DOI: 10.3901/JME.2020.20.120

驾驶员驾驶习惯识别与车辆自动变速换挡修正^{*}

夏光^{1,2} 张洋^{1,2} 魏振亚² 唐希雯³ 陈无畏²

- (1. 合肥工业大学汽车工程技术研究院 合肥 230009;
2. 合肥工业大学汽车与交通工程学院 合肥 230009;
3. 国防科技大学电子对抗学院 合肥 230037)

摘要: 根据不同驾驶员的不同驾驶习惯对自动变速器换挡策略进行适应优化。在对驾驶员驾驶操纵行为分析的基础上,提出基于相空间重构与驾驶习惯评价指数的驾驶习惯识别方法实现驾驶习惯识别。首先利用相空间重构方法对驾驶操纵信号时间序列进行相空间重构,建立基于关联维数和 Kolmogorov 熵的驾驶习惯评价指数进行驾驶习惯识别与换挡修正控制,根据不同的驾驶习惯选择不同的换挡修正系数,以满足驾驶员的不同换挡需求。仿真与实车试验表明,基于相空间重构方法和驾驶习惯评价指数的识别方法可准确识别驾驶员的驾驶习惯,基于驾驶习惯识别的换挡修正控制策略可有效完成对车辆自动变速换挡规律的修正,充分满足不同驾驶员对车辆换挡性能的不同需求,提高车辆自动变速的智能化程度。

关键词: 驾驶习惯识别; 相空间重构; 驾驶习惯评价指数; 换挡修正; 实车试验

中图分类号: U461

Driving Habit Recognition and Shifting Correction Control of Vehicle Automatic Transmission

XIA Guang^{1,2} ZHANG Yang^{1,2} WEI Zhenya² TANG Xiwen³ CHEN Wuwei²

- (1. Institute of Automotive Engineering Technology, Hefei University of Technology, Hefei 230009;
2. School of Automotive and Traffic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009;
3. School of Radar Confrontation, National University of Defense Technology, Hefei 230037)

Abstract: Adapting the automatic transmission shift strategy according to driving habits according to different driving habits of different drivers. Based on the analysis of driver's driving maneuver behavior, a driving habit recognition method based on phase space reconstruction and driving habits evaluation index is proposed to realize driving habit recognition. Firstly, the phase space reconstruction of the driving maneuver signal time series is performed using the phase space reconstruction method, constructing driving habits evaluation index based on correlation dimension and Kolmogorov entropy for driving habit identification and shift correction control. According to different driving habits, different shift correction factors are selected to meet the driver's different shift requirements. Simulation and real-vehicle tests show that the identification method based on the phase space reconstruction and driving habits evaluation index can accurately identify the driver's driving habits, the shift correction control strategy based on the driving habit identification can effectively complete the automatic transmission shift law. The amendments fully meet the different demands of different drivers on the shift performance of vehicles, and increase the intelligent degree of automatic transmission of vehicles.

Key words: driving habits recognition; phase space reconstruction; driving habits evaluation index; shifting correction; real-vehicle test

^{*} 国家自然科学基金(51875151)、科技部重点研发计划(2016YFD0700604, 2016YFD0700605)和安徽省科技计划(2017030701043, 1804a09020017)资助项目。20191022 收到初稿, 20200527 收到修改稿

0 前言

据公安部交管局统计, 全国机动车保有量在 2016 年之前已经超过 2.5 亿辆, 同时机动车驾驶者已经超过了 3.3 亿人^[1]。随着汽车数量的增加, 汽车驾驶者对于车辆整体的驾驶感受(包括舒适度、换挡舒适度、以及油门的响应等)要求不断提高, 不同驾驶者对于汽车的驾驶性能有着不同的需求, 因此需要辨识驾驶习惯, 并制定合理的基于驾驶习惯的换挡修正控制策略。WANG 等^[2]总结国外研究将驾驶习惯归类为温和型、正常型和激进型。邓涛^[3]提出选取节气门开度、节气门开度变化率及制动减速度 3 个变量, 通过模糊推理来识别驾驶风格, 并没有考虑到不同工况对以上参数的影响很大, 难以实现识别的准确率。林娜等^[4-7]通过选取特征参数, 利用模糊算法聚类、BP 神经网络等方法识别驾驶员类型。模糊算法根据相关的理论知识以及专家经验的积累设计用于辨识的知识库规则表, 根据规则表, 并通过相应的输入参数辨识驾驶风格, 若输入参数过多, 则算法太复杂; 若输入参数太少, 则不能充分表征驾驶风格的不同。BP 神经网络的网络隐含层的层数和单元数的选择, 一般是根据专家经验或者多次试验确定, 而输入层输入参数的选择跟模糊算法类似, 也是一个难点所在, 在自学习的过程中, 网络冗余性大, 因此, 模糊算法聚类、BP 神经网络两种算法都是根据特定的语言描述进行定性的驾驶风格辨识。

无论怎么样来说, 不论为了实现“汽车适应驾驶员”的这种具有线控技术的汽车, 还是提高驾驶者对于车辆驾驶控制辅助系统的满意度, 对驾驶员的驾驶习惯的评价与区分都显得尤为重要。驾驶车辆的习惯主要影响因素为驾驶者本身的性格, 同时也是受着驾驶环境的因素左右, 其主要表现在驾驶者对于加速、减速踏板的控制。

KEDAR-DONGARDAR 等^[8]介绍了在能源消耗最低的情况下优化驾驶习惯的分类方法, 以及根据车辆的加速度、速度、刹车和车辆节气门的张开关闭大小把驾驶者的个性分为了保守型、温和型和激进型; QI 等^[9]根据两汽车之间的间隔时间以及距离, 把驾驶者分为谨慎型、适中型和激进型; VAITKUS 等^[10]基于加速度数据并采用 K 最邻近(K-nearest neighbor, KNN)算法, 实现驾驶风格的自动识别; ALJAAFREH 等^[11]使用汽车在横移方向以及纵移方向的加速度的范畴数目和车辆行驶速

度, 建立了模糊推理为基础的驾驶者驾驶习惯分类系统; 许春卿^[12]将相空间重构方法应用于语音的磁阻, 包含语音信号的噪声在相空间重构, 但空间中随机噪声的分布是分散的, 所以发现信号空间很强烈。通过降低噪声来接收语音, 抑制信号以消除冗余空间, 包括噪声浓度。

在这个项目中, 我们可以将封闭“人-车-路”控制系统视为一个非线性动态系统, 它如果是一个具有混沌特征的信号, 也可以被认为是一个复杂的混沌系统。在研究混沌复杂系统时, 通常不清楚某些状态变量是否存在及其演化规则是否不清楚。通常只对系统中一个或者几个状态进行观察, 从而得到离散型观察测量序列。因此, 在混沌系统中获得不变特征的最基本方法是重构混沌系统的相空间。相空间重建只需要在给定的延迟点检查组件并将其视为新维度, 确定多维状态空间中的点, 重复该过程并根据延时时间来衡量它的差异。对于每个延迟, 可以生成这种类型的许多点, 并且可以保留原始系统的许多属性。也就是说, 通过观察系统来重建原始动态系统模型, 以确定原始系统的实际信息。空间重构的拓扑理论是研究混沌结构的最复杂方法之一, 系统运动中组件的后续演化实际上受到与其相互作用的其他组件的影响和决定。在开发组件时, 可以从系统参考中轻松重建原始动态系统模型。相位重建是非线性动态分析的第一步, 这种方法的本质是对一维空间的时间先后顺序反方向构造并还原系统的相结构空间。它是从混沌时间序列等中提取有用信息的重要手段, 混沌信号的重构可以进一步更全面地分析并提高信号中包含的信息的质量, 现被广泛应用于各个领域。但是相空间重构方法中嵌入空间维数 m 和时间延迟 τ 的选取还没有形成统一的结果, 这两个参数是否合理选择会对重构的效果好坏产生直接的影响, 因此不同的嵌入维数以及时间延迟对于重构效果也不同。

本文通过对驾驶操纵行为为时间序列进行相空间重构, 判断其用于驾驶习惯识别的有效性, 建立一种基于关联维数和 Kolmogorov 熵(简称 K 熵)的驾驶习惯评价指数, 通过定量分析的方法识别得到驾驶习惯, 在驾驶习惯识别的基础上进行换挡修正控制, 最后进行建模仿真与实车试验验证。

1 混沌时序相空间重构方法

1.1 嵌入维数 m 和时间延迟 τ 的选取

相空间重构可以保持原系统集合的基本特

征^[10-13]。针对某系统中某一变量,观测到其时间序列为 $\{x(n), n=1, 2, \dots, N\}$,相空间重构后的某点的状态矢量为

$$X_i = x(i), x(i+\tau), \dots, x(i+(m-1)\tau) \quad (1)$$

式中, $i=1, 2, \dots, k$, m 和 τ 分别是重构相空间的嵌入维度和时间延迟点, N 是时间序列长度, k 则是系统中的点数, $k=N-(m-1)\tau$ 。

在非线性时间序列分析中,嵌入空间维数和时间延迟的选择对相空间重构的质量具有非常重要的影响^[14]。关于嵌入维数的选择,如果选择太小,重建的拓扑空间将不是唯一的,复杂系统的结构不能被正确反映,如果它太大,将执行更多的冗余计算,增加了计算量。在实际数据中,延迟时间不能太小,否则重建空间中吸引子的轨迹线性压缩,冗余信息过多,所以它是无法透露信息。轨迹在重建空间中不连续,这扭曲了状态图。

目前,关于嵌入空间维数 m 和时间延迟 m 的选择没有统一的结果,主要分为两派:一派认为 m 和 τ 是相互独立的,是独立选择的。 τ 选择方法有自相关方法,互信息方法等, m 选择方法是饱和关联维数(G-P)方法^[15-16];另一派 MARTINERIE 等^[17-18]认为 m 与 τ 很强的相关性,同时, m 与 τ 进行求取主要有时间窗口法^[17]和 C-C 方法^[19]等。

本文根据互信息法求取延迟时间,定义

$$(s, q) = (x(t), x(t+\tau)) \quad (2)$$

式中, s 代表节气门信号时间序列 $x(t)$, q 代表延迟时间序列 $x(t+\tau)$, 根据互信息的定义,有

$$I(Q, S) = \sum_i \sum_j P_{sq}(s_i, q_j) \ln \left(\frac{P_{sq}(s_i, q_j)}{P_s(s_i)P_q(q_j)} \right) \quad (3)$$

式中, $I(Q, S)$ 单位为比特, $P_{sq}(s_i, q_j)$ 为 s_i 和 q_j 联合分布概率。将时间序列与延序列结合并用 $I(Q, S)$ 相关联后,可以将 $I(Q, S)$ 函数的首个极小值最为最佳延时点位置。

1.2 关联维数和 K 熵计算方法

关联维数可以反映系统中元素的状态关系,对系统状态、属性进行表征,能够直观地体现出系统内在特性。状态是物质的基本属性,并且存在测量单位。熵是混沌系统中状态 K 熵的一种很好的测度,研究理论常用于故障诊断和语音识别。总之,关联维数表示空间中数据集的强度, K 熵反映信号中的混乱程度。因此,关联维数和 K 熵可以应用于识别驾驶习惯,例如,保守型驾驶习惯具有低信号强度和较少混乱;相反,冒险型驾驶习惯具有较大信号强度和混乱^[14]。

本文计算驾驶操纵行为信号的 K 熵和关联维数,选择的方法是 G-P 算法。假设有一组试验数据(一维时间序列)被很早采集了,其数据为 $S_1, S_2, \dots, S_i, \dots$, 其中 S_i 为第 i 时间点采集的值。具体计算按以下 3 个步骤进行。

步骤 1: 首先将试验采集到的数据进行分组,比如,选取 $m=5$ 作为一组,即 $S_1, S_2, \dots, S_5$ 则为第 1 组,将其记作 y_1 。由上述规律类推,最终可以划分得到 $y_1, y_2, \dots$ 。

然后需要把分好组的任意两组计算差值并求绝对值,将之记为 $r_{i,j} = |y_i - y_j|$, y_i 表示第 i 组的数据, y_j 则表示第 j 组的数据。

步骤 2: 设定参考标准,若选择一个固定值 r 为标准,则将其与上面的步骤 1 中计算的系列 r 进行比较,半径大于 r 的 $r_{i,j}$ 的数量进行统计记作 $Nup(r)$, $r_{i,j}$ 的所有数量记作 $N(r)$, 设参数 $C(r) = Nup(r) / N$, 选用关联积分函数,其表达方式如式(4)所示

$$\frac{2}{N_p(N_p-1)} \sum_i \sum_j^{N_p} \theta(r - |y_1 - y_2|) = \frac{2}{N_p(N_p-1)} \sum_i \sum_j^{N_p} \theta(r - r_{i,j}) \quad (4)$$

式中, N_p 是相空间矢量的数量,该数量是混沌时间序列重建之后的, $\theta(x)$ 是 Heaviside 函数。

步骤 3: 随着关联维数数值 m 的增加,在双对数 $\ln C(r, m) - \ln C(r)$ 坐标图上,进行直线斜率的拟合计算,计算采用最小二乘法,得到的斜率即为混沌吸引子的关联维数

$$D_R = \frac{\ln C(r, m)}{\ln C(r)}$$

当嵌入维数 m 逐渐趋于稳定,且 r 也足够小,此时, Kolmogorov 熵的定义为

$$K = \lim_{e \rightarrow 0} \lim_{m \rightarrow 0} \frac{1}{\tau} \ln \left(\frac{C(r, m)}{C(r)} \right) \quad (5)$$

计算关联维数和 K 熵的重要参数有如下选择。

(1) 数据长度 N 选择。理论上, N 值越大,结果越准确,但相应的计算时间越长。在考虑到计算时间确保准确性的前提下,文本中应选取 1 000~1 500 的数据长度作为 N 的值^[19]。

(2) 时间延迟 τ 的选择。上文中时间延迟值 τ 应该适中,太大或太小都不合适。文中选取 τ 的方法为互信息法。

(3) 嵌入维数 m 的选择。本文采用计算密集但相对可靠的方法,以此确保驾驶行为分析的有效性

和后续驾驶习惯识别的准确性。即随着嵌入维数的增加, 当关联维数和 K 熵逐渐趋于稳定时, 此时得到的 m 为最小嵌入维数。

2 驾驶操纵参数的相空间重构

2.1 驾驶操纵参数的选择及获取

2.1.1 驾驶特性分析

驾驶特性包含驾驶员在车辆起步、加速以及匀速行驶时的不同操作形式。驾驶车辆过程中, 人员对油门踏板、制动踏板、转向盘等操作都是对人员驾驶习惯的反映。在正常驾驶行为中制动踏板和方向盘均可以反映驾驶员的操纵习惯, 但是在进行紧急避障或者紧急制动时, 驾驶员对于转向盘与制动踏板的操控都是相同的, 因此油门踏板更能准确地描述不同驾驶员的驾驶习惯。综上选取节气门开度作为驾驶操纵参数。

2.1.2 驾驶操纵参数样本获取

在选取参数样本时, 需要采取控制变量法进行试验, 即保证不同驾驶员进行相同工况的试验要求。

试验中选取驾驶习惯为冒险型、常规型、保守型的试验人员每组 10 人, 试验过程中分别采集数据, 并进行数据处理。

2.2 选定驾驶操纵参数的相空间重构及分析

因为序列长度的要求, 试验过程中采集连续 5 个加速工况的操纵数据, 数据如图 1~3 所示。

图 1 保守型#1 和#2 加速工况操纵数据

图 2 常规型#1 和#2 加速工况操纵数据

图 3 冒险型#1 和#2 加速工况操纵数据

由操纵数据可知,保守型驾驶员能够维持节气门开度增长趋势不变,在试验中实现平稳加速;冒险型驾驶员在加速过程中汽车节气门变化幅度较为明显,增长趋势大;在常规型驾驶员试验过程中车辆节气门开度变化范围与幅度介于激烈与平缓之间。

在保守型驾驶员节气门开度时间添加延时,如图4所示。

图4 互信息法求延迟时间

由图4可得,当延时为14时 $I(Q, S)$ 处于极值点,因此得到延迟时间为14,同理常规型与冒险型延迟时间分别为16、20。

选取适当的2维和3维进行相空间重构如图5~10所示。

图5 保守型#1和#2二维相空间重构

图6 常规型#1和#2二维相空间重构

图7 冒险型#1和#2二维相空间重构

(a) 保守型 #1

(b) 保守型 #2

图 8 保守型#1 和#2 三维相空间重构

(a) 冒险型 #1

(b) 冒险型 #2

图 10 冒险型#1 和#2 三维相空间重构

综上可知, 节气门开度作为驾驶操纵参数, 能够区分出不同的驾驶习惯, 但是并没有进行不同驾驶习惯的识别。

2.3 基于 K 熵和关联维数的驾驶习惯分类

分形维数能够准确反映吸引子的数学特征, 直观地表现出其大小关系。而其中的关联维数能够准确得出吸引子的空间分布状态, 体现其直观性。K 熵能够反应系统的复杂关联程度。因此关联维数及 K 熵在系统的维护中, 可用于提供系统状态分析和描述。

由于对驾驶习惯进行识别需要考虑系统的混沌特性以及系统空间状态分布, 因此本节通过 K 熵和关联函数的计算进行驾驶习惯分类。

2.3.1 K 熵和关联维数计算

由于相同驾驶习惯的不同驾驶员在系统中具有相似的空间构造, 因此本节仅对保守型#1 进行 K 熵和关联维数的计算。得到结果如图 11~13 所示。

如图 12、13 所示, 当维数 m 不断增加时, 关联维数呈现出先增加, 后维持定值并小幅波动的规律; 而随着维数 m 不断增加 K 熵先减小, 后小幅波动并趋于定值, 因此根据最终趋势或稳定值 K 熵和关联维数均能够作为指标进行驾驶习惯的识别。

确定驾驶习惯识别指标后对试验数据进行计算得到如表 1 所示数据。

(a) 常规型 #1

(b) 常规型 #2

图 9 常规型#1 和#2 三维相空间重构

由图 5~10 可知, 驾驶习惯的不同能够直接导致重构空间轨迹的不同, 而驾驶人员的不同对重构空间轨迹影响不大。

图 11 关联积分双对数拟合图

图 12 关联维数与嵌入维数 m 关系分布图 图 13 K 熵与嵌入维数 m 关系分布图表 1 节气门开度信号关联维数 D_R 和 K 熵统计

驾驶习惯类型	关联维数 D_R 范围	K 熵范围
保守型	[1.045 6, 1.754 6]	[0.014 4, 0.038 6]
常规型	[2.066 8, 2.981 0]	[0.042 4, 0.067 8]
冒险型	[3.025 1, 3.861 4]	[0.079 0, 0.111 9]

由表 1 数据可得, 不同驾驶习惯对应的关联维数 D_R 和 K 熵有明显差异, 区间分布明显。其中冒险型计算值均为最高, 反映了该驾驶习惯对应系统的空间分布较为离散。常规性和保守型驾驶习惯均满足上述规律。

由图 12 可知, 保守型驾驶习惯关联维数在嵌

入维数达到 8 以后逐渐趋于稳定, 因此保守型驾驶习惯驾驶操纵参数的自由度有限数目为 8。同理常规型和冒险型分别为 10、12。

数据处理过程中, 先进行不同驾驶习惯下关联维数 D_R 的比较, 结果如图 14 所示。

图 14 加速工况下不同驾驶习惯关联维数的分布图

由图 14 可得, 在不同驾驶习惯下, 关联维数的上升趋势以及稳定值都是有明显区分的。冒险型驾驶习惯的稳定值最高, 且三种驾驶习惯关联维数稳定值有着明显区分度。随着嵌入维数的增加, 关联维数都处于增加趋势, 但其中冒险型的增长趋势最高, 且三种驾驶习惯的增长趋势有明显差异。

进行不同驾驶习惯下 K 熵的比较, 结果如图 15 所示。

图 15 加速工况下不同驾驶习惯 K 熵分布图

由图 15 可得, 不同驾驶习惯下, K 熵值均会随嵌入维数的增加而减小, 其中冒险型的减小趋势最为明显, 冒险型与常规型的减小趋势接近但两者的基值相差较大, 能够明显地进行区分。同时数值的大小能够明显反映出节气门开度的变化过程。K 熵值越高, 说明变化过程复杂, 且连续性较差, K

熵值越低表明变化过程平缓。

2.3.2 基于 K 熵和关联维数的驾驶习惯评价指数

上述分析验证了关联维数与 K 熵值均能够准确识别不同的驾驶习惯。从定性角度分析, 随着驾驶习惯由保守型向冒险型的变化过程, 表征值均处于增大过程, 因此本文建立驾驶习惯识别参数如式(6)所示

$$HabIn = \frac{D_R}{(Kol) - Kol} \quad (6)$$

为验证识别参数的可行性, 利用现有试验数据进行对比分析如下。

将试验数据代入计算得表 2。

表 2 各指标取值范围和平均值

参数指标	驾驶习惯类型	取值范围	平均值
D_R	保守型	[1.045 6 1.754 6]	1.446
	常规型	[2.066 8 2.981 0]	2.563
	冒险型	[3.025 1 3.861 4]	3.510
Kol	保守型	[0.014 4 0.038 6]	0.024 9
	常规型	[0.042 4 0.067 8]	0.055 9
	冒险型	[0.079 0 0.111 9]	0.094 6
$HabIn$	保守型	[1.072 1.825]	1.467
	常规型	[2.217 3.179]	2.668
	冒险型	[3.340 4.209]	3.813

根据表 2 可得, 驾驶习惯可遵循这三种指标大致区分, 区分结果可认为冒险型驾驶习惯越大, 保守型驾驶习惯越小。驾驶习惯可根据以下指数区分: 关联维数(D_R)、K 熵(Kol)和驾驶习惯评价指数($HabIn$)

2.3.3 驾驶习惯评价指数分类应用

为验证驾驶习惯评价指标的有效性, 随机选取来自采集到的不同驾驶习惯数据, 并根据需要将不同驾驶习惯数据分为 10 组。分类原则如式(7)

$$M = \arg \min_M (|x - C_M|) \quad (7)$$

式中, [保守型, 常规型, 冒险型]为 M , 各个驾驶习惯的均值为 C_M (例如[1.467, 2.668, 3.813]是 $HabIn$ 三种驾驶习惯的均值), x 是下一步分类的特征值。

表 3 是基于 $HabIn$ 的驾驶习惯分类结果。

表 3 基于 $HabIn$ 的驾驶习惯分类结果

分类结果	保守型(10 组)	常规型(10 组)	冒险型(10 组)
保守型	10	1	0
常规型	0	8	0
冒险型	0	1	10

根据表 3 可得, 对 30 位驾驶员驾驶习惯的分类结果表明了驾驶习惯评价指数 $HabIn$ 的有效性。其中 100%准确率的为保守型和冒险型的分类, 而常规型分类的准确率为 80%, 由于各有 1 个常规型被误分类到保守型和冒险型, 则保守型、常规型和冒险型的分类准确率为[100%, 80%, 100%]。由于相邻类别的一小部分驾驶习惯很相似, 并且分类结果具有主观色彩, 其原始数据有误差存在, 因此分类结果中有个别错误存在。

同理, 根据式(7), 根据关联维数(D_R)和 K 熵(Kol)分类的检测结果如图 16 所示。

图 16 $HabIn$ 、 D_R 、 Kol 对驾驶习惯的分类结果

根据图 16 可得, 保守型、常规型和冒险型分类的准确率中, 以 K 熵(Kol)为分类原则的准确率为[80%, 66.7%, 80%], 以关联维数(D_R)为分类原则的准确率为[86.7%, 80%, 93.3%], 但分类效果均不如驾驶习惯分类指数 $HabIn$, 因此验证了驾驶习惯分类指数 $HabIn$ 对驾驶习惯识别的有效性。

3 基于驾驶习惯的换挡修正策略

通常情况下, 自动变速器的换挡规则是制定好的, 有固定的换挡时间和规律。然而不同个体产生的差异会使得驾驶员的驾驶习惯千变万化。因此一成不变的档位变换规则肯定无法满足驾驶员的差异化需求。因此, 换挡修正需要采用一种新的修正策略即需要在换挡策略中考虑到驾驶习惯。其控制流程如图 17 所示。

分析动力性和经济性传递规律, 并引入了动力性和经济性系数, 其参数分别为 a 和 b 。根据上述驾驶习惯, 调整不同系数和加权换挡点以获得校正后的换挡规则。偏移规则校正公式如式(8)所示

$$v_c = \frac{av_d + bv_e}{a + b} \quad (8)$$

式中, v_e 为经济性换挡车速; v_d 为动力性换挡车速; a 为动力性系数; b 为经济性系数; 且 $a + b = 1$ 。

图 17 控制策略流程图

驾驶员的驾驶习惯与上述 a 、 b 两个系数之间的配对如表 4 所示。

表 4 换挡系数综合性分配

	保守型	常规型	冒险型
动力性系数 a	0	0.5	1
经济性系数 b	1	0.5	0

4 整车动力学模型

4.1 发动机模型

首先需要明确的是，车辆的操作环境复杂，且发动机不能保持恒定的扭矩。研究表明，发动机的动态、稳态扭矩特性是差异巨大的。因此，必须对发动机的稳态特性进行一定的修正，来确保发动机模型的准确性。其计算式如下

$$T_{ed} = T_e - \lambda \frac{dw_e}{dt} \quad (9)$$

式中， T_e 为稳态工况输出扭矩； T_{ed} 为动态工况输出扭矩； λ 为非稳态工况下的输出扭矩下降系数， λ 的取值与发动机的相关参数有关，取值范围为 0.07~0.09； W_e 为输出曲轴的角速度。

发动机仿真模型如图 18 所示。

4.2 变速器模型

变速器通过接收和调节由发动机产生的扭矩传递和速度，然后将其传递到车辆驱动轮以驱动车辆，而在车辆驱动系统中起到一种承上启下的作用。此时将变速器视为一种比例环节

$$T_{out} = T_e i_g \eta_T \quad (10)$$

式中， T_{out} 为变速器输出扭矩； T_e 为发动机输出扭矩； i_g 为变速器传动比； η_T 为传动系统效率。

图 18 发动机仿真模型

变速器仿真模型如图 19 所示，其中可以作为输入的参数如下：发动机的输出扭矩 T_e ，档位 Gear 和车轮转速 N_{out} 。输出为变速器输出扭矩 T_{out} 和发动机转速 n_{in} 。

图 19 变速器仿真模型

4.3 车辆动力学模型

车辆因为其动力学特性以及路况的复杂性，所以一般为了研究方便需要对其将模型进行简化^[20]：

- ① 模型进行直线工况行驶；
- ② 模型只具有纵向自由度；
- ③ 车辆为理想模型。

车辆直线行驶时的总阻力为

$$\sum F = F_f + F_w + F_i + F_j \quad (11)$$

式中， F_w 为空气阻力， F_f 为滚动阻力， F_j 为加速阻力， F_i 为坡度阻力。

空气阻力可以表示为

$$F_w = (C_d A v_a^2) / 21.25 \quad (12)$$

式中， v_a 为车速， C_d 为空气阻力系数， A 为车辆迎风面积。

滚动阻力和坡道阻力可以表示为

$$F_f + F_i = mg(\sin \beta + f_0 \cos \beta) \quad (13)$$

式中， f_0 为车辆的滚动阻力系数， β 为坡度角。

加速度阻力可以表示为

$$F_i = \sigma m a \quad (14)$$

式中, σ 为质量换算系数; a 为车辆行驶加速度。

车辆行驶动力方程

$$F_t = F_f + F_w + F_i + F_j \quad (15)$$

驱动力 F_t 可以表示为

$$F_t = T_e(a, n_e) i_g i_0 \eta_T / R \quad (16)$$

式中, T_e 为发动机的输出转矩, a 为油门开度, n_e 为发动机转速, i_g 为变速器传动比, i_0 为主减变速器传动比, η_r 传动系统效率, R 为有效滚动半径。

依据车辆行驶的平衡方程(式(15)), 建立车辆纵向动力学模型, 如图 20 所示。

4.4 整车动力学模型

根据上述建立的发动机、变速器、车辆动力学模型,完成整车模型的建立如图 21 所示,整车参数如表 5 所示。

表 5 整车参数

参数	数值
整备质量/kg	1 325
满载质量/kg	1 700
滚动阻力系数	0.014
最大行驶车速/(km h ⁻¹)	175
迎风面积/m ²	2.01
风阻系数	0.29
坡度	0
轮胎滚动半径/m	0.317
主减传动比	3.944
最大扭矩/对应转速/(kW/r • m ⁻¹)	146/4 000
最大功率/对应转速/(N • m/r • m ⁻¹)	83/6 000

图 21 中变速器 1~7 档传动比分别为 $i_1 = 3.765$ 、 $i_2 = 2.273$ 、 $i_3 = 1.531$ 、 $i_4 = 1.122$ 、 $i_5 = 1.176$ 、 $i_6 = 1.051$ 、 $i_7 = 0.796$ 。

图 20 车辆纵向动力学模型

图 21 整车 Simulink 模型

5 仿真与分析

基于驾驶习惯识别的 7 速双离合自动变速器换挡规律通过以上规定制定,如图 22 所示,保守型驾驶习惯和冒险型驾驶习惯的升档曲线将在一个图像中体现,分析在驾驶习惯不同的条件下,不同换挡原则存在的差异。

图 22 不同驾驶习惯的升档规律曲线

根据图 22 的不同驾驶习惯的升档规律曲线可知,在相同的节气门开度处,保守型驾驶习惯的换挡点车速都低于冒险型驾驶习惯。

将上文研究内容在 Simulink 的整车模型进行验证,图 23 为仿真结果。为保证仿真结果的有效性,仿真工况按照制定的换挡规则时的工况,对基于驾驶习惯识别的“换挡修正控制策略”进行仿真。

通过图 23 中不同驾驶习惯的换挡规律仿真对比,当节气门开度为 30% 时,冒险型驾驶习惯的每个换挡点均比保守型驾驶习惯的换挡点延迟,并且时间延迟量随着设定档位提高而延长。比较两种驾驶习惯类型的车速,保守型驾驶习惯的车速总是低于冒险型驾驶习惯的车速,而且冒险型驾驶习惯的车辆动力性更好。

图 23 不同驾驶习惯的换挡规律仿真对比

通过上述仿真结果得出,本文控制策略具有理论可行性。下面通过实车试验验证修正后的换挡规律是否与驾驶员的驾驶风格匹配。

6 实车试验

6.1 驾驶习惯识别与换挡修正系统建立

如图 24 为建立的基于驾驶习惯识别的自动变速换挡修正系统。

图 24 驾驶习惯识别与自动变速换挡修正系统

由图 24 可知,驾驶操纵参数样本采集模块、驾驶习惯识别模块、换挡修正模块和电磁阀驱动模块组成了基于驾驶习惯识别的自动变速换挡修正系统。

图 25 所示为驾驶操纵参数样本采集模块。

图 25 驾驶操纵参数样本采集模块

试验通过采集反映驾驶员操纵行为的传感器型号,并进行数据处理后进行驾驶习惯的识别。

基于 LABVIEW 平台设计驾驶操纵参数样本采集模块软件部分, 如图 26 为上位机信号采集软件界面, 如图 27 为上位机信号采集软件程序。

驾驶习惯识别模块、换挡修正模块和电磁阀驱动模块在自动变速控制器中运行。

驾驶习惯识别模块对接收的驾驶操纵参数样本进行相空间重构, 计算得到基于 K 熵和关联维数的驾驶习惯指标进行驾驶习惯识别, 并将识别结果传送至换挡修正模块, 控制层发出换挡信号, 执行

层电磁阀驱动模块接收输出的修正后的档位信号。

图 26 上位机信号采集软件界面

图 27 上位机信号采集软件程序

为满足档位修正要求, 换挡电磁阀接收来自电磁阀驱动模块输出的驱动信号, 完成换挡修正。

6.2 试验验证

在正常附着系数平直路面上采用试验车辆实车道路试验, 驾驶员按照“起步工况-加速工况-制动工况”的试验步骤, 对上述策略进行可行性分析。

通过实车试验来验证基于驾驶习惯识别的自动变速换挡修正系统的正确性, 在正常附着系数的平直路面, 驾驶员遵循“起步工况-加速工况-制动工况”的试验步骤进行试验。

本文选择合肥市一断头路(唐模路)进行安全试验, 此处场地路面宽阔, 车流量以及行人较少。在加速和制动工况下, 试验人员分别对比分析了保守型驾驶习惯和冒险型驾驶习惯的试验数据。工况为加速时, 车速由 0 km/h 加速到 60 km/h, 在此过程中, 冒险型驾驶员操纵加速踏板时相对来说比较激进, 踩加速踏板速率比较快; 相反, 保守型驾驶员在此工况下, 加速比较平缓, 油门踏板开度增加缓慢。当车速加速到 60 km/h 时开始制动, 制动工况下, 冒险型驾驶员在制动时很自然地会迅速踩下制动踏板, 直至车辆速度降得很低; 而保守型驾驶员相较于前者就比较

自然, 制动缓慢, 车速也缓慢地降低。

加速工况下保守型、常规型和冒险型的试验数据对比分析如下。

图 28 表明, 当车速由 0 km/h 加速到 60 km/h 时, 冒险型驾驶员所用时间远大于保守型驾驶员所用时间, 同时表明了驾驶类型为保守型的驾驶员的换挡点都提前于驾驶类型为冒险型的驾驶员。而在加速阶段均以较低档位行驶, 驾驶员的动力性需求得到了满足, 在加速阶段驾驶类型为保守型的驾驶员不断升档, 驾驶员的经济性需求得到了满足, 常规型驾驶员则位于两者中间。

图 28 加速工况车速与档位

7 结论

(1) 提出了基于相空间重构和驾驶习惯评价指数的驾驶习惯识别方法,选取油门开度作为驾驶操纵参数进行相空间重构,计算基于 K 熵和关联维数的驾驶习惯评价指数进行分类得到驾驶习惯,为换档修正控制策略提供判断依据。

(2) 根据不同驾驶员的驾驶习惯匹配不同的换档系数,基于驾驶习惯识别的换档修正控制策略对换档点进行权值修正,满足不同驾驶员的换档需求,丰富了车辆自动变速策略集。

(3) 仿真与实车试验结果表明,将相空间重构方法与驾驶习惯评价指数的驾驶习惯识别方法联合,有效识别了驾驶习惯。换档修正控制策略能够很好地完成对不同驾驶习惯的适应。

参 考 文 献

- [1] 黄圣义,王海熔. 中国汽车后市场现状分析及其策略研究[J]. 信息记录材料, 2016(6): 127-128.
HUANG Shengyi, WANG Hairong. An analysis of the status quo of China's auto market and its strategies[J]. Information Recording Material, 2016(6): 127-128.
- [2] WANG R, LUKIC S M. Review of driving conditions prediction and driving style recognition based control algorithms for hybrid electric vehicles[C]// Vehicle Power and Propulsion Conference, IEEE, 2011: 1-7.
- [3] 邓涛. 基于“人—车—路”闭环的无级自动变速系统硬件在环仿真研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2010.
DENG Tao. Hardware-in-the-loop simulation research on continuously variable transmission in driver-vehicle-Road closed loop system[D]. Chongqing: Chongqing University, 2010.
- [4] 林娜. “车适应人”线控汽车驾驶员行为特性辨识算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2015.
LIN Na. Research on the identification algorithm of driver behavior characteristic for “car adapts to driver” x-by-wire vehicle[D]. Changchun: Jilin University, 2015.
- [5] 吴涛. 考虑驾驶员避撞行为特性的汽车前方防碰撞系统研究[D]. 长春: 吉林大学, 2014.
WU Tao. Study on forward collision avoidance system considering drivers' collision avoidance behavior characteristic[D]. Changchun: Jilin University, 2014.
- [6] 张磊. 基于驾驶员特性自学习方法的车辆纵向驾驶辅助系统[D]. 北京: 清华大学, 2009.
ZHANG Lei. A vehicle longitudinal driving assistance system based on self-learning method of driver characteristics[D]. Beijing: Tsinghua University, 2009.
- [7] 宗长富, 杨肖, 王畅, 等. 汽车转向时驾驶员驾驶意图辨识与行为预测[J]. 吉林大学学报, 2009(Suppl.1): 27-32.
ZONG Changfu, YANG Xiao, WANG Chang, et al. Driving intentions identification and behaviors prediction in car lane change[J]. Journal of Jilin University, 2009(Suppl.1): 27-32.
- [8] KEDAR-DONGARDAR G, DAS M. Driver classification for optimization of energy usage in a vehicle[J]. Procedia Computer Science, 2012, 8(4): 388-393.
- [9] QI G, DU Y, WU J, et al. What is the appropriate temporal distance range for driving style analysis[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 17(5): 1393-1403.
- [10] VAITKUS V, LENGVENIS P, ZYLIUS G. Driving style classification using long-term accelerometer information [C]// 19th International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics(MMAR), 2014: 641-644.
- [11] ALJAAFREH A, ALSHABATATN, AL-DIN M S N. Driving style recognition using fuzzy logic[C]// IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety, 2012: 460-463.
- [12] 许春卿. 基于相空间重构的语音增强研究[D]. 天津: 天津大学, 2007.
XU Chunqing. Speech enhancement based on phase space reconstruction[D]. Tianjin: Tianjin University, 2007.
- [13] PACKARD N H, CRUTCHFIELD J P, FARMER J D, et al. Geometry from a time series[J]. Physical Review Letters, 1980, 45(9): 712.
- [14] 邹斌. 基于驾驶习惯识别的自动变速智能控制研究[D].

- 合肥: 合肥工业大学, 2018.
- ZOU Bin. Research on automatic transmission intelligent control based on driving habit recognition[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2018.
- [15] TAKENS F. Dynamical systems and turbulence, warwick 1980[M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 1981.
- [16] GRASSBERGER P, PROCACCIA I. Characterization of strange attractors[J]. Physical Review Letters, 1983, 50(5): 346.
- [17] MARTINERIE J M, ALBANO A M, MEES A I, et al. Mutual information, strange attractors, and the optimal estimation of dimension[J]. Physical Review A, 1992, 45(10): 7058-7064.
- [18] 马丽萍, 石炎福, 黄卫星, 等. 时间窗重构法及其在 CFB 混沌分析中的应用[J]. 化学反应工程与工艺, 2002, 18(4): 368-372.
- MA Liping, SHI Yanfu, HUANG Weixing. Embedding window reconstructing and its application in chaotic analysis of CFB[J]. Chemical Reaction Engineering and Technology, 2002, 18(4): 368-372.
- [19] JIRINA M, JR J M. Correlation dimension-based classifier[J]. IEEE Trans. Cybern, 2014, 44(12): 2253-2263.
- [20] 涂波涛. 新型七速对置双离合变速器自动变速控制研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2017.
- TU Botao. Research on automatic transmission control of a new 7 speed dual clutch transmission[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2017.
-
- 作者简介:** 夏光(通信作者), 男, 1983 年出生, 博士, 副研究员, 硕士研究生导师。主要研究方向为车辆主动安全与控制、车辆自动变速控制。
E-mail: xiaguang008@163.com
- 张洋, 男, 1996 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为工程车辆主动安全。
E-mail: 15705608994@163.com
- 魏振亚, 男, 1988 年出生, 博士研究生。主要研究方向为车辆动力学与控制。
E-mail: 18655186161@163.com
- 陈无畏, 男, 1951 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为车辆动力学与控制。
E-mail: cwwmail@hf.ah.cn