DOI: 10.3901/JME.2021.17.185

基于知识的双离合器自动变速器换挡智能控制*

刘永刚^{1,2} 张静晨^{1,2} 万有刚^{1,2} 孙冬野^{1,2} 秦大同^{1,2}

(1. 重庆大学机械传动国家重点实验室 重庆 400044;
2. 重庆大学机械与运载工程学院 重庆 400044)

摘要: 针对双离合自动变速器(Dual clutch transmissions, DCT)在不同工况下的换挡过程控制问题,提出了一种基于知识的换挡控制策略。通过集成学习算法,将从实车数据中学习到的离合器目标转矩在线应用到 DCT 换挡过程中,并利用模型预测控制(Model predictive control, MPC)的误差反馈特性,减小系统真实转速与参考转速间的偏差,保证集成学习算法可根据传感器测得的转速准确输出目标转矩;根据 DCT 换挡过程动力学状态空间方程,建立 MPC 控制器的状态预测模型;构建换挡过程目标函数,基于 MPC 控制器对换挡控制量进行滚动优化;在 Matlab/Simulink 平台上分别对 DCT 升挡和降挡工况下的换挡过程进行仿真,并与传统的模糊控制和实车标定的控制方法进行对比分析。结果表明,基于知识的换挡控制能够准确挖掘并应用实车数据中潜在的换挡控制规律,实现了快速平顺换挡的目标,具备更优的换挡性能和更高的智能化水平。

关键词: 双离合自动变速器; 换挡; 集成学习; 二次规划; 模型预测控制

中图分类号: U463

Intelligent Knowledge-based Shifting Control of Dual Clutch Transmission

LIU Yonggang^{1,2} ZHANG Jingchen^{1,2} WAN Yougang^{1,2} SUN Dongye^{1,2} QIN Datong^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044;
2. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)

Abstract: Aiming at coping with the dual clutch transmission (DCT) shifting process control under different working conditions, a knowledge-based shifting control method is proposed in this paper. By implementing the ensemble learning algorithm, the clutch target torque generated based on the actual vehicle data is applied online to the DCT shift process. To ensure that the ensemble learning algorithm can accurately generate the target torque according to the speed measured by the sensor, model predictive control (MPC) is used to reduce the deviation between the real speed and the reference speed of the system. According to the state dynamic equation during DCT shifting process, the state prediction model of MPC controller is established. The objective function of shifting control is constructed with the constraints of state variables and control variables. Moreover, the rolling optimization of the shifting control is realized by MPC. The DCT upshift and downshift processes are simulated on the Matlab/Simulink co-simulation platform, respectively. The shifting quality of the proposed knowledge-based method is compared with the fuzzy control and the actual vehicle calibration control. The results show that the proposed knowledge-based shifting control method can apply the shifting control laws accurately from the actual vehicle data by data mining. Furthermore, the goal of fast and smooth shifting is achieved, which indicates that it is more intelligent shifting control and has better shifting performance.

Key words: dual clutch transmissions; gear shift; ensemble learning; quadratic programming; model predictive control

0 前言

双离合自动变速器换挡过程的实现依赖于发

动机转矩从分离离合器传递到接合离合器的控制,其控制目标为 DCT 能够根据驾驶员的换挡意图快速地完成两离合器的转矩交互,避免发动机动力损失过大或者接合离合器提前锁止,并达到满意的换挡品质要求。一般来说,将换挡时间和驾乘舒适性作为 DCT 换挡控制的两个首要目标,要求 DCT 能够适应不同换挡风格和换挡意图,在较短的时间内

* 国家自然科学基金重点支持项目(U1764259)和重庆市基础研究与前沿探索项目(CSTC2018JCYJAX0409)资助项目。20210104 收到初稿,20210326 收到修改稿

完成挡位切换,以降低车辆加速度的损失,同时使车辆保持良好的平顺性。但当换挡速度过快时,换挡舒适性必然受到影响,因此 DCT 的换挡控制复杂度较高。针对 DCT 换挡过程控制及换挡性能提升问题,众多学者从控制策略的顶层设计方面做了大量研究。

在基于模型的换挡控制方面,KULKARNI 等^[1]基于解析模型,利用角刚度值对离合器传递的扭矩进行计算,然后将获得的离合器扭矩用于分析和换挡控制的优化。WALKER 等^[2-4]通过对 DCT 系统及液压执行器精确建模,制定了基于转矩控制的策略,对 DCT 换挡性能进行改善,并通过实验台架进行验证。PISATURO 等^[5]提出采用多约束的 MPC 对离合器进行控制,从而减少接合时间并避免发动机失速。SONG 等^[6]基于准确的液压执行机构模型,利用滑模控制算法对发动机和离合器的协调控制进行研究。HU 等^[7]通过反步法设计了基于模型的非线性换挡控制器,以提高 DCT 换挡品质,并利用线性系统理论,推导了选择控制器参数的准则,以减少参数整定的工作量。LIU 等^[8]通过实验验证手段,对离合器转矩与行机构位移的映射模型进行研究,并基于此提出了离合器目标转矩和发动机转速的控制策略。ELZAGHIR 等^[9]针对 DCT 闭环控制系统的稳定性问题,提出了一种基于模型参考自适应理论的换挡控制方法,控制器将参考模型与车辆之间的输出误差作为反馈信号。赵治国等^[10-12]基于模糊换挡时间决策提出转矩协调控制策略,并通过高阶滑模观测器实现转矩跟踪控制,在满足驾驶员不同换挡意图的同时,提升 DCT 换挡性能。OH 等^[13-15]建立了自适应滑模控制器进行转矩估计,实现了转矩反馈控制,提高了换挡平顺性。

但是,由于 DCT 自身的特性,与传统的液力机械式自动变速器相比,由于缺乏了液力变矩器,DCT 系统的阻尼显著降低,这增加了抑制动力传递瞬变的难度,无法保证在各种工况下实现良好的换挡品质。目前 DCT 实车的换挡控制仍然依赖于模型参数标定,标定良好的 DCT 车辆运行数据具有极大的参考价值,但无论在企业还是高校,这些数据都未能被充分利用,如果能够充分挖掘换挡数据中隐藏的控制规律,将较大程度减少标定工作量,同时极大地提高 DCT 换挡控制品质。因此,有必要对 DCT 控制系统进行数据挖掘研究,并基于数据挖掘的结果制定一种不依赖于模型、计算效率高的智能换挡控制策略,进一步提升 DCT 换挡智能控制性能。

本文以某厂家提供的 7 速湿式双离合器自动变速器为研究对象,以提升 DCT 的换挡品质和智能化水平为研究目标,提出基于知识的 DCT 换挡智能控制策略。利用集成学习算法对 DCT 实车运行换挡数据进行学习,以挖掘数据中隐含的换挡控制规律;采用状态空间法建立 DCT 系统动力学模型,推导出系统状态更新的预测模型;设计换挡过程控制的目标函数,结合状态预测模型构建 MPC 控制器,通过生成补偿转矩保证真实转速能够准确跟踪参考转速,从而全面提升 DCT 换挡品质和智能化水平。

1 离合器目标转矩知识库构建

针对基于模型的最优控制方法对实车工况适用性差的问题,建立基于集成学习的离合器目标转矩回归模型,模型的训练与测试样本为实车换挡测试实验采集的测试数据。

1.1 数据处理与分析

以行驶记录仪和 AVL 客观评价系统为核心构建了 DCT 车辆的集成数据采集系统,进行了样车 CAN 总线信号、加速度、电流及电压等多源多类型的数据采集。传感器数据中包含一些异常点和噪声,需要对原始数据进行异常值填补和去噪等预处理,并整理成易于被机器学习算法识别的格式。

车辆传感器数据中含有的噪声常为高斯白噪声,利用小波阈值去噪能够完成信号时域和频域上的变换,将噪声从信号中分离,实现真实信号的提取。小波阈值去噪的关键步骤是确定合适的去噪阈值函数,一般来说,硬阈值函数会产生附加震荡,软阈值函数误差较大。因此,采用综合性能较好的半软阈值函数进行去噪处理,其数学表达式为

$$\zeta(\theta) = \begin{cases} 0 & |\theta| \leq T_1 \\ \operatorname{sgn}(\theta) \frac{(T_1 - |\theta|)}{T_1 - T_2} T_2 & T_1 < |\theta| \leq T_2 \\ \theta & |\theta| > T_2 \end{cases} \quad (1)$$

$$\operatorname{sgn}(\theta) = \begin{cases} 1 & \theta > 0 \\ 0 & \theta = 0 \\ -1 & \theta < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中, θ 为信号的高频部分, T_1 、 T_2 为常数。

以车辆的节气门开度信号为例,基于 Symlets 小波基函数,经过半软阈值分解,获取信号中的各层细节成分,并进行重构,最终得到去噪后的真实节气门信号,如图 1 所示。图中保留了大部分有效信号,且曲线较为平滑。

图1 节气门信号及其小波半软阈值去噪结果

采集的数据经 AVL 客观评价系统初步筛选后, 进行小波半软阈值去噪。对去噪后的数据进行换挡品质的计算, 经过加权求和后选出换挡品质相对较好的数据。

评价换挡品质的指标分别为换挡冲击、滑摩功和换挡持续时间。其中, 换挡冲击为汽车纵向车速数据的二阶导数

$$j = \frac{d^2v}{dt^2} \quad (3)$$

式中, v 为纵向车速。

滑摩功根据采集的离合器转速差与离合器滑摩转矩计算得到, 计算公式为

$$W_f = \int_{t_0}^{t_s} (|\omega_e - \omega_{c1}| \cdot T_{c1} + |\omega_e - \omega_{c2}| \cdot T_{c2}) dt \quad (4)$$

式中, t_0 为换挡开始时刻, t_s 为换挡结束时刻, ω_e 为发动机转速, ω_{c1} 为离合器 1 从动盘转速, ω_{c2} 为离合器 2 从动盘转速, T_{c1} 为离合器 1 滑摩转矩, T_{c2} 为离合器 2 滑摩转矩。

换挡持续时间可用下式表示

$$\Delta t = t_s - t_0 \quad (5)$$

对三个换挡评价指标进行加权求和

$$Obj = \lambda_1 \frac{j}{j_{\max}} + \lambda_2 \frac{W_f}{W_{f\max}} + \lambda_3 \frac{\Delta t}{\Delta t_{\max}} \quad (6)$$

式中, λ_1 、 λ_2 和 λ_3 为加权系数, $j_{\max}$ 、 $W_{f\max}$ 和 $\Delta t_{\max}$ 分别为三个评价指标数据集中的最大值, 使评价指标无量纲化。

上述评价指标的加权系数可根据驾驶意图确定: 当为急加速或急减速意图时, λ_1 、 λ_2 和 λ_3 分别为 0.2、0.3 和 0.5; 当为加速或减速意图时, 分别为 0.3、0.3 和 0.4; 当为匀速巡航意图时, 分别为 0.4、0.4 和 0.2。

1.2 离合器目标转矩集成学习系统建模

在 DCT 换挡问题中, 涉及的工况多样, 并且存在大量复杂的复合工况, 导致不同工况数据的统计学特征存在较大差异, 这使得单一的机器学习算法无法适用于 DCT 换挡控制。集成学习融合了不同的机器学习子模型, 通过特定的集成策略组合不同子模型的预测结果以获取最终的预测结果。因此, 集成学习能够针对 DCT 换挡控制, 建立起泛化性较好且精确的离合器目标转矩预测模型。

集成学习系统模型框架如图 2 所示, 该集成学习系统由 m 个子模型和集成策略构成, 因此, 建模过程包括建立子模型和制定集成策略。

图2 DCT 换挡数据集成学习系统框架

DCT 换挡过程离合器目标转矩预测是一个多输入非线性回归问题, 并且预测结果与历史输出有关, 这要求子模型有较强的映射能力和动态反馈特性。带有外部输入的非线性自回归的神经网络模型 (Nonlinear auto-regressive models with exogenous inputs, NARX), 引进了和时间序列紧密联系的外部输入, 且具有记忆功能, 相比一般结构的神经网络模型有更强的非线性映射能力, 适用于非线性动态系统的回归预测问题。因此, 选用 NARX 动态神经网络来构建集成学习的子模型。

DCT 的离合器目标转矩预测子模型的结构可用下式表示

$$y(t) = f(x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-n_x), y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y)) \quad (7)$$

以动力学公式和换挡标定经验为参考, 选用与 DCT 换挡控制强相关的特征作为训练子模型的输入, 分别为节气门开度、发动机转速、离合器初始转矩、车速, 并将离合器目标转矩作为输出。

为了评价 NARX 神经网络模型的对离合器目标转矩的预测性能, 采用相关性系数 R 和均方误差 MSE 两个评价指标, 其定义分别为

$$R = \frac{\sum_{k=1}^n (y^*(k) - \bar{y}^*)(y(k) - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (y(k) - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{k=1}^n (y^*(k) - \bar{y}^*)^2}} \quad (8)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{y(k) - y^*(k)}{y(k)} \right| \quad (9)$$

式中, n 表示样本总量, y^* 代表输出的真实值, y 代表 NARX 预测输出, $\bar{y}^*$ 、 $\bar{y}$ 分别表示 y^* 、 y 所有样本的均值。当 R 的值越接近 1, 则说明 NARX 模型预测输出和实际的输出具有越高的相关性, 其反映了模型逼近真实动态系统的程度; 当 MSE 的值越小, 则说明 NARX 子模型的预测精度越高。

以 15% 油门 1 挡升 2 挡实车测试数据训练的 NARX 子模型为例, 图 3 和图 4 分别为子模型训练的均方误差和残差自相关系数。

图 3 NARX 子模型训练效果

图 4 NARX 残差自相关图

图 5 为 NARX 子模型的目标转矩回归预测残差, 由图可知, 预测误差整体处于 5 N·m 以内, 结果表明该模型具有良好的预测精度和适用能力。

图 5 NARX 目标转矩回归预测结果

集成学习算法的子模型集成策略可分为两类:

加权法和智能集成法。可对这两类策略进行融合, 采用规则学习 (Repeated incremental pruning to produce error reduction, RIPPER) 算法, 从处理过的 DCT 实车换挡数据中提取离合器目标转矩与车辆状态参数的映射规则, 将此映射规则转换为子模型的调用规则。在实际应用中, 根据规则学习算法获取的规则一般会同时调用若干个符合要求的子模型, 此时可以将满足规则的子模型预测值进行加权平均, 以获取集成学习最终的预测结果。

RIPPER 算法是一种规则归纳学习算法, 其获取的规则以 “If-Then” 的形式表达。RIPPER 算法把数据集分为生成集和剪枝集, 每一数据集又包括正例集和反例集。生成集用来进行贪心算法训练以获取初始规则集, 直至初始规则集覆盖所有正例集样本; 剪枝集用于对规则集进行剪枝操作, 是否剪枝依据如下性能指标

$$LRS = \frac{m_+^* + (m_- - m_-^*)}{m_- + m_+} \quad (10)$$

式中, m_+ 、 m_- 分别表示训练集中的正、反例数目, m_+^* 、 m_-^* 分别表示规则集覆盖的正、反例数目。

根据经验和理论分析, 采用对换挡控制影响较大的六个参数作为规则学习输入, 按数值范围将离合器目标转矩分为高中低三个类别, 作为规则学习的输出, 如图 6 所示。

图 6 规则学习系统输入输出

对 DCT 换挡数据集进行规则学习训练, 得到 12 条离合器目标转矩输出规则, 经 “十折交叉验证” 后训练准确率达到 97% 以上。将训练完成的规则集转换为集成学习系统子模型的集成策略并进行进一步验证, 预测结果如图 7 和图 8 所示。

从图中可以看出, 均方误差仅有 2.952 N·m, 且相关性系数接近于 1, 具有较好的预测精度和动态逼近性能, 表明集成学习系统模型能够对 DCT 换挡过程中的离合器目标转矩进行有效预测。

通过集成学习对 DCT 实车换挡数据中隐含的

控制规律进行挖掘，即从海量数据中学习到了换挡控制的相关知识，将这类知识进行大量验证后，以常值神经网络权重和集成规则的形式储存，建立换挡控制规律的知识库，可直接将知识库中的控制规律应用于后续相似的换挡过程控制中。

图 7 离合器 1 目标转矩预测结果

图 8 离合器 2 目标转矩预测结果

2 DCT 系统动力学模型

DCT 系统建模是研究换挡控制的基础，同时也提供了一个换挡控制策略快速验证的平台。以状态空间法为基础，建立 DCT 换挡过程模型，并

对所建模型的仿真结果与试验结果进行了对比验证。

2.1 DCT 整车系统动力学模型

DCT 整车系统动力学模型包括发动机模型、离合器转矩传递模型和行驶阻力模型，动力学简图如图 9 所示。

图 9 DCT 系统动力学简图

根据多工况下的发动机试验数据，利用三次多项式样条插值拟合对其进行高精度的逼近，建立发动机稳态转矩模型，如图 10 所示。

图 10 发动机稳态转矩模型

建立离合器转矩传递模型如下

$$\begin{cases} T_c = \mu n A_c R_c (P_c - P_0) \operatorname{sgn}(\Delta \omega) \\ T_d = \mu_s n A_c R_c (P_c - P_0) \end{cases} \quad (11)$$

式中， T_c 代表离合器滑摩状态下传递的转矩； T_d 表示离合器转矩容量； A_c 代表离合器活塞面积； R_c 代表离合器等效半径； P_0 表示预充油油压； $\Delta \omega$ 表示离合器主、从动盘的转速差。

车辆在行驶过程中受到的阻力为滚动阻力、坡度阻力、空气阻力及加速阻力之和，行驶阻力模型可用如下公式表示

$$T_{Load} = \left(\frac{C_D A v^2}{21.15} + mgf \cos \alpha + mg \sin \alpha \right) r \quad (12)$$

式中， mg 代表车辆的总重力， C_D 表示空气阻力系

数, A 代表迎风面积, f 表示路面的滚动阻力系数, α 表示道路的坡度角。

2.2 DCT 换挡过程状态空间模型

为了更好地描述换挡过程的动态特性, 采用状态空间分析法对换挡的两个主要阶段进行建模, 为后续的控制算法研究奠定基础。

以 DCT 的换挡转矩相的状态空间模型建立过程为例, 变速器输入轴的力矩平衡方程如下

$$T_e - T_{c1} - T_{c2} - b_e \omega_e = I_e \dot{\omega}_e \quad (13)$$

式中, T_e 为发动机转矩; b_e 和 I_e 分别代表变速器输入轴的黏性阻尼系数和离合器主动端的转动惯量。

在转矩相, 离合器 1 和离合器 2 的摩擦扭矩都将传递到半轴, 通过齿轮系统的平衡方程, 可推导出半轴扭矩 T_o 为

$$T_o = i i_1 T_{c1} + i i_2 T_{c2} - i I_{equ} \dot{\omega}_i \quad (14)$$

式中, ω_i 为主减速器从动齿轮转速; I_{equ} 为齿轮系统等效转动惯量; i 表示主减速比; i_1 和 i_2 分别代表一档和二挡的传动比。 I_{equ} 可用以下公式换算得到

$$I_{equ} = i_1^2 I_{c1} + i_2^2 I_{c2} \quad (15)$$

式中, I_{c1} 和 I_{c2} 分别表示变速器输入轴 1 和输入轴 2 的转动惯量。

由于齿轮系统的刚度和阻尼可以简化到输出端, 因此半轴可看作为一个等效弹簧-阻尼系统, 半轴扭矩可用另一种形式进行表示

$$T_o = c_o \left(\frac{\omega_{c1}}{i i_1} - \omega_o \right) + k_o \left(\frac{\theta_{c1}}{i i_1} - \theta_o \right) \quad (16)$$

式中, ω_{c1} 和 θ_{c1} 分别为离合器 1 的转速和对应的角位移; c_o 和 k_o 分别表示齿轮系统的等效阻尼与刚度; ω_o 和 θ_o 分别为半轴转速和对应的角位移。

半轴的平衡方程如下

$$T_o - b_f \omega_o - T_{Load} = I_o \dot{\omega}_o \quad (17)$$

式中, I_o 代表变速器输出端及车身的等效转动惯量; b_f 为半轴的粘性阻尼系数。

换挡过程的状态空间模型可用以下形式表示

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{f}(\mathbf{x}) \quad (18)$$

式中, $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 表示与道路阻力矩和发动机转矩相关的非线性项。

根据以上分析, 将转矩相的控制变量 $\mathbf{u}$ 设为离合器 1 和离合器 2 的转矩变化率

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{T}_{c1} \\ \dot{T}_{c2} \end{bmatrix} \quad (19)$$

将转矩相的状态变量 $\mathbf{x}$ 设为

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_{c1} \\ \omega_e \\ \omega_o \\ \frac{\theta_{c1}}{i i_1} - \theta_o \\ T_{c1} \\ T_{c2} \end{bmatrix} \quad (20)$$

则转矩相的动力学方程转换为如下形式

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \frac{i_1}{I_{equ}} (i i_1 T_{c1} + i i_2 T_{c2} - k_o (\frac{\theta_{c1}}{i i_1} - \theta_o) - c_o (\frac{\omega_{c1}}{i i_1} - \omega_o)) \\ \dot{x}_2 = \frac{1}{I_e} (T_e - b_e \omega_e - T_{c1} - T_{c2}) \\ \dot{x}_3 = \frac{k_o}{I_o} (\frac{\theta_{c1}}{i i_1} - \theta_o) + \frac{c_o}{i i_1 I_o} \cdot \omega_{c1} - \frac{c_o + b_f}{I_o} \cdot \omega_o - \frac{T_{Load}}{I_o} \\ \dot{x}_4 = \frac{1}{i i_1} \cdot \omega_{c1} \\ \dot{x}_5 = \dot{T}_{c1} \\ \dot{x}_6 = \dot{T}_{c2} \end{cases} \quad (21)$$

由上述状态方程可推导出状态空间模型的状态矩阵 $\mathbf{A}$ 、控制矩阵 $\mathbf{B}$ 和非线性项 $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 如下

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -\frac{c_o}{i I_{equ}} & 0 & \frac{c_o i_1}{I_{equ}} & -\frac{k_o i_1}{I_{equ}} & \frac{i i_1^2}{I_{equ}} & \frac{i i_1 i_2}{I_{equ}} \\ 0 & -\frac{b_e}{I_e} & 0 & 0 & -\frac{1}{I_e} & -\frac{1}{I_e} \\ \frac{c_o}{i i_1 I_o} & 0 & -\frac{c_o + b_f}{I_o} & \frac{k_o}{I_o} & 0 & 0 \\ \frac{1}{i i_1} & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (23)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} 0 & \frac{T_e}{I_e} & -\frac{T_{Load}}{I_o} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (24)$$

在转矩相选取离合器 1 的转速作为控制系统的输出变量, 系统输出方程如下

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} \quad (25)$$

其中, 输出矩阵如下

$$\mathbf{C} = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] \quad (26)$$

在换挡工况下对模型进行仿真验证，并与同工况下的实车数据进行对比。利用开环控制，将实车数据中的控制量直接作为仿真模型控制器的输出，完成一次换挡过程的仿真，将仿真结果与相同条件下实车输出进行对比，对比结果如图 11 所示。

图 11 变速器输出轴仿真转速与实际转速对比

变速器输出轴仿真转速和实际转速之间的最大误差值为 7.92 rad/s，均方根误差为 3.97 rad/s。由图 11 的对比结果与统计误差可知，所建仿真模型计算的输出轴转速趋近于实车数据，该仿真模型能够较为准确地表达 DCT 系统的动力学特性。

3 基于知识的 MPC 换挡控制器设计

MPC 是典型的反馈控制算法，能够对控制系统出现的状态误差进行在线修正及补偿，基于知识的 MPC 换挡控制策略框图如图 12 所示。

图 12 基于知识的 DCT 模型预测换挡控制策略

该控制策略分为上下两层：上层为目标转矩知识库的应用层，实时输入传感器数据决策出当前条件下最佳的换挡控制量，利用理想换挡状态与控制量的映射关系规划出参考转速；下层为参考转速的跟随层，利用 MPC 对控制偏差进行实时补偿，跟随目标参考转速。

DCT 换挡控制系统中的 MPC 控制器的设计涵盖了以下三个步骤：建立 DCT 换挡过程的状态空间模型、推导系统状态预测方程、求解目标函数。

首先，结合第 2 节中建立的 DCT 系统状态空间模型，对 DCT 换挡控制的状态预测方程进行推导。在实际的 MPC 运算求解中，需要将连续模型进行离散化。本文采用近似法，用状态变量的差商替代微商获取近似的差分方程，将连续状态空间模型转化为以下形式

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_s \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k) \quad (27)$$

式中， $\mathbf{A}_s = \mathbf{A}T_s + \mathbf{E}$ ， $\mathbf{B}_s = \mathbf{B}T_s$ ， T_s 为采样时间， $\mathbf{E}$ 为单位矩阵。式(18)中的 $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 项是 $\mathbf{x}$ 的非线性函数，可整合到 $\mathbf{A}\mathbf{x}$ 项中。

将 MPC 的控制时域与预测时域分别设置为 H_p 和 H_u ，设定 MPC 的初始状态为系统当前状态， k 表示当前时刻，对 $[k+1 \ k+H_p]$ 之间的系统状态进行预测

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1|k) &= \mathbf{A}_s \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k) \\ \mathbf{x}(k+2|k) &= \mathbf{A}_s \mathbf{x}(k+1|k) + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k+1) = \\ &= \mathbf{A}_s^2 \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_s \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k+1) \\ &\vdots \\ \mathbf{x}(k+H_u|k) &= \mathbf{A}_s \mathbf{x}(k+H_u-1|k) + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k+H_u-1) = \\ &= \mathbf{A}_s^{H_u} \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_s^{H_u-1} \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k) + \dots + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k+H_u-1) \\ &\vdots \\ \mathbf{x}(k+H_p|k) &= \mathbf{A}_s \mathbf{x}(k+H_p-1|k) + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k+H_p-1) = \\ &= \mathbf{A}_s^{H_p} \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_s^{H_p-1} \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k) + \dots + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k+H_p-1) \end{aligned} \quad (28)$$

根据式(25)和式(28)，对 $[k+1 \ k+H_p]$ 之间的被控系统输出进行预测，只需要在方程中每个项都乘以一个系统输出矩阵，得到输出预测方程如下

$$\begin{aligned} \mathbf{y}(k+1|k) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(k+1|k) = \\ &= \mathbf{C}[\mathbf{A}_s \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k)] \\ \mathbf{y}(k+2|k) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(k+2|k) = \\ &= \mathbf{C}[\mathbf{A}_s^2 \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_s \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k+1)] \\ &\vdots \\ \mathbf{y}(k+H_u|k) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(k+H_u|k) = \\ &= \mathbf{C}[\mathbf{A}_s^{H_u} \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_s^{H_u-1} \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k) + \dots + \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k+H_u-1)] \\ &\vdots \\ \mathbf{y}(k+H_p|k) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(k+H_p|k) = \\ &= \mathbf{C}[\mathbf{A}_s^{H_p} \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_s^{H_p-1} \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k) + \dots + \\ &\quad \mathbf{A}_s^{H_p-H_u} \mathbf{B}_s \mathbf{u}(k+H_p-H_u)] \end{aligned} \quad (29)$$

对以上方程进行整合, 系统的输出预测模型用下式表达

$$\begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+H_p|k) \end{bmatrix} = \mathbf{S}_x \mathbf{x}(k) + \mathbf{S}_u \begin{bmatrix} \mathbf{u}(k) \\ \mathbf{u}(k+1|k) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k+H_p-H_u|k) \end{bmatrix} \quad (30)$$

式中的 $\mathbf{S}_x$ 和 $\mathbf{S}_u$ 可进一步表达成以下形式

$$\mathbf{S}_x = [\mathbf{CA}_s \quad \mathbf{CA}_s^2 \quad \dots \quad \mathbf{CA}_s^{H_p}]^T \quad (31)$$

$$\mathbf{S}_u = \begin{bmatrix} \mathbf{CB}_s & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{CA}_s \mathbf{B}_s & \mathbf{CB}_s & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{CA}_s^{H_u-1} \mathbf{B}_s & \mathbf{CA}_s^{H_u-2} \mathbf{B}_s & \dots & \mathbf{CB}_s \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{CA}_s^{H_p-1} \mathbf{B}_s & \mathbf{CA}_s^{H_p-2} \mathbf{B}_s & \dots & \mathbf{CA}_s^{H_p-H_u} \mathbf{B}_s \end{bmatrix} \quad (32)$$

MPC 换挡控制器的目标是在换挡过程中跟随参考转速状态, 补偿离合器的转速偏差, 目标函数应为实际转速与参考转速的差。此外, 控制量的大小直接与冲击度有关, 控制量变化量不应过大, 所以, 在目标函数中加入惩罚项以限制控制量的大小。最后, 还应对换挡过程的控制量和输出量进行约束, 使发动机转矩和离合器转速处在合理的范围内。

综上所述, MPC 控制问题的优化目标为

$$J(\mathbf{u}(k)) = \|\mathbf{y}_f(k+1) - \mathbf{R}_e(k+1)\|^2 + \|\eta \Delta \mathbf{u}_f(k)\|^2 \quad (33)$$

约束条件为

$$\begin{cases} y(k) \in [y_{\min}, y_{\max}] \\ T_e(k) \in [T_{e\min}, T_{e\max}] \end{cases} \quad (34)$$

式中, $R_e(k+1)$ 表示在 $k+1$ 时刻的期望转速, $y_f(k+1)$ 为离合器在 $k+1$ 时刻的实际转速, η 为控制量变化量惩罚项的权重。 $y_{\min}$ 和 $y_{\max}$ 分别为离合器的最小和最大转速, $T_{e\min}$ 和 $T_{e\max}$ 分别为发动机的最小和最大转矩。

利用 Matlab 软件中 quadprog 函数对二次规划问题进行求解, 在当前采样时刻获取控制时域内的最优控制序列后, 将控制序列中的第一个值施加给控制系统。在每次采样时都重复这个过程, 以达到滚动优化的目的。

4 仿真分析

在 Matlab/Simulink 中对 DCT 在升、降挡工

况下的换挡过程进行仿真, 验证基于知识的 MPC 换挡控制效果, 并与模糊控制和实车标定控制进行对比分析。以 15% 油门开度为例, 基于知识的 MPC 升、降挡控制仿真结果分别如图 13 和图 14 所示。

由图 13 可知, DCT 在 0.11 s 进入升挡转矩相, 于 0.9 s 结束升挡惯性相, 车速总体保持平稳变化, MPC 控制器将离合器调速至目标转速, 车辆的最大冲击度为 4.8 m/s^3 , 实现了平稳换挡。

图 13 基于知识的 MPC 升挡控制仿真结果

图 14 基于知识的 MPC 降挡控制仿真结果

由图 14 可知, DCT 在 0.29 s 进入降挡惯性相, 于 1.1 s 结束降挡转矩相, MPC 控制器能够实现对目标转速的平稳跟随, 车辆的最大冲击度为 7.2 m/s^3 , 满足设计要求。

作为对比, 利用模糊控制对相同工况下的 DCT 升挡过程进行仿真, 结果如图 15 所示。

图 15 模糊控制升挡仿真结果

由图 15 可知, 利用模糊控制算法进行换挡控制时, 相较于基于知识的 MPC 控制方法, 离合器的转矩、转速均产生了一定的波动, 由此引起了较大的换挡冲击, 最大冲击度为 11.3 m/s^3 。此外, 离合器参考转速跟随误差较大, 出现跟随误差时, 难以迅速调整控制量以消除误差。

为了进一步对基于知识的 MPC 换挡控制效果进行对比和分析, 在相同条件下进行了 DCT 实车换挡测试实验, 测试结果如图 16 和图 17 所示。

图 16 DCT 升挡实验测试结果

图 17 DCT 降挡实验测试结果

由换挡结果对比可知, 基于知识的 MPC 换挡过程中离合器转矩变化趋势与实车轨迹大致相同, 但经过数据挖掘与 MPC 控制器优化后, 使得离合器转速波动更小, 换挡品质更好。

不同的油门开度能够很好地反映驾驶员的换挡意图, 为了验证基于知识的 MPC 换挡控制在不同驾驶意图下的换挡品质, 进一步仿真得到在不同油门开度下三种方法的最大冲击度、滑摩功及换挡持续时间对比结果, 如表 1、表 2 和表 3 所示。

表 1 15%油门开度下不同控制方法的换挡效果对比

控制方法	最大冲击度 (m/s ³)	滑摩功/kJ	换挡时间/s
基于知识的 MPC	4.8	2.05	0.79
模糊逻辑控制	11.3	2.70	0.84
实车标定控制	13.1	3.80	0.92

表 2 30%油门开度下不同控制方法的换挡效果对比

控制方法	最大冲击度 (m/s ³)	滑摩功/kJ	换挡时间/s
基于知识的 MPC	7.1	4.48	0.74
模糊逻辑控制	12.6	5.13	0.81
实车标定控制	14.7	5.98	0.90

表 3 50%油门开度下不同控制方法的换挡效果对比

控制方法	最大冲击度 (m/s ³)	滑摩功/kJ	换挡时间/s
基于知识的 MPC	8.5	6.23	0.71
模糊逻辑控制	13.4	7.26	0.80
实车标定控制	15.9	8.53	0.86

由表中的换挡品质对比结果可知,当油门开度增大时,三种控制方法的冲击度和滑摩功都有所增加,但换挡时间减少,能够体现驾驶员的换挡意图。其中,基于知识的 MPC 换挡控制的换挡平顺性更好,同时还具有较快的动力响应和较少的滑摩功。

5 结论

(1) 基于集成学习算法,建立了 DCT 换挡过程离合器目标转矩知识库,在线控制时能够根据换挡前的实车状态数据,通过规则学习获取的规则从目标转矩知识库中提取换挡控制量。

(2) 建立了 MPC 换挡控制器的预测模型,设计了换挡控制的目标函数,通过 MPC 控制器进行滚动优化,生成补偿转矩施加到系统中,实现对参考转速的跟随。

(3) 在不同油门开度下对 DCT 升、降挡工况进行仿真,并与模糊控制和实车标定控制进行对比分析。结果表明:基于知识的 MPC 换挡控制能够准确挖掘并应用实车数据中潜在的换挡控制规律,在不同换挡意图下实现了快速平顺的换挡,具有较好的换挡品质,提高了 DCT 智能化水平。

参 考 文 献

- [1] KULKARNI M, SHIM T, ZHANG Y. Shift dynamics and control of dual-clutch transmissions[J]. Mechanism & Machine Theory, 2007, 42(2): 168-182.
- [2] WALKER P D, ZHANG N, TAMBA R. Control of gear shifts in dual clutch transmission powertrains[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2011, 25(6): 1923-1936.
- [3] WALKER P D, ZHANG N. Transmission of engine harmonics to synchronizer mechanisms in dual clutch transmissions[J]. Journal of vibration and acoustics: Transactions of the ASME, 2014, 136(5): 1.
- [4] WALKER P D, ZHU B, ZHANG N. Powertrain dynamics and control of a two speed dual clutch transmission for electric vehicles[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 85: 1-15.
- [5] PISATURO M, CIRINCIONE M, SENATORE M. Multiple constrained MPC design for automotive dry clutch engagement[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2015, 20(1): 469-480.
- [6] SONG X. Pressure-based clutch control for automotive transmissions using a sliding-mode controller[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2012, 17(3): 534-546.
- [7] HU Y, TIAN L, GAO B, et al. Nonlinear gearshifts control of dual-clutch transmissions during inertia phase[J]. Isa Transactions, 2014, 53(4): 1320-1331.
- [8] LIU Y, QIN D, JIANG H, et al. Shift control strategy and experimental validation for dry dual clutch transmissions[J]. Mechanism & Machine Theory, 2014, 75: 41-53.
- [9] ELZAGHIR W, YI Z, NATARAJAN N, et al. Model reference adaptive control for hybrid electric vehicle with dual clutch transmission configurations[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67: 991-999.
- [10] 赵治国, 王琪, 陈海军, 等. 干式 DCT 换挡模糊时间决策及转矩协调控制[J]. 机械工程学报, 2013, 49(12): 92-108.
ZHAO Zhiguo, WANG Qi, CHEN Haijun, et al. Fuzzy time decision and model-based torque coordinating control of shifting process for dry dual clutch transmission[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(12): 92-108.
- [11] 赵治国, 顾佳鼎, 何露. 干式双离合自动变速器换挡过程离合器传递转矩估计[J]. 机械工程学报, 2017, 53(14): 77-87.

[1] KULKARNI M, SHIM T, ZHANG Y. Shift dynamics and

- ZHAO Zhiguo, GU Jiading, HE Lu. Estimation of torques transited by twin-clutch during shifting process for dry dual clutch transmission[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(14): 77-87.
- [12] ZHAO Z, HE L, YANG Y, et al. Estimation of torque transmitted by clutch during shifting process for dry dual clutch transmission[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 75: 413-433.
- [13] OH J J, CHOI S B, KIM J. Driveline modeling and estimation of individual clutch torque during gear shifts for dual clutch transmission[J]. Mechatronics, 2014, 24(5): 449-463.
- [14] OH J J, CHOI S B. Real-time estimation of transmitted torque on each clutch for ground vehicles with dual clutch transmission[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2015, 20(1): 24-36.
- [15] OH J J, EO J S, CHOI S B. Torque observer-based control of self-energizing clutch actuator for dual clutch transmission[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(5): 1856-1864.

作者简介：刘永刚(通信作者)，男，1982 年出生，博士，教授，博士研究生导师。主要研究方向为车辆自动变速传动及智能控制、新能源汽车动力系统优化与控制。
E-mail: andyliuyg@cqu.edu.cn