doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.13.034

基于改进 LSTM－MPC 的拖拉机 PTO 动态载荷液压加载控制方法研究

闫祥海[1,2]　周　璨[1]　吴依伟[1,2]　王　航[1,2]　董　昊[3]　杜晓晓[3]　徐立友[1,2]

（1.河南科技大学车辆与交通工程学院，洛阳 471003；2.智能农业动力装备全国重点实验室，洛阳 471039；
3.第一拖拉机股份有限公司，洛阳 471000）

摘要：拖拉机 PTO 转矩载荷加载试验是评估动力输出特性与田间作业可靠性的关键手段。由于田间载荷受工况扰动影响具有强随机性与不可重复性，提取其载荷特征并在试验场实现可控、可重复复现具有重要意义。针对转矩液压加载系统强时变非线性及参数动态漂移导致的加载精度不足问题，本文提出一种面向 PTO 转矩载荷谱高精度复现的改进 LSTM－MPC 混合优化控制方法。构建基于预测模型的 MPC 滚动优化框架，利用 LSTM 的时序建模能力刻画系统输入-输出动态关系，并采用数值微扰方法进行梯度近似，结合投影梯度下降实现在线优化求解，以提升载荷谱跟踪精度并兼顾实时性；建立包含斜盘式柱塞泵与先导式溢流阀精细化特性的 AMESim 液压加载系统模型，实现了对斜盘式柱塞泵与先导式溢流阀内部复杂特性的精细化表征并作为控制对象。依托 AMESim－Matlab 联合仿真平台，与当前主流的 FNN－MPC、传统 MPC 以及开环控制进行对比。结果表明，LSTM－MPC 决定系数 R^2 达 0.970 9，最大超调量为 5.32%，在预测精度与动态响应方面具备显著优势，为提升拖拉机 PTO 转矩载荷加载精度提供了新方法。

关键词：拖拉机；液压测功机；LSTM－MPC；PTO；转矩载荷谱；液压加载系统

中图分类号：S232.3；U467.3　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)13-0396-12　　**OSID**：

Hydraulic Loading Control Method for Tractor PTO Dynamic Load Application Based on Improved LSTM－MPC

Yan Xianghai[1,2]　Zhou Can[1]　Wu Yiwei[1,2]　Wang Hang[1,2]　Dong Hao[3]　Du Xiaoxiao[3]　Xu Liyou[1,2]

(1. *College of Vehicle and Traffic Engineering*, *Henan University of Science and Technology*, *Luoyang* 471003, *China*
2. *State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment*, *Luoyang* 471039, *China*
3. *First Tractor Company Limited*, *Luoyang* 471000, *China*)

Abstract: The PTO torque load application test of a tractor is a key approach for evaluating power take-off performance and the reliability of field operations. Because field loads are strongly stochastic and non-repeatable due to operating-condition disturbances, extracting representative load characteristics and reproducing them in a controllable and repeatable test-bench environment is of great significance. To address the insufficient loading accuracy caused by the strong time-varying nonlinearity and dynamic parameter drift of a torque hydraulic loading system, an improved LSTM－MPC hybrid optimization control method for high-precision reproduction of PTO torque load spectra was proposed. A prediction-model-based receding-horizon MPC framework was developed, where the LSTM was employed to capture the input-output dynamics, and numerical perturbation was adopted for gradient approximation, combined with projected gradient descent to achieve online optimization, to enhance spectrum-tracking accuracy while maintaining real-time feasibility. In addition, an AMESim hydraulic loading system model incorporating refined characteristics of the swash-plate axial piston pump and the pilot-operated relief valve was established to provide a detailed representation of the internal nonlinear behaviors and to serve

收稿日期：2026－01－14　修回日期：2026－02－05

基金项目：中原科技创新青年拔尖人才计划项目(ZYQNBJRC2025－02)、河南省高校科技创新人才支持计划资助项目(25HASTIT037)和河南省本科高校青年骨干教师培养计划项目(2024GGJS051)

作者简介：闫祥海(1985—)，男，副教授，博士，主要从事车辆新型传动理论研究，E-mail：9905167@haust.edu.cn

通信作者：徐立友(1974—)，男，教授，博士，主要从事车辆传动理论与控制技术研究，E-mail：xlyou@haust.edu.cn

as the control plant. Based on an AMESim－Matlab co-simulation platform, the proposed method was compared with mainstream FNN－MPC, conventional MPC, and open-loop control. The results showed that the LSTM－MPC achieved a coefficient of determination R^2 of 0.970 9 with a maximum overshoot of 5.32%, demonstrating clear advantages in both prediction accuracy and dynamic response and offering a solution for improving the loading accuracy of tractor PTO torque spectra.

Key words: tractor; hydraulic dynamometer; LSTM－MPC; power take-off; dynamic load spectrum; hydraulic loading system

0　引言

农业机械化是实现农业现代化的重要标志，而农业装备是其重要物质基础，在农业机械化发展中发挥着核心支撑作用[1]。拖拉机作为农业装备中的关键动力设备，其动力输出轴（Power take-off, PTO）用于实现拖拉机与农机具之间的动力传递，其运行稳定性直接影响作业效率和设备安全性[2]。在田间作业条件下，PTO 负载呈现出显著的非线性、时变性及不确定性特征[3]，使得传统拖拉机田间试验难以实现一致性可重复测试，而且试验效率低。因此，将田间试验部分环节移至试验场，基于可进行 PTO 转矩加载的液压系统开展试验场试验，避免在复杂田间环境中直接进行整机测试带来的不确定性和高成本，已成为在可控环境下模拟实际工况、进行可靠测试的重要手段[4]。

在试验场进行拖拉机 PTO 加载试验中，指导转矩加载的转矩载荷谱是 PTO 加载试验的基础[5－6]。为实现有效的真实载荷高精度复现，必须保证负荷车加载过程中施加载荷过程在时间域与幅值特征上均与原始实测载荷谱高度一致，才能确保加载试验的代表性和有效性。因此，载荷谱的加载复现精度成为影响测试结果可信度的关键因素[7]。

拖拉机 PTO 加载试验台是进行整机性能检测的通用核心设备[8]。在载荷谱加载复现研究中，为实现动态加载，研究者从控制策略和加载装置两方面提出了改进思路[9－15]。综上，基于载荷谱的试验台加载方法能够较好地复现田间工况，但由于主要依赖模糊 PID 等传统控制策略，在高频、非平稳载荷条件下仍存在较大的跟踪误差和拟合精度差。

随着深度学习算法的不断发展，其在工业领域的应用日益广泛，为复杂系统的精确控制提供了新方法[16]。然而，目前工程实践中仍以模型预测控制（Model predictive control, MPC）为代表的传统控制策略应用最为普遍[17]。MPC 能够基于系统状态方程实现约束优化与多变量协调控制[18]，但在面对拖拉机 PTO 液压加载等高度非线性的动态系统时，受限于可获得参数与工程简化假设，所建立的状态空间模型往往存在建模误差与不确定性，难以充分表征液压油黏度变化、负载突变等因素引起的复杂动态特性，从而影响预测精度与控制性能[19]。深度学习方法在液压加载系统建模与控制中展现出重要潜力。其中，前馈神经网络（Feedforward neural network, FNN）能够较好地处理输入与输出之间的静态非线性映射，但缺乏对历史信息的记忆能力，其建模结果仅依赖于当前输入，在处理具有强时序相关性的动态过程时难以准确预测未来的负载趋势[20]。相比之下，长短期记忆网络（Long short-term memory, LSTM）通过门控机制有效捕捉长程时序依赖关系，适于拟合加载过程中扭矩、转速等动态参数的演化规律，尤其适配具有强时序相关性的负载预测任务[21]。在此基础上，将 LSTM 的时序预测能力融入传统 MPC 的优化框架，可形成 LSTM－MPC 混合控制策略，即以深度学习预测模型替代显式状态方程，保留 MPC 的滚动优化与约束处理优势，从而有效弥补传统 MPC 在非线性系统预测中的不足，为拖拉机 PTO 液压加载的预测环节提供更高精度的支撑。

为解决拖拉机 PTO 转矩载荷液压加载试验中因系统强时变非线性与参数动态漂移导致的加载精度不足与瞬态超调较大问题，本文提出一种基于改进 LSTM－MPC 的液压加载系统优化控制方法。旨在通过结合 LSTM 的时序建模能力与 MPC 策略的滚动优化控制特性，提升系统在高频动态载荷下的动态跟踪性能与稳态精度，解决传统控制方法在复杂动态负荷下的转矩载荷加载精度不足的问题。

1　拖拉机 PTO 加载试验数据获取

田间 PTO 转矩载荷谱采集是开展 PTO 动态载荷加载试验的基础，并为本文控制方法的联合仿真工况设定与加载效果评价提供真实依据，其数据质量直接影响仿真验证结论的可信度。为开展所提出控制方法的仿真验证，以东方红 LY1304 型轮式拖拉机为试验载体，以旋耕工况为例开展田间试验，PTO 作业转速设置为 540 r/min，采样频率为 200 Hz，对 PTO 输出转矩进行采集。数据测试系统由转矩传感器（型号 HDT05，测试精度 0.3% FS）、数据采集器（NI－9035 型）和上位机及其计算机软件组成，配套农机具为 1GQN－230ZG 型旋耕机，田间载荷谱采

集试验如图 1 所示。



图 1 田间载荷谱采集试验场景

Fig. 1 Field load spectrum acquisition test

根据载荷谱功率谱密度图(图 2),拖拉机 PTO 载荷谱的能量集中分布在 0 ~ 40 Hz 频段内,而在 40 Hz 以上频段,功率谱密度幅值出现量级性衰减,其对整体载荷的能量贡献可忽略不计。因此,为有效提取载荷主频特征并抑制高频噪声,选择 40 Hz 作为截止频率对原始载荷谱进行低通滤波处理[22],原始载荷谱与降噪载荷谱如图 3 所示。

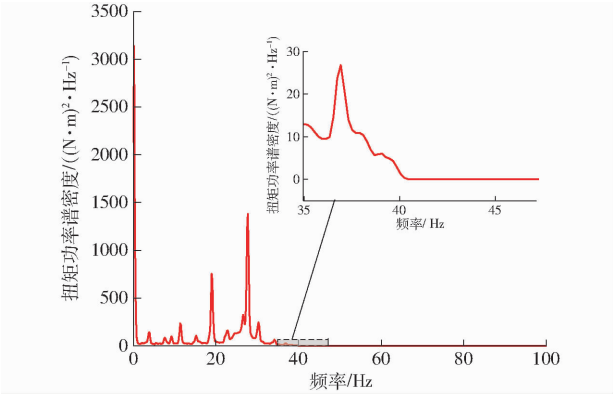

图 2 载荷谱功率谱密度图

Fig. 2 Power spectral density plot of load spectrum

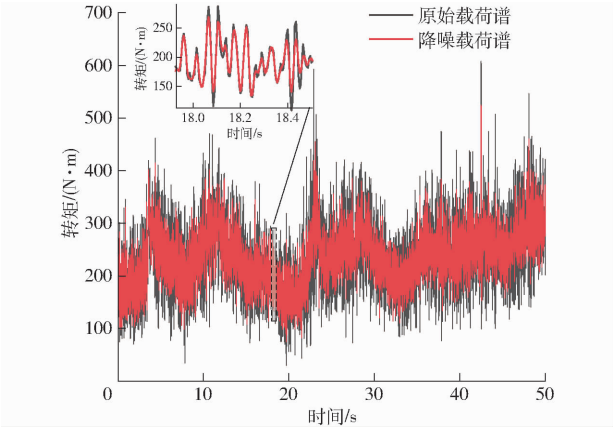

图 3 原始载荷谱与降噪载荷谱

Fig. 3 Original load spectrum and denoised load spectrum

2 拖拉机 PTO 动态载荷液压加载控制原理和方法

为了说明本文所提出的 LSTM - MPC 液压加载控制方法的实现流程与系统结构,图 4 展示了仿真控制总体框架,该框架包括 PTO 液压加载系统建模、LSTM 预测模块、MPC 优化模块与控制输出之间的逻辑关系与数据流向,为后续仿真验证提供参考。

2.1 基于 LSTM 的非线性预测模型

针对拖拉机 PTO 液压加载系统中由油液压缩性、比例阀磁滞特性及管路动态延迟引发的强时变非线性特征,传统的物理机理建模难以精确描述全工况下的动态响应。将 LSTM 神经网络构建为非线性自回归状态空间预测模型,通过深度学习的数据表征能力,对液压系统的非线性动力学演化过程进行重构,为后续 MPC 滚动优化提供可用的多步预测输出。

2.1.1 LSTM 潜在状态空间表述

不同于将 LSTM 仅作为黑盒映射,本文将其内部状态用于表征系统未显式建模的动态信息。定义隐藏状态 $\boldsymbol{h}_t$ 和细胞状态 $\boldsymbol{C}_t$ 为系统的潜在状态,二者均为网络内部变量,并非液压系统可直接测量的物理状态,进一步定义综合潜在状态向量 $\boldsymbol{S}_t$ 为

$$\boldsymbol{S}_t = [\boldsymbol{C}_t \quad \boldsymbol{h}_t]^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

在此基础上,定义系统的状态演化映射 F_{state} 与输出映射 F_{out} 为

$$\begin{cases} \boldsymbol{S}_t = F_{\mathrm{state}}(\boldsymbol{S}_{t-1}, \boldsymbol{\xi}_t; \boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{LSTM}}) \\ \hat{y}_t = F_{\mathrm{out}}(\boldsymbol{h}_t; \boldsymbol{W}_y, \boldsymbol{b}_y) \end{cases} \tag{2}$$

其中 $\boldsymbol{\xi}_t = [u_t \quad u_{t-1} \quad y_{t-1}]^{\mathrm{T}}$

式中 t——离散采样时间步序号

$\boldsymbol{S}_{t-1}$——$t-1$ 时刻综合潜在状态向量

$\boldsymbol{\xi}_t$——t 时刻的系统输入特征向量

u_t——当前时刻控制输入

u_{t-1}——前一时刻控制输入

y_{t-1}——前一时刻系统实际输出

$\boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{LSTM}}$——LSTM 层的网络参数集合

$\hat{y}_t$——t 时刻模型的预测输出值

$\boldsymbol{W}_y$、$\boldsymbol{b}_y$——回归输出层的权重矩阵与偏置项

为充分利用液压系统的历史动态信息,本文采用滑动序列窗口作为网络输入,窗口长度 L 取 20,每个时刻的输入特征为 u_t、u_{t-1}、y_{t-1}。为保证训练与在线控制一致性,控制输入与输出均采用 min - max 归一化映射到区间[0,1],在线控制中沿用相同归一化参数。网络结构采用单层 LSTM(隐藏单元数为 64,输出取序列末端状态表征)与全连接回归输出层组成。

2.1.2 门控结构与状态更新机制

LSTM 门控机制在信息筛选与记忆更新上的作用,可与液压系统中的耗散与记忆特性进行定性类

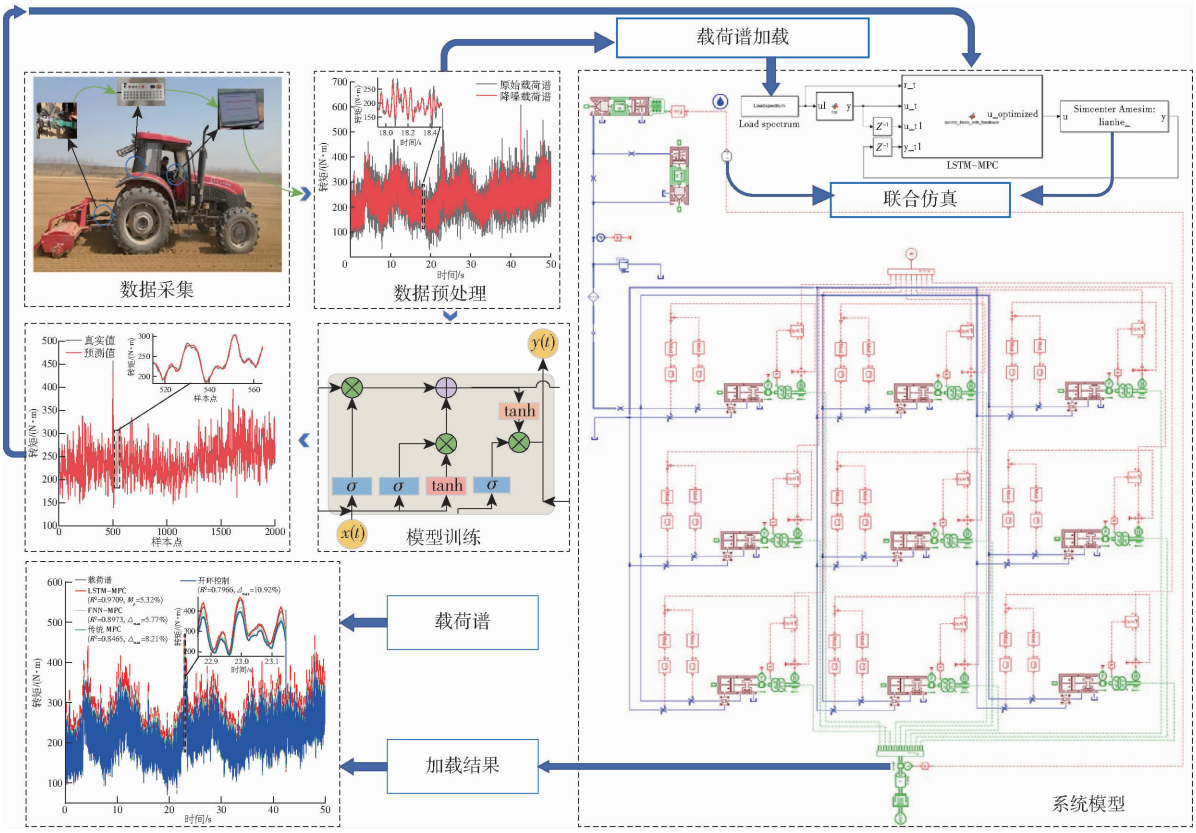

图 4　系统仿真控制总体框架图

Fig. 4　Overall framework of system simulation and control

比，以增强模型与物理过程的对应关系：

（1）遗忘门：t 时刻遗忘门的激活向量 $\boldsymbol{f}_t$ 决定了上一时刻细胞状态 $\boldsymbol{C}_{t-1}$ 在当前时刻的保留程度，可用于类比液压系统在负载切换或卸载过程中的压力耗散与阻尼效应，激活向量 $\boldsymbol{f}_t$ 表达式为

$$\boldsymbol{f}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f[\boldsymbol{h}_{t-1} \quad \boldsymbol{\xi}_t] + \boldsymbol{b}_f) \tag{3}$$

式中　$\sigma(\cdot)$——Sigmoid 激活函数

$\boldsymbol{W}_f$——遗忘门权重矩阵

$[\boldsymbol{h}_{t-1} \quad \boldsymbol{\xi}_t]$——上一时刻隐藏状态与当前输入的向量矩阵

$\boldsymbol{b}_f$——遗忘门偏置向量

（2）输入门：t 时刻输入门的激活向量 $\boldsymbol{i}_t$ 控制当前输入信息 $\widetilde{\boldsymbol{C}}_t$ 更新到细胞状态的权重，可用于类比先导式溢流阀在不同开度下对系统压力建立的动态增益特性，其表达式为

$$\boldsymbol{i}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i[\boldsymbol{h}_{t-1} \quad \boldsymbol{\xi}_t] + \boldsymbol{b}_i) \tag{4}$$

$$\widetilde{\boldsymbol{C}}_t = \tanh(\boldsymbol{W}_c[\boldsymbol{h}_{t-1} \quad \boldsymbol{\xi}_t] + \boldsymbol{b}_c) \tag{5}$$

式中　$\boldsymbol{W}_i$——输入门权重矩阵

$\boldsymbol{b}_i$——输入门偏置向量

$\widetilde{\boldsymbol{C}}_t$——$t$ 时刻候选细胞状态

$\tanh(\cdot)$——双曲正切激活函数

$\boldsymbol{W}_c$——细胞状态候选权重矩阵

$\boldsymbol{b}_c$——细胞状态候选偏置向量

（3）状态更新：细胞状态的更新体现历史信息和当前增量信息的非线性叠加，可用于解释液压系统的累积效应，其表达式为

$$\boldsymbol{C}_t = \boldsymbol{f}_t \odot \boldsymbol{C}_{t-1} + \boldsymbol{i}_t \odot \widetilde{\boldsymbol{C}}_t \tag{6}$$

式中　$\odot$——哈达玛积，表示向量对应元素相乘

$\boldsymbol{f}_t \odot \boldsymbol{C}_{t-1}$——经遗忘门衰减后的历史记忆

$\boldsymbol{i}_t \odot \widetilde{\boldsymbol{C}}_t$——经输入门增益后的新信息

（4）输出门：t 时刻输出门的激活向量 $\boldsymbol{o}_t$ 调控细胞状态向隐藏状态 $\boldsymbol{h}_t$ 的映射，决定内部记忆对外部响应的贡献强度，其表达式为

$$\boldsymbol{o}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o[\boldsymbol{h}_{t-1} \quad \boldsymbol{\xi}_t] + \boldsymbol{b}_o) \tag{7}$$

$$\boldsymbol{h}_t = \boldsymbol{o}_t \odot \tanh(\boldsymbol{C}_t) \tag{8}$$

式中　$\boldsymbol{W}_o$——输出门权重矩阵

$\boldsymbol{b}_o$——输出门偏置向量

最终通过全连接层输出预测转矩为

$$\hat{y}_t = \boldsymbol{W}_y \boldsymbol{h}_t + \boldsymbol{b}_y \tag{9}$$

2.2　基于预测模型的 MPC 优化控制问题构建

在获得 LSTM 预测模型后，控制层需在每个采样时刻求解满足约束的近似最优控制序列，并施加首项实现滚动时域闭环。鉴于 LSTM 预测模型的非线性，优化问题通常呈非凸形式，本文构建基于投影梯度迭代的在线求解框架，并采用数值微扰近似获得梯度信息，同时引入热启动以降低迭代开销，从而

兼顾求解可实现性与实时性。

2.2.1 目标函数与约束条件

定义预测时域为 N_p,控制时域为 N_c。本文控制器实现取 $N_p=15$,$N_c=3$。在 t 时刻,待优化的控制序列 $\boldsymbol{U}_t$ 为

$$\boldsymbol{U}_t=[u_{t|t}\quad u_{t+1|t}\quad\cdots\quad u_{t+N_c-1|t}]^{\mathrm{T}}\tag{10}$$

控制增量序列 $\Delta u_{t+k|t}$ 为

$$\Delta u_{t+k|t}=u_{t+k|t}-u_{t+k-1|t}\quad(k=0,1,\cdots,N_c-1)\tag{11}$$

其中,当 $k=0$ 时,$u_{t-1|t}$ 取为上一采样时刻已施加的实际控制量 u_{t-1}。

构建二次型目标函数 $J_t(\boldsymbol{U}_t)$,最小化预测时域内的累积跟踪误差与控制增量,以平衡加载精度与执行机构的平稳性,二次型目标函数为

$$J_t(\boldsymbol{U}_t)=\sum_{k=1}^{N_p}Q(r_{t+k}-\hat{y}_{t+k|t})^2+\sum_{k=0}^{N_c-1}R(\Delta u_{t+k|t})^2\tag{12}$$

约束条件为

$$u_{\min}\leqslant u_{t+k|t}\leqslant u_{\max}\tag{13}$$

式中 r_{t+k}——$t+k$ 时刻的目标值

$\hat{y}_{t+k|t}$——t 时刻对 $t+k$ 时刻的预测输出值

Q——误差权重系数,调节系统对跟踪精度的重视程度,取 0.5

R——控制权重系数,调节系统对控制平稳性的重视程度,取 0.001

$u_{\min}$、$u_{\max}$——先导式溢流阀控制信号的下限与上限

在本文方法的具体实现中,一方面通过式(13)设定控制增量的硬约束边界以保护执行机构,另一方面在目标函数式(12)中引入 $\Delta u_{t+k|t}$ 惩罚实现软约束优化,以在保证安全的前提下尽可能降低液压冲击并兼顾峰值跟踪能力。

2.2.2 梯度计算与有限差分近似

为利用梯度下降法求解由长短期记忆网络预测模型引入的非线性约束优化问题,需计算目标函数对控制序列的梯度。预测输出向量 $\hat{\boldsymbol{Y}}_t$ 与参考向量 $\boldsymbol{R}_t$ 为

$$\hat{\boldsymbol{Y}}_t=[\hat{y}_{t+1|t}\quad\hat{y}_{t+2|t}\quad\cdots\quad\hat{y}_{t+N_p|t}]^{\mathrm{T}}\tag{14}$$

$$\boldsymbol{R}_t=[r_{t+1}\quad r_{t+2}\quad\cdots\quad r_{t+N_p}]^{\mathrm{T}}\tag{15}$$

误差向量 $\boldsymbol{E}_t=\boldsymbol{R}_t-\hat{\boldsymbol{Y}}_t$。同时定义控制增量向量 $\Delta\boldsymbol{U}_t$ 为

$$\Delta\boldsymbol{U}_t=[\Delta u_{t|t}\quad\Delta u_{t+1|t}\quad\cdots\quad\Delta u_{t+N_c-1|t}]^{\mathrm{T}}\tag{16}$$

则式(12)可改为

$$J_t(\boldsymbol{U}_t)=Q\boldsymbol{E}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}_t+R\Delta\boldsymbol{U}_t^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{U}_t\tag{17}$$

根据链式法则,目标函数梯度向量 $\nabla J_t(\boldsymbol{U}_t)$ 可展开为

$$\nabla J_t(\boldsymbol{U}_t)=\frac{\partial J_t}{\partial\boldsymbol{U}_t}=-2Q\left(\frac{\partial\hat{\boldsymbol{Y}}_t}{\partial\boldsymbol{U}_t}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}_t+2R\left(\frac{\partial\Delta\boldsymbol{U}_t}{\partial\boldsymbol{U}_t}\right)^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{U}_t\tag{18}$$

式中 $\frac{\partial\hat{\boldsymbol{Y}}_t}{\partial\boldsymbol{U}_t}$——预测模型雅可比矩阵,用于描述控制序列 $\Delta\boldsymbol{U}_t$ 的微小扰动对未来预测输出 $\hat{y}$ 的敏感度

$\frac{\partial\Delta\boldsymbol{U}_t}{\partial\boldsymbol{U}_t}$——差分映射的雅可比矩阵

由于预测模型 $\hat{y}$ 是基于 LSTM 的复杂嵌套函数,解析求导困难且在线计算代价高。为降低实现复杂度,本文采用数值微扰法直接对目标函数作有限差分以获得梯度分量。对第 j 次迭代得到的当前控制序列 $\boldsymbol{U}_t^{(j)}$ 施加微小扰动 $\varepsilon>0$,梯度近似为

$$\nabla J_t(\boldsymbol{U}_t^{(j)})(i)\approx\frac{J_t(\boldsymbol{U}_t^{(j)}+\varepsilon\boldsymbol{e}_i)-J_t(\boldsymbol{U}_t^{(j)})}{\varepsilon}\quad(i=1,2,\cdots,N_c)\tag{19}$$

式中 $\boldsymbol{e}_i$——单位基向量,在第 i 个分量为 1,表示仅对第 i 个控制步长进行扰动

ε——扰动步长,取 1×10^{-3}

当控制量接近幅值边界时,为避免扰动后控制变量超出可行域,梯度的有限差分估计采用单侧差分:若正向扰动 $\boldsymbol{U}_t^{(j)}+\varepsilon\boldsymbol{e}_i$ 可能越界,则改用负向扰动 $\boldsymbol{U}_t^{(j)}-\varepsilon\boldsymbol{e}_i$,从而保证梯度估计的可行性与数值稳定性。

2.2.3 热启动与投影约束的在线求解流程

为了在实时性约束下减少优化迭代次数,引入热启动策略。利用系统状态在相邻采样时刻的连续性,将上一时刻的最优控制序列 $\boldsymbol{U}_{t-1}^{*}$ 进行时域平移,并将末位控制量进行保持填充,作为当前时刻优化求解的初始猜测值 $\boldsymbol{U}_t^{(0)}$,即

$$\boldsymbol{U}_t^{(0)}=[u_{t|t-1}^{*}\quad u_{t+1|t-1}^{*}\quad\cdots\quad u_{t+N_c-1|t-1}^{*}]^{\mathrm{T}}\tag{20}$$

式中 $*$——上一采样时刻优化问题求得的最优控制序列中的对应分量

基于该初始值与式(18)给出的梯度,构建控制律的迭代更新公式

$$\widetilde{\boldsymbol{U}}_t^{(j+1)}=\boldsymbol{U}_t^{(j)}-\alpha\nabla J_t(\boldsymbol{U}_t^{(j)})\tag{21}$$

式中 $\widetilde{\boldsymbol{U}}_t^{(j+1)}$——梯度下降得到的未投影候选控制序列

α——学习率,决定梯度下降收敛的速度

本文在线求解最大迭代次数取 15,学习率 α 取 0.001。

为处理物理约束,在每次更新后引入投影函数,

将控制序列映射到可行域 Ω 内，即

$$\boldsymbol{U}_t^{(j+1)} = \Pi_{\Omega}(\widetilde{\boldsymbol{U}}_t^{(j+1)}) \tag{22}$$

式中　$\Pi_{\Omega}(\cdot)$——投影算子

Ω——由式(13)给出的控制幅值可行域

为抑制开环预测的累积误差，算法引入实时反馈校正。在 t 时刻施加控制量 $u_t = u_{t|t}^*$ 后，将测得的实际输出 y_t 与最新控制量对输入序列窗口进行滑动更新，从而对下一采样时刻的预测起点进行闭环校正。随后在 $t+1$ 时刻重新滚动求解并施加首项控制，实现滚动时域闭环控制。LSTM－MPC 控制流程如图 5 所示。

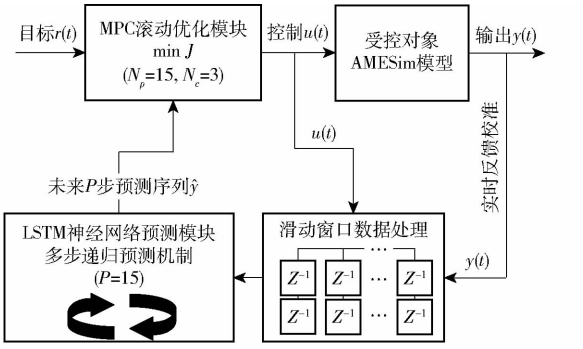

图 5　LSTM－MPC 流程图

Fig. 5　LSTM－MPC flowchart

2.3　对比方法与试验方案设计

2.3.1　FNN 建模对比基准

为构建对比算法，采用 FNN 建立输入与输出之间的静态非线性映射关系[23]。为保证对比的公平性，FNN 与 LSTM 在输入信息构成、数据预处理、训练集与测试集划分策略以及递归评估协议方面保持一致。

FNN 网络结构如图 6 所示，由输入层、单隐藏层、Dropout 层和回归输出层构成，其中隐藏层采用 ReLU 激活函数，神经元数为 64，Dropout 比例为 0.5。网络训练采用 Adam 优化算法，以均方误差为损失函数进行参数迭代，最大训练轮数为 80，mini－batch 大小为 32，初始学习率为 0.001，并引入 L_2 正则化系数 0.001 以抑制过拟合。

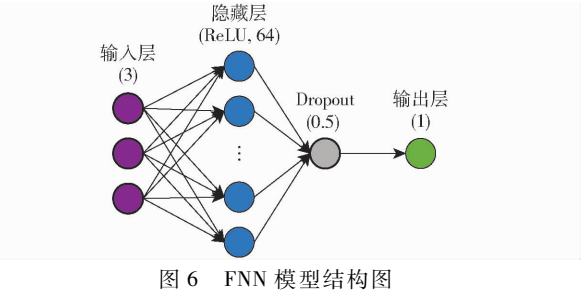

图 6　FNN 模型结构图

Fig. 6　Structural diagram of FNN model

为更贴近滚动预测的实际应用场景，验证阶段采用分段递归预测策略对测试序列进行连续工况评估。设分段校正周期 P 为 15，在每个递推段起始时刻使用真实输出对递推初始值进行校正，而段内其余时刻使用上一时刻预测输出作为反馈量参与下一步预测，从而量化模型在递推过程中的误差累积特性。

2.3.2　传统线性 MPC 控制基准

为客观定量地评估所提 LSTM－MPC 算法的控制增益与鲁棒性，本研究引入基于物理辨识模型的传统线性 MPC 作为试验对照组。通过对比神经网络预测模型与经典线性辨识模型在复杂动态载荷下的控制性能差异，可清晰地界定线性控制理论在处理复杂动力学时的性能边界，从而定量揭示引入神经网络以刻画系统深层非线性特征的必要性。

需要指出的是，实际液压加载系统具有显著的非线性与参数时变特征，这主要源于复杂的流体动力学特性、执行机构摩擦力的非线性波动以及物理参数的动态漂移。因此，本研究对比试验旨在定量验证，相较于依赖离线参数的线性方案，本文所提 LSTM－MPC 在应对执行机构参数漂移与非线性扰动方面具备显著的性能优势。

2.4　性能指标与闭环稳定性分析

2.4.1　性能评价指标

为客观评估 LSTM－MPC 控制方法在拖拉机 PTO 动态加载过程中的控制精度与稳定性，引入决定系数(R^2)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)以及最大超调量(M_p)作为量化评价指标。其中，R^2 反映系统输出与目标载荷谱之间的相关程度；MAE 用于衡量稳态跟踪的平均偏差水平；RMSE 对动态过程中的大幅偏差较为敏感，可表征系统在载荷变化时的波动程度；M_p 则用于评价载荷阶跃或突变时的瞬态超调百分比，是评估系统动态安全性的重要依据。

2.4.2　闭环稳定性分析

为验证 LSTM－MPC 算法在离散时间域内的闭环稳定性，采用模型预测控制理论中的最优值函数方法。选取 t 时刻优化问题的最优目标函数值作为李雅普诺夫候选函数 $V(x_t)$[24]，通过分析其在相邻采样时刻的差分性质讨论闭环误差的收敛特征。

定义 t 时刻的李雅普诺夫函数为当前状态下的最优目标函数，为

$$V(x_t) = J_t(\boldsymbol{U}_t^*) \tag{23}$$

式中　x_t——闭环分析所需的增广状态

$\boldsymbol{U}_t^*$——t 时刻满足约束的最优控制序列解

由于 $Q>0$，$R>0$，且平方项非负，因此 $V(x_t) \geqslant 0$。

假设在 t 时刻优化问题可行并得到 $\boldsymbol{U}_t^*$，构造

$t+1$ 时刻的候选可行序列,为

$$\widetilde{\boldsymbol{U}}_{t+1}=\left[\begin{array}{cccccc}u_{t+1|t}^{*} & u_{t+2|t}^{*} & \cdots & u_{t+N_c-1|t}^{*} & u_{t+N_c-1|t}^{*}\end{array}\right]^{\mathrm{T}} \tag{24}$$

在约束可行域 $\boldsymbol{\Omega}$ 不随时间变化、且末项保持操作不破坏幅值约束的条件下,$\widetilde{\boldsymbol{U}}_{t+1}\in\boldsymbol{\Omega}$,从而若 t 时刻可行,则 $t+1$ 时刻至少存在可行解,递归可行性成立。

记 $t+1$ 时刻采用候选序列$\widetilde{\boldsymbol{U}}_{t+1}$的目标函数值为 $\tilde{J}_{t+1}(\widetilde{\boldsymbol{U}}_{t+1})$。根据最优性原理可得

$$V(x_{t+1})=J_{t+1}(\boldsymbol{U}_{t+1}^{*})\leqslant\tilde{J}_{t+1}(\widetilde{\boldsymbol{U}}_{t+1}) \tag{25}$$

在理想情形(预测模型无误差且优化求解充分精确)下,候选序列对应的目标函数可表示为

$$\tilde{J}_{t+1}(\widetilde{\boldsymbol{U}}_{t+1})=J_t(\boldsymbol{U}_t^{*})-l_t \tag{26}$$

其中阶段代价 l_t 可取为

$$l_t=Q\left(r_{t+1}-\hat{y}_{t+1|t}\right)^2+R\left(\Delta u_{t|t}\right)^2\geqslant 0 \tag{27}$$

将式(25)与式(26)联立可得标准 MPC 意义下的递减关系

$$V(x_{t+1})-V(x_t)\leqslant -l_t \tag{28}$$

考虑 LSTM 预测存在误差的工程实际,假设预测误差有界:对任意预测步 $k=1,2,\cdots,N_p$,存在常数 $\bar{d}>0$ 使得

$$|y_{t+k}-\hat{y}_{t+k|t}|\leqslant\bar{d} \tag{29}$$

则式(26)在存在模型误差时可表示为带扰动项的上界形式,即

$$\tilde{J}_{t+1}(\widetilde{\boldsymbol{U}}_{t+1})\leqslant J_t(\boldsymbol{U}_t^{*})-l_t+r(\bar{d}) \tag{30}$$

其中,$r(\bar{d})\geqslant 0$ 为由预测误差引入的有界项,与误差上界 $\bar{d}$ 单调相关。

结合式(25),可得

$$V(x_{t+1})-V(x_t)\leqslant l_t+r(\bar{d}) \tag{31}$$

由离散时间李雅普诺夫实用稳定性结论可知:当 $l_t>r(\bar{d})$ 时,$V(x_t)$ 下降;当系统进入使 $l_t\leqslant r(\bar{d})$ 的邻域后,$V(x_t)$ 仍保持有界,从而闭环跟踪误差收敛到与 $\bar{d}$ 有关的有界集合内,即闭环系统满足一致最终有界性。

3 拖拉机 PTO 液压加载系统机理建模与仿真模型构建

3.1 液压加载系统工作原理与动力学特性分析

液压加载式 PTO 测试系统是开展拖拉机 PTO 动态载荷加载试验与载荷复现研究的重要基础平台。液压系统原理如图 7 所示。该系统以斜盘式变量柱塞泵 V30D-520 为主要执行元件,其最高转速为 1 500 r/min,额定压力为 40 MPa。柱塞泵排量通过比例电磁铁调节斜盘倾角实现连续可变控制,输出范围覆盖被试机型的最大转矩需求。结合高精度压力传感器与先导式溢流阀 AGMZOA *-32 构建闭环控制,该溢流阀开启压力范围 1 ~ 35 MPa。系统依据载荷谱调节系统压力,从而驱动液压泵输出转矩并与 PTO 轴耦合,实现动态加载过程。

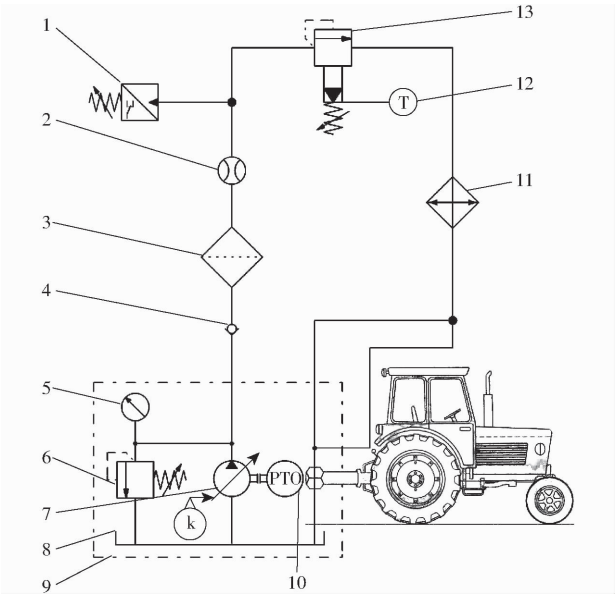

图 7 液压系统原理图

Fig. 7 Schematic of hydraulic system

1. 压力传感器 2. 流量计 3. 过滤器 4. 单向阀 5. 压力计 6. 溢流阀 7. 液压泵 8. 油箱 9. 泵单元 10. 动力输出轴 11. 风冷却器 12. 载荷谱 13. 先导式溢流阀

为实现对液压加载系统加载功率与加载转矩的精确调控,需合理调节变量柱塞泵的输出流量和系统压力,以适应不同型号拖拉机动力输出特性的测试需求。加载功率由系统压力与流量共同决定,并受系统机械效率影响;加载转矩主要由系统压力与泵排量决定。在结构与安全约束下,液压系统最高工作压力存在上限,不超过 35 MPa。当液压泵输入转速保持恒定时,流量随泵排量变化而变化,因此通过连续调节变量柱塞泵排量即可实现流量的连续可调,配合系统压力的调节,可在恒速条件下实现加载功率与加载转矩的连续可控。

3.2 基于 AMESim 的液压加载系统仿真模型搭建

本研究采用 AMESim 软件建立液压系统仿真模型,基于前述液压系统原理图进行模型构建。在 AMESim 软件中,选用液压元件设计库 HCD(Hydraulic component design)中的相应元件构建关键执行单元。

在液压加载系统中,先导式溢流阀作为关键加载元件,在系统压力调节与稳定中发挥着核心作用。其主要功能是根据控制信号自动调节主阀的开启程度,从而实现对系统加载压力的动态控制[25]。

斜盘式轴向柱塞泵作为主要的输出元件，其功能是通过内部柱塞在斜盘偏置驱动下的往复运动，实现对系统压力的建立与维持，从而对 PTO 轴施加液压转矩负载。本系统采用九柱塞结构的斜盘式轴向柱塞泵，以提升输出流量的连续性和压力响应的稳定性，满足动态加载工况下对输出性能的高要求[26]。

为了全面反映液压加载系统的工作原理与动态特性，在 AMESim 中构建了完整的液压加载系统模型，液压系统整体仿真模型如图 8 所示。

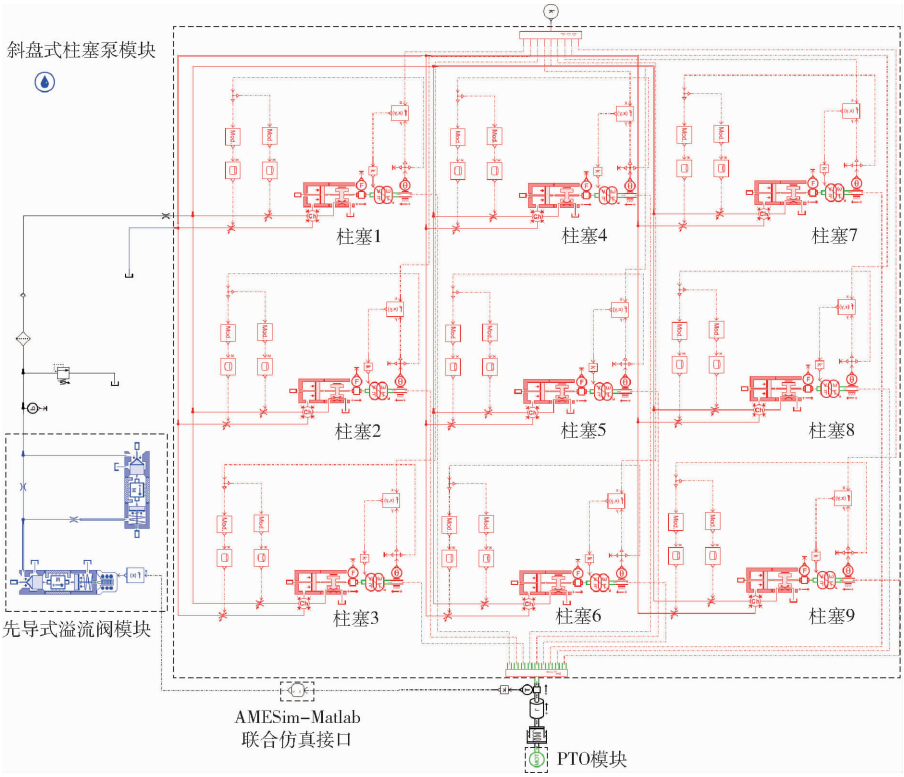

图 8　液压系统整体仿真模型

Fig. 8　Overall simulation model of hydraulic system

4　仿真结果分析与讨论

4.1　LSTM 模型训练与验证

为训练 LSTM 预测模型，本文采用监督学习方法，并通过滑动窗口将载荷谱时序数据构造为序列样本。首先对输入 u 与输出 y 进行 min－max 归一化，并在训练与验证中保持一致，随后将构造得到的序列样本划分为训练集与验证集，比例为 4∶1。以 $\boldsymbol{\xi}_t=[u_t \quad u_{t-1} \quad y_{t-1}]^{\mathrm{T}}$ 构造三维特征，并以 y_t 作为监督标签。在此基础上采用窗口长度 $L=20$ 形成序列输入 X_s，并以窗口末端对应的输出作为样本标签，从而形成序列到标量的单步预测训练数据集。网络由三维序列输入层、LSTM 隐藏层（隐藏单元数为 64，输出取序列末端状态表征）、全连接回归层（输出维度为 1）以及回归输出层组成[27]。模型训练采用 Adam 优化算法，最大训练轮数为 80，mini－batch 大小为 32，初始学习率为 0.001。

在验证阶段，为模拟在线应用场景，保持测试序列的时序连续性，并采用多步递归方式评估模型的预测性能。递推过程中将上一时刻输出作为下一时刻特征中的历史输出项。为减轻纯递推带来的误差累积，本文引入分段校正机制，校正周期 P 取 15。具体而言，每隔 P 步将历史输出项置为真实测量值，其余步使用上一时刻预测值进行反馈更新。LSTM 训练结果和 LSTM 多步递归验证图如表 1 和图 9 所示。

表 1　LSTM 训练结果

Tab. 1　LSTM training results

参数	RMSE/(N·m)	MAE/(N·m)	R^2
归一化	0.011 3	0.009 0	0.984 6
反归一化	4.836 1	3.868 7	0.984 6

由图 9 可知，预测输出在全时域内能够较好地复现目标信号的整体变化趋势，并对载荷快速变化段及峰值段的幅值与相位特征保持较高一致性。结合表 1 的评价指标，模型在归一化域下的 RMSE 和 MAE 分别为 0.011 3 N·m 和 0.009 0 N·m，决定系数 R^2 为 0.984 6，表明所建 LSTM 模型具备较高的预测精度，可为后续 MPC 滚动优化提供有效的预测信息支持。

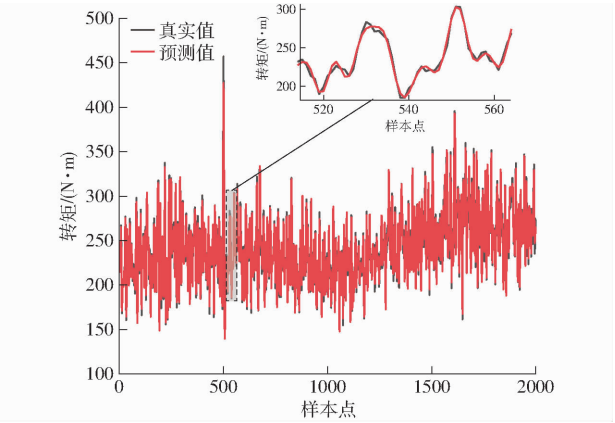

图 9 LSTM 多步递归验证图

Fig. 9 LSTM multi-step recursive validation plot

4.2 FNN 模型训练与验证

在相同数据预处理与样本构造规则下,对 FNN 模型进行训练与测试评估。训练阶段采用 Adam 优化算法进行参数更新,并通过训练集随机打乱与 L_2 正则化、Dropout 机制抑制过拟合;验证阶段采用分段递归预测方式进行连续工况评估,分段校正周期 P 取 15,以更真实地反映模型在闭环滚动预测条件下的误差传播规律。FNN 训练结果和 FNN 训练拟合图如表 2 和图 10 所示。

表 2 FNN 训练结果

Tab. 2 FNN training results

参数	RMSE/(N·m)	MAE/(N·m)	R^2
归一化	0.036 1	0.028 1	0.883 4
反归一化	15.506 1	12.069 8	0.883 4

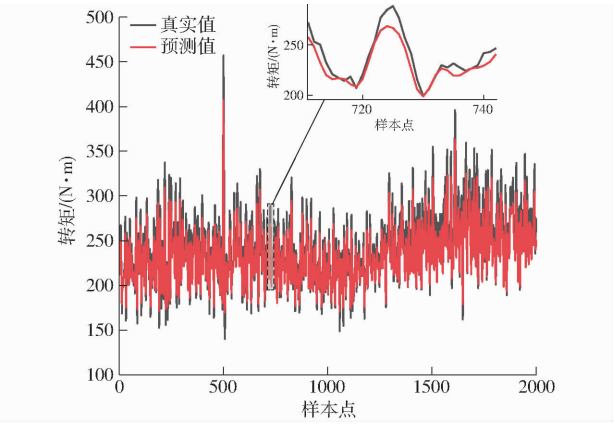

图 10 FNN 多步递归验证图

Fig. 10 FNN multi-step recursive validation plot

由图 10 可知,FNN 能够在一定程度上跟随信号的整体变化趋势,但在载荷快速变化段及峰值区间,幅值跟随与局部细节复现能力相对不足,预测曲线与真实曲线之间存在更为明显的偏差。结合表 2 可知,FNN 在归一化域下的 RMSE 和 MAE 分别为 0.036 1 N·m 和 0.028 1 N·m,决定系数 R^2 为 0.883 4,表明在相同输入特征条件下,FNN 对系统时序动态特征的刻画能力有限。

4.3 面向 MPC 的受控对象辨识与建模

先导式溢流阀作为液压加载系统的关键控制元件,目标扭矩载荷谱通过调节其控制信号实现加载通道扭矩的跟踪。本文系统辨识的对象并非先导式溢流阀的内部机理模型,而是以先导式溢流阀控制信号为输入、以 PTO 加载扭矩响应为输出的阀控加载通道等效受控对象。基于本文试验采集的典型工况数据,该等效对象的主导动态可近似为二阶系统[28]。为获得用于线性 MPC 基准的预测模型,本文借助 Matlab 的系统识别工具箱,对系统输入输出数据进行控制导向辨识[29]。

鉴于该等效受控对象为单输入单输出系统,本文采用低阶传递函数模型进行辨识以便于阶次选取与参数量控制。辨识结果的拟合率为 88.71%,满足建模精度[30],低阶传递函数为

$$G(s)=\frac{1\,527s+22.26}{s^2+393.5s+5.462} \tag{32}$$

为满足 MPC 求解对状态空间形式的需求,将其等价表示为连续时间状态空间模型,即

$$\begin{cases}\dot{\boldsymbol{x}}(t)=\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}(t)+\boldsymbol{B}u(t)\\ y(t)=\boldsymbol{C}\boldsymbol{x}(t)\end{cases} \tag{33}$$

其中

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}0 & 1\\ -5.462 & -393.5\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{B}=[0\quad 1]^{\mathrm{T}}\quad \boldsymbol{C}=[22.26\quad 1\,527]$$

为满足 MPC 在离散时域上的预测与优化求解需求,取采样周期 $T_s=0.005$ s,并采用双线性变换对式(33)进行离散化,得到离散时间状态空间模型为

$$\begin{cases}\boldsymbol{x}(k+1)=\boldsymbol{A}_d\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{B}_d u(k)\\ y(k)=\boldsymbol{C}\boldsymbol{x}(k)\end{cases} \tag{34}$$

其中离散系统矩阵为

$$\boldsymbol{A}_d=\left(\boldsymbol{I}-\frac{T_s}{2}\boldsymbol{A}\right)^{-1}\left(\boldsymbol{I}+\frac{T_s}{2}\boldsymbol{A}\right) \tag{35}$$

$$\boldsymbol{B}_d=\left(\boldsymbol{I}-\frac{T_s}{2}\boldsymbol{A}\right)^{-1}T_s\boldsymbol{B} \tag{36}$$

式中 $\boldsymbol{I}$——单位矩阵

4.4 结果与讨论

对 LSTM - MPC、FNN - MPC、MPC 以及开环控制下的系统响应进行对比,探讨不同控制方法对拖拉机 PTO 系统通过负荷车液压加载控制精度的影响。为确保评估结果的准确性与科学性,所有统计指标均基于 200 Hz 高频采样数据计算。

图 11 展示了 4 种不同控制方案下载荷谱随时间变化的响应结果,计算了各方案下的最大超调量 M_p 以及稳态偏差 $\Delta_{\max}$。

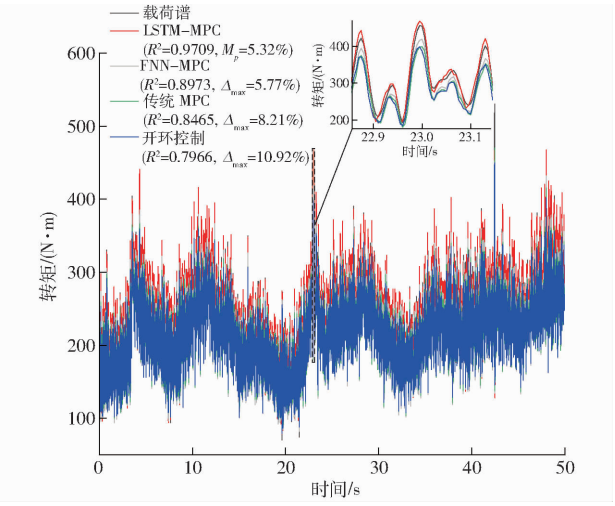

图 11　4 种不同控制方案下的载荷谱变化曲线

Fig. 11　Load spectrum variation curves under four different control schemes

由图 11 可知，所提 LSTM－MPC 在全时域内对目标转矩载荷谱的跟踪最为接近，其 R^2 达到 0.970 9，最大超调量为 5.32%。在载荷快速变化与峰值段中，LSTM－MPC 的输出曲线与参考曲线的偏离更小，表明该方法在动态段具有更好的跟踪一致性与瞬态偏差抑制能力。对比而言，FNN－MPC 的 R^2 为 0.897 3，最大偏差 Δ_{max} 为 5.77%，虽然其峰值偏差与 LSTM－MPC 接近，但整体跟踪一致性仍略低，说明静态映射结构在刻画输入−输出的时序相关与历史信息影响方面存在局限，在长时间载荷跟踪中易出现误差累积。传统 MPC 受限于线性简化模型，对变量泵与溢流阀的强非线性耦合关系表征不足，导致 R^2 下降至 0.846 5，最大偏差增大至 8.21%，表现为峰值段偏离加剧。开环控制时系统误差进一步扩大，最大偏差 10.92%，难以满足载荷谱复现要求。综上，LSTM－MPC 在强时变非线性与参数漂移背景下仍能保持较高的载荷谱跟踪精度，并有效抑制瞬态峰值偏差，验证了其对 PTO 液压加载系统的有效性。

为验证前文闭环稳定性分析在工程数据下的适用性，本文基于仿真数据计算李雅普诺夫候选函数值 $V(x_t)$ 并分析其时域演化特征，如图 12 所示。总体来看，$V(x_t)$ 在全时域内保持有界，未出现随时间累积呈增大的发散趋势，表明闭环系统的能量指标在外部载荷扰动作用下仍可维持在有限范围内，该现象与前文最终有界性的理论结论相一致。

由图 12 可知，$V(x_t)$ 的最大能量峰值 V_{max} 为

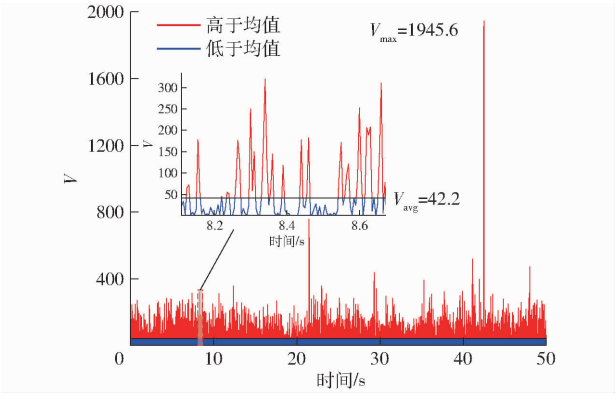

图 12　基于李雅普诺夫的系统稳定性定量评价曲线

Fig. 12　Lyapunov-based quantitative system stability

1 945.6，主要出现在载荷谱剧烈变化的瞬态区间，反映了强扰动下误差与控制增量项的短时放大；随后 $V(x_t)$ 能在较少采样周期内回落至较低水平并恢复到稳定波动区间，说明控制器对突变载荷具有较好的瞬态恢复能力。全工况下 $V(x_t)$ 的平均值 V_{avg} 为 42.2，能量峰均比为 46.1，表明能量波动主要由少量瞬态峰值贡献，而大部分时间处于相对较低的能量水平。尽管受液压系统强非线性与高频扰动影响，曲线局部存在波动与尖峰，但其整体演化始终保持有界，从试验角度进一步支持了闭环误差在扰动作用下的有界性结论。

5　结论

（1）提出了基于数值优化的改进 LSTM－MPC 混合控制策略。利用 LSTM 网络对系统输入−输出时序关系进行建模，形成滚动预测模型；针对在线滚动优化过程，构建基于数值微扰的梯度近似与投影梯度下降求解框架，在满足输入约束条件下实现控制序列的滚动优化，从而兼顾载荷谱跟踪精度与在线求解实时性。

（2）面向拖拉机 PTO 动态载荷复现需求，基于 AMESim 建立了包含斜盘式柱塞泵与先导式溢流阀精细化特性的 PTO 液压加载系统模型，相较于简化回路模型能够更充分表征关键非线性与动态特性，为控制策略的联合仿真验证提供了对象基础。

（3）联合仿真结果表明，所提方法在全时域载荷谱跟踪中 R^2 为 0.970 9 且最大超调量为 5.32%，在载荷快速变化与峰值段的瞬态偏差抑制方面优于对比方法；同时基于最优值函数构造的李雅普诺夫候选量在全时域保持有界，验证了闭环误差在扰动与预测误差存在下的一致最终有界性特征。

参　考　文　献

[1]　Ma W, Liu T, Li W, et al. The role of agricultural machinery in improving green grain productivity in China: towards trans-regional operation and low-carbon practices[J]. Heliyon, 2023, 9(10): e20279.

[2] 梁进涛,杨国涛,祝成祥,等. 农业用拖拉机 PTO 现状及发展趋势[J]. 农业技术与装备,2021(12):55 - 58.
Liang Jintao, Yang Guotao, Zhu Chengxiang, et al. Present situation and development trend of PTO for agricultural tractor[J]. Agricultural Technology & Equipment, 2021(12): 55 - 58. (in Chinese)

[3] Yan X, Zhang J, Zhang J, et al. Methodology for compiling torque load spectra of tractor power take-off shafts based on nonlinear damage accumulation[J]. Engineering Fracture Mechanics, 2025, 314: 110685.

[4] 郭志强,宋正河,向玲芳,等. 大马力拖拉机典型行驶工况轮耦合试验方法研究[J]. 农业机械学报,2025,56(12):59 - 68.
Guo Zhiqiang, Song Zhenghe, Xiang Lingfang, et al. Coupled wheel testing method under typical driving conditions of high-horsepower tractors[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(12): 59 - 68. (in Chinese)

[5] 闫祥海,周志立,贾方. 拖拉机动力输出轴动态转矩载荷谱编制与验证[J]. 农业工程学报,2019,35(19):74 - 81.
Yan Xianghai, Zhou Zhili, Jia Fang. Compilation and verification of dynamic torque load spectrum of tractor power take-off[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(19): 74 - 81. (in Chinese)

[6] 杨子涵,谷远洋,郭志强,等. 大型联合收获机田间作业工况轮耦合试验方法研究[J]. 农业机械学报,2025,56(8):303 - 313.
Yang Zihan, Gu Yuanyang, Guo Zhiqiang, et al. Wheel coupling testing method for field operating conditions of large combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8): 303 - 313. (in Chinese)

[7] Li H, Hou Y, Tang P, et al. Modeling and load emulation experimental verification of a vehicle powertrain system test bench based on rigid-flexible coupling transmission shaft[J]. International Journal of Automotive Technology, 2024, 25(4): 803 - 820.

[8] Wang J, Wu M, Jiang P, et al. Application of DC electric dynamometer in the PTO power test of tractors[C]// Fourth International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. IEEE, 2011: 30 - 34.

[9] Zhang X, Zhou Z. Speed control strategy for tractor assisted driving based on chassis dynamometer test[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(6): 169 - 175.

[10] 王禹,王玲,宗建华,等. 拖拉机动态载荷加载平台设计与试验[J]. 中国农业科技导报,2022,24(1):91 - 97.
Wang Yu, Wang Ling, Zong Jianhua, et al. Design and experiment of dynamic loading bench for tractor[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2022, 24(1): 91 - 97. (in Chinese)

[11] Wang Y, Wang L, Zong J, et al. Research on loading method of tractor pto based on dynamic load spectrum[J]. Agriculture, 2021, 11: 982.

[12] Wang Y, Wang L, Wang S, et al. Loading method for tractor rotary tillage load spectrum based on extreme load retention resampling[J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2025, 18(4): 128 - 138.

[13] Uluocak I, Yavuz H. Artificial intelligence based pid controller for an eddy current dynamometer[J]. Intelligent Automation and Soft Computing, 2022, 33(2): 1229 - 1243.

[14] 邱韶峰,张延杰,吴爱兵,等. 移动式液压加载型拖拉机动力输出轴试验装置设计[J]. 中国农机化学报,2021,42(10):132 - 138,179.
Qiu Shaofeng, Zhang Yanjie, Wu Aibing, et al. Design of movable hydraulic loading tractor power take-off test device[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(10): 132 - 138, 179. (in Chinese)

[15] 胡豪,张盼港,潘华磊,等. 基于液压加载的拖拉机 PTO 测试装置设计与试验[J]. 农业工程,2024,14(5):83 - 88.
Hu Hao, Zhang Pangang, Pan Hualei, et al. Design and experiment of tractor PTO testing device based on hydraulic loading [J]. Agricultural Engineering, 2024, 14(5): 83 - 88. (in Chinese)

[16] 仝一锟,鄢玉林,李明生,等. 基于 WRNx 的电动拖拉机犁耕作业牵引负载等级辨识模型[J]. 农业机械学报,2025,56(6):286 - 295.
Tong Yikun, Yan Yulin, Li Mingsheng, et al. Traction load grade identification model for plowing operations of electric tractors based on WRNx[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 286 - 295. (in Chinese)

[17] Schwenzer M, Ay M, Bergs T, et al. Review on model predictive control: an engineering perspective[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 117(5): 1327 - 1349.

[18] Biegler L T. A perspective on nonlinear model predictive control[J]. Korean Journal of Chemical Engineering, 2021, 38(7): 1317 - 1332.

[19] Tang X, Wu C, Xu X. Learning-based nonlinear model predictive controller for hydraulic cylinder control of ship steering system[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(12): 2033.

[20] Muñoz-Zavala A E, Macías-Díaz J E, Alba-Cuéllar D, et al. A literature review on some trends in artificial neural networks for modeling and simulation with time series[J]. Algorithms, 2024, 17(2): 76.

[21] Lindemann B, Müller T, Vietz H, et al. A survey on long short-term memory networks for time series prediction[J]. Procedia

Cirp, 2021, 99: 650－655.

[22] 杨平,邹喜红. 基于道路模拟试验的强化载荷谱编制方法[J]. 中国工程机械学报,2021,19(5):419－424.
Yang Ping,Zou Xihong. The method of load spectrum accelerate editing based on road simulation test[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2021, 19(5): 419－424. (in Chinese)

[23] Svozil D, Kvasnicka V, Pospichal J. Introduction to multi-layer feed-forward neural networks[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1997, 39(1): 43－62.

[24] Mayne D Q, Rawlings J B, Rao C V, et al. Constrained model predictive control: stability and optimality[J]. Automatica, 2000, 36(6): 789－814.

[25] 张茜,张微. 基于 AMESim 仿真的先导式比例溢流阀稳态性能研究[J]. 中国机械,2023(13):58－61.
Zhang Xi, Zhang Wei. Research on steady-state performance of pilot-operated proportional relief valves based on AMESim simulation[J]. Machine China, 2023(13): 58－61. (in Chinese)

[26] Lin J, Wang Y, Zhou S, et al. Simulation and experimental analysis of pressure pulsation characteristics of pump source fluid [J]. Applied Sciences, 2021, 11(20): 9559.

[27] Lin S L. Advancements in noise reduction for wheel speed sensing using enhanced LSTM models[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 21190.

[28] 雷晓顺,秦璇,张奕,等. 电液比例溢流阀加载系统参数模型辨识与实验研究[J]. 机床与液压,2016,44(15):112－116.
Lei Xiaoshun, Qin Xuan, Zhang Yi, et al. Parameter model identification and experimental research of electro-hydraulic proportional overflow valve loading system[J]. Machine Tool and Hydraulics, 2016, 44(15): 112－116. (in Chinese)

[29] Dai T, Aljanaideh K, Chen R, et al. Deep learning of dynamic systems using system identification toolbox™[J]. IFAC-PapersOnLine, 2024, 58(15): 580－585.

[30] Badarinath R, Prabhu V V. System identification and modeling of temperature and flow rate dynamics in fused filament fabrication process[J]. Applied Sciences, 2025, 15(24): 12924.

(上接第 376 页)

[24] Jakšić S, Ninkov J, Milić S, et al. Influence of slope gradient and aspect on soil organic carbon content in the region of Niš, Serbia[J]. Sustainability, 2021, 13(15):8332.

[25] 张鲁新,原思成,杨永平. 青藏铁路多年冻土区路基变形裂缝发生机理及其防治[J]. 第四纪研究,2003(6): 604－610.
Zhang Luxin, Yuan Sicheng, Yang Yongping. Mechanism and prevention of roadbed deformation cracks in permafrost regions of the Qinghai－Tibet Railway[J]. Quaternary Sciences, 2003(6): 604－610. (in Chinese)

[26] 刘凯,汤国安,黄骁力,等. 面向地形特征的 DEM 与影像纹理差异分析[J]. 地球信息科学学报,2016, 18(3): 386－395.
Liu Kai, Tang Guo'an, Huang Xiaoli, et al. Analysis of DEM and image texture differences based on terrain features[J]. Journal of Earth Information Science, 2016, 18(3): 386－395. (in Chinese)

[27] Azuka C, Igué M, Diekkrüger B. Land use and slope position effect on the hydrological properties of sandy loam soils of Koupendri catchment, north-west of Benin[J]. Tropical and Subtropical Agroecosystems, 2020, 23: 7.

[28] 刘勃洋,苑紫岩,郭家龙,等. 基于深度学习和遥感影像的黄土丘陵沟壑区浅沟提取及其发育特征[J]. 农业机械学报, 2026, 57(2): 344－353.
Liu Boyang, Yuan Ziyan, Guo Jialong, et al. Extraction and development of ephemeral gullies in hilly and gully areas of loess plateau based on deep learning and remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(2): 344－353. (in Chinese)

[29] Reinhart H, Labib M A, Haryono E. Speleogenetic process of Suaran Block, karst of Sangkulirang－Mangkalihat, East Kalimantan[J]. E3S Web of Conferences, 2020,200:06011.