DOI:10.11784/tdxbz202507017

基于抗扰观测与参数学习的混合动力车辆扭振特征识别

谢　辉，郑　涛，梁博强
(天津大学先进内燃动力全国重点实验室，天津 300072)

摘　要：为准确识别和分析混合动力汽车发动机启动过程中的扭转振动特性，提出了一种扭振的时频域特征识别算法. 首先，基于传动系统轴系结构建立集中质量模型，分别在时域和频域对系统动态特性进行分析. 在此基础上，引入扩张状态卡尔曼滤波器(ESKF)估计扭转减振器扭矩. 其次，针对发动机启动过程中扭矩信号表现出的非平稳特性，采用连续小波变换(CWT)方法进行时频局部化分析，有效识别瞬态工况下的频域共振特征. 进一步地，结合动力学模型与固有频率模型，提出了参数分区学习算法，以实现关键结构参数的自适应辨识，提升观测器在瞬态工况下的准确性与鲁棒性. 仿真结果表明：在存在输入扰动与传感器噪声的情况下，ESKF 观测器的扭矩估计均方根误差(RMSE)为 4.15 N·m，相较于线性矩阵不等式(LMI)观测器的 9.11 N·m，估计精度提升了 54.45%. 在连续小波变换分析中，在每倍频程频带数(VPO)为 15、采样频率为 50 Hz，采用 Morlet 小波识别出的共振频率为 14.698 Hz，与系统固有频率 14.53 Hz 的相对误差为 1.1%. 此外，在结构参数存在 20%扰动的情况下，固定模型参数的观测器的 RMSE 为 18.96 N·m，而经参数学习算法校正后，RMSE 降至 4.23 N·m，表明所提方法提高了扭振特征在时频域内的识别精度.

关键词：混合动力汽车；扭转振动；扰动观测；瞬态频域特征；学习算法
中图分类号：TK411 + .6　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：0493-2137(2026) 11-1153-13

Torsional Vibration Feature Identification of Hybrid Electric Vehicles Based on Disturbance Observation and Parameter Learning

Xie Hui，Zheng Tao，Liang Boqiang
(State Key Laboratory of Engines，Tianjin University，Tianjin 300072，China)

Abstract：To accurately identify and analyze the torsional vibration characteristics during the engine start-up process of a hybrid electric vehicle，a time-frequency domain feature identification algorithm for torsional vibration was proposed. First，a lumped mass model of the transmission shaft system was established，and the dynamic characteristics of the system were analyzed in both the time and frequency domains. On this basis，an extended state Kalman filter (ESKF) was adopted to estimate the torque of the torsional damper. Second，considering the nonstationary characteristics of the torque signal during engine start-up，the continuous wavelet transform (CWT) method was applied for time-frequency localization analysis and effectively identified the resonance features in the frequency domain under transient conditions. Furthermore，combined with the dynamic model and the natural frequency model，a parameter partition learning algorithm was proposed to achieve adaptive identification of key structural parameters，thereby improving the accuracy and robustness of an observer under transient operating conditions. Simulation results showed that，in the presence of input disturbances and sensor noise，the root mean square error (RMSE) of torque estimation by the ESKF observer was 4.15 N·m，representing an improvement of 54.45% compared with 9.11 N·m obtained by a linear matrix inequality (LMI) observer. In the CWT analysis，when the number of voices per octave was 15，and the sampling rate was 50 Hz，the resonance frequency identified by the Morlet wavelet was 14.698 Hz，with a

收稿日期：2025-07-15；**修回日期**：2025-09-09.
作者简介：谢　辉(1970—　　)，男，博士，教授.
通信作者：谢　辉，xiehui@tju.edu.cn.
基金项目：国家自然科学基金资助项目(51906174).
Supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51906174).

relative error of 1.1% compared with the system natural frequency of 14.53 Hz. In addition, when the structural parameters had a 20% perturbation, the RMSE value obtained by a fixed-parameter observer was 18.96 N · m, while after correction using the parameter learning algorithm, it was reduced to 4.23 N · m. The results indicated that the proposed method improved the identification accuracy of torsional vibration features in the time-frequency domain.

Keywords: hybrid electric vehicle; torsional vibration; disturbance observation; transient frequency-domain characteristic; learning algorithm

混合动力汽车(hybrid electric vehicle, HEV)通过集成两个及以上的动力源,并依托高效的能源管理系统,实现了低成本、可持续的交通出行方式[1]. 然而,由于多动力源的耦合结构的影响,其动力系统在振动响应方面表现出更复杂的动态特性,尤其在动力切换过程中,容易产生扭转振动问题[2]. 其中,在发动机启动过程,激励频率的快速变化可能诱发共振,影响乘坐舒适性[3]. 为此,研究人员通常利用发动机转速、电机转速和扭矩之间的关系,或者结合扭转振动模型在线观测 HEV 在动力切换过程中扭矩的振动情况,然后根据观测结果以抑制系统振动[4].

受成本、可靠性与安装条件限制,高精度扭矩传感器难以应用于量产车辆[5-7],因而基于现有传感器测量数据的扭矩估计成为主流解决方案. Zhou 等[8]提出一种非线性降阶观测器,通过融合发动机转矩与车轮转速信息,实现了对离合器与传动轴扭矩的联合估计. Li 等[9]针对混动系统构建了未知输入降阶观测器模型,处理不同运行模式下的变速器输入/输出转矩与轮速估计问题,并借助 T-S 模糊建模方式处理负载非线性. Xue 等[10]基于双电机系统构建动态模型,并设计卡尔曼滤波器用于滑摩阶段离合器摩擦扭矩的在线预测. 然而以上研究缺乏对系统激励中表征扭振激励的直接观测,导致电机补偿扭矩与实际传递扭矩不匹配,削弱了扭振抑制效果. 而且对于启动过程这种存在较多不确定性干扰因素的模式切换过程,在控制中还需要对扰动进行估计和抑制,实现扰动观测[4].

在混合动力汽车中,扭振控制可利用的可控执行机构包括发动机、电机及离合器等. 根据所施加的控制力的作用对象,扭振控制策略通常可分为 3 类:①削减发动机转矩波动的控制方法[11-13];②优化离合器接合规律的控制方法[14-19];③利用电机主动输出补偿转矩的控制方法[20-25]. 上述研究中大部分采用时域分析方法,通过冲击度、发动机扭矩波动等指标评估振动抑制效果. 然而,在混合动力系统发动机启动过程,系统激励频率随转速迅速变化,呈现典型的非平稳特性,传统的时域分析方法难以准确识别其瞬态频域特征.

因此,本文提出了一种面向 HEV 发动机启动过程轴系振动的时频域特征识别算法. 该算法对表征扭振激励的扭转减振器扭矩直接进行抗扰观测,有效抑制外部扰动;同时利用连续小波变换实现扭矩信号的瞬态频域特征识别,结合分区学习算法实现观测模型内部参数的在线更新与优化. 并通过仿真研究表明,该算法可以有效识别混合动力系统发动机启动过程扭转振动的时域响应和瞬态频域特征.

1 基于抗扰观测的扭振响应识别算法

1.1 传动系统模型

本文研究对象为一种串并联式混合动力系统,如图 1 所示,其中发动机和电机通过齿轮传动机构进行耦合.

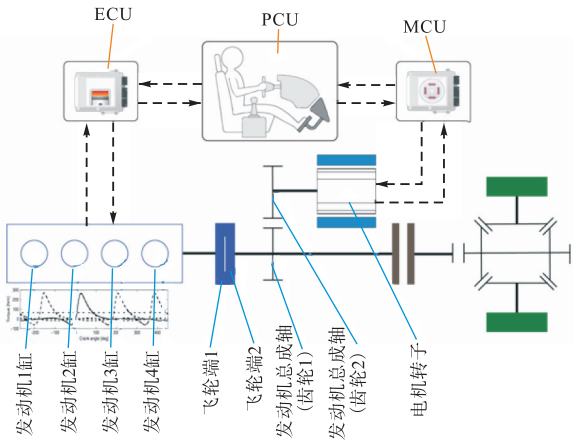


图 1 系统结构示意

Fig.1 Structure diagram of the system

传动系统的关键部件参数如表 1 所示,这些参数由主机厂直接提供或者间接计算得到. 在所建立的集中质量模型中,转动惯量由零部件几何与材料参数计算并结合样机数据校核,等效刚度根据有限元分析近似等效并加以修正,而阻尼系数则参考了典型取值范围确定. 整体参数设置能够合理反映系统的主要动力学特性,确保所建立模型的适用性.

由于车辆传动系统各部件质量和弹性分布不均匀,在进行动力学建模时需要对各个部件进行一定程

表 1　传动系统关键部件参数

Tab.1　Parameters of key components in the transmission system

参数	数值
缸径/mm	78.2
活塞行程/mm	104
排量/L	2.0
压缩比	12
活塞质量/g	160
活塞裙部长度/mm	39
单个连杆质量/g	250
连杆长度/mm	205
轴径长度均值/mm	50
扭矩限值/(N · m)	200
最高转速/(r/min)	6 000
电机惯量/(kg · m^2)	0.02
传动齿轮空行程/rad	0.017 5
传动速比	2.1
发动机输出轴惯量/(kg · m^2)	0.013 6
减振器一级极限角/rad	0.08
减振器二级刚度/((N · m)/rad)	1 600

度的简化，建立多自由度的离散化模型. 本文采用集中质量法进行建模，传动系统各部件的简化原则如下.

(1) 发动机部分主要由曲轴、连杆活塞机构及附件组成. 考虑到连杆活塞机构对系统转动惯量的周期性影响较小，且旋转部件质量分布较均匀，故将整个发动机系统简化为一个等效转动惯量元件，用以表征其整体动态特性.

(2) 在双质量飞轮结构中，飞轮被划分为两个相互连接的惯量元件，分别对应发动机输出侧的主质量块和传动系统输入侧的从动质量块. 两者之间通过扭转弹簧与阻尼器连接，构成典型的扭转减振系统，有效缓冲发动机扭矩脉动，减小传动系统振动.

(3) 双质量飞轮从动侧至离合器之间的中间发动机总成轴段，包含中间传动轴、齿轮等部件，统一简化为惯量元件.

(4) 电机总成轴系中，从齿轮啮合点至电机端之间的轴段被简化为惯量元件，用于反映传动路径的柔性特性.

(5) 电机系统的转子部件具有显著的转动惯量特性，为体现其在扭振响应中的动态作用，将其简化为一个集中惯量元件，以反映电机本体在系统中的响应特性.

根据上述简化得到的混合动力传动系统集中质量模型如图 2 所示.

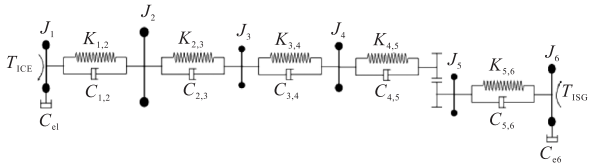


图 2　传动系统当量模型

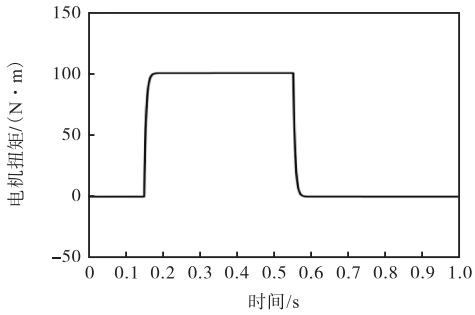
Fig.2　Equivalent model of the transmission system

图 2 所示的传动系统建立的集中质量模型为

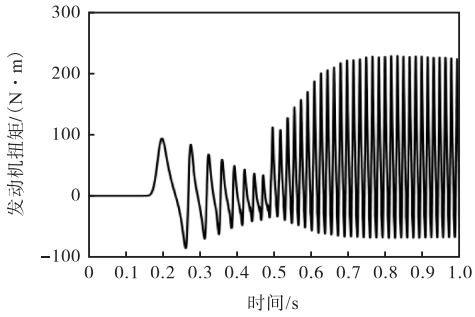
$$\begin{cases} J_1\ddot{\varphi}_1 + C_{e1}\dot{\varphi} + K_{1,2}(\varphi_1-\varphi_2) + \\ \quad C_{1,2}(\dot{\varphi}_1-\dot{\varphi}_2) = T_{\mathrm{ICE}} \\ J_2\ddot{\varphi}_2 + K_{1,2}(\varphi_1-\varphi_2) + K_{2,3}(\varphi_2-\varphi_3) - \\ \quad C_{1,2}(\dot{\varphi}_1-\dot{\varphi}_2) + C_{2,3}(\dot{\varphi}_2-\dot{\varphi}_3) = 0 \\ J_3\ddot{\varphi}_3 + K_{2,3}(\varphi_2-\varphi_3) + K_{3,4}(\varphi_3-\varphi_4) - \\ \quad C_{2,3}(\dot{\varphi}_2-\dot{\varphi}_3) + C_{3,4}(\dot{\varphi}_3-\dot{\varphi}_4) = 0 \\ J_4\ddot{\varphi}_4 + K_{3,4}(\varphi_3-\varphi_4) + K_{4,5}\left(\varphi_4-\dfrac{\varphi_5}{i}\right) - \\ \quad C_{3,4}(\dot{\varphi}_3-\dot{\varphi}_4) + C_{4,5}\left(\dot{\varphi}_4-\dfrac{\varphi_5}{i}\right) = 0 \\ J_5\ddot{\varphi}_5 - \dfrac{K_{3,4}}{i}\left(\varphi_4-\dfrac{\varphi_5}{i}\right) + K_{5,6}(\varphi_5-\varphi_6) - \\ \quad \dfrac{C_{4,5}}{i}\left(\dot{\varphi}_4-\dfrac{\varphi_5}{i}\right) + C_{5,5}(\dot{\varphi}_5-\varphi_6) = 0 \\ J_5\ddot{\varphi}_6 + C_{e6}\varphi_6 - K_{5,6}(\varphi_5-\varphi_6) - \\ \quad C_{5,6}(\varphi_5-\varphi_6) = T_{\mathrm{ISG}} \end{cases} \tag{1}$$

式中：J_1、J_2、J_3、J_4、J_5、J_6 分别为发动机、主质量块飞轮、从动质量块飞轮、发动机总成轴段、电机总成轴段、电机的转动惯量；φ_1、φ_2、φ_3、φ_4、φ_5、φ_6 分别为 J_1、J_2、J_3、J_4、J_5、J_6 的扭转角位移，其一阶导数为扭转角速度，二阶导数为扭转角加速度；$K_{1,2}$、$K_{2,3}$、$K_{4,5}$、$K_{5,6}$ 分别为以上转动惯量之间的扭转刚度；$C_{1,2}$、$C_{2,3}$、$C_{3,4}$、$C_{4,5}$、$C_{5,6}$ 分别为以上转动惯量之间的阻尼；C_{e1}、C_{e6} 分别为发动机和电机端的内阻尼；T_{ICE}、T_{ISG} 分别为发动机转矩以及电机转矩；i 为齿轮传动速比.

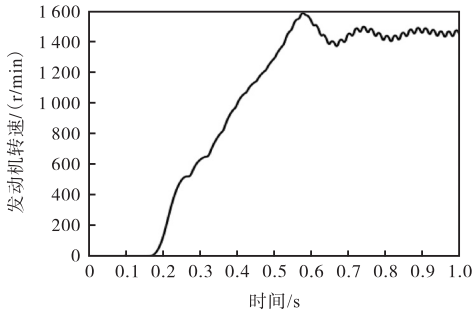
在混合动力系统中，发动机启动过程的时频域分析是进行扭振抑制的前提. 结合式(1)建立的传动系统轴系动力学模型，分析了发动机启动过程中的动力学响应. 发动机启动过程各部件的响应曲线如图 3 所示，根据发动机转速的变化特征，启动过程可分为 2 个阶段. 第 1 阶段直接将发动机拖动至怠速(本文设定怠速为 1 450 r/min). 在此阶段，发动机不喷油，发电机输出转矩驱动发动机，驱动电机提供车辆动力，对应时间为 0 ~ 0.55 s. 第 2 阶段，发动机开始喷油并输出动力，转速趋于稳定，发电机退出，对应时间为 0.55 ~ 1.00 s.



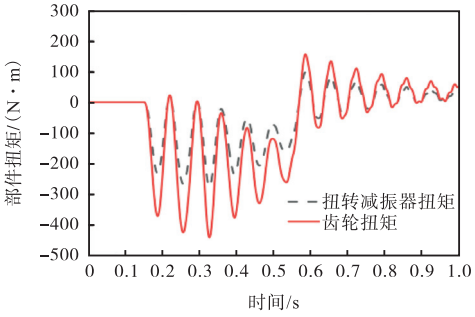
(a) 电机扭矩



(b) 发动机扭矩



(c) 发动机转速



(d) 扭转减振器与齿轮扭矩

图 3 发动机启动过程传动系统响应曲线

Fig.3 Response curve of the transmission system during the engine start-up process

在第 1 阶段,扭转减振器的传递转矩表现出较大的波动,且波形呈现周期性的高频波动. 而在第 2 阶段,随着发动机逐渐达到怠速并稳定运行,扭转减振器的扭矩波动幅度明显减小. 此时,系统的振动幅值低于第 1 阶段,波形趋于平稳. 通过比较第 1 阶段和第 2 阶段的波形,可以清楚地观察到扭转减振器在不同阶段的振动变化,从而有效区分系统是否处于扭振状态,并为后续的控制策略提供数据支持.

固有特性分析是了解传动系统扭振机理的关键方法[26]. 本节基于式(1)的传动系统动力学方程,忽略外部激励和系统阻尼,推导出系统固有特性的理论方程,即

$$\boldsymbol{J}\ddot{\boldsymbol{\varphi}}+\boldsymbol{K}\boldsymbol{\varphi}=0 \tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{J}$ 为转动惯量矩阵;$\boldsymbol{K}$ 为扭转刚度矩阵;$\boldsymbol{\varphi}$ 为扭转角位移矩阵.

$$\boldsymbol{J}=\begin{bmatrix} J_1 & & & \\ & J_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & J_6 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{K}=\begin{bmatrix} K_{1,2} & -K_{1,2} & & & & \\ -K_{1,2} & K_{1,2}+K_{2,3} & K_{2,3} & & & \\ & -K_{2,3} & K_{2,3}+K_{3,4} & -K_{3,4} & & \\ & & -K_{3,4} & K_{3,4}+K_{4,5} & -\dfrac{K_{4,5}}{i} & \\ & & & -\dfrac{K_{4,5}}{i} & \dfrac{K_{4,5}}{i^2}+K_{5,6} & -K_{5,6} \\ & & & & -K_{5,6} & K_{5,6} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\varphi}=\begin{bmatrix}\varphi_1 & \varphi_2 & \cdots & \varphi_6\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$

求解式(2),即可得到传动系统轴系的固有频率,本文研究的扭转减振器有两种不同的刚度值,分别对应不同的扭转角度下的刚度 $K_{2,3}$. 基于不同刚度值的计算结果,得到系统的固有频率,具体的计算结果如表 2 所示.

表 2 传动系统固有频率

Tab.2 Natural frequencies of the transmission system

扭转角范围/rad	一阶/Hz	二阶/Hz	三阶/Hz
0 ~ 0.08	0.08	13.60	398
0.08 ~ 10.00	0.13	14.53	413

本文研究对象所采用的发动机为四缸四冲程形式,其主谐次为发动机转频的二阶. 引起传动系统共振的临界转速 ω_e 为

$$\omega_e=\frac{60f_n}{v_e} \tag{3}$$

式中:v_e 为发动机激励转矩的主谐次阶数;f_n 为传动系统固有频率.

从图 4 可以看出,系统的固有频率与发动机激励频率曲线的交点对应于发动机启动过程中的共振临界转速点. 图 4 中,二阶固有频率(14.53 Hz)所对应的发动机转速为 436 r/min,此时为发动机启动过程的第 1 阶段. 该结果与启动过程响应分析中的结论

一致，表明系统的扭转振动主要是二阶固有频率所引起的共振现象.

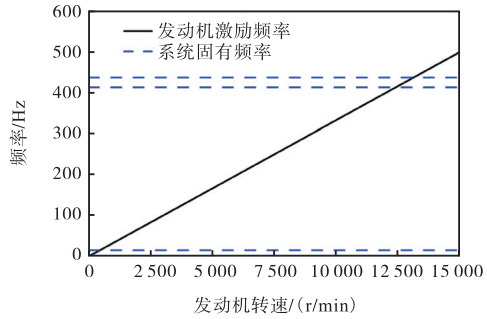


图 4　发动机激励频率与系统固有频率关系

Fig.4　Relationship between the excitation frequency of the engine and the natural frequency of the system

综上所述，当发动机激励转矩的主谐次频率与传动系统的固有频率相近或相等时，系统容易发生共振现象，此时激励频率与固有频率的匹配会导致扭转减振器产生较大的扭转振动，从而引发扭振问题. 准确识别扭振共振特征对于优化控制策略至关重要，因为识别共振频率不仅能帮助有效定位系统可能发生共振的区域，还能为控制系统提供关键频率信息，使得控制输入能够有针对性地调整. 因此，通过扭转减振器扭矩信号识别扭振共振特征不仅是抑制扭振的基础，也是提升混合动力系统整体性能的关键步骤.

1.2　扩张状态的卡尔曼观测算法

在发动机启动过程中，扭振与扭转减振器处的扭矩密切相关，但该扭矩无法直接测量. 为了有效估记这一关键状态量并实现扭振的有效抑制，本文设计了一种观测器. 该观测器能够间接估记扭转减振器扭矩，从而为控制系统提供必要的信息. 然而，在实际应用中，由于发动机扭矩未知以及非理想工况下的影响，存在鲁棒性不足和扰动建模能力有限等问题. 为了解决这些问题，本文引入了扩张状态的卡尔曼滤波器(extended state Kalman filter，ESKF). 通过扩张状态来估计系统中的未知干扰，并将其嵌入卡尔曼滤波框架中，ESKF 实现了对系统外部扰动和建模误差的联合估计，从而提供了更高精度和更强鲁棒性的状态观测支持.

在设计观测算法时，需获取符合算法状态空间数学式要求的对象表达形式，即面向观测模型. 本节基于式(1)的混合动力传动系统轴系动力学的动态方程，通过合理简化与数学推导，建立了面向观测的传动系统轴系模型.

具体简化原则如下.

(1) 传动轴上扭转减振器位置具有显著的非线性特征，并且其扭矩是本研究中必须观测的状态. 因此将该位置当量转化为一个刚度 K_{eq} 的轴段.

(2) 将扭转减振器处左侧部分(包括发动机和主质量块)当量转化为一个惯量为 J_{leq} 的质点.

(3) 将扭转减振器处右侧部分(包括从动质量块、发动机总成轴、电机总成轴以及电机)当量转化为一个惯量为 J_{req} 的质点，电机的激励转矩 T_{ISG} 作用于 J_{req} 上.

(4) 在模型中引入扰动变量 f，扰动主要有两部分组成：一是外部扰动，主要来自于无法用传感器测量得到的发动机瞬态输出扭矩；二是内部扰动，来自于减振器、齿轮，以及摩擦、润滑条件不确定性导致的阻尼力矩变化等. 这些因素都难以用面向观测的数学模型描述，因此，通过扰动变量 f 的引入在一定程度上提升模型预测的准确性.

简化后的模型如图 5 所示.

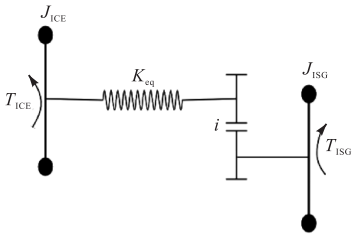


图 5　简化后轴系当量模型

Fig.5　Simplified equivalent model of the shafting

因此，面向观测的数学模型表示为

$$\begin{cases} J_{\mathrm{ICE}} = J_1 + J_2 \\ J_{\mathrm{ISG}} = \dfrac{J_3 + J_4}{i^2} + J_5 + J_6 \\ \dfrac{1}{K_{\mathrm{eq}}} = \dfrac{1}{K_{1,2}} + \dfrac{1}{K_{2,3}} + \dfrac{1}{K_{3,4}} + \dfrac{1}{K_{4,5}} + \dfrac{i_2}{K_{5,6}} \end{cases} \tag{4}$$

$$\begin{cases} J_{\mathrm{lep}}\dot{\omega}_{\mathrm{ICE}} + K_{\mathrm{eq}}\theta_{\mathrm{shf}} = f \\ J_{\mathrm{lep}}\dot{\omega}_{\mathrm{ISG}} - \dfrac{K_{\mathrm{eq}}\theta_{\mathrm{shf}}}{i} = T_{\mathrm{ISG}} \\ \dot{\theta}_{\mathrm{shf}} = \omega_{\mathrm{ICE}} - \dfrac{\omega_{\mathrm{ISG}}}{i} \end{cases} \tag{5}$$

式中：ω_{ICE}、ω_{ISG} 分别为发动机和电机的转速；θ_{shf} 为轴系的扭转角.

在面向观测的数学模型的基础上选定系统状态为 $\boldsymbol{x}=[\omega_{\mathrm{ICE}}\ \omega_{\mathrm{ISG}}\ \theta_{\mathrm{shf}}]^{\mathrm{T}}$，输入 $\boldsymbol{u}=[T_{\mathrm{ISG}}]$，输出为 $\boldsymbol{y}=[\omega_{\mathrm{ICE}}\ \omega_{\mathrm{ISG}}]$，将式(5)整理为状态空间的形式，即

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{B}\boldsymbol{u} + \boldsymbol{H}f \\ \boldsymbol{y} = \boldsymbol{C}\boldsymbol{x} \end{cases} \tag{6}$$

其中

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}0 & 0 & -\dfrac{K_{\mathrm{eq}}}{J_{\mathrm{ICE}}}\\ 0 & 0 & \dfrac{K_{\mathrm{eq}}}{J_{\mathrm{ICE}}i}\\ 1 & -\dfrac{1}{i} & 0\end{bmatrix},\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix}0\\ \dfrac{1}{J_{\mathrm{ISG}}}\\ 0\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix}\dfrac{1}{J_{\mathrm{ICE}}}\\ 0\\ 0\end{bmatrix},\boldsymbol{C}=\begin{bmatrix}0 & 1 & 0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

为了实现对状态和扰动的观测，本文提出了一种基于卡尔曼滤波的干扰观测器，专门针对混动系统发动机启动过程的振动抑制问题. 为了进行干扰观测，将控制模型中的系统状态扩张为 $\boldsymbol{x}_{\mathrm{f}}=[\boldsymbol{x}\quad f]^{\mathrm{T}}$，得到观测器模型的状态空间表达式为

$$\boldsymbol{x}_{\mathrm{f}}=\boldsymbol{A}_{\mathrm{f}}\boldsymbol{x}_{\mathrm{f}}+\boldsymbol{B}_{\mathrm{f}}\boldsymbol{u} \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{A}_{\mathrm{f}}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{A} & \boldsymbol{I}\\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0}\end{bmatrix}$；$\boldsymbol{B}_{\mathrm{f}}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{B}\\ \boldsymbol{0}\end{bmatrix}$.

通过前向欧拉法对状态空间模型进行离散化处理，离散化结果为

$$\begin{cases}\boldsymbol{x}(k+1)=\boldsymbol{A}_{\mathrm{df}}\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{B}_{\mathrm{df}}\boldsymbol{u}(k)\\ \boldsymbol{y}(k)=\boldsymbol{C}_{\mathrm{df}}\boldsymbol{x}(k)\end{cases} \tag{8}$$

离散后的系数分别为

$$\begin{cases}\boldsymbol{A}_{\mathrm{df}}=\boldsymbol{I}+T_{\mathrm{s}}\boldsymbol{A}_{\mathrm{f}}\\ \boldsymbol{B}_{\mathrm{df}}=T_{\mathrm{s}}\boldsymbol{B}_{\mathrm{f}}\\ \boldsymbol{C}_{\mathrm{df}}=\boldsymbol{C}\end{cases}$$

在实际工程问题中，可通过传感器测量得到发动机转速 $\omega_{\mathrm{ICE}}^{\mathrm{mean}}$ 和电机转速 $\omega_{\mathrm{ISG}}^{\mathrm{mean}}$，因此，测量状态 $\boldsymbol{z}(k)=\left[\omega_{\mathrm{ICE}}^{\mathrm{mean}}\ \omega_{\mathrm{ISG}}^{\mathrm{mean}}\right]^{\mathrm{T}}$，采用了卡尔曼滤波的方式对系统 k 时刻状态 $\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{f}}(k)$ 进行估计可得到观测系统状态 $\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{f}}(k)$ 和扰动状态 $\hat{f}(k)$，其迭代计算式为

$$\begin{cases}\boldsymbol{x}_{\mathrm{f}}^{-}(k+1)=\boldsymbol{A}_{\mathrm{df}}\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{f}}(k)+\boldsymbol{B}_{\mathrm{df}}\boldsymbol{u}(k)\\ \boldsymbol{P}^{-}(k)=\boldsymbol{A}_{\mathrm{df}}\boldsymbol{P}(k-1)\boldsymbol{A}_{\mathrm{f}}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}\\ \boldsymbol{K}(k)=\dfrac{\boldsymbol{P}^{-}(k)\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}}{\boldsymbol{G}\boldsymbol{P}^{-}(k)\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}}\\ \hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{f}}(k)=\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{f}}^{-}(k)+\boldsymbol{K}(k)\left[\boldsymbol{z}(k)-\boldsymbol{H}\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{f}}^{-}(k)\right]\\ \boldsymbol{P}(k)=\left[\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}(k)\boldsymbol{L}\right]\boldsymbol{P}^{-}(k)\end{cases} \tag{9}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{f}}(k)$ 为 k 时刻对系统状态后验估计，$\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{f}}(k)=\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{x}}(k)\\ \hat{f}(k)\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}=\begin{bmatrix}\hat{\omega}_{\mathrm{ICE}}(k)\\ \hat{\omega}_{\mathrm{ISG}}(k)\\ \hat{\theta}_{\mathrm{shf}}(k)\\ \hat{f}(k)\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$；$\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{f}}^{-}(k)$ 为 k 时刻对系统状态的先验估计；$\boldsymbol{P}^{-}(k)$、$\boldsymbol{P}(k)$ 分别为 k 时刻先验、后验协方差矩阵；$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{R}$ 分别为系统噪声、测量噪声的协方差矩阵；$\boldsymbol{K}(k)$ 是 k 时刻的观测器增益；$\boldsymbol{L}=[1\ \ 0]$.

在利用式(8)、式(9)计算得到扭转角 $\hat{\theta}_{\mathrm{shf}}(k)$ 的状态量后验估计值后，可进一步计算对应的扭转减振器扭矩 $\hat{T}_{\mathrm{shf}}(k)$，以便进行后续的共振特征分析提取，具体计算式为

$$\hat{T}_{\mathrm{shf}}(k)=K\hat{\theta}_{\mathrm{shf}}(k) \tag{10}$$

2 基于瞬态频域特征的参数识别算法

在混合动力系统发动机启动过程中，本研究利用连续小波变换(continuous wavelet transform，CWT)从扭转减振器扭矩信号中识别共振频域信息，从而直观反映了传动系统在瞬态工况下的频域特征. 然而，刚度和转动惯量等系统模型中的关键参数受工况变化和非线性扰动影响较大，表现出明显的不确定性和时变性. 这些参数扰动对扭转减振器扭矩的估计精度产生了影响，其对应的均方根误差(root mean square error，RMSE)变化如图 6 所示. 因此，传统的固定参数观测器难以准确反映系统的真实动态行为，进而影响了观测模型的准确性与鲁棒性，对轴系扭振特征的有效识别产生不利影响. 为此，本文提出了基于瞬态频域特征的参数识别方法.

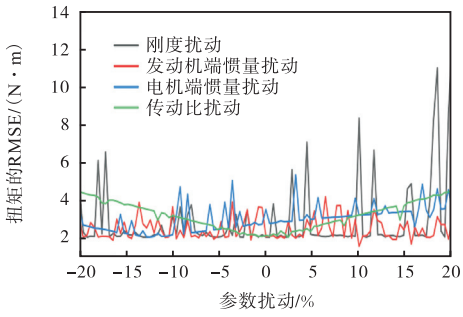


图 6 各结构参数对扭矩估计精度的影响

Fig.6 Effects of individual structural parameters on the accuracy of torque estimation

2.1 瞬态频域特征识别

当发动机激励扭矩的主谐波频率与传动系统的固有频率相匹配时，极易发生共振，从而在扭转减振器中产生剧烈的扭转振动，导致严重的扭振问题. 因此，识别扭转减振器扭矩信号中的共振特征不仅有助于定位可能发生共振的区域，还可为控制系统提供关键的频域信息.

扭转减振器扭矩作为一种典型的非平稳信号，其频率成分会随着发动机转速的变化不断调整. 传统

的时域分析和频域分析方法难以准确捕捉这类信号中复杂的变化规律. 而连续小波变换通过多尺度分析，能够自适应选择不同的时间与频率分辨率，有效应对信号中突变的频率变化及非平稳特性. 这使得 CWT 特别适用于混合动力系统中扭振信号的分析，能够揭示时间域与频率域中更为精细的变化特征.

连续小波变换的定义为

$$W(\tau,s)=\int_{-\infty}^{\infty}a(t)\frac{1}{\sqrt{s}}\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)\mathrm{d}t \tag{11}$$

式中：τ 为平移参数；s 为尺度因子；ψ 为小波函数；$a(t)$ 表示扭转减振器的扭矩信号. 通过 CWT，可以在时域上定位信号的局部变化，同时在频域上揭示其瞬态频率成分，实现对短时共振现象的捕捉.

根据图 3(d) 所示的扭矩信号的时域特征，其在某些局部区域呈现准正弦结构. 本文选择 Morlet 小波作为连续小波变换的母小波函数，其数学表达式为

$$\psi_{\mathrm{morlet}}(m)=\pi^{-1/4}\,\mathrm{e}^{\mathrm{i}\omega_0 m}\,\mathrm{e}^{\left(-\frac{m^2}{2}\right)} \tag{12}$$

式中 ω_0 为中央频率，决定了正弦波的频率. Morlet 小波具有良好的时频局部化特性，能够兼顾瞬态信号的时间和频率分辨率，非常适合用于混合动力系统扭振信号的分析. 通过该方法，本文可以识别出扭转减振器扭矩信号中的瞬态共振峰值、频率变化趋势及局部频率波动特征，为后续控制与优化提供可靠的频域依据. 基于此，进一步提出一种参数分区学习算法，用于动态更新系统模型参数.

2.2　参数分区学习算法

在获得扭振信号的瞬态频域特征后，仍需解决关键结构参数不确定性对观测器精度的影响. 为此，本文提出了一种参数分区的自学习算法，用于在发动机启动过程中对系统参数进行动态估计，从而提高观测器在瞬态工况下的自适应性与估计精度. 该方法的基本流程为：

(1) 采集发动机和电机的转速信号，经过 ESKF 观测器得到扭转减振器扭矩信号；

(2) 在发动机启动过程中，以一定的采样率实时收集本次启动过程的扭转减振器扭矩，直至启动过程结束；

(3) 在启动结束后的空闲时间内，利用 CWT 对扭矩信号进行扭振共振特征的识别，这样既可以缓解在线算法的计算负担，同时保证扭振特征的精准识别；

(4) 基于扭转动力学模型，采用最小二乘法估计等效刚度、电机侧转动惯量以及传动比这 3 个关键参数；

(5) 将第 4 步中得到的参数与 CWT 提取的共振频率相结合，代入系统的固有频率模型中，进一步估算发动机侧的转动惯量.

该方法能够在存在非线性扰动时，及时更新模型参数，从而增强观测器对系统状态的跟踪能力，并提升瞬态过程中的估计精度.

式(5)所建立的模型中，扭转角 $\theta_{\mathrm{shf}}=\varphi_{\mathrm{ICE}}-\dfrac{\varphi_{\mathrm{ISE}}}{i}$ 无法直接测量，这为模型的在线学习算法带来了困难. 因此对模型进行一阶求导，即

$$\begin{cases}J_{\mathrm{ICE}}\ddot{\omega}_{\mathrm{ICE}}+K_{\mathrm{eq}}\left(\omega_{\mathrm{JGE}}-\dfrac{\omega_{\mathrm{ISG}}}{i}\right)-\dot{T}_{\mathrm{ICE}}=0\\ J_{\mathrm{ISG}}\ddot{\omega}_{\mathrm{ISG}}+\dfrac{K_{\mathrm{eq}}}{2}\left(\omega_{\mathrm{IGE}}-\dfrac{\omega_{\mathrm{ISG}}}{i}\right)-\dot{T}_{\mathrm{ISG}}=0\end{cases} \tag{13}$$

实际测量数据往往为离散时间信号，为实现数值求解并提高辨识精度，本文对上述动力学方程进行离散化处理，引入差分算子定义为

$$\begin{cases}Z^k(l)=l^k-2l^{k-1}+l^{k-2}\\ P^k(l)=l^k-l^{k-2}\end{cases} \tag{14}$$

式中：上标 k 表示离散时刻序号；l 表示任一时间序列信号(如 ω_{ICE} 或 ω_{ISG}).

通过上述算子定义，且采样周期为 T_{s}，利用中心差分法可以近似表示出一阶导数和二阶导数，即

$$\begin{cases}\dot{l}^k\approx\dfrac{lk-l^{k-2}}{2T_{\mathrm{s}}^2}\approx\dfrac{R^k(l)}{2T_{\mathrm{s}}^2}\\ \ddot{l}^k\approx\dfrac{l^k-2l^{k-1}+l^{k-2}}{T_{\mathrm{s}}^2}\approx\dfrac{Z^k(l)}{T_{\mathrm{s}}^2}\end{cases} \tag{15}$$

根据上述定义，式(15)在离散时刻 k 可表示为

$$\begin{cases}\dfrac{2J_{\mathrm{ICE}}}{T_{\mathrm{s}}}Z^k(\omega_{\mathrm{ICE}})+K_{\mathrm{eq}}R^k(\omega_{\mathrm{ICE}})-\alpha R^k(\omega_{\mathrm{ISG}})=R^k(T_{\mathrm{ICE}})\\ \dfrac{2J_{\mathrm{ISG}}}{T_{\mathrm{s}}}Z^k(\omega_{\mathrm{ISG}})+aR^k(\omega_{\mathrm{ICE}})+\beta R^k(\omega_{\mathrm{ISG}})=R^k(T_{\mathrm{ISG}})\end{cases} \tag{16}$$

式中：$\alpha=K_{\mathrm{eq}}/i$；$\beta=K_{\mathrm{eq}}/i^2$.

考虑到发动机侧扭矩 T_{ICE} 未测量，式(16)中的发动机侧旋转动力学方程在学习过程中失去独立约束，无法进行辨识. 因此本文仅利用 ISG 侧的方程进行 J_{ISG}、k_{eq}、i 的参数辨识. 为了采用最小二乘法进行参数辨识，将式(16)整理为标准矩阵回归方程形式，即

$$\boldsymbol{g}(k)\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{P} \tag{17}$$

具体定义为

$$\boldsymbol{g}(k)=\begin{bmatrix}\dfrac{2Z^k(\omega_{\mathrm{ISG}})}{T_{\mathrm{s}}} & -R^k(\omega_{\mathrm{ICE}}) & R^k(\omega_{\mathrm{ISG}})\end{bmatrix} \tag{18}$$

$$\boldsymbol{\theta}=\begin{bmatrix} J_{\mathrm{ISG}} \\ \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \tag{19}$$

$$\boldsymbol{P}=R^{k}(T_{\mathrm{ISG}}) \tag{20}$$

在发动机启动过程中，采样数据(N 个)依次堆叠后，可构成扩展的矩阵方程，即

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{g}(1) \\ \boldsymbol{g}(2) \\ \vdots \\ \boldsymbol{g}(N) \end{bmatrix}\boldsymbol{\theta}=\begin{bmatrix} p(1) \\ p(2) \\ \vdots \\ p(N) \end{bmatrix} \tag{21}$$

记为

$$\boldsymbol{G\theta}=\boldsymbol{P} \tag{22}$$

采用标准最小二乘法求解上述矩阵方程，可辨识出参数，即

$$\boldsymbol{\theta}=(\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{G})^{-1}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P} \tag{23}$$

另一方面，由于发动机侧扭 T_{ICE} 不可测量，发动机惯量 J_{ICE} 无法直接利用上述矩阵方程辨识得到. 为此，本文进一步提出采用轴系固有共振频率特征进行辨识补充.

根据轴系的动力学特性，轴系固有频率 ω_{n} 满足

$$\omega_{\mathrm{n}}^{2}=\frac{K_{\mathrm{eq}}}{J_{\mathrm{ICE}}+i^{2}J_{\mathrm{ISE}}} \tag{24}$$

在参数 J_{ISG}、K_{eq}、i 辨识完成后，通过连续小波变换方法，提取发动机启动阶段扭转减振器扭矩信号的共振主频 ω_{n} 进一步代入式(24)即可直接得

$$J_{\mathrm{ICE}}=\frac{K_{\mathrm{eq}}}{\omega_{\mathrm{n}}^{2}}-i^{2}J_{\mathrm{ISG}} \tag{25}$$

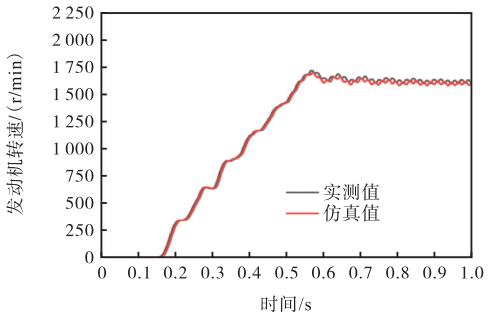
通过该方法可有效辨识发动机惯量参数 J_{ICE}，从而克服了发动机端扭矩难以直接测量的问题. 基于参数分区的学习算法实现了观测模型全部参数的在线辨识，保障了扭转减振器扭矩的准确估计及其频域特征的有效识别.

3 仿真验证

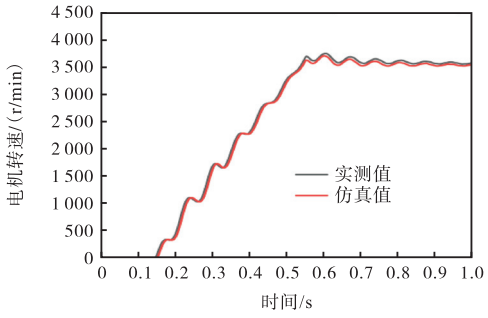
3.1 模型验证

本文通过将仿真结果与试验台架的实测数据进行对比，对混合动力系统进行了验证，如图 7 所示. 结果表明，发动机转速和电机转速的仿真输出与实测数据具有较高的一致性，相对误差在 4% 以内，从而验证了所建立动力学模型的准确性.

随后，本文基于上述已验证的仿真模型，对混合动力系统在发动机启动过程中的扭转振动特征进行了识别与验证.



(a) 发动机转速



(b) 电机转速

图 7 混合动力传动系统模型仿真值与实测值对比

Fig.7 Comparison of simulation and actual values of the hybrid power system model

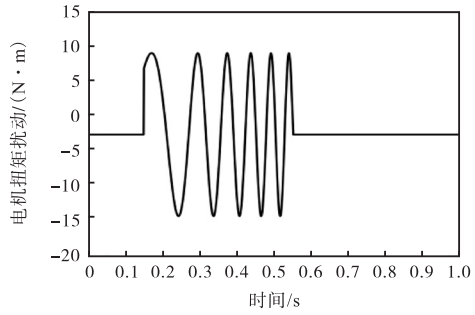
3.2 观测器跟踪性能验证

为验证所提出的 ESKF 方法的适用性，本文选取了一种基于线性矩阵不等式(linear matrix inequality，LMI)设计的鲁棒观测器作为对比方案. 该 LMI 观测器通过引入优化约束增强了对建模误差和外部扰动的鲁棒性，并在理论上在参数不确定性下具备一定的稳定性. 然而，该方法高度依赖于对系统结构与参数的准确建模，其增益设计通常需在线下完成，缺乏实时自适应能力，因此在混合动力系统中常见的结构切换工况下适用性受限. 相比之下，本文提出的 ESKF 方法基于扩张状态观测器的思想，将扰动项和模型不确定性显式引入系统状态向量中，并采用卡尔曼滤波器对系统状态与扰动进行联合估计，从而具备更强的动态建模能力和自适应能力.

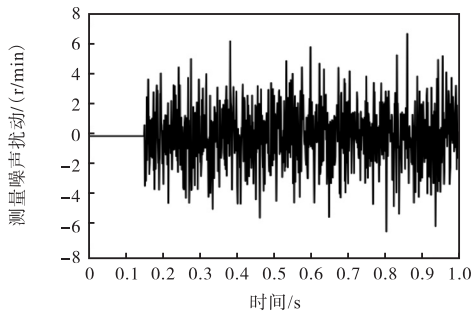
为对比 2 种观测器的性能，本文采用均方根误差作为主要评价指标来衡量扭转减振器扭矩的估计精度. 为了测试所提出的 ESKF 观测器的鲁棒性，在仿真过程中向电机扭矩中加入人为设定的变频扰动信号，如图 8(a)所示，用以模拟实际工况下可能出现的负载扰动. 同时，在电机转速测量信号中引入高斯白噪声，如图 8(b)所示，以模拟传感器在实际工况中的测量误差.

扭转减振器转矩观测结果如图 9 所示. 可以看出，LMI 观测器受输入干扰和测量噪声的影响，其

RMSE 为 9.11 N·m. 与之相比，ESKF 通过引入扩张状态的方式，能够通过动态更新系统状态估计，从而保持较高的估计精度. ESKF 的 RMSE 为 4.15 N·m，观测效果相对提升了 54.45%. 这表明，ESKF 在面对



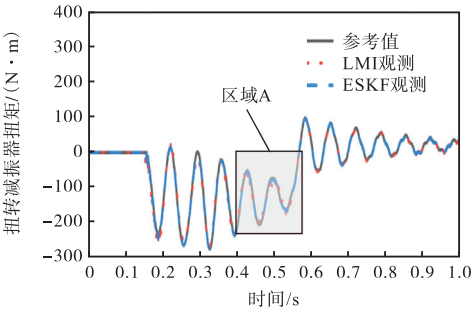
（a）扭矩干扰



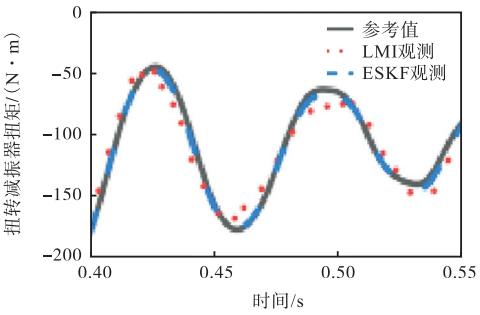
（b）噪声干扰

图 8　外界干扰模拟

Fig.8　Simulation of external interference



（a）扭转减振器扭矩



（b）图(a)中区域 A 的局部放大

图 9　扭转减振器扭矩观测结果对比

Fig.9　Comparison of torque observation results for the torsional damper

扰动时，能够有效克服干扰和噪声的影响，提供更加精确的转矩估计.

3.3　瞬态特征识别算法验证

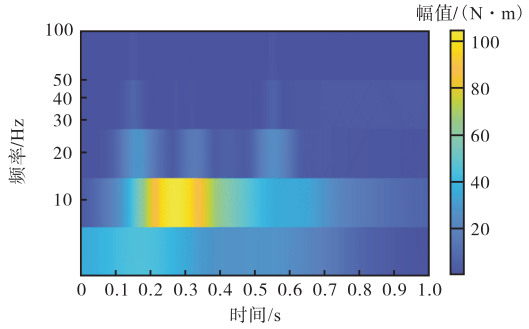
在连续小波变换过程中，频率分辨率决定了识别信号中不同频率成分的能力，直接影响共振特征的提取效果. 如果频率分辨率过低，则每个频率区间跨度过大，难以准确识别共振频率；而如果频率区间过窄，则可能导致计算资源浪费. 因此，合理设置频率范围是小波分析中的关键环节. 在 CWT 中，频率范围由每倍频程频带数（voices per octave，VPO）参数控制. 较小的 VPO 值对应较宽的频率范围；而较大的 VPO 值则对应更窄的频率区间，能够提高频率分辨率. 为优化特征识别的准确性，本节分析了不同 VPO 设置下的频率范围，并通过对比共振峰值频率、相邻频率间距与系统实际固有频率之间的关系，确定最优的 VPO 参数.

图 10 展示了在 VPO 值从 1 变化到 45 的过程中扭振共振特征的识别效果. 通过比较不同 VPO 设置下的识别结果，并评估共振峰值频率与其邻近频率的变化趋势，从而在识别精度与计算资源之间找到最佳平衡.

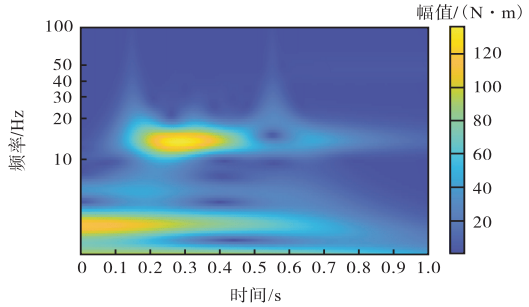
图 11 展示了不同 VPO 值下，通过小波变换得到的峰值频率及其邻近频率，并进一步确定了相应的频率范围大小. 从图中可以看出，当 VPO 值较小时，频率范围较宽，最宽为[6.25，12.50] Hz，频率范围为 6.250 0 Hz. 而当 VPO 值增大到 15 时，峰值频率为 14.358 7 Hz，且随着 VPO 值的增加，峰值频率不变，仅邻近频率逐渐变化. 从 VPO 为 15 时的[14.358 7，15.037 8]Hz 变为 VPO 为 45 时的[14.358 7，14.581 6] Hz，频率范围大小由 0.679 1 Hz 减小为 0.222 9 Hz. 考虑到 0.679 1 Hz 已小于固有频率 14.53 Hz 的 5%，且在 VPO 为 15 时识别的特征频率为 14.698 Hz，与实际的固有频率相差 1.1%. 因此，综合考虑特征提取的准确性及内存资源占用，VPO 为 15 是最佳选择.

在小波变换的应用中，采样率的选择对于识别结果的准确性和计算资源消耗之间同样具有重要影响. 较高的采样频率能够更精细地捕捉信号的时频细节，提高分析分辨率，但同时也显著增加了计算复杂度与内存使用. 因此，尽管高采样频率有助于提升频率分辨率及对瞬时频率变化的识别能力，但也会带来更大的计算负担.

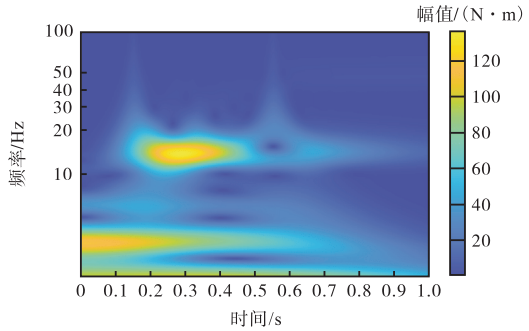
本节通过仿真实验对比了在不同采样频率下对扭转减振器扭矩信号进行小波变换的结果，旨在确定



(a) VPO 为 1



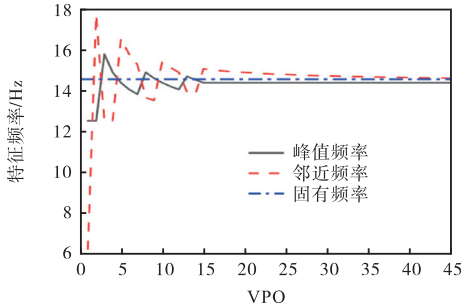
(b) VPO 为 15



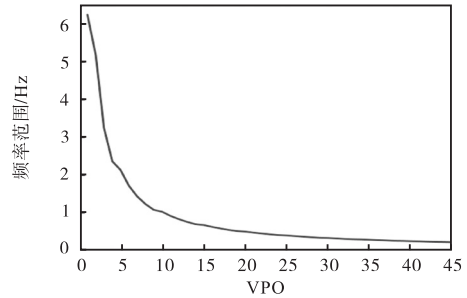
(c) VPO 为 45

图 10　不同 VPO 下的小波变换分析

Fig.10　Wavelet transform analysis under different VPOs



(a) VPO 对特征频率的影响

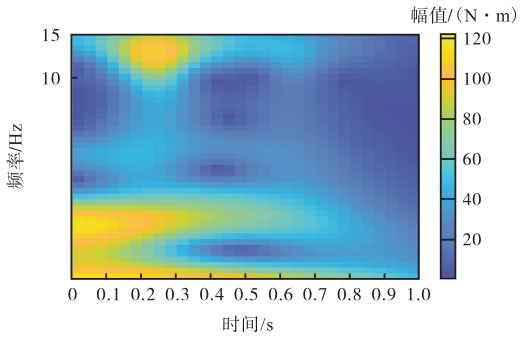


(b) VPO 对频率范围的影响

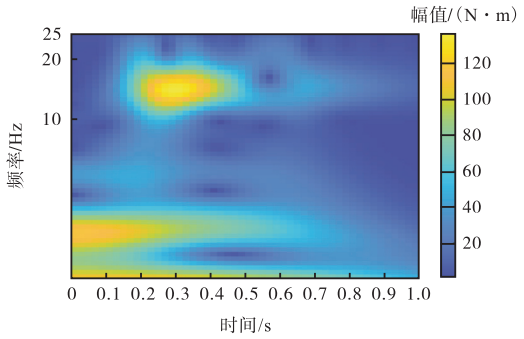
图 11　VPO 对扭振频率特征的影响

Fig.11　Effect of VPOs on torsional vibration frequency characteristics

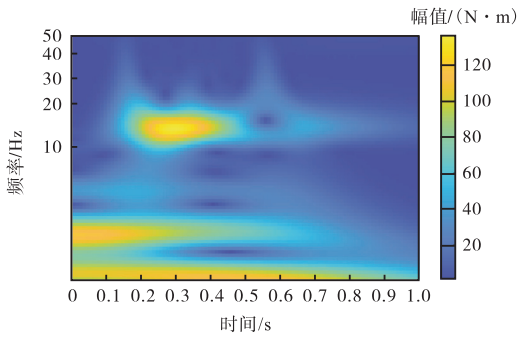
一种在准确性与计算效率之间达到平衡的最优采样频率. 不同采样频率下的扭振共振特征识别结果如图 12 所示. 通过比较不同采样频率下识别出的共振峰值频率、相邻频率及其对应的频率区间变化趋势，最终找出精度与计算资源开销之间的最佳平衡点.



(a) 采样频率为 30 Hz



(b) 采样频率为 50 Hz



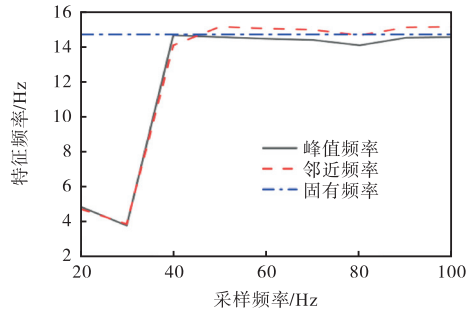
(c) 采样频率为 100 Hz

图 12　不同采样频率下的小波变换分析

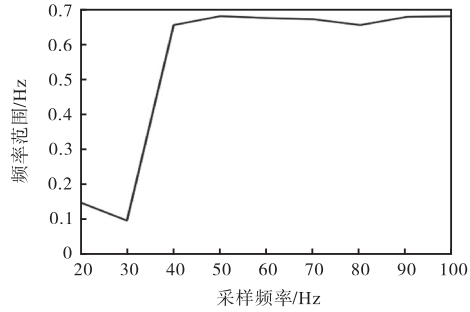
Fig.12　Wavelet transform analysis under different sampling rates

如图 13 所示，本文对比了在不同采样频率条件下，通过连续小波变换所识别出的峰值频率及其邻近频率分布情况，并进一步确定了相应的频率范围. 从图 13 中可以明显看出，当采样频率低于 40 Hz 时，识别出的峰值频率与系统已知的固有频率之间存在较大偏差，这种误差主要源于较低采样频率引起的频率混叠和分辨率下降，从而导致频域特征的失真. 当采样频率提升至 50 Hz 时，识别出的峰值频率为

14.358 7 Hz，与理论固有频率接近，且随着采样频率的进一步提高，峰值频率的变化趋势趋于稳定，说明此时已经达到了足够的识别精度. 此外，在该采样频率下，VPO 值保持不变，对应的频率识别范围也基本维持恒定. 综合考虑频域特征识别的准确性、稳定性以及计算资源的消耗，本文认为 50 Hz 的采样频率能够在保证识别质量的前提下，兼顾算法的工程应用可行性，因此将其确定为本研究中进行时频分析的最佳采样频率选择.



（a）采样频率对特征频率的影响



（b）采样频率对频率范围的影响

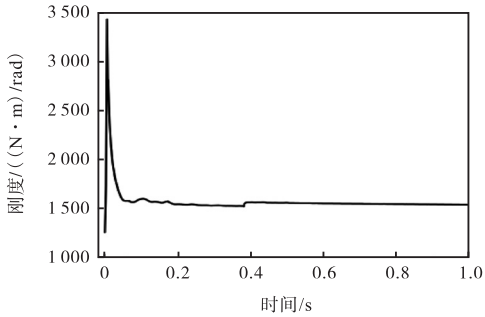
图 13　采样频率对扭振频率特征的影响

Fig.13　Effect of sampling rate on torsional vibration frequency characteristics

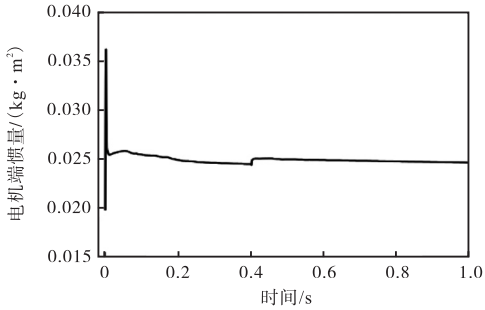
3.4　学习算法验证

图 14 展示了系统启动阶段的参数学习过程. 在仿真中，每个结构参数均在其标称值基础上施加 20% 的扰动. 参数在启动阶段快速变化，并逐步逼近其真实值，在启动后 0.5 s 左右趋于稳定并最终收敛其收敛结果如表 3 所示，通过扭转动力学模型学习得到的参数识别精度均超过 96%；而由于固有频率模型存在一定误差以及共振特征提取存在识别偏差，发动机转动惯量的识别精度为 92.85%，但仍满足控制精度要求. 以上结果表明，所提出的基于分区的混合学习策略成功实现了有效的参数识别.

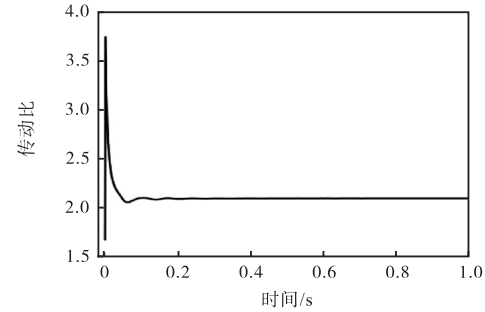
图 15 展示了固定参数和自适应参数条件下扭转减振器扭矩信号的观测结果. 当对各参数施加 20% 的扰动后，固定参数观测器模型无法准确估计扭转减振器扭矩信号，RMSE 达到 18.96 N·m. 相比之下，应用参数自学习算法后，具有参数自适应更新功能的观测器模型能够跟踪实际扭矩值，将 RMSE 降低至 4.23 N·m. 实验结果表明，在参数扰动情况下，参数自学习算法提高了观测器模型的估计精度.



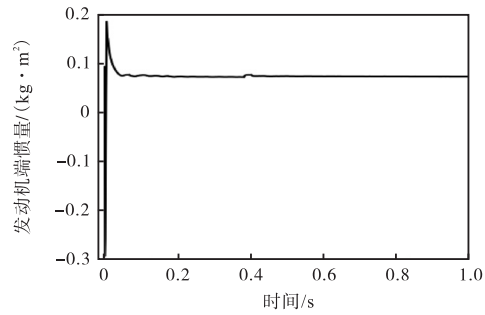
（a）刚度辨识过程



（b）电机端惯量辨识过程



（c）传动比辨识过程



（d）发动机端惯量辨识过程

图 14　参数学习过程

Fig.14　Parameter learning process

表 3 参数学习结果

Tab.3 Parameter learning results

参数	真实值	识别结果	识别精度/%
K_{eq}/((N·m)/rad)	1 584.31	1 535.77	96.94
J_{ISG}/(kg·m²)	0.024 80	0.024 46	98.63
i	2.100	2.099	99.95
J_{ICE}/(kg·m²)	0.078 00	0.072 42	92.85

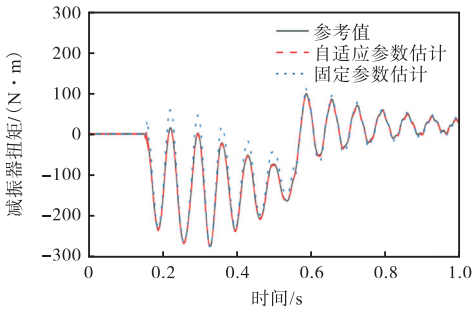


图 15 参数在自适应和固定下的扭矩观测结果对比

Fig.15 Comparison of torque observation results under adaptive and fixed parameters

4 结 论

(1) 将传动系统动力学模型在合理假设下简化为适用于观测器设计的二自由度模型,将发动机扭矩与未建模扰动一并纳入扩张状态,构建了扩张状态卡尔曼滤波器. 从仿真结果对比来看,在输入扰动和传感器噪声条件下,LMI 观测器的 RMSE 为 9.11 N·m,而 ESKF 的 RMSE 为 4.15 N·m,估计精度提升 54.45%,有效验证了 ESKF 在扭转减振器扭矩时域响应识别中的优良抗扰性能和更高的观测精度.

(2) 通过评估连续小波变换中频率分辨率以及采样频率参数对频域特征识别的影响,实现了在精度、内存占用与计算效率之间的平衡. 结果表明,当 VPO 取 15,采样频率为 50 Hz 时,识别出的共振频率区间为[14.358 7, 15.037 8] Hz,取区间的中值为 14.698 Hz,与系统真实固有频率 14.53 Hz 相对误差为 1.1%,验证了 CWT 在识别扭转减振器扭矩信号的瞬态频域特征方面的有效性.

(3) 分别利用轴系动力学模型和固有频率模型构建参数分区的学习算法,实现了观测模型中各结构参数的在线辨识. 在各结构参数存在 20% 扰动的情况下,固定模型参数的观测器估计效果不佳,RMSE 为 18.96 N·m;而引入参数学习算法后,观测器能准确跟踪实际扭矩变化,RMSE 降至 4.23 N·m,该结果有效验证了所设计的参数学习算法在结构参数存在扰动时,对扭矩时域响应识别的鲁棒性与有效性.

参考文献:

[1] Chen Z, Wu S M, Shen S Q, et al. Co-optimization of velocity planning and energy management for autonomous plug-in hybrid electric vehicles in urban driving scenarios[J]. Energy, 2023, 263: 126060.

[2] Qin Y C, Tang X L, Jia T, et al. Noise and vibration suppression in hybrid electric vehicles: State of the art and challenges[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 124: 109782.

[3] Su Y Z, Hu M H, Huang J, et al. Dynamic torque coordinated control considering engine starting conditions for a power-split plug-in hybrid electric vehicle[J]. Applied Sciences, 2021, 11(5): 2085.

[4] Zhou Z W, Guo R. A disturbance-observer-based feedforward feedback control strategy for driveline launch oscillation of hybrid electric vehicles considering nonlinear backlash[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(4): 3727-3736.

[5] Park J, Choi S, Oh J, et al. Adaptive slip engagement control of a wet clutch in vehicle powertrain based on transmitted torque estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 171: 108861.

[6] Lin C, Sun S X, Yi J, et al. Accelerated adaptive super twisting sliding mode observer-based drive shaft torque estimation for electric vehicle with automated manual transmission[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2019, 13(1): 160-167.

[7] Na J, Chen A S, Herrmann G, et al. Vehicle engine torque estimation via unknown input observer and adaptive parameter estimation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 409-422.

[8] Zhou B, Zhang J W, Gao J, et al. Clutch pressure estimation for a power-split hybrid transmission using nonlinear robust observer[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 106: 249-264.

[9] Li M N, Zhao Z G, Fan J Q, et al. Estimation of transmission input & output shaft torque and drive wheel speed for compound power split powertrain based on unknown input observer[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(5): 4883-4893.

[10] Xue Q C, Zhang X, Chen H W, et al. Dynamic coordinated control strategy of a dual-motor hybrid electric vehicle based on clutch friction torque observer[J]. Heliyon, 2024, 10(5): e27255.

[11] Pettersson M, Nielsen L, Hedström L G. Transmission-

torque control for gear shifting with engine control[C]// SAE Technical Paper Series. Detroit, USA, 1997: 1265-1275.

[12] Pettersson M, Nielsen L. Gear shifting by engine control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2000, 8(3): 495-507.

[13] 王　博，张振东，于海生，等. 发动机起动引起的混合动力汽车振动分析与控制[J]. 汽车工程，2019，41(2)：184-190，205.
Wang Bo, Zhang Zhendong, Yu Haisheng, et al. Analysis and control on vibration resulted from engine start of hybrid electric vehicle[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(2): 184-190, 205(in Chinese).

[14] Park J, Choi S, Oh J, et al. Adaptive torque tracking control during slip engagement of a dry clutch in vehicle powertrain[J]. Mechanism and Machine Theory, 2018, 134: 249-266.

[15] Shi J L, Li L, Wang X Y, et al. Robust output feedback controller with high-gain observer for automatic clutch[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 132: 806-822.

[16] Geng X H, Liu W D, Liu X Y, et al. Optimal torque control of the launching process with AMT clutch for heavy-duty vehicles[J]. Machines, 2024, 12(6): 363.

[17] Gao B Z, Hong J L, Qu T, et al. An output regulator with rejection of time-varying disturbance: Experimental validation on clutch slip control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 28(3): 1158-1167.

[18] Xu X Y, Liang Y H, Jordan M, et al. Optimized control of engine start assisted by the disconnect clutch in a P2 hybrid automatic transmission[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 124: 313-329.

[19] Zhao Z G, Lei D, Chen J Y, et al. Optimal control of mode transition for four-wheel-drive hybrid electric vehicle with dry dual-clutch transmission[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 68-89.

[20] Morandin M, Bolognani S, Faggion A. Active torque damping for an ICE-based domestic CHP system with an SPM machine drive[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2015, 51(4): 3137-3146.

[21] 蔡英凤，窦　磊，陈　龙，等. 基于补偿滑模控制的混合动力汽车协调控制[J]. 汽车工程，2020，42(4)：431-438.
Cai Yingfeng, Dou Lei, Chen Long, et al. Research on coordinated control of hybrid electric vehicle based on compensation sliding mode control[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(4): 431-438(in Chinese).

[22] Tang X L, Zhang D J, Liu T, et al. Research on the energy control of a dual-motor hybrid vehicle during engine start-stop process[J]. Energy, 2019, 166: 1181-1193.

[23] Su Y Z, Su L, Hu M H, et al. Modeling and dynamic response analysis of a compound power-split hybrid electric vehicle during the engine starting process[J]. IEEE Access, 2020, 8: 186585-186598.

[24] Geng Y W, Chen R C, Yang S X, et al. Research on mode switching vibration suppression strategy of hybrid electric vehicle with active motor response[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(2): 5470-5483.

[25] 刘　辉，张　伟，张万年，等. 混合动力系统发动机停机过程控制策略[J]. 北京理工大学学报，2022，42(8)：816-823.
Liu Hui, Zhang Wei, Zhang Wannian, et al. An engine shutdown control strategy based on model predictive control for series-parallel HEV[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2022, 42(8): 816-823(in Chinese).

[26] Wang F, Ye P, Xu X, et al. Novel regenerative braking method for transient torsional oscillation suppression of planetary-gear electrical powertrain[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 163: 108187.

（责任编辑：王晓燕）