

驾驶机器人车辆多新息动态转向力矩补偿

顾爱博, 陈刚

(南京理工大学机械工程学院, 210094, 南京)

摘要: 为了减小驾驶机器人车辆长期自动驾驶过程中转向性能下降带来的影响,提出了一种基于多新息的驾驶机器人车辆动态转向力矩补偿方法。构建了车辆动力学模型和驾驶机器人车辆动力学模型;建立了以路径曲率及车速为输入、方向盘转向角为输出的驾驶机器人车辆转向性能离线自学习模型;建立了以方向盘角速度、角加速度及车轮转角为输入,转向机械手驱动力矩为输出的受控自回归在线辨识模型,并运用遗忘因子多新息最小二乘方法进行参数辨识,将迭代计算过程中的标量新息扩展为向量新息,提高了驾驶机器人车辆转向性能参数的辨识精度;驾驶机器人车辆自动驾驶过程中,利用离线自学习模型和转向机械手动力学方程计算出转向电机输出力矩,加上反馈回来的驱动力矩误差,实现对驾驶机器人车辆转向力矩的在线动态补偿。仿真与试验结果对比表明:所提方法辨识的转向力矩误差在 $0.1 \text{ N} \cdot \text{m}$ 以内,跟踪目标路径的横向位移偏差小于 0.2 m ;所提方法有效减小了驾驶机器人车辆转向性能下降造成的影响。

关键词: 驾驶机器人车辆;动态转向力矩补偿;多新息;转向性能;离线自学习

中图分类号: U461.1 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/jxtxb202007006 **文章编号:** 0253-987X(2020)07-0043-09



OSID 码

Multi-Innovation Based Dynamic Steering Torque Compensation for Driving Robot Vehicle

GU Aibo, CHEN Gang

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: To weaken the impact of steering performance degradation during long-term automatic driving, a dynamic steering torque compensation method for driving robot vehicle based on multi-innovation is proposed. The vehicle dynamic model and driving robot vehicle dynamic model are constructed, then an off-line self-learning model for the steering performance of driving robot vehicle is established, which takes the path curvature and the vehicle speed as input and the steering wheel angle as output. And a controlled autoregressive on-line identification model is established, which takes the angular velocity of steering wheel, angular acceleration and wheel angle as input and the driving torque of steering manipulator as output, and the parameters are identified with the forgetting factor multi-innovation least square method, the scalar innovation is extended to vector innovation in the iterative calculation to improve the identification accuracy of steering performance parameters of driving robot vehicle. In the automatic driving process of driving robot vehicle, the off-line self-learning model and steering manipulator dynamic equation

收稿日期: 2020-01-10。 作者简介: 顾爱博(1995—),男,硕士生;陈刚(通信作者),男,副教授。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51675281);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(30918011101);江苏省研究生科研与实践创新计划资助项目(SJCX19_0052)。

网络出版时间: 2020-03-02

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20200302.0924.004.html>

are used to calculate the output torque of steering motor, and the fed-back driving torque error is added to realize the online dynamic compensation of steering torque of driving robot vehicle. A comparison between simulation and test results shows that the steering torque error identified by the proposed method is within $0.1 \text{ N} \cdot \text{m}$, and the lateral displacement error of tracking the target path is less than 0.2 m .

Keywords: driving robot vehicle; dynamic steering torque compensation; multi-innovation; steering performance; off-line self-learning

驾驶机器人是实现车辆自动驾驶的一种新思路。该机器人能无损安装在驾驶室内,普通车辆无需进行线控改装即可转变为自动驾驶车辆。驾驶机器人适用于多种类型车辆,可应用于民用、警用和军用等多个领域^[1-6]。

驾驶机器人操纵试验车辆时,需要协调控制车辆的油门、制动、离合、换挡和转向动作^[7-9]。在操纵车辆之前,驾驶机器人需要对车辆转向性能进行自学习,以避免复杂的建模过程,并增强对不同车辆的适应性^[10-12]。此外,车辆长期驾驶之后转向性能会衰退,因而必须在长期驾驶的过程中对离线自学习的转向性能进行动态反馈补偿。陈刚等研究了一种室内底盘测控机用驾驶机器人的车辆几何尺寸和发动机动力制动的示教、再现和学习方法,但在参数时变的情况下辨识效果不准确^[11]。Chen等提出了一种基于驾驶员行为的自适应转向鲁棒非线性控制方法,实现了对驾驶机器人稳定的转向操纵,但缺少对车辆转向性能衰退影响的分析研究^[12]。

驾驶机器人车辆转向性能的下降属于慢时变参数系统,要跟踪待估计的系统时变参数,可以利用带遗忘因子的递推最小二乘(FFRLS)方法进行参数辨识^[13]。针对FFRLS方法对于数据利用效率低和辨识精度低等缺点,融合多新息方法到FFRLS方法中,得到遗忘因子多新息最小二乘辨识(FF-MILS)方法,将标量新息扩展为向量新息,将数据向量扩展为新息矩阵,并在参数辨识过程中通过新息对前一时刻参数辨识结果进行修正^[14]。多新息的引入使FF-MILS方法能够适应多输入多输出、多输入单输出等模型^[15-17],与FFRLS方法相比,FF-MILS方法对新息的利用效率更高,参数辨识精度更高^[18]。

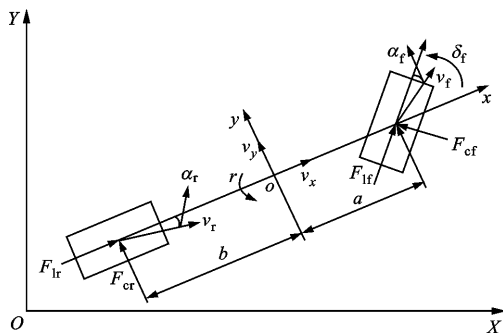
本文提出了一种基于多新息的驾驶机器人车辆动态转向力矩补偿方法。在建立驾驶机器人车辆转向性能离线自学习模型的基础上,为了减小转向性能下降带来的路径跟踪偏差,建立了转向驱动力矩的受控自回归在线辨识模型,并采用FF-MILS方法

进行参数辨识,实现了对驾驶机器人车辆转向力矩的在线补偿。仿真与试验结果表明,本文方法能够有效减小转向性能下降带来的影响。

1 驾驶机器人车辆系统模型

1.1 被操纵车辆动力学模型

平面运动车辆单轨模型如图1所示。图中:坐标系 oxy 为固定于车身的车辆坐标系, xoz 处于车辆左右对称平面内,坐标原点 o 为车辆质心所在点, x 轴为沿车辆方向的纵轴, y 轴与车辆纵轴方向垂直, z 轴满足右手法则,垂直于 xoy 平面向上;坐标系 OXY 为固定于地面的惯性坐标系,满足右手法则。



F_{lf} 、 F_{lr} —前、后轮胎受到的纵向力; F_{cf} 、 F_{cr} —前、后轮胎受到的侧向力; a 、 b —质心到前、后轴的距离; v_x 、 v_y —车辆质心在 x 、 y 坐标方向的速度; δ_f —车辆前轮转角;

v_f 、 v_r —车辆前、后轴中点的速度。

图1 被操纵车辆单轨模型

车辆动力学方程为

$$\left. \begin{aligned} m\dot{v}_x &= mv_y r + 2(F_{lf} + F_{cf}\delta_f + F_{lr}) \\ m\dot{v}_y &= -mv_x r + 2(F_{cf} + F_{cr}) \\ I_z \dot{r} &= 2(aF_{cf} - bF_{cr}) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: m 为车辆整备质量; I_z 为车辆绕 z 轴的转动惯量; r 为车辆横摆角速度; $\dot{r}$ 为车辆横摆角加速度; $\dot{v}_x$ 、 $\dot{v}_y$ 分别为车辆质心在 x 、 y 坐标方向的加速度。 F_{lf} 、 F_{lr} 、 F_{cf} 、 F_{cr} 表示为

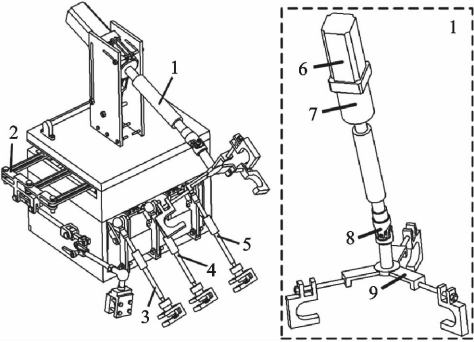
$$\left. \begin{aligned} F_{lf} &= C_{lf} s_{lf} \\ F_{lr} &= C_{lr} s_{lr} \\ F_{cf} &= -C_{cf} \alpha_f \\ F_{cr} &= -C_{cr} \alpha_r \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: C_{lf} 、 C_{lr} 分别为前、后轮胎纵向刚度; C_{cf} 、 C_{cr} 分别为前、后轮胎侧偏刚度; s_{lf} 、 s_{lr} 分别为前、后轮胎滑移率; α_f 、 α_r 分别为前、后轮胎的侧偏角, 表示为

$$\left. \begin{aligned} \alpha_f &= \arctan[(v_y + ar)/v_x] - \delta_f \\ \alpha_r &= \arctan[(v_y - br)/v_x] \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

1.2 驾驶机器人车辆转向系统动力学模型

驾驶机器人结构如图 2 所示。驾驶机器人主要由转向机械手、换挡机械手、油门机械腿、制动机械腿、离合器机械腿组成, 转向机械手由伺服电机、行星减速机、十字轴万向节、方向盘卡盘组成。伺服电机作为驱动装置驱动转向。转向机械手实现对驾驶机器人的转向操纵。



1—转向机械手; 2—换挡机械手; 3—油门机械腿; 4—制动机械腿; 5—离合器机械腿; 6—伺服电机; 7—行星减速机; 8—十字轴万向节; 9—方向盘卡盘。

图 2 驾驶机器人结构

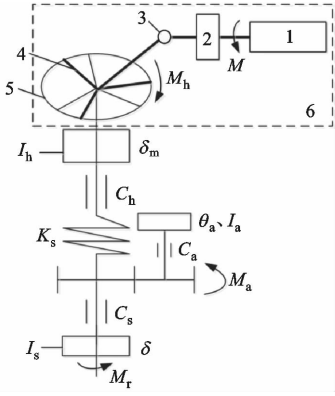
在驾驶机器人车辆转向系的机械结构中, 若将所有转向系的运动全部换算成绕主销的转动, 则可以得到等效的转向模型, 从而得到驾驶机器人车辆转向系统动力学等效模型, 如图 3 所示。

转向机械行星减速机简图如图 4 所示。转向机械行星减速机输入轴的太阳轮 3 通过行星轮 1 使行星架转动, 从而带动输出轴。取太阳轮 3 的转角即转向电机输出转角 φ 为广义坐标, 由拉格朗日方程推导该系统的动力学模型。

行星减速器的总动能为

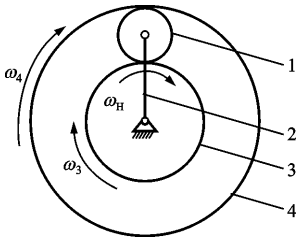
$$T = \frac{1}{2} J_1 \left[\frac{i_{3H} \omega_3 r_3 - \omega_3 (r_1 + r_3)}{i_{3H} r_1} \right]^2 + \frac{1}{2} J_3 \omega_3^2 + \frac{1}{2} J_H \frac{\omega_3^2}{i_{3H}^2} \quad (4)$$

式中: J_1 为行星轮转动惯量; J_3 为太阳轮转动惯量;



1—驱动电机; 2—行星减速器; 3—万向节; 4—方向盘抓手; 5—方向盘; 6—驾驶机器人转向机械手; M —电机输出转矩; M_h —转向机械手施加于转向盘的力矩; I_h —转向盘转动惯量; δ_m —方向盘转角; C_h —转向盘阻尼系数; K_s —扭杆刚性系数; θ_a —助力电机转角; I_a —电机惯性矩; C_a —电机阻尼系数; M_a —电机助力转矩; C_s —转向轴当量阻尼系数; I_s —转向轴当量惯性矩; δ —输出轴转角; M_r —作用于转向小齿轮的转向力矩。

图 3 驾驶机器人车辆转向系统动力学等效模型



1—行星轮; 2—行星架; 3—太阳轮; 4—内齿圈; ω_3 —太阳轮的转速; ω_4 —内齿圈的转速; ω_H —行星架的转速。

图 4 转向机械行星减速机简图

$J_H = J_1 + m_0 (2r_3 + r_1)^2$ 为行星架转动惯量, m_0 为行星轮质量; r_1 为行星轮半径; r_3 为太阳轮半径; i_{3H} 为行星减速机传动比。

拉格朗日方程为

$$Q_\varphi = \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial T}{\partial \dot{\varphi}} \right) - \frac{\partial T}{\partial \varphi} \quad (5)$$

将式(4)代入式(5), 得到

$$Q_\varphi = \left\{ J_1 \left[\frac{(i_{3H} - 1)r_3 - r_1}{i_{3H} r_1} \right]^2 + J_3 + \frac{J_H}{i_{3H}^2} \right\} \ddot{\varphi} \quad (6)$$

最终, 得到转向机械手动力学方程为

$$M = \left\{ J_1 \left[\frac{(i_{3H} - 1)r_3 - r_1}{i_{3H} r_1} \right]^2 + J_3 + \frac{J_H}{i_{3H}^2} \right\} \ddot{\varphi} + \frac{M_h}{i_{3H}} \quad (7)$$

式中 $\varphi = \delta_m i_{3H}$ 。

车辆转向系动力学方程为

$$\left. \begin{aligned} I_h \frac{d^2 \delta_m}{dt^2} + C_h \frac{d\delta_m}{dt} + K_s (\delta_m - \delta) &= M_h \\ I_s \frac{d^2 \delta}{dt^2} + C_s \frac{d\delta}{dt} + K_s (\delta - \delta_m) &= N_1 M_a - M_r \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中: N_1 为助力电机到转向轴的传动比; M_r 和 M_a 表示为

$$\left. \begin{aligned} M_r &= \frac{2\xi K_f \alpha_f}{N_2} = \frac{M_s}{N_2} \\ M_a &= K_a i - I_a \ddot{\theta}_a - C_a \dot{\theta}_a \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中, ξ 为轮胎动态参数, $2\xi K_f$ 为转向系的复位力矩系数, M_s 为转向盘复位力矩, K_a 为助力电机转矩系数, $\theta_a = N_1 N_2 \delta_f$, N_2 为转向轴到前轮的传动比, i 为助力电机电流。

结合式(7)与式(8), 推导出驾驶机器人车辆转向系统动力学模型为

$$\begin{bmatrix} \ddot{\varphi} \\ \ddot{\varphi} \\ \ddot{\delta}_f \\ \ddot{\delta}_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ a_{41} & 0 & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi \\ \dot{\varphi} \\ \delta_f \\ \dot{\delta}_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M \\ \alpha_f \\ i \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \text{式中: } a_{21} &= -\frac{K_s}{J i_{3H}^2 + I_h}, J = J_1 \left[\frac{(i_{3H} - 1)r_3 - r_1}{i_{3H} r_1} \right]^2 + \\ &J_3 + \frac{J_H}{i_{3H}}; a_{22} = -\frac{C_h}{J i_{3H}^2 + I_h}; a_{23} = \frac{N_2 K_s i_{3H}}{J i_{3H}^2 + I_h}; a_{41} = \\ &\frac{K_s}{(1 + I_a N_1 N_2) N_2 i_{3H} I_s}; a_{43} = -\frac{K_s}{(1 + I_a N_1 N_2) I_s}; a_{44} = \\ &-\frac{C_s + I_s (C_a N_1^2 N_2)}{I_s}; b_{21} = \frac{i_{3H}^2}{J i_{3H}^2 + I_h}; b_{42} = -\frac{2\xi K_f}{N_2^2 I_s}; \\ &b_{43} = N_1 K_a. \end{aligned}$$

2 动态转向力矩补偿方法

驾驶机器人车辆在长期的自动驾驶过程中, 由于转向操纵与传动机构、转向器的磨损会导致转向性能下降, 进而导致离线自学习数据不可靠, 计算得到的期望转向驱动力矩不准确, 引起转向角的不足, 这将直接导致跟踪路径产生偏差。为了实现驾驶机器人车辆转向力矩的在线补偿, 设计了动态转向力矩补偿方法, 原理框图如图5所示。动态转向补偿原理包括路径跟踪控制、横向位移误差补偿、离线自学习、驾驶机器人、试验车辆以及转向力矩在线辨识。

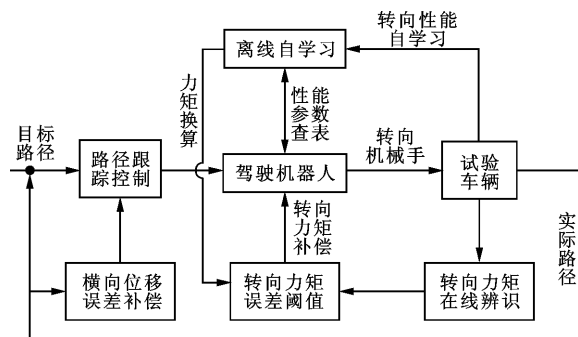


图5 动态转向力矩补偿方法原理框图

2.1 车辆转向性能离线自学习

在10~50 km/h的一系列离散等间隔初始车速下, 进行驾驶机器人车辆转向性能的学习。随着初始车速的增加, 方向盘转角过大时车辆会发生侧滑跑偏, 因此在不同初始车速下设定自学习最大方向盘转角, 具体如下: 初始车速在10~20 km/h时, 最大方向盘转角设定为450°; 初始车速在20~30 km/h时, 最大方向盘转角设定为270°; 初始车速在30~50 km/h时, 最大方向盘转角设定为180°。将设定的控制量输入到驾驶机器人, 驾驶机器人操纵车辆进行实验。在不同初始车速下, 分别控制方向盘以较快的转速旋转至设定的最大角度位置, 记录方向盘转角 δ_m 和对应的车辆行驶路径。将车辆行驶路径换算成坐标, 计算得到各个初始车速下不同转角对应的路径曲率。通过三维数据插值的方式, 得到较精确的车辆转向性能离线自学习模型。

驾驶机器人车辆的转向过程如下: 离线自学习模型根据当前车速和目标路径曲率, 输出方向盘转角 δ_m , 由 $\varphi = \delta_m i_{3H}$ 得到转向电机输出转角 φ , 同时实时采集车轮转角 δ_f , 通过驾驶机器人转向系统动力学模型式(10)计算得出驱动电机需要的转向力矩 M , 最终实现驾驶机器人车辆的转向。

2.2 横向位移误差补偿

当车辆偏离目标路径时, 跟踪路径的车辆运动坐标如图6所示。

假定车辆在前视点处的横向偏移量为

$$\varepsilon = h + L\varphi' - h_{OL} \quad (11)$$

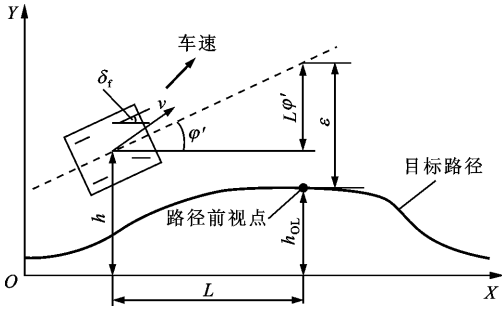
则横向偏移量与前轮转向角传递函数为

$$\frac{\delta_f(s)}{\varepsilon(s)} = \frac{d}{1 + \tau_L s} \quad (12)$$

式中: d 为比例因子; τ_L 为延迟时间。

结合式(11)与式(12), 得出转向角为

$$\delta(s) = \frac{d}{1 + \tau_L s} [h(s) + L\varphi'(s) - h_{OL}(s)] \quad (13)$$



h —车辆横向往移; φ' —车辆横摆角; L —预瞄距离; h_{OL} —目标路径在前视点处的横向偏移量; v —车速; ϵ —横向偏移量。

图6 驾驶机器人车辆运动坐标

2.3 转向力矩辨识

驾驶机器人车辆转向性能的下降与转向操纵与传动机构、转向器的磨损等因素相关,为了减小转向性能下降带来的问题,考虑到转向驱动力矩与车辆方向盘角速度、角加速度以及转向系输出轴转角与方向盘转角之差正相关,建立从车辆方向盘角速度、角加速度以及转向系输出轴转角与方向盘转角之差到转向驱动力矩的在线扩展受控自回归模型

$$A(z)y(t) = B(z)u(t) + \sigma(t) \quad (14)$$

式中: $u(t) = [u_1(t) \ u_2(t) \ u_3(t)]^T$ 中的3个元素分别为系统输入车辆方向盘角速度、角加速度以及输出轴转角与方向盘转角之差; $y(t)$ 为系统输出转向驱动力矩; $\sigma(t)$ 为0均值随机白噪声; $A(z)$ 为移位算子 z^{-1} 的多项式, $z^{-1}y(t) = y(t-1)$; $B(z)$ 为由移位算子的多项式 $B_1(z)$ 、 $B_2(z)$ 、 $B_3(z)$ 组成的向量。 $A(z)$ 和 $B(z)$ 为

$$\left. \begin{aligned} A(z) &= 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} \\ B(z) &= [B_1(z), B_2(z), B_3(z)] \\ B_1(z) &= b_1(1)z^{-1} + b_1(2)z^{-2} \\ B_2(z) &= b_2(1)z^{-1} + b_2(2)z^{-2} \\ B_3(z) &= b_3(1)z^{-1} + b_3(2)z^{-2} \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中 a_1 、 a_2 、 $b_1(1)$ 、 $b_1(2)$ 、 $b_2(1)$ 、 $b_2(2)$ 、 $b_3(1)$ 、 $b_3(2)$ 为待辨识参数。

参数向量 θ 和新息向量 $\varphi(t)$ 为

$$\left. \begin{aligned} \theta &= [a_1, a_2, b_1(1), b_1(2), b_2(1), b_2(2), b_3(1), \\ &\quad b_3(2)]^T \in \mathbf{R}^8 \\ \varphi(t) &= [-y(t-1), -y(t-2), u_1(t-1), \\ &\quad u_1(t-2), \dots, u_3(t-1), u_3(t-2)]^T \in \mathbf{R}^8 \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

由式(14)~(16),可以得到辨识模型为

$$y(t) = \varphi^T(t)\theta + \sigma(t) \quad (17)$$

将式(17)改写为向量形式

$$Y_t = H_t \theta + \sigma_t \quad (18)$$

式中: $Y_t = [y(1), y(2), \dots, y(t)]^T \in \mathbf{R}^t$; $H_t = [\varphi^T(1), \varphi^T(2), \dots, \varphi^T(t)] \in \mathbf{R}^{t \times 8}$; $\sigma_t = [\sigma(1), \sigma(2), \dots, \sigma(t)] \in \mathbf{R}^t$ 。

针对式(18)表示的转向力矩在线辨识模型存在待辨识的参数向量 θ ,运用 FF-MILS 方法进行转向力矩在线辨识。遗忘因子需要接近1,通常在0.9至1.0之间,通过试验对比后取遗忘因子 $\lambda = 0.98$ 。

设定新息长度 $p = 3$,将输出 $y(t)$ 和新息向量 $\varphi(t)$ 扩展为堆积输出向量 $Y(p, t)$ 和堆积新息矩阵 $\Phi(p, t)$,即

$$\left. \begin{aligned} Y(p, t) &= [y(t), y(t-1), \dots, y(t-p+1)]^T \in \mathbf{R}^p \\ \Phi(p, t) &= [\varphi(t), \varphi(t-1), \dots, \varphi(t-p+1)] \in \mathbf{R}^{8 \times p} \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

将标量新息扩展为向量新息,得到

$$E(p, t) = \begin{bmatrix} y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1) \\ y(t-1) - \varphi^T(t-1)\hat{\theta}(t-1) \\ \vdots \\ y(t-p+1) - \varphi^T(t-p+1)\hat{\theta}(t-1) \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中 $\hat{\theta}(t-1)$ 为参数向量 θ 在 $t-1$ 时刻的估计值。

由式(19)(20),得到辨识模型为

$$Y(p, t) = \Phi^T(p, t)\hat{\theta}(t-1) + E(p, t) \quad (21)$$

FF-MILS 方法的递推推导过程如下。

(1)参数向量更新,公式为

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + L(t)[Y(p, t) - \Phi^T(p, t)\hat{\theta}(t-1)] \quad (22)$$

式中 $L(t)$ 为增益矩阵。

(2)增益矩阵更新,公式为

$$L(t) = P(t-1)\Phi(p, t)[\lambda I_p + \Phi^T(p, t)P(t-1)\Phi(p, t)]^{-1} \quad (23)$$

式中: I_p 为 p 阶单位矩阵; $P(t)$ 为协方差矩阵。

(3)协方差矩阵更新,公式为

$$P(t) = \frac{1}{\lambda} [\lambda I_n - L(t)\Phi^T(p, t)]P(t-1) \quad (24)$$

式中 $n = 8$ 。

基于 FF-MILS 方法的转向力矩在线参数辨识流程如图7所示。

2.4 动态转向力矩补偿

驾驶机器人车辆在长期的自动驾驶过程中,由于车辆转向性能下降导致输出的转向驱动力矩不可靠,转向性能的不足将直接导致路径跟踪产生偏差。为了实现驾驶机器人车辆转向力矩的在线补偿,设

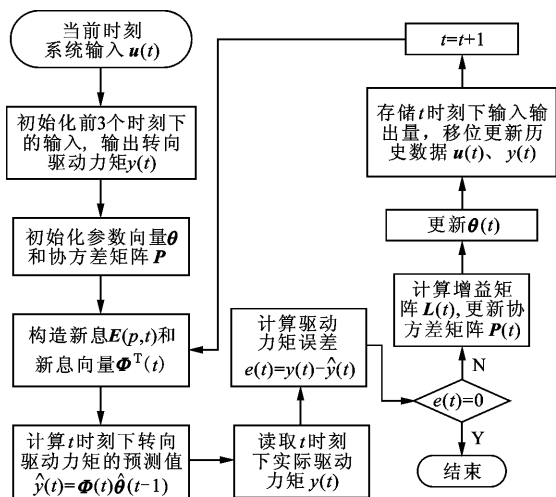


图7 驾驶机器人车辆转向力矩在线辨识流程

计了转向力矩动态补偿模型,如图8所示。转向力矩动态补偿模型包括横向位移误差补偿模块、离线自学习模块、驾驶机器人车辆转向系统动力学模型模块、车辆动力学模型模块以及转向力矩在线辨识-预测模块。

在图8的转向力矩在线辨识-预测模块中,驾驶机器人车辆转向操作的 $t-1$ 、 $t-2$ 、 $t-3$ 时刻的历史输入输出数据构成数据向量 $\Phi(t)$, $\Phi(t)$ 与 FF-MILS 方法得到的参数估计值 $\hat{\theta}(t-1)$ 共同计算出当前时刻 t 的转向驱动力矩预测值,补偿到驾驶机器人车辆动力学模型输入端。为了提高转向力矩补偿的精度,反馈当前时刻的转向力矩辨识误差 $e(t)$ 。

转向控制器以目标路径、横向位移误差补偿转角、车速为输入,通过采集当前位置路径点坐标、预瞄距离处路径点坐标、2倍预瞄距离处路径点坐标,

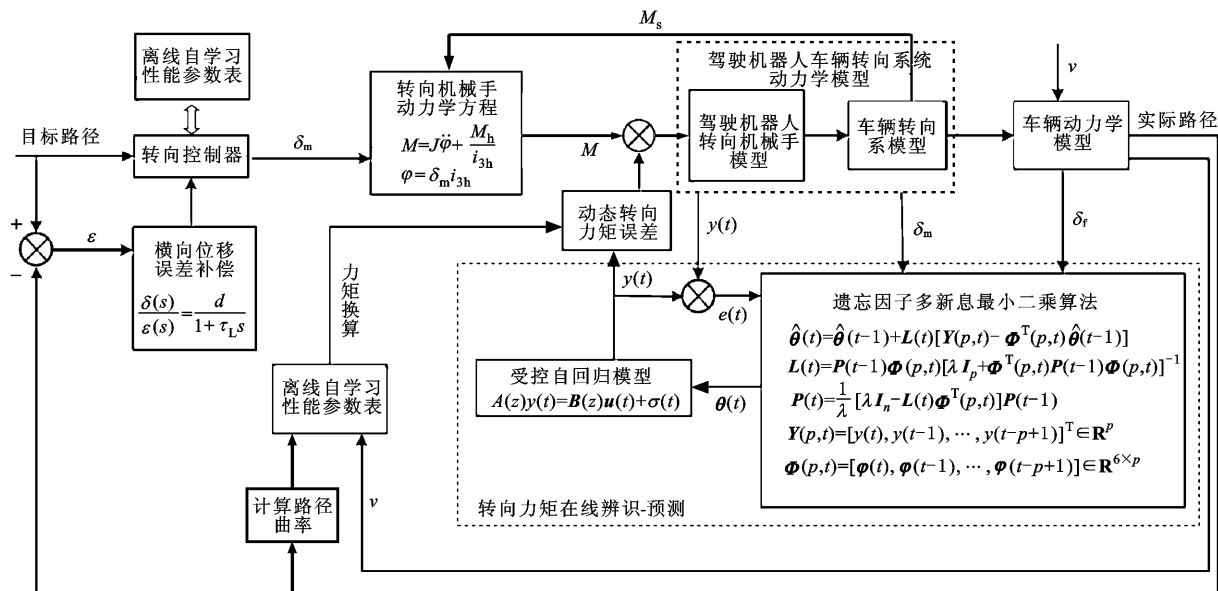


图8 驾驶机器人车辆动态转向力矩在线动态补偿模型

利用3点确定一个圆的原理,计算圆的曲率作为下一个路径点的路径曲率。根据目标路径曲率和车速,经过查表实时输出方向盘角位移。横向位移误差补偿模块根据车辆在前视点处的横向偏移量 ϵ ,结合式(13),计算输出方向盘角位移。结合式(7),计算出所需的转向驱动力矩。在此基础上,得到辨识出的目标转向驱动力矩与自学习模型经力矩转换得到的转向力矩之间的误差 ΔT 。当误差超过阈值时,补偿电机输出力矩,控制驾驶机器人车辆动力学模型实现转向,完成驾驶机器人对车辆的转向控制。

3 试验与仿真验证

为了验证本文方法的有效性,进行了驾驶机器人车辆的试验与仿真。安装在试验车辆上的驾驶机器人如图9所示。

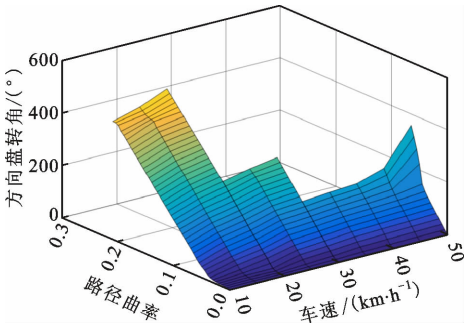
驾驶机器人对被操纵车辆进行转向性能自学习,采用 CDY-3 车辆动态测试仪测量车辆位置信息、OES-II 非接触速度传感器测量纵向车速,得到转向性能曲线,如图10所示。

为了验证本文离线自学习方法的有效性,进行了驾驶机器人车辆跟踪双移线仿真,并根据文献[19],在交通部公路交通试验场由人类驾驶员对桑塔纳某型号轿车进行双移线试验,试验中2名试验员随车实时采集测试数据。试验中的关键性能参数如表1所示。

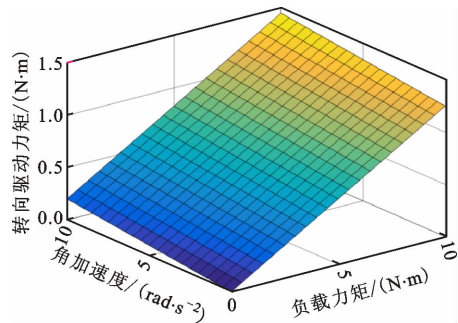
在50 km/h的初始速度工况下进行离线自学习双移线跟踪控制仿真,得到目标转向力矩和方向盘转角,如图11所示。将离线自学习方法与人类驾



图 9 安装在试验车辆上的驾驶机器人



(a)方向盘转角与路径曲率和车速的关系



(b)转向驱动力矩与角加速度和负载力矩的关系

图 10 转向性能曲线

驶员控制车辆方法、PID 控制驾驶机器人方法进行了对比,结果如图 12 所示。从图 12a 和 12b 可以看出:PID 控制驾驶机器人车辆路径跟踪效果最差,横向位移误差最大可达到 0.5 m;离线自学习和人类驾驶员控制车辆的路径跟踪效果差不多,横向位移误差都在 0.4 m 以内。

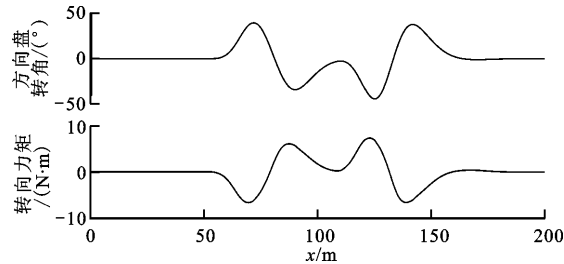
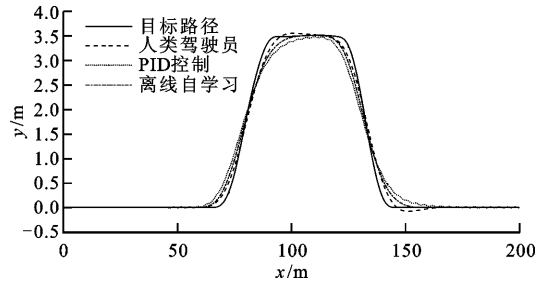
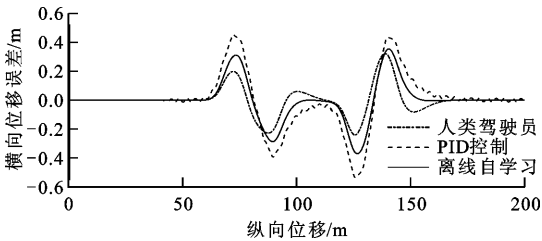


图 11 离线自学习方法的目标方向盘转角和转向力矩



(a)路径



(b)横向位移误差

图 12 离线自学习方法的跟踪对比曲线

表 1 关键性能参数

参数	数值
m/kg	1 500
A/m	1.1
$I_z/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	2 500
$K_r/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	50 000
$C_s/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1})$	0.5
$K_s/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{rad}^{-1})$	10
$I_a/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.002
N_1	16.5
$k_a/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{A}^{-1})$	0.02
$J_1/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.003 6
$J_3/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.009 76
i_{3H}	8
H	0.02
L/m	1
b/m	1.6
μ	0.4
$K_f/(\text{kN} \cdot \text{rad}^{-1})$	30
$I/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	2
$I_h/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.05
$C_h/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1})$	0.2
$C_a/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1})$	0.05
N_2	20
ξ/m	0.07
$J_H/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.007 44
r_1/m	0.125
r_3/m	0.25
τ_L/ms	0.4

为了验证本文在线动态转向力矩补偿方法的有效性,在 50 km/h 初始速度工况下进行双移线跟踪控制仿真,结果如图 13 所示。从图 13a 可以看出:无论有无在线动态转向力矩补偿,车辆均能对目标路径进行跟踪;但是,由于转向性能下降,在双移线 4 个拐角处,无补偿方法的驾驶机器人车辆的横向位移误差较大。从图 13b 可以看出:无补偿方法的横向位移误差最大值大于 0.3 m;有补偿方法的横向位移误差较小,基本控制在 0.2 m 以内。

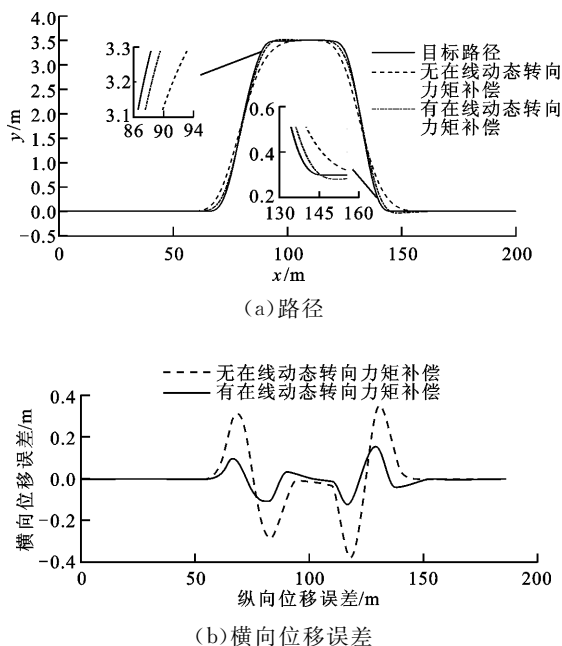
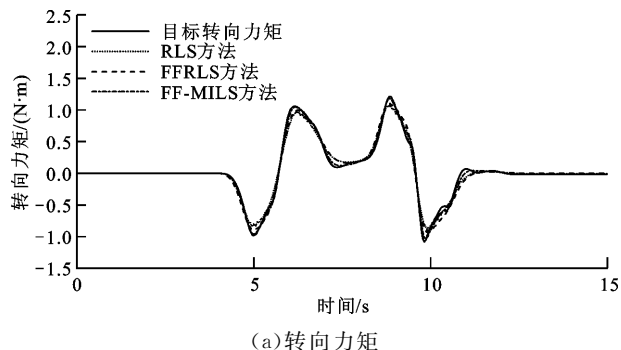
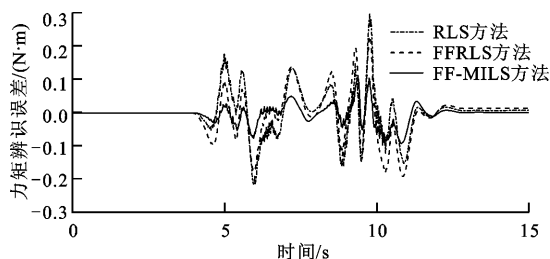


图 13 有无在线动态转向力矩补偿时的跟踪对比曲线

为了进一步验证本文方法的有效性,对比递推最小二乘法(RLS)、FFRLS 和 FF-MILS 共 3 种方法的辨识效果,结果如图 14 所示。从图 14a 可以看出,3 种方法均能准确地辨识目标转向力矩。从图 14b 可以看出:在未引入多新息的 RLS 和 FFRLS 方法的作用下,转向力矩辨识误差最大值都超过 0.2 N·m;在引入多新息的 FF-MILS 方法的作用下,转向力矩辨识误差基本控制在 0.1 N·m 以内。



(a) 转向力矩



(b) 转向力矩辨识误差

图 14 转向力矩辨识对比曲线

4 结 论

本文提出了驾驶机器人车辆转向性能的离线自学习方法,建立了驾驶机器人车辆转向性能的离线自学习模型,并加入横向偏移补偿转角模块,实现了车辆稳定转向和路径跟踪。在此基础上,针对长期驾驶后驾驶机器人车辆转向性能下降的问题,提出了在线补偿方法,建立了转向力矩的受控自回归在线辨识模型,运用 FF-MILS 方法,实现了对驾驶机器人车辆动态转向力矩的在线补偿。试验和仿真表明,运用本文方法进行动态补偿后的路径跟踪效果较好。对于转向力矩的动态辨识,本文辨识方法精度较高,可将转向力矩误差控制在 0.1 N·m。

但是,本文仅考虑了转向性能下降对驾驶机器人车辆位置控制精度的影响。未来可致力于复杂工况下的路径跟踪控制以及航向偏差控制,考虑车辆横向加速度、轮胎与地面摩擦等因素,探究不稳定工况下的转向控制可行域和驾驶机器人的转向性能,实现车辆稳定的路径跟踪。

参考文献:

- [1] CHEN G, ZHANG W G. Digital prototyping design of electromagnetic unmanned robot applied to automotive test [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2015, 32: 54-64.
- [2] DUCHON F, HUBINSKY P, HANZEL J, et al. Intelligent vehicles as the robotic applications [J]. Procedia Engineering, 2012, 48: 105-114.
- [3] ALT B, HERMANN E, SVARICEK F. Second order sliding modes control for rope winch based automotive driver robot [J]. International Journal of Vehicle Design, 2013, 62: 147.
- [4] CHEN G, ZHANG W G. Hierarchical coordinated control method for unmanned robot applied to automotive test [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(2): 1039-1051.

- [5] GURNEY K R, ROMERO-LANKAO P, SETO K C, et al. Climate change: track urban emissions on a human scale [J]. *Nature*, 2015, 525(7568): 179-181.
- [6] CHEN G, ZHANG W G. Design of prototype simulation system for driving performance of electromagnetic unmanned robot applied to automotive test [J]. *Industrial Robot: An International Journal*, 2015, 42(1): 74-82.
- [7] 卢伟, 陈浩, 王玲, 等. 拖拉机驾驶机器人换挡机械手运动分析 [J]. *农业机械学报*, 2016, 47(1): 37-44.
LU Wei, CHEN Hao, WANG Ling, et al. Motion analysis of tractor robot driver's gear shift mechanical arm [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(1): 37-44.
- [8] 郭应时, 蒋拯民, 白艳, 等. 无人驾驶汽车路径跟踪控制方法拟人程度研究 [J]. *中国公路学报*, 2018, 31(8): 189-196.
GUO Yingshi, JIANG Zhengmin, BAI Yan, et al. Investigation of humanoid level of path tracking methods based on autonomous vehicles [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2018, 31(8): 189-196.
- [9] CHOI J, YI K, SUH J, et al. Coordinated control of motor-driven power steering torque overlay and differential braking for emergency driving support [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2014, 63(2): 566-579.
- [10] 陈刚. 电磁直驱无人驾驶机器人动态特性与控制 [M]. 北京: 科学出版社, 2017: 64-69.
- [11] 陈刚, 张为公, 龚宗洋, 等. 用于汽车驾驶机器人的车辆性能自学习方法 [J]. *中国机械工程*, 2010, 21(4): 491-495.
CHEN Gang, ZHANG Weigong, GONG Zongyang, et al. A vehicle performance self learning method applied to robot driver [J]. *China Mechanical Engineering*, 2010, 21(4): 491-495.
- [12] CHEN G, CHEN S B, LANGARI R, et al. Driver-behavior-based adaptive steering robust nonlinear control of unmanned driving robotic vehicle with modeling uncertainties and disturbance observer [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(8): 8183-8190.
- [13] 熊璐, 付志强, 柏满飞, 等. 一种考虑加速度需求的车速自适应控制方法 [J]. *西安交通大学学报*, 2019, 53(1): 62-69.
XIONG Lu, FU Zhiqiang, BAI Manfei, et al. A vehicle speed adaptive control method considering acceleration demand [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(1): 62-69.
- [14] DING F. Several multi-innovation identification methods [J]. *Digital Signal Processing*, 2010, 20(4): 1027-1039.
- [15] WAN L J, DING F. Decomposition- and gradient-based iterative identification algorithms for multivariable systems using the multi-innovation theory [J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2019, 38(7): 2971-2991.
- [16] 索江镭, 胡志坚, 刘宇凯, 等. 基于多新息耦合最小二乘算法的电力系统状态空间辨识 [J]. *电力自动化设备*, 2015, 35(7): 65-73.
SUO Jianglei, HU Zhijian, LIU Yukai, et al. Power system state space identification based on multi-innovation coupling least square algorithm [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2015, 35(7): 65-73.
- [17] 卫志农, 原康康, 成乐祥, 等. 基于多新息最小二乘算法的锂电池参数辨识 [J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(15): 139-145.
WEI Zhinong, YUAN Kangkang, CHENG Lexiang, et al. Parameter identification of lithium-ion battery based on multi-innovation least squares algorithm [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(15): 139-145.
- [18] DING F, LIU P X, LIU G J. Multiinnovation least-squares identification for system modeling [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics; Part B Cybernetics*, 2010, 40(3): 767-778.
- [19] 尹念东. 汽车-驾驶员-环境闭环系统操纵稳定性虚拟试验技术的研究 [D]. 北京: 中国农业大学, 2001: 70-74.

(编辑 陶晴)