

DOI: 10.19666/j.rlfed.202505091

基于机理与数据的液氨气化系统 动态建模与控制

刘 渊¹, 崔立明², 初 伟³, 周 末³, 崔子健³, 王印松¹

(1.华北电力大学自动化系, 河北 保定 071003;

2.神华集团有限责任公司, 北京 100011;

3.烟台龙源电力技术股份有限公司, 山东 烟台 264006)

[摘 要] 氨能作为低碳燃料在工业燃烧领域具有重要应用前景, 但液氨气化环节的动态特性复杂, 传统机理模型难以满足高精度控制需求。针对掺氨燃烧系统中液氨气化过程建模精度不足导致的控制不稳定问题, 提出一种机理与数据融合的动态建模方法。通过建立基于热力学定律的非线性机理模型, 结合基于递推模糊 C 均值 (RFCM) 聚类 and 递推最小二乘 (RLS) 算法的数据驱动模型, 构建具有自适应权重优化的混合动态模型; 进而开发解耦控制策略, 实现气化系统的精准调控。实验验证表明: 所提出的模型显著提升了液氨气化过程的预测精度, 基于该动态模型的解耦控制方案实现了稳定的氨气供给, 验证了机理与数据融合的动态模型对控制系统的有效性和工程实用性。该方法为氨燃料燃烧系统的智能控制提供了有效解决方案, 对清洁能源技术的工程应用具有推广价值。

[关 键 词] 煤氨混合燃烧; 液氨气化; 动态建模; RFCM-RLS 算法; 解耦控制; 仿真分析

[引用本文格式] 刘渊, 崔立明, 初伟, 等. 基于机理与数据的液氨气化系统动态建模与控制[J]. 热力发电, 2025, 54(8): 72-83. LIU Yuan, CUI Liming, CHU Wei, et al. Dynamic modeling and control of liquid ammonia gasification system based on mechanism and data[J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(8): 72-83.

Dynamic modeling and control of liquid ammonia gasification system based on mechanism and data

LIU Yuan¹, CUI Liming², CHU Wei³, ZHOU Mo³, CUI Zijian³, WANG Yinsong¹

(1.Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2.Shenhua Group Co., Ltd., Beijing 100011, China;

3.Yantai Longyuan Power Technology Co., Ltd., Yantai 264006, China)

Abstract: Ammonia, as a low-carbon fuel, has important application prospects in the field of industrial combustion. However, the dynamic characteristics of liquid ammonia gasification process are complex, and conventional mechanism models are difficult to meet high-precision control requirements. To address the problem of unstable control caused by insufficient modeling accuracy in the liquid ammonia gasification process in ammonia combustion systems, a dynamic modeling method that combines mechanism with data fusion is proposed. By establishing a nonlinear mechanism model based on thermodynamic laws, and combining with a data-driven model based on recursive fuzzy C-means (RFCM) clustering and recursive least square (RLS) algorithm, a hybrid dynamic model with adaptive weight optimization is constructed. On this basis, decoupling control strategies are developed to achieve precise control of the gasification systems. Experimental verification shows that, the proposed model significantly improves the prediction accuracy of the gasification process, and the decoupling control scheme based on this dynamic model achieves stable ammonia supply, verifying the effectiveness and engineering practicality of the dynamic model that integrates mechanism and data for the control system. This method provides an effective

收稿日期: 2025-05-23 网络首发日期: 2025-07-07

基金项目: 国家科技支撑计划项目 (GJNY-2023-9)

Supported by: National Science and Technology Infrastructure Project (GJNY-2023-9)

第一作者简介: 刘渊 (2001), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为掺氨燃烧相关系统的建模与控制, 220232216042@ncepu.edu.cn.

solution for intelligent control of ammonia fuel combustion systems and has promotional value for the engineering application of clean energy technology.

Key words: coal-ammonia coupled combustion; liquid ammonia gasification; dynamic modeling; RFCM-RLS algorithm; decoupling control; simulation analysis

目前,风光等新能源取代传统燃煤发电能够有效缓解全球气候变暖和解决能源转型问题已经成为一种共识。但是,传统燃煤发电由于其出色的调峰调频、电压支撑等能力,仍是我国发电的主体^[1]。为响应“双碳”战略目标,减少火电的碳排放,燃煤机组亟需进行低碳改造^[2]。由于氨不仅产量大热值高,而且是一种零碳燃料,因此,将掺氨燃烧技术作为一种创新的火力发电改造方案,已经引起了业界的广泛关注^[3-7]。

氨作为一种广泛使用的工业化学品,其主要有液态和气态。由于液态氨占用空间小且泄漏风险低,所以大多数情况下氨以液态形式进行储存和运输^[8];但是在工业中,由于气态氨能与 NO_x 及其他燃料充分混合,从而提升脱硝或燃烧效率,所以被广泛应用^[9]。因此,氨气化技术成为氨在工业应用中的一个重要环节。

液氨气化控制系统是深入研究氨气化技术、提升气化效率的基础。然而,现有的控制系统大多采用单回路控制策略,忽略了液氨气化系统的耦合特性,导致控制效果欠佳^[10]。特别是在掺氨燃烧这类对氨气需求量大且对时间效率要求较高的工业过程,现有控制系统无法稳定供应大量氨气,难以满足燃烧侧的需求。因此,本文致力于构建精准的液氨气化系统模型,并通过解耦控制策略优化系统的控制性能^[11-14]。精准建立液氨气化系统模型,对于深入理解和掌握氨气化技术内在规律及提升工业系统的安全性与经济性,具有极为重要的意义^[15]。

目前,液氨气化系统建模主要为机理建模,刘莉萍^[16]以能量、质量、动量、化学平衡原理为基础,建立了液氨气化系统的仿真模型。研究虽然建立了液氨气化系统的模型,但模型主要应用于选择性催化还原(SCR)脱硝系统等对氨气需求量较小且时效性要求不高的场景,其模型准确性较低,时变能力较差。因此,亟需开发更高精度、更强时变能力的模型,为提升掺氨燃烧系统的控制品质和运行效率奠定基础^[17]。

由于目前对液氨气化系统的研究较少,因此本文从相变气化系统建模的角度出发,从机理模型和数据模型两方面展开研究。在机理模型方面,王弼正^[18]以600 MW机组为研究对象,以质量、动量和

能量守恒方程为基础,建立了复合相变换热器系统各设备的仿真模型。Bagyalakshmi等人^[19]根据不同的实验数据,得到了传热系数的关联式,建立了相变换热器特性的数学模型并仿真。这些研究所建立的模型均为稳态模型,不能准确表达系统的实时运行状态。此外,机理建模过程会对复杂过程适当简化,进一步降低了模型的准确性,在实际应用中还需进一步调整。在数据模型方面,王晓霞等^[20]基于理论及实验的方法建立相变烟气换热器,利用实验数据辨识得到数据模型。王轩等^[21]针对壳管式相变储能换热器机理建模方法计算速度较慢、精度差的缺点,提出以先验知识为骨架使用深度强化学习算法辨识参数的数据模型。这些数据模型虽然能够预测现实系统的动态变化,提高了模型的精度和灵活性,但也存在着一些局限性。数据模型不太依赖系统机理,而是直接从数据集构建,当数据集对应的环境条件发生变化时,数据模型难以适应环境,泛化能力和对新情况的适应性较差^[22-24]。

针对机理模型精度低与数据模型适应性差的问题,有学者提出机理与数据融合的建模思想,一方面机理模型具有较强的可解释性和泛化能力,可以弥补数据模型的适应性差的缺陷;另一方面数据模型具有强大的数据处理和模式识别能力,可以弥补机理模型精度不足的缺陷。秦天牧^[25]利用燃煤电站分散控制系统(DCS)的历史数据,结合脱硝过程机理分析,建立了SCR脱硝系统模型,显著提升了模型的适应性。李景轩等^[26]提出了机理模型和基于神经网络的数据驱动模型相结合的燃机混合模型结构,提高燃机模型精度。Zheng等人^[27]建立了基于机理的主轴热误差模型和数据补偿机制的融合系统,进一步提升了模型精度。可见利用机理与数据融合的建模方法所得模型的精确性与适应性更高,更加准确贴合实际,机理与数据融合建模方法更具有优越性。

综上,针对当前液氨气化模型在准确性与时变能力方面的不足,尤其是在掺氨燃烧这类对氨气需求量大且时间效率要求较高的系统中难以满足工业控制需求的问题,本文提出了一种基于高精度的液氨气化系统动态模型的控制方案。通过构建满足能量守恒、质量守恒并线性化的机理模型,结合递

推模糊 C 均值聚类-递推最小二乘算法 (RFCM-RLS) 优化的数据模型, 以及基于 BP 神经网络的权重拟合模型, 实现了对液氨气化系统动态特性的精确描述与实时修正。此外, 将所建动态模型引入控制系统, 实现了系统的解耦控制, 显著优化了控制性能。并且, 利用某电厂 600 MW 燃煤机组在不同掺氨比例下的实验数据进行建模与仿真分析, 结果验证了所建动态模型的高精度、强适应性以及对控制系统优化的有效性和实用性。该研究为煤氨混合燃烧技术提供了坚实的理论与实践基础。

1 机理模型

液氨气化是将液氨从液态转变为气态的物理过程, 该过程可用数学模型来描述和模拟, 主要涉及热交换和相变 2 个关键环节。在这个过程中, 热量的传递包括导热和对流换热 2 种方式: 导热是热量通过固体壁面从蒸汽侧传递到氨侧; 对流换热则是水蒸气在高温侧通过对流将热量传递给壁面, 液氨在低温侧通过对流从壁面吸收热量。

由于液氨气化系统属于分布参数对象, 一般采用偏微分方程描述, 多方位的建模非常复杂^[6]。因此本文重点考虑液氨气化过程中的能量变化, 利用气化过程中的能量守恒、质量守恒以及压力变化来描述系统工作过程, 进而推导出液氨气化器的非线性模型。

1.1 非线性机理模型

液氨气化系统是一种耦合的双入双出系统, 将液氨和高温蒸汽作为输入, 以氨气和低温蒸汽作为输出。液氨流量主要影响氨气流量, 蒸汽流量主要影响氨气温度; 同时, 液氨流量与氨气温度、蒸汽流量与氨气流量也存在相互影响, 两者相互耦合, 共同决定氨气的温度和流量。

掺氨实验所使用的液氨气化系统为管壳式换热器, 蒸汽流经管程, 液氨与氨气流经壳程。在这个系统中, 首先, 液氨吸收热量后从液态相变为气态, 存在沸腾传热机制, 高温蒸汽则作为热源, 为液氨的气化提供所需热能, 但是未发生相变, 不考虑冷凝传热机制。因此在建模时, 氨侧需要考虑液氨的单相流与沸腾两部分传热, 并且单相流传热 (显热) 仅用于前期预热, 占比通常不足 20%, 沸腾传热 (汽化潜热) 是主要的传热机制。其次, 该换热器壁面的导热热阻相对较小, 导热过程对整体传热的贡献也较小, 因此对流换热是主要的传热方式, 即可将对流换热系数近似为传热系数。此外, 由于目前液氨气化系统的核心目标是将液氨高效

转化为氨气并输出, 而不追求进一步提高氨气的温度, 系统机理建模不考虑过热过程。图 1 为液氨气化系统原理图。

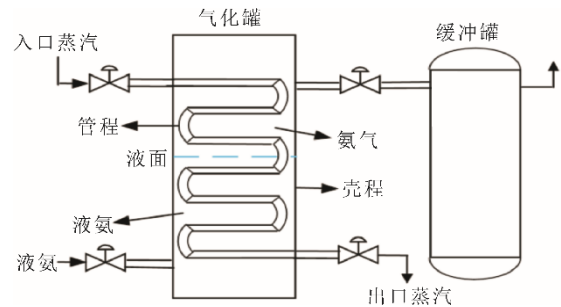


图 1 液氨气化系统原理

Fig.1 Principle of the liquid ammonia gasification system

为了便于建模分析, 对该液氨气化系统作假设: 1) 管壁热损失忽略不计; 2) 传热系数与比热容为常数; 3) 气态氨和液态氨可分离; 4) 忽略流体的压降, 即流体压力和动量保持不变。

氨气侧质量守恒定律、能量守恒方程为:

$$\begin{cases} \frac{dm_n}{dt} = q_{n1} - q_{n2} \\ \frac{dm_n c_n T_n}{dt} = q_{n1} c_{n1} T_{n1} - q_{n2} c_{n2} T_{n2} + Q_2 \end{cases} \quad (1)$$

式中: m_n 为氨的质量, t; T_n 为氨的温度, °C; q_{n1} 、 q_{n2} 分别为入口液氨、出口氨气的质量流量, t/h; T_{n1} 、 T_{n2} 分别为入口液氨、出口氨气的温度, °C; c_{n1} 、 c_{n2} 分别为入口液氨与出口氨气的比热容, MJ/(t·°C); Q_2 为液氨对流换热吸收的热量, MJ/h。

由液态氨与气态氨可完全分离, 则气态氨有^[16]:

$$\begin{aligned} c_{n2} T_{n2} \frac{dm_n}{dt} + m_{n2} c_{n2} \frac{dT_{n2}}{dt} = \\ q_{n1} c_{n1} T_{n1} - q_{n2} c_{n2} T_{n2} + Q_2 \end{aligned} \quad (2)$$

代入质量守恒方程得:

$$m_n c_{n2} \frac{dT_{n2}}{dt} = q_{n1} (c_{n1} T_{n1} - c_{n2} T_{n2}) + Q_2 \quad (3)$$

$$c_{n1} = f(p_n, T_{n1}), \quad c_{n2} = f(p_n, T_{n2}) \quad (4)$$

考虑氨气侧压力变化, 结合文献[16], 可得到压力方程为:

$$K_5 \frac{dp_n}{dt} = q_{n1} - q_{n2} \quad (5)$$

式中: K_5 为压缩系数。

蒸汽侧质量守恒定律、能量守恒方程为:

$$\begin{cases} \frac{dm_s}{dt} = q_g - q_s - q_{shu} \\ \frac{dm_s c_s T_s}{dt} = q_g c_g T_g - q_s c_s T_s - q_{shu} c_s T_s - Q_1 \end{cases} \quad (6)$$

式中： m_s 为蒸汽质量，t； q_g 、 q_s 分别为入口蒸汽、管内热媒的质量流量，t/h； T_g 、 T_s 分别为入口蒸汽、管内热媒的温度， $^{\circ}\text{C}$ ； c_g 、 c_s 分别为入口蒸汽与管内热媒的比热容， $\text{MJ}/(\text{t}\cdot^{\circ}\text{C})$ ； q_{shu} 为出口蒸汽的质量流量，t/h； Q_1 为热媒对流换热释放的热量， MJ/h 。

对式(6)整理可得：

$$c_s T_s \frac{dm_s}{dt} + m_s c_s \frac{dT_s}{dt} = q_g c_g T_g - (q_s + q_{\text{shu}}) c_s T_s - Q_1 \quad (7)$$

代入质量守恒方程可得：

$$m_s c_s \frac{dT_s}{dt} = q_g (c_g T_g - c_s T_s) - Q_1 \quad (8)$$

在实验中，由于蒸汽侧不发生相变且蒸汽流速保持基本不变，因此蒸汽侧压力变化可以忽略不计。

管道能量守恒方程为：

$$m_m c_m \frac{dT_m}{dt} = Q_1 - Q_2 \quad (9)$$

式中： m_m 为管道质量，t； c_m 为管道比热容， $\text{MJ}/(\text{t}\cdot^{\circ}\text{C})$ ； T_m 为管道温度， $^{\circ}\text{C}$ 。

在热媒与管道热量交换计算中，热媒的温度可直接视为实际换热面的热端温度。具体表达式为：

$$Q_1 = \eta_1 \alpha_1 (T_s - T_m) \quad (10)$$

在液氨与管道的热交换计算中，液氨在单相流与沸腾阶段，传热存在明显差异，因此将两部分分开进行计算。具体表达式为：

$$Q_2 = \eta_2 \alpha_2 (T_m - T_{n1}) + \eta_3 \alpha_3 (T_m - T_{n2}) \quad (11)$$

式中： η_1 、 η_2 、 η_3 为修正系数； α_1 、 α_2 、 α_3 分别为热媒传热系数、液氨单相流传热系数、液氨沸腾传热系数。

由于对流换热是主要的传热方式，因此将对流换热系数近似为传热系数，可根据工程实际得到对流换热系数的表达式^[16]为：

$$\alpha = K_1 + K_2 q_2^{0.8} \quad (12)$$

式中： K_1 为自然对流传热系数； K_2 为介质物性系数。

考虑系统输出为氨气质量流量与氨气出口温度，氨气质量流量由式(13)求得：

$$q_{n2} = \frac{Q_2}{r} = \frac{\eta_2 \alpha_2 (T_m - T_{n1}) + \eta_3 \alpha_3 (T_m - T_{n2})}{r} \quad (13)$$

式中： r 为单位质量液氨气化为氨气的全部热量，包含相变所需的显热与气化潜热。当系统处于额定工况时，该值不会发生改变；且由于液氨入口温度基本恒定，因此液氨入口温度与稳态氨气出口温度

存在近似不变的比例关系，即 $T_{n1} = \zeta T_{n2}$ 。则式(13)简化为：

$$q_{n2} = \frac{(\eta_2 \alpha_2 + \eta_3 \alpha_3) \cdot T_m - (\zeta \eta_2 \alpha_2 + \eta_3 \alpha_3) \cdot T_{n2}}{r} \quad (14)$$

假设系统处于额定状态时，各系数为常数，则可令 $\varepsilon_1 = \frac{\eta_2 \alpha_2 + \eta_3 \alpha_3}{r}$ 、 $\varepsilon_2 = \frac{\zeta \eta_2 \alpha_2 + \eta_3 \alpha_3}{r}$ ，可进一步简化为：

$$q_{n2} = \varepsilon_1 \cdot T_m - \varepsilon_2 \cdot T_{n2} \quad (15)$$

输出方程为：

$$\begin{cases} T_{n2} = T_{n2} \\ q_{n2} = \varepsilon_1 \cdot T_m - \varepsilon_2 \cdot T_{n2} \end{cases} \quad (16)$$

液氨气化系统得到非线性模型状态方程为：

$$\begin{cases} \frac{dT_{n2}}{dt} = \frac{q_{n1}(c_{n1}T_{n1} - c_{n2}T_{n2})}{c_{n2}m_n} + \frac{Q_2}{c_{n2}m_n} \\ \frac{dT_s}{dt} = \frac{q_g(c_g T_g - c_s T_s)}{m_s c_s} - \frac{Q_1}{m_s c_s} \\ \frac{dT_m}{dt} = \frac{\eta_1 \alpha_1 (T_s - T_m)}{c_m m_m} - \frac{Q_2}{c_m m_m} \\ \frac{dP_n}{dt} = \frac{1}{K_5} (q_{n1} - q_{n2}) \end{cases} \quad (17)$$

该非线性系统可简化为：

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u) \\ z = y(x, u) \end{cases} \quad (18)$$

1.2 线性化

非线性系统往往复杂难以处理，而线性系统的理论相对成熟。因此本文采用雅可比线性化法在平衡点处对非线性系统线性化，平衡点选取为各个工况下的稳态点。线性化模型公式为：

$$\begin{aligned} \Delta \dot{x} &= \mathbf{A} \Delta x + \mathbf{B} \Delta u \\ \Delta z &= \mathbf{C} \Delta x \end{aligned} \quad (19)$$

式中： $\Delta \dot{x} = [\Delta \dot{T}_{n2} \quad \Delta \dot{T}_s \quad \Delta \dot{T}_m \quad \Delta \dot{P}_n]^T$ ；

$\Delta u = [\Delta q_{n1} \quad \Delta q_g]^T$ ；

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial T_{n2}} & \frac{\partial f_1}{\partial T_s} & \frac{\partial f_1}{\partial T_m} & \frac{\partial f_1}{\partial P_n} \\ \frac{\partial f_2}{\partial T_{n2}} & \frac{\partial f_2}{\partial T_s} & \frac{\partial f_2}{\partial T_m} & \frac{\partial f_2}{\partial P_n} \\ \frac{\partial f_3}{\partial T_{n2}} & \frac{\partial f_3}{\partial T_s} & \frac{\partial f_3}{\partial T_m} & \frac{\partial f_3}{\partial P_n} \\ \frac{\partial f_4}{\partial T_{n2}} & \frac{\partial f_4}{\partial T_s} & \frac{\partial f_4}{\partial T_m} & \frac{\partial f_4}{\partial P_n} \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial q_{n1}} & \frac{\partial f_2}{\partial q_{n1}} & \frac{\partial f_3}{\partial q_{n1}} & \frac{\partial f_4}{\partial q_{n1}} \\ \frac{\partial f_1}{\partial q_g} & \frac{\partial f_2}{\partial q_g} & \frac{\partial f_3}{\partial q_g} & \frac{\partial f_4}{\partial q_g} \end{bmatrix}^T;$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial T_{n2}} & \frac{\partial y_1}{\partial T_s} & \frac{\partial y_1}{\partial T_m} & \frac{\partial y_1}{\partial P_n} \\ \frac{\partial y_2}{\partial T_{n2}} & \frac{\partial y_2}{\partial T_s} & \frac{\partial y_2}{\partial T_m} & \frac{\partial y_2}{\partial P_n} \end{bmatrix};$$

在不引起混淆的情况下, 可将“ Δ ”符号去掉, 代入公式计算得到线性状态空间表达式。线性状态方程为:

$$\begin{cases} \dot{T}_{n2} = a_1 T_{n2} + a_3 T_m + a_4 P_n + a_5 q_{n1} \\ \dot{T}_s = b_2 T_s + b_3 T_m + b_5 q_g \\ \dot{T}_m = c_1 T_{n2} + c_2 T_s + c_3 T_m \\ \dot{p}_n = d_1 q_{n1} \end{cases} \quad (20)$$

输出方程:

$$\begin{cases} T_{n2} = T_{n2} \\ q_{n2} = \varepsilon_1 \cdot T_m - \varepsilon_2 \cdot T_{n2} \end{cases} \quad (21)$$

其中, $a_1 = \frac{-\bar{q}_{n1}}{m_n} - \frac{\eta_3 \alpha_3}{c_{n2} m_n}; a_3 = \frac{\eta_2 \alpha_2 + \eta_3 \alpha_3}{c_{n2} m_n};$

$$a_4 = \frac{q_{n1} T_{n1}}{m_n} \left(\frac{c'_{n1} c_{n2} - c'_{n2} c_{n1}}{c_{n2}^2} \right) + \left(\frac{Q_2}{m_n} \right) \frac{c'_{n2}}{c_{n2}^2} \Big|_{p=\bar{p}};$$

$$a_5 = \frac{c_{n1} \bar{T}_{n1} - c_{n2} \bar{T}_{n2}}{c_{n2} m_n}; b_2 = \frac{-\bar{q}_g}{m_s} - \frac{\eta_1 \alpha_1}{m_s c_s}; b_3 = \frac{\eta_1 \alpha_1}{m_s};$$

$$b_5 = \frac{\bar{h}_g - \bar{h}_s}{m_s}; c_1 = \frac{\eta_3 \alpha_3}{c_m m_m}; c_2 = \frac{\eta_1 \alpha_1}{c_m m_m};$$

$$c_3 = \frac{-\eta_1 \alpha_1 - \eta_2 \alpha_2 - \eta_3 \alpha_3}{c_m m_m}; d_1 = \frac{1}{K_5}。$$

其中, 字母上面有“ $-$ ”表示该变量的稳态值。

利用零阶保持法将微分方程转化为离散传递函数, 可得系统模型为:

$$\begin{bmatrix} T_{N2} \\ q_{N2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G(z)_{11} & G(z)_{12} \\ G(z)_{21} & G(z)_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_{w1} \\ q_{N1} \end{bmatrix} \quad (22)$$

具体离散传递函数形式为:

$$G(z) = \frac{\theta_1 z^3 + \theta_2 z^2 + \theta_3 z + \theta_4}{z^3 + \theta_5 z^2 + \theta_6 z + \theta_7} \quad (23)$$

将式(23)转化为差分方程, 则需辨识的模型结构为:

$$\begin{aligned} y(k) &= \phi \cdot X = \theta_1 u(k) + \theta_2 u(k-1) + \\ &\theta_3 u(k-2) + \theta_4 u(k-3) - \theta_5 y(k-1) - \\ &\theta_6 y(k-2) - \theta_7 y(k-3) \end{aligned} \quad (24)$$

2 数据模型

由 1.1 节分析可知, 该系统为耦合系统, 且关联严重。因此为提高系统的控制效果, 需对系统进行解耦, 抵消系统内的关联, 使每个回路都能独立工作, 互不影响。而机理模型是基于系统在稳态点处的参数进行推导和校准的, 因此在稳态点附近能够较为准确地描述系统的静态特性。然而, 机理模型在偏离稳态点的其他工况下难以精确捕捉系统的动态变化。因此机理模型并不能对耦合回路进行精确解耦。

为了弥补这一不足, 本文提出了一种基于数据驱动动态修正方法, 通过引入数据模型对机理模型的输出进行实时校正, 从而构建一种融合机理与数据的数据模型。

目前, 数据模型构建的方式主要分为两类: 一类是基于机理与数据结合的灰箱建模, 如系统辨识方法^[22]; 另一类是基于纯数据驱动的黑箱建模, 如各类神经网络^[23-24]。其中, 灰箱建模需对系统内在机理有一定先验知识, 通过数据辨识方法建立模型。这种方式具有精度高、数据需求量较小、计算效率快的优势, 并能快速更新模型。而基于神经网络的纯数据驱动方法属于黑箱建模, 其依赖大量数据提升精度, 计算效率相对较低, 且可解释性差。而本文的数据来源于掺氢燃烧实验, 数据量有限。为建立精度更高且更新效率更快的数据模型, 最终选择基于 RFCM-RLS 辨识算法的灰箱建模方法。该算法能在有限数据下通过聚类和参数辨识高效构建模型, 同时兼顾精度与模型更新效率。

以输出氨气温度为例, 图 2 为系统耦合关系逻辑。

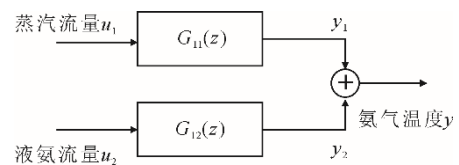


图 2 耦合关系逻辑

Fig.2 Logic diagram of coupling relationship

由图 2 可知, $y = y_1 + y_2$, 假设系统已实现解耦, 即 y_2 被解耦补偿, 则此时实际输出 $y = y_1$, 结合式(24), 数据模型表达式为:

$$\begin{cases} y_1 = \phi_1 \cdot X_1(u_1, y) = \phi_1 \cdot X_1(u_1, y_1) \\ y_2 = \phi_2 \cdot X_2(u_2, y) = \phi_2 \cdot X_2(u_2, y_1) \end{cases} \quad (25)$$

选择的数据模型输入参数为:

$$\begin{aligned} X_1 &= [u_1(k), u_1(k-1), u_1(k-2), u_1(k-3), \\ &\quad y_1(k-1), y_1(k-2), y_1(k-3)] \\ X_2 &= [u_2(k), u_2(k-1), u_2(k-2), u_2(k-3), \\ &\quad y_1(k-1), y_1(k-2), y_1(k-3)] \end{aligned} \quad (26)$$

数据模型输出为:

$$\begin{cases} y(k) = y_1(k) = \phi_1 \cdot X_1 \\ y_2(k) = \phi_2 \cdot X_2 \end{cases} \quad (27)$$

由式(26)、式(27)可知,为得到数据模型系数 ϕ_1 、 ϕ_2 ,需得到同一时刻 y 、 y_1 、 y_2 、 u_1 、 u_2 的数据。因此以氨气温度 y 为例,在掺氨燃烧实验中设计如下3种扰动实验:

- 1) 保持 u_2 为额定输入,对 u_1 施加阶跃扰动:观察 u_2 不变时, u_1 变化对 y_1 的影响;
- 2) 保持 u_1 为额定输入,对 u_2 施加阶跃扰动:观察 u_1 不变时, u_2 变化对 y_2 的影响;
- 3) 同时对 u_1 、 u_2 施加与上述2种扰动实验相同的阶跃扰动:观察 u_1 、 u_2 变化对 y 的影响。

$$v_i(k+1) = \frac{\sum_{n=1}^{k+1} u_i^m(n)x(n)}{\sum_{n=1}^{k+1} \gamma_i^m(n)} = \frac{\sum_{n=1}^k \gamma_i^m(n)x(n) + \gamma_i^m(k+1)x(k+1)}{\sum_{n=1}^k u_i^m(n) + \gamma_i^m(k+1)} = v_i(k) + \frac{\gamma_i^m(k+1)(x(k+1) - v_i(k))}{\sum_{n=1}^k \gamma_i^m(n) + \gamma_i^m(k+1)} = v_i(k) + \Delta v_i(k+1) \quad (28)$$

式中: m 为聚类参数,一般为2; v_i 为第 i 类聚类中心。

数据样本到聚类中心的距离为:

$$d_{i,k+1}^2 = (X(k+1) - v_i(k))^2 \quad (29)$$

式中: $d_{i,k+1}$ 为第 $k+1$ 个样本与第 i 聚类中心的距离。

数据样本到聚类中心的隶属度函数为:

$$\gamma_i(k+1) = \left(d_i(k+1) \sum_{i=1}^c \left(\frac{1}{d_{ij}^2(k+1)} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right)^{-1} \quad (30)$$

式中: $\gamma_i(k+1)$ 为第 $k+1$ 个样本属于第 i 类的隶属度。最大隶属度对应的类别为该样本的分类。

由式(29)、式(30)可知,隶属度与前一时刻的聚类中心有关,而聚类中心每次迭代都会发生改变。因此虽然过去时刻样本没有变化,但是随着迭代的进行,由于聚类中心的改变,每代的样本隶属度都会发生改变,同时 $\sum_{n=1}^k \gamma_i^m(n)$ 随之发生改变;为方便

计算下一时刻的聚类中心,对 $\sum_{n=1}^k \gamma_i^m(n)$ 加权来近似计算当前时刻隶属度之和。

通过对上述实验数据的整理,提取出同一时刻数据作为模型的样本集。为了确定数据模型的系数 ϕ_1 、 ϕ_2 ,利用RFCM聚类算法对实验数据进行聚类,利用RLS算法对模型系数进行辨识。

2.1 RFCM 聚类算法

FCM是一种“软聚类”算法,每个样本不是确定只属于某一类,而是以隶属度函数来衡量样本属于某一类的程度,使得属于同一类隶属度最大,而不同类的隶属度尽可能的小。其隶属度函数值为 $[0,1]$,每个样本属于各个类的隶属度之和为1^[28-29]。然而由于传统FCM算法作为一种批处理方法,需要在每次迭代中处理整个数据集,相比之下,RFCM算法通过递推更新机制,能够实时处理新到达的数据点,无需重新计算整个数据集的聚类中心和隶属度矩阵,从而显著提高了计算效率;因此本文采用RFCM算法进行数据聚类。RFCM推导如下^[30]。

聚类中心递推形式推导为:

设 $\Delta v_i(k+1)$ 的分母为:

$$s_i(k+1) = \omega s_i(k) + \gamma_i^m(k+1) \quad (31)$$

式中: ω 为权重,过去数据权重逐渐下降。

综上,最终RFCM形式为:

$$\begin{cases} v_i(k+1) = v_i(k) + \frac{\gamma_i^m(k+1)(x(k+1) - v_i(k))}{s_i(k+1)} \\ \gamma_i(k+1) = \left(d_{ij}^2(k+1) \sum_{i=1}^c \left(\frac{1}{d_{ij}^2(k+1)} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right)^{-1} \\ d_{ij}(k+1) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{j_i}(k+1) - v_{i_i}(k))^2} \end{cases} \quad (32)$$

在选择类别个数时,需权衡模型的准确度与计算复杂度。通常情况下,类别数量越多,模型的拟合精度越高,但相应的计算量也会显著增加。因此,本文综合考虑模型的精度需求与计算资源的限制,选择类别数为2。

2.2 RLS 算法

在2.1节完成分类后,需要针对每个类别分别计算对应的模型系数。为此,本文选择采用参数辨

识算法对各分类进行参数估计,以求解出每类的模型系数。在众多辨识算法中,递推最小二乘(RLS)算法凭借其高效的计算能力、快速的收敛速度以及易实现性被采用。

RLS 在每次接收一个新的样本时,会根据已经处理过的样本和相应的预测值,递推地更新线性回归系数。具体算法如下^[31]:

$$\begin{cases} \phi(k) = \phi(k-1) + L(k)[y(k) - X^T(k)\phi(k-1)] \\ L(k) = \frac{P(k-1)X(k)}{\sigma + X^T(k)P(k-1)X(k)} \\ P(k) = \frac{1}{\sigma}[I - L(k)X^T(k)]P(k-1) \\ P(0) = Ip_0 \end{cases} \quad (33)$$

式中: σ 为遗忘因子,一般设置为 0.98; p_0 为初值,一般设置为 $10^2 \sim 10^5$; ϕ 为数据模型系数。

根据式(33)计算出不同类别中每组输入数据的模型系数,然后对同一类别的数据模型系数求取平均值,以此作为该类别的模型系数。

2.3 数据建模

以蒸汽流量为输入、氨气温度为输出的模型为例,图 3 为数据模型的建模流程。由图 3 可见,在数据建模过程中,首先需要确定数据模型的输入信号。随后,利用 RFCM 聚类算法对输入信号进行分类,并记录下 2 类的聚类中心;通过比较各输入样本的隶属度,将隶属度最大的类别确定为各样本所属的类别。最后,对于同一类别的样本,采用 RLS 算法进行参数辨识,从而获取每一类的模型系数。

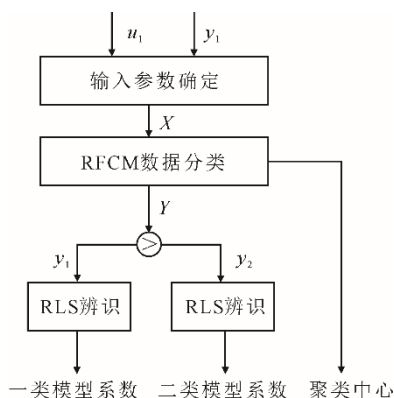


图 3 数据模型建模流程
Fig.3 Data modeling process

综上,在数据模型的建模阶段,应充分利用实验数据,通过 RFCM 算法计算出各类数据的聚类中心,并借助 RLS 算法计算每类的模型系数等关键信息。此外,为了确保数据模型的准确性和可靠性,

应定期依据系统的实际运行数据对数据模型进行更新与优化。在测试阶段,将测试数据与已确定的聚类中心进行匹配和比较,快速、准确地确定其所属类别;随后,将测试数据与对应类别的模型系数进行运算,从而得到数据模型的输出。

3 机理与数据融合动态建模

3.1 机理与数据动态模型结构设计

以蒸汽流量为输入、氨气温度为输出的模型为例,本文设计的机理与数据融合的动态模型结构如图 4 所示。

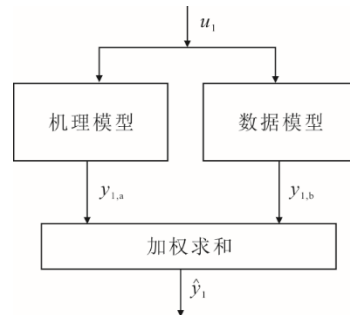


图 4 机理与数据融合的动态模型结构
Fig.4 The dynamic model structure of mechanism and data fusion

由图 4 可见,动态模型由 3 部分组成:一部分为机理模型输出;一部分为数据模型输出;最后一部分为机理模型输出与数据模型输出的比例权重。具体表达式为:

$$\begin{cases} \hat{y}_1 = \lambda_1 y_{1,a} + (1 - \lambda_1) y_{1,b} \\ \hat{y}_2 = \lambda_2 y_{2,a} + (1 - \lambda_2) y_{2,b} \end{cases} \quad (34)$$

式中: λ_1 、 λ_2 均为比例权重; $y_{1,a}$ 、 $y_{2,a}$ 均为机理模型输出; $y_{1,b}$ 、 $y_{2,b}$ 均为数据模型输出。

从式(34)可知,动态模型的输出不仅与机理模型输出和数据模型输出相关,还与对应的比例权重密切相关。但是机理模型输出与数据模型输出若按固定比例权重优化时,动态模型输出不能很好地预测实际系统输出,因此引入自适应权重,进一步提高预测精度。

3.2 自适应权重

3.2.1 权重函数机理分析

根据 2.1 节和 2.2 节的分析,数据模型由不同类别的模型表达式组成。当一组输入样本属于某一类别的隶属度最大时,可认为该样本属于该类别,并采用该类别模型表达式进行输出计算。然而,如果该组样本的最大隶属度与其他类别的隶属度相

差不多，则仅使用该类别的模型表达式可能导致较大的计算误差。在这种情况下，相应的比例权重将会发生调整，以降低误差并提高模型输出的准确性。

通过上述分析可知，权重是关于样本的各类隶属度、样本到各聚类中心距离、样本所属类别的非线性函数，可表达为：

$$\lambda = f(\gamma_1, \gamma_2, d_1, d_2, a) \tag{35}$$

式中： γ_1 、 γ_2 分别为属于类别 1、类别 2 的隶属度； d_1 、 d_2 分别为距离类别 1、类别 2 的聚类中心的距离； a 为输入样本所属的类别。

3.2.2 基于 BP 神经网络的权重拟合模型

由于权重与输入的非线性关系复杂，很难用传统的函数表达式表示；而 BP 神经网络具有强大的非线性映射能力和自适应学习能力，能够有效处理复杂的输入输出关系^[22]。因此，选择利用 BP 神经网络拟合不同输入条件下的权重。BP 神经网络输入输出数据的获取过程如下。

1) 基于实验数据分别构建机理模型和数据模型。

2) 将相同的输入信号分别输入机理模型、数据模型以及实际系统中，记录各自的数据。

3) 基于步骤 2) 所获得的数据，在数据模型中，输入样本的隶属度、与聚类中心的距离以及所属的类别作为 BP 神经网络的输入。同时，将实际系统的输出作为动态模型的目标输出，根据式(34)，通过反向计算得到权重值，将其作为 BP 神经网络的输出。输出反向计算公式为：

$$\begin{cases} \lambda_1 = \frac{y_1 - y_{1,b}}{y_{1,a} - y_{1,b}} \\ \lambda_2 = \frac{y_2 - y_{2,b}}{y_{2,a} - y_{2,b}} \end{cases} \tag{36}$$

式中： y_1 、 y_2 分别为不同 u_1 、 u_2 下的实际系统输出。

由上述流程获取神经网络输入输出数据，将该数据用于 BP 神经网络训练，学习到输入数据特征与权重之间的映射关系，从而实现对权重的自适应拟合。

3.2.3 机理与数据融合动态模型预测

基于实验数据以及 3.2 节所述方法，建立动态模型，该模型由机理模型、数据模型和权重预估模型 3 部分组成。以蒸汽流量为输入、氨气温度为输出的模型为例，图 5 为机理与数据融合的动态模型预测流程。

从图 5 可以看出，当新采样数据到达时，输入

信号同时输入至机理模型与数据模型。数据模型依据已确定的聚类中心及各分类模型系数，快速分类、运算得到数据模型的输出；机理模型则根据输入直接生成输出。随后，这 2 个输出通过 BP 神经网络拟合的权重进行加权运算，最终生成动态模型的预测输出。

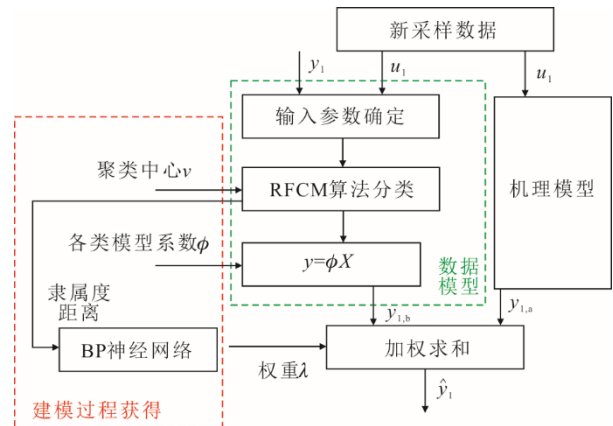


图 5 机理与数据融合的动态模型预测流程
Fig.5 The dynamic model prediction process of mechanism and data fusion

4 基于动态模型的控制方案

液氨气化系统是一个耦合系统，其内部各变量之间存在严重的关联性。然而，传统的单回路控制方法通常直接忽略了系统的耦合特性，导致无法实现有效的控制，难以满足系统对控制精度和稳定性的要求。因此，本文基于动态模型对液氨系统进行解耦控制。通过引入解耦策略，抵消系统内部各变量之间的耦合关联，从而使得每个控制回路能够独立工作，互不影响^[11-14]。以输出氨气温度为例，图 6 为基于动态模型的控制方案。

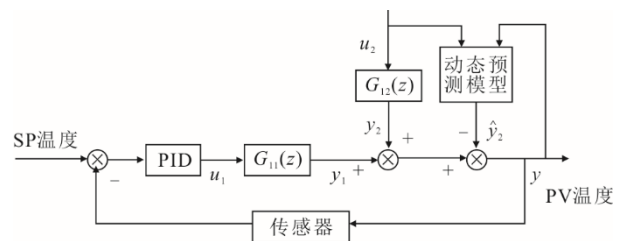


图 6 基于动态模型的控制方案
Fig.6 Control scheme based on dynamic model

图 6 中： u_1 为蒸汽流量； u_2 为液氨流量； $G_{11}(z)$ 、 $G_{12}(z)$ 分别为以氨气温度为输出，以蒸汽流量、液氨流量为输入的实际系统。

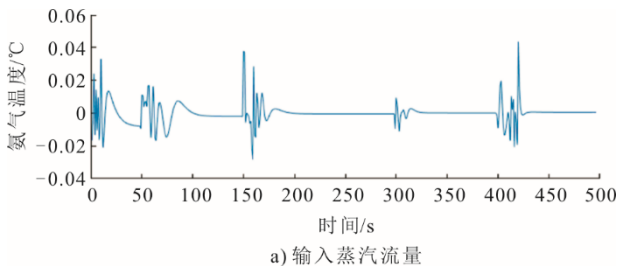
由图 6 可知，动态模型能够有效补偿液氨流量输入所引起的扰动，对耦合系统进行解耦操作，实

现了各控制回路的独立控制。氨气流量的控制原理与之类似,可通过动态模型的补偿和解耦机制,实现独立的单回路控制。

5 仿真分析

本文数据来自某电厂 600 MW 燃煤机组掺氨燃烧实验数据。该机组额定工况为 100% 负荷 10% 掺氨比(热量比,下同)工况(最大负荷、最大掺氨比工况)。机理模型建模选择平衡点为额定工况点,在该工况下,传热系数: $\alpha_1=3\ 000\ \text{W}/(\text{m}^2\cdot\text{K})$, $\alpha_2=2\ 250\ \text{W}/(\text{m}^2\cdot\text{K})$, $\alpha_3=12\ 500\ \text{W}/(\text{m}^2\cdot\text{K})$; 初始温度: $\bar{T}_{n1}=23.8\ ^\circ\text{C}$ 、 $\bar{T}_g=200\ ^\circ\text{C}$; 稳态温度: $\bar{T}_{n2}=75\ ^\circ\text{C}$ 、 $\bar{T}_s=150\ ^\circ\text{C}$; 稳态输入: $\bar{q}_g=80\ (\text{t}/\text{h})$ 、 $\bar{q}_{n1}=30\ (\text{t}/\text{h})$; 氨侧稳态压力: $\bar{p}_n=0.75\ \text{MPa}$; 采样时间 $dt=3\ \text{s}$ 。

由于压力与比热容之间缺乏明确的函数关系,因此作者查阅热力性质表,将稳态压力对应的比热容作为模型参数。根据稳态工况点参数计算机理模型参数。机理模型表达式为:



$$\begin{bmatrix} T_{n2} \\ q_{n2} \end{bmatrix} = \frac{1}{z^3 - 1.8z^2 + z - 0.2} A \begin{bmatrix} q_g \\ q_{n1} \end{bmatrix} \quad (37)$$

$$\text{其中, } A = \begin{bmatrix} -1.1 & 0.04 \\ 0.17 & 0.04 \end{bmatrix} z^2 + \begin{bmatrix} 1.29 & 0.12 \\ -0.22 & -0.01 \end{bmatrix} z + \begin{bmatrix} -0.4 & 0.014 \\ 0.06 & -0.02 \end{bmatrix}。$$

数据模型基于第 2 节设计的 3 种掺氨燃烧实验数据进行构建。通过 RFCM 聚类算法,计算出各类数据的聚类中心,并利用 RLS 算法确定每类别的模型系数。

以隶属度、距聚类中心的距离、模型类别为输入,以权重为输出,建立基于 BP 神经网络的权重拟合模型。利用一段运行数据对权重拟合模型进行精度测试。以输出氨气温度为例,图 7 为自适应权重模型精度测试。由图 7 可见,权重拟合模型精度较高,能达到相应的要求,这为建立动态模型奠定了基础。

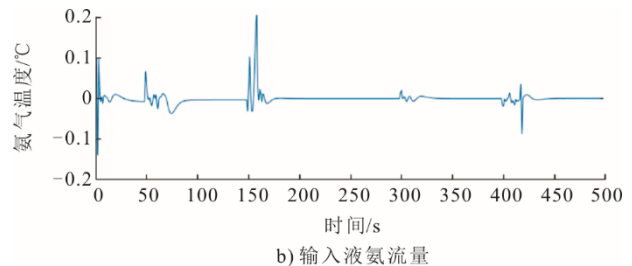


图 7 自适应权重模型精度测试(输出氨气温度)

Fig.7 Accuracy test results of adaptive weight model (ammonia temperature as output)

在建立了完整的自适应动态模型后,为验证本文方法的优越性,利用一段运行数据对建立的机理模型、基于 RFCM-RLS 算法的数据模型以及自适应权重的动态模型进行精度预测及比较。图 8—图 11 为不同模型的预测结果及误差。由图 8—图 11 可见,传统的机理建模由于参数不准确、简化等原因,降低了模型的准确性,其稳态输出与实际值之间存在较大误差。基于 RFCM-RLS 算法的数据模型相较于机理模型稳态性能有所改进,但在

变工况时刻存在较大突变。相比之下,自适应权重的动态模型通过巧妙结合机理模型和数据模型的优势,不仅显著降低了稳态误差,而且在变工况瞬间利用机理模型有效抑制了输出突变,尽管在工况变化的瞬间仍可能存在微小误差,但这些误差完全在实验可接受范围内,整体上展现出优异的预测准确性。因此,将动态模型引入实际控制系统中,能够有效补偿耦合信号的扰动,实现对系统的解耦和对传统控制系统进行优化。

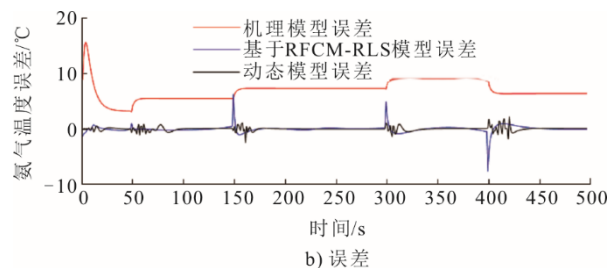
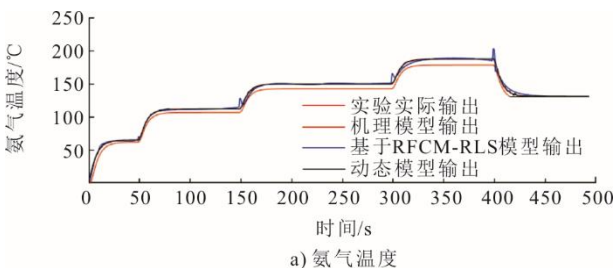


图 8 输入蒸汽输出氨气温度预测及误差

Fig.8 The predicted curves and errors with steam as the input and ammonia temperature as the output

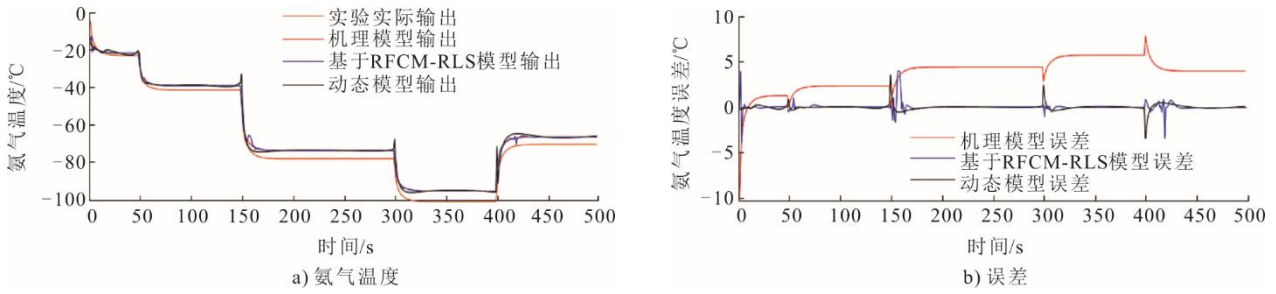


图 9 输入液氨输出氨气温度预测及误差

Fig.9 The predicted curves and errors with liquid ammonia as the input and ammonia temperature as the output

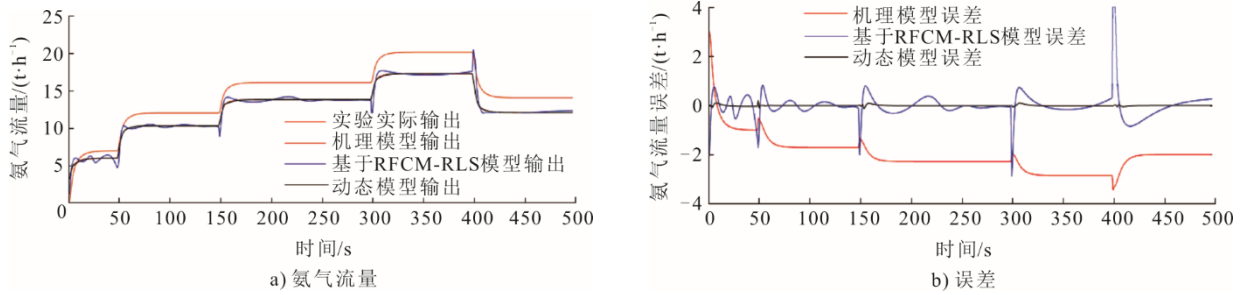


图 10 输入蒸汽输出氨气流量预测及误差

Fig.10 The predicted curves and errors with steam as the input and ammonia flow rate as the output

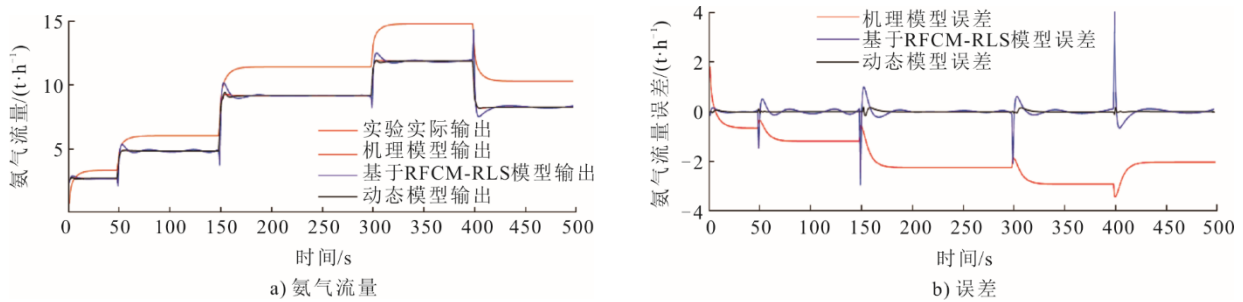


图 11 输入液氨输出氨气流量预测及误差

Fig.11 The predicted curves and errors with liquid ammonia as the input and ammonia flow rate as the output

根据图 6 的控制结构，将动态模型加入液氨气化控制系统中，对系统进行解耦与补偿，实现液氨

流量对氨气流量、蒸汽流量对氨气温度的独立控制。图 12 为基于动态模型的控制系统效果。

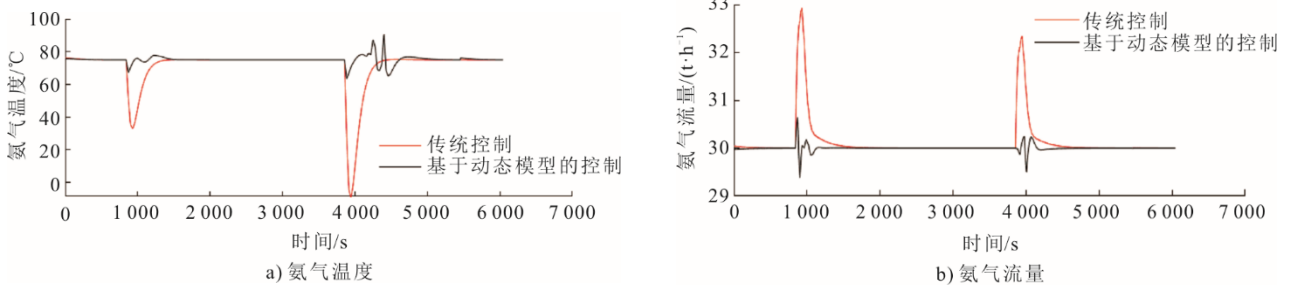


图 12 基于动态模型的控制系统效果

Fig.12 The control effects of the control system based on dynamic model

由图 12 可见，在正常运行的工业系统中，当输入量（如蒸汽流量与液氨流量）突然发生突变时，传统控制方法通常表现出显著的超调现象，导致系

统响应时间延长，难以快速恢复至稳定状态。相比之下，基于动态模型的解耦补偿控制方案通过动态模型的实时输出，能够对耦合回路进行快速补偿，

有效减少超调量,显著加快系统响应时间。因此,基于动态模型控制方案不仅改善了系统的动态响应特性,而且有效减少了超调量,提升了系统的抗干扰能力和稳定性,从而能够满足工业生产中对控制精度和响应速度的严格要求。

6 结 论

本文通过构建机理与数据融合的液氨气化系统动态模型,并将其应用于解耦控制。在研究过程中得出以下结论。

1) 基于热力学守恒定律构建的机理模型与数据驱动模型的融合,可有效弥补单一建模方法的局限性,使得动态模型的工况适应性与预测精度显著提升。

2) 自适应权重优化机制可动态调整模型结构参数,实现机理模型与数据驱动模型的优势互补,确保系统在动态与稳态工况下的误差均维持在较低水平。

3) 所开发的解耦控制策略成功将系统耦合度降低,显著提高了氨气供给稳定性。

这些成果不仅证实了混合建模方法在复杂热工系统中的优越性,所提出的“机理框架+数据修正”技术路线,为其他工业系统的智能控制研究提供了可迁移的方法论参考,对清洁能源技术的工程应用奠定了重要基础。

[参 考 文 献]

- [1] 姚向昱, 蒋慧卿, 王宁泽, 等. 650 MW 电站燃煤机组氨煤混燃模拟研究[J]. 动力工程学报, 2025, 45(2): 182-189.
YAO Xiangyu, JIANG Huiqing, WANG Ningze, et al. Simulation study on ammonia coal mixed combustion of 650 MW coal-fired power plant unit[J]. Journal of Power Engineering, 2025, 45(2): 182-189.
- [2] 李宇航, 田舒嫻, 张普选, 等. 燃煤电站锅炉掺氨燃烧特性及对锅炉影响研究进展[J]. 热力发电, 2025, 54(5): 13-24.
LI Yuhang, TIAN Shuman, ZHANG Puxuan, et al. Combustion characteristics of mixed ammonia in coal-fired utility boiler and its influence on boiler: a review[J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(5): 13-24.
- [3] HE W. Analyzing the current state and future development of carbon capture, utilization and storage (CCUS) strategies and technologies in China[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2608(1): 16259.
- [4] 周鸿强, 周元祥, 涂垚杰. 掺混方式对天然气窑炉掺氨燃烧影响的数值模拟研究[J]. 冶金能源, 2024, 43(6): 7-13.
ZHOU Hongqiang, ZHOU Yuanxiang, TU Yaojie. Numerical study of the effects of blending pattern on ammonia co-firing in a natural gas-fired kiln[J]. Energy for Metallurgical Industry, 2024, 43(6): 7-13.
- [5] TAN J X, HE Y, ZHU R F, et al. Experimental study on co-firing characteristics of ammonia with pulverized coal in a staged combustion drop tube furnace[J]. Proceedings of the Combustion Institute, 2023, 39(3): 3217-3225.
- [6] 闫卫东, 秦世泰, 杨凯, 等. 氨-煤在沉降炉中掺烧试验及氨的氧化动力学[J]. 洁净煤技术, 2023, 29(9): 127-133.
YAN Weidong, QIN Shitai, YANG Kai, et al. Experiment of ammonia-coal co-firing in a drop tube furnace and kinetic modeling of ammonia oxidation[J]. Clean Coal Technology, 2023, 29(9): 127-133.
- [7] LI J, HUANG H, KOBAYASHI N, et al. Numerical study on effect of oxygen content in combustion air on ammonia combustion[J]. Energy, 2015, 93: 2053-2068.
- [8] 黄鑫, 滕霖, 聂超飞, 等. 液氨/甲醇/成品油顺序输送技术研究进展[J]. 油气储运, 2023, 42(12): 1337-1351.
HUANG Xin, TENG Lin, NIE Chaofei, et al. Research progress on batch transportation technology of liquid ammonia/methanol/product oil[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2023, 42(12): 1337-1351.
- [9] WEI G, JUNJIE Y, MING L, et al. Enhancement of SCR denitrification control strategy considering flue gas temperature fluctuation: fundamental principle and performance evaluation[J]. Fuel, 2024, 359: 130453.
- [10] 刘新哲, 袁媛, 张立中, 等. 燃煤电厂烟气脱硝系统液氨气化器控制方式[J]. 煤气与热力, 2009, 29(11): 1-3.
LIU Xinzhe, YUAN Yuan, ZHANG Lizhong, et al. Control mode of liquid ammonia vaporizer for flue gas denitrification system in coal-fired power plant[J]. Gas & Heat, 2009, 29(11): 1-3.
- [11] LIN Y, LI X, BAI J, et al. Discrete-time sliding mode control based on improved decoupled disturbance compensator[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2025, 44(6): 1-16.
- [12] JING G, TAO F, QI L, et al. An angle-compensating, complex-coefficient pi controller used for decoupling control of a permanent-magnet synchronous motor[J]. Symmetry, 2022, 14(1): 101-101.
- [13] 刘茜, 刘泽锋, 王朝阳, 等. 600 MW 等级超超临界燃煤发电机组动态建模与变负荷控制优化[J]. 热力发电, 2024, 53(10): 97-105.
LIU Qian, LIU Zefeng, WANG Chaoyang, et al. Dynamic modeling and variable control optimization for 600 MW class ultra-supercritical coal-fired power generation units[J]. Thermal Power Generation, 2024, 53(10): 97-105.
- [14] 王万召, 赵兴涛, 谭文. 流化床燃烧系统模糊-神经元 PID 解耦补偿控制[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(8): 94-98.
WANG Wanzhao, ZHAO Xingtao, TAN Wen. Fuzzy-neural PID decoupling compensation control in circulating fluidized bed boiler combustion system[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(8): 94-98.
- [15] GAN X, YAO D, WU F, et al. Modeling and simulation of urea-water-solution droplet evaporation and thermolysis processes for SCR systems[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2016, 24(8): 1065-1073.
- [16] 刘莉萍. 选择性催化还原法烟气脱硝系统的建模与仿真研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2012: 1.
LIU Liping. Modeling and simulation of the selective catalytic reduction flue gas denitration system[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2012: 1.
- [17] 杨新民. 智能控制技术在火电厂应用研究现状与展

- 望[J]. 热力发电, 2018, 47(7): 1-9.
YANG Xinmin. Application status and prospect of intelligent control technology in thermal power plants[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(7): 1-9.
- [18] 王弼正. 600 MW 超临界机组的复合相变换热器仿真研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2016: 1.
WANG Bizheng. Simulation research on composite phase change heat exchanger of 600 MW supercritical unit[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2016: 1.
- [19] BAGYALAKSHMI N, SUBRAMANIAN S, KUMAR V. Model based fault detection diagnosis and classification in shell and tube heat exchanger using intelligent techniques[J]. Desalination and Water Treatment, 2024, 319: 100417.
- [20] 王晓霞, 麻宏强, 宋兴鹏. 基于粒子群优化算法的相变换热器动态仿真研究[J]. 西安石油大学学报(自然科学版), 2022, 37(4): 120-126.
WANG Xiaoxia, MA Hongqiang, SONG Xingpeng. Research on dynamic simulation of phase change heat exchanger based on particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Xi'an Petroleum University (Natural Science Edition), 2022, 37(4): 120-126.
- [21] 王轩, 凌智, 舒歌群, 等. 机理骨架结合表征参数的换热器建模方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(20): 7973-7982.
WANG Xuan, LING Zhi, SHU Gequn, et al. A novel heat exchanger modeling method based on mechanism skeleton combined with characterization parameters[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(20): 7973-7982.
- [22] 夏玉香, 李成成, 李跃峰. 采用改进递归最小二乘法的电动负载模拟器参数在线辨识[J/OL]. 机械科学与技术, 1-7. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20240073>.
XIA Yuxiang, LI Chengcheng, LI Yuefeng. Research on parameter identification of electric load simulator using improved recursive least squares method[J/OL]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 1-7. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20240073>.
- [23] XUE Z, LI Y, HAO H. A fast modeling method of pulsed eddy current with double-coil based on model-driven BP neural network[J]. Nondestructive Testing and Evaluation, 2025, 40(6): 2329-2351.
- [24] TANG M, AN B, YAN Y, et al. Predictive control of SCR denitrification system in thermal power plants based on GA-BP and PSO[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2023, 101(10): 5818-5831.
- [25] 秦天牧. 燃煤电站 SCR 烟气脱硝系统建模与喷氨量优化控制[D]. 北京: 华北电力大学, 2017: 1.
QIN Tianmu. Modeling and optimization control of ammonia injection amount in SCR flue gas denitrification system for coal-fired power plants[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017: 1.
- [26] 李景轩, 周登极, 肖旺, 等. 燃气轮机机理-数据混合建模方法研究[J]. 热能动力工程, 2019, 34(12): 33-39.
LI Jingxuan, ZHOU Dengji, XIAO Wang, et al. Hybrid modeling of gas turbine based on neural network[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2019, 34(12): 33-39.
- [27] ZHENG Y, YANG H, JIANG G, et al. Data-mechanism fusion modeling and compensation for the spindle thermal error of machining center based on digital twin[J]. Measurement, 2025, 250: 117152.
- [28] 郭保会. 基于模糊聚类的多模型软测量方法及应用研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2018: 1.
GUO Baohui. Research on multi-model soft measurement method and application based on fuzzy clustering[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2018: 1.
- [29] TANG M, AN B, QIU J, et al. Multi-model predictive control of SCR flue gas denitrification system in coal-fired power plant based on kernel fuzzy c-means clustering and integrated model[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2023, 102(2): 748-764.
- [30] DOVŽAN D, ŠKRJANC I. Recursive fuzzy C-means clustering for recursive fuzzy identification of time-varying processes[J]. ISA Transactions, 2011, 50(2): 159-169.
- [31] TANG J, LI H, ZHANG J, et al. A robust PID and RLS controller for TCP/AQM system[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2024, 229: 103947.

(责任编辑 杜亚勤)