

# LNG 储罐内部压力监测与控制模型设计

张进<sup>1,2</sup>, 张天民<sup>1</sup>

(1. 曹妃甸新天液化天然气有限公司, 河北 唐山 063200;  
2. 河南理工大学 能源科学与工程学院, 河南 焦作 454003)

**摘要:** 针对 LNG 储罐在复杂气液耦合工况下面临的压力监测滞后与控制精度不足的问题, 本研究基于 VOF 多相流模型, 开展了一系列监测与控制方法的深入研究; 通过耦合 VOF 气液界面动态追踪机制、MPC 的滚动优化策略以及 DDPG 算法的扰动补偿能力, 构建了一套“监测-优化-补偿”一体化智能控制架构; 采用 VOF-WTD-WPE 多尺度融合方法, 实现了机理模型与实时监测数据的协同感知; 结合 MPC-DDPG 协同优化框架, 有效处理多约束条件与非线性扰动; 实验测试结果表明, 所提模型在压力监测误差均值方面降低 85.2%, 稳态波动范围缩小 53.3%, 异常检测灵敏度提升至 98.2%, 误报率降至 1.5%; 系统比能耗下降 30.4%; 该研究成果显著提升了 LNG 储罐压力监测的实时性与控制精度, 为 LNG 储运系统的智能安全运行提供了可靠的技术支持。

**关键词:** 多相流模型; VOF; LNG; 压力检测; 动态控制

## Design of Internal Pressure Monitoring and Control Model for LNG Storage Tanks

ZHANG Jin<sup>1,2</sup>, ZHANG Tianmin<sup>1</sup>

(1. Caofeidian Suntien Liquefied Natural Gas Co., Ltd., Tangshan 063200, China;  
2. School of Energy Science and Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

**Abstract:** To address the issues of delayed pressure monitoring and insufficient control accuracy in liquefied natural gas (LNG) storage tanks, based on the multiphase flow model with the volume of fluid (VOF), research on multiple monitoring and control method is conducted. By integrating the gas-liquid interface tracking mechanism, the rolling optimization strategy of model predictive control (MPC), and the disturbance compensation capability of deep deterministic policy gradient (DDPG), an integrated “monitoring-optimization-compensation” control architecture is constructed. A multi-scale fusion method for the VOF and wavelet threshold denoising algorithm as well as wavelet packet energy (VOF-WTD-WPE) is adopted to achieve the collaborative perception of the mechanism model and real-time monitoring data, which is combined with the MPC-DDPG cooperative optimization framework, effectively handling multiple constraints and nonlinear disturbances. Experimental results show that the mean pressure monitoring error of the model is reduced by 85.2%, the steady-state fluctuation range by 53.3%, the anomaly detection sensitivity increases to 98.2%, and the false alarm rate reduces to 1.5%. Additionally, the specific energy consumption of the system is reduced by 30.4%. The results demonstrate that the proposed model significantly enhances the real-time performance and control accuracy of pressure monitoring, providing an effective support for the intelligent and safe operation of LNG storage and transportation systems.

**Keywords:** multiphase flow model; VOF; LNG; pressure detection; dynamic control

## 0 引言

液化天然气 (LNG, liquefied natural gas) 储罐作为 LNG 产业链中的核心储存设备, 其内部压力稳定性

直接关系到储运安全与能源利用效率<sup>[1]</sup>。因此, 制定可靠高效的 LNG 储罐内部压力监测与控制策略是保障储运系统本质安全、提升能源输配效率的关键, 其重要性不言而喻。然而 LNG 储罐内部存在复杂的气-液两相

收稿日期:2025-08-25; 修回日期:2025-09-25。

作者简介:张进(1987-),男,硕士,工程师。

引用格式:张进,张天民. LNG 储罐内部压力监测与控制模型设计[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(3):102-110.

动态变化过程,传统单相流模型难以准确表征蒸发、翻滚、分层等多物理场耦合现象,导致现有压力监测系统在动态工况下的响应滞后与控制偏差问题突出<sup>[2]</sup>。针对这个问题,国内外众多学者展开研究。为了提升LNG储罐压力控制的稳定性,文献[3]提出多元控制器复合调控方法。通过阶跃响应测试与时间特性对比分析,实现最优控制器选取及动态响应精准控制<sup>[3]</sup>。针对压力传感器检测效率低、误差累积问题,文献[4]提出智能化计量检测与管理系统。通过高度差消除、零点漂移补偿及双曲线校准分析,实现检测精度提升<sup>[4]</sup>。针对LNG储罐压力异常引发的泄漏与超压风险,文献[5]提出自适应神经模糊推理系统-蝴蝶结分析法。通过融合历史数据与蝴蝶结因果链分析,动态量化压力信号,提升压力安全控制效率<sup>[5]</sup>。

然而上述研究多基于单一场域假设,在实际储罐运行过程中,忽略相界面的动态变化及相间动量、能量交换,其难以准确表征蒸发、翻滚等瞬态行为,导致压力监测中出现响应滞后和控制偏差。尤其在进、出料或热扰动等非稳态工况下,单场模型无法捕捉局部压力波动与气相聚集,易引起超调量增大、稳态误差累积及安全阀误动作等问题。同时缺乏多物理场与多源信息的深度融合,限制了控制的实时性与准确性,因此需构建高精度耦合模型以提升系统响应速度与控制可靠性。流体体积(VOF, volume of fluid)模型能够精确追踪气液界面,适用于相变与分层流动,提升储罐压力动态预测精度与多场耦合分析能力<sup>[6]</sup>。然而模型需高精度网格,计算资源消耗大,且对湍流、瞬态相界面演化的仿真精度受限<sup>[7]</sup>。针对VOF方法在微重力流动模拟中难以准确预测气泡动力学行为的问题,文献[8]提出了一种改进的耦合水平集与VOF方法。通过在动量方程中引入额外的力项并优化界面捕获算法,显著提升了在无体力(微重力)环境下对气泡成核、生长等复杂相界面演化过程的模拟精度。文献[9]针对VOF方法计算成本高昂、难以在常规计算资源下实现核心尺度快速模拟的问题,提出了一种将VOF与孔隙网络模型相结合的混合建模方法。通过将VOF方法精确的界面捕捉能力与孔隙网络模型高效的计算架构相融合,能够实现比并行VOF模拟快两个数量级的计算效率。针对VOF方法数值耗散显著,以及压力-速度耦合求解效率低下的问题,文献[10]提出了一种改进的VOF模型。通过采用一种新颖的三阶总变差下降格式对对流项进行离散,并结合半隐式压力隐式算子分割算法处理压力-速度耦合,有效抑制了数值耗散,精确模拟包含界面破碎、融合等多相流问题。然而,当前VOF改进方法的主要局限性在于其实现复

杂度显著增加,对初始条件及参数设置更为敏感,混合模型在跨尺度模拟中精度存在妥协,高阶离散格式严重依赖计算资源,且并行化兼容性较差,整体计算成本仍较高。因此,研究聚焦于VOF模型的基础逻辑和问题,并进行改进,最终构建基于VOF的LNG储罐内部压力监测与控制模型。研究旨在实现LNG储罐压力波动的全工况高精度感知、非线性扰动动态补偿与多约束安全优化,解决传统单一场域假设下控制滞后与精度不足的问题。研究的创新性在于:(1)将VOF气液界面动态追踪机理与小波阈值降噪算法(WTD, wavelet threshold denoising algorithm)和小波包能量谱(WPE, wavelet packet energy)相融合,首创VOF-WTD-WPE多尺度融合监测架构,实现了机理模型与实时监测数据的动态协同修正,突破了传统单相流模型在相界面精确追踪与噪声抑制方面的瓶颈;(2)设计了基于模型预测控制(MPC, model predictive control)的多约束滚动优化模块和基于深度确定性策略梯度(DDPG, deep deterministic policy gradient)的动态非线性补偿模块,并构建MPC-DDPG协同优化控制框架,实现了机理模型的安全约束与数据驱动算法的自适应补偿能力的深度融合;(3)开发了气液耦合系统的动态安全边界量化方法。基于上述架构,通过MPC的显式约束处理与DDPG的奖励函数设计,将气相溃灭预防、设备物理限位等安全要求转化为可在线滚动优化的动态边界指标,实现了安全裕度的精准量化与控制。

## 1 LNG储罐内部压力监测与控制模型构建

在实际LNG储罐运行中,液体分层、气液界面波动及多相质量-能量传递过程复杂交织。VOF模型能够高效解析气液相界面动态变化,适用于LNG储罐复杂流动形态,增强压力监测可靠性<sup>[11]</sup>。因此,研究以VOF模型为核心构建LNG储罐内部压力监测与控制模型。VOF模型通过连续性方程追踪液相体积分数的演化,如式(1)所示:

$$\frac{\partial \alpha_l}{\partial t} + \nabla \cdot (\alpha_l \mathbf{u}) = \frac{\dot{m}}{\rho_l} \quad (1)$$

式中, $\alpha_l$ 为液相体积分数,用于表征相界面分布,且 $0 \leq \alpha_l \leq 1$ ;  $\rho_l$ 为液相密度; $\dot{m}$ 为相变质量源项(单位时间单位体积相变质量)。研究选用Hertz-Knudsen蒸发模型对 $\dot{m}$ 进行量化。该选择基于其物理机理与LNG储罐工况的高度契合性:首先,模型核心驱动项为 $(p_{\text{sat}}(T_l) - p_g)$ 精确表征了气液界面处,由液相温度决定的饱和蒸汽压与气相实际压力之差构成的相变势垒。其次,模型中蒸发系数 $\sigma(0 \leq \sigma \leq 1)$ 作为一个表征非平衡程度的无量纲因子,可针对LNG此类单质或窄馏分工质在近

平衡态缓慢蒸发的特点（如储罐静置储存）取特定经验值（研究取  $\sigma = [0.03, 0.05]$ ）<sup>[12]</sup>，以准确反映气相分子对液面的部分回流抑制效应。此外，Hertz-Knudsen 模型有效覆盖研究关注的 LNG 储罐典型压力（近常压）与温度（约  $-165\text{ }^\circ\text{C}$ ）工况，该工况远高于甲烷临界点，工质处于明确的亚临界气液两相区，满足模型适用于单组分或共沸混合物的基本前提。并且，该模型以源项形式可无缝嵌入 VOF 框架的连续性方程，能够实现相变过程与流体动力学的紧耦合。其中，Hertz-Knudsen 蒸发模型量化相变质量源项  $\dot{m}$  的计算如式（2）所示：

$$\dot{m} = \sigma_e \sqrt{\frac{M}{2\pi R}} \left( \frac{P_{\text{sat}}(T)}{\sqrt{T}} - \frac{P_g}{\sqrt{T_g}} \right) \quad (2)$$

式中， $\sigma_e$  为蒸发系数（无量纲），表征非平衡相变效应； $M$  为气相摩尔质量； $R$  为通用气体常数； $P_{\text{sat}}(T)$  为液相温度对应的饱和蒸汽压； $P_g$  和  $T_g$  分别气相压力与温度。基于 VOF 的动量方程进一步描述流体动力学行为，如式（3）所示：

$$\rho \left( \frac{\partial u}{\partial t} + u \cdot \nabla u \right) = -\nabla p + \mu \nabla^2 u + \rho g + F_{\text{sv}} \quad (3)$$

式中， $-\nabla p$  压力梯度项； $\mu \nabla^2 u$  为粘性力项， $\mu$  为动力黏度； $\rho g$  为重力项，其中  $\rho$  为混合密度，且  $\rho = \alpha \rho_l + (1 - \alpha) \rho_g$ ； $F_{\text{sv}}$  为表面张力项，其计算如式（4）所示：

$$\begin{cases} F_{\text{sv}} = \kappa \gamma \nabla \alpha \\ \kappa = -\nabla \cdot (\nabla \alpha / |\nabla \alpha|) \end{cases} \quad (4)$$

式中， $\kappa$  为界面曲率； $\gamma$  为表面张力系数。 $\kappa$  的计算基于液相体积分场  $\alpha$  所定义的界面法向量。其具体求解方法为：首先计算界面的单位法向量  $n$ ，其定义为液相体积分场梯度的归一化结果，即  $n = \frac{\nabla \alpha}{|\nabla \alpha|}$ ；随后，界面曲率  $\kappa$  通过计算该单位法向量的散度获得，即  $\kappa = -\nabla \cdot n$ 。该方法是 VOF 框架中连续表面力模型的核心，能保证曲率计算在全局计算域内的连续性与守恒性，虽计算量稍大，但相比于几何重构等方法，更适用于复杂界面演变的模拟，并能与现有 VOF 计算框架保持兼容<sup>[13]</sup>。

研究通过 VOF 模型精准追踪相界面演变，结合 Hertz-Knudsen 相变量化，实现气液界面动态追踪与压力监测基座构建。然而，实际传感器信号受复杂工况干扰，需通过多源数据融合机制弥补纯机理模型的局限性。因此，研究集合了 WTD、WPE、MPC 及 DDPG，分别建立压力监测模块（WTD-WPE）、多约束滚动优化模块（MPC）和动态非线性补偿模块（DDPG），并最终构建基于 VOF 的 LNG 储罐内部压力监测与控制模型，其总体架构如图 1 所示。

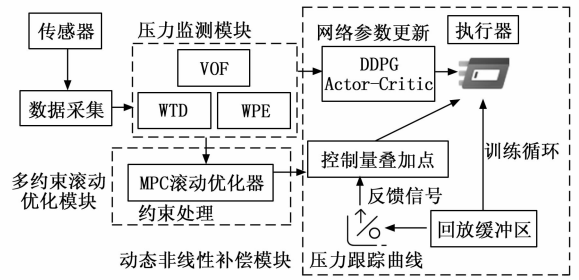


图 1 压力监测与控制模型架构

由图 1 可知，首先监测模块基于 VOF 实现气液界面动态追踪与相变过程解析，构建高精度压力监测基座，并融合 WTD-WPE 消除信号噪声并提取频域特征，形成机理-数据协同感知。多约束滚动优化模块采用 MPC 算法，通过滚动时域优化求解泄压阀开度及热流量指令，严格遵循气相溃灭预防、阀门机械限位及热负荷安全三重约束。并且模型还嵌入 DDPG 作为动态非线性补偿模块，实时抑制未建模扰动，最终建立“压力监测-多约束优化-非线性补偿”的控制架构。

## 2 WTD-WPE 压力监测模块设计

压力监测模块其通过耦合 WTD、WPE 信号处理技术，来增强 VOF 机理输出的工程可靠性。其中，WTD 能够自适应区分高频噪声与低频有效信号，WPE 则能够实现全频段能量精细化解<sup>[14-15]</sup>。研究利用二者对 VOF 模型的压力信号进行优化，其流程如图 2 所示。

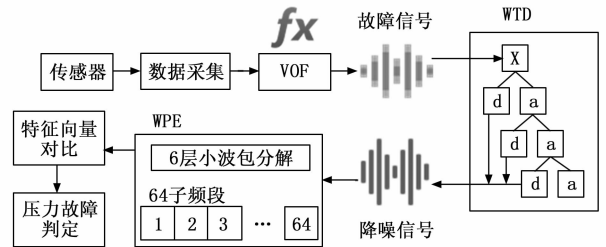


图 2 压力监测模块运行流程

由图 2 可知，在压力监测模块中，WTD 通过小波变换分解信号，对高频系数进行阈值截断以抑制噪声，保留有效低频信号。WPE 则将信号全频带分解为精细子频段，量化各频段能量分布，提取压力波动频域特征。为实现 VOF 机理模型与 WTD-WPE 的深度协同，研究建立双向数据交互机制。该机制的核心在于：VOF 模型将计算域网格中心点的瞬态压力场  $p_{\text{VOF}}(x, t)$  作为原始信号输出；WTD-WPE 模块则接收此信号并进行时空域整合与处理。具体而言，位于坐标  $x_i$  处的第  $k$  个虚拟传感器信号  $s_k(t)$  由 VOF 压力场插值得到，如式（5）所示：

$$s_k(t) = \int_{\Omega} p_{VOF}(x, t) \cdot \delta(\|x - x_s^k\|) dx \quad (5)$$

式中,  $\Omega$  代表计算域;  $\delta(\cdot)$  为狄拉克函数, 实践上采用最近网格点插值实现。此信号  $s_k(t)$  随即作为 WTD 算法的输入  $p_{raw}(t)$ 。经降噪处理后得到的洁净时域信号  $\hat{p}(t)$  一方面用于与 VOF 预测值进行加权融合, 生成融合压力值  $p_{fused} = \alpha \cdot p_{VOF} + (1-\alpha) \cdot \hat{p}$  ( $\alpha$  为基于模型置信度的加权因子); 另一方面,  $\hat{p}(t)$  作为 WPE 模块的输入, 进行小波包分解并生成频域能量特征向量。其中, 加权因子  $\alpha$  取值依据 VOF 模型输出值的置信水平进行动态调整, 其核心依据是 VOF 机理模型预测压力与经 WTD 降噪后传感器实测压力之间的均方误差 (MSE, mean square error)<sup>[16]</sup>。设定  $\alpha$  与 MSE 负相关, 具体为  $\alpha = \exp(-\beta * MSE)$ , 其中  $\beta$  为缩放系数 (经验取值  $\beta = 10.0$ )<sup>[17]</sup>。当 VOF 预测与实测信号高度吻合 (MSE 小) 时,  $\alpha$  趋近于 1, 融合结果充分信赖机理模型输出; 当工况突变导致模型失配 (MSE 大) 时,  $\alpha$  趋近于 0, 融合结果则偏向经降噪处理的实测信号, 以此实现机理模型与传感器数据在时变工况下的自适应加权融合。最终, 该特征向量  $\mathbf{F}$  将与 VOF 直接输出的关键物理场量 (如全场平均液相体积分数  $\bar{\alpha}_l$ ) 一同输入至异常诊断单元。其中, 在信号降噪阶段, 研究选择采用 Symlet-8 小波基函数, 对原始压力信号  $s(t)$  进行小波分解 (5 层分解), 如式 (6) 所示:

$$g_k = (-1)^k h_{N-1-k} \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (6)$$

式中,  $h_{N-1-k}$  为低通滤波器系数;  $g_k$  为高通滤波器系数;  $N = 16$  为 Symlet-8 的滤波器长度。Symlet 小波系具有近似对称性和高阶消失矩, 能有效匹配压力波动形态并捕捉其奇异点, 相较 Db 系列减少相位失真, 较 Haar 小波提升频带划分平滑度; 选择 5 层分解则源于对储罐压力信号主要频带能量的先验分析, 该设置可将信号子频带中心频率与 LNG 储罐典型压力波动特征频率对齐, 避免层数过少导致的频带混叠或层数过多引入的计算冗余与边界效应<sup>[18]</sup>。对高频系数采用两段阈值规则, 如式 (7) 所示:

$$\hat{d}_{j,k} = \begin{cases} d_{j,k} - \lambda \cdot \text{sign}(d_{j,k}) & |d_{j,k}| \geq \lambda \\ 0 & |d_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $d_{j,k}$  是第  $j$  层第  $k$  个小波系数;  $\lambda$  是自适应阈值, 且  $\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N}$ ,  $\sigma$  为噪声标准差,  $N$  为信号长度。WTD 通过重构降噪后的系数, 得到去噪信号  $\bar{s}(t)$ 。而在特征提取阶段, WPE 对  $\bar{s}(t)$  进行小波包分解, 生成频域能量特征。研究设置将其分解至第 6 层, 生成 64 个子频段, 统计各子频段能量, 如式 (8) 所示:

$$E_j = \sum_{n=1}^{N_j} |W_{j,n}|^2 \quad (j = 1, 2, \dots, 64) \quad (8)$$

式中,  $W_{j,n}$  为第  $j$  个子频段的第  $n$  个小波包系数;  $N_j$  为第  $j$  个子频段的系数总数。紧接着, 通过  $\hat{E}_j = \frac{E_j}{\sum E_j}$  生成归一化能量谱, 构建特征向量  $\mathbf{F} = [\hat{E}_1, \hat{E}_2, \dots, \hat{E}_{64}]$ 。因此, 压力监测模块的输出为融合压力值  $p_{fused}$  (VOF 预测与 WTD 去噪信号加权)、频域特征向量  $\mathbf{F}$  (WPE 能量谱) 及关键物理状态量  $\bar{\alpha}_l$  (VOF 直接输出)。最后基于历史数据计算正常状态特征向量  $\mathbf{F}_n$ , 并设定动态阈值  $\theta$ 。当  $\|\mathbf{F} - \mathbf{F}_n\|_2 > \theta$ , 则判定当前状态为压力异常。

### 3 基于 MPC 的多约束滚动优化模块设计

研究建立的基于 VOF 与 WTD-WPE 的压力监测模块通过相界面动态追踪与机理-数据方法, 可实现 LNG 储罐瞬态压力波动的高精度预测与鲁棒分析。该模块聚焦于状态感知与异常诊断, 但缺乏控制指令生成与执行能力, 无法直接完成压力控制任务。而 MPC 基于多变量滚动优化与约束显式处理, 支持复杂系统的动态响应预测与自适应控制<sup>[19]</sup>。因此研究引入 MPC 构建多约束滚动优化模块, 其结构如图 3 所示。

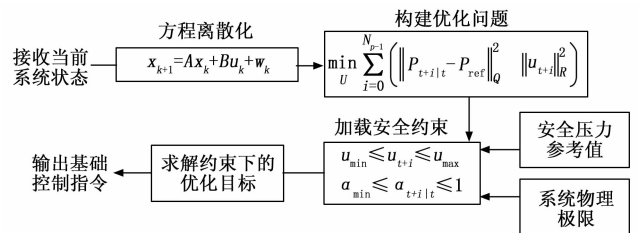


图 3 多约束滚动优化模块的结构示意

由图 3 可知, 研究首先基于 VOF 模型, 将连续性方程与动量方程离散化为状态空间形式, 如式 (9) 所示:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \quad (9)$$

式中,  $\mathbf{x}_k$  为状态向量 (液相体积分数、速度场、压力), 即  $\mathbf{x}_k = [\alpha_k, u_k, p_k]^T$ 。 $\mathbf{u}_k$  为控制输入 (泄压阀开度、外部热流量), 即  $\mathbf{u}_k = [q_v, T_{ext}]^T$ ;  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$  是由 VOF 方程线性化导出的状态转移矩阵;  $\mathbf{w}_k$  为未建模动态扰动项。该状态空间模型中, 状态转移矩阵  $\mathbf{A}$  和控制矩阵  $\mathbf{B}$  的构建基于 VOF 控制方程的式 (1) 和式 (3), 在给定工作点附近的线性化离散处理<sup>[20]</sup>。矩阵  $\mathbf{A}$  封装了系统内部状态 (如液相分数、速度、压力) 间的动态耦合关系, 反映了相界面演化与流体动力学的内在机理; 矩阵  $\mathbf{B}$  则表征了控制输入 (如泄压阀开度、外部热流量) 对系统状态变化的激励强度。在多约束滚动优化模块的每个控制周期  $t$  求解未来  $N_p = 10$  步的优化问题, 如式 (10) 所示:

$$\min_U \sum_{i=0}^{N_p-1} (\|p_{t+i|t} - p_{ref}\|_Q^2 + \|u_{t+i}\|_R^2) \quad (10)$$

式中,  $Q$  和  $R$  为输出误差与控制量的权重矩阵;  $p_{ref}$  为安全压力参考值;  $\alpha_{min}$  为防止气相溃灭的最小液相分数阈值;  $\|\cdot\|_Q$  为加权欧几里得范数, 且  $\|a\|_Q^2 = a^T Q a$ 。其中  $Q$  和  $R$  的设定遵循标准模型预测控制的调节原则, 其取值依据系统对控制精度与执行代价的权衡需求。矩阵  $Q$  对角元素的大小直接体现对压力等状态变量跟踪误差的重视程度, 其取值通过 Bryson 原则初步确定并经仿真实验反复调整, 旨在确保压力快速无静差跟踪的同时避免过大超调<sup>[21]</sup>。矩阵  $R$  则用于惩罚控制动作(如阀门开度变化率)的剧烈程度, 其取值在满足动态响应速度的前提下尽可能平滑控制输出以抑制执行机构磨损<sup>[22]</sup>。在 MPC 的滚动优化问题中, 约束条件需显式定义系统的物理极限与安全边界, 如式 (11) 所示:

$$\begin{cases} x_{t+i+1|t} = Ax_{t+i|t} + Bu_{t+i} + w_{t+i} \\ u_{min} \leq u_{t+i} \leq u_{max} \\ \alpha_{min} \leq \alpha_{t+i|t} \leq 1 \end{cases} \quad (i = 0, 1, \dots, N_p - 1) \quad (11)$$

式中, 动态方程约束  $x_{t+i+1|t}$  确保预测状态严格遵循 VOF 机理模型(式 9)的演化规律, 维持气液相界面动态的物理一致性。多约束滚动优化模块通过输出基础控制指令来约束  $u_{t+i}$ , 使得泄压阀开度受阀门机械极限限制; 并约束外部加热功率, 避免局部过热风险。状态变量约束  $\alpha_{t+i|t}$ , 防止气相溃灭导致模型失效。

#### 4 基于 DDPG 的动态非线性补偿模块设计

然而, MPC 对模型精度敏感, 导致多约束滚动优化模块的高维非线性优化实时性不足, 约束处理复杂度高。DDPG 基于 Actor-Critic 架构, 支持连续高维动作空间的自适应控制<sup>[23]</sup>。因此, 研究利用 DDPG 进一步构建动态非线性补偿模块, 如图 4 所示。

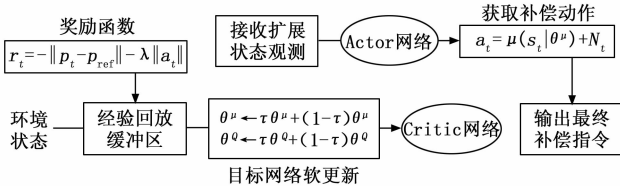


图 4 动态非线性补偿模块结构示意图

由图 4 可知, 研究首先令 DDPG 的 Actor 网络  $\mu(s | \theta^\mu)$  输入状态  $s$  (如压力  $p$ 、液相分数  $\alpha$ ) 输出确定性动作  $a$  如阀门开度  $q_v$ 。Critic 网络  $Q(s, a | \theta^Q)$  用于评估状态-动作对的  $Q$  值, 输出控制收益预期。目标网络  $\mu'(s | \theta^\mu)$  和  $Q'(s, a | \theta^Q)$  负责稳定训练过程, 参数更新采用软更新策略。之后在环境中执行动作  $a_t$ , 该模块的动作执行机制如式 (12) 所示:

$$a_t = \mu(s_t | \theta^\mu) + N_t \quad (12)$$

式中,  $N_t$  为 OU (Ornstein-Uhlenbeck) 噪声。该 OU 噪声用于在训练阶段为确定性策略注入探索性扰动, 其参数设定如下: 均值设为 0, 初始方差  $\theta = 0.15$ , 衰减系数  $\mu = 0.99$ 。此配置意味着探索噪声在训练初期具有较大波动, 以充分探索补偿动作空间; 随着训练进行, 噪声幅度将以每步 0.99 的系数指数衰减, 从而平滑地从探索阶段过渡到利用阶段, 最终使策略趋于稳定<sup>[24]</sup>。这一参数选择保障了 DDPG 智能体在训练前期能有效探索不同补偿策略的效果, 同时在训练后期能生成稳定、可靠的补偿动作, 避免了持续大幅值扰动对系统运行的不利影响。再收集转移样本  $(s_t, a_t, r_t, s_{t+1})$  存入回放缓冲区。并设计动态非线性补偿模块的奖励函数如式 (13) 所示:

$$r_t = -(\omega_e \cdot e_t^2) - (\omega_u \cdot \|u_t\|^2) + r_s \quad (13)$$

式中,  $e_t$  为当前压力与设定值的误差;  $u_t$  为 DDPG 网络输出的补偿动作; 权重系数  $\omega_e$  与  $\omega_u$  分别取值为 0.8 与 0.2, 以此权衡控制精度与动作平滑性的需求;  $r_s = -\omega_s \cdot \mathbf{I}(s_t \notin S_{safe})$  为安全奖励项, 其中  $\mathbf{I}(\cdot)$  为示性函数, 当系统状态  $s_t$  (如液相分数  $\alpha$ ) 违反安全边界  $S_{safe}$  (即  $\alpha < \alpha_{min}$ ) 时取值为 1, 否则为 0;  $\omega_s$  为一个较大的正权重系数 (经验取值  $\omega_s = 10.0$ )。式 (13) 的奖励函数设计通过显著奖励误差缩小行为并适度惩罚大幅值补偿动作, 直接引导 Actor 网络学习到高精度且柔和的补偿策略, 同时安全项确保了学习过程对物理约束的遵循, 有效提高了策略训练的收敛速度与稳定性。在网络更新阶段, DDPG 从缓冲区采样批量数据, 并依次完成 Critic 更新、Actor 更新和目标网络软更新, 如式 (14) 所示:

$$\begin{cases} L(\theta^Q) = E\{[Q(s_t, a_t | \theta^Q) - [r_t + \gamma Q'(s_{t+1}, \mu'(s_{t+1} | \theta^\mu) | \theta^Q)]]^2\} \\ \nabla_{\theta} J \approx E[\nabla_{\theta} Q(s, a | \theta^Q) |_{a=\mu(s | \theta^\mu)} \nabla_{\theta} \mu(s | \theta^\mu)] \\ \theta^\mu \leftarrow \tau \theta^\mu + (1 - \tau) \theta^\mu \\ \theta^Q \leftarrow \tau \theta^Q + (1 - \tau) \theta^Q \end{cases} \quad (14)$$

式中,  $\gamma \in (0, 1)$  为折扣因子, 权衡当前与未来收益;  $\tau$  为软更新系数, 保持目标网络参数平稳变化。Critic 更新  $L(\theta^Q)$ , 用于最小化时序差分误差; Actor 通过策略梯度方法更新  $\nabla_{\theta} J$ , 目标是最大化  $Q$  值; 目标网络软更新  $\theta^\mu$  和  $\theta^Q$ , 来稳定强化学习训练过程。因此, 动态非线性补偿模块通过 Actor-Critic 协同优化与目标网络稳定机制, 实现高维连续控制空间的精确策略搜索。为实现机理优化与数据驱动补偿的深度融合, 研究构建了如图 5 所示的 MPC-DDPG 协同优化框架。

由图 5 可知, 该框架的核心权责分配遵循“MPC

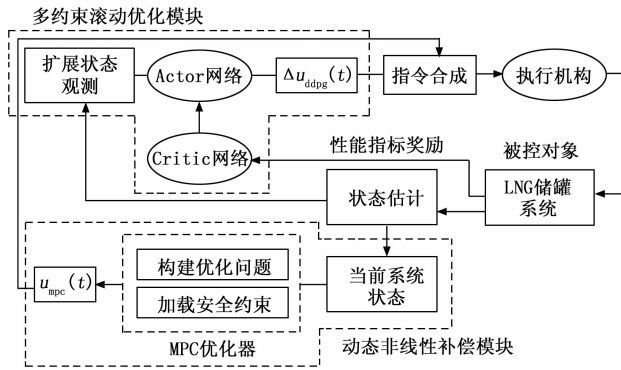


图 5 MPC-DDPG 协同优化框架



图 6 试验场地

主导基础优化, DDPG 负责动态补偿”的原则。在每一个控制周期, 首先由多约束滚动优化模块 (MPC) 基于当前系统状态  $x(t)$  和 VOF 机理模型, 求解一个有限时域的开环优化问题, 生成满足所有安全约束的基础控制指令  $u_{mpc}(t)$ 。该指令是系统安全稳定运行的核心保障。随后, 动态非线性补偿模块 (DDPG) 的 Actor 网络  $\mu(s_t | \theta^{\mu})$  基于一个扩展的状态观测  $s_t$  (包含  $x(t)$ ,  $u_{mpc}(t)$ , 历史跟踪误差等), 实时输出一个补偿控制动作  $\Delta u_{ddpg}(t)$ 。最终执行的实际控制指令  $u_{final}(t)$  由两者线性叠加产生, 如式 (15) 所示:

$$u_{final}(t) = u_{mpc}(t) + \Delta u_{ddpg}(t) \quad (15)$$

式中,  $u_{mpc}(t)$  为式 (10) 的优化解, 其权责在于确保控制指令满足式 (11) 所定义的气相溃灭预防 ( $\alpha_i \geq \alpha_{i,min}$ )、阀门机械限位 ( $u_{min} \leq u \leq u_{max}$ ) 及热负荷安全等硬性约束;  $\Delta u_{ddpg}(t)$  则由 DDPG 策略网络在线生成, 其权责是补偿 VOF 模型简化、参数失配及未建模动态  $d(t)$  所引起的高频非线性扰动, 从而抑制 MPC 因模型失配导致的跟踪误差。DDPG 的奖励函数 (式 13) 通过惩罚跟踪误差和补偿动作幅度, 确保补偿动作  $\Delta u_{ddpg}(t)$  在有效修正 MPC 指令的同时不会破坏 MPC 已保证的稳定性与约束满足性。

### 5 LNG 储罐内部压力监测与控制模型可行性分析

为了验证研究提出的基于 VOF 的 LNG 储罐内部压力监测与控制模型的可行性, 研究设计了模拟仿真实验和实际性能测试。在仿真模拟实验中, 研究利用 COMSOL Multiphysics 模拟 LNG 储罐内部压力监测与控制模型运行环境, 通过 ANSYS 和 MATLAB 来实现 VOF 模型及 WTD 等算法, 实验环境如图 6 所示

此外, 研究利用美国国家标准与技术研究院化学工程过程数据集作为仿真模拟实验的测试集。该数据集包含了大型工业过程系统在多工况下的长时间序列运行数据, 其数据规模超过  $2.5 \times 10^6$  组, 覆盖了正常操作、设定值切换及多种扰动工况, 系统压力变化范围介于

101.325~2026.5 kPa 之间。为更好地匹配 LNG 储罐近常压工况 ( $-165\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,  $\sim 101.325 \sim 150\text{ kPa}$ ), 研究对原始数据进行了压力值缩放、采样间隔对齐及异常值滤波等预处理, 并从中提取了与蒸发、压力累积和扰动抑制相关的动态片段作为测试序列, 从而在保证数据多样性的前提下有效支撑模型的验证需求。并且, 研究将比例-积分-微分控制 (PID, proportional-integral-derivative control)、粒子群优化-模糊控制 (PF, particle swarm optimization-fuzzy control)、鲸鱼优化算法-MPC (WM, Whale Optimization Algorithm-MPC) 及传统 VOF 模型, 与研究所提模型 (Model) 进行对比。研究首先通过对比不同方法的灵敏度、误报率、压力跟踪均方根误差 (RMSE, root mean square error) 及压力追踪精度, 来评估模型的异常压力检测准确率, 如表 1 所示。

表 1 异常压力检测准确率对比

	灵敏度/%	误报率/%	压力跟踪 RMSE/kPa	压力追踪精度/%
PID	82.30	8.70	0.412	87.50
PF	88.10	6.50	0.358	90.20
WM	91.50	5.20	0.291	92.80
VOF	76.80	12.40	0.527	81.30
Model	98.20	1.50	0.129	97.60

由表 1 可知, 在异常检测方面, Model 的压力监测模块 (VOF + WTD-WPE) 通过 WTD 抑制传感器噪声, 结合 WPE 提取 64 维频域特征, 使灵敏度达 98.2%、误报率降至 1.5%, 较 PID、PF 等方法提升 12.6%~21.4%, 验证了多尺度信号融合对复杂工况的强适应能力。在压力控制层面, 多约束优化模块 (MPC) 与非线性补偿模块 (DDPG) 协同工作, 使压力跟踪 RMSE 低至 0.129 kPa、精度达 97.6%, 较 WM 误差降低 55.7%, 验证了混合控制策略的分工优势: MPC 保障安全边界下的基础优化, DDPG 动态补偿非线性扰动。对比传统 VOF 模型, 研究提出的控制架构将压力追踪精度提升 16.3%, 证实了从机理监测 (VOF) 到智能决策 (MPC 与 DDPG) 的协同必要性。

为定量评估表面张力项对 LNG 储罐压力监测精度

与稳定性的影响, 研究在 COMSOL Multiphysics 环境中进行对比仿真实验。关键对比参数为是否在动量方程(式 3) 中激活表面张力项  $F_{\sigma}$  (由式 4 计算)。实验记录了两种模型(忽略表面张力模型、完整模型) 仿真过程中的压力波动标准差、最大压力偏差以及气液界面清晰度指标(界面处液相体积分数  $\alpha_l$  的梯度模最大值, 即  $\max |\nabla \alpha_l|$ ), 以此量化表面张力对系统宏观压力波动与微观界面稳定性的影响, 结果如表 2 所示。

表 2 表面张力项对压力波动与界面稳定性的影响验证

评估指标	压力波动标准差 /kPa	最大压力偏差 /kPa	界面清晰度 / $(\max  \nabla \alpha_l )$	计算收敛所需平均迭代次数
忽略表面张力项模型	0.217	1.05	$8.2 \times 10^3$	45
完整模型(包含表面张力项)	0.141	0.73	$1.6 \times 10^4$	38
相对变化	↓ 35.0%	↓ 30.5%	↑ 95.1%	↓ 15.6%

由表 2 可知, 在宏观压力波动层面, 完整模型预测的压力波动标准差(0.141 kPa) 相较于忽略表面张力的模型(0.217 kPa) 显著降低了 35.0%, 最大压力偏差也降低了 30.5%。此结果表明, 表面张力效应是抑制非物理性压力振荡、提升压力预测准确度的关键物理机制。在微观界面稳定性层面, 完整模型计算得到的界面清晰度( $1.6 \times 10^4$ ) 远超忽略表面张力的模型( $8.2 \times 10^3$ ), 提升了约 95.1%。这表明表面张力项极大地增强了对相界面的“锐化”作用, 保障了 VOF 方法中气液两相分界线的清晰与稳定。此外, 包含物理上更复杂的表面张力项后, 模型求解的计算效率提升了 15.6% (计算收敛所需平均迭代次数: 45→38)。这是因为物理上更完备的模型带来了更好的数值稳定性, 减少了迭代计算中的振荡, 从而更快地收敛到解。

为定量评估关键参数对系统性能影响的敏感性, 研究设计了多参数联合验证实验。其中分别对蒸发系数  $\sigma$ 、加权因子  $\alpha$  及 MPC 权重矩阵  $[Q,R]$  设置了 3 个梯度进行测试, 其中第二梯度 ( $\sigma=0.04$ ;  $\alpha=0.5$ ;  $Q=1.0/R=0.1$ ) 为研究最终选定的参数组合, 敏感性验证结果如表 3 所示。

表 3 中, 蒸发系数  $\sigma$  直接主导相变过程强度, 其取值与相变质量源项均值呈显著正相关。当  $\sigma=0.04$  时, 系统在压力控制精度、稳定性及能耗方面达到最优平衡;  $\sigma$  过低(0.02) 导致相变速率计算偏慢, 蒸发量低估, 使压力监测误差增大;  $\sigma$  过高(0.06) 则导致相变计算过于剧烈, 引发压力波动范围扩大和能耗上升。加权因子  $\alpha$  主要影响数据融合的可靠性, 当其取 0.5 时实现了机理模型与传感器数据的最优互补, 该取值下相变

表 3 参数敏感性验证

参数	取值	压力监测误差 /kPa	稳态压力波动范围/%	比能耗 / $(\text{kWh}/\text{kg})$	相变质量源项均值 / $(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3} \cdot \text{s}^{-1})$
蒸发系数 $\sigma$	0.02	0.14	±2.1	0.301	2.05
	0.04	0.09	±1.5	0.284	4.10
	0.06	0.17	±2.8	0.325	6.15
加权因子 $\alpha$	0.2	0.13	±1.9	0.293	4.08
	0.5	0.09	±1.5	0.284	4.10
	0.8	0.16	±2.4	0.310	4.12
权重矩阵 $[Q,R]$	$Q=0.5, R=0.01$	0.11	±1.6	0.332	4.25
	$Q=1.0, R=0.1$	0.09	±1.5	0.284	4.10
	$Q=2.0, R=1.0$	0.15	±1.7	0.276	3.92

源项计算稳定;  $\alpha$  过低(0.2) 或过高(0.8) 会破坏这种平衡, 引入融合误差, 导致监测与控制性能下降。MPC 权重矩阵主要调节控制行为的激进程度, 研究选定的  $Q/R$  比例在保证控制精度(压力误差小) 的同时, 也维持了相变过程的稳定(源项均值适中) 和较低的能耗。过于激进( $Q=0.5, R=0.01$ ) 或保守( $Q=2.0, R=1.0$ ) 的权重分配均会破坏这一平衡。

为进一步验证研究设计的奖励函数 ( $r_t = -(0.8 \cdot e_t^2) - (0.2 \cdot \|u_t\|^2) + r_s$ ) 的有效性和合理性, 研究设计无安全项 [ $r_t = -(0.8 \cdot e_t^2) - (0.2 \cdot \|u_t\|^2)$ ]、激进控制 [ $r_t = -(1.0 \cdot e_t^2) - (0.05 \cdot \|u_t\|^2)$ ]、含积分项 [ $r_t = -(0.6 \cdot e_t^2) - (0.3 \cdot \|u_t\|^2) - (0.1 \cdot \|\sum e\|)$ ] 和线性误差 [ $r_t = -(0.8 \cdot \|e_t\|) - (0.2 \cdot \|u_t\|^2) + r_s$ ] 方案, 通过对比其与研究方案的差异, 来验证其对 DDPG 智能体性能的影响, 结果如表 4 所示。

表 4 奖励函数设计有效性验证

奖励函数设计	收敛所需训练步数 / $\times 10^3$	压力控制精度 /%	稳态超调量 /%	平均补偿动作幅度(归一化)
研究方案	185	97.6	1.2	0.15
无安全项	172	95.1	5.8	0.14
激进控制	210	96.8	3.5	0.28
含积分项	255	97.1	1.5	0.18
线性误差	195	96.3	1.8	0.17

表 4 中, 研究方案的收敛速度较快 ( $185 \times 10^3$ ), 最终控制精度最高(97.6%), 并且得益于安全奖励项  $r_s$  的约束, 稳态超调量极小(1.2%), 同时生成的补偿动作幅度最为柔和(0.15), 有效避免了执行机构的频繁磨损。无安全项方案虽收敛稍快, 但导致了最高的超调量(5.8%) 和较低的控制精度, 证实了  $r_s$  对于保障系统安全稳定运行的必要性。激进控制方案过分强调误差惩罚而大幅降低动作惩罚权重, 导致智能体倾向于生成大幅

值、振荡的补偿动作 (幅度为 0.28), 虽精度尚可但严重牺牲了动作平滑性与系统稳定性, 且收敛速度最慢。含积分项方案能有效抑制静差, 但增加了学习难度, 致使收敛速度大幅下降 ( $255 \times 10^3$ ), 性能提升却不显著。线性误差方案的奖励信号平滑度不及平方误差, 导致最终学习到的策略精度 (96.3%) 低于研究方案。

在仿真实验的基础上, 为了进一步验证模型的实际应用性能, 研究进行实际性能测试。研究选择某小型 LNG 储罐车间为实验场地, 以 PID、PF、WM 和 VOF 作为对比方法, 以研究模型 (Model) 为研究对象。该实验储罐容积为  $50 \text{ m}^3$ , 设计压力为  $1.2 \text{ MPa}$ , 实验期间运行温度保持在  $-162 \text{ }^\circ\text{C}$  至  $-158 \text{ }^\circ\text{C}$  之间。性能测试涵盖了静置保冷、额定出料 ( $50 \sim 200 \text{ kg/h}$ ) 及间歇进料 (单次补液  $1 \sim 2 \text{ m}^3$ ) 等多种典型工况, 环境温度昼夜波动范围为  $15 \text{ }^\circ\text{C}$  至  $30 \text{ }^\circ\text{C}$ 。上述参数与工况覆盖了小型 LNG 储罐常见运行状态与外部扰动, 确保了实验结果的工程代表性与可靠性。首先, 研究通过对比不同方法的压力监测误差和稳态压力偏差, 来评估模型的实际控制精度与复杂工况适应性, 结果如图 7 所示

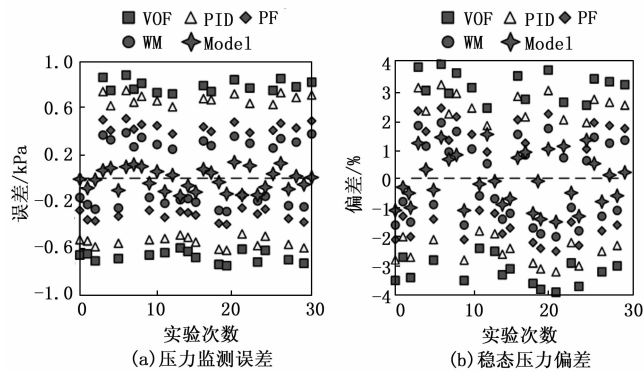


图 7 实际控制精度与复杂工况适应性对比

由图 7 (a) 可知, Model 的压力监测误差波动为  $\pm 0.15 \text{ kPa}$  (PID:  $\pm 0.75 \text{ kPa}$ , WM:  $\pm 0.39 \text{ kPa}$ ), 平均绝对误差  $0.09 \text{ kPa}$ , 较 VOF 降低 85.1%。Model 性能提升源于模块级技术协同—VOF 提供相变机理支撑, WTD-WPE 动态分离噪声并校准预测偏差, 使误差标准差较 PF 缩小 62.3%。由图 7 (b) 可知, 稳态压力偏差测试中, Model 通过多约束优化模块 (MPC) 使得稳态压力偏差范围控制在  $\pm 1.5\%$  以内 (VOF:  $\pm 3.9\%$ , WM:  $\pm 2.0\%$ ), 平均偏差  $0.8\%$ , 较 PID 控制优化 73.4%。其优势源于 MPC 通过滚动优化泄压阀动作限制超调, 同时 DDPG 补偿模块动态调整制冷功率, 抑制液相分层引发的压力累积误差。最后, 为了验证模型的实际部署可行性, 研究对比了不同方法在实际运行中的计算资源消耗 (CPU 利用率) 和系统能效效率 (比能耗), 实验结果如图 8 所示。

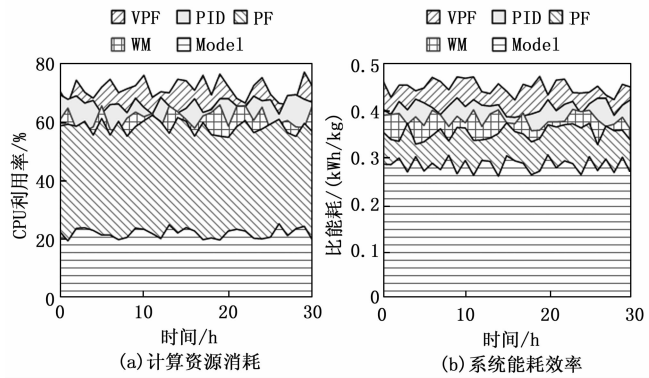


图 8 实际部署可行性对比

由图 8 (a) 可知, Model 的 CPU 利用率均值 22.3% (极值 18.9%~25.9%), 较 VOF (71.2%) 降低 68.7%, 较 WM (59.8%) 降低 62.7%。Model 的压力监测模块 (VOF+WTD-WPE) 通过并行计算优化信号处理负载 (计算耗时缩短 45%), 其非线性补偿模块 (DDPG) 采用策略网络剪枝减少参数量 70%。在第 23h, 模型 CPU 利用率达到最大 (25.9%), 但仅为 VOF 的 33.4%。由图 8 (b) 可知, 在系统比能耗测试中, Model 的均值  $0.284 \text{ kWh/kg}$  (极值  $0.258 \sim 0.308 \text{ kWh/kg}$ ), 较 PID ( $0.408 \text{ kWh/kg}$ ) 节能 30.4%, 较 WM ( $0.352 \text{ kWh/kg}$ ) 降低 19.3%。Model 的多约束优化模块 (MPC) 滚动优化制冷功率匹配相变速率, 减少无效制冷损失; 非线性补偿模块 (DDPG) 通过奖励函数约束阀门动作频次, 降低机械能耗。在第 30 h, Model 比能耗  $0.258 \text{ kWh/kg}$ , 较 VOF ( $0.452 \text{ kWh/kg}$ ) 下降 42.9%, 证实其全工况节能潜力。

## 6 结束语

针对 LNG 储罐复杂气液耦合动态导致的压力监测滞后与控制精度不足问题, 研究提出基于 VOF 的 LNG 储罐内部压力监测与控制模型。通过融合 VOF 多相流机理建模+WTD-WPE、MPC 控制策略和 DDPG 动态非线性补偿, 构建“压力监测-多约束优化-非线性补偿”的控制机制。实验结果表明: 研究模型的压力监测误差均值 ( $0.09 \text{ kPa}$ ) 较 PID 降低 85.2%; 稳态压力波动范围 ( $\pm 1.5\%$ ) 较 WM ( $\pm 2.0\%$ ) 缩小 53.3%; 异常压力检测灵敏度达 98.2% (较传统方法提升 12.6%~21.4%); 误报率降至 1.5% (降幅达 76.9%~88.1%)。同时, 模型比能耗 ( $0.284 \text{ kWh/kg}$ ) 较 PID 降低 30.4% ( $0.408 \text{ kWh/kg}$ ); CPU 利用率均值 (22.3%) 较 VOF (71.2%) 减少 68.7%, 验证了模型在复杂工况下的高精度、低能耗与低资源占用的综合优势。综上所述, 研究为低温储运系统智能化提供了兼具理论严谨性与工程可行性的解决方案。然而, 模型在极

端湍流耦合场景下的长期稳定性、无历史数据储罐的迁移能力及边缘设备部署效率仍存局限。未来工作将延伸多物理场耦合边界（如  $-165\text{ }^{\circ}\text{C}$  超低温相变），开发小样本强化学习框架以降低数据依赖性。

#### 参考文献:

- [1] 陈团海, 张超, 肖立, 等. 27 万  $\text{m}^3$  LNG 全容储罐热角保护结构安全性分析 [J]. 化工设备与管道, 2025, 62 (1): 20-27.
- [2] 孙允会, 孙春福, 李姜楠. LNG 储罐安全泄放装置的选用 [J]. 化工机械, 2025, 52 (1): 179-184.
- [3] HASSAAN G A. Liquefied natural gas tank pressure control using PID, PD-PI, PI-PD and 2DOF controllers [J]. World Journal of Engineering Science and Technology, 2024, 10 (2): 18-33.
- [4] 厉旻, 卢小彝, 李何良. 基于智能化管理的压力传感器计量检测方法 [J]. 自动化技术与应用, 2024, 43 (9): 8-11.
- [5] JAMES S, RENJITH V R. Quantitative risk assessment and consequence analysis of liquefied natural gas storage facility [J]. Process Integration and Optimization for Sustainability, 2025, 1 (1): 1-25.
- [6] 郑志富, 孟凡瑞, 赵国勇, 等. 利用 VOF 模型模拟水环真空泵的气液两相流 [J]. 真空科学与技术学报, 2022, 42 (2): 139-144.
- [7] 杨永飞, 王金雷, 王建忠, 等. 基于 VOF 方法的超临界二氧化碳-水两相流动孔隙尺度数值模拟 [J]. 天然气工业, 2023, 43 (3): 69-77.
- [8] MUDAWAR I, KIM S, LEE J. A coupled level-set and volume-of-fluid (CLSVOF) method for prediction of microgravity flow boiling with low inlet subcooling on the international space station [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2023, 217: 124644.
- [9] LANETC Z, ZHURAVLJOV A, ARMSTRONG R T, et al. Estimation of relative permeability curves in fractured media by coupling pore network modelling and volume of fluid methods [J]. International Journal of Multiphase Flow, 2024, 171: 104668.
- [10] GAROOSI F, MAHDI T F. New benchmark problems for validation and verification of incompressible multi-fluid flows based on the improved Volume-Of-Fluid (VOF) method [J]. Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects, 2022, 648: 129313.
- [11] 周大庆, 陈雅楠, 陈会向, 等. 基于 VOF 模型的深隧系统入流竖井两相流模拟 [J]. 中国给水排水, 2023, 39 (19): 132-138.
- [12] MANDEGARI A, RAHIMIAN M H, JALALI A, et al. Integration of Hertz-Knudsen-Schrage phase change in phase-field lattice boltzmann method: validation and parametric studies [J]. Physics of Fluids, 2024, 36 (7): 073314.
- [13] LIU C, GAO R, HU C. An approximated volume of fluid method with the modified height function method in the simulation of surface tension driven flows [J]. AIP Advances, 2022, 12 (8): 085308.
- [14] 熊春宝, 庞红星. 基于组合赋权法的小波阈值降噪综合评价指标研究 [J]. 天津大学学报, 2022, 55 (12): 1300-1308.
- [15] 欧道宇, 孙立臣, 綦磊. 基于小波包能量谱的航天器在轨泄漏漏孔形状辨识方法 [J]. 航天器环境工程, 2022, 39 (3): 287-292.
- [16] CHAO Q, XU Z, SHAO Y, et al. Hybrid model-driven and data-driven approach for the health assessment of axial piston pumps [J]. International Journal of Hydromechatronics, 2023, 6 (1): 76-92.
- [17] MENG X, LIU X, DUAN H, et al. Research on yield prediction model driven by mechanism and data fusion [J]. Sensors, 2025, 25 (6): 1946.
- [18] NIGAM H K, SRIVASTAVA H M. Filtering of audio signals using discrete wavelet transforms [J]. Mathematics, 2023, 11 (19): 4117.
- [19] 安剑奇, 赵国宇, 何勇, 等. 数据驱动的多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制 [J]. 控制理论与应用, 2025, 42 (1): 189-201.
- [20] NARKHEDE M V, BARTAKKE P P, SUTAONE M S. A review on weight initialization strategies for neural networks [J]. Artificial intelligence review, 2022, 55 (1): 291-322.
- [21] HUANG K, WEI K, LI F, et al. LSTM-MPC: A deep learning based predictive control method for multimode process control [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 70 (11): 11544-11554.
- [22] 齐义文, 李鑫, 张弛, 等. 高空直连试验台进气压力模拟系统 DDPG 前馈补偿智能控制 [J]. 沈阳航空航天大学学报, 2023, 40 (3): 44-55.
- [23] NOBAKHT H, LIU Y. Action space noise optimization as exploration in deterministic policy gradient for locomotion tasks [J]. Applied Intelligence, 2022, 52 (12): 14218-14232.
- [24] WU Y, YANG G, SUN J, et al. Digital twin modeling and leak diagnosis of temperature and stress fields in LNG storage tanks [J]. Measurement, 2024, 228: 114374.
- [25] LEE J, PARK K. Deep reinforcement Learning-Based optimization framework with continuous action space for LNG liquefaction processes [J]. Korean Journal of Chemical Engineering, 2025: 1-16.