函数表达数值函数, 本质上是一种连续函数的逼近问题, 需要经过数值积分和多项式运算等复杂过程, 且数值函数和参数化曲线数据对比较为困难。基于上述考虑, 提出针对 Bezier 曲线拟合问题的专用算法: 将连续函数逼近问题转化为对有限个样本数据的数值拟合问题, 以最小二乘原理为基础, 结合优化算法, 计算拟合误差最小的控制点坐标。

主车 Alpha 车速 10 m/s, 目标车 Bravo 车速 7 m/s, Alpha 在第3 s时发现目标, 两车同在左侧第2车道内, 相距 30 m, 如图9所示。若主车通过换

图9 曲线拟合问题场景

至左侧第一车道的方式避开 Bravo, 给定转向轮转角随时间变化的曲线见图 10; 由轨迹分类求解模型求得两车的中心世界线见图 11。

图 10 Alpha 转向角输入

图 11 Alpha 和 Bravo 中心世界线

Bravo 始终匀速行驶, 所以其世界线为一条空间直线, Alpha 以恒定的速度大小完成换道, 其世界线是包含 Y 向位移的空间曲线, 若将两条世界线向 XOY 平面投影, 得到两车的空间路径见图 12。

图 12 Alpha 和 Bravo 空间路径

应用基于最小二乘原理的数值拟合算法求取拟合曲线的 Bezier 控制点, 思路如下。

(1) 在轨迹的 X 方向上均匀取若干个点, 作为拟合曲线与被拟合曲线之间的中立测试点。

(2) 计算轨迹曲线上, 每一个中立测试点相邻点的三个坐标。

(3) 由 Bezier 控制点初值绘制第 1 代 Bezier 曲线, 计算 Bezier 曲线上每一个中立测试点相邻点的三个坐标。

(4) 分别求取两条曲线相应中立测试点相邻处的 Y 坐标之差和 T 坐标之差, 作为 Bezier 曲线在每个测试点处的拟合误差。

(5) 求取所有测试点处拟合误差的平方和, 作为整条曲线的拟合误差。

(6) 建立以整体拟合误差最小为目标, 以 Bezier 曲线控制点坐标为设计变量的优化数学模型。

(7) 应用遗传算法求解优化数学模型, 满足误差限的最优解对应的 Bezier 曲线即为对位移曲线的拟合结果。

考虑车辆动力学要求和轨迹规划要求, 优化数学模型包含若干约束条件。图 8 中的轨迹由 4 段 Bezier 曲线拼接构成, 在连接点处要求曲线 C^1 连续, 所以有 E 点和 C 点关于 D 点中心对称; 同时, 在 Alpha 车速一定的情况下, 每个点的 T 坐标和 X 坐标的关系由车速决定, 部分约束条件可通过降低优化问题维度的方式来保证。

应用遗传算法求解数学模型, 得到最优解对应的 Bezier 控制点: $A(0, 0, 0)$, $B(51.92, 0, 5.02)$, $C(59.94, 0, 5.99)$, $D(69.89, 1.90, 6.99)$, $E(79.84, 3.8, 7.98)$, $F(87.18, 3.8, 8.74)$, $G(99.58, 3.8, 10)$ 。

由此绘制拟合曲线, 并与轨迹分类求解模型计算出的轨迹曲线比较, 如图 13 所示。

图 13 Alpha 轨迹拟合结果

图 13 中实线是由轨迹分类求解模型计算出的实际轨迹, 虚线是数值拟合算法拟合计算的轨迹, 拟合误差小于 1%, 说明该方法具有较高的拟合精度, 满足轨迹拟合参数化需求。

3 轨迹张量与信息映射

自动驾驶车辆运行数据包括操纵、轨迹和姿态等多方面信息, 轨迹规划和轨迹跟随涉及两类基本映射关系。

(1) 第 1 类映射关系, 轨迹信息到操纵信息的映射。

(2) 第 2 类映射关系, 轨迹信息到姿态信息的映射。

第 1 类映射关系用于轨迹跟随工作, 涉及微分方程解函数和已知函数的协调性, 在数值理论框架内求解复杂; 第 2 类映射关系用于轨迹规划算法, 不但涉及协调性问题, 还要反复求解微分方程, 计算量大。以常规的数值方法构建这两类映射关系较

为困难。针对上述问题,考虑函数的形态特征,提出参数化的自动驾驶信息表达方法,建立参数与各类信息函数之间一一对应的关系,实现自动驾驶信息的准确简洁表达。

在参数化的基础上构建两类映射关系模型,涉及不同种类参数的存储、调用和映射。针对自动驾驶参数种类多、数量大且对称性差的特点,提出轨迹张量的概念,以张量形式存储参数,利用张量本身数据结构建立映射关系模型,准确建立两类映射关系。

3.1 自动驾驶信息参数化

3.1.1 操纵参数

自动驾驶车辆的操纵包含加速、制动和转向三方面,其中加速和制动都是对车辆速度大小的改变,通过控制轮胎的滑动率完成的,可归为一类;转向操作通过转向角改变车辆的速度方向。所以车辆的操纵参数可分为两类:与滑动率相关的参数和与转向角相关的参数。

在车辆运行过程中,滑动率和转向角都是时间的函数。滑动率受驱动力和制动力控制,单次操纵过程中大小基本稳定,两次操纵之间以准阶跃方式切换,因此采用分段阶跃函数表达滑动率函数。其操纵参数包含每一分段的起止时间和该分段内滑动率的取值。以图 14 中的滑动率函数为例,其表达参数见表 2。

图 14 滑动率函数

表 2 滑动率表达参数

分段	起始时刻 T_s/s	终止时刻 T_e/s	滑动率 $\kappa(\%)$
1	0	3	0.4
2	3	5	2.0
3	5	10	0.7

转向角函数的特点是随时间连续变化,且每次操纵的起始值和终了值都为 0,因此以分段正弦函数表达转向角函数,其操纵参数包含每一分段的起止时刻以及该分段内正弦曲线的幅值和角频率。以图 15 中的转向角函数为例,其表达参数见表 3。

图 15 转向角函数

表 3 转向角表达参数

分段	起始时刻 T_s/s	终止时刻 T_e/s	幅值 A/rad	角频率 $f/(\text{rad/s})$
1	0	5	0	0
2	5	6	0.05	π
3	6	8	-0.025	0.5π
4	8	10	0	0

除去相邻两段起止时刻重复的数据,图 15 中滑动率函数由 7 个参数表达,转向角函数由 13 个参数表达,则该组操纵参数共有 20 个。根据操纵方式的不同,操纵参数的数量也会有所变化。

3.1.2 姿态参数

车辆的姿态包含运动过程中的横摆角、侧倾角和加速度等,这些姿态数据都是时间的函数,姿态信息的提取同样可以采用拟合参数化的方法,考虑到轨迹规划工作对姿态信息的需求,以特定轨迹下的最大加速度、最大横摆角速度和最大侧倾角作为轨迹的姿态参数。

设某操纵参数对应轨迹的纵向和侧向加速度函数见图 16,实线是纵向加速度,虚线是侧向加速度,求取该轨迹下纵向加速度和侧向加速度的最大值分别为 0.31 m/s^2 和 0.07 m/s^2 。

图 16 加速度函数

相同轨迹下车辆横摆角速度和侧倾角函数见图 17,实线是横摆角速度,虚线是侧倾角,二者的最大值分别为 0.11 rad/s 和 0.01 rad 。

图 17 横摆角速度函数和侧倾角函数

3.1.3 轨迹参数

一组轨迹参数可唯一确定一条轨迹,第 2.2 节中给出了以分段低次 Bezier 曲线拟合轨迹的算法,据此求得 Bezier 曲线控制点坐标即为轨迹参数。由

于轨迹的差异, Bezier 曲线的阶次和分段方式会有变化, 不同轨迹的轨迹参数数量也不尽相同。

3.2 轨迹张量

给定一组操纵参数, 可确定滑动率函数和转向角函数, 进而通过轨迹分类求解模型计算出车辆的运行轨迹和姿态数据, 通过对轨迹和姿态的参数化表达, 可获取轨迹参数和姿态参数。针对自动驾驶参数数量大、种类多且对称性差的特点, 提出以轨迹张量的形式对其进行表达、存储和调用。

设某轨迹有 p 个操纵参数, q 个轨迹参数和 r 个姿态参数, 令 $p+q+r=n$, 则该组自动驾驶信息包含 n 个参数。对于 p 个操纵参数, 每个参数都对应若干个取值。设第 i 个操纵参数可以取值的个数为 M_i , 则 p 个操纵参数可确定的轨迹总数 S 为

$$S = \prod_{i=1}^p M_i \quad (47)$$

确定一组操纵参数, 对应的所有轨迹参数和姿态参数都有意义, 据此可构建一个 $p+1$ 阶张量。前 p 个阶次对应 p 个操纵参数, 每一阶的维度等于该操纵参数取值的个数; 最后一个阶次对应轨迹参数和姿态参数构成的合成向量, 维度为轨迹参数和姿态参数个数的和, 该张量共有 $S(q+r)$ 个分量。

设某轨迹有 3 个操纵参数, 每个参数可取值个数分别为 2, 3, 3; 每条轨迹对应 2 个轨迹参数和 3 个姿态参数, 则可构建 4 阶张量 T_{abcd} , 且有 $a=2$, $b=c=3$, $d=5$ 。

4 阶张量 T_{abcd} 的构型如图 18 所示。3 维空间中最高能完整展现 3 阶张量, 对于高阶张量, 以若干个 3 阶张量形式展现。图 18 中两个 3 阶张量分别为第 1 个操纵参数取不同值时形成的降阶张量。降阶

张量的行和列为余下两个操纵参数, 向空间方向层叠的阶次为轨迹参数和姿态参数合成矢量。如张量的分量 T_{1115} , 代表 3 个操纵参数都取第 1 个值时, 最后一个姿态参数(合成矢量的第 5 个元素)的取值。

3.3 轨迹张量法构建映射关系

在自动驾驶的 3 类参数中, 轨迹参数和姿态参数对应于轨迹张量的分量值, 操纵参数对应于轨迹张量的分量下标。应用张量分量和下标之间的固有映射关系, 构建轨迹到操纵和轨迹到姿态的映射。

第 1 类映射关系, 以轨迹参数为输入量, 以操纵参数为输出量, 每一组操纵参数为一个样本, 构建深度学习系统。以足够的样本进行训练, 可得到符合条件的轨迹参数和操纵参数的映射关系。应用第一类映射关系提供的操纵参数, 建立以车辆状态数据做为反馈量的控制模型, 可部分替代基于环境反馈的控制方法, 从而降低对环境感知设备的依赖。

构建第 2 类映射关系与第 1 类的区别在于轨迹参数和姿态参数同属于轨迹张量的分量值, 二者的关系不再是分量到下标的映射, 而是张量的某一子向量之间元素的映射, 图 18 中分量 (T_{1111}, T_{1112}) 到 $(T_{1113}, T_{1114}, T_{1115})$ 的映射关系即为同一子矢量 (T_{111X}) 轨迹参数到姿态参数之间的映射。轨迹参数是决定安全性的重要因素, 姿态是影响舒适性的主要指标, 在轨迹规划算法中引入该映射, 可提高轨迹的安全性和舒适性。

具体到实际软件开发环境中, 张量系统的建立可由数组类数据结构实现, 如 Matlab 中的高阶矩阵, C++ 中的多重矢量结构以及 Python 中的 NumPy 等。以 Matlab 高阶矩阵为例, 应用高阶矩阵元素表示张量分量, 用高阶矩阵元素编号表示张量的下标, 从而在软件开发环境中建立轨迹张量, 完成自动驾驶信息的存储调用和映射。

4 两类映射关系的计算与验证

4.1 计算两类映射关系

轨迹张量的构建和映射关系计算过程中涉及轨迹的生成、拟合和轨迹张量的构建等诸多技术环节, 在 Matlab 环境下构建两类映射关系的求解器, 其算法架构如图 19 所示。

轨迹拟合主函数负责计算特定操纵参数下的轨迹参数和姿态参数并构建轨迹张量; 操纵参数以全局变量的方式传递给底层的滑动率函数和转向角函数; 两个底层函数通过轮胎力函数, 分类求解模型和拟合目标函数逐级调用, 将不同操纵参数下的数据传递给拟合主函数; 轨迹张量构建完成后, 以每

图 18 轨迹张量

图 19 映射关系算法架构

组操纵参数对应的轨迹参数和姿态参数作为样本进行深度学习，构建信息映射关系。考虑样本高维度和高度非线性特点，采用基于遗传算法的随机神经网络构建映射系统。样本数据选取遵循以下规则。

- (1) 滑动率参数覆盖 $-4 \sim 2 \text{ m/s}^2$ 的加速度范围。
- (2) 转向角函数幅值参数覆盖 $0 \sim 0.2 \text{ rad}$ 的转向角范围。
- (3) 转向角频率参数覆盖 $0 \sim \pi \text{ rad/s}$ 的范围。
- (4) 考虑行驶阻力的影响，驱动和制动对应的滑动率取值分别考虑。
- (5) 轨迹参数和姿态参数样本数据，由操纵参数样本数据经轨迹分类求解模型计算求得。
- (6) 为保证样本数据充足，各类样本数据的间隙不大于总样本区间的 10%。

设某轨迹有 7 个滑动率参数和 10 个转向角参数，且每组操纵函数的分段时刻相同，则只有滑动率值、转向角幅值和频率参与训练，参数取值情况如表 4 和表 5 所示，该系列操纵参数可确定 1 100 条轨迹，对应深度学习系统的 1 100 个样本。每条轨迹对应第 3.1 节中给出的 4 个姿态参数。轨迹参数采用图 8 中的 7 个控制点坐标，考虑操纵参数特征和分段轨迹的连续性，可以对轨迹参数进行简化。

表 4 滑动率参数

分段	起始时刻 T_s / s	终止时刻 T_e / s	滑动率 $\kappa(\%)$
1	0	3	匀速值
2	3	5	-4, -3, -2, -1, 0, 0.37, 1, 2, 3, 4, 5,
3	5	10	匀速值

- (1) 起点 A 和终点 G 坐标作为约束条件给出。
- (2) $Y_B = Y_C = Y_A$, $Y_E = Y_F = Y_G$ 。
- (3) C 点和 E 点关于 D 点中心对称。

简化后确定 8 个轨迹参数，分别为 X_B 、 T_B 、 X_C 、 T_C 、 X_D 、 Y_D 、 X_F 和 T_F 。

表 5 转向角参数

分段	起始时刻 T_s / s	终止时刻 T_e / s	幅值 A / rad	角频率 $f / (\text{rad/s})$
1	0	5	0	0
2	5	9	0.02, 0.04, ..., 0.2	0.1 π , 0.2 π , ..., π
3	9	10	0	0

将上述操纵参数逐组带入分类求解模型，构建轨迹张量。该张量为 4 阶张量，每个阶次的维度分别为 10、10、11 和 12，共 13 200 个分量。其中前 3 个阶次分别为第 2 段转向角幅值、第 2 段转向角频率和第 2 段滑动率，第 4 阶次为轨迹参数和姿态参数合成向量。以 T_{257X} 轨迹为例，操纵参数矢量为 $\mathbf{MA} = (0.04, 0.5\pi, 1)$ ，对应的轨迹参数组成的矢量为 $\mathbf{TY} = (51.96, 5.18, 61.30, 6.01, 71.62, 3.03, 91.38, 8.91)$ ，姿态参数矢量为 $\mathbf{AE} = (0.31, 0.07, 0.11, 0.01)$ 。

以 $\mathbf{TY}$ 矢量为输入， $\mathbf{MA}$ 矢量为输出，构建第 1 类映射关系的训练样本，根据输入量和输出量的结构特点，构建随机神经网络结构见图 20。

图 20 第 1 类映射关系神经网络模型

图 20 中的神经网络结构包含 1 个输入层，4 个隐含层和 1 个输出层，其中隐含层由 9 个神经元构成， φ_{ij} 为第 i 隐含层第 j 个神经元的传递函数，前 3 个隐含层取正切 S 型函数，第 4 隐含层取线性函数， α_{ij} 为第 i 隐含层第 j 个神经元的偏置。

以 $\mathbf{TY}$ 矢量为输入， $\mathbf{AE}$ 矢量为输出，构建第二类映射关系的训练样本，根据输入量和输出量的结构特点，建立随机神经网络结构见图 21。

图 21 第 2 类映射关系神经网络模型

与第1类映射关系不同,第2类映射关系属于张量系统中分量之间的映射关系,且输出层规模稍大,采用5隐含层神经网络结构,前4个隐含层取正切S型传递函数,第5隐含层取线性传递函数。

深度学习系统采用基于遗传算法的学习算法,利用遗传算法交叉和变异过程中的随机性,使神经网络系统向误差减小的方向收敛的过程中,以一定的概率发生退化,从而稳定获取全局最优解。训练收敛的随机神经网络系统,即为两类映射关系模型。

4.2 两类映射关系模型的验证

为验证映射关系模型的准确性,在操纵参数取值范围内,取若干组不在样本之列的数据作为测试数据进行验证。测试数据共12组如表6、7所示。

表6 测试数据-滑动率参数

分段	起始时刻 T_s/s	终止时刻 T_e/s	滑动率 $\kappa(\%)$
1	0	3	匀速值
2	3	5	-1.5, 2.5
3	5	10	匀速值

表7 测试数据-转向角参数

分段	起始时刻 T_s/s	终止时刻 T_e/s	幅值 A/rad	角频率 $f/(\text{rad/s})$
1	0	5	0	0
2	5	9	0.05, 0.09, 0.13	0.3 π , 0.7 π
3	9	10	0	0

对于第1类映射关系,应用分类求解模型计算测试数据对应的轨迹参数,再由第1类映射关系求出该组轨迹参数对应的操纵参数;以轨迹参数对应的车辆世界线为标准世界线,以映射关系下操纵参数对应的车辆世界线为实际世界线,通过计算实际世界线和标准世界线的误差来验证第1类映射关系

的正确性。12组测试数据的实际世界线和标准世界线对比见图22,测试点的曲线误差见表8。

图22 第1类映射关系验证

表8 第1类映射关系误差

数据组	误差 $\varepsilon/(\text{m} \cdot \text{s})$	数据组	误差 $\varepsilon/(\text{m} \cdot \text{s})$	数据组	误差 $\varepsilon/(\text{m} \cdot \text{s})$
1	0.09	5	0.12	9	0.13
2	0.12	6	0.09	10	0.11
3	0.08	7	0.08	11	0.10
4	0.07	8	0.03	12	0.07

与轨迹拟合的误差计算方法相同,表8中实际世界线误差的计算方法采用20个均布的中立测试点处Y坐标和T坐标偏差的平方和加和求得。Y坐标和T坐标数量级均为 10^1 ,12条实际世界线的误差均在在2%以内。综合图22和表8数据,可认为随机神经网络系统准确的构建了第1类映射关系。

应用分类求解模型计算测试数据中给定操纵参数对应的轨迹参数和姿态参数,其中姿态参数作为标准值,轨迹参数经第2类映射关系模型求得的姿态参数作为实际值,通过计算实际值与标准值的误差来验证第2类映射关系的准确性。12组数据共48个参数结果如表9所示。

表9 第2类映射关系验证

数据组	最大纵向加速度 $a_x/(\text{m/s}^2)$		最大侧向加速度 $a_y/(\text{m/s}^2)$		最大横摆角速度 $\omega_m/(\text{rad/s})$		最大侧倾角 ψ_m/rad	
	标准值	实际值	标准值	实际值	标准值	实际值	标准值	实际值
1	-1.682	-1.674	0.156	0.151	0.141	0.140	0.010	0.012
2	-1.686	-1.660	0.272	0.268	0.254	0.257	0.018	0.016
3	-1.688	-1.681	0.389	0.371	0.367	0.364	0.026	0.022
4	-1.686	-1.663	0.361	0.369	0.141	0.139	0.022	0.021
5	-1.682	-1.666	0.634	0.630	0.254	0.250	0.040	0.035
6	-1.683	-1.687	0.905	0.918	0.367	0.365	0.057	0.053
7	0.974	0.981	0.279	0.286	0.254	0.249	0.030	0.034
8	0.974	0.989	0.489	0.477	0.457	0.449	0.054	0.049
9	0.971	0.993	0.699	0.668	0.660	0.653	0.078	0.073
10	0.976	0.983	0.642	0.630	0.253	0.255	0.068	0.066
11	0.973	0.980	1.124	1.139	0.455	0.451	0.121	0.117

12 0.971 0.975 1.606 1.625 0.657 0.647 0.171 0.168

数据显示,第2类映射关系中姿态数据的实际值和标准值基本吻合,证明随机神经网络系统构建的第2类映射关系数学模型满足要求。

在计算效率方面,确定两类映射关系需要在线迭代求解微分方程,而微分方程数值求解占用大量计算资源,在线求解更加剧了计算效率对自动驾驶系统的制约。应用轨迹张量构建映射关系对计算效率的改善体现在两方面:①参数化表达自动驾驶信息可有效降低计算负载;②应用参数作为样本进行深度学习,训练过程在线下完成,从而进一步提高线上计算效率。以上述12组数据为例,用两种方式分别执行两类映射关系计算,以相同的硬件环境在Matlab中对比计算耗时,结果见表10。

表10 计算效率对比

数据组	第1类计算耗时 T_1 / ms		第2类计算耗时 T_2 / ms	
	微分方程	深度学习	微分方程	深度学习
1	580	135	764	179
2	575	117	730	135
3	534	126	745	144
4	610	98	669	109
5	607	109	715	150
6	584	113	690	181
7	430	75	580	124
8	577	130	711	146
9	499	124	636	161
10	636	107	804	152
11	617	88	685	141
12	598	103	753	137

计算效率对比数据显示,应用轨迹张量构建样本训练深度学习系统的方式显著提高了2类映射关系的计算效率。

5 结论

(1) 针对自动驾驶数据种类多,复合度高的特点,提出基于轨迹张量的自动驾驶信息映射方法。建立轨迹张量,利用张量系统高阶次、多维度的特点对自动驾驶信息进行分类存储,在张量系统内实现信息映射,消除了多种数据高度复合对信息映射的影响。

(2) 建立了面向轨迹规划和轨迹跟随的自动驾驶轨迹分类求解模型,确定自动驾驶操纵信息、轨迹信息和姿态信息之间的内在联系,为计算轨迹信息映射模型训练样本提供理论依据,为各类轨迹规划和跟随技术在自动驾驶领域的应用提供基础。

(3) 针对自动驾驶数据流信息量大的特点,引入自动驾驶信息参数化表达的思想,构建自动驾驶轨迹拟合参数化算法,实现轨迹信息的参数化表达,统一了轨迹张量中不同信息的数据格式,提高了轨迹信息存储和映射的计算效率。

(4) 在映射关系模型构建中采用深度学习技术,结合轨迹张量数据样本,以离线训练的方式构建映射关系,避免了在线求解微分方程对效率和映射类型的影响。试验证明,应用轨迹张量构建的深度学习系统准确实现了自动驾驶信息映射,计算效率显著提高。

参 考 文 献

- [1] 李柏. 复杂约束下自动驾驶车辆运动规划的计算最优控制方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
LI Bai. Research on computational optimal control methods for automated vehicle motion planning problems with complicated constraints[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018.
- [2] GU T. Improved trajectory planning for on-road self-driving vehicles via combined graph search, optimization & topology analysis[D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2017.
- [3] KONAR A, GOSWAMI I, SINGH S, et al. A deterministic improved Q-learning for path planning of a mobile robot[J]. IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics-Systems, 2013, 43(5): 1141-1153.
- [4] KATRAKAZAS C, QUDDUS M, CHEN W, et al. Real-time motion planning methods for autonomous on-road driving: State-of-the-art and future research directions[J]. Transportation Research Part C-Emerging Technologies, 2015, 60: 416-442.
- [5] 冯来春. 基于引导域的参数 RRT 无人驾驶车辆运动规划算法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.
FENG Laichun. Research on autonomous vehicle motion planning method using parameterized RRT based on guiding area[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2017.
- [6] ELBANHAWI M, SIMIC M. Sampling-based robot motion planning: A review[J]. IEEE Access, 2014, 2(1): 56-77.
- [7] DUBINS L. On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal positions and tangents[J]. American Journal of

- Mathematics, 1957, 79(3): 497-516.
- [8] REEDS J, SHEPP L. Optimal paths for a car that goes both forwards and backwards[J]. Pacific Journal of Mathematics, 1990, 145(2): 367-393.
- [9] GUO Lie, GE Pingshu, YUE Ming, et al. Lane changing trajectory planning and tracking controller design for intelligent vehicle running on curved road[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014: 1-9.
- [10] URMSON C, RAGUSA C, RAY D, et al. A robust approach to high-speed navigation for unrehearsed desert terrain[J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(8): 467-508.
- [11] TAI M. Experimental study of lateral control of heavy vehicles for automated highway systems (AHS)[C]// American Control Conference, May 5-8, 2002, Anchorage, Alaska. New York: IEEE, 2002: 851-856.
- [12] GUO Jinghua, LI Linhui, LI Keqiang, et al. An adaptive fuzzy-sliding lateral control strategy of automated vehicles based on vision navigation[J]. Vehicle System Dynamics, 2013, 51(10): 1502-1517.
- [13] FALCONE P, BORRELLI F, ASGARI J, et al. Predictive active steering control for autonomous vehicle systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(3): 566-580.
- [14] CHEN B, LUAN B, LEE K. Design of lane keeping system using adaptive model predictive control[C]// IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, August 18-22, 2014, Taipei, Taiwan, China. New York: CASE, 2014: 922-926.
- [15] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894.
- [16] YOU F, ZHANG R, LIE G, et al. Trajectory planning and tracking control for autonomous lane change maneuver based on the cooperative vehicle infrastructure system[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(14): 5932-5946.
- [17] LAVALLE S. Planning algorithms[M]. New York: Cambridge University Press, 2006.
- [18] 刘凯, 龚建伟, 陈舒平, 等. 高速无人驾驶车辆最优运动规划与控制的动力学建模分析[J]. 机械工程学报, 2018, 54(14): 141-151.
- LIU Kai, GONG Jianwei, CHEN Shuping, et al. Dynamic modeling analysis of optimal motion planning and control for high-speed self-driving vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(14): 141-151.
- [19] 余德浩, 汤华中. 微分方程数值解法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- YU Dehao, TANG Huazhong. Numerical method of differential equations[M]. Beijing: Science Press, 2003.
- [20] 章仁燮, 熊璐, 余卓平, 等. 基于条件积分算法的无人驾驶车辆轨迹跟踪鲁棒控制方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(18): 129-139.
- ZHANG Renxie, XIONG Lu, YU Zhuoping, et al. Robust trajectory tracking control of autonomous vehicles based on conditional integration method[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(18): 129-139.
- [21] 孙银健. 基于模型预测控制的无人驾驶车辆轨迹跟踪控制算法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.
- SUN Yinjian. Research on model predictive control-based trajectory tracking algorithm for unmanned vehicles[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015.
- [22] PACEJKA H. Tire and vehicle dynamics[M]. Amsterdam: Elsevier, 2005.
- [23] 徐长青, 许志闻, 郭晓新. 计算机图形学[M]. 北京: 机械工业出版社, 2004.
- XU Changqing, XU Zhiwen, GUO Xiaoxin. Computer graphics[M]. Beijing: China Machine Press, 2004.
-
- 作者简介: 刘照麟, 男, 1989 年出生, 博士研究生。主要研究方向为自动驾驶轨迹规划与轨迹跟随方法。
E-mail: liuzhaolin_2013@126.com
- 陈吉清, 女, 1966 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为车身结构优化及汽车环境适应性。
E-mail: chjq@scut.edu.cn
- 兰凤崇(通信作者), 男, 1959 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为汽车结构与安全及汽车环境适应性。
E-mail: fclan@scut.edu.cn
- 夏红阳, 男, 1990 年出生, 博士研究生。主要研究方向为自动驾驶轨迹规划与轨迹跟随方法。
E-mail: xhysummer@163.com