

中文引用格式:韩子齐,徐童,蔡继涛,等. 地下高压大口径输气管道泄漏扩散时序预测模型[J]. 中国安全科学学报,2025,35(12): 154-163.

英文引用格式:HAN Ziqi, XU Tong, CAI Jitao, et al. Time-series prediction model for leakage dispersion of buried high-pressure large-diameter gas pipelines [J]. China Safety Science Journal, 2025,35(12):154-163.

地下高压大口径输气管道泄漏扩散时序预测模型*

韩子齐¹, 徐童^{**1, 2} 讲师, 蔡继涛¹, 张思琪¹, 张力¹

(1 中国矿业大学(北京) 应急管理与安全工程学院, 北京 100083;

2 中国矿业大学 煤矿瓦斯与火灾防治教育部重点实验室, 江苏 徐州 221116)

中图分类号:X944.4

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.12.0676

资助项目:国家重点研发计划项目(2023YFC3011300);中央高校基本科研业务费专项资金资助(2024-11044)。

【摘要】 为解决地下高压大口径输气管道泄漏后泄漏区域空间浓度信息不明、事故未来态势不清等问题,融合机器学习降维与时序预测方法,构建高压大口径输气管道泄漏扩散预测模型。首先,基于计算流体动力学方法,构建多工况输气管道泄漏扩散浓度场数据集;其次,利用该数据集分别对预测模型中降维模块与时序预测模块进行超参数优化及训练;最后,基于独立测试集,评估高压大口径输气管道泄漏扩散预测模型预测精度,并分析不同预测时长下预测模型误差。结果表明:预测模型在测试集上平均绝对误差为0.0005,平均绝对百分比误差为6.82%,且平均绝对百分比误差在多种预测时间步长下均低于14%。

【关键词】 高压大口径输气管道; 天然气; 泄漏扩散; 时序预测; 降维模型

Time-series prediction model for leakage dispersion of buried high-pressure large-diameter gas pipelines

HAN Ziqi¹, XU Tong^{1, 2}, CAI Jitao¹, ZHANG Siqi¹, ZHANG Li¹

(1 School of Emergency Management and Safety Engineering, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China; 2 Key Laboratory of Gas and Fire Control for Coal Mines (China University of Mining and Technology), Ministry of Education, Xuzhou Jiangsu 221116, China)

Abstract: In order to address the challenges of unclear spatial concentration distribution and uncertain future evolution in high-pressure large-diameter gas pipeline leakage scenarios, a predictive model for gas leakage dispersion was proposed by integrating machine learning-based dimensionality reduction and time series forecasting methods. Firstly, a multi-condition dataset of gas leakage concentration fields was generated using computational fluid dynamics simulations. Subsequently, the dimensionality reduction module and time series forecasting module of the predictive model were separately optimized and trained using this dataset. Finally, the model's predictive accuracy was evaluated on an independent test set, and the prediction errors under various forecast horizons were analyzed. The results show that the model achieves a mean absolute error of 0.0005 and a mean absolute percentage error (mAPE) of 6.82% on the test set, with the mAPE remaining below 14% across different prediction time steps.

* 文章编号:1003-3033(2025)12-0154-10; 收稿日期:2025-07-12; 修稿日期:2025-10-21

** 通信作者:徐童(1995—),男,河北邯郸人,博士,讲师,主要从事城市消防工程技术方面的研究。E-mail:xutong@cumtb.edu.cn。

Keywords: high-pressure large-diameter gas pipeline; natural gas; leakage and dispersion; temporal prediction; reduction model

0 引言

近年来,随着双碳战略与低碳目标不断深化,天然气作为一种清洁、高效化石能源,被大规模应用于工业生产与城市运行方面。由于运输管道受到管道老化、土壤腐蚀、地质灾害等影响,泄漏爆炸等灾害事故频发^[1-2]。例如:2025 年,马来西亚输气管道发生泄漏并引发爆炸事故,造成严重人员伤亡与财产损失。因此,识别预测地下高压输气管道泄漏后天然气浓度场分布特征及其扩散态势,对高压大口径输气管道泄漏事故应急防控具有重要意义。

目前,高压大口径地下输气管道泄漏扩散研究主要根据天然气扩散影响范围划分为土壤内部区域、土壤-大气耦合区域以及大气区域。天然气在土壤内部泄漏扩散主要针对低压埋地输气管道泄漏场景。前人大多通过试验^[3-4]和数值方法^[5-8]探究了天然气在土壤中的扩散过程与规律。然而,国内长输天然气管道普遍为高压大口径管道,泄漏时冲击力大,天然气在土壤中滞留时间较短。因此应重点分析天然气在大气空间泄漏扩散过程^[9-10]。当前,针对埋地输气管道泄漏的研究主要集中在模型构建、机理分析与泄漏扩散规律等,而在预测方面的研究较少。传统箱型、高斯和萨顿预测模型^[11]虽可实现气体浓度实时预测,但精度有限,难以准确反映复杂环境下的气体扩散行为。计算流体动力学方法虽精度高,但计算时间长且需精确边界条件,同样较难适用于输气管道泄漏等紧急决策场景。近年来,深度学习技术快速发展,其高效性与精准性为解决这类问题提供了新途径。一类方法基于降阶模型,分为侵入式和非侵入式 2 种类型^[12]。侵入式降阶模型(如伽辽金法)虽理论上能实现高精度和高效率,但在处理复杂流动时方程简化十分困难。非侵入式模型(如正交分解法等)无需修改原始控制方程,通过提取流动数据主特征构建高效代理模型^[12-14]。另一类方法利用时序预测模型捕捉流体流动时间动态,经典机器学习模型如循环神经网络和长短期神经网络已在流场预测中展现出良好效果^[15-19]。然而,上述研究主要从时间或空间单方面建模分析流体动力学过程,预测精度相对较低,并且早期模型基于二维、或低维数据构造,难以处理真实场景高维数据。

据此,笔者针对地下高压大口径输气管道泄漏扩散过程,拟提出一种结合降维与时序预测方法的耦合模型。首先,建立高压大口径输气管道泄漏扩散数值计算模型,通过多工况仿真构建了涵盖不同泄漏条件深度学习数据集;其次,结合变分自编码器降维模型与 TimesNet 时序模型,构建输气管道大气泄漏扩散预测模型,解决高维数据处理和长时预测问题;最后,通过平均绝对误差、相对误差等定量指标以及多时间步的动态测试,验证浓度场预测模型精度与稳定性,以期实现天然气泄漏后三维浓度场的预测。

1 高压大口径输气管道泄漏扩散数据集

高压大口径输气管道泄漏扩散预测模型训练需求数据量大,然而,现场试验由于成本与安全性限制,难以大规模开展,且试验监测数据稀疏,难以用于模型训练。为训练深度学习预测模型,针对多工况泄漏场景进行数值模拟仿真,构建高压大口径输气管道泄漏扩散浓度场数据集。

1.1 高压大口径输气管道泄漏扩散物理模型

埋地高压大口径输气管道泄漏时,由于管道内天然气与外界大气环境存在压力差,泄漏天然气在泄漏孔口处形成高速压缩气体射流现象。由于高压大口径管道运行压力在 4~12 MPa 之间,当管道小孔泄漏后,高压压缩性和亚音速射流会冲开泄漏口上方土壤,在开放大气环境中射流扩散^[8],并在环境风作用下向下风向流动,整体泄漏过程可简化为在地表源项的天然气大气泄漏扩散。

综合考虑《城镇燃气技术规范》^[20]、泄漏压力、环境风速、数据集容量等因素,定义长 30 m、宽 10 m、高 40 m 的三维物理计算域,其中,射流入口位于管道泄漏孔正上方,如图 1 所示。

1.2 高压大口径输气管道泄漏扩散数值模型

为简化高压大口径输气管道泄漏复杂场景,做出以下假设:忽略天然气射流过程中热传递效应、保持孔口泄漏压力恒定、环境风向与速度恒定。气体泄漏与扩散行为主要通过质量守恒方程、动量守恒方程、物质输运方程和理想气体状态方程等基本控制方程描述,具体如下:

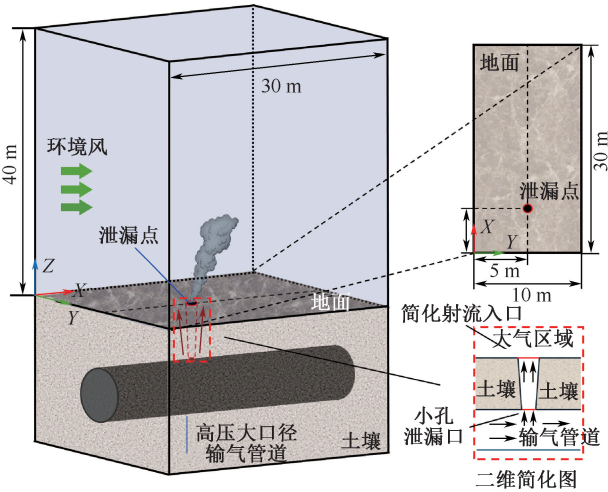


图1 高压大口径输气管道泄漏扩散模型

Fig. 1 Physical model of atmospheric leakage and dispersion of high-pressure large-diameter gas pipelines

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho v_i) = 0 \quad (1)$$

$$\rho \frac{\partial v_i}{\partial t} + \rho (v_i \cdot \nabla) v_i = -\nabla p + \mu \nabla^2 v_i + S_i \quad (2)$$

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho e) + \nabla \cdot (\rho e v_i) = -p \nabla \cdot v_i + \nabla \cdot (k \nabla T) + \Phi + S_h \quad (3)$$

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho \omega) + \nabla \cdot (\rho \omega v_i) = \nabla \cdot (\rho D \nabla \omega) + S_i \quad (4)$$

$$pV = nMKT \quad (5)$$

式中: ρ 为混合气体密度, kg/m^3 ; v_i 为混合气体在 X 、 Y 、 Z 轴方向上速度, m/s ; t 为时间, s ; p 为气体压力, Pa ; μ 为混合气体的动力黏度, $\text{Pa} \cdot \text{s}$; S_i 为 X 、 Y 、 Z 轴方向上作用在流体上的外部力; e 为热能, J/kg ; T 为热力学温度, K ; k 为热导率系数; Φ 为黏性耗散函数, W/m^3 ; D 为气体扩散系数, m^2/s ; V 为气体体积, m^3 ; n 为物质的量, mol ; M 为压缩因子; K 为理想气体常数, $\text{J}/(\text{mol} \cdot \text{K})$ 。

此外,考虑环境风速对天然气泄漏扩散影响,近地层环境风速通过幂次律风速廓线公式求解^[21]:

$$\bar{u}(d) = \bar{u}_1 \left(\frac{d}{d_1} \right)^m \quad (6)$$

式中: $\bar{u}$ 为平均风速, m/s ; d 为离地面高度, m ; $\bar{u}_1$ 为 d_1 高度处平均风速, m/s ; m 为系数,文中取值 0.2^[21]。

考虑输气管道泄漏扩散过程高雷诺数湍流现象,并由于输气管道在大气环境中泄漏扩散较少涉

及壁面摩擦,采用修正 $k-\epsilon$ 湍流模型^[22]描述湍流现象,通过求解湍流动能 k 和湍流耗散率 ϵ 输运方程来预测湍流行为。湍流黏度 ν_t 由以下方程求解,用于影响标量输运方程、动量与能量方程,湍流黏度公式如下:

$$\nu_t = \frac{C_\mu (k^2)}{\epsilon} \quad (7)$$

式中 C_μ 为经验常数。

1.3 模拟设置

高压大口径输气管道天然气泄漏扩散过程采用基于有限体积法的数值模拟方法求解。控制方程通过压力基求解框架离散化,压力与速度之间耦合关系采用预测-校正的压力隐式分裂算法^[23]加以处理,以提高瞬态求解稳定性与精度。对流项采用二阶迎风格式进行高阶离散,以增强空间解析精度。模拟时间步长设定为 0.05 s,总仿真时间为 15 s。计算域网格采用非结构化六面体网格,网格尺寸最小为 0.05 m、最大 0.8 m。为精确捕捉泄漏喷流区域内高速流动与湍流结构,在泄漏口附近布设长 2 m、宽 2 m、高 5 m 的局部网格加密区域。在边界条件方面,近泄漏区域窄面设置为速度入口边界,其速度分布采用幂次律风速剖面进行拟合,参考高度取距地面 2 m 以反映近地层流动特征。除地面外,其余四侧面均设为压力出口边界,泄漏源采用质量流量边界条件施加,以真实反映高压气体外泄物理过程。

输气管道泄漏扩散模拟中,天然气以连续质量流形式从管道泄漏孔中高速逸出,扩散至常压环境中。初始条件设置为静止背景场,外部风速根据指定工况引入,无预设湍流初始扰动,模拟过程中气体被视为理想气体,扩散过程采用等温假设。为真实还原泄漏场动力学特征,模拟中考虑重力作用对浮力驱动扩散影响。每组工况模拟结束后,分别将气体体积分数数据插值至均匀规则立方体网格,用于后续扩散预测模型训练与验证。数据集工况参数变量包括泄漏质量流量与环境风速参数的交叉组合,共计 72 组,见表 1。

表1 输气管道泄漏扩散数据工况参数

Table 1 Operating conditions parameters of gas pipeline leakage dispersion	
参数	数值
泄漏孔径 L/cm	10
环境风速 $u/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 10
泄漏质量流量 $Q/(\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})$	5, 6, 7, 8, 9, 10, 15, 20

2 高压大口径输气管道泄漏扩散时序预测模型

为实现高压大口径输气管道泄漏事故场景下应急抢修和态势评估,提出高压大口径输气管道泄漏扩散降维时序预测模型。首先,提出泄漏扩散预测模型整体框架;随后,结合自编码器、卷积神经网络、TimesNet 时序预测模型等理论方法建模,具体过程如下。

2.1 泄漏扩散时序预测模型整体框架

基于降维与机器学习时序预测方法,构建高压大口径输气管道大气泄漏扩散预测模型,模型采用

降维-预测 2 阶段架构,在降维阶段有效提取空间特征,在预测阶段通过时序预测模型提取时间特征,通过对泄漏过程时空特征的捕捉完成预测过程,其整体架构如图 2 所示。在实际应用环节上,首先,当高压管道天然气泄漏后,通过搭载红外相机的无人机探测获取天然气泄漏初期扩散浓度场时序数据,随后,利用自编码器编码器模块降维处理采集的浓度场数据,提取低维隐空间特征向量以降低数据维度。在此基础上,通过时序预测模型预测未来时刻降维后隐空间特征向量,并将预测结果输入自编码器解码器模块重构实际场景中天然气浓度场分布情况,最终实现“现场检测—数据降维—时序预测—浓度场重构—决策支持”完整应急响应流程。

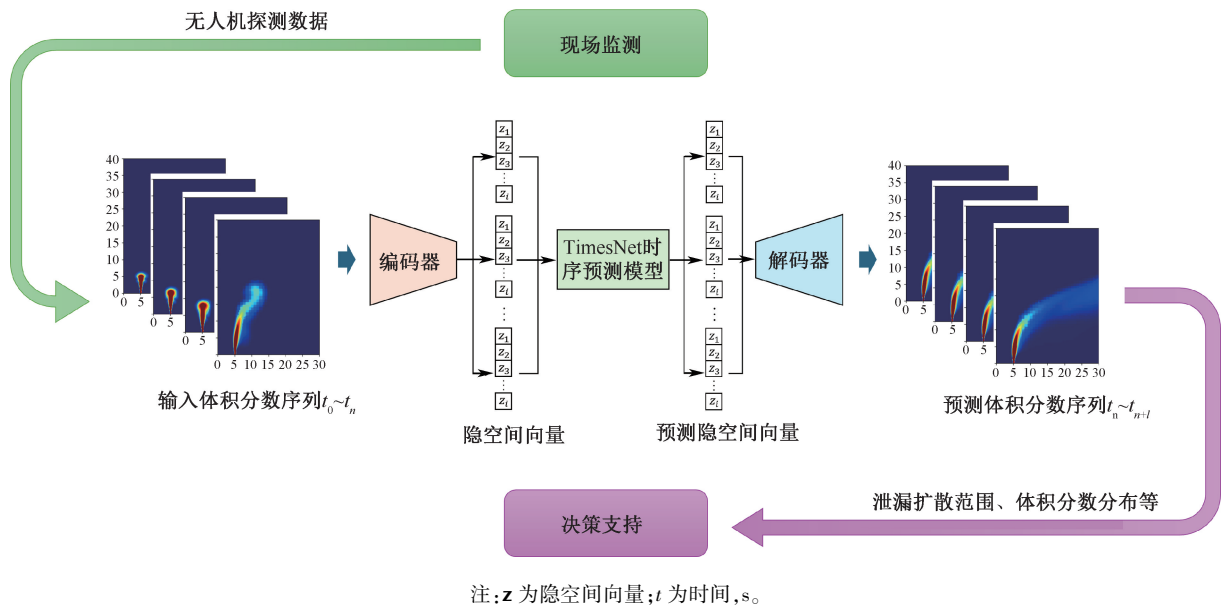


图 2 输气管道大气泄漏扩散预测模型架构

Fig. 2 Prediction model architecture for atmospheric leakage dispersion in gas pipelines

2.2 基于变分卷积自编码器的浓度场降维模型

基于自编码器框架构建预测模型中泄漏浓度场降维模型。自编码器是一种无监督神经网络,广泛应用于模式分解和流场降阶建模中^[22-25]。在自编码器中,编码器部分可通过全连接神经网络、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)等将输入数据压缩、映射到一个低维隐空间,解码器与编码器形状结构对称,可重构还原低维数据到原始数据尺寸。

为增强降维模型的稳定性与泛化性,在自编码器构架基础上引入了 β -变分自编码器^[26](β -Variational Autoencoder, β -VAE)。与标准自编码器直接学习确定性的隐空间特征向量不同, β -VAE 在编码阶段引入了概率建模机制。其编码器输出不再

是一个确定隐向量,而是一个由均值 μ 和方差 σ^2 参数化正态分布。通过在此分布中随机采样,可得到 z ,其重参数化过程如下:

$$z = \mu + \sigma \cdot \delta, \delta \sim N(0, 1) \tag{8}$$

式中: μ 为隐空间特征向量均值; σ 为隐空间特征向量方差; δ 为随机噪声,服从 0~1 正态分布。

此外, β -VAE 损失函数由降维重构误差和 Kullback-Leibler (KL) 散度项组成,其中降维重构误差为解码器重构天然气浓度场与原始输入体积分数之间的差异, KL 散度项则用于度量编码器输出的隐空间特征向量分布 $q(z | x)$ 与标准正态分布 $p(z)$ 之间的差距, β 作为模型超参数,平衡 2 误差项权重。通过增加 β 值,变分自编码器训练过程中更加强调 KL 散度,有助于提升降维隐空间的解纠缠性

和解释性,而减小 β 值,降维模型则有更高的重构精度,降维模型损失函数 $\text{Loss}(z, x)$ 如下:

$$\text{Loss}(z, x) = E_{q(z|x)} [\ln p(x|z)] + \beta \cdot D_{\text{KL}}[q(z|x) || p(z)] \quad (9)$$

式中: $E_{q(z|x)} [\ln p(x|z)]$ 为原始浓度场与降维重构后浓度场误差项; $D_{\text{KL}}[q(z|x) || p(z)]$ 为降维隐空间向量分布与正态分布间的 KL 散度; $q(z|x)$ 为在给定输入浓度场 x 下,编码器生成的 z 近似后验分布; $p(x|z)$ 为在给定 z 下由解码器生成重构浓度场的条件分布; $p(z)$ 为隐空间向量先验分布。

降维模型编码器与解码器架构基于三维 CNN

构建。编码器部分通过多层三维卷积操作将高维浓度场数据映射到低维潜在空间,提取其中复杂空间特征。这些卷积层通过压缩空间维度,将原始数据转化为紧凑且具备语义信息的潜在表示。随后,将输出展平,并通过全连接层生成潜在分布的 μ 和 σ^2 。根据这些参数,采用重参数化技巧(式8)采样得到隐空间变量 z 。在解码器部分,采用与编码器相反结构,使用三维转置卷积层(反卷积)对 z 进行采样,逐步恢复原始输入对应的高维空间。最终,重构原始三维浓度场数据,变分卷积自编码器架构如图3所示。

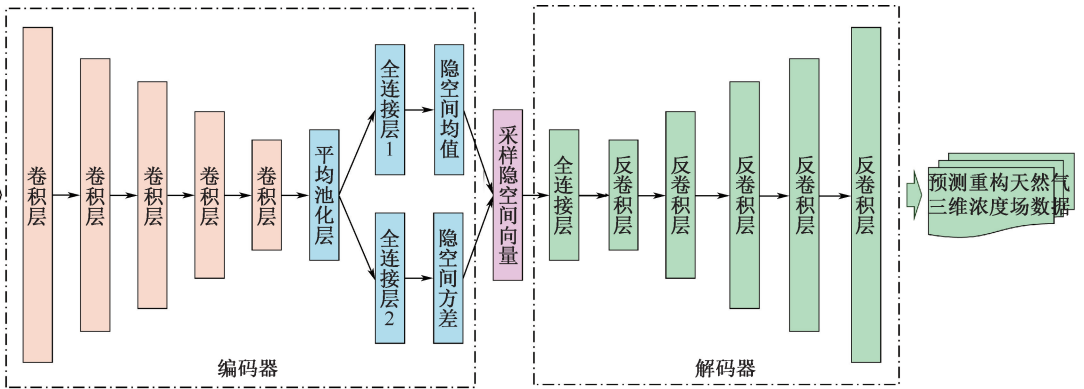


图3 基于变分卷积自编码器模型的体积分数降维模型架构

Fig. 3 Dimensionality reduction model architecture based on variational convolutional autoencoder for concentration field

2.3 基于 TimesNet 的时序预测模型

基于上述研究架构,浓度场降维模型将复杂的浓度场信息压缩为低维隐空间向量,这些向量随后作为时序预测模型的输入,可预测未来扩散状态。考虑到输气管道泄漏扩散过程具有显著的非线性特征,这表现为前期动态变化剧烈而后期逐渐趋于平稳,并且其时序变化包含了周期内和周期间的复杂模式,进一步选择采用基于多周期分解的 TimesNet 模型^[27]来处理潜在表示的时间演化。传统基于一维结构的时序预测模型难以有效捕捉这种复杂周期内和周期内的细节流动。TimesNet 模型能够将一维时序数据扩展至二维空间,并通过模块化结构实现对复杂时序变化的周期性分解,从而统一建模时序在不同周期内和周期期间的变化特征。

TimesNet 模型由多个 TimesBlock 块串联构成。模型首先通过嵌入层处理输入的时序序列,将其转换为深度特征表示,随后特征进入 TimesBlock 块。在每个 TimesBlock 内部,利用快速傅里叶变换识别序列潜在周期,并通过二维卷积提取二维空间中的时序变化模式。随后二维特征将被转换为一维,进

行信息聚合,并根据一维表征的频率强度加权求和输出,具体如下:

$$\mathbf{H}_{\text{ID}}^{0,j} = \text{Embedding}(h_p^j) \quad (10)$$

$$\mathbf{H}_{\text{ID}}^l = \text{TimesBlock}(\mathbf{H}_{\text{ID}}^{l-1}) + \mathbf{H}_{\text{ID}}^{l-1} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{H}_{\text{ID}}^{0,j}$ 为第 j 时刻输入第 0 个 TimesBlock 模块的特征向量; $\text{Embedding}()$ 为模型嵌入函数; h_p^j 为第 j 时刻输入预测模型的隐空间向量组; $\mathbf{H}_{\text{ID}}^l$ 为第 l 个 TimesBlock 模块的输出。

3 输气管道泄漏预测模型结果分析

基于上述构建的输气管道大气泄漏扩散预测模型,进一步在已构建的输气管道泄漏扩散数据集上进行训练与评估,具体流程如下。

3.1 模型训练及超参数选择

传统泄漏扩散预测模型耦合机器学习降维模型与时序预测模型,难以整体训练预测模型。因此,采用分阶段训练策略:首先训练降维模型,后续通过降维模型提取数据集中每时刻泄漏体积分数数据的隐空间向量,构建时序预测模型所需的数据集。数据集被划分为训练集(80%)和验证集(20%)。测试

集则考虑到验证过程的有效性与模型泛化能力评估需求,选取 Q 为 6 kg/s, u 为 5~10 m/s 之间多种典型工况场景。

降维模型中编码器和解码器层数根据模型参数量与浓度场维度确定,文中编码器包含 5 层三维卷积层,每层使用 $3\times3\times3$ 的卷积核,步长为 2。卷积层后连接平均池化层与全连接层,输出隐空间向量分布的均值与方差,解码器结构与之对应。此外,隐空间维度 d 和 β 值是关键超参数,参照文献[19],系

统测试不同 d 与 β 组合下模型降维能力。其中,降维能力通过重构能量百分比 E 与隐空间向量相关性矩阵 R 评估,参数指标计算如下:

$$E = \left(1 - \frac{\sum_{n=1}^{N_p} (c_k - \bar{c}_k)^2}{\sum_{n=1}^{N_p} c_k^2} \right) \times 100\% \tag{12}$$

$$R = \frac{P_{ab}}{\sqrt{P_{aa}P_{bb}}} \tag{13}$$

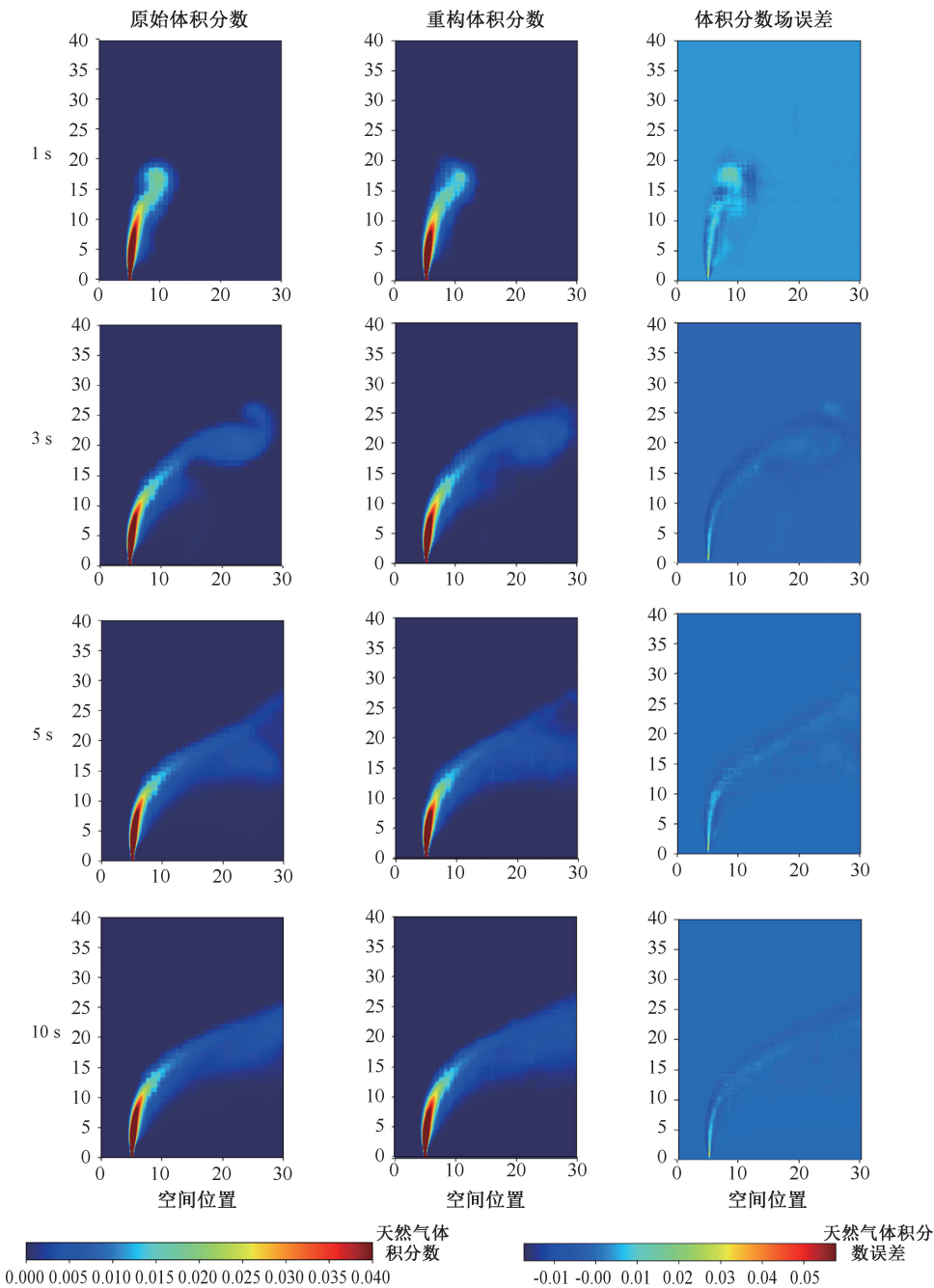


图 4 降维模型体积分数重构还原结果

Fig. 4 Reconstruction results of concentration field via dimensionality reduction model

式中: N_p 为空间格点数量; c_k 为参考体积参数; $\widetilde{c}_k$ 为重构体积参数; P_{ab} 为隐空间向量中第 a 个向量与第 b 个向量方差。

d 分别选取 5、10、20、30、40, β 分别选取 10^{-3} 、 10^{-2} 、0.04、0.1、0.5、1 参数配置。在 β -VAE 中, 重构精度与隐空间的解纠缠性是相互平衡的, 较高重构精度会导致隐空间的解纠缠性降低, 可以通过调整隐空间维度 d 与 β 值平衡^[25]。综合考虑重构能力和隐空间的解纠缠性, 选择 $d = 20$ 、 $\beta = 0.04$ 作为模型超参数。降维模型采用 Adam 优化器训练并结合早停机制与余弦学习率调整算法。模型迭代训练 1 000 次, 初始学习率为 0.001。损失函数结合了重建损失和 KL 散度, 以平衡数据保真度和隐空间向量正则化。在此设置下, 各工况模型 E 的平均值达到 94.42%, 降维模型重构精度较高, R 中各变量相关性较低, 隐空间的解纠缠性较好。图 4 为 $L = 10$ cm、 $Q = 6$ kg/s、 $u = 8$ m/s 测试工况下各时刻原始体积分数与降维重构体积分数沿泄漏口中心线切面图, 并计算两者平均绝对误差 (mean Absolute Error, mAE) 作为体积分数误差, 多时刻下该体积分数切面上最大误差小于 0.015。图 5 为该工况下隐空间向量相关性热力图, 各变量相关性普遍在 0.2~0.4 之间, 隐空间向量间相关性较低, 验证了降维模型的浓度场重构能力。

降维模型训练完成后, 提取生成的气体浓度场隐空间向量, 并将其用于构建 TimesNet 模型时序数据集。数据集划分 (训练集、验证集、测试集) 与训练降维模型时保持相同。TimesNet 模型主要超参数包括输入时序长度、预测时序长度、模型维度及层数等, 经过超参数网格搜索与多折交叉验证测试确定最优超参数, 具体参数见表 2。TimesNet 模型采用自适应矩估计优化器进行训练, 该优化算法通过自适应调整学习率加速收敛并提升训练稳定性, 迭代 500 次, 初始学习率为 0.001, 损失函数为预测隐空间变量与真值间的均方误差。

表 2 TimesNet 模型参数

Table 2 Parameters of TimesNet model	
参数名称	数值
输入时序长度	8
预测时序长度	16
模型层数	2
模型维数	32
周期分解数量	5
前馈网络维度	1 024

3.2 预测模型结果

输气管道泄漏扩散预测模型训练完成后, 使用前述测试数据集对模型进行全面评估。图 6 为 $Q = 6$ kg/s、 $u = 8$ m/s、 $L = 10$ cm, 时间步 (1.2、2、3、4、5、6 s) 下原始体积分数与预测体积分数切面的对比与误差情况, 预测天然气体积分数选择模型最大预测窗口 (第 16 个预测步长) 结果。可以发现, 模型早期预测时间步的体积分数误差相对较大, 后期预测则逐渐趋于精准, 这主要是由于早期天然气射流过程中空气卷吸效应导致天然气体积分数变化幅度剧烈, 模型难以完全精准捕捉。此外, 预测模型对泄漏体积分数涡流结构未能较好捕捉。针对该工况下所有预测时间步, 计算得到预测体积分数与原始浓度场间的 mAE 为 0.000 3, 平均绝对百分比误差 (mean Absolute Percentage Error, mAPE) 为 4.14%。

为进一步评估模型在不同条件下计算准确性, 分析了各测试工况 ($Q = 6$ kg/s、 $L = 10$ cm、 u 为 5~10 m/s) 下不同时间步长预测体积分数与实际体积分数之间 mAE 与 mAPE 值, 其中, mAE 平均值为 0.000 5, mAPE 平均值为 6.82%。尽管在某些较高体积分数或变化剧烈条件下绝对误差有所增加, 但相对误差能保持在较低水平并相对稳定, 反映了预测模型在处理不同泄漏工况下的高泛化性, 能够有效捕捉和预测气体扩散动态特征。

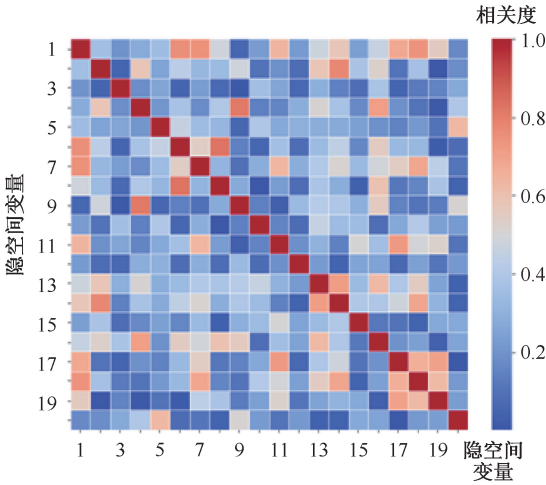


图 5 隐空间变量相关性热力情况

Fig. 5 Heatmap of correlation matrix of the latent space variables

此外, 评估了模型在不同预测步长下预测精度, 共测试 8、16、32、64、72 这 5 种预测步长设置 (每一预测时间步长与数据集采样时间步长相同)。结果显示, 随着预测步长增加, TimesNet 预测模型平均

mAE 值 (在各预测窗口下的平均) 分别为 64.8、89.9、101.9、122.8、124.9。且在 72 预测步长场景下,模型对天然气体积分数预测的平均 mAPE 值保

持在 14% 以内,预测模型在不同预测时间跨度下均表现出较好预测性能。

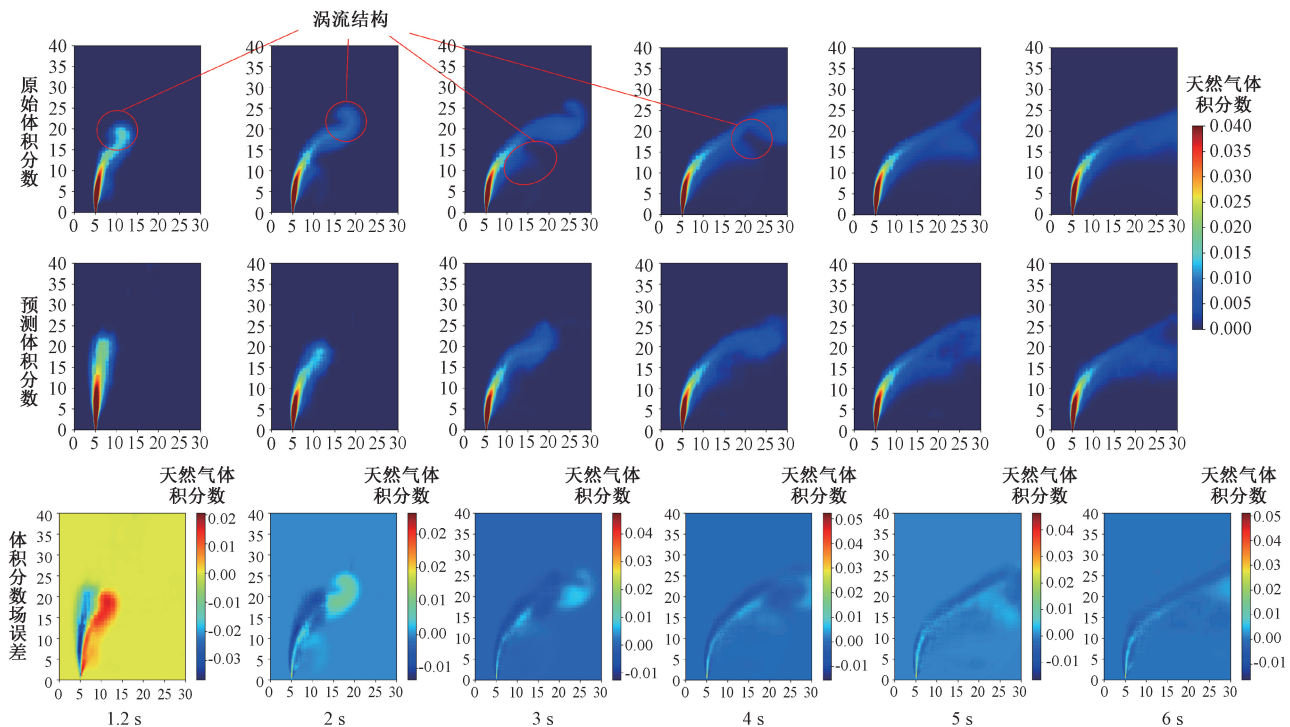


图 6 预测与实际截面分布对比及误差情况

Fig. 6 Comparative analysis and error evaluation between predicted and actual cross-sectional distributions

4 结 论

- 1) 针对高压大口径输气管道泄漏事故,构建一种高精度泄漏扩散天然气体积分数降维预测模型,该模型预测的最大误差在独立测试集上小于 0.015。
- 2) 基于耦合降维模型与时序预测模型,预测高压大口径输气管道泄漏扩散天然气体积分数,测试集平均 mAE 与 mAPE 值分别为 0.000 5 与 6.82%,该预测模型可有效提升高维真实流场预测能力。

- 3) 降维时序预测模型对多种预测时间跨度具有适应性,在 8、16、32、64、72 这 5 种预测步长下,模型平均 mAE 值分别为 64.8、89.9、101.9、122.8、124.9,且最大预测时间跨度下天然气体积分数预测 mAPE 值均小于 14%。
- 4) 文中主要根据相关规范要求对天然气数值仿真模型关键参数进行设置,所获得的结论也主要适用于上述参数设定的条件。此外,天然气泄漏预测精度还受其他因素(如体积分数、速度、温度等多参数)影响,这需要进一步深入研究探讨。

参 考 文 献

[1] 彭善碧, 罗雪. 埋地掺氢天然气管道泄漏扩散数值模拟研究[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(3): 63-69.
PENG Shanbi, LUO Xue. Numerical simulation of leakage and diffusion in buried hydrogen-blended natural gas pipeline[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(3): 63-69.

[2] 李云涛, 张振永, 刘玉卿, 等. 天然气管道全管径断裂事故影响范围研究[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(9): 149-154.
LI Yuntao, ZHANG Zhenyong, LIU Yuqing, et al. Influence range of full bore rupture accidents of natural gas pipelines [J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(9): 149-154.

- [3] YAN Yuting, DONG Xiaoqiang, LI Junming. Experimental study of methane diffusion in soil for an underground gas pipe leak[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2015, 27: 82–89.
- [4] BONNAUD C, CLUZEL V, CORCOLES P, et al. Experimental study and modelling of the consequences of small leaks on buried transmission gas pipeline[J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2018, 55: 303–312.
- [5] WANG Xuemei, TAN Yufei, ZHANG Tiantian, et al. Numerical study on the diffusion process of pinhole leakage of natural gas from underground pipelines to the soil[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2021, 87: DOI: 10.1016/j.jngse.2020.103792.
- [6] BU Fanxi, LIU Yang, LIU Yongbin, et al. Leakage diffusion characteristics and harmful boundary analysis of buried natural gas pipeline under multiple working conditions[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2021, 94: DOI:10.1016/j.jngse.2021.104047.
- [7] 王岩, 黄弘, 黄丽达, 等. 土壤大气耦合的燃气泄漏扩散数值模拟[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2017, 57(3): 274–280.
- WANG Yan, HUANG Hong, HUANG Lida, et al. Numerical simulations of leakage gas dispersion based on soil and atmosphere coupling[J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 2017, 57(3): 274–280.
- [8] 程凡, 付明, 李垣志, 等. 土壤地下空间耦合下天然气泄漏扩散数值模拟[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(22): 9746–9753.
- CHENG Fan, FU Ming, LI Yuanzhi, et al. Numerical simulation of natural gas leakage and diffusion in soil and underground space coupling[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(22): 9746–9753.
- [9] 王向阳, 杜美萍, 汪彤, 等. 埋地燃气管道泄漏扩散过程数值模拟[J]. *中国安全科学学报*, 2018, 28(2): 45–50.
- WANG Xiangyang, DU Meiping, WANG Tong et al. Numerical simulation of leakage of gas from buried pipeline and its diffusion process[J]. *China Safety Science Journal*, 2018, 28(02): 45–50.
- [10] 何沫, 唐雨, 李懿, 等. 含硫输气管道泄漏扩散多气团叠加计算模型[J]. *中国安全科学学报*, 2016, 26(5): 118–123.
- HE Mo, TANG Yu, LI Yi, et al. Multiple-puff superposition calculation model for release and dispersion of sour gas from pipeline[J]. *China Safety Science Journal*, 2016, 26(5): 118–123.
- [11] WANG Binbin, CHEN Liqiong, LIN Wanxin, et al. Research on gas diffusion of natural gas leakage based on Gaussian plume model[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2022, 15: DOI:10.1007/s12517-022-09922-6.
- [12] PADULA G, GIRFOGLIO M, ROZZA G. A brief review of reduced order models using intrusive and non-intrusive techniques[J]. *Proceedings in Applied Mathematics and Mechanics*, 2024, 24: DOI:10.1002/pamm.202400210.
- [13] HASEGAWA K, FUKAMI K, MURATA T, et al. Data-driven reduced order modeling of flows around two-dimensional bluff bodies of various shapes[C]. *Fluids Engineering Division Summer Meeting*, 2019: DOI:10.1016/j.ijheatfluidflow.2021.108816.
- [14] GEELEN R, WRIGHT S, WILLCOX K. Operator inference for non-intrusive model reduction with quadratic manifolds[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2023, 403: DOI: 10.1016/j.cma.2022.11571.
- [15] EIVAZI H, GUASTONI L, SCHLATTER P, et al. Recurrent neural networks and Koopman-based frameworks for temporal predictions in a low-order model of turbulence[J]. *International Journal of Heat and Fluid Flow*, 2021, 90: DOI:10.1016/j.ijheatfluidflow.2021.108816.
- [16] HE Xu, KONG Depeng, YU Xirui, et al. Prediction model for the evolution of hydrogen concentration under leakage in hydrogen refueling station using deep neural networks[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024, 51: 702–712.
- [17] HE Xu, KONG Depeng, YANG Guodong, et al. Hybrid neural network-based surrogate model for fast prediction of hydrogen leak consequences in hydrogen refueling station[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024, 59:

187–198.

[18] RAJ N A, TAFTI D, MURALIDHAR N. Comparison of reduced order models based on dynamic mode decomposition and deep learning for predicting chaotic flow in a random arrangement of cylinders[J]. *Physics of Fluids*, 2023, 35; DOI: 10.1063/5.0153186.

[19] SOLERA-RICO A, SANMIGUEL C, GÓMEZ-LÓPEZ M, et al. β -Variational autoencoders and transformers for reduced-order modelling of fluid flows[J]. *Nature Communications*, 2024, 15; DOI:10.1038/s41467-024-45578-4.

[20] GB 50494—2009, 城镇燃气技术规范[S].
GB 50494—2009, Technical code for city gas[S].

[21] PETERSON E W, HENNESSEY J P. On the use of power laws for estimates of wind power potential[J]. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 1978, 17(3): 390–394.

[22] SHIH T H, LIOU W W, SHABBIR A, et al. A new $k-\epsilon$ eddy viscosity model for high reynolds number turbulent flows[J]. *Computers & fluids*, 1995, 24(3): 227–238.

[23] OLIVEIRA P J, ISSA R I. An improved PISO algorithm for the computation of buoyancy-driven flows[J]. *Numerical Heat Transfer, Part B: Fundamentals*, 2001, 40(6): 473–493.

[24] EIVAZI H, VEISI H, NADERI M H, et al. Deep neural networks for nonlinear model order reduction of unsteady flows[J]. *Physics of Fluids*, 2020, 32; DOI:10.1063/5.0020526.

[25] EIVAZI H, LE-CLAINCHE S, HOYAS S, et al. Towards extraction of orthogonal and parsimonious non-linear modes from turbulent flows[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 202; DOI:10.1016/j.eswa.2022.117038.

[26] KINGMA D P, WELING M. Auto-encoding variational bayes[J]. *arXiv Preprint arXiv*, 2013; DOI:10.48550/arXiv.1312.6114.

[27] WU Haixu, HU Tengge, LIU Yong, et al. Timesnet: temporal 2d-variation modeling for general time series analysis[J]. *arXiv Preprint arXiv*, 2022; DOI:10.48550/arXiv.2210.02186.



作者简介： 韩子齐 （2001—）,男,河北沧州人,硕士研究生,研究方向为油气管道安全、AI 数据驱动模型。E-mail: ziqihan0610@ 163. com。