

·智能车辆轨迹预测与路径跟踪技术专题·

基于门控循环单元优化的轨迹跟踪控制方法*

张良 祁永芳 赵晓敏 张国栋 蒋瑞洋

(合肥工业大学,合肥 230009)

【摘要】为提高智能汽车轨迹跟踪精度,以多点预瞄模型为基础,设计了一种基于门控循环单元(GRU)神经网络优化的轨迹跟踪模型。首先,在车辆二自由度模型上,基于预瞄理论建立了3种预瞄轨迹跟踪模型,仿真验证结果表明,多点预瞄模型跟随效果最佳。然后,将多点预瞄横向位移偏差和转向盘转角等参数作为GRU神经网络的输入,经过训练后,输出优化后的转向盘转角控制车辆的行驶方向。验证结果表明,与多点预瞄模型相比,经GRU优化的轨迹跟踪模型在双移线路径和S型曲线路径下均有更好的跟踪效果。

关键词:无人驾驶 轨迹跟踪 门控循环单元 多点预瞄

中图分类号:U461.6

文献标识码:A

DOI: 10.19620/j.cnki.1000-3703.20220336

Trajectory Tracking Control Method Based on GRU Optimization

Zhang Liang, Qi Yongfang, Zhao Xiaomin, Zhang Guodong, Jiang Ruiyang

(Hefei University of Technology, Hefei 230009)

【Abstract】Based on the multi-point preview model, a trajectory tracking model optimized by Grated Re-circulated Unit (GRU) neural network was designed to improve trajectory tracking accuracy of intelligent vehicle. Firstly, on the vehicle's 2 degree of freedom model, 3 preview trajectory tracking models were established based on the preview theory. The simulation results show that the multi-point preview model has the best tracking effect. Then, the parameters such as multi-point preview lateral displacement deviation and steering wheel angle were used as the inputs of GRU neural network. After training, the optimized steering wheel angle was as output to control the driving direction of the vehicle. The verification results show that the trajectory tracking model optimized by GRU has better tracking effect under double shift path and S-curve path.

Key words: Driverless, Track tracking, Grated Re-circulated Unit(GRU), Multipoint preview

【引用格式】张良,祁永芳,赵晓敏,等.基于门控循环单元优化的轨迹跟踪控制方法[J].汽车技术,2023(7):31-37.

ZHANG L, QI Y F, ZHAO X M, et al. Trajectory Tracking Control Method Based on GRU Optimization[J]. Automobile Technology, 2023(7): 31-37.

1 前言

轨迹跟踪控制作为无人驾驶系统中关键的执行层控制技术,主要控制车辆的横、纵向运动,使车辆沿着参考轨迹行驶,是影响智能车辆安全性与舒适性的关键技术^[1-2]。

20世纪80年代,郭孔辉院士提出“预瞄-跟随”理论,自此,轨迹跟踪控制研究主要应用该理论开展^[3]。胡杰等^[4]提出一种基于模糊线性二次型调节器(Linear Quadratic Regulator, LQR)的智能汽车路径跟踪控制方法,采用单点预瞄PID方法进行转角补偿,并使用模糊调节策略改善控制器适应性较差的问题,但在初始曲率变化时会出现较大的路径偏离。查云飞等^[5]针对线控转向车辆

的轨迹跟踪问题,提出基于横摆角速度对转向盘转角的稳态增益修正系数搭建单点预瞄模型,实现了将预瞄控制与线控转向变角传动比控制相结合。程慧等^[6]研究了基于两点预瞄的轨迹跟踪模型,但在预瞄时间内通过曲率变化较大处,会产生偏差。杨浩等^[7]提出了一种基于三点预瞄的智能控制补偿驾驶员模型,以车速、航向角、中点侧向误差为输入,转向盘转角为输出的模糊智能控制驾驶员模型,并对转角进行补偿校正,但路径跟踪的稳定性有待改进。张炳力等^[8]研究了基于模糊神经网络的智能汽车轨迹跟踪控制,利用反向传播(Backpropagation, BP)神经网络对车速进行预测,并将其输出和侧向偏差等参数作为模糊神经网络的输入,控制转向盘转角,但BP神经网络和

*基金项目:国家自然科学基金项目(51905140)。

模糊神经网络的局限性导致跟踪精度不高。Li等^[9]基于循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的驱动程序模型开发了一个数据驱动类人驾驶员模型,能在弯曲的道路上获取转向盘角度,但在数据量较大时会出现梯度爆炸消失的问题。Zhang等^[10]基于门控循环单元(Gate Recurrent Unit, GRU)网络进行动态滑坡预测,避免RNN网络的梯度爆炸消失问题的同时展现了良好的时序预测能力。赵颖等^[11]在探究车辆轨迹跟踪模型的性能时,分别构建基于预瞄的纯跟踪算法、前轮反馈控制算法和模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)算法的车辆模型,并在不同工况下进行仿真,结果表明,MPC模型的跟踪性能最优,但是计算复杂度也更大。Pang等^[12]提出了一种非线性模型预测控制(Nonlinear Model Predictive Control, NMPC),通过实车验证了其能够提高车辆的轨迹跟踪能力,但由于模型收敛速度慢,存在一定的延时。

针对预瞄模型受曲率变化影响不稳定的问题,本文在前人研究的基础上建立了多点预瞄轨迹跟踪模型,同时结合GRU神经网络对时序序列良好的预测能力,设计了GRU优化的多点预瞄轨迹跟踪控制模型,以较好地实现对目标道路轨迹的跟踪,提高轨迹跟踪控制的循迹精度。

2 轨迹跟踪模型

2.1 车辆动力学模型

本文采用线性二自由度车辆模型作为控制系统的参考模型,如图1所示,并作如下假设:车辆以恒定速度行驶在平坦的路面上;前轮转角足够小;忽略空气动力学的影响。

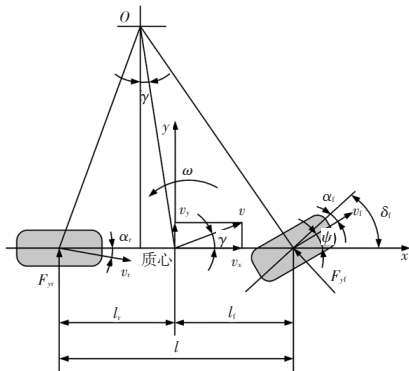


图1 线性二自由度车辆模型

车辆的轨迹跟踪控制由侧向轨迹跟踪控制和纵向跟踪控制组成,而道路预瞄偏差主要由车辆的侧向控制影响和决定,因此,这里将车辆动力学模型进行解耦,建立车辆侧向动力学模型^[13]。

根据牛顿第二定律,结合车辆前、后轮受力,有:

$$ma_y = F_{yf} \cos \delta_f + F_{yr} \quad (1)$$

式中, m 为车辆质量; a_y 为车辆在 y 方向的加速度分量,由车辆沿车身横向运动产生的平动加速度 \dot{v}_y 和车身横摆运动产生的向心加速度 $v_x \omega$ 组成; v_x 为纵向车速; ω 为横摆角速度; F_{yf} 、 F_{yr} 分别为前、后轮侧偏力; δ_f 为前轮转角。

根据力矩平衡,有:

$$I_z \dot{\omega} = F_{yf} l_{ff} \cos \delta_f - l_r F_{yr} \quad (2)$$

式中, I_z 为转动惯量; l_f 、 l_r 分别为质心与前、后轴的距离。

车辆在 y 方向的加速度分量为:

$$a_y = \dot{v}_y + v_x \omega = \dot{v}_y + v_x \dot{\psi} \quad (3)$$

式中, ψ 为航向角。

将式(3)代入式(1),得:

$$m(\dot{v}_y + v_x \dot{\psi}) = F_{yf} \cos \delta_f + F_{yr} \quad (4)$$

假定汽车前、后轮速度方向与 x 轴的夹角分别为 θ_{ef} 、 θ_{er} ,则前、后轮侧偏角分别为:

$$\alpha_f = \delta_f - \theta_{ef} \quad (5)$$

$$\alpha_r = -\theta_{er} \quad (6)$$

汽车前、后轮受到的侧偏力分别为:

$$F_{yf} = 2C_{af}(\delta_f - \theta_{ef}) \quad (7)$$

$$F_{yr} = 2C_{ar}(-\theta_{er}) \quad (8)$$

式中, C_{af} 、 C_{ar} 分别为前、后轮侧偏刚度。

假设汽车以恒定速度运动,可得:

$$F_{yf} = 2C_{af}(\delta_f - \theta_{ef}) = 2C_{af}\left(\delta_f - \frac{v_y + l_f \dot{\psi}}{v_x}\right) \quad (9)$$

$$F_{yr} = 2C_{ar}(-\theta_{er}) = 2C_{ar}\left(-\frac{v_y - l_r \dot{\psi}}{v_x}\right) \quad (10)$$

将式(9)、式(10)代入式(1)、式(2),因 δ 较小,故 $\cos \delta \approx 1$,化简并整理可得线性二自由度车辆动力学模型的状态方程为:

$$\dot{v}_y = \left[\frac{-2C_{af} - 2C_{ar}}{mv_x} \right] v_y + \left[\frac{-2C_{af}l_f - 2C_{ar}l_r - v_x}{mv_x} \right] \dot{\psi} + \left[\frac{2C_{af}}{m} \right] \delta_f \quad (11)$$

$$\dot{\psi} = \left[\frac{-2C_{af}l_f - 2C_{ar}l_r}{I_z v_x} \right] v_y + \left[\frac{-2C_{af}l_f^2 - 2C_{ar}l_r^2}{I_z v_x} \right] \dot{\psi} + \left[\frac{2C_{af}l_f}{I_z} \right] \delta_f \quad (12)$$

2.2 道路预瞄模型

2.2.1 单点预瞄模型

单点预瞄模型^[14]假设驾驶员的视线集中于车辆前方固定距离的某一点,且车辆以恒定的车速和航向角行驶,预测车辆在固定的预瞄时间后的轨迹与预期轨迹之间的横向位移偏差,为使车辆逼近预期轨迹行驶,通过

控制算法尽量减小横向位移偏差,如图2所示。

车辆以恒定的车速和航向角沿着预期路径曲率半径为 r 的一段圆弧行驶,令 $|OP_1|=h$ 、 $|CP_1|=d$,由图2可知,预瞄偏差 e 为:

$$e=h-r \quad (13)$$

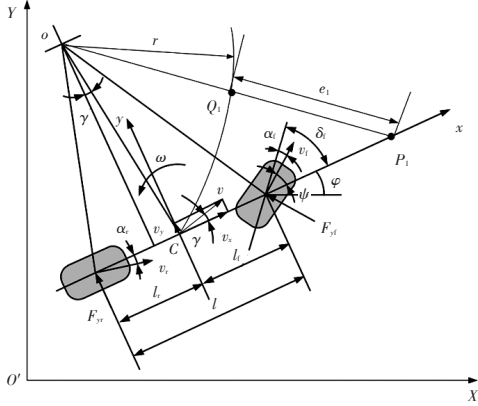


图2 单点预瞄模型

由余弦定理可得:

$$h = \sqrt{d^2 + r^2 - 2rd \cos\left(\frac{\pi}{2} + \gamma\right)} \quad (14)$$

式中, γ 为质心侧偏角。

预瞄偏差 e 为:

$$e = \sqrt{d^2 + r^2 + 2rd \frac{v_y}{v}} - r \quad (15)$$

式中, v 为车辆速度。

当车辆以 r 为半径作稳态圆周运动时,车辆的侧向加速度 \dot{v}_y 和横摆角加速度 $\ddot{\psi}$ 均为0,此时的状态方程为:

$$\begin{bmatrix} \frac{2C_{af}}{I_z} \\ \frac{m}{2C_{af}l_f} \\ \frac{1}{I_z} \end{bmatrix} \delta_f = \begin{bmatrix} \frac{2C_{af} + 2C_{ar}}{mv_x} & \frac{2C_{af}l_f + 2C_{ar}l_r}{mv_x} + v_x \\ \frac{2C_{af}l_f + 2C_{ar}l_r}{I_z v_x} & \frac{2C_{af}l_f^2 + 2C_{ar}l_r^2}{I_z v_x} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_y \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (16)$$

令 $K=l_r - \frac{l_f m v_x^2}{2C_{af}(l_f + l_r)}$,由 $v_y = K \dot{\psi}$ 、 $v = \sqrt{v_y^2 + v_x^2} = n \dot{\psi}$ 可得

前轮转角与位移偏差之间的关系为^[15]:

$$\delta_f = \frac{2[l_f + l_r - \frac{m(l_f C_{af} - l_r C_{ar})}{(l_f + l_r) C_{af} C_{ar}}]}{d(2K + d)} e \quad (17)$$

转向盘转角 δ 与前轮转角 δ_f 只相差一个系数,即 $\delta = 8\delta_f$ 。

2.2.2 两点预瞄模型

两点预瞄模型综合考虑道路前方远、近2个区域的信息来指引行驶,如图3所示。其中近点为距离车辆前方不远处的预期路径上的一点,远点为弯道行驶时车道内侧边缘上的切点。近点和远点对应预瞄点的横向位移偏差分别为 e_1 、 e_2 ,如图3所示。

则两点预瞄总位移偏差为:

$$e = \omega_1 e_1 + \omega_2 e_2 \quad (18)$$

式中, $\omega_1 = e_1 / (e_1 + e_2)$ 、 $\omega_2 = e_2 / (e_1 + e_2)$ 分别为近点与远点的预瞄加权系数。

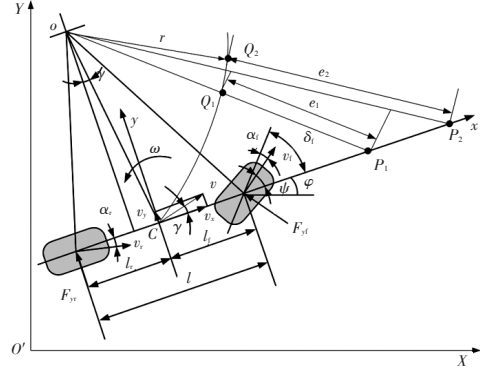


图3 两点预瞄模型

2.2.3 多点预瞄模型

为了在实际行驶过程中得到更多的道路信息,可采用多点预瞄^[16]。预瞄点信息包含大地坐标系中的坐标 (x, y) 、道路曲率 ρ 、位移 s 、道路切线与 x 轴间的角度 ψ 。多点预瞄模型如图4所示,其中 P_i 为预瞄点, e_i 为预瞄偏差。

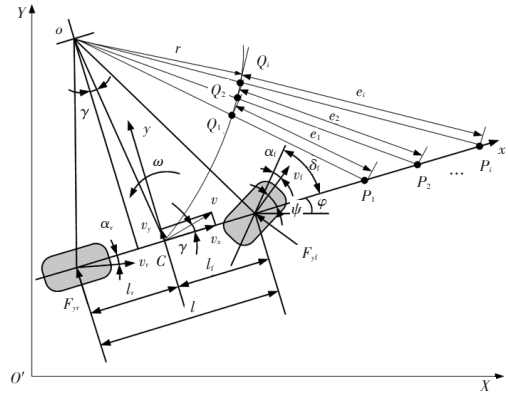


图4 多点预瞄模型

综合车速和预瞄时间的影响,拟选取的预瞄距离表达式为:

$$d_p(t) = d_0 + v_x t_p \quad (19)$$

式中, d_0 为常量; $d_p(t)$ 为 t 时刻预瞄点 P_i 与车辆质心的距离; t_p 为预瞄时间。

由图4可知,各预瞄点的坐标为:

$$x_p(t) = x_c(t) + A_i d_p(t) \cos \varphi \quad (20)$$

$$y_p(t) = y_c(t) + A_i d_p(t) \sin \varphi \quad (21)$$

式中, $(x_p(t), y_p(t))$ 为预瞄点 P_i 的坐标; $(x_c(t), y_c(t))$ 为车辆质心坐标; A_i 为第 i 个预瞄点到车辆质心的距离与拟选取预瞄距离的比值; φ 为航向角。

第 i 个预瞄点的预瞄误差为:

$$e_i = (y_q(t) - y_p(t)) \cos \varphi - (x_q(t) - x_p(t)) \sin \varphi \quad (22)$$

式中, $(x_q(t), y_q(t))$ 为车辆实际位置坐标。

在多点预瞄模型中,各预瞄偏差的权重和即为多点预瞄的总偏差:

$$e = \sum_{i=1}^n (\omega_i e_i) \quad (23)$$

式中, $\omega_i = e/(e_1 + e_2 + e_3 + \dots + e_n)$ 为第*i*个预瞄点的预瞄加权系数,表示对不同预瞄点的重视程度;*n*为预瞄点数量。

2.3 3种预瞄模型对比

2.3.1 评价指标

最大位移偏差为:

$$y_{\max} = \max(|\hat{y}_i - y_i|) \quad (24)$$

平均位移偏差为:

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (25)$$

均方根误差为:

$$e_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (26)$$

式中, \hat{y}_i 为模型在第*i*点的横向位置; y_i 为预期路径在第*i*点的横向位置。

2.3.2 对比分析

将上述3种预瞄模型在双移线路径上以36 km/h的车速进行仿真对比,横向位移偏差对比结果如图5所示,转向盘转角对比结果如图6所示。

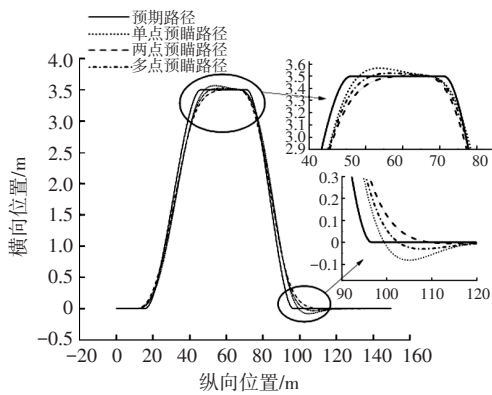


图5 3种预瞄模型跟随双移线的路径对比

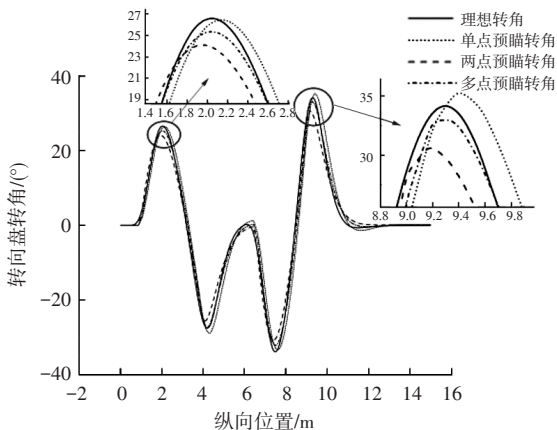


图6 3种预瞄模型跟随双移线的转向盘转角对比

表1和表2所示分别为3种预瞄模型跟随双移线的路径和转向盘转角对比结果。由表1、表2可知,当车速为36 km/h时,多点预瞄的横向位移综合偏差最小。其次,在转向盘转角方面,多点预瞄的转角平顺性明显优于单点和两点预瞄模型,但在曲率变化较大处跟随效果不佳。

表1 3种预瞄模型跟随双移线的路径对比结果分析

参数	单点预瞄	两点预瞄	多点预瞄
最大偏差/m	0.345 3	0.328 8	0.316 7
平均偏差/m	0.081 2	0.075 1	0.072 3
e_{RMS} /m	0.128 9	0.123 6	0.119 6

表2 3种预瞄模型跟随双移线的转向盘转角对比结果分析

参数	单点预瞄	两点预瞄	多点预瞄
最大偏差/(°)	8.643 8	5.567 5	5.455 5
平均偏差/(°)	2.245 2	1.463 4	1.089 5
均方根误差/(°)	3.104 6	1.928 4	1.548 8

3 GRU神经网络

3.1 基本原理

GRU是RNN的一种,与长短期记忆(Long-Short Term Memory, LSTM)相同,是为了解决长期记忆和反向传播中的梯度等问题而提出的。GRU神经网络的记忆单元结构如图7所示^[17-18]。

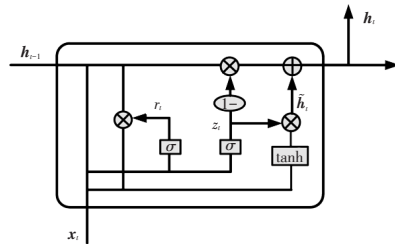


图7 GRU网络记忆单元结构

在*t*时刻,GRU的输入为 x_t ,前一刻隐藏层状态为 h_{t-1} 。首先将 x_t 和 h_{t-1} 连接成新的向量,作为重置门和更新门的输入:

$$r_t = \sigma(W_{rx} \cdot x_t + W_{rh} \cdot h_{t-1} + b_r) \quad (27)$$

$$z_t = \sigma(W_{zx} \cdot x_t + W_{zh} \cdot h_{t-1} + b_z) \quad (28)$$

式中, r_t 为重置门的输出; W_{rx} 为重置门对应输入的权重矩阵; W_{rh} 为重置门对应隐藏层的权重矩阵; $[x_t, h_{t-1}]$ 为 x_t 和 h_{t-1} 连接而成的输入向量; b_r 为重置门的偏置矩阵; z_t 为更新门的输出; W_{zx} 为更新门对应输入的权重矩阵; W_{zh} 为更新门对应隐藏层的权重矩阵; b_z 为更新门的偏置矩阵; $\sigma(x) = 1/(1+e^{-x})$ 为sigmoid激活函数,输出值的范围为(0,1)。

输入转换、单元状态更新:

$$\tilde{h}_i = \tanh(W_{hx} \cdot x_i + W_{hh} \cdot (r_i \odot h_{i-1})) + b_h \quad (29)$$

式中, \tilde{h}_i 为当前输入的单元状态,表示当前时刻输入对隐藏层状态的影响; W_{hx} 为隐藏层对应当前时刻输入的权重矩阵; W_{hh} 为隐藏层对应重置隐藏信息的权重矩阵; b_h 为隐藏层偏置矩阵; $\tanh(x) = (1 - e^{-2x}) / (1 + e^{-2x})$ 为双曲正切激活函数,输出值的范围是 $(-1, 1)$; \odot 为阿达马积 (Hadamard Product),指操作矩阵中对应的元素相乘。

最后计算出当前时刻隐藏层输出的 h_i :

$$h_i = (1 - z_i) \odot h_{i-1} + z_i \odot \tilde{h}_i \quad (30)$$

GRU 网络的评价指标为平均绝对误差:

$$e_{MA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i^- - y_i| \quad (31)$$

3.2 训练结果

GRU 神经网络由 1 个输入层、2 个隐藏层和 1 个输出层组成,在训练过程中,每个隐藏层含有 50 个神经元,GRU 的学习率为 0.001,迭代次数为 150 次,在 PyCharm 中进行代码编写及运行。

由 CarSim 和 Simulink 联合仿真得到的车辆车速、横向位移偏差、横摆角速度、前一时刻转向盘转角^[19]数据作为 GRU 网络的输入,输出预测的下一时刻转向盘转角如图 8 所示。

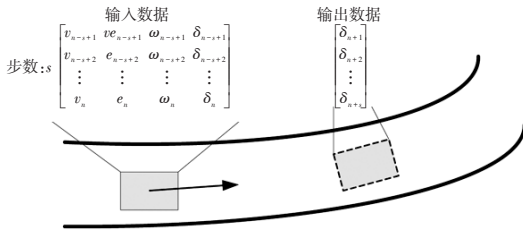


图8 GRU 网络优化示意

训练样本共 2 600 组,将车辆无横向偏差通过预期路径时得到的参数作为 GRU 网络训练数据,将车辆采用多点预瞄模型通过预期路径时输出的参数作为验证数据,训练过程如图 9 所示,网络训练的均方根误差为 0.13 m,平均绝对误差为 0.11 m。预期路径与 GRU 网络优化验证路径对比如图 10 所示,由图 10 可见,GRU 网络对轨迹跟踪具有良好的效果。

4 验证结果与分析

针对上述模型,在合肥工业大学驾驶模拟器上进行验证。驾驶模拟器由仿真硬件平台、已校准的车辆模型和试验管理软件共同组成,并将其整体称为硬件在环 (Hardware-In-the-Loop, HIL) 系统,如图 11 所示。

设置预期路径分别为双移线路径和 S 型曲线路径,给定恒定车速为 36 km/h,基于车辆二自由度模型,分别

搭建多点预瞄轨迹跟踪模型和 GRU 优化跟踪模型,利用驾驶模拟器进行相关操作,如图 12 所示。验证结果对比如图 13、图 14 所示。

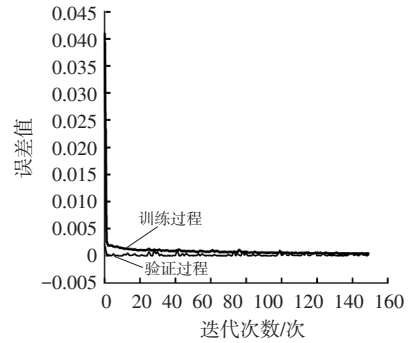


图9 GRU 模型训练误差与验证误差曲线

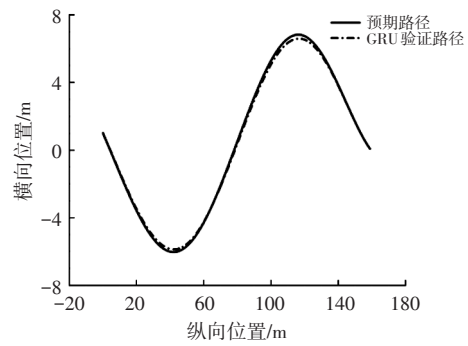


图10 预期路径与 GRU 网络优化路径对比

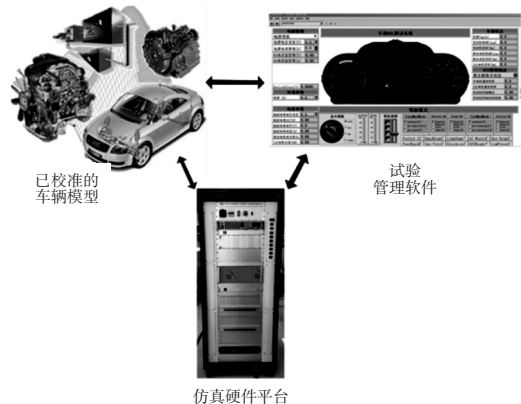


图11 驾驶模拟器基本组成

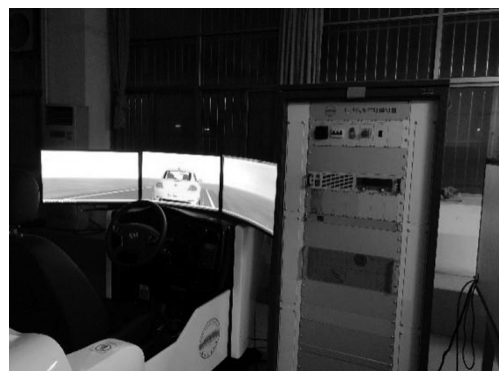
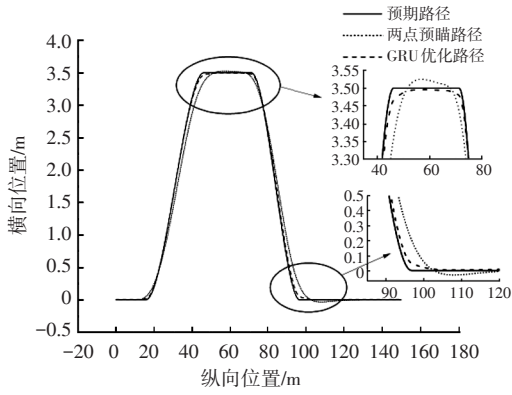
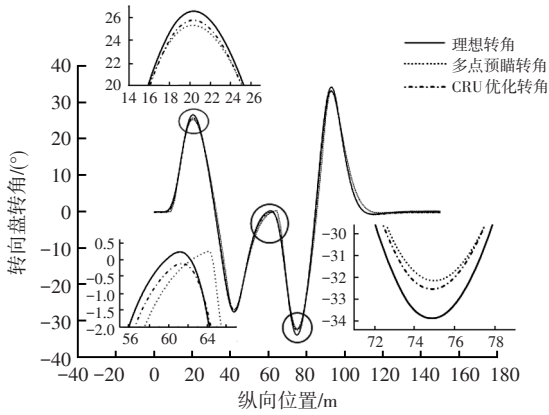


图12 驾驶模拟器验证过程

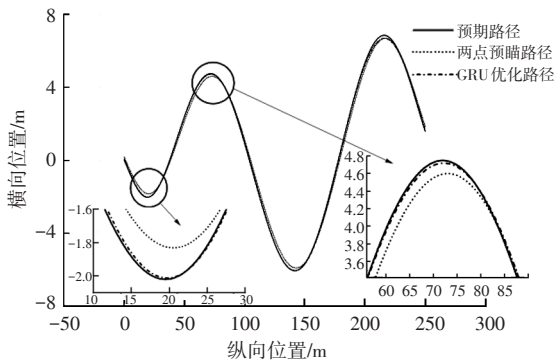


(a)路径

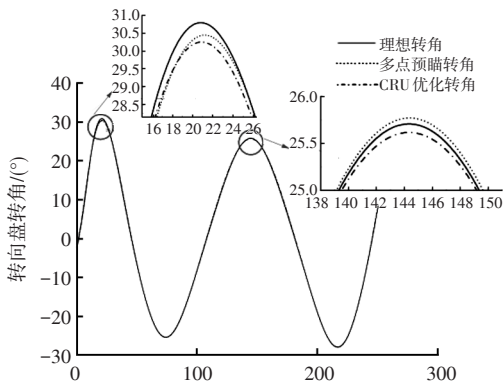


(b)转向盘转角

图13 多点预瞄和GRU算法跟随双移线结果对比



(a)路径



(b)转向盘转角

图14 多点预瞄和GRU算法跟随S型曲线结果对比

多点预瞄模型输出的位移偏差是每个时刻预瞄道路多个点的平均位移偏差,在曲率变化较大处虽然相比单点、两点预瞄模型的精度有所提高,仍然存在一定的偏差,而GRU网络具有对时序序列数据强大的预测能力和收敛能力,两者结合可以大幅度改善多点预瞄模型的跟踪精度和稳定性。

表3、表4所示为多点预瞄和GRU网络优化的双移线路径和转向盘转角对比结果,表5和表6所示为多点预瞄和GRU网络优化的S型路径和转向盘转角对比结果。从表3~表6的试验结果可以看出,基于GRU神经网络优化的多点预瞄轨迹跟踪模型在双移线道路和S型道路上均具有良好的跟踪特性,跟踪精度高,且转向盘转角平顺。

表3 多点预瞄和GRU算法跟随双移线的路径对比结果分析

参数	多点预瞄	GRU算法	优化
最大偏差/m	0.316 7	0.081 0	0.235 7
平均偏差/m	0.072 3	0.018 2	0.054 1
e_{rms}/m	0.119 6	0.028 2	0.091 4

表4 多点预瞄和GRU算法跟随双移线的转角对比结果分析

参数	多点预瞄	GRU算法	优化
最大偏差/(°)	5.455 5	1.485 6	3.969 9
平均偏差/(°)	1.089 5	0.424 0	0.665 5
均方根误差/(°)	1.548 8	0.540 0	1.008 8

表5 多点预瞄和GRU算法跟随S型曲线的路径对比结果分析

参数	多点预瞄	GRU算法	优化
最大偏差/m	0.323 3	0.166 5	0.156 8
平均偏差/m	0.185 2	0.048 6	0.136 6
e_{rms}/m	0.205 3	0.062 9	0.142 4

表6 多点预瞄和GRU算法跟随S型曲线的路径对比结果分析

参数	多点预瞄	GRU算法	优化
最大偏差/(°)	1.006 6	0.549 9	0.456 7
平均偏差/(°)	0.156 2	0.108 1	0.048 1
均方根误差/(°)	0.209 3	0.167 5	0.041 8

5 结束语

本文针对智能汽车的轨迹跟踪精度问题,基于预瞄理论和神经网络模型,提出了一种基于GRU神经网络优化的多点预瞄轨迹跟踪模型。该模型在双移线路径和S型曲线路径上均较单一的预瞄模型有最佳的跟踪效果。

验证结果表明,GRU优化的轨迹跟踪模型在直道行驶和弯道行驶时均能实现较高的精度和较好的稳定

性,展现了良好的跟踪能力。

参 考 文 献

- [1] 谢东. 基于速度策略的纵横向驾驶员模型[J]. 汽车实用技术, 2021, 46(12): 49-50.
XIE D. Longitudinal and Lateral Driver Model Based on Speed Strategy[J]. Automobile Applied Technology, 2021, 46(12): 49-50.
- [2] WANG R C, YE Q, CAI Y F, et al. Analyzing the Influence of Automatic Steering System on the Trajectory Tracking Accuracy of Intelligent Vehicle[J]. Advances in Engineering Software, 2018, 121: 188-196.
- [3] 郭孔辉, 潘峰, 马凤军. 预瞄优化神经网络驾驶员模型[J]. 机械工程学报, 2003(1): 26-28.
GUO K H, PAN F, MA F J, et al. Preview Optimization Neural Network Driver Model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2003(1): 26-28.
- [4] 胡杰, 钟鑫凯, 陈瑞楠, 等. 基于模糊LQR的智能汽车路径跟踪控制[J]. 汽车工程, 2022, 44(1): 17-25.
HU J, ZHONG X K, CHEN R N, et al. Path Tracking Control of Intelligent Vehicles Based on Fuzzy LQR[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(1): 17-25.
- [5] 查云飞, 于淼, 马芳武, 等. 基于线控转向的智能驾驶车辆路径跟踪研究[J]. 汽车技术, 2021(3): 7-13.
ZHA Y F, YU M, MA F W, et al. Research on Path-Tracking for Intelligent Driving Vehicle Based on Steering-by-Wire [J]. Automobile Technology, 2021(3): 7-13.
- [6] 程慧. 两点预瞄驾驶员转向模型研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
CHENG H. Research on Driver Steering Model Based on Two-Point Preview[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016.
- [7] 杨浩, 黄超群, 魏显坤, 等. 三点预瞄的智能控制补偿驾驶员模型[J]. 汽车技术, 2020(8): 14-21.
YANG H, HUANG C Q, WEI X K, et al. Three-Point Preview Compensation Driver Model with Intelligent Control [J]. Automobile Technology, 2020(8): 14-21.
- [8] 张炳力, 李子龙, 沈干, 等. 基于模糊神经网络的智能汽车轨迹跟踪研究[J]. 汽车工程, 2019, 41(8): 953-959.
ZHANG B L, LI Z L, SHEN G, et al. A Research on Path Tracking of Intelligent Vehicle Based on Fuzzy Neural Network [J]. Automotive Engineering, 2019, 41(8): 953-959.
- [9] LI A X, JIANG H B, ZHOU J, et al. Implementation of Human-Like Driver Model Based on Recurrent Neural Networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 98094-98106.
- [10] ZHANG Y G, TANG J, CHENG Y M, et al. Prediction of Landslide Displacement with Dynamic Features using Intelligent Approaches[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2022, 32(3):539-549.
- [11] 赵颖, 俞庭, 张琪, 等. 路径跟踪控制算法仿真分析与试验验证[J]. 汽车技术, 2022(7): 15-24.
ZHAO Y, YU T, ZHANG Q, et al. Simulation Analysis and Experimental Verification of Path Following Control Algorithm[J]. Automobile Technology, 2022(7): 15-24.
- [12] PANG H, LIU M H, HU C, et al. Practical Nonlinear Model Predictive Controller Design for Trajectory Tracking of Unmanned Vehicles[J]. Electronics, 2022, 11(7): 1110-1128.
- [13] JING H, WANG R, LI C, et al. Differential Steering-Based Electric Vehicle Lateral Dynamics Control with Rollover Consideration[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2019, 234(3): 338-348.
- [14] 张良, 饶泉泉, 续秋锦, 等. 面向初始大曲率路径的驾驶员模型的构建研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021, 44(12): 1585-1590.
ZHANG L, RAO Q Q, XU Q J, et al. Construction of Driver Model for Initial Large Curvature Path[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2021, 44(12): 1585-1590.
- [15] 满金. 智能汽车路径跟踪控制的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
MAN J. Research on Intelligent Vehicle Path Tracking Control[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.
- [16] GU J, MA A J. Research on Optimal Driver Steering Model Based on Multi-Point Preview[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2017, 887(1): 24-33.
- [17] CHRISTOPHE F. Learning Algorithm Recommendation Framework for IS and CPS Security: Analysis of the RNN, LSTM, and GRU Contributions[J]. International Journal of Systems and Software Security and Protection (IJSSSP), 2022, 13(1): 1-23.
- [18] WANG X, JIANG R, LI L, et al. Capturing Car-Following Behaviors by Deep Learning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(3): 910-920.
- [19] XIE J, XU X, WANG F, et al. Modeling Adaptive Preview Time of Driver Model for Intelligent Vehicles Based on Deep Learning[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2022, 236(2): 355-369.

(责任编辑 斛 畔)

修改稿收到日期为2022年8月5日。