

并联式混合动力发动机神经网络法转矩预测与闭环控制

楼狄明¹, 唐远贇¹, 房亮¹, 施雅风¹, 张允华¹, 仇杰², 杨蒂²

(1. 同济大学汽车学院, 上海 201804; 2. 上汽集团乘用车技术中心, 上海 201804)

摘要: 利用实际发动机的标定数据搭建了 GT-Suite 及 Matlab/Simulink 联合仿真模型, 建立了基于进气和发动机状态参数的预测转矩反馈协同控制模块。对比了 ANN 法和现有发动机的标定脉谱插值预测(MAP)法 2 种方法下发动机稳态及瞬态转矩变化、升降挡等工况预测的结果误差, 结果表明: 稳态工况下 MAP 法较为可靠, 低、中、高 3 种发动机转速下转矩预测波动小, 误差比 ANN 法低 1.31%、1.09% 和 1.52%; 实际瞬态转矩跃变及阶跃工况下, ANN 法较 MAP 法误差低 5.62% 和 1.32%, 升降挡工况下低 1.93% 和 0.84%。

关键词: 混合动力; 转矩预测; 神经网络(ANN)法; Matlab/Simulink 软件; GT-Suite; 联合仿真

中图分类号: U464; TK402

文献标志码: A

Torque Estimation and Closed-Loop Control of Parallel Hybrid Engine Using ANN Method

LOU Diming¹, TANG Yuanzhi¹, FANG Liang¹, SHI Yafeng¹, ZHANG Yunhua¹, QIU Jie², YANG Fu²

(1. School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. SAIC Motor Corporation Limited, Shanghai 201804, China)

Abstract: In this paper, a joint simulation model of GT-suite and MATLAB/Simulink was constructed by using the calibration data of the actual engine and a collaborative control module for estimated torque feedback based on intake air and engine state parameters was established. A comparison was made between the estimation results errors of the ANN method and the Map method for estimating the steady state, transient torque variation, upshift and downshift of the engine. The results show that the Map method is more reliable under steady-state conditions, and the error of ANN method is small at low, medium, and high engine speeds, with errors of

1.31%, 1.09%, and 1.52% lower than the ANN method, and the error of the ANN method is 5.62% and 1.32% lower than that of the Map method under torque transient conditions, and 1.93% and 0.84% lower than that of the Map method under lifting conditions.

Key words: hybrid engine; torque estimation; artificial neural network (ANN); Matlab/Simulink; GT-Suite; joint simulation

混合动力汽车相比内燃机和纯电动车具有显著的油耗低、工作效率高、续航里程可靠的特点, 在未来的几十年中将依旧是新能源汽车的主流之一^[1]。其中, 并联式混合动力汽车架构更加接近内燃机汽车, 包含发动机与电机 2 个动力输出源。其工作模式极具多样性, 是近年来企业及研究机构的研发主流^[2-3]。

并联式混合动力汽车的动力扭矩输出依赖于发动机与电机之间的扭矩配合, 相比于转矩变化时间常数在毫秒级的电机, 发动机的瞬态进气量、空燃比波动会导致发动机不稳定燃烧, 从而导致瞬态转矩较大波动, 再加上各缸供气的不均匀性、废气再循环(exhaust gas recycling, EGR)率等影响, 难以实现对发动机转矩的精准控制^[4]。现有的量产发动机未配备转矩传感器, 在传统发动机 ECU (electrical control unit) 中仅设有发动机输出转矩预测模块。因此, 在混合动力汽车运行过程中, 尤其是瞬态变化的过程中, 较为准确的发动机的转矩预测对并联式混合动力汽车极其重要^[5-6]。

查表法是工业界获得实际运行中发动机转矩的常用方法, 所建立的查表脉谱(MAP)一般通过台架试验得到, 建立起发动机转矩和转速、进气量、进气压力之间的关系。使用时根据发动机在线测得的参数进

收稿日期: 2022-03-26

基金项目: “十四五”国家重点研发计划(2021YFB2500800)

第一作者: 楼狄明(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向混合动力发动机技术。

E-mail: loudiming@tongji.edu.cn

通信作者: 房亮(1988—), 男, 讲师, 工学博士, 主要研究方向为混合动力发动机技术。

E-mail: fangliang@tongji.edu.cn



论文
拓展
介绍

行插值查表,得到发动机转矩预测值,其缺点是瞬态过程的预测精度低^[7],且一旦涉及多参数,MAP的维度会激增,从而大幅增加标定工作量及存储运算量。

模型预测控制法(model prediction control, MPC)也是转矩预测研究的热门方法^[8-9],使用发动机可获取信息,例如利用爆震传感器等信息,通过对缸内燃烧、传热进行建模,从而对缸压等信息进行预测,进一步完成转矩预测^[8,10-12]。该类方法近年来基本集中在简化模型及优化预测精准度方面,如Park等^[13]提出了一种仅使用节气门信息的端口空气质量流量的估计方法,替代了以前研究中使用通过节气门进入进气歧管的空气质量流量信息(称为节气门空气质量流量)和进气歧管中的空气压力信息来估计端口空气质量流量。此外,在开环MPC的基础上,可以添加部分闭环反馈信息从而对预测信号进行进一步的处理。Kao等^[14]、Chauvin等^[15]对发动机转速信号进行测量和处理,利用时变卡尔曼滤波器来预测瞬态转矩。Lee等^[16]提出了2种转矩预测方法,其核心都是基于发动机转速瞬时波动,即“随机解析法”和“频域解析法”,建立发动机转矩与曲轴转角、角速度和角加速度的函数关系,进而预测转矩。

神经网络(artificial neural network, ANN)算法是近几年来研究发动机相关问题的热门方法。由于ANN方法是建立在搭建且训练完成的神经网络模型上,因此也作为MPC方法的一种,可以针对发动机的特性及燃烧性能进行相应的优化设计^[17-18]。在转矩预测领域ANN方法也同样受到了关注,相比于传统的物理化学类模型,ANN模型的变量更加多元化且输入输出几乎不受相关性的要求限制,但是关于ANN转矩预测的研究基本集中在算法结构优化和误差优化层面^[19-20],少有涉及到多种转矩预测模式与ANN方法的优劣对比。与众多模型控制方法类似,基于模型的瞬时转矩预测为了保障其准确性,一

般都需要建立足够可靠的实时发动机闭环反馈,根据发动机可提供的实际信息进行转矩预测修正。

针对实时转矩预测的准确性及转矩预测修正方式,童毅博士^[4]在国内首次提出“动态协调控制”的概念,针对并联式混合动力模式切换的瞬态过程,提出“发动机转矩开环控制+发动机转矩在线预测+电机转矩闭环补偿”的控制策略。合理的转矩预测方式配合动态协同控制,可以实现利用发动机前馈预测模型及当前状态信息的反馈控制方式对预测得到的转矩进行实时修正,从而进一步实现更精确的转矩预测及多动力源的转矩动态协调控制^[21-23]。

目前将神经网络直接用于预测发动机转矩并进行动态协调修正的研究较少,常规的修正算法均可以在转矩预测及发动机动态协调控制的基础上继续实现,而本文主要聚焦于神经网络与MAP法在闭环控制中对稳态及变化的发动机转矩预测精准程度对比。利用Simulink及GT-Suite软件搭建联合仿真模型,建立基于发动机转速、进气量/增压压力等参数的转矩预测ANN神经网络模型,验证对比多种稳态、瞬态工况下MAP法预测的转矩与发动机实际转矩误差。在实际应用过程中,随着发动机参数维度的增加,ANN法将相比于MAP法更有优势,如果简单参数下的ANN预测比MAP法更精准,这将对发动机(尤其是混合动力发动机)转矩预测开发具有较大的指导意义和参考价值。

1 建模方法与设置

1.1 GT-Suite和Simulink联合仿真模型

表1为联合仿真模拟的混合动力发动机相关基本性能参数,其中包括进气门开启(intake valve opening, IVO)以及排气门关闭(exhaust valve closing, EVC)曲轴转角可调节范围。

表1 发动机相关参数

Tab. 1 Engine parameters

缸径/mm	冲程/mm	气缸容积/L	气缸数	压缩比	增压方式	IVO范围/°CA	EVC范围/°CA
74	86.8	1.493	4	11.5:1	涡轮增压	60	60
喷油方式	喷射压力/MPa	额定扭矩/(N·m)	额定转矩转速/(r·min ⁻¹)		额定功率/kW	额定功率转速/(r·min ⁻¹)	
直喷	35	250	1 700~4 300		124	5 500	

基于GT-Suite及Simulink软件的交互模型进行发动机时序性联合仿真,具体原理如图1所示。Simulink作为控制型号的发出端,在模型中发挥发动机上混合动力控制单元(hybrid control unit, HCU)的功能,而GT-Suite模型用来模拟真实发动

机的运行情况,并为控制端(simulink)提供时序性的发动机状态参数,且这些参数均为发动机实际运行下的可获取参数。

搭建的GT-Suite发动机模型需要根据发动机台架的试验数据进行标定,其标定的万有工况分布

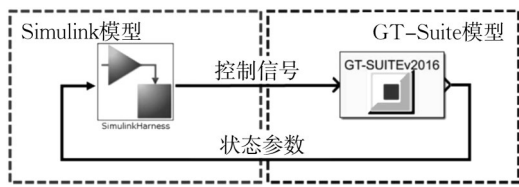


图 1 联合仿真原理模型示意

Fig. 1 Schematic diagram of joint simulation model

如图 2 所示。

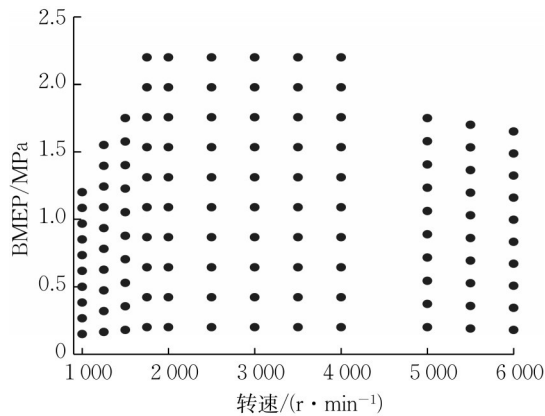


图 2 万有工况标定

Fig. 2 Calibration of working conditions

Simulink模型作为GT的控制端,信号交互如图3所示,以状态输入量发动机转速为固定值,控制信号分

别有:节气门开度、增压压力、进气门正时(IVO信号)、排气门正时(EVC信号)、空燃比;发动机反馈状态信号有:发动机转速、进气质量流量、进气温度、进气压力、空燃比、点火提前角、有效转矩、IMEP平均指示压力、燃油循环喷射量、旁通阀开度。同理在GT-Power中也将各控制信号从交互模块连接至执行器、各状态反馈信号从传感器连接至交互模块,如图4所示。

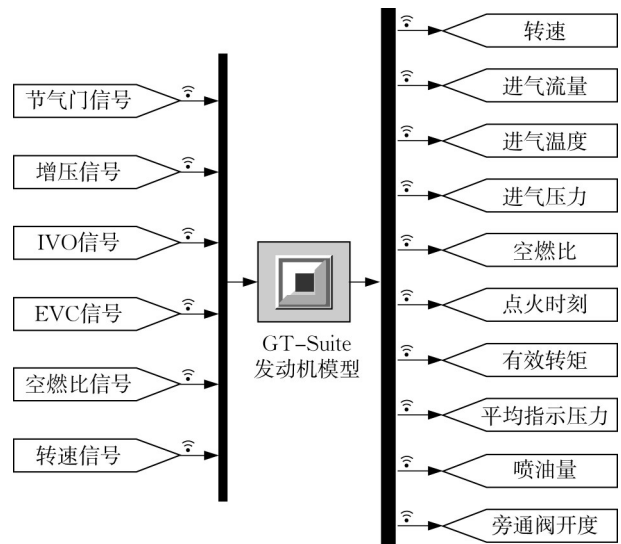


图 3 GT & Simulink 联合仿真信号交互关系

Fig. 3 Signal interaction of joint simulation in GT&Simulink

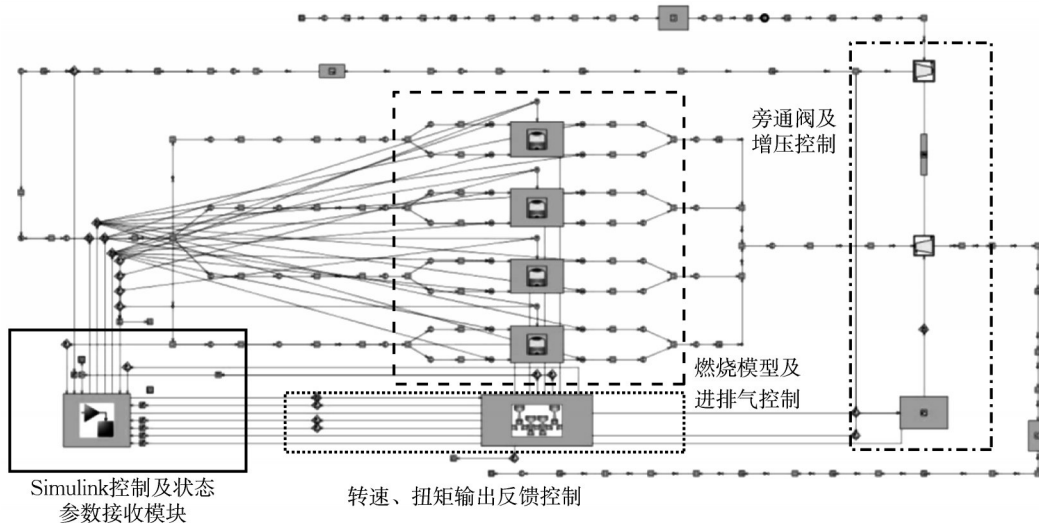


图 4 GT-Suite 联合仿真模型

Fig. 4 GT-Suite joint simulation model

1.2 转矩预测方法

转矩预测同时使用MAP法和ANN法,这2种方法都利用进气量和发动机转速这2个变量作为输入参数,比较两者在发动机稳态及瞬态工况下转矩预测及闭环修正控制的准确性。

MAP法是目前发动机上常用的方法,一般是通过台架标定得到的MAP,在实际瞬态工况下进行插值等方式得到相应的转矩,图5是通过GT的万有工况标定得到的进气量、发动机转速与IMEP关系的MAP图,通过IMEP可以直接计算得到指示转矩。

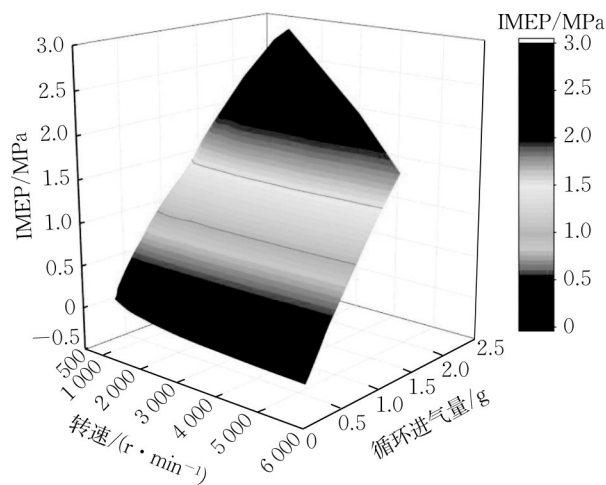


图5 IMEP预测MAP图

Fig. 5 MAP of IMEP estimation

使用MATLAB软件中的Neural Fitting工具箱对神经网络进行构建与训练(见图6)。创建了2层前馈神经网络,其中一层为隐藏层,神经元函数为Sigmoid,另一层为输出层,神经元为线性函数。采用了Levenberg-Marquardt的误差反向传播(error back propagation, BP)的训练算法对网络进行训练。对发动机全工况范围内总计840例试验数据进行随机分类,其中80%用于训练网络,10%用于验证网络,最后10%用于测试网络精度。通过调整隐藏层神经元节点数来获得最优的预测效果。

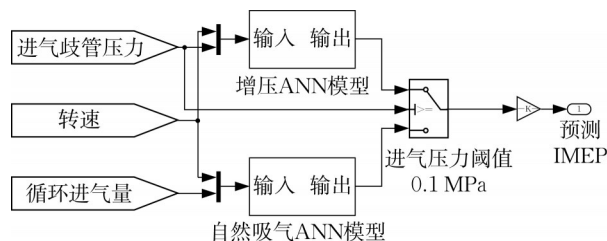


图6 IMEP预测ANN模型

Fig. 6 ANN model of IMEP estimation

经测试最终在隐藏层节点数为15时得到神经网络的最优预测效果。由于输入参数量总体较少,总体回归系数如图7所示为0.999 93,表明具有较高的预测精度。

考虑空燃比对转矩的影响,2种转矩预测算法均需再引入空燃比的修正,得到平均指示压力IMEP的预测值,通过换算得到指示转矩的大小。空燃比修正因子是基于 $2000\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$ 、节气门全开、旁通阀全开的工况,通过调节空燃比得到相应的指示转矩,以当量燃烧时的转矩为基准,其他空燃比下的转矩除以当量

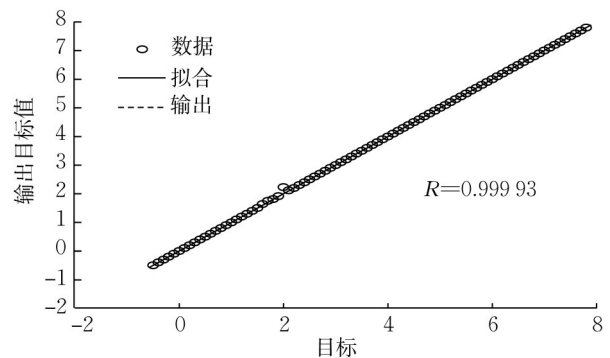


图7 神经网络数据回归分析

Fig. 7 Data regression analysis of ANN

燃烧的转矩得到空燃比修正因子(φ_λ),如式(1)所示:

$$\varphi_\lambda = \frac{T_{\lambda=i}}{T_{\lambda=1}} \quad (1)$$

式中: λ 为过量空气系数; $T_{\lambda=i}$ 为任意空燃比下发动机指示转矩,其中*i*为当前过量空气系数值; $T_{\lambda=1}$ 为当量燃烧时的发动机指示转矩。

在对比稳态工况及瞬态工况下ANN和MAP法预测结果时使用瞬时的转矩百分比偏差(δ_{error})来评估转矩预测准确度,如式(2)所示:

$$\delta_{\text{error}} = \left| \frac{T_c - T_0}{T_0} \right| \times 100\% \quad (2)$$

式中: T_c 为预测转矩; T 为GT-Suite发动机输出转矩。

1.3 转矩预测闭环控制方法

所述2种方法预测得出的转矩均为估计指示转矩,而发动机指示转矩直接受缸内燃烧放热状态所影响。有效输出转矩则为指示转矩扣除附件消耗转矩和机械摩擦损失转矩后所得,为了能够更精确地控制发动机燃烧放热从而控制发动机的有效转矩输出,故将指示转矩设为发动机控制系统的控制目标。

在混合动力发动机中,由于HCU给出的是发动机指示转矩命令,而实际发动机有效转矩包含了发动机当前机械损失转矩、附件消耗转矩等,因此在闭环控制的情况下,需考虑不同工况的不同损失,根据目标有效转矩和预测指示转矩进行目标指示转矩和预测有效转矩的计算。指示转矩、预测转矩及各类转矩损失间的关系在本模型中简化为式(3)所示:

$$T_i = T_c + T_f + T_a \quad (3)$$

式中: T_i 为指示转矩; T_c 为有效转矩; T_f 为摩擦消耗转矩; T_a 为发动机附件消耗转矩。

在根据发动机实际状态完成转矩估计的情况下,可以建立以预测转矩为接口的发动机控制方法(见图8)。由于发动机在不同工况下的各类损失情况不同,需要根据当前发动机状态进行转矩的协调

计算,从而提高工况切换或者瞬态工况下的转矩预测准确性。图 8 中该转矩协调计算模块的主要功能有 2 个:①计算发动机当前机械损失转矩、附件消耗转矩;②根据目标有效转矩和估计指示转矩计算目标指示转矩和估计有效转矩。

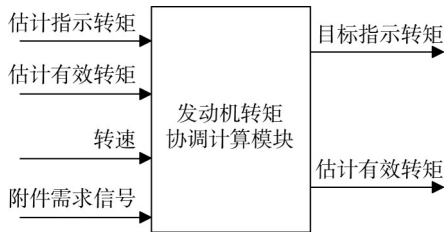


图 8 转矩协调计算模块

Fig. 8 Schematic diagram of torque coordination calculation

对于机械摩擦和附件消耗转矩可以依据万有工况用发动机台架测定并形成对应的标定 MAP,其输入量为当前发动机转速及目标负荷。在模型计算逻辑中计算预测的有效转矩时,当前查表 MAP 的目标负荷用控制目标指示转矩代替,当反馈修正有效转矩时,当前负荷则用预测指示转矩替代。

此外,闭环的反馈信号需要与控制的前馈 MAP 信号整合叠加,从而形成发动机时序性的控制信号,与反馈逻辑类似。图 9 为本模型方法对进气部分

前馈控制。模型中利用发动机的 DVVT 系统建立了进气门、排气门、旁通阀及节气门的前馈 MAP,最终模型可以实现将发动机转矩的预测值作为转矩控制系统的反馈信号进而对进气系统执行器进行反馈控制。完整的进气协同反馈控制流程图如图 10 所示。图中的 NA WOT 阈值设置为旁通阀及节气门全开工况下的转矩,可视作该发动机自然吸气工况下的最大转矩,是自然吸气工况和涡轮增压工况的分界转矩。当目标转矩小于 90% 分界转矩时,节气门闭环控制,旁通阀全开;当目标转矩大于 90% 分界转矩且小于 100% 分界转矩时,节气门开环控制,旁通阀闭环控制;当目标转矩大于 100% 分界转矩时,节气门全开,旁通阀闭环控制。

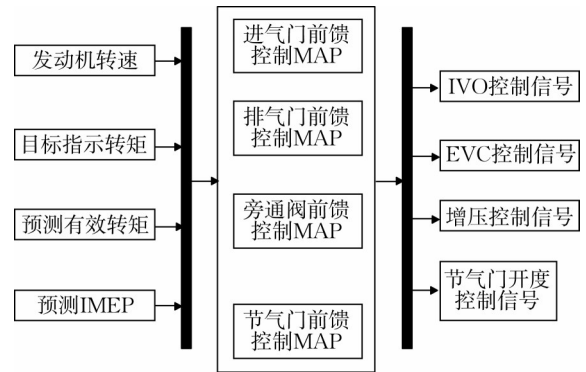


图 9 前馈控制信号

Fig. 9 Feedforward control signals

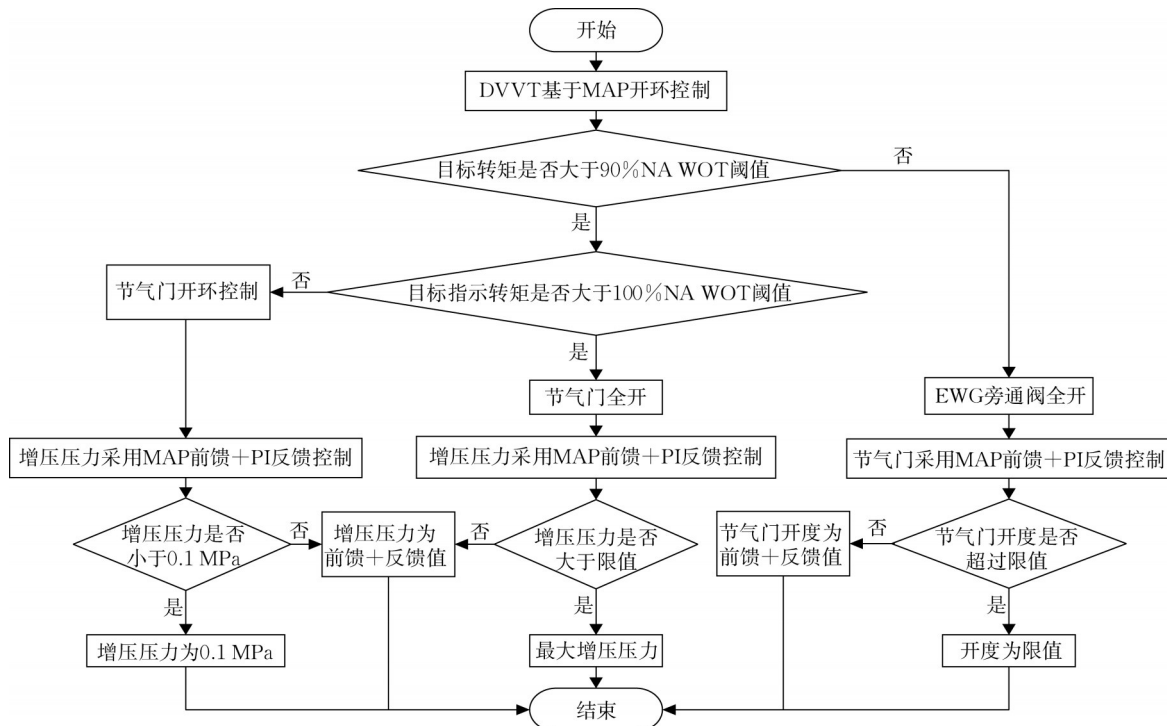


图 10 进气协同反馈控制流程

Fig. 10 Intake collaborative feedback control process

2 仿真结果及分析

2.1 稳态工况转矩预测及误差分析

依据实际发动机工况,选取了低、中、高3种不同转速作为转矩研究的典型转速,分别为 $1\ 000\ \text{r}\cdot\text{min}^{-1}$, $2\ 000\ \text{r}\cdot\text{min}^{-1}$ 和 $3\ 000\ \text{r}\cdot\text{min}^{-1}$ 。

针对发动机的稳态工况分别选取了 $50\ \text{N}\cdot\text{m}$ 、 $100\ \text{N}\cdot\text{m}$ 以及 $150\ \text{N}\cdot\text{m}$ 作为目标转矩的研究对象,模拟的时长设定为从发动机起动开始的10 s时间段。图11所示为模拟的10s时长、 $2\ 000\ \text{r}\cdot\text{min}^{-1}$ 转速下的稳态有效转矩的跟随性和稳定性曲线。

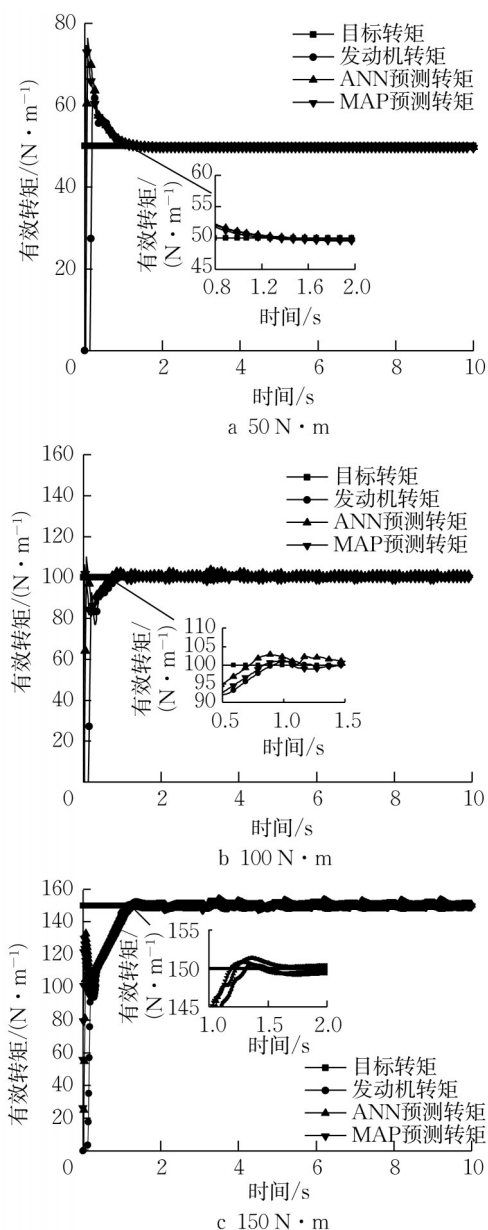


图11 稳态工况有效转矩曲线

Fig. 11 Break torque under steady working conditions $50\ \text{N}\cdot\text{m}$, $100\ \text{N}\cdot\text{m}$, and $150\ \text{N}\cdot\text{m}$

图11中的曲线分别代表目标设定的有效转矩(HCU转矩命令)、GT-Suite模型模拟的发动机有效转矩、ANN和MAP2种方法预测并计算得到的有效转矩。可以看出从发动机起动开始,预测转矩与实际曲线需要一定时间从零抬升至目标转矩附近。图11a中转矩 $50\ \text{N}\cdot\text{m}$ 对应的曲线抬升阶段波动幅度较小,这可能由于小转矩工况下的发动机控制参数与信号更为稳定性有关。

按照式(2)可计算预测的有效转矩的误差。为保证误差计算的合理性,计算过程去除发动机起动第1 s的转矩不稳定阶段。分别通过对比GT-Suite模型运算得到的发动机实际转矩,ANN和MAP法的计算误差分析如图12。

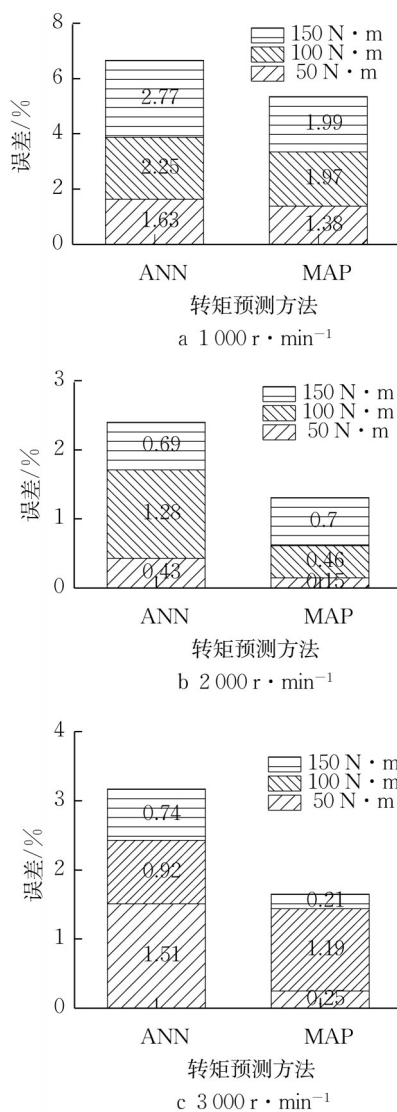


图12 稳态工况预测转矩误差

Fig. 12 Errors of estimated break torque under steady working conditions at $1\ 000\ \text{r}\cdot\text{min}^{-1}$, $2\ 000\ \text{r}\cdot\text{min}^{-1}$, and $3\ 000\ \text{r}\cdot\text{min}^{-1}$

图 12 包含了 3 种选区的不同转速下的误差计算分析。在稳态转矩模拟 9 种工况得到的误差中, 有 7 种工况条件下 MAP 法预测精度低于 ANN 法, 因此, MAP 法更适用于各类转速的稳态转矩预测, 各转速条件下不同转矩工况的累计误差分别较 ANN 法低 1.31%、1.09% 和 1.52%。

2.2 跃变及阶跃工况转矩预测及误差分析

在实际发动机运行过程中, 维持长达数秒稳态的转矩的情况几乎不存在, HCU 给定的目标转矩命令往往均以变化的形式出现。针对转矩跃变及转矩的阶段模拟结果如图 13 所示。

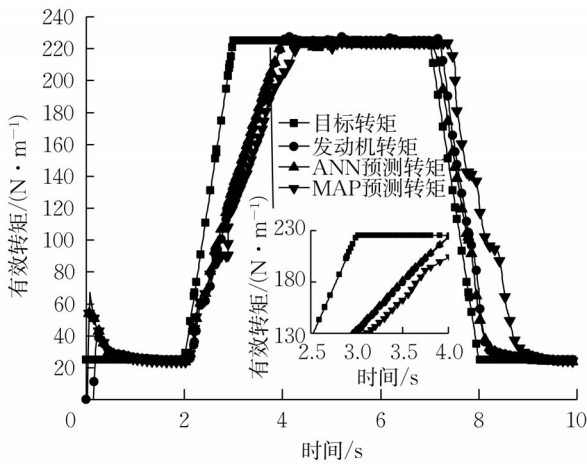


图 13 2 000 r·min⁻¹ 转速下跃变工况有效转矩
Fig. 13 Break torque under torque jump working condition at 2 000 r·min⁻¹

不同转速下转矩跃变误差分析见图 14。在转矩跃变瞬态工况下预测的各有效转矩曲线较稳态工况存在较为明显的差别, 随着目标转矩以一定的斜率升高, GT 模型模拟得到的发动机转矩及 2 种方法的预测有效转矩曲线都存在明显的时间延迟, 这一现象也符合实际发动机的控制响应过程。从图中可以看出, MAP 法由于其原理是根据发动机状态插值得到, 因此预测得到的有效转矩曲线较 ANN 延迟更大, 依据图 14 的误差分析结果也可以看这一点。在瞬态工况转矩跃变条件下, ANN 在各转速的预测精度显著高于 MAP 法, 相比误差累计降低了 5.62%。

图 15 为不同转速下转矩阶跃模拟结果。图 16 为不同转速下转矩阶跃工况模拟结果误差分析。与跃变工况类似, 转矩阶跃工况条件下发动机转矩与预测转矩也存在明显延迟, 但是不同转矩提升幅度的阶跃工况对不同转矩预测方法的准确度几乎没有影响。从综合误差分析来看, ANN 法相比 MAP 法在各转速下相对精准, 误差相比 MAP 法低 1.32%。

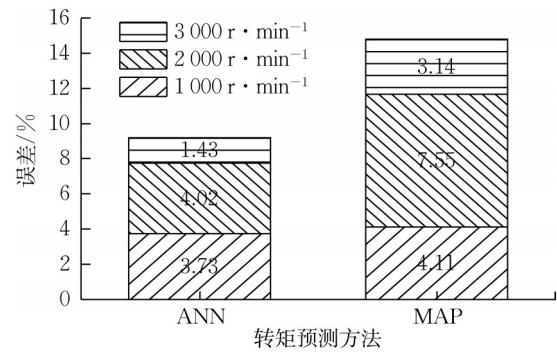


图 14 跃变工况预测转矩误差
Fig. 14 Errors of estimated break torque under torque jump working conditions

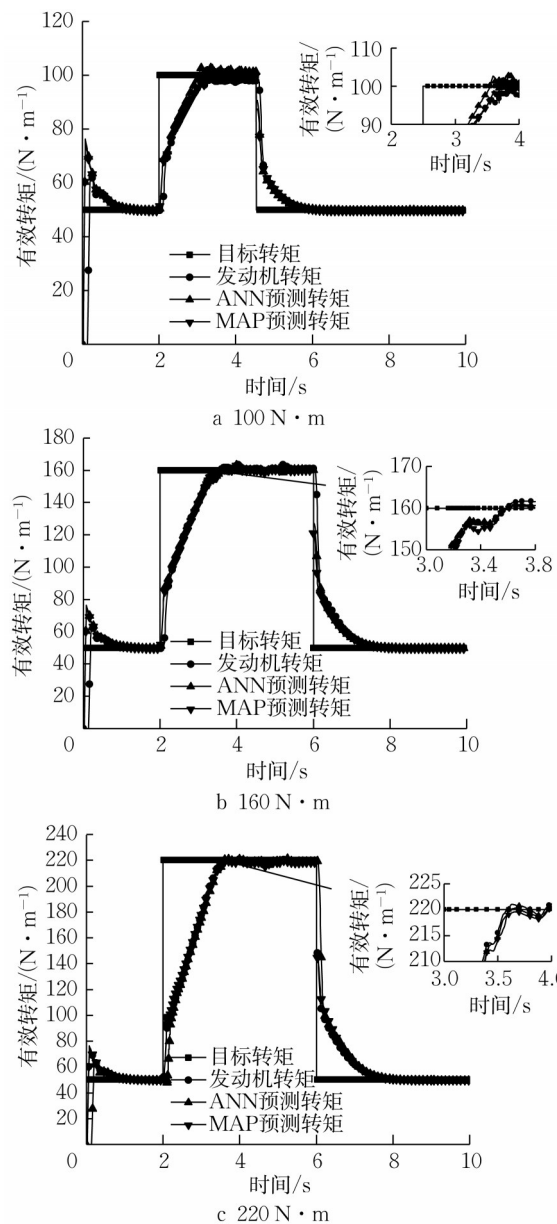


图 15 2 000 r·min⁻¹ 转速下阶跃工况有效转矩
Fig. 15 Break torque under torque step working condition at 2 000 r·min⁻¹

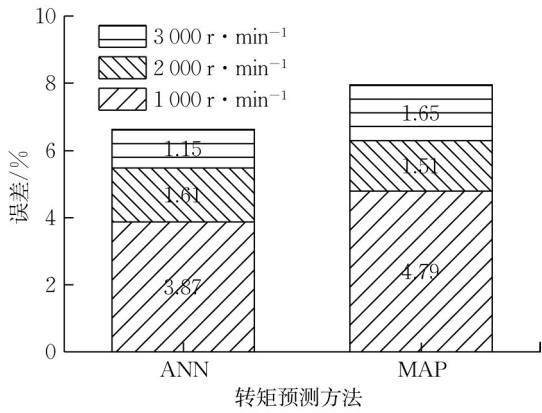


图 16 阶跃工况预测转矩误差

Fig. 16 Errors of estimated break torque under torque step working conditions

2.3 升降挡工况转矩预测及误差分析

除了转矩的提升和下降以外,混合动力发动机瞬态工况常伴随着变速器升、降挡位。其中升、降挡过程要求发动机快速增减转矩,以达到良好的离合器结合控制;换挡完成后根据当前混合动力工作模式较为缓慢地调整输出转矩,实现较好的动力性和燃油经济性。

图 17 所示为模拟的升挡工况转矩条件下的有效转矩曲线,其中目标转矩来源于发动机台架实际换挡过程中的测量结果。在升挡过程中,随着发动机启动,目标转矩先缓慢增加到 80 N·m,在 0.1 s 时间内跌至 30 N·m 并维持 0.2 s,随后在 0.5 s 时间内增加到 140 N·m,之后继续缓慢增加。在升挡过程中,由于模拟进程较快,在换挡前的转矩缓慢

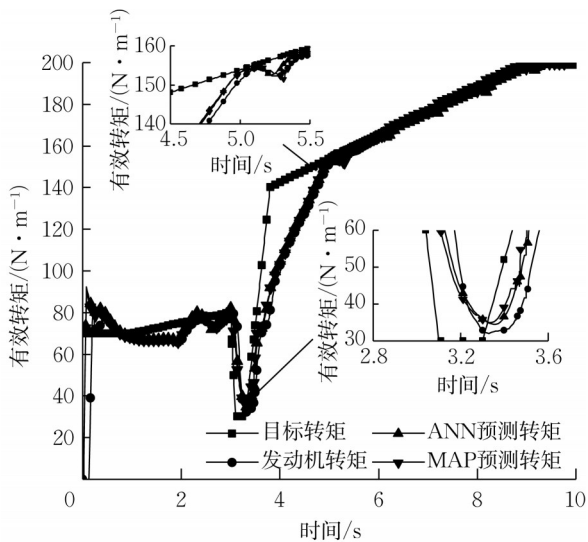


图 17 2000 r·min⁻¹转速下升挡工况有效转矩

Fig. 17 Break torque under upshift working condition at 2000 r·min⁻¹

上升阶段发动机转矩及预测转矩的跟随性较差,但在转矩快速下降时刻响应速度较好,发动机转矩及预测转矩发生的主要延迟范围表现在转矩二次上升时刻。

图 18 为升挡工况预测转矩误差。综合来看 ANN 法比 MAP 法预测有效转矩的误差低 1.93%。图 19 为模拟降挡工况转矩条件下的有效转矩曲线。在模拟降挡工况下,所控制的目标转矩先缓慢增加到 110 N·m,在 0.1 s 时间内跌至 30 N·m 并维持了 0.2 s,随后在 0.5 s 时间内增加到 140 N·m,之后继续缓慢增加。降挡工况有效转矩曲线与升挡有所不同,由于转矩在大部分时间缓慢下降,因此发动机转矩及预测转矩对目标转矩的跟随性较好,可见的延迟发生在第 1 次转矩下降及短时间稳定的阶段。

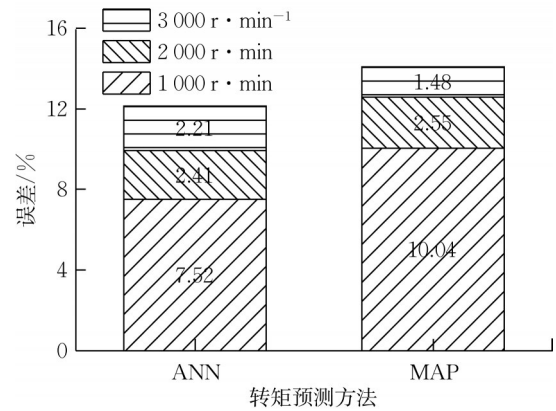


图 18 升挡工况预测转矩误差

Fig. 18 Errors of estimated break torque under up-shift working conditions

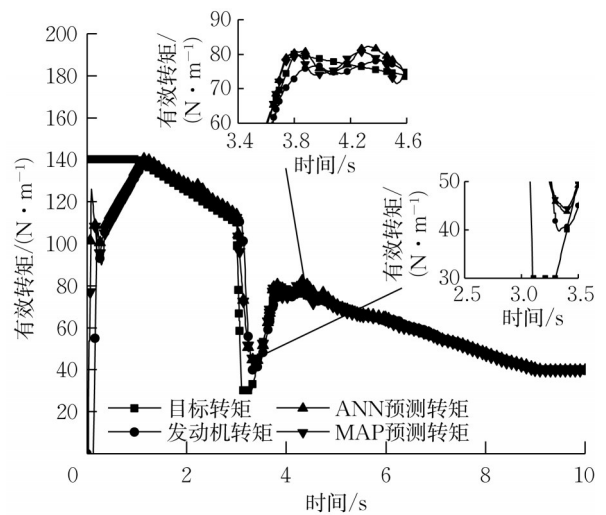


图 19 降挡工况有效转矩曲线

Fig. 19 Break torque under downshift working condition at 2000 r·min⁻¹

图20为降挡工况预测转矩误差。与升挡工况类似,各类有效转矩的预测结果误差随着转速的上升呈现下降的趋势。综合来看,ANN方法的预测结果同样也更为精准,较MAP法的误差小0.84%。

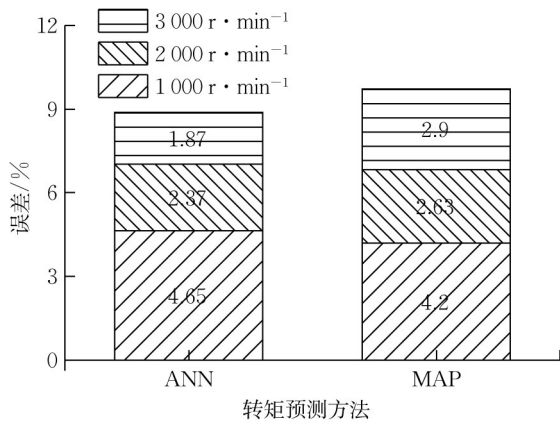


图20 降挡工况预测转矩误差

Fig. 20 Errors of estimated break torque under downshift working conditions

3 结论

基于搭建的GT-Suite及Matlab/Simulink联合仿真模型研究了ANN方法对发动机稳态及瞬态转矩预测可靠性,建立了基于进气和发动机状态参数的预测转矩反馈协同控制模块,并对比了MAP法在同样条件下的结果误差。

由于稳态工况选取的转矩更加接近标定MAP的试验工况点,稳态工况下的MAP法预测较ANN法更为精准,低、中、高3种发动机转速下误差低1.31%、1.09%和1.52%,转矩预测波动范围较小。

在瞬态工况的跃变及阶跃的转矩变化条件下,MAP法的预测延迟较ANN法更为明显,相较于MAP法的插值预测,更加密集模型训练集对ANN法在工况切换过程中的预测精度有明显助益,ANN法预测所得到的有效转矩误差较MAP法分别低5.62%和1.32%。

在升挡工况及降挡工况下,ANN法的预测结果同样也更为精准,较MAP法的误差分别低1.93%和0.84%。

稳态的发动机转矩预测利用标定好的MAP进行插值更为适用,在瞬态工况下,ANN法针对混合动力发动机的转速预测及控制有非常显著的潜在应用价值。

作者贡献声明:

楼狄明:项目/课题负责人,论文审阅与修改。

唐远赞:模型搭建,模拟数据,论文撰写与修改。

施雅风:概念提出,模型搭建,数据整理,论文撰写。

房亮:概念提出,论文审阅与修改。

张允华:论文审阅与修改。

仇杰:项目负责人,模型与试验数据提供。

杨带:项目/课题负责人,模型与试验数据提供。

参考文献:

- [1] 于秀敏,曹珊,李君,等.混合动力汽车控制策略的研究现状及其发展趋势[J].机械工程学报,2006,42(11):10.
YU Xiumin, CAO Shan, LI Jun, *et al.* Present study situation and developing trend of control strategies for hybrid electric vehicle[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2006, 42(11): 10.
- [2] 张凤奇,胡晓松,许康辉,等.混合动力汽车模型预测能量管理研究现状与展望[J].机械工程学报,2019,55(10):86.
ZHANG Fengqi, HU Xiaosong, XU Kanghui, *et al.* Current status and prospects for model predictive energy management in hybrid electric vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(10): 86.
- [3] 吴剑.并联式混合动力汽车能量管理策略优化研究[D].济南:山东大学,2008.
WU Jian. Optimization of energy management strategy for parallel hybrid electric vehicle [D]. Jinan: Shandong University, 2008.
- [4] 童毅.并联式混合动力系统动态协调控制问题的研究[D].北京:清华大学,2004.
TONG Yi. Study on the coordinated control issue in parallel hybrid electric system[D]. Beijing: Tsinghua University, 2004.
- [5] MARCO Bietresato, FRANCESCO Selmo, MASSIMILIANO Renzi, *et al.* Torque prediction model of a ci engine for agricultural purposes based on exhaust gas temperatures and cfd-fvm methodologies validated with experimental tests [J]. Applied Sciences, 2021, 11(9): 3892.
- [6] 江冬冬,李道飞,俞小莉.基于驾驶员需求转矩预测的模型预测控制能量管理[J].浙江大学学报(工学版),2020,54(7):1325.
JIANG Dongdong, LI Daoifei, YU Xiaoli. Model predictive control energy management based on driver demand torque prediction [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2020, 54(7): 1325.
- [7] AMANO Naoki. Method of calculating engine torque: EP1363006 [P]. 2005-02-03.
- [8] 李欢,黄英,郝东浩,等.基于燃烧模型的增压柴油机动态指示转矩预测[J].内燃机学报,2016,34(4):357.
LI Huan, HUANG Ying, HAO Donghao, *et al.* Dynamic indicated torque prediction for turbocharged diesel engine based on combustion model [J]. Transactions of CSICE, 2016, 34

- (4):357.
- [9] CHIANG Chia-Jui, CHEN Ying-Chen, LIN Chun-Ying. Fuzzy sliding mode control for smooth mode changes of a parallel hybrid electric vehicle [C]// IEEE International Conference on Control & Automation. Taichung: IEEE, 2014: 1072-1077.
- [10] 张洁丽. 基于模型预测控制的插电式混合动力客车能量管理策略研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
ZHANG Jieli. Energy management strategy for a plug-in hybrid electric bus based on model predictive control [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016.
- [11] BORHAN Hoseinali, VAHIDI Ardalán, PHILLIPS Anthony M, *et al.* MPC-based energy management of a power-split hybrid electric vehicle [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2012, 20(3): 93.
- [12] SUN Chao, HU Xiaosong, MOURA Scott J, *et al.* Velocity predictors for predictive energy management in hybrid electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 23(3):1197.
- [13] PARK Jinrak, CHOI Seibum, OH Jiwon, *et al.* Engine indicated torque estimation of a naturally aspired gasoline engine [J]. International Journal of Automotive Technology, 2020, 21(5):1195.
- [14] KAO Minghui, MOSKWA John J. Model-based engine fault detection using cylinder pressure estimates from nonlinear observers [C]//Decision and Control Conference on IEEE. Lake Buena Vista: IEEE, 1994:2742-2747.
- [15] CHAUVIN Jonathan, CORDE Gilles, MOULIN Philippe, *et al.* Real-time combustion torque estimation on a diesel engine test bench using time-varying Kalman filtering[C] // Decision and Control Conference on IEEE. Atlantis: IEEE, 2004(2): 1688-1694.
- [16] LEE Byungho, RIZZONI Giorgio, GUEZENNEC Yann, *et al.* Engine control using torque estimation [J]. SAE Technical Papers, 2001: 2001-01-0995.
- [17] 颜伏伍, 王洪建, 田韶鹏, 等. BP神经网络在发动机万有特性中的应用[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2010, 32(3):399.
- YAN Fuwu, WANG Hongjian, TIAN Shaopeng, *et al.*, Application of BP neural network to engine universal characteristics[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering), 2010, 32(3):399.
- [18] 王森, 赵金星, 刘双寨, 等. 基于神经网络和遗传算法的Atkinson循环发动机几何压缩比优化[J]. 内燃机学报, 2015, 33(4):370.
WANG Sen, ZHAO Jinxing, LIU Shuangzhai, *et al.* Optimization of geometrical compression ratio for an atkinson cycle engine based on artificial neural network and genetic algorithm [J]. Chinese Society for Internal Combustion Engines, 2015, 33(4):370.
- [19] 吴晓刚, 王旭东, 余腾伟. 发动机输出转矩的改进BP神经网络估计[J]. 电机与控制学报, 2010, 14(3):104.
WU XiaoGang, WANG Xudong, YU Tengwei. Estimation of engine output torque based on improved BP neural network[J]. Electric Machines and Control, 2010, 14(3):104.
- [20] HUANG Kaisheng, WANG Dongliang, LIN Zhihua, *et al.* Engine torque estimation based on bp neural network [J]. Advanced Materials Research, 2012, 403.
- [21] 赵治国, 何宁, 朱阳, 等. 四轮驱动混合动力轿车驱动模式切换控制[J]. 机械工程学报, 2011, 47(4):100.
ZHAO Zhiguo, HE Ning, ZHU Yang, *et al.* Mode transition control for four-wheel drive hybrid electric car [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(4):100.
- [22] 张渊博, 王伟达, 项昌乐, 等. 基于模型预测控制的混合动力汽车模式切换中的转矩协调控制策略[J]. 汽车工程, 2018, 40(9): 1040.
ZHANG Yuanbo, WANG Weida, XIANG Changle, *et al.* A Model predictive control-based torque coordinated control strategy for hybrid electric vehicle during mode shifting [J]. Automotive Engineering, 2018, 40(9):1040.
- [23] 王剑, 周洪亮, 何朕. 基于模型预测控制的混合动力汽车转矩协调控制方法研究[J]. 新型工业化, 2014, 4(3):29.
WANG Jian, ZHOU Hongliang, HE Zhen. Research on MPC based torque coordination control method for hybrid electric vehicle [J]. The Journal of the New Industrialization, 2014, 4(3):29.