

基于 GCN – TCN 的大功率 HMCVT 拖拉机 混合动力学建模方法

张广霖¹ 朱忠祥^{1,2} 宋正河^{1,2} 翟志强^{1,2} 王建华³ 郭富强³

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 智能农业动力装备全国重点实验室, 洛阳 471039;

3. 洛阳拖拉机研究所有限公司, 洛阳 471039)

摘要: 针对大功率液压机械无级变速 (HMCVT) 拖拉机在复杂田间作业工况下纵向动力学模型精度不足、传统机理模型适应性受限等问题, 在 AMESim – Simulink 联合仿真模型与实车试验数据基础上, 本文提出了一种融合图卷积网络 (GCN) 与时间卷积网络 (TCN) 的混合纵向动力学建模方法。该方法以拖拉机动力系统实际结构为约束, 将发动机、传动系统及整车纵向状态抽象为动力学状态图, 通过 GCN 表征动力学状态间的结构耦合关系, 并利用 TCN 描述纵向动力学状态的时间演化特性, 实现时空特征的联合建模。在多种典型田间作业工况下对所建模型进行了试验验证, 并采用工况加权灰色关联评价方法对瞬态与稳态预测误差进行统一量化评价。结果表明, 所提出的 GCN – TCN 混合模型在不同工况下均表现出较高预测精度与稳定性, 多工况综合预测精度达到 97.693%, 在负载突变和非稳态工况下优势尤为明显。研究结果可为大功率拖拉机传动系统控制策略优化与整机性能分析提供可靠的纵向动力学模型支撑。

关键词: 大功率拖拉机; HMCVT; 纵向动力学; GCN – TCN; 混合建模

中图分类号: S219 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2026)14-0386-11 **OSID:** 

GCN – TCN-based Hybrid Longitudinal Dynamic Modeling of High-power HMCVT Tractor

Zhang Guanglin¹ Zhu Zhongxiang^{1,2} Song Zhenghe^{1,2} Zhai Zhiqiang^{1,2} Wang Jianhua³ Guo Fuqiang³

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment, Luoyang 471039, China

3. Luoyang Tractor Research Institute Co., Ltd., Luoyang 471039, China)

Abstract: Aiming to overcome the insufficient accuracy of longitudinal dynamic models and the limited adaptability of conventional mechanism-based approaches for high-horsepower hydraulic mechanical continuously variable transmission (HMCVT) tractors operating under complex field conditions, a hybrid longitudinal dynamic modeling method that integrated graph convolutional networks (GCN) with temporal convolutional networks (TCN) was proposed. The proposed approach was developed based on an AMESim – Simulink co-simulation framework combined with real-vehicle experimental data. Constrained by the actual structural topology of the tractor powertrain, the engine, transmission system, and vehicle longitudinal states were abstracted into a dynamic state graph. GCN was employed to capture the structural coupling relationships among dynamic states, while TCN was utilized to model the temporal evolution characteristics of longitudinal dynamics, enabling joint spatiotemporal feature learning. The proposed model was experimentally validated under multiple typical field operation scenarios. A condition-weighted grey relational analysis method was further introduced to uniformly quantify prediction errors in both transient and steady-state operating conditions. Experimental results indicated that the GCN – TCN hybrid model consistently achieved high prediction accuracy and robustness across different operating conditions, with an overall multi-condition prediction accuracy of 97.693%. Notably, the proposed method demonstrated superior performance under load transients and non-steady-state

收稿日期: 2026 – 01 – 29 修回日期: 2026 – 03 – 04

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52572505)

作者简介: 张广霖 (2002—), 男, 博士生, 主要从事车辆电液控制及智能化技术研究, E-mail: 2020307150515@cau.edu.cn

通信作者: 朱忠祥 (1976—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事车辆电子控制及智能化技术研究, E-mail: zhuzhonxiang@cau.edu.cn

conditions. The results can provide a reliable foundation for longitudinal dynamics. This modeling support was essential for optimizing powertrain control strategies and conducting overall performance analysis for high-horsepower tractors.

Key words: high-power tractor; HMCVT; longitudinal dynamics; GCN - TCN; hybrid modeling

0 引言

高精度纵向动力学模型是实现大功率拖拉机自动驾驶、路径跟随控制以及动力传动系统平顺调控的重要基础。随着农业生产向规模化、智能化方向发展,拖拉机作业环境及负载工况呈现显著的复杂性与多变性,对纵向速度、动力系统转速等关键状态参数的建模精度与实时反馈能力提出了更高要求。

传统车辆纵向动力学机理模型依托明确的物理假设和参数化结构^[1],可刻画车辆加速、制动及转向等动力响应机理,具有较高可解释性和工程一致性^[2-4],但在多工况切换、坡地作业或参数不确定情况下,模型精度易下降,限制了在复杂作业环境中的适用性。

随着数据驱动方法的发展,神经网络被广泛用于车辆动力学非线性建模^[5],如通过深度信念网络(DBN)预测驾驶行为^[6]、NARX 对铁路车辆进行黑箱辨识^[7],以及结合三维卷积神经网络(3DCNN)与长短期记忆网络(LSTM)的多体系统响应预测^[8],展现出复杂非线性表征能力,但由于缺乏物理约束,在外推工况和强噪声条件下易出现稳定性和泛化性不足的问题,难以完全满足工程可靠性要求。

为兼顾机理可解释性与数据驱动能力,混合建模成为研究热点^[9],包括将物理模型输出作为神经网络补偿、多体模型引导深度学习、分段仿射(PWA)与分层模型预测控制(HMPC)结合等方法^[10-14],并通过物理感知神经网络(PINNs)和跨尺度深度网络^[15-17]实现多体系统长期响应与复杂动力学的高一致性建模。

总体来看,国内外已形成“物理机理约束 + 数据驱动补偿”的车辆动力学混合建模路线,在道路车辆预测与控制中显著提升了精度与泛化能力。然而,当前相关研究多聚焦于乘用车及通用工程车辆,建模与控制策略难以完全适配农用拖拉机复杂田间作业工况及 HMCVT 传动系统特有的动态特性。

在拖拉机纵向动力学与传动过程建模方面,张家俊^[18]建立履带电动拖拉机驱动仿真模型,实现不同作业模式下牵引力与加速度匹配,为整车纵向动力计算与参数获取提供基础;秦艳星等^[19]针对 HMCVT 纯液压起步过程构建 MPC 动力学模型,使起步时间缩短 8%、最大冲击度降低 32.6%,验证了

对换段与起步瞬态的精细化描述能力;赵崇付等^[20]基于最大转矩电流比(MTPA)策略构建电机控制模型,显著改善负载突变响应,为动力源侧与传动系统协同建模提供控制接口。Lu 等^[21]进一步采用物理约束与深度学习融合方法,构建注意力增强长短期记忆门控循环单元(PA-LSTM-GRU)状态预测模型,实现对车速与变速箱轴速的高精度联合预测,准确度均超过 95%,表明在保持物理一致性的前提下引入时序学习能够有效提升 HMCVT 关键状态的动态表征能力。近 2 年研究还在传动效率预测、能量管理与工况自适应方面持续推进,整体呈现物理一致混合建模与智能时序补偿相结合的发展趋势。

然而,面向大功率 HMCVT 拖拉机的纵向动力学统一建模仍显不足。HMCVT 由多组行星排、湿式离合器及液压元件耦合而成,动力路径复杂,在换段与负载突变时呈现显著动力波动与瞬态冲击,具有强非线性、非平稳和时空耦合特征。现有研究多聚焦起步控制、驱动匹配或单一状态预测,缺乏对传动拓扑与能量流的结构化表达,亟需在系统图结构表征与时序误差补偿方面取得突破。

为解决上述问题,本文提出基于图卷积神经网络和时间卷积神经网络(GCN-TCN)的混合纵向动力学建模方法。以拖拉机动力系统实际结构为约束,将整车关键构件及纵向动力学状态抽象为动力学状态图,通过 GCN 挖掘行星排、离合器、传动轴及关键转动部件间的空间耦合关系及能量流动规律,实现多体系统交互动力学表征;同时引入 TCN 对动力学状态序列建模,通过扩张卷积与残差连接捕捉换挡及加减速过程的动力滞后与长时序依赖特征。进一步将纵向动力学机理方程作为物理一致性约束嵌入 GCN-TCN 架构,实现时空特征联合学习,在保持动力学机理解释性的前提下,实现对车辆纵向速度及传动系统关键轴转速的高精度预测,为 HMCVT 拖拉机智能控制及作业优化提供理论与技术支撑。

1 大功率 HMCVT 拖拉机混合动力建模方法

1.1 大功率 HMCVT 拖拉机纵向动力学机理建模

为保证基于 GCN-TCN 的动力学模型优化

方法具有良好的物理约束特性与工程可解释性,在实车数据基础上建立大功率 HMCVT 拖拉机纵向动力学模型。该模型由发动机模型、液压机械无级变速传动模型、整车纵向动力学模型以及车轮-土壤相互作用模型组成,用于描述动力由发动机输出至车辆行驶过程的传递与转化关系。

发动机作为整车动力源,输出转矩与油门开度及发动机转速密切相关。根据发动机台架试验数据,发动机在稳态工况下输出特性可表示为

$$M=f(\alpha,n)\tag{1}$$

式中 M ——发动机输出转矩,N·m
 α ——油门开度,%
 n ——发动机转速,r/min

需要说明的是,发动机模型基于台架稳态特性曲面构建,未显式考虑瞬态燃油与涡轮迟滞过程,其影响主要表现为加速初段转矩响应滞后。在传统机理模型中可能导致瞬态车速预测偏差;本文混合模型以实车数据为监督,并由 TCN 对时序误差进行动态补偿,可在不显著增加模型复杂度的前提下有效抑制该影响,兼顾物理可解释性与工程适用性。图 1 为典型柴油发动机调速特性曲线,反映在不同油门开度条件下发动机转矩随转速变化规律。

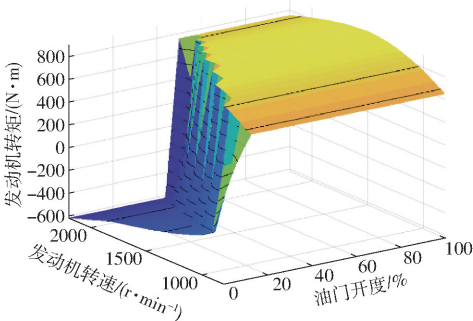


图 1 发动机转矩特性曲面

Fig. 1 Engine torque characteristic surface

HMCVT 传动系统结构如图 2 所示,液压传动机构与机械传动机构采用并联形式。发动机输出转矩经功率分流机构分别进入液压传动路径与机械传动路径,并通过双行星排汇流机构实现功率汇流后输出至变速箱。该结构兼具液压无级调速能力与多级机械挡位特性,能够在宽范围内实现动力与转速的连续调节。

HMCVT 总传动比由液压部分与机械部分共同决定,且不同挡位下传动比计算公式不同,具体表达式为

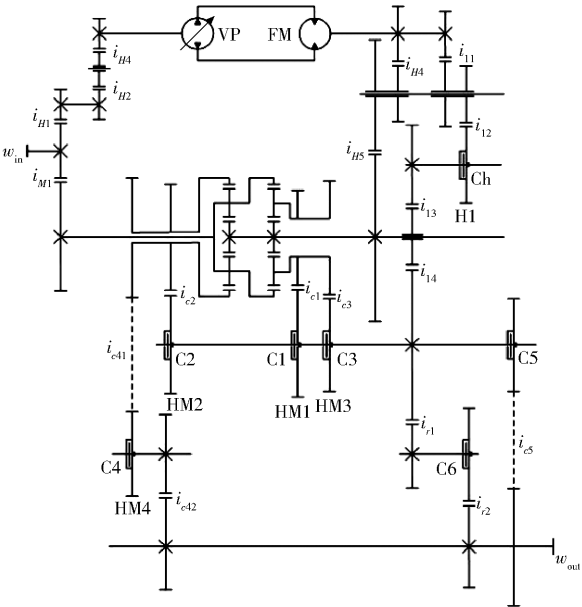


图 2 HMCVT 传动系统简图

Fig. 2 Simplified diagram of HMCVT transmission system

$$\begin{cases} i_{HM1} = -\frac{e}{i_{H1}i_{H2}i_{H3}i_{H11}i_{H12}i_{H13}i_{H14}i_{r1}i_{r2}} \\ i_{HM2} = \left[\frac{e}{i_{H1}i_{H2}i_{H3}i_{H4}i_{H5}(k_1+1)} + \frac{k_1}{i_{M1}(k_1+1)} \right] \frac{1}{i_{c1}i_{r1}i_{r2}} \\ i_{HM3} = \left(-\frac{e}{i_{H1}i_{H2}i_{H3}i_{H4}i_{H5}k_2} + \frac{k_2+1}{i_{M1}k_2} \right) \frac{1}{i_{c2}i_{r1}i_{r2}} \\ i_{HM4} = \left[\frac{e}{i_{H1}i_{H2}i_{H3}i_{H4}i_{H5}(k_1+1)} + \frac{k_1}{i_{M1}(k_1+1)} \right] \frac{1}{i_{c3}i_{r1}i_{r2}} \\ i_{HM5} = \left(-\frac{e}{i_{H1}i_{H2}i_{H3}i_{H4}i_{H5}k_2} + \frac{k_2+1}{i_{M1}k_2} \right) \frac{1}{i_{c41}i_{c42}i_{r1}i_{r2}} \end{cases}\tag{2}$$

$$F_{drive} = \frac{M_e i_{HM} i_w \eta_{total}}{r_w}\tag{3}$$

- 式中 k_1 、 k_2 ——双行星排结构特性参数
 e ——变量泵排量比
 F_{drive} ——当前挡位下拖拉机输出驱动力,N
 M_e ——发动机输出转矩,N·m
 i_w ——主减速器和轮边减速器传动比
 η_{total} ——传动系统总效率,%
 r_w ——驱动轮有效半径,m

其中 i_{HM1} 、 i_{HM2} 、 i_{HM3} 、 i_{HM4} 、 i_{HM5} 为变速箱纯液压挡、液压机械 2~5 挡传动比, i_{H1} 、 i_{H2} 、 i_{H3} 、 i_{H4} 、 i_{H5} 、 i_{M1} 、 i_{H11} 、 i_{H12} 、 i_{H13} 、 i_{H14} 、 i_{c1} 、 i_{c2} 、 i_{c3} 、 i_{c41} 、 i_{c42} 、 i_{r1} 、 i_{r2} 为各部分齿轮传动比。

考虑拖拉机主要在低速田间工况下作业,空气阻力相对较小,可忽略不计,在此基础上,根据牛顿第二定律,建立拖拉机纵向动力学方程以描述车辆行驶过程的受力平衡关系,基本形式为

$$M_v a = F_t - F_r - F_g - F_f\tag{4}$$

式中 M_v ——拖拉机整车质量,kg
 a ——整车加速度,m/s
 F_t ——驱动轮有效牵引力,N
 F_r ——滚动阻力,N
 F_g ——坡道阻力,N
 F_f ——犁具负载,N

拖拉机牵引性能最终体现为车轮与土壤间的附着特性。为描述滑转率对牵引力的影响,采用 Wismer 轮胎-土壤模型^[22]对牵引力与滑转率之间的非线性关系进行建模,表达式为

$$F_t = f(\sigma_{soil}, B, D, W, S)$$
 (5)

式中 σ_{soil} ——土壤强度,kPa
 B ——轮胎宽度,m

D ——轮胎直径,m
 W ——轮胎垂向载荷,N
 S ——纵向滑转率

1.2 基于 GCN - TCN 的混合动力学模型

在纵向动力学机理模型的基础上,为提升模型在复杂田间作业工况下预测精度与工程适用性,提出一种融合联合仿真先验与实车试验数据的,GCN - TCN 混合动力学建模方法。以 AMESim - Simulink 联合仿真模型输出及多源实测动力学状态量为统一输入,通过数据驱动方式对机理模型在强非线性工况及参数不确定条件下产生的系统偏差进行补偿与修正,整体建模流程如图 3 所示。

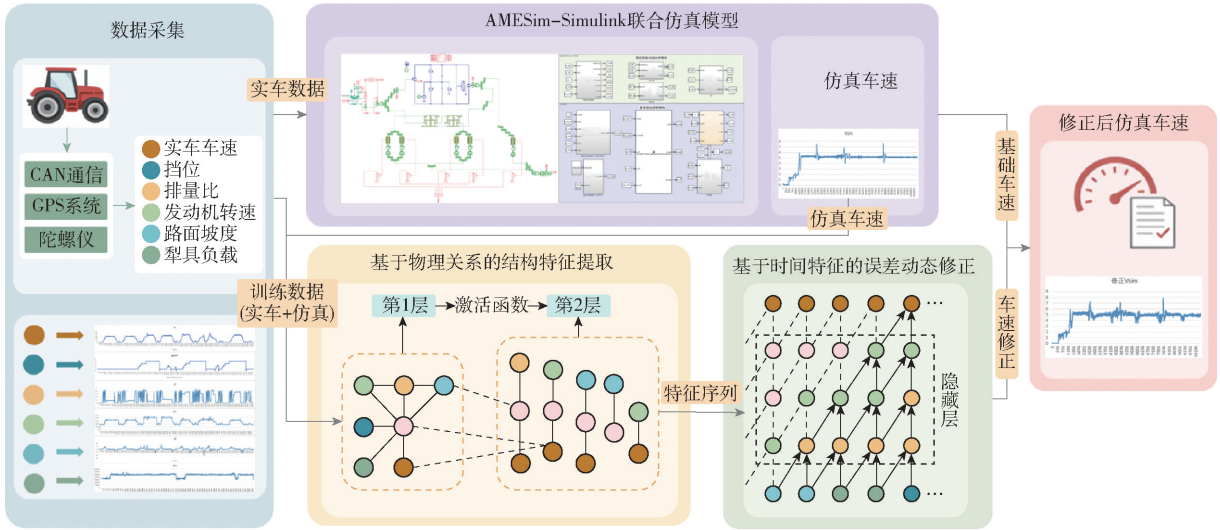


图 3 基于 GCN - TCN 的混合模型流程图

Fig. 3 Flowchart of hybrid model based on GCN - TCN

所构建的混合动力学模型以动力系统的实际结构关系为约束基础,对发动机、液压机械传动系统及整车纵向动力学状态间的耦合特性进行统一建模。其中,GCN 用于表征多动力学状态间的结构关联与耦合关系,TCN 用于刻画关键状态在换挡、负载突变及加减速等典型工况下的时序演化特性。通过在模型训练过程引入联合仿真先验信息与动力学一致性约束,在不增加机理模型复杂度的前提下,实现纵向动力学状态的高精度预测与在线修正。

混合建模框架在工程实现层面保持机理模型结构清晰、参数物理含义明确的优势,同时显著提升模型在复杂田间作业工况下预测精度与鲁棒性,可为传动控制策略优化及整机性能分析提供可靠的动力学模型支撑。

1.2.1 AMESim - Simulink 联合仿真模型构建

为揭示大功率 HMCVT 拖拉机在典型作业工况下纵向动力学响应特性,并为混合动力学模型提供可靠的物理先验,基于 AMESim 与 Matlab/Simulink

平台构建拖拉机纵向动力学联合仿真模型。依据实际动力传动系统结构进行模块化建模,实现动力产生、传递及整车纵向运动过程的协同描述。

发动机及液压机械无级变速传动系统在 AMESim 平台建立,用于刻画发动机稳态/瞬态转矩输出特性、液压单元功率调节过程以及行星排与湿式离合器的动力耦合机理,能够反映复杂工况下传动系统的动态响应。整车纵向动力学与轮胎-土壤相互作用模型在 Simulink 平台构建,其中车辆纵向动力学基于牛顿第二定律,综合考虑驱动力、滚动阻力、坡道阻力及外部作业负载对车辆运动的影响;轮胎-土壤相互作用采用 Wismer 经验模型描述驱动轮滑转率与牵引力的非线性关系,以表征典型农田地面条件下牵引特性。

联合仿真采用 5 阶 Runge - utta (ode5) 数值积分算法,选取固定步长求解策略,积分步长设定为 0.001 s,以兼顾计算效率与瞬态精度。仿真模型主要参数配置见表 1。

表 1 联合仿真模型参数

参数	数值
整车质量/kg	12 000
轴距/mm	3 060
铧犁数	5
单犁工作宽度/cm	40 ~ 60
犁具质量/kg	2 780
发动机转速/(r·min ⁻¹)	800 ~ 2 100
H1 挡最小传动比	5.41
HM2 挡传动比	5.41 ~ 2.93
HM3 挡传动比	2.93 ~ 1.56
HM4 挡传动比	1.56 ~ 0.82
HM5 挡传动比	0.82 ~ 0.50
主减速器传动比	35.5
车轮半径/m	1.035

联合仿真通过 AMESim 与 Simulink 接口实现信息交互。在仿真过程,以实车试验采集的发动机请求转速、挡位信号、液压段排量比、道路坡度及犁具负载作为统一输入,驱动模型运行,并输出拖拉机仿真行驶速度。联合仿真模型在结构上保留了动力系统与车辆纵向动力学的主要物理特性,同时避免过度复杂的参数辨识,为 GCN-TCN 数据驱动建模提供了稳定、可解释的物理先验信息。

1.2.2 基于动力学状态图的图卷积网络特征提取方法

图卷积神经网络^[23](GCN)是一类用于图结构数据的深度学习模型,其基本思想是在图结构上执行节点邻域特征聚合与线性变换,实现局部信息与全局拓扑结构的融合。设图结构为 $G=(V,E)$,其中 V 为节点集合, E 为边集合。节点特征矩阵为 $X\in\mathbf{R}^{N\times F}$ (N 为节点数量, F 为单个节点的特征维度),邻接矩阵为 $A\in\mathbf{R}^{N\times N}$ 。GCN 单层传播可表示为

$$H^{(l+1)}=\sigma(D^{-1/2}(A+I)D^{-1/2}H^{(l)}W^{(l)})$$
 (6)

式中 I ——单位矩阵
 D ——矩阵 $A+I$ 的度矩阵
 $H^{(l)}$ ——第 l 层节点特征
 $W^{(l)}$ ——可学习权重矩阵
 $\sigma(x)$ ——激活函数

通过多层传播,GCN 可逐步捕捉图结构的全局依赖信息,实现节点间复杂关联特征的提取。

针对大功率 HMCVT 拖拉机纵向动力学系统中多状态变量存在的强耦合且非线性特点,将关键动力学参量抽象为图节点,包括发动机转速 n_e 、排量比 e 、挡位状态 g 、道路坡度 θ 、犁具负载 F_f 、联合仿真输出车速 v_{sim} 以及实车车速 v_{real} 。依据功率流方

向及动力传递链路构建有向加权动力学状态图 G_d (图 4),节点间边权 w_{ij} 由能量传递效率和结构耦合强度确定,为固定物理先验矩阵,不参与训练更新。图卷积在 G_d 执行后,节点特征更新公式为

$$h_i^{(l+1)}=\sigma\left(\sum_{j\in N_i}\frac{w_{ij}}{\sqrt{d_i d_j}}h_j^{(l)}W^{(l)}\right)$$
 (7)

式中 N_i ——节点 i 的邻域集合
 d_i ——节点 i 的度
 $h_i^{(l)}$ ——第 l 层节点 i 的特征

该运算使每个节点在特征更新过程融合邻域节点的动力学信息,从而刻画不同动力学状态之间的结构耦合特性。

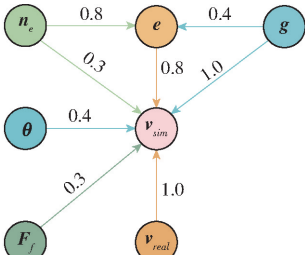


图 4 加权动力学状态矢量图

Fig. 4 Weighted dynamic state vector diagram

1.2.3 面向复杂工况的纵向动力学时序建模方法

纵向动力学时序建模采用时间卷积神经网络^[24](TCN)对系统未来状态进行预测。设 GCN 提取的结构耦合特征为 $H\in\mathbf{R}^{N\times F}$,TCN 的输入为该特征序列,输出为未来 T 步动力学状态 $\hat{Y}\in\mathbf{R}^{N\times T}$ 。TCN 基于因果卷积与扩张卷积实现长序列依赖建模,其前向传播可表示为

$$\hat{Y}=f_{TCN}(H;\Theta_{TCN})$$
 (8)

式中 $f_{TCN}(x)$ ——TCN 网络映射函数
 Θ_{TCN} ——网络可训练参数集合

TCN 基于因果卷积与扩张卷积结构,在保证时间因果性的前提下实现长时间序列依赖建模,从而有效刻画复杂工况下纵向动力学状态的非线性演化特性。在第 l 层卷积中,第 i 个节点在时刻 t 的特征更新可表示为

$$h_i^{(l+1)}(t)=\sigma\left(\sum_{k=0}^{K-1}W_k^{(l)}h_i^{(l)}(t-dk)+b^{(l)}\right)$$
 (9)

式中 K ——卷积核长度
 d ——扩张系数
 $h_i^{(l)}(t)$ ——第 l 层节点特征
 $W_k^{(l)},b^{(l)}$ ——卷积权重、偏置项

通过堆叠多层不同扩张系数的因果卷积结构,TCN 能够在保持计算稳定性的同时捕捉长程时序依赖关系,实现对换挡过程、负载突变及加减速等非稳态工况的有效建模。

模型训练阶段,以真实动力学状态序列 Y 作为监督信号,采用均方误差作为损失函数,计算式为

$$L = \frac{1}{N_1 T} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{t=1}^T (Y_i(t) - \hat{Y}_i(t))^2 \quad (10)$$

式中 L ——损失函数

N_1 ——状态维度

并通过反向传播算法对参数集合 Θ_{TCN} 进行迭代更新。预测阶段,将新的结构耦合特征序列输入训练完成的 TCN 模型,获得未来动力学状态预测结果,并通过反归一化处理恢复对应物理量。

GCN 输出的结构耦合特征作为 TCN 的时序输入,使时间建模过程始终受物理拓扑约束,能够在复杂工况条件下同时刻画系统的非线性特性与长程时序依赖关系。

2 试验数据采集与预处理

2.1 田间试验平台与数据采集方案

以某款额定功率 240 kW 轮式拖拉机为研究对象,在多种典型工况条件下开展田间实测试验,包括空载行驶试验与挂犁作业试验,试验场景如图 5 所示。空载行驶试验在河南省洛阳市试验场地完成,挂犁作业试验在新疆维吾尔自治区塔城地区乌苏市石桥乡试验田开展。试验工况覆盖起步、加速、稳态行驶、换挡过程以及负载扰动等典型农业作业运行状态。针对每类工况分别采集 3 组重复试验数据,共获得 78 组有效样本,以确保试验数据在表征拖拉机动力学特性及运行规律方面具有充分的代表性与统计可靠性。



图 5 实车试验场景

Fig. 5 Real vehicle test scenarios

为实现对拖拉机动力学状态的高精度测量,构建了多源信息融合的数据采集系统,设备组成及安

装位置如图 6 所示。数据采集系统主要包括 HWT905 型九轴高精度传感器(陀螺仪)、MEMS 组合导航系统(GPS)、IPEH - 002022 型分析仪(CAN 分析仪)以及 G3 - 3500 型上位机。各类传感器与采集设备通过统一时钟进行同步,能够满足动力学瞬态过程的数据采集需求。



图 6 试验车辆配置与测量系统布置

Fig. 6 Configuration of test vehicles and layout of measurement systems

1. GPS 基站 2. GPS 从站 3. 控制手柄 4. 油门踏板 5. 上位机 6. CAN 分析仪 7. 陀螺仪

试验采集的主要数据类型及其来源如表 2 所示。其中,拖拉机实车车速由 MEMS 组合导航系统输出的纵向、侧向及垂向线速度分量进行矢量合成计算获得;车轮滑转率则基于 GPS 解算得到的实车车速与 CAN 分析仪采集的驱动轮瞬时转速数据,结合滑转率动力学定义进行计算。

表 2 数据采集与采样配置

Tab. 2 Data acquisition and sampling configuration

试验数据	获取方式	采样频率/Hz
实车车速	GPS	10
车身俯仰角	陀螺仪	10
发动机转速	CAN 分析仪	50
挡位信息	CAN 分析仪	20
变量泵排量比	CAN 分析仪	20
车轮转速	CAN 分析仪	5
犁具负载	CAN 分析仪	10

试验分别在 6 种典型路面工况条件下实施,每种路面工况对应设置 3 个稳态行驶速度等级,并在每一速度工况下重复开展 3 次试验,共获取 78 组有效试验样本,相关试验工况参数见表 3。

2.2 数据预处理与混合模型数据集构建

为保证多源实测数据与联合仿真先验信息在 GCN - TCN 混合动力学模型中有效融合,并减少采样不同步对模型训练稳定性和预测精度的影响,对田间试验采集的多源异构信息进行统一预处理,并构建用于混合动力学建模的监督学习数据集。鉴于 GPS、惯性测量单元及 CAN 总线信号在采样起始时

表 3 试验路况条件与运行速度工况

Tab.3 Test road condition and operating speed conditions

载荷情况	路面条件	路面长度/m	速度/(km·h ⁻¹)
五铧犁	未耕棉花地	800	10、11、12
空载	犁耕地	200	5、7、9
空载	旋耕地	200	5、7、9
空载	茬地	200	5、8、11
空载	水泥路面	650	20、25、30、35
空载	混合路面	300(水泥平地)	25、30、35
		150(3°水泥坡地)	20、25
		60(7°水泥坡地)	10、12、15
		30(9°水泥坡地)	7、9

刻与采样频率上的差异,首先以统一时间基准对各通道数据进行时域对齐,并以 10 Hz 作为参考频率,对低频信号采用三次样条插值方法进行重采样,对高频信号进行等间隔降采样处理,实现各动力学状态量在统一时间轴上的同步表达。为评估插值方法对动力学特征的影响,选取车速、发动机转速为代表量,以原始高频数据降采样结果为基准,采用平均绝

对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)与峰值时刻偏差进行分析。结果表明:相较线性插值与分段三次插值方法,三次样条插值在车速通道的 RMSE 分别降低 11.8% 和 7.6%,发动机转速通道降低 9.3% 和 6.1%,峰值时刻最大偏差小于 0.03 s。上述结果表明三次样条插值在保证趋势一致性的同时具有更优的重构精度,适用于本研究的时序对齐与重采样处理。

以挂犁棉花地路面、行驶速度 10 km/h 工况下代表性试验数据为例,实车动力学状态演化过程及 AMESim-Simulink 联合仿真模型输出的车速响应结果如图 7 所示。平滑处理后的状态信号作为模型输入,其中发动机转速、排量比、挡位状态、道路坡度、犁具负载及车速信号构成输入特征,实车车速及联合仿真输出车速作为监督输出与辅助输入,为 GCN-TCN 混合动力学模型训练提供代表性样本。连续型变量采用最小-最大归一化处理,挡位信号采用独热编码方式表示。

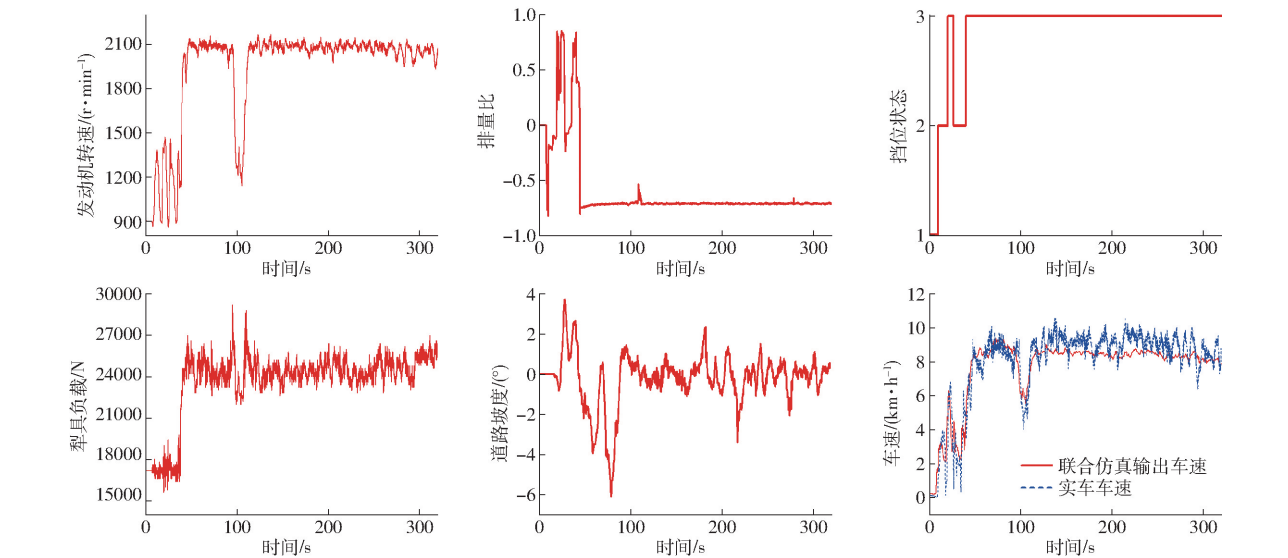


图 7 实车初步仿真数据

Fig.7 Preliminary simulation data of actual vehicle

经上述处理后,最终构建覆盖多路况、多速度及多负载工况的混合动力学数据集,为 GCN-TCN 模型训练与性能评估提供统一、稳定且具有物理一致性的输入基础。

3 仿真试验与结果分析

3.1 混合动力学模型训练与实现

模型基于 PyTorch 1.12.1 实现,并在统一软硬件环境下完成训练与验证。数据预处理、误差计算与结果可视化分别基于 NumPy、Pandas、Scikit-learn 与 Matplotlib 库协同实现。

GCN 部分以发动机转速、排量比、挡位、犁具负

载及道路坡度 5 个关键状态量作为图节点特征,并依据动力传递关系构建 5 × 5 物理邻接矩阵,用于提取动力系统状态之间的空间耦合特性。

在时序建模阶段,围绕时间卷积网络(TCN),时序窗口长度 Q 设为 10。网络超参数通过试验确定:在 GCN 隐藏层维数 {16, 32, 64} 与 TCN 隐藏层维数 {32, 64, 128} 组合下开展网格搜索,以验证集 MAE 与 RMSE 为评价指标进行交叉验证。结果表明,当 GCN 隐藏层维数为 32、TCN 隐藏层维数为 64 时,模型在各工况下均取得最优或次优的综合精度,且参数规模适中、训练稳定性较好;继续增大维度虽能小幅降低训练误差,但测试集泛化性能下降并伴随过

拟合风险。卷积层数设为 3、卷积核尺寸为 3, 在感受野覆盖能力与计算效率间取得较好平衡。为进一步提升泛化能力, 在各隐藏层后引入 Dropout 机制。

模型训练以车速差值(实车车速与联合仿真车速之差)作为监督标签, 采用均方误差(MSE)作为损失函数, 通过 Adam 优化器进行参数更新, 初始学

习率设为 1×10^{-3} , 并采用阶梯式学习率衰减策略以提升训练稳定性与收敛速度。在模型性能评估阶段, 引入 MAE 与 RMSE 作为主要评价指标, 用于衡量车速差值预测精度。训练与测试过程损失函数及 MAE 变化趋势如图 8a、8b 所示, 以实车车速与初步仿真车速的偏差为研究对象, 预测值与真实值变化曲线如图 8c 所示。

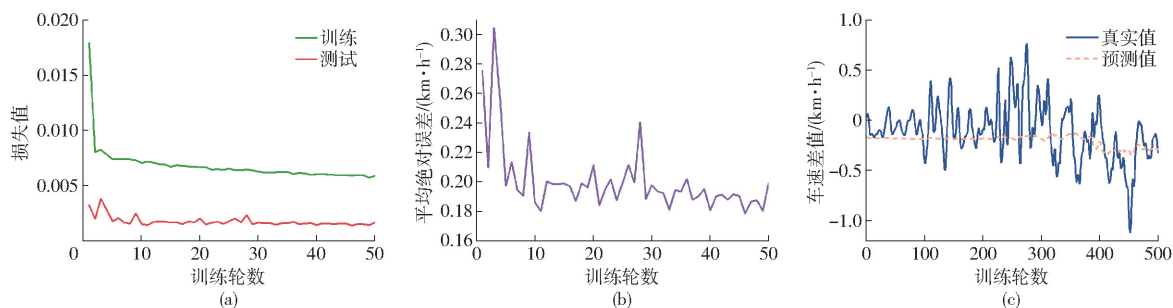


图 8 GCN-TCN 混合动力学模型训练过程与预测效果

Fig. 8 Training process and prediction effect of GCN-TCN hybrid dynamics model

3.2 动力学预测评价指标与基准模型

为全面评价所提出 GCN-TCN 混合动力学模型在复杂田间工况下对拖拉机纵向动力学状态的预测能力^[25], 并充分考虑不同运行阶段下预测误差的物理来源差异, 在分瞬态车速工况与稳定车速工况的前提下, 构建一种基于多误差分解的工况加权灰色关联 (Multi-condition weighted grey relational analysis based on multi-error decomposition, MC-W-GRA) 动力学预测评价方法。在每一类工况内, 分别从相位误差、幅值误差和形状误差 3 个维度对模型预测结果进行评价, 并通过加权融合获得综合预测性能指标。

设第 i 类工况 (起步升速或稳定车速) 下, 实测车速序列为

$$X_i(t) = \{x_i(t) | t=1, 2, \dots, T_i\} \quad (11)$$

模型预测车速序列为

$$\hat{X}_i(t) = \{\hat{x}_i(t) | t=1, 2, \dots, T_i\} \quad (12)$$

在该工况内, 首先定义 3 类误差指标。其中, 以车速响应达到最大斜率和局部极值时刻作为特征点, 其时间偏移量用于计算相位误差 Δ_i^{pha} 。幅值误差用于衡量预测车速与实测车速偏差, 表达式为

$$\Delta_i^{\text{amp}}(t) = |x_i(t) - \hat{x}_i(t)| \quad (13)$$

形状误差用于刻画预测曲线与实测曲线在变化趋势和动态形态上一致性, 通过一阶差分形式表示为

$$\Delta_i^{\text{sha}}(t) = \left| \frac{dx_i(t)}{dt} - \frac{d\hat{x}_i(t)}{dt} \right| \quad (14)$$

针对第 i 类工况和第 k 类误差, $k \in \{\text{pha}, \text{amp}, \text{sha}\}$, 构建灰色关联系数

$$\xi_i^k(t) = \frac{\min_{i,k,t} \Delta_i^k(t) + \zeta \max_{i,k,t} \Delta_i^k(t)}{\Delta_i^k(t) + \zeta \max_{i,k,t} \Delta_i^k(t)} \quad (15)$$

式中 ζ ——分辨系数, 取 0.5

对时间维度取平均, 可得到该工况下第 k 类误差对应的灰色关联度

$$GRA_i^k = \frac{1}{T_i} \sum_{t=1}^{T_i} \xi_i^k(t) \quad (16)$$

考虑不同误差类型在不同工况下的重要性差异, 在工况 i 内引入误差权重 α_i^k , 并构建工况内综合灰色关联度

$$GRA_i^{\text{comp}} = \sum_k \alpha_i^k GRA_i^k \quad (17)$$

其中

$$\sum_k \alpha_i^k = 1$$

权重 α_i^k 依据各误差在不同工况下贡献占比确定。在瞬态工况中, 相位误差占比为 0.15, 幅值误差占比为 0.28, 而形状误差占比为 0.57, 反映预测曲线动态趋势对瞬态响应的重要性; 在稳态工况中, 幅值误差占比为 0.52, 形状误差占比为 0.22, 相位误差占比为 0.26, 体现稳态车速阶段幅值匹配对整体性能的主导作用。上述权重基于各工况下误差分量对 MAE 的贡献率计算, 并经多工况试验验证其合理性。进一步结合瞬态和稳态 2 种工况误差, 构建最终动力学预测评价指标为

$$A_{\text{MC-W-GRA}} = \sum_i GRA_i^{\text{comp}} \quad (18)$$

该评价指标能够在统一框架下同时反映模型在加减速、制动、换挡和转向等阶段对瞬态动力学响应相位与变化形态的预测能力, 以及在稳定车速阶段对车速幅值波动与整体趋势的跟踪能力。其中, 权

重依据拖拉机纵向动力学在不同工况下主要误差来源进行设定,合理性通过多工况试验结果间接验证。评价流程如图 9 所示。与传统单一指标评价方法相比,MC-W-GRA 方法能够揭示瞬态车速工况下

误差主要由动力学和传动特性突变引起,而稳定车速阶段误差则主要由路面扰动和负载波动造成,从而为混合模型的性能分析和优化提供了明确依据。

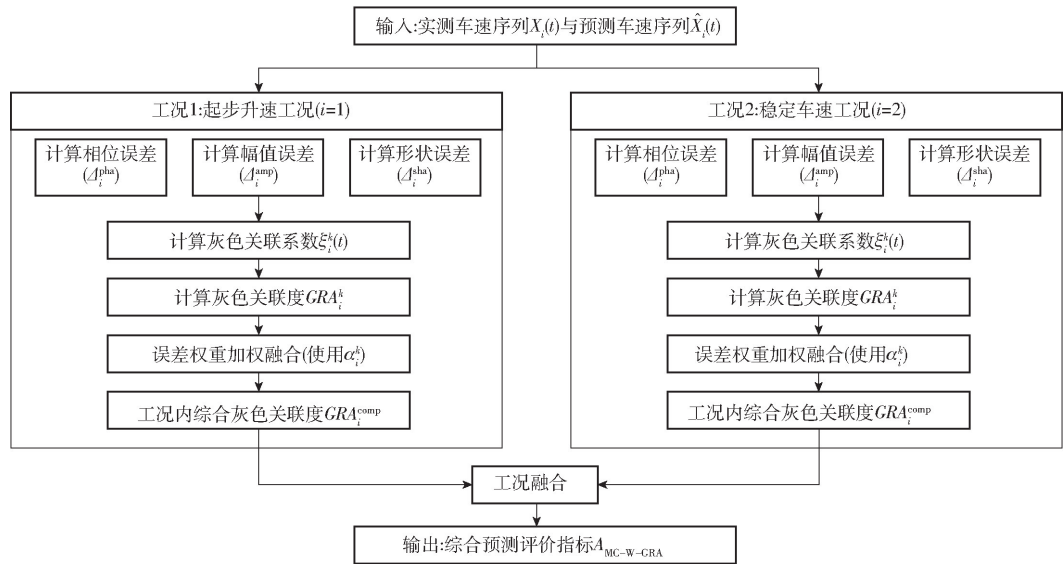


图 9 MC-W-GRA 评价流程图

Fig. 9 MC-W-GRA evaluation flowchart

在基准模型设置方面,选取传统纵向动力学机理模型与基于 TCN 的混合动力学模型作为研究对象。其中,传统动力学模型采用 AMESim-Simulink 联合仿真平台直接输出车速预测结果,用以反映在仅依赖物理机理描述条件下模型对复杂田间工况的适应能力;基于 TCN 的混合动力学模型在保留联合仿真车速作为先验输入的基础上,仅利用 TCN 对多源动力学状态的时间序列特征进行建模,用于评估在不引入结构耦合约束条件下,时序建模方法对预测精度的提升效果。通过上述基准模型与所提出

GCN-TCN 混合模型在相同数据集与评价指标体系下性能分析,可系统揭示结构耦合特征建模与时序建模协同作用对纵向动力学预测性能提升的贡献。

3.3 典型工况下动力学状态预测结果

为全面评价不同模型在典型田间作业工况下纵向动力学预测性能,选取茬地、旋耕地、犁耕地、挂犁棉花地及混合路面等代表性工况,对传统纵向动力学模型、基于 TCN 的混合模型以及本文 GCN-TCN 混合模型的车速预测结果进行分析(图 10)。整体来看,TCN 与 GCN-TCN 混合模型均能够在传统机

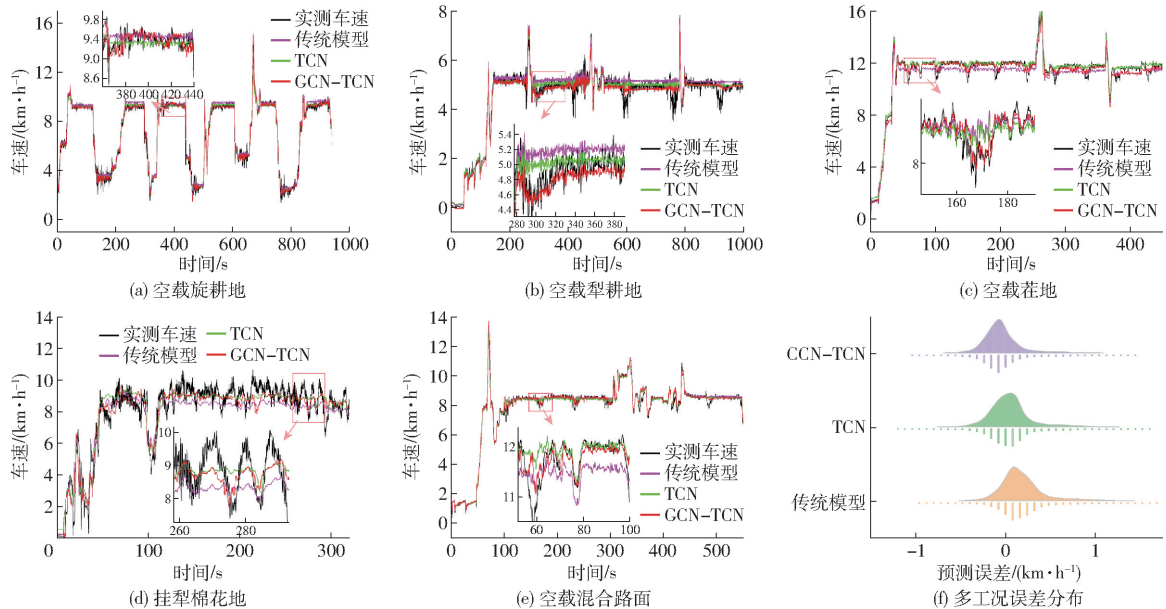


图 10 车速预测结果与误差分布

Fig. 10 Results and error distribution of vehicle speed prediction

理模型基础上对车速输出进行有效修正,使预测结果在整体演化趋势上与实测车速保持更高一致性,表明引入数据驱动补偿机制能够缓解机理模型在复杂田间工况下系统偏差。进一步分析 2 种混合模型可见,TCN 模型在车速整体趋势学习方面表现较好,但在负载突变、发动机转速快速变化及挡位切换等瞬态工况下,对车速动态响应的刻画仍存在局限;相比之下,GCN - TCN 混合模型在保持整体趋势一致性的同时,能够更有效地跟踪工况突变阶段的车速变化,对瞬态动力学响应的适应性和稳定性明显优于 TCN 模型。

基于图 10f 误差概率分布分析可进一步量化各模型预测性能差异。GCN - TCN 误差高度集中,中心接近 0,标准差为 0.365 m/s,四分位距为 0.125 m/s,极端误差占比 1.5%,显示预测几乎无系统性偏差且波动最小;TCN 误差分布较宽,标准差为 0.582 m/s,四分位距为 0.326 m/s,极端误差占比 4.9%,存在一定离散性;传统模型误差最分散,标准差为 0.876 m/s,四分位距为 0.715 m/s,极端误差占比 11.8%,说明预测不稳定且偏差较大。总体来看,GCN - TCN 误差均值接近零,且分布最集中,表明其在预测精度、稳定性及鲁棒性方面均优于 TCN 和传统模型。

在此基础上,采用提出的 MC - W - GRA 评价方法,对不同模型在起步升速工况与稳定车速工况下预测性能进行定量分析。各模型评价指标以多组重复试验结果的平均模型精度进行统计,并将各工况评价结果取平均后得到综合预测精度,以反映模型在全工况域内的总体预测水平,结果见表 4。

表 4 模型预测精度
Tab. 4 Model prediction accuracy %

工况	传统模型	TCN	GCN - TCN
空载旋耕地	93.671	96.887	98.212
空载犁耕地	93.317	95.842	97.258
空载茬地	94.914	97.824	98.265
挂犁棉花地	90.045	92.702	96.823
空载混合路面	94.585	97.021	97.376
水泥路面	97.088	98.071	98.223
综合模型精度	93.937	96.391	97.693

由表 4 可知,在全部测试工况下,传统纵向动力学模型、TCN 混合动力学模型与 GCN - TCN 混合动力学模型预测精度分别为 93.937%、96.391% 和 97.693%。相比传统模型,GCN - TCN 模型整体预测精度提升 3.756 个百分点;相比仅引入时序建模的 TCN 模型,仍提升 1.302 个百分点,表明在联合仿真先验基础上引入动力学结构耦合建模,可进一

步提高纵向动力学预测精度。

从不同工况类型来看,GCN - TCN 模型在负载波动显著、动力学非线性较强的作业工况中优势更加明显。以挂犁棉花地工况为例,传统模型、TCN 模型与 GCN - TCN 模型预测精度分别为 90.045%、92.702% 和 96.823%,GCN - TCN 模型相较传统模型提升 6.778 个百分点。在空载旋耕地和空载茬地工况下,GCN - TCN 模型预测精度均超过 98%,相较传统模型分别提升 4.541 个百分点和 3.351 个百分点,表现出较强的稳定性与一致性。

为进一步考察模型在挡位切换过程适应性,提取各工况中典型“挡位切换-负载突变”片段进行单独评估。结果表明,在换挡瞬态区间内,传统模型对车速响应的相位滞后较为明显,平均瞬态误差达 6.21%;TCN 模型通过时序补偿将误差降至 3.84%,但对动力传递路径突变引起的形状畸变仍难以有效表征。GCN - TCN 模型由于显式嵌入行星排与液压支路的结构耦合关系,在换挡阶段能更准确捕捉转矩重分配过程,瞬态误差进一步降至 2.17%,较传统模型和 TCN 模型分别降低 4.04、1.67 个百分点。以 HM2 到 HM3 挡位切换为例,GCN - TCN 模型对车速跌落幅值的预测偏差控制在 1.8% 以内,相位延迟缩短约 0.12 s,验证了结构约束对抑制换挡非线性的有效作用。在水泥路面等动力学响应相对平稳的工况下,各模型预测精度差异有所减小,但 GCN - TCN 混合模型仍保持最高精度。

综合多工况平均结果与整体模型精度可看出,TCN 主要改善车速幅值误差,而 GCN - TCN 在此基础上进一步降低瞬态相位误差与形状误差,使模型在复杂作业条件下具有更高的综合预测性能,预测精度达到 97.693%。上述结果与预测曲线定性分析一致,表明在机理约束下联合引入动力学结构耦合与时序特征学习,可显著提升大功率 HMCVT 拖拉机纵向动力学预测精度,尤其是在换挡过渡及负载突变等瞬态工况下的模型精度。

4 结论

- (1)构建了基于 AMESim - Simulink 联合仿真与实车多源数据的大功率 HMCVT 拖拉机纵向动力学混合建模框架,在保持发动机-HMCVT-整车纵向动力链关键机理与结构约束的基础上,实现了机理模型与数据驱动模型的深度融合,为复杂田间作业工况下的动力学精确建模与参数在线修正提供了可靠工程基础。
- (2)提出了融合图卷积网络与时间卷积网络的

GCN-TCN 混合建模方法,以传动系统拓扑关系为先验构建状态图,通过 GCN 表征多构件间的能量与自由度耦合特性,TCN 刻画非稳态时序演化规律,显著提升了模型对换挡冲击、负载突变及加减速等

强非线性过程的动态跟踪能力与泛化性能。

(3)多工况试验结果表明,所提模型综合预测精度达到 97.693%,在精度与稳定性上优于传统机理模型和单一时序模型。

参 考 文 献

- [1] 刘凯,龚建伟,陈舒平,等. 高速无人驾驶车辆最优运动规划与控制的动力学建模分析[J]. 机械工程学报, 2018, 54(14): 141-151.
Liu Kai, Gong Jianwei, Chen Shuping, et al. Dynamic modeling analysis of optimal motion planning and control for high-speed self-driving vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(14): 141-151. (in Chinese)
- [2] 刘佳熙,李升波,王建强,等. 车辆智能巡航控制纵向动力学参数快速辨识方法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(10): 6-10, 5.
Liu Jiaxi, Li Shengbo, Wang Jianqiang, et al. A method of vehicle longitudinal dynamics parameters for intelligent cruise control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(10): 6-10, 5. (in Chinese)
- [3] Watanabe M, Sakai K. Impact dynamics model for a nonlinear bouncing tractor during inclined passage[J]. Biosystems Engineering, 2021, 209: 218-232.
- [4] 傅雷,支川银,杨光兴,等. 基于减速坎路面的某六轮特种车瞬态动力学仿真与实验[J]. 拖拉机与农用运输车, 2023, 50(1): 31-35.
Fu Lei, Zhi Chuanyin, Yang Guangxing, et al. Simulation and verification of a six-wheel-vehicle transient dynamics response to a deceleration bump[J]. Tractor & Farm Transporter, 2023, 50(1): 31-35. (in Chinese)
- [5] 聂隐愚. 数据驱动的车辆动力学建模与仿真研究[D]. 成都:西南交通大学, 2016.
Nie Yinyu. Data-driven dynamics modelling and simulation research for railway vehicles[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016. (in Chinese)
- [6] Kong F H, Li J, Jiang B, et al. Short-term traffic flow prediction in smart multimedia system for internet of vehicles based on deep belief network[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 93: 460-472.
- [7] Kraft S, Causse J, Martinez A. Black-box modelling of nonlinear railway vehicle dynamics for track geometry assessment using neural networks[J]. Vehicle System Dynamics, 2019, 57(9): 1241-1270.
- [8] Ye Y, Huang P, Sun Y, et al. MBSNet: a deep learning model for multibody dynamics simulation and its application to a vehicle-track system[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 157: 107716.
- [9] 方培俊,蔡英凤,陈龙,等. 基于车辆动力学混合模型的智能汽车轨迹跟踪控制方法[J]. 汽车工程, 2022, 44(10): 1469-1483, 1510.
Fang Peijun, Cai Yingfeng, Chen Long, et al. Trajectory tracking control method based on vehicle dynamics hybrid model for intelligent vehicle[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(10): 1469-1483, 1510. (in Chinese)
- [10] Zhou Z, Wang Y, Ji Q, et al. A hybrid lateral dynamics model combining data-driven and physical models for vehicle control applications[J]. IFAC-PapersOnLine, 2021, 54(20): 617-623.
- [11] Pan Y, Nie X, Li Z, et al. Data-driven vehicle modeling of longitudinal dynamics based on a multibody model and deep neural networks[J]. Measurement, 2021, 180: 109541.
- [12] Sun X, Wu P, Cai Y, et al. Piecewise affine modeling and hybrid optimal control of intelligent vehicle longitudinal dynamics for velocity regulation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 162: 108089.
- [13] Lu L Q, Zhang Z P, Zhang G L, et al. Application of a deep learning model with physical model constraints and attention mechanism for state prediction in high-power power-shift tractors[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 238: 110883.
- [14] 时培成,孙雨辰,Chakir C,等. 基于物理-学习混合动力学建模的智能车辆横向控制研究[J/OL]. 中国机械工程, 2025-10-15. <https://link.cnki.net/urlid/42.1294.TH.20251014.1910.002>.
- [15] Zhang J, Chen H, He Y. Physics-informed adaptive deep Koopman operator modeling for autonomous vehicle dynamics[J]. Advanced Engineering Informatics, 2026, 71: 104274.
- [16] Zhou B, Yu C, Liu Z, et al. Physics-guided cross-scale temporal attention network for modeling and prediction of multi-axle heavy-duty vehicle dynamics[J]. Results in Engineering, 2026, 29: 108838.
- [17] Lyu H, Guo Y, Liu P, et al. Knowledge-data fusion dominated vehicle platoon dynamics modeling and analysis: a physics-encoded deep learning approach[J]. Information Fusion, 2026, 126: 103622.
- [18] 张家俊. 履带式电动拖拉机动力学分析与整机建模[J]. 现代制造技术与装备, 2021(22): 62-64.
Zhang Jiajun. Dynamic analysis and modeling of tracked electric tractor[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2021(22): 62-64. (in Chinese)

- [20] Liu J, Fan X, Ding H. Investigation of a novel 2R1T parallel mechanism and construction of its variants[J]. *Robotica*, 2021, 39(10): 1834 – 1848.
- [21] Shen H, Tang Y, Wu G, et al. Design and analysis of a class of two-limb non-parasitic 2T1R parallel mechanism with decoupled motion and symbolic forward position solution-influence of optimal arrangement of limbs onto the kinematics, dynamics and stiffness[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2022, 172: 104815.
- [22] Shen H, Tang Y, Ceccarelli M, et al. Design and analysis of a new non-parasitic parallel mechanism for 2T1R motion[J]. *Journal of Mechanisms and Robotics*, 2025, 17(1): 014501.
- [23] Carricato M. Decoupled and homokinetic transmission of rotational motion via constant-velocity joints in closed-branch orientational manipulators[J]. *Transactions of the ASME Journal of Mechanisms and Robotics*, 2009, 1(4): 041008.
- [24] Li Q, Hervé J M, Ye W. Geometric method for type synthesis of parallel manipulators[M]. Singapore: Springer Singapore, 2020: 55 – 71.
- [25] Lin R, Guo W, Cheng S S. Type synthesis of 2R1T remote center of motion parallel mechanisms with a passive limb for minimally invasive surgical robot[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2022, 172: 104766.
- [26] Fan C, Liu H, Zhang Y. Type synthesis of 2T2R, 1T2R and 2R parallel mechanisms[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2013, 61: 184 – 190.
- [27] 张彦斌, 赵浥夫, 李跃松, 等. 无耦合空间移动并联机构型综合[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(1): 325 – 332.
Zhang Yanbin, Zhao Yifu, Li Yuesong, et al. Structural synthesis of uncoupled spatial translational parallel mechanisms[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(1): 325 – 332. (in Chinese)
- [28] Liu X J, Wang J, Pritschow G. A new family of spatial 3-DoF fully-parallel manipulators with high rotational capability[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2005, 40(4): 475 – 494.
- [29] Jin X, Fang Y, Zhang D. Design of a class of generalized parallel mechanisms with large rotational angles and integrated end-effectors[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2019, 134: 117 – 134.

(上接第 396 页)

- [19] 秦艳星, 曹付义, 李辉煌, 等. 基于液压机械无级变速的拖拉机起步预测控制[J]. *农机化研究*, 2024, 46(6): 254 – 258.
Qin Yanxing, Cao Fuyi, Li Huihuang, et al. Predictive control of tractor starting based on hydro-mechanical continuously variable transmission[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2024, 46(6): 254 – 258. (in Chinese)
- [20] 赵崇付, 司金冬, 龚立娇. 电动拖拉机驱动控制系统建模与仿真分析[J]. *新疆农机化*, 2022(1): 15 – 18.
Zhao Chongfu, Si Jindong, Gong Lijiao. Modeling and simulation analysis of drive control system for electrical tractor[J]. *Xinjiang Agricultural Mechanization*, 2022(1): 15 – 18. (in Chinese)
- [21] Lu Liquan, Zhang Zepeng, Zhang Guanglin, et al. Application of a deep learning model with physical model constraints and attention mechanism for state prediction in high-power power-shift tractors[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 238: 110883.
- [22] 谢斌, 罗振豪, 宋正河, 等. 非道路车辆轮胎-土壤相互作用建模方法及试验技术综述[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(11): 51 – 63.
Xie Bin, Luo Zhenhao, Song Zhenghe, et al. Review of off-road vehicle tire – soil interaction modeling methods and experimental techniques[J]. *Transactions of the CSAE*, 2022, 38(11): 51 – 63. (in Chinese)
- [23] 徐冰冰, 岑科廷, 黄俊杰, 等. 图卷积神经网络综述[J]. *计算机学报*, 2020, 43(5): 755 – 780.
Xu Bingbing, Cen Keting, Huang Junjie, et al. A survey on graph convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2020, 43(5): 755 – 780. (in Chinese)
- [24] 毛远宏, 孙琛琛, 徐鲁豫, 等. 基于深度学习的时间序列预测方法综述[J]. *微电子学与计算机*, 2023, 40(4): 8 – 17.
Mao Yuanhong, Sun Chenchen, Xu Luyu, et al. A survey of time series forecasting methods based on deep learning[J]. *Microelectronics & Computer*, 2023, 40(4): 8 – 17. (in Chinese)
- [25] 路力权, 朱忠祥, 宋正河, 等. 基于时间响应误差与灰色关联度的拖拉机动力学模型评价方法[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(12): 158 – 169.
Lu Liquan, Zhu Zhongxiang, Song Zhenghe, et al. Evaluation method of tractor dynamic models based on time response error and grey relational analysis[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(12): 158 – 169. (in Chinese)