

基于 LSTM 模型的重型燃气轮机非线性广义预测控制器设计

雷 扬, 杨 卓, 左 信, 岳元龙

(中国石油大学(北京)人工智能学院, 北京 102200)

摘 要: 针对 T60 重型燃气轮机存在的动态特性强非线性、多变量耦合及工况大范围变化等特点, 提出一种基于长短期记忆网络(LSTM)的非线性广义预测控制器设计方法。构建了燃气轮机多输入多输出 LSTM 动态模型, 通过互信息法确定时间窗口, 采用四分位距剔除异常值, 并对数据进行标准化处理。进一步设计重型燃气轮机的非线性广义预测控制器(NGPC), 利用 LSTM 模型在线预测自由响应并采用数值逼近强制响应以构建动态矩阵, 提出基于局部线性化的实时梯度优化策略, 将非凸优化问题转化为可实时求解的二次规划子问题, 并利用投影梯度下降法实时求解控制率。在 MATLAB 平台开展仿真实验, 选取大范围阶跃负荷为扰动输入、控制周期 100 ms。仿真结果表明: 在负荷突变时, 相比 T60 燃气轮机用的 Min-Max 控制器, NGPC 控制器通过调节燃料量使转速波动超调量显著降低, 且响应曲线平滑度提高 42%; 控制误差显著降低, 转速与温度约束违规率为零, 单步计算耗时 7~9 ms, 占控制周期的 9% 以内, 满足重型燃气轮机实时控制要求。

关 键 词: 广义预测控制; 重型燃气轮机; 长短期记忆网络; 非线性模型

中图分类号: TK147

文献标识码: A

DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2026.02.010

[引用本文格式] 雷 扬, 杨 卓, 左 信, 岳元龙. 基于 LSTM 模型的重型燃气轮机非线性广义预测控制器设计[J]. 热能动力工程, 2026, 41(2): 85-95. LEI Yang, YANG Zhuo, ZUO Xin, YUE Yuanlong. Design of nonlinear generalized predictive controller of heavy-duty gas turbine based on LSTM Models [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2026, 41(2): 85-95.

Design of Nonlinear Generalized Predictive Controller of Heavy-duty Gas Turbine based on LSTM Models

LEI Yang, YANG Zhuo, ZUO Xin, YUE Yuanlong

(College of Artificial Intelligence, China University of Petroleum (Beijing), Beijing, China, Post Code: 102200)

Abstract: To address the strong nonlinear dynamics, multivariable coupling and wide-ranging operating conditions of the T60 heavy-duty gas turbine, a nonlinear generalized predictive controller (NGPC) design method based on long short-term memory (LSTM) networks was proposed. A multi-input and multi-output LSTM dynamic model of the gas turbine was constructed. The time window was determined using the mutual information method, outliers were removed via the interquartile range, and data underwent normalization treatment. A NGPC for the heavy-duty gas turbine was further designed. The LSTM model was used to predict the free response online, while the forced response was approximated numerically to construct the dynamic matrix. A real-time gradient optimization strategy based on local linearization was proposed, transforming the nonconvex optimization problem into a real-time solvable quadratic program-

收稿日期: 2025-09-02; 修订日期: 2025-10-13

基金项目: 国家管网集团西部管道公司科研项目 (AP-XBGD-23111525)

Fund-supported Project: Scientific Research Project of Western Pipeline Company of National Pipeline Network Group (AP-XBGD-23111525)

作者简介: 雷 扬 (2000-), 男, 中国石油大学(北京)硕士研究生。

通信作者: 岳元龙 (1984-), 男, 中国石油大学(北京)副教授。

ming subproblem. The projection gradient descent method was employed to solve the control rate in real time. Simulation experiments were conducted on the MATLAB platform, employing wide-range step load disturbances as input with a 100-millisecond control cycle. Simulation results demonstrate that compared to the Min-Max controller used in T60 gas turbines, during load transients, the NGPC controller significantly reduces speed overshoot by adjusting fuel flow. It also improves response curve smoothness by 42%, substantially lowers control error, achieves zero violation rate for speed and temperature constraints, and completes single-step calculations in 7 to 9 millisecond within 9% of the control cycle. This meets the real-time control requirements for heavy-duty gas turbines.

Key words: generalized predictive control (GPC); heavy-duty gas turbine; LSTM; nonlinear model

引 言

燃气轮机作为航空推进与工业发电领域的核心动力装置,其动态特性呈现强非线性、多变量耦合及工况敏感等特点^[1]。精确建模与控制是实现其高效、安全运行的关键。T60 重型燃气轮机广泛应用于工业发电,具有高可靠性和灵活性,但其强非线性动态特性给控制系统设计带来挑战^[2-3]。

燃气轮机建模方法主要包括机理建模和数据驱动建模。机理建模基于物理守恒方程,但难以精确描述燃烧不稳定性 and 间隙泄漏等非线性效应,仿真误差通常超过 5%^[4-6]。数据驱动建模方法,如神经网络,能够从数据中学习复杂非线性关系提高模型精度。王志涛等人^[7]借助于虚实映射技术,提出了基于多维度、多领域建模的数字孪生框架,为燃气轮机系统数字化应用发展提供了一定借鉴作用。叶旖茵等人^[8]结合神经网络基本框架,提出了基于机理修正的小型燃气轮机变工况神经网络模型,结合了物理模型和数据驱动的优势。然而,数据-机理融合模型仍需依赖部分机理知识,且在工况大范围变化时泛化能力有限。

在控制策略方面,传统 Min-Max 控制架构广泛应用于燃气轮机,沈新军等人^[9]构建了基于燃气轮机燃料量的通用控制方法,但其多回路切换策略可能导致控制动作不连续,进而引发转速振荡。广义预测控制 (Generalized Predictive Control, GPC) 是一种先进控制策略,适用于非线性系统^[10]。但传统 GPC 基于线性模型,如受控自回归积分移动平均模型 (CARIMA),难以处理燃气轮机的强非线性。

性。Singh 等人^[11]提出了一种基于非线性动态反演技术的鲁棒非线性燃油流量控制器,但未考虑物理约束,如燃料流量的限制。

长短期记忆网络 (LSTM) 作为一种递归神经网络,能够有效捕捉时间序列的长期依赖关系,适用于动态系统建模^[12]。与数据-机理融合模型相比, LSTM 采用纯数据驱动,无需复杂物理知识,且能适应学习非线性动态,在预测精度和计算效率上具有优势。

本研究提出将 LSTM 模型集成到 GPC 框架中,构建非线性广义预测控制器 (Nonlinear Generalized Predictive Controller, NGPC)。该控制器兼具 LSTM 模型强大的非线性动态捕捉能力与 GPC 框架的多步预测、滚动优化优点。与传统的线性 GPC 相比,该控制器能够更准确地预测燃气轮机在复杂瞬态过程中的行为,从而生成更优化的控制序列;与 Min-Max 等传统控制架构相比,其基于滚动优化的单一控制律输出避免了模式切换带来的不连续性,有利于系统稳定;同时,通过在优化问题中显式处理执行器物理约束,相较于某些非线性控制方法 (如动态反演),具备了更强的工程实用性。并通过仿真验证该控制策略在提升 T60 燃气轮机动态控制性能与运行安全性方面的潜力。

1 T60 燃气轮机的 LSTM 模型设计

1.1 T60 燃气轮机参数设定

图 1 为 T60 工业用单轴燃气轮机的原理图,表 1 是其基本参数。

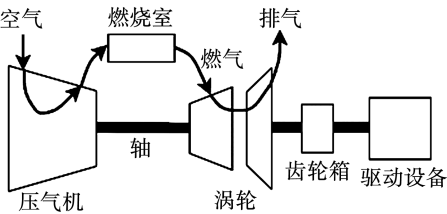


图1 T60 原理图

Fig.1 Schematic diagram of T60 gas turbine

图1展示了索拉T60单轴重型燃气轮机的工作原理。由图1可知,空气经由进气道被轴流式压气机吸入并压缩,形成高温高压气体。压缩后的气体进入燃烧室,与喷入的天然气燃料混合并点燃,进行等压燃烧,产生极高温度的燃气。高温高压燃气随后进入涡轮膨胀做功,推动涡轮转子高速旋转。涡轮产生的机械功一方面用于驱动前端的压气机持续运转,另一方面通过减速齿轮箱将转速降至发电机所需的工作转速,最终驱动发电机输出电能。做功后的废气则通过排气道排出。

表1 T60 燃气轮机性能参数

Tab.1 T60 gas turbine performance parameters

参 数	数 值
燃气轮机功率/MW	5.67
效率/%	31.5
转速/($r \cdot \min^{-1}$)	15 000
压缩比	12
排气流量/($kg \cdot s^{-1}$)	21.6
排气温度/ $^{\circ}C$	510

1.2 LSTM 建模方法

针对T60燃气轮机,提出了一种使用LSTM对工业发电用燃气轮机进行建模的新方法。由于燃气轮机的动态过程具有时间相关性,LSTM通过其内部遗忘门、输入门、输出门的门控机制能够捕捉长期依赖关系^[13],适合处理燃气轮机启动、变载等过程的时序数据。建模方法的流程如图2所示。

使用现场收集的1100条数据进行模型训练,数据集是由燃料流量 W_f 、进口导叶(IGV)开度 θ_{IGV} 、环境温度 T_1 、进口压力 p_1 4个输入参数和透平排气温度 T_s 、输出功率 P 、转速 N 3个输出参数组成时间

序列数据集。

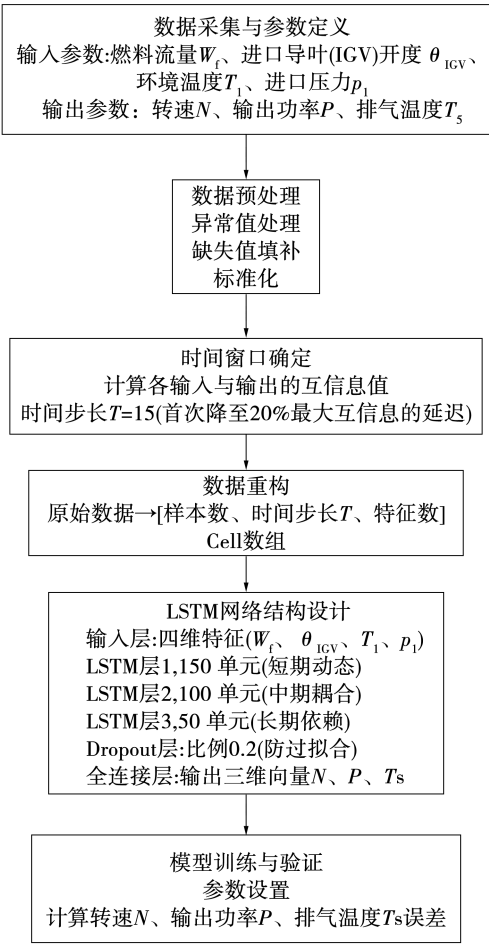


图2 LSTM 建模方法流程图

Fig.2 Flowchart of LSTM modeling methodology

1.2.1 异常数据处理

针对燃气轮机传感器高斯噪声+脉冲干扰的噪声特性,采用四分位距IQR过滤脉冲异常,Z分数(Z-score)处理高斯分布数据。

首先根据箱形图法(Box-plot)使用IQR滤波剔除实验数据集中的异常数据,对每个输入特征和输出目标数据列计算其IQR。如公式(1)所示:

$$IQR = Q3 - Q1 \tag{1}$$

式中:IQR—四分位距;Q3—第3四分位数;Q1—第1四分位数。Q1确定了25%的数据点小于或等于这个值,Q3确定了75%的数据点小于或等于这个值。IQR定义为Q3与Q1的差值,其描述了数据集的中间50%的扩散度。通过Q1和Q3扩展一定倍数的IQR确定异常值的范围,如公式(2)所示。将所有不在这个范围内的值视为异常值并剔除,确保

数据集的质量。

$$\begin{cases} y_{\min} = Q1 - 1.5 \times IQR \\ y_{\max} = Q3 + 1.5 \times IQR \end{cases} \quad (2)$$

对于缺失值,使用时间序列线性插值方法填补。根据前后时间点的数据进行插值,生成合理的填补值,之后对处理过的输入和输出数据进行标准化,使用 Z-score 标准化方法,消除量纲影响,使每列的均值为 0,标准差为 1;最后,对数据集进行划分,前 80% 用于训练,后 20% 用于测试。经频谱分析,经数据预处理后主要频段信噪比提升 40%,模型收敛速度提高 2 倍。

1.2.2 结构化数据构建

时间序列重构是燃气轮机 LSTM 建模的核心环节,目标是将静态数据表转化为具有时间依赖性的序列样本。LSTM 网络要求输入为样本数、时间步长、特征数的三维张量,而原始数据是时间点 \times 特征的二维表格,必须重构为滑动窗口形式。对于转速、输出功率等时间序列输出变量,需确定其与历史输入序列,燃料量、IGV 开度等在某延迟时间 τ 时仍存在显著关联。对于从 1 到最大延迟时间 τ_{\max} 每一个可能的延迟时间 τ ,计算输出变量 y_t 与输入变量 $u_{t-\tau}$ 的互信息 $I(y_t, u_{t-\tau})$,如公式(3)所示:

$$I(y_t, u_{t-\tau}) = \sum_{y_t} \sum_{u_{t-\tau}} p(y_t, u_{t-\tau}) \log \frac{p(y_t, u_{t-\tau})}{p(y_t)p(u_{t-\tau})} \quad (3)$$

式中: $p(y_t, u_{t-\tau})$ —联合分布概率; $p(y_t)$ 、 $p(u_{t-\tau})$ —边缘分布概率; y_t —输出变量; $u_{t-\tau}$ —历史输入序列; τ —延迟时间。

选择互信息值首次下降到最大互信息的 20% 的延迟时间 τ 作为时间步长 T ,如公式(4)所示:

$$T = \min \{ \tau \mid I(y_t, u_{t-\tau}) < \alpha \cdot \max_{\tau} I(y_t, u_{t-\tau}) \} \quad (4)$$

式中: α —阈值系数。

采用式(3)、式(4)计算输入输出数据的互信息,取所有输入中最长的最优延迟时间作为最终 T 。使用 MATLAB 编写计算机代码,确定了最优时间步长 T 的值为 15。模型将依据前 15 个时间点的输入数据预测下一个时间点的输出。

在 MATLAB 中使用元标数组(cell)实现数据的高效存储与处理,cell 数组能够完整存储历史状态序列,避免传统矩阵拼接导致的时间信息损失,cell 数组是 LSTM 模型输入的标准数据形式^[14-16]。将

所有输入样本存储在一个 cell 数组中,每个元素是一个 $T \times 4$ 的矩阵。同样,将对应的标签存储在另一个 cell 数组中。为了符合 MATLAB 中 LSTM 网络对输入数据格式的要求(每个序列输入应为特征数 \times 时间步数,即 $4 \times T$),将每个输入样本矩阵进行转置,使其变为 $4 \times T$ 的矩阵。而输出标签则从 cell 数组转换为一个 $n \times 3$ 的矩阵(n 为样本数量),其中每一行对应一个样本的标签。这一重构过程将原始的一维时间序列数据转化为具有时间步特征的序列样本,为 LSTM 网络提供了能够学习时间依赖性的结构化数据。

1.2.3 启动过程建模

针对 T60 燃气轮机的启动过程,本文设计了专用的多输入多输出 LSTM 动态模型,启动过程作为燃气轮机最复杂的瞬态工况,其动态特性呈现强非线性、多变量耦合及时间依赖性,具体表现为:燃料流量 W_f 与 IGV 开度 θ_{IGV} 的协同调节主导燃烧室能量释放,环境温度 T_1 和进口压力 p_1 影响压气机效率,转速 N 、输出功率 P 、排气温度 T_5 构成关键输出参数。

在初始点火阶段,通过遗忘门控制历史状态重置,避免冷态启动的初始值干扰;加速阶段通过输入门强化燃料流量 W_f 与转速 N 的梯度关联,暖机至满载阶段通过输出门耦合 IGV 开度 θ_{IGV} 与排气温度 T_5 ,约束 $\max(T_5) \leq 530^\circ\text{C}$ 。

输入层:

$$\begin{cases} X_t = [u_{t-14}, u_{t-13}, \dots, u_t]^T \\ u_t = [W_f, \theta_{IGV}, T_1, p_1] \end{cases} \quad (5)$$

LSTM 层第一层设置 150 个单元,负责捕获燃烧延迟、转子惯性等短期动态;第二层设置 100 个单元,负责提取中期耦合特征(燃料-空气比与功率响应);第三层设置 50 个单元,对长期依赖(热应力积累、转速爬升)建模。添加 Dropout 层抑制启动数据中传感器噪声导致的过拟合,提高模型的泛化能力,比率设置为 0.2。最后设置全连接层将 LSTM 提取的特征进行非线性组合,得到最终的预测值,输出三维向量 $y_t = [P, N, T_5]$ 。

1.2.4 LSTM 模型训练与验证

在 MATLAB 中使用自适应矩估计优化器(Adaptive Moment Estimation, Adam)自动调整学习

率,以提高训练速度和准确性;设置小批量数据的大小,即每次更新权重时所使用的样本数量为 64;最大训练轮数设置为 300 轮,即模型将在数据集上进行最多 300 次完整的训练周期;初始学习率设置为 0.001,学习率采用分段调整策略,每 50 轮训练后,学习率将减少为原来的 50%,以便使网络收敛更好。

网络训练完成后,测试数据集用于测试网络并评估其泛化性能。在训练和测试过程中,对 T60 燃气轮机 LSTM 模型的每个输出参数(N 、 P 、 T_5)的整组数据进行计算,得到其对应的均方根误差 RMSE 和平均绝对误差 MAE,计算方法如式(6)、式(7)所示:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

(6)

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

(7)

式中: n —每个输出参数(N 、 P 、 T_5)数据集对应的样本个数; y_i —机组运行值; \hat{y}_i —模型预测值。

表 2 为 LSTM 模型预测误差量化结果,由表 2 可知,LSTM 模型对关键参数的预测误差均低于 1.5%,验证了模型的精确性。

相对误差由 RMSE 和参数额定值确定,经计算输出参数(N 、 P 、 T_5)的相对误差分别为 0.3%,1.41%和 0.63%。

表 2 LSTM 模型预测误差量化结果

Tab.2 Quantitative results of LSTM model

prediction errors		
输出参数	RMSE	MAE
$T_5/\text{℃}$	3.2	2.1
$N/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	45	32
P/MW	0.08	0.05

2 T60 燃气轮机的非线性广义预测控制器设计

2.1 预测控制原理

广义预测控制(Generalized Predictive Control, GPC)是一种先进的控制策略,用于处理动态系统的预测与优化。其由模型预测控制发展而来,尤其适

合处理存在时变、不确定性或非线性的系统^[17-18]。GPC 的核心在于通过建立一个关于系统的预测模型,并在此基础上优化未来的控制动作,从而实现对系统输出的精准控制。GPC 使用受控自回归积分移动平均模型(CARIMA)描述系统,如公式(8)所示:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t-1) + \frac{C(q^{-1})}{\Delta}\xi(t)$$

(8)

式中: $y(t)$ 、 $u(t-1)$ —系统的输出和输入; $\xi(t)$ —系统的干扰信号; q^{-1} —后移时间算子; Δ —差分算子; $A(q^{-1})$ 、 $B(q^{-1})$ 、 $C(q^{-1})$ —后移时间算子 q^{-1} 的多项式,阶数分别为 n_a 、 n_b 、 n_c ,如公式(9)所示:

$$\begin{cases} A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + a_2 q^{-2} + \cdots + a_{n_a} q^{-n_a} \\ B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \cdots + b_{n_b} q^{-n_b} \\ C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + c_2 q^{-2} + \cdots + c_{n_c} q^{-n_c} \end{cases}$$

(9)

GPC 策略的优化目标是一个最小化代价函数,该函数衡量了控制过程中的两个方面:一方面是控制动作的执行代价,另一方面是预测输出与期望输出之间的偏差^[19]。代价函数在预测时域内对系统输出与目标输出的差距进行评估,目的是通过调整控制序列优化系统性能,使控制代价和输出误差最小化。如公式(10)所示:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} [\hat{y}(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \lambda \sum_{j=1}^{N_u} [\Delta u(t+j-1)]^2$$

(10)

式中: $\hat{y}(t+j|t)$ —系统模型的输出; $w(t+j)$ —参考输出; $\Delta u(t+j-1)$ —需要确定的未来控制动作序列; N_1 、 N_2 、 N_u —最小、最大和控制时域; λ —惩罚控制输入的加权因子。

GPC 整定的参数为 N_1 、 N_2 、 N_u 和 λ ,决定 GPC 控制器的稳定性与性能。

为了驱动 GPC 控制率,求解预测方程如公式(11)所示:

$$y(t+j|t) = G_j(z^{-1})\Delta u(t+j-1) + F_j(z^{-1})y(t)$$

(11)

式中: $G_j(z^{-1})\Delta u(t+j-1)$ —系统的强制响应; $F_j(z^{-1})y(t)$ —系统的自由响应; $y(t+j|t)$ —系统模型的输出。

系统强制响应依赖于尚未计算的将来控制动作,其中 $G_j(z^{-1})$ 包含系统的阶跃响应系数。

控制率求解如公式 (12) 所示,根据 Hessian 矩阵的定义可求得对于无约束情况下的 Δu 。

$$\Delta u = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T (w - f) \quad (12)$$

式中: G —包含系统的阶跃响应系数的动态矩阵; f —自由响应向量。

该解析解仅适用于线性模型预测和无约束或简单约束情况。对于非线性 LSTM 预测模型和复杂约束,需要采用不同的优化策略。

2.2 控制器结构与优化策略

2.2.1 控制需求与变量定义

针对 T60 燃气轮机强非线性、多变量耦合的运行特性,控制器需满足以下具体控制目标,包括快速跟踪功率指令 P_{ref} (主被控量)、维持转速 N 在安全范围 $[N_{\min}, N_{\max}]$ 、限制排气温度 $T_5 < T_{5,\max}$ 、协调燃料量 W_f 与进口导叶开度 θ_{IGV} 以抑制耦合震荡。

对于控制器输入变量,不考虑进口温度以及进口大气压力的变化。

操纵变量:

$$u(t) = \begin{bmatrix} W_f(t) \\ \theta_{\text{IGV}}(t) \end{bmatrix}; \Delta u(t) = u(t) - u(t-1) \quad (13)$$

式中: $\Delta u(t)$ —控制输入变化量。

被控变量:

$$y(t) = \begin{bmatrix} P(t) \\ N(t) \\ T_5(t) \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: $P(t)$ —功率输出向量; $N(t)$ —转速输出向量; $T_5(t)$ —排气温度输出向量。

参考轨迹:

$$r(t+k) = \begin{bmatrix} P_{\text{ref}}(t+k) \\ N_{\text{nom}} \\ T_{5,\max} \end{bmatrix}, \quad k = 1, \dots, n \quad (15)$$

式中: $P_{\text{ref}}(t+k)$ —输出功率参考轨迹; N_{nom} —额定转速,取值 15 000 r/min; $T_{5,\max}$ —最大透平排气温度,取值 530 ℃。

根据表 1 物理约束如下:

输入幅值: $W_f \in [0.8, 5.0]$, $\theta_{\text{IGV}} \in [20\%, 100\%]$

输入变化率: $|\Delta W_f| \leq 0.3$, $|\Delta \theta_{\text{IGV}}| \leq 2$

输出约束: $N \in [14\,800, 15\,200]$, $T_5 \leq 530$

2.2.2 自由响应预测与动态矩阵构建

传统 GPC 基于线性模型,然而燃气轮机本质上是强非线性的,因此需要将 GPC 框架与非线性预测模型(如 LSTM)结合。

由公式 (11) 可知,若预测系统的未来输出,需要确定系统的强制响应和自由响应,其中强制响应需要确定系统的阶跃响应系数。因此,为了获得强制响应和自由响应,迭代使用第 1 节搭建的 T60 燃气轮机的 LSTM 模型作为预测器,整体控制方案如图 3 所示。

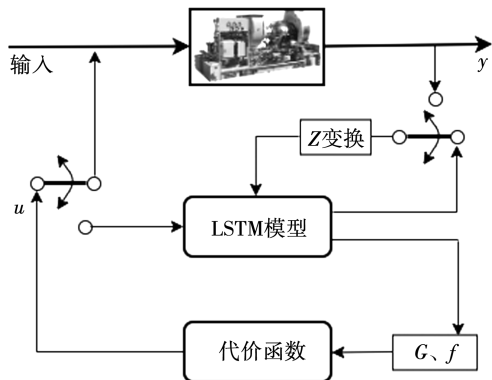


图 3 T60 燃气轮机广义预测控制器整体控制方案图

Fig. 3 Overall control scheme diagram of GPC of T60 gas turbine

图 3 所示的控制方案涵盖待控过程的 LSTM 模型和 GPC 算法模块。T60 燃气轮机的 LSTM 模型充当预测器,负责输出自由响应与强制响应,GPC 算法模块则基于此生成输出,作为设备或预测器的输入信号。双刀双掷开关 S 在样本间切换至预测器状态,此时 GPC 算法模块借助预测器算出下一控制输入。当成本函数处于最小化状态时,最优控制输入会被输送至被控对象。

自由响应是在假设未来控制动作保持不变的情况下系统预测输出;强制响应则是未来控制动作变化对输出的影响^[20-21]。在预测时,假设从 t 时刻开始,控制量保持不变,那么自由响应可以通过 LSTM 模型预测得到,如公式 (16) 所示:

$$f(t+k|t) = \text{LSTM}(u_{t-T:t-1}, u_{t-1}, \dots, y_{t-T:t-1}) \quad (16)$$

式中: $f(t+k|t)$ —系统在无新控制作用下的自由响应; $u_{t-T:t-1}$ —历史输入; $y_{t-T:t-1}$ —历史输出; $k=1, 2, \dots, N_2$; $T=15$ (模型根据前 15 个时间点的输入数

据预测下一个时间点的输出)。

未来的控制输入固定为上一个时刻的控制输入 u_{t-1} 。令:

$$\mathbf{f}(t) = [\mathbf{f}(t+1|t)^T, \dots, \mathbf{f}(t+N_2|t)^T]^T \quad (17)$$

公式(17)表示在假设未来控制增量不变的条件下,由 LSTM 预测模型产生的、跨越整个预测时域的自由响应输出向量。其中:

$$\mathbf{f}(t+k|t) = [\mathbf{P}(t+k|t), \mathbf{N}(t+k|t), \mathbf{T}_5(t+k|t)]^T \quad (18)$$

式中: $\mathbf{f}(t+k|t)$ —自由响应输出向量; $\mathbf{P}(t+k|t)$ —功率预测输出向量; $\mathbf{N}(t+k|t)$ —转速预测输出向量; $\mathbf{T}_5(t+k|t)$ —排气温度预测输出向量。

强制响应是通过施加单位阶跃信号获得的。由于 LSTM 是非线性的,不能直接得到阶跃响应系数,因此采用数值方法对于每个输入计算两个预测值,一个是保持所有输入不变(即自由响应对应的输入序列)得到的输出,第二个是在 t 时刻对第 j 个输入施加一个阶跃 δ ,其他输入保持不变,得到的输出。那么阶跃响应系数可以近似为公式(19)所示:

$$g_{ij}(k) = \frac{y_{ij}(t+k) - f_i(t+k)}{\delta} \quad (19)$$

式中: $y_{ij}(t+k)$ —扰动后的输出; $f_i(t+k)$ —自由响应; δ —阶跃扰动。

由此构造的动态矩阵 \mathbf{G} 是一个块矩阵,其结构如公式(20)所示:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}(1) & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{G}(2) & \mathbf{G}(1) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{G}(N_2) & \mathbf{G}(N_2-1) & \dots & \mathbf{G}(N_2-N_u+1) \end{bmatrix} \quad (20)$$

2.2.3 非凸优化问题的二次规划转化

由于预测模型是非线性的,预测输出与优化变量 ΔU 的关系非仿射。代价函数 J 的 Hessian 矩阵可能非正定。

令 $\varepsilon = \hat{y} - r$,则代价函数展开为:

$$J = \varepsilon^T Q \varepsilon + \Delta U^T R \Delta U \quad (21)$$

其中 Hessian 矩阵为:

$$\nabla^2 J = \frac{\partial^2 J}{\partial \Delta U^2} = 2 \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial \Delta U} \right)^T Q \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial \Delta U} \right) + 2 \sum_i \varepsilon_i Q_{ii} \frac{\partial^2 \varepsilon_i}{\partial \Delta U^2} + 2R \quad (22)$$

其中, $Q > 0$ 时, $2 \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial \Delta U} \right)^T Q \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial \Delta U} \right)$ 项正定;由于

$\frac{\partial^2 \varepsilon_i}{\partial \Delta U^2}$ 取决于 LSTM 的高阶导数(非线性激活函数的二阶导非零),该项符号不确定,导致 $\nabla^2 J$ 可能含负特征值,故优化问题非凸。

为了求解这个非线性优化问题,将其转化为二次规划问题,然后使用带投影的梯度下降法求解。首先将代价函数在当前控制序列的初始猜测点进行近似,将其近似为二次型;其次由于模型非线性,需要多次迭代修正。使用一阶泰勒展开对预测输出进行近似,如式(23)所示:

$$\hat{y}(k+j|k) \approx \hat{y}_0(k+j|k) + \mathbf{G}_j \Delta U(k) \quad (23)$$

式中: $\hat{y}_0(k+j|k)$ —初始控制序列下的预测输出; \mathbf{G}_j —输出关于控制序列的梯度矩阵; $\Delta U(k)$ —控制增量。

将其代入广义预测控制的代价函数公式(10),代价函数可以近似为公式(24)所示:

$$J \approx \sum_{j=N_1}^{N_2} \|\hat{y}_0 + \mathbf{G}_j \Delta U - r\|_Q^2 + \lambda \sum_{j=0}^{N_u-1} \|\Delta u(k+j)\|_R^2 \quad (24)$$

式中: ΔU —待优化序列; Q, R —对应的权重矩阵。

将其展开并忽略常数项,可以写成标准的二次规划形式,如公式(25)所示:

$$J = \frac{1}{2} \Delta U^T H \Delta U + \mathbf{f}^T \Delta U \quad (25)$$

其中:

$$\begin{cases} H = 2 \sum_{j=N_1}^{N_2} \mathbf{G}_j^T Q \mathbf{G}_j + 2\bar{R} \\ \mathbf{f}^T = (2 \sum_{j=N_1}^{N_2} \mathbf{G}_j^T Q (\hat{y}_0 - r))^T \end{cases} \quad (26)$$

2.2.4 约束处理与实时求解

考虑阀门的物理限幅,输入约束如公式(27)所示:

$$u_{\min} \leq u(t+j) \leq u_{\max} \quad (27)$$

考虑对于执行器的保护,输入变化率约束如公式(28)所示:

$$\Delta u_{\min} \leq \Delta u(t+j) \leq \Delta u_{\max} \quad (28)$$

根据燃气轮机性能测试规范 ASME PTC 22 - 2023 标准^[22],输出安全约束如公式(29)所示:

$y_{\min}^{\text{buffer}} \leq \hat{y}(t+j|t) \leq y_{\max}^{\text{buffer}}$ (29)
式中:上标 buffer—缓冲约束。

对于二次规划问题,使用带投影的梯度下降法求解,具体如公式(30)所示:

$\Delta U^{(l+1)} = \Pi_{\Omega}(\Delta U^l - \alpha \nabla J(\Delta U^l))$ (30)

式中: Π_{Ω} —投影算子; α —学习率; ∇J —代价函数 J 的梯度;上标 l —迭代次数。

梯度的计算如公式(31)所示:
 $\nabla J = H\Delta U^l + f$ (31)

其中 Hessian 矩阵的计算见公式(28),其中 G 矩阵如公式(32)所示:

$G^{(i)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P}{\partial W_f} & \frac{\partial P}{\partial \theta_{IGV}} \\ \frac{\partial N}{\partial W_f} & \frac{\partial N}{\partial \theta_{IGV}} \\ \frac{\partial T_5}{\partial W_f} & \frac{\partial T_5}{\partial \theta_{IGV}} \end{bmatrix}$ (32)

梯度更新如公式(33)所示:
 $\Delta U^{(l+\frac{1}{2})}(t) = \Delta U^l(t) - \alpha^l \sigma^l$ (33)
式中: $\alpha^{(l)}$ —第一次迭代的步长,采用固定步长 0.01。

投影到可行域如公式(34)所示:
 $\Delta U^{(l+1)}(t) = \Pi_{\Omega}(\Delta U^{(l+\frac{1}{2})}(t))$ (34)

投影算子 Π_{Ω} 将向量 $\Delta U^{(l+\frac{1}{2})}(t)$ 的每个元素独立地裁剪到其对应的约束区间。同时,通过 $\Delta U^{(l+1)}(t)$ 计算对应的 $U^{(l+1)}(t)$,并检查其是否满足绝对输入约束和输出约束。如果不满足,则将违反约束的 $\Delta U^{(l+1)}(t)$ 的相应元素进一步投影到边界上。迭代的终止条件需满足实时性要求,达到最大迭代次数 50、代价函数小于 10^{-3} 均可终止迭代。取优化解的第一个元素,将 $u(t) = [W_f(t), \theta_{IGV}(t)]^T$ 作用于 T60 燃气轮机的模型。在下一个采样时刻,重复从初始化到应用控制量的计算步骤。将上一时刻优化得到的控制序列去掉第一个元素,保留剩余元素,并在末尾追加零向量,形成新的初始猜测序列用于初始化,以此实现滚动优化。

针对 T60 燃气轮机详细设计了基于 LSTM 模型的非线性广义预测控制器。设计涵盖了控制器参数设定、严格的物理与操作约束(输入/输出/变化率)、实时优化求解算法(带投影的梯度下降法)及

其实现细节。该设计成功地将基于数据驱动的 LSTM 预测模型与 GPC 优化控制框架相结合,并通过高效的数值方法和硬件加速满足了严苛的实时性要求,为提升燃气轮机在复杂工况下的控制性能提供了一种有效的工程解决方案。

3 仿真结果与分析

为了验证 LSTM 模型的预测效果与 NGPC 控制器的控制效果,在 MATLAB 中编写了计算机代码,分别进行了启动过程输出参数跟踪预测与阶跃升降负荷仿真实验。为评估控制器实时性能,使用 Simulink Profiler 工具对单步优化求解耗时进行统计,结果如表 3 所示。5 次仿真平均耗时为 7.9 ms,满足控制周期 100 ms 的 10% 以内要求。

表 3 单步优化求解耗时统计

Tab. 3 Single-step optimization solving time statistics	
运行次数	耗时/ms
1	7.1
2	7.5
3	8.2
4	7.8
5	8.9
平均	7.9
标准差	0.6

3.1 T60 燃气轮机启动过程输出参数跟踪预测仿真
基于所建立的 LSTM 模型启动过程各输出参数预测曲线,如图 4 ~ 图 6 所示。

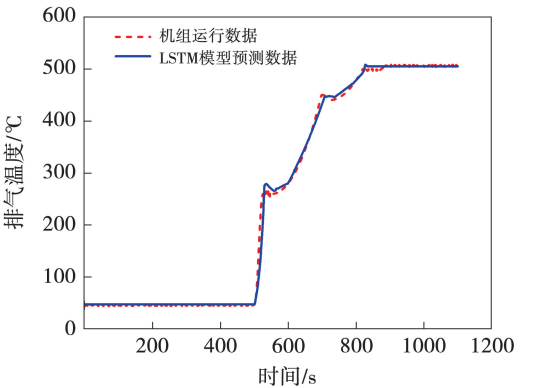


图 4 LSTM 模型温度 T_5 透平排气预测曲线
Fig. 4 Turbine exhaust temperature T_5 curve predicted by LSTM model

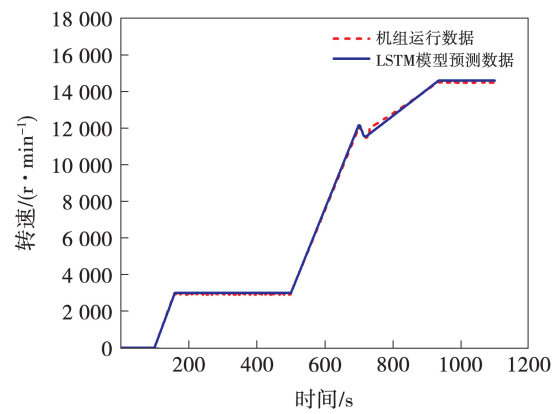


图5 LSTM 模型转速 N 预测曲线

Fig.5 Turbine speed N curve predicted by LSTM model

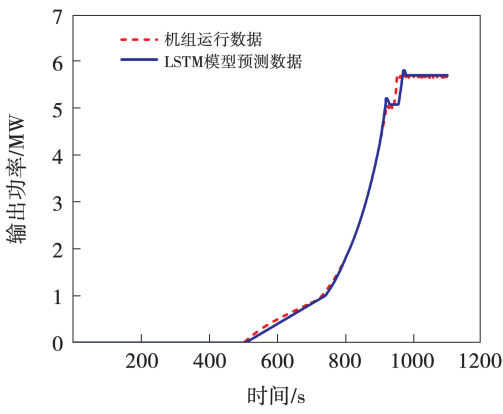


图6 LSTM 模型透平输出功率 P 预测曲线

Fig.6 Turbine output power P curve predicted by LSTM model

T60 燃气轮机的 LSTM 模型对启动过程中的透平排气温度、转速以及输出功率分别进行了跟踪预测,预测结果显示,所建立的 LSTM 模型能够实现对启动过程关键参数的精确跟踪预测,预测数据与现场机组启动过程运行数据贴合。

3.2 T60 燃气轮机阶跃升降负荷仿真

为评估本研究所设计的控制器性能,将 NGPC 控制器与 T60 燃气轮机现有的 Min-Max 控制器在相同负载扰动下的响应进行了比较。

在阶跃甩负荷与升负荷实验中,模拟因雷击或机械故障引起的电源故障造成的负载突然下降,以及负载需求突然增加的情况。负载阶跃响应曲线如图 7 所示。仿真结果如图 8 ~ 图 11 所示,可以看出 NGPC 控制器实现了控制目标。图 8 显示了 LSTM 模型功率跟踪曲线。根据计算,在阶跃降负荷后 NGPC 控制器可以在 6.9 s 的时间内将响应带到期望值,期间响应超调为 3.8%;在阶跃升负荷后

NGPC 控制器的调节时间为 7.1 s,负荷响应的超调为 4.2%。同时燃料量调节曲线如图 9 所示,本研究所设计 NGPC 控制器对比 T60 燃气轮机现有 Min-Max 控制器控制动作更加平滑,获得了更小的超调量,有效避免了燃料过度消耗。

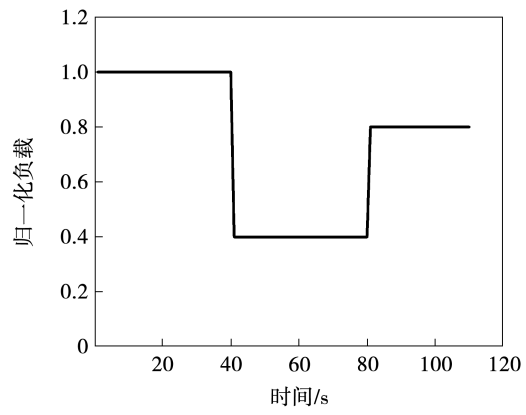


图7 负载阶跃变化曲线

Fig.7 Load step change curve

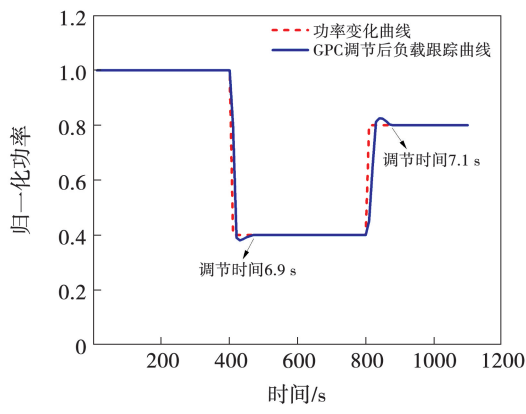


图8 LSTM 模型功率跟踪曲线图

Fig.8 LSTM model power tracking curve diagram

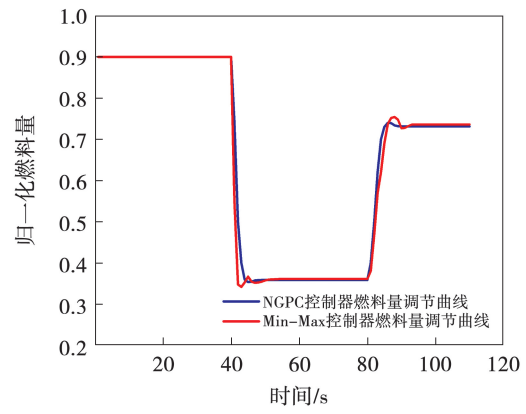


图9 负载变化期间燃料量 W_f 调节曲线

Fig.9 Fuel quantity W_f adjustment curve

during load changes

负荷变化期间转速 N 的变化曲线如图 10 所示。在负荷阶跃降低瞬间因涡轮功率大于负载功率导致过剩的机械能转化成动能,转速会瞬间飙升,可以看出 NGPC 控制器通过减少燃料量抑制超调,比 Min-Max 控制器调节峰值低 12.5%,同时控制动作更加平滑;升负荷后因负载功率大于涡轮功率动能转化为电能导致转速瞬时跌落,NGPC 控制器通过调节燃料补偿使转速恢复到额定值,与 T60 燃气轮机现有 Min-Max 控制器相比转速恢复时间缩短 20%。仿真实验过程中 NGPC 控制器的整个控制过程使转速波动更小,有效提升了控制器的鲁棒性与燃机转子轴承的安全性。

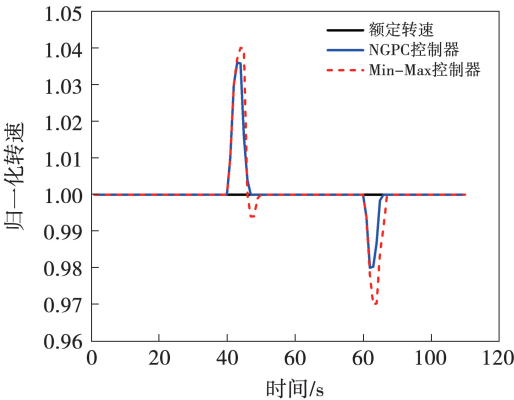


图 10 负载变化期间转速 N 调节曲线
Fig. 10 Turbine speed N adjustment curve during load changes

透平排气温度 T_5 的变化曲线如图 11 所示。

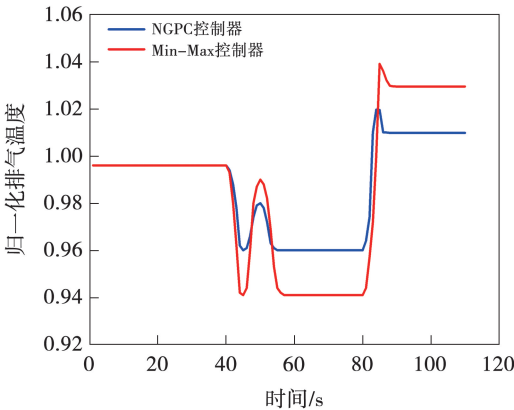


图 11 负载变化期间透平排气温度 T_5 调节曲线
Fig. 11 Turbine exhaust temperature T_5 adjustment curve during load changes

由图可知,负荷阶跃降低延迟后由于燃料量骤降导致燃烧温度下降,随后因空气过量(燃料/空气

比失调)燃烧不稳,局部高温使 T_5 温度回升,NGPC 控制器通过协调 W_f 与 θ_{IGV} 减小速度,抑制温度波动,有效避免了由于负载波动导致的透平排气超温,将 T_5 一直限制在最大约束以下,且调节过程中的超调明显小于 T60 燃气轮机现有的 Min-Max 控制器,控制动作也更加平滑。

大范围阶跃负荷扰动下 NGPC 控制器与 T60 燃气轮机现有 Min-Max 控制器的整体性能参数对比见表 4。

表 4 阶跃负荷性能参数对比

Tab.4 Comparison of performance parameters for step load

性能指标	NGPC 控制器	Min-Max 控制器
负荷阶跃下降超调量/%	3.8	6.0
负荷阶跃上升超调量/%	4.2	6.5
负荷阶跃下降调节时间/s	6.9	7.8
负荷阶跃上升调节时间/s	7.1	8.0
转速违规约束率/%	0	2.0
排温违规约束率/%	0	2.0
转速波动峰值降低/%	12.5	0.3

由表 4 可知,NGPC 控制器降负荷响应超调量从 6.0% 降至 3.8%,升负荷响应超调量从 6.5% 降至 4.2%,调节时间缩短,燃料量调节曲线更加平滑,避免了燃料过度消耗,使响应曲线平滑度提高,同时确保了转速与排气温度约束的零违规率。

4 结 论

针对传统控制策略在处理燃气轮机强非线性、多变量耦合特性时的局限性,提出了一种基于长短期记忆网络的燃气轮机建模方法,并基于 LSTM 模型设计了燃气轮机非线性广义预测控制器。最后通过在 MATLAB 中编写代码对所建立模型和设计控制器的精度与性能进行了仿真验证。得到以下结论:

- (1) 提出的基于数据驱动的 LSTM 神经网络模型,对 T60 燃气轮机启动过程中的关键参数实现了高精度建模。模型预测结果的相对误差均低于 1.5%,精确捕捉了燃气轮机启动过程的动态特性。
- (2) 相较于传统的 Min - Max 控制器,本文设计的基于神经网络的燃气轮机非线性广义预测控制器鲁棒性更强。在大范围阶跃负荷扰动下对关键参数的控制效果更优,对目标燃气轮机的参数整定具有更好的适应效果。
- (3) 所设计的控制器满足重型燃气轮机实时性

要求。单步计算耗时平均为 7.9 ms,占 100 ms 控制周期的 9% 以内,证明了该算法在典型工业控制周期内的可实现性。

本研究主要基于仿真模型,未来研究重点是搭建硬件在环系统(如工业 PLC)实现对整个控制策略的实际效果验证。

参考文献:

[1] HATEM F A, ABBAS M K, AL-DBAIDI M A, et al. Upgrading gas turbine efficiency for sustainable power generation: An energy and exergy analyses[J]. Results in Engineering, 2025, 26: 105489.

[2] 陈俊良. 海上平台燃气轮机的启动过程及点火故障分析[J]. 内燃机与配件, 2024(10): 79–81.

CHEN Junliang. Starting process and ignition fault analysis of offshore platform gas turbines [J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2024(10): 79–81.

[3] 刘 睿, 牛夕莹, 马正军, 等. 大功率简单循环船用燃气轮机发电机组甩负荷试验仿真研究[J]. 热能动力工程, 2022, 37(S1): 37–41.

LIU Rui, NIU Xiying, MA Zhengjun, et al. Simulation study on load rejection test of high-power simple cycle gas turbine generator set [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37(S1): 37–41.

[4] JIA X, ZHOU D. Stochastic nonlinear system modelling and parametric oscillation response characteristics of gas turbines [J]. ISA Transactions, 2025, 165: 320–334.

[5] YANG R, LIU Y, XIA G, et al. Multi-factor performance analysis and optimized control strategy for a single-shaft micro gas turbine[J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2025, 64: 103836.

[6] WEN J, LU J, ZHANG S, et al. Coordinated intelligent control strategy and power management for marine gas turbine under pulsed load using optimized neural network[J]. Energy, 2024, 313: 133719.

[7] 王志涛, 郑子惊, 张靖凯. 基于数字孪生的燃气轮机多维度多领域建模方法的发展[J]. 航空发动机, 2025, 51(2): 1–9.

WANG Zhitao, ZHENG Zijing, ZHANG Jingkai. Development of multi-dimensional and multi-domain modeling method for gas turbine based on digital twin technology [J]. Aeroengine, 2025, 51(2): 1–9.

[8] 叶旖茜, 韩 巍, 李济超, 等. 基于机理修正的小型燃气轮机变工况神经网络模型构建方法研究[J]. 动力工程学报, 2025, 45(4): 505–513.

YE Yiqin, HAN Wei, LI Jichao, et al. Research on construction method of neural network model for small gas turbine under variable working conditions based on mechanism modification[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2025, 45(4): 505–513.

[9] 沈新军, 章 旋, 张绪炎, 等. 某 F 级燃气轮机燃料量的通用控制方法[J]. 发电设备, 2025, 39(3): 198–204.

SHEN Xinjun, ZHANG Xuan, ZHANG Xuyan, et al. A general

control method for fuel flow in an F-class gas turbine[J]. Power Equipment, 2025, 39(3): 198–204.

[10] 杨满林. 基于广义预测控制的火电厂热工控制研究[J]. 电力设备管理, 2024(19): 76–78.

YANG Manlin. Research on thermal control of thermal power plant based on generalized predictive control[J]. Electric Power Equipment Management, 2024(19): 76–78.

[11] SINGH R, MAITY A, NATARAJ P S V. Dynamic modeling and robust nonlinear control of a laboratory gas turbine engine[J]. Aerospace Science and Technology, 2022, 126: 107586.

[12] FAN K, YANG C, XIE Z, et al. Load-regulation characteristics of gas turbine combined cycle power system controlled with compressor inlet air heating [J]. Applied Thermal Engineering, 2021, 196: 117285.

[13] VENKATESWARLU C. Chapter 6-Applications of generalized predictive control (GPC) and constrained generalized predictive control (CGPC) [J]. Advances in Process Control with Real Applications, 2025: 121–128.

[14] FRANCO R A P, CARDOSO A A, FILHO G L, et al. MIMO autoregressive modeling-based generalized predictive control for grid-connected hybrid systems[J]. Computers & Electrical Engineering, 2022, 97: 107636.

[15] WANG S, BAKKER P C, SOMERS L M T, et al. Effect of air-excess on blends of RON70 partially premixed combustion [J]. Flow, Turbulence and Combustion, 2016, 96(2): 309–326.

[16] SHEIKHI M A, KHAKI-SEDIGH A, NIKOOFARD A. Design of nonlinear predictive generalized minimum variance control for performance monitoring of nonlinear control systems[J]. Journal of Process Control, 2021, 106: 54–71.

[17] NGUINABE J, ROCKEFELLER R, KHAN N M, et al. Bootstrap prediction intervals for the long short term memory (LSTM) recurrent neural network [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 284: 127728.

[18] XU B, RANG G, XIE R, et al. A prediction approach based on long short-term memory networks for dynamic multiobjective optimization [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 283: 127792.

[19] WAHEED W, XU Q, AURANGZEB M, et al. Empowering data-driven load forecasting by leveraging long short-term memory recurrent neural networks[J]. Heliyon, 2024, 10(24): e40934.

[20] LI H, ZHOU J, HAO S, et al. Dynamic modeling and substructuring analysis leveraging long short-term memory neural network [J]. Structures, 2024, 70: 107602.

[21] HOU G, FAN Y, WANG J. Application of a novel dynamic recurrent fuzzy neural network with rule self-adaptation based on chaotic quantum pigeon-inspired optimization in modeling for gas turbine[J]. Energy, 2023, 290: 130188.

[22] AMSE. The American society of mechanical engineers [A]. Gas Turbines Performance Test Codes, PTC 22–2023.