

混合动力汽车转向稳定性多传感器融合控制技术

马文倩

(西安航空职业技术学院 汽车工程学院, 陕西 西安 710089)

摘要: 为了满足汽车行驶稳定性要求, 当前依托于单一传感信息进行转向控制, 容易忽略很多影响因素, 使得控制后汽车转向质心侧偏角依旧较大。因此, 混合动力汽车提出转向稳定性多传感器融合控制技术。考虑混合动力汽车转向过程中的动态特性, 构建转向动力学模型, 并计算出车辆理想横摆角速度。深入分析横摆角速度、滑移率对车辆转向稳定性的影响, 得出期望的横摆力矩和滑移率调整力矩。将汽车转向稳定性控制问题看作二次规划问题, 结合 BP 神经网络和常规 PID 控制器, 设计转向稳定性控制算法, 利用车辆转向参数的理想值、实际值和偏差值推算出稳定性控制参数。结合融合多传感器实时采集信息, 推算出汽车转向姿态误差代入控制结构中, 给出优化后的控制参数。实验结果表明: 新提出的控制技术应用后, 车辆转向的质心侧偏角不超过 ± 0.012 rad/s, 满足了混合动力汽车转向行驶要求。

关键词: 混合动力汽车; 转向稳定性; 多传感器; 数据融合; 控制技术; 目标识别

中图分类号: U461.5

文章编号: 1000-0682(2024)03-0095-05

文献标识码: A

DOI: 10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.03.017

Multi sensor fusion control technology for steering stability of hybrid electric vehicles

MA Wenqian

(School of Automotive Engineering, Xi'an Aviation Vocational and Technical College, Shaanxi Xi'an 710089, China)

Abstract: In order to meet the requirements of vehicle driving stability, the current steering control relies on a single sensor information, which is prone to ignoring many influencing factors, resulting in a relatively large side slip angle of the steering center of the vehicle after control. Therefore, hybrid electric vehicles have proposed multi sensor fusion control technology for steering stability. Consider the dynamic characteristics of hybrid electric vehicles during the steering process, construct a steering dynamics model, and calculate the ideal yaw rate of the vehicle. Thoroughly analyze the impact of yaw rate and slip rate on vehicle steering stability, and obtain the expected yaw torque and slip rate adjustment torque. Consider the steering stability control problem of automobiles as a quadratic programming problem, combine BP neural network and conventional PID controller, design a steering stability control algorithm, and use the ideal, actual, and deviation values of vehicle steering parameters to calculate the stability control parameters. Finally, by integrating real-time information collected from multiple sensors, the steering attitude error of the vehicle is calculated and incorporated into the control structure, and the optimized control parameters are given. The experimental results show that after the application of the newly proposed control technology, the center of mass sideslip angle of the vehicle's steering does not exceed plus or minus 0.012 rad/s, meeting the steering driving requirements of hybrid electric vehicles.

Keywords: hybrid electric vehicle; steering stability; multiple sensors; data fusion; control technology; target identification

收稿日期: 2023-12-12

基金项目: 西安航空职业技术学院科研基金重点项目“航空地面设备健康管理技术创新团队”研究项目(KJTD23-01)

第一作者: 马文倩(1983—), 女, 陕西西安人, 机械控制工程专业硕士, 副教授, 主要研究方向为自动控制、飞行器数字化制造、职业教育管理与研究等。E-mail: yixie17575548011@163.com

0 引言

在能源紧缺问题日趋严重的情况下, 各行业都开始以节能为目标生产新产品^[1], 混合动力汽车就

是最为典型的节能产品之一,其相比传统汽车极大减少了放污染物,节约能源的同时达到了环保的目的^[2]。但随着混合动力汽车的大范围推广,如何优化汽车电子控制系统,使得汽车转向行驶时保持安全稳定的状态,成为一个重要问题。

当前,研究人员针对汽车转向稳定性,已经提出了一系列控制方法。文献[3]提出在汽车内部安装线控转向机构,该机构主要是由滑模控制器、线性二次型调节器组成。在车辆转向行驶过程中,可以综合考虑横摆角速度和车辆路径,给出对应的转向控制策略,并根据实时控制反馈调整控制方法,直到满足汽车转向稳定性要求。仿真结果表明,该方法控制效率较低。文献[4]提出通过方向盘转角,观察汽车驾驶人员的转向意图,以此为基础建立横摆角速度期望模型。将期望参数输入双层控制器中,在模型预测控制算法和二次规划最优分配算法的共同作用下,生成转向稳定性控制策略。但实验结果表明,该控制技术应用后汽车转向稳定性依旧较差。文献[5]针对转向行驶的汽车建立一种载荷识别模型,在求出模型极值后即可得到转向机电制动载荷。并设计基于模糊控制算法的转向稳定性控制器,通过模糊化、模糊推理、反模糊化等环节完成汽车转向稳定性控制。仿真测试结果表明,该控制方法的应用拓展性较差。

将混合动力汽车看作目标对象,为了提升该类车辆的转向稳定性,提出一种基于多传感器融合的新型控制技术。在融合 BP 神经网络的 PID 控制器应用时,考虑多传感器融合信息给出的控制误差,得出更加合理的控制参数,进一步提升混合动力汽车行驶安全。

1 设计混合动力汽车转向稳定性多传感器融合控制技术

1.1 构建汽车转向动力学模型

考虑到混合动力汽车转向是一个复杂的工作,在转向稳定性控制之前,考虑简单的汽车横向、纵向和横摆运动^[6],建立图 1 所示的汽车转向动力学模型,明确车辆转向过程中各个部件的动态特性。图 1 中, η_1 为汽车左前轮纵向力, η_2 为汽车右前轮纵向力, η_3 为汽车左后轮纵向力, η_4 为汽车右后轮纵向力, $F_1 \sim F_4$ 为 4 个车轮的横向作用力, ε_1 为后轮侧偏角度, ε_2 为前轮侧偏角度, α 和 β 分别为横摆角速度和心侧偏角, v_1 为横向运行速度, v_2 为纵向运行速度, l_1 为车辆质心与后轴之间的距离, l_2 为车辆质心

与前轴之间的距离, l_3 为车轮之间的距离, φ 为旋转角度。

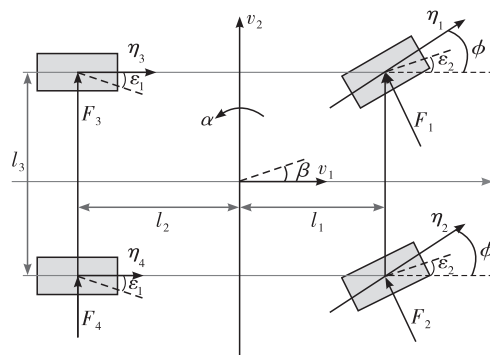


图 1 混合动力汽车转向模型

汽车的横向、纵向及横摆运动方程以式(1)~式(3)表示为:

$$\eta = (\eta_1 + \eta_2) \cos \varphi + \eta_3 + \eta_4 \quad (1)$$

$$m(v_2 + v_1 \alpha) = (\eta_1 + \eta_2) \sin \varphi + (F_1 + F_2) \cos \varphi + F_3 + F_4 \quad (2)$$

$$I\alpha = l_2 (F_1 + F_2) \cos \varphi - l_1 (F_3 + F_4) + (l_3/2) (F_1 - F_2) \sin \varphi + \iota \quad (3)$$

式中: η 为车辆总体纵向力; m 为整车质量; I 为转动惯量; ι 为横摆力矩。

除此之外,在汽车正常转向时,车轮的动力学模型如式(4)所示:

$$J\omega = T_1 - r\eta + T_2 \quad (4)$$

式中: J 为车轮转动惯量; ω 为角速度; T_1 和 T_2 分别为驱动力矩和干扰力矩; r 为混合动力汽车的车轮半径。

在此基础上,将转向时车辆理想横摆角速度计算过程表示为:

$$\alpha' = \begin{cases} \frac{v_1}{l_3 + K} \varphi, & |\alpha'| \leq 0.85 \frac{\chi g}{v_1} \\ 0.85 \frac{\chi g}{v_1} \left(\frac{v_1}{l_3 + K} \varphi \right), & |\alpha'| > 0.85 \frac{\chi g}{v_1} \end{cases} \quad (5)$$

式中: α' 为理想横摆角速度; K 为系数; χ 为摩擦系数; g 为重力加速度。

1.2 设置汽车转向稳定响应期望力矩

依托于上述转向动力学模型进行分析,获取前后车轮的侧偏角绝对值之差,以此来反映汽车转向响应参数与横摆角速度之间的联系。

$$\varepsilon_2 - \varepsilon_1 = \varphi - \frac{\alpha(l_1 + l_2)}{v_1} \quad (6)$$

由式(6)可知,横摆角速度的变化会对混合动力汽车转向稳定性产生直接影响。因此可以将横摆角速度看做一个关键稳态响应的评价指标,基于转

向横摆角速度推算出汽车稳定状态所需的横摆力矩。

$$\iota = I\alpha - l_2(F_1 + F_2)\cos\varphi + l_1(F_3 + F_4) - (l_3/2)(F_1 - F_2)\sin\varphi \quad (7)$$

车辆滑移率是体现车辆转向稳定性的另一个重要指标。当汽车转向行驶过程中,如果驱动力矩超过接地点处的作用力,就会表现出滑转情况^[7]。因此,想要提升汽车转向的稳定性,必需设置合理的滑移率阈值,并基于此推理出理想角速度。

$$\omega' = \begin{cases} \frac{v_1}{r(1-S)}, & \omega r \geq v_1 \\ \frac{v_1}{r}(1-S), & \omega r < v_1 \end{cases} \quad (8)$$

式中: ω' 为理想角速度; S 为滑移率阈值。

由式(8)可知,在混合动力汽车转向运行时,滑转率越大车辆转向稳定性越差,在车辆转向稳定性控制过程中,可以不断调节由滑移率确定的角速度,从而输出每个车轮的调整力矩。

$$T_1 = J\omega + r\eta - T_3 \quad (9)$$

式中: T_3 为滚动阻力矩。

1.3 设计转向稳定性 PID 控制方法

结合 BP 神经网络结构,建立一个改进的转向稳定性 PID 控制器,该控制器具体框架如图 2 所示。可以考虑期望角速度、真实角速度和二者之间的误差,通过神经网络进行在线参数自学习^[8],给出最佳的比例、积分和微分控制参数,将神经网络设为 3 层,输入层和输出层中神经元数量均为 3 个,中间层则为 5 个。将理想值、实际值和偏差值输入进行控制参数自适应调整时,采用最速下降法不断调整不同神经网络层之间的连接权值。

在对 BP 网络结构的连接权值进行自适应修正后,在该结构的辅助下,输出更加合理的汽车转向稳定性控制参数,将其代入 PID 控制器中,实现对汽车转向的控制。

1.4 基于多传感器融合实现控制参数优化

考虑到混合动力汽车转向是一个复杂的环节,设计到众多参数,为了确保神经网络 PID 控制结果满足汽车稳定行驶要求,在车辆上安装电流电压传感器、角度传感器、车轮速度传感器和倾角传感器等多个传感器^[9],分别在转向过车行中采集电流电压值、转向角度值、汽车运行速度和车辆转向姿态信息等。引入 D-S 证据理论^[10],将多个传感器采集的数据融合起来,评估当前控制方案下混合动力汽车转向平稳状况,从而进一步优化控制参数。其中,

依托于 D-S 证据理论构建的多传感器数据融合结构,如图 2 所示。

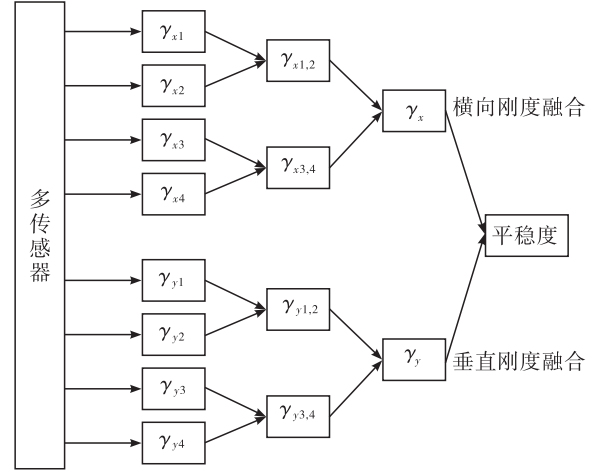


图 2 基于 D-S 证据理论的多传感器数据融合结构

多传感器数据融合时,两两刚度数据的融合过程如式(10)所示:

$$\begin{cases} P_{iju} = \frac{P_{iu} \times P_{ju} + P_{iu} \times \Delta_j + P_{ju} \times \Delta_i}{1 - \psi_{ij}} \\ \psi_{ij} = \sum_{i \in N, j \in N, i \neq j}^N P_{iu} \times P_{ju} \\ \Delta_{ij} = \frac{\Delta_j \times \Delta_i}{1 - \psi_{ij}} \end{cases} \quad (10)$$

式中: i 和 j 为 2 个传感器; u 为分类项目; P 为 2 个传感器同属一个分类项目的概率; Δ_j 和 Δ_i 为不确定度; ψ 为融合系数; Δ_{ij} 为 2 个待融合传感器不确定度融合值。

按照上述操作得到多传感器融合结果后,可以直观体现当前控制条件下汽车运行姿态与期望姿态之间的误差,将其添加到神经网络 PID 控制结构中,更新现有的控制参数,输出优化前后的混合动力汽车转向稳定性控制参数。

2 实验

2.1 实验设计

由于该文提出的控制技术尚未得到实践应用,无法观察该技术的实际应用效果,制约了这一研究内容的推广。因此,在混合动力汽车转向稳定性多传感器融合控制技术设计完成后,应用该技术进行现场实验测试,根据测试结果验证研究内容的价值。实验过程中,选择如今市场普遍应用的混合动力汽车作为关键工具,针对车辆转向机电制动系统的运行参数进行观察,得到表 1 所示的统计结果。

表 1 实验参数

项目	数据
汽车(长×宽×高)/mm	4703×1695×1408
汽车满载质量/kg	1950
汽车轴距/mm	2675
汽车前后轮距/mm	1540
轮胎前后滚动半径/mm	298/308
主缸直径/mm	57.15/34.95
最大制动管路压力/MPa	15
有效摩擦半径/mm	108/125
摩擦系数	0.4
制动效能因子	0.8
制动器种类	盘式制动器

在实验车辆内安装多个传感器,保证多传感器融合控制技术的顺利实施。选择某驾校的练车场地作为实验区域,为了更好地观察车辆转向稳定性控制结果,按照计划在一段长约 100 m 的道路上摆放多个锥桶,形成直线、弯道相结合的转向道路,锥桶的具体摆放位置和摆放数量如图 3 所示。

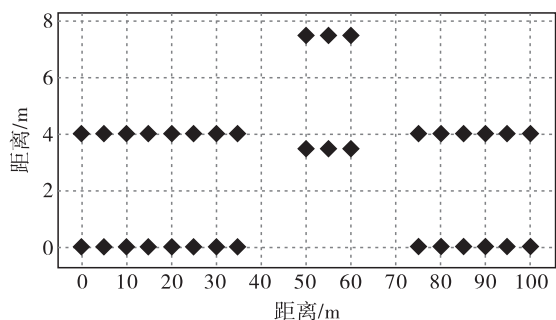


图 3 测试跑道设置

测试跑道设置完成后,控制实验车辆以 22 m/s 的速度在目标区段行驶,并在行驶过程中应用所提技术进行转向稳定性控制,观察具体控制结果。

为了加强对比性,在同样的场地和实验条件下,分别运用文献[3]提出的基于线控转向的差动转向控制策略、文献[4]给出的考虑转向意图的分布式电驱动汽车横摆稳定性控制方法,进行混合动力汽车转向稳定性控制测试。对比 3 种方法控制下的车辆行驶姿态,可以更准确地体现新研究控制技术的优越性。

2.2 转向稳定性控制结果

在转向稳定性控制技术应用后,分别让驾驶人员驱动汽车在测试跑道上行驶一个来回,每次转向区段车辆的实际姿态如图 4 所示。



(a) 转向结束

(b) 转向开始

图 4 汽车转向测试结果

针对转向行驶的车辆进行详细测试,得出汽车转向稳定性控制后,4 个车轮的转向力矩变化情况,以向右转向为例,可以绘制图 5 所示的变化曲线。

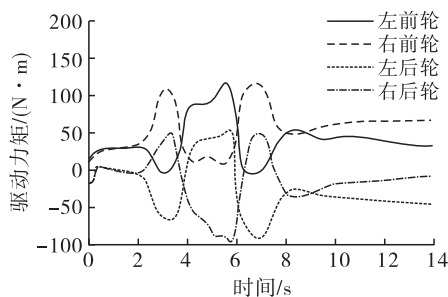


图 5 控制后汽车转向力矩变化

从图 5 可以看出,汽车在右转向情况下,右侧车轮的分配力矩明显大于左侧车轮,实现了反向力矩的合理分配,很大程度上避免了调节过度转向危险情况。

同时,观察汽车转向稳定性多传感器融合控制后车辆横摆角速度实际值,与理论值进行对比,如图 6 所示。根据图 6 可知,新的控制技术应用后产生的横摆角速度,与横摆角速度理想值极为接近,说明了所提方法实际转向稳定性控制效果满足预期要求。

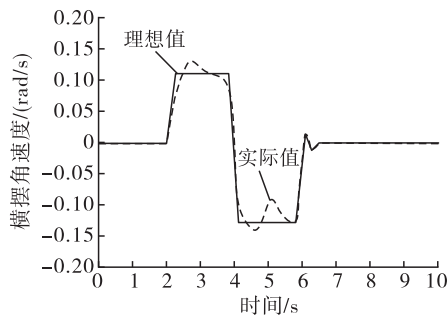


图 6 车辆横摆角速度理论与实际值对比

2.3 控制方法性能对比

车辆转向时质心必然会发生变化,而尽量减少质心偏移角度是转向稳定性控制的最终目标。因此,在所提控制方法测试完成后,分别应用 2 种文献给出的控制方法进行相同的实验测试,并记录不同

方法控制下的汽车质心侧偏角变化情况,最终得到图7所示的对比结果。

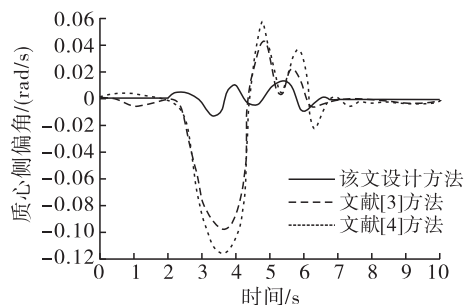


图7 不同方法控制后汽车质心侧偏角对比

从图7可以看出,应用多传感器融合控制技术后,混合动力汽车转向过程中,车辆的质心侧偏角保持在 ± 0.012 rad/s之间,满足了车辆行驶稳定性要求。而应用另外2种控制方法汽车质心侧偏角最大值达到了0.097 rad/s和0.118 rad/s。这一对比结果充分显示了该文研究的控制技术的优越性,可以更好地解决汽车转向带来的不稳定性问题。

3 结语

混合动力汽车的推出,满足了市场的节能、环保发展要求,但汽车转向稳定性问题依旧未能解决。对此,该研究从构建转向动力学模型入手,给出一种结合神经网络和PID算法的新型控制策略,并引入多传感器融合思想看,获取实时车辆转向控制误差,以此来优化控制参数,取得更优的稳定性控制效果。

参考文献:

- [1] 刘平,刘自斌,杨明亮,等.考虑道路曲率的多约束高速无人驾驶汽车横向跟踪控制方法[J].长安大学学报(自然科学版),2023,43(02):120-134.
- [2] 高伟,罗金涛,邓召文,等.分布式电驱动汽车“人-车-路”闭环横向稳定性控制[J].制造业自动化,2023,45(06):116-123.
- [3] 王家钊,常九健.基于线控转向的差动转向控制策略研究[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2023,46(08):1064-1069+1108.
- [4] 杜云雷,王先云,韩忠良,等.考虑转向意图的分布式电驱动汽车横摆稳定性控制[J].重庆理工大学学报(自然科学),2022,36(08):101-108.
- [5] 陈松,王剑.基于载荷识别的汽车转向机电制动稳定性控制[J].计算机仿真,2022,39(09):136-139+424.
- [6] 熊剑波,汪怡平,梁宝钰,等.基于主动前轮转向控制的汽车侧风稳定性研究[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2023,46(01):21-27.
- [7] 张利鹏,段嘉瑶,苏泰,等.电动轮驱动汽车空间稳定性底盘协同控制[J].机械工程学报,2022,58(10):209-221.
- [8] 邓召文,易强,高伟,等.四轮转向汽车闭环LQR控制仿真研究[J].机械设计与制造,2022(01):20-25.
- [9] 徐飞翔,周晨,王军,等.基于变传动比的全轮线控转向车辆可拓 H_∞ 控制方法研究[J].中国公路学报,2021,34(09):133-145.
- [10] 郭烈,许林娜,孙大川.独立驱动电动汽车转向稳定性控制方法研究[J].机械设计与制造,2021(09):66-69+74.
- [11] ca, 2022,48: 1816-1823.
- [12] SIRASKAR R. Reinforcement learning for control of valves[J]. Machine Learning with Applications, 2021, 4: 100030.
- [13] XU J, ZHANG H, QIU J. A deep deterministic policy gradient algorithm based on averaged state-action estimation[J]. Computers and Electrical Engineering, 2022,101: 108015.
- [14] KANG J-L, MIRZARI S, ZHOU J-A. Robust control and training risk reduction for boiler level control using two-stage training deep deterministic policy gradient[J]. Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers, 2022,130.
- [15] (上接第59页)
- [16] Al-Dhaifallah M. Fuzzy fractional-order PID control for heat exchanger[J]. Alexandria Engineering Journal, 2023,63: 11-16.
- [17] OLIVEIRA F S S, SOUZA F O, PALHARES R M. PID Tuning for Time-Varying Delay Systems Based on Modified Smith Predictor 11This work has been supported by the Brazilian agencies CAPES, CNPq, and FAPEMIG [J]. IFAC-PapersOnLine, 2017,50: 1269-1274.
- [18] LEE D, LEE M, SUNG S, et al. Robust PID tuning for Smith predictor in the presence of model uncertainty [J]. Journal of Process Control, 1999,9: 79-85.
- [19] SHI S, LIU Q. Deep Deterministic Policy Gradient With Classified Experience Replay[J]. Acta Automatica Sinica, 2022,48: 1816-1823.
- [20] SIRASKAR R. Reinforcement learning for control of valves[J]. Machine Learning with Applications, 2021, 4: 100030.
- [21] XU J, ZHANG H, QIU J. A deep deterministic policy gradient algorithm based on averaged state-action estimation [J]. Computers and Electrical Engineering, 2022,101: 108015.
- [22] KANG J-L, MIRZARI S, ZHOU J-A. Robust control and training risk reduction for boiler level control using two-stage training deep deterministic policy gradient [J]. Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers, 2022,130.