

考虑天然气动态的综合能源系统运行可靠性分析^{*}

刘会家 洪佳恩 徐志高 张海伟
(三峡大学电气与新能源学院 宜昌 443002)

摘要: 在电气综合能源系统运行可靠性分析中,传统数值算法在求解天然气动态时计算量庞大,难以在运行的时间尺度内有效完成动态分析。提出了一种新的方法,基于神经网络结合多尺度膨胀卷积和注意力机制,替代传统数值算法。首先利用卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)进行特征提取,结合长短期记忆网络(long short-term memory,LSTM)捕捉时间序列特征,并通过多尺度膨胀卷积扩展感受野以及引入注意力机制提升对关键状态变化的敏感度。然后通过序列到序列的学习过程,模型能够准确捕捉相邻时间步之间的复杂映射关系,构建气网动态代理模型。最后,将气网动态代理模型与电力系统潮流模型相结合,并利用蒙特卡洛法和多态模型完成了电气综合能源系统运行可靠性的全面分析。在配网级电-气综合能源系统的实际测试中,验证结果表明,所提出的CNN-LSTM组合模型不仅能够准确模拟气网动态的复杂特性,且显著提高了计算效率,满足了大规模综合能源系统运行可靠性评估的要求。

关键词: 电气综合能源系统;运行可靠性;天然气动态;代理模型;数据驱动

中图分类号: TM712; TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4051

Reliability analysis of integrated electrical energy systems considering the dynamics of gas network

Liu Huijia Hong Jiaen Xu Zhigao Zhang Haiwei

(College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: In the reliability analysis of electrical integrated energy systems, traditional numerical algorithms struggle with the high computational demands of natural gas dynamics, making timely dynamic analysis difficult. This paper presents a novel approach that replaces these algorithms with a neural network-based method using multi-scale dilated convolution and attention mechanisms. The model utilizes convolutional neural networks (CNN) for feature extraction and long short-term memory (LSTM) networks to capture time series characteristics. Multi-scale dilated convolutions expand the receptive field, while attention mechanisms enhance sensitivity to critical changes. This sequence-to-sequence learning process accurately models complex relationships between time steps, resulting in a dynamic surrogate model for the gas network. The gas network model is integrated with the power system flow model, allowing for a comprehensive reliability analysis using Monte Carlo methods and multi-state models. Tests on a distribution-level electric-gas integrated energy system show that the CNN-LSTM model not only accurately simulates gas dynamics but also significantly improves computational efficiency, meeting the reliability assessment needs of large-scale integrated energy systems.

Keywords: electrical integrated energy system; operational reliability; natural gas dynamics; surrogate model; data driven

0 引言

在能源需求日益增加的今天,传统的单一能源体系难以满足能源安全、环境保护以及可持续发展的需要。综合

能源系统(integrated electric-gas systems, IEGS)作为一种创新的解决方案,逐渐成为了解决全球能源问题的新途径。综合能源系统^[1]是指在社会层面上,通过对各类能源的产生、传输与分配、转换、存储、消费等环节进行全面协

收稿日期:2024-10-12

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(52277108)项目资助

调与优化后,形成的能源产供销一体化系统。

作为规划与运行的基础,综合能源系统的可靠性评估研究已得到广泛关注。运行可靠性评估^[2]作为监测、度量、预测系统短期运行风险的有效工具,为综合能源系统的规划、运行和交易等提供决策支持,在保障综合能源系统安全可靠运行中发挥重要作用。考虑到综合能源系统的复杂性,研究人员已经建立了多种计算模型库^[3-5],涵盖电力系统、供热/供冷系统、供氢系统和天然气系统。通过采用这些多样化的模型库,研究人员能够更加全面地分析和预测综合能源系统在不同运行条件下的可靠性表现。

然而,在传统的综合能源系统可靠性评估中,多集中于中长期可靠性评估,在运行时间尺度内进行分析的较少,天然气系统的动态通常基于稳态假设,即系统在面对突发事件时的动态响应时间被认为极短。忽略这些动态变化可能导致对系统可靠性的不准确评估^[6],如何有效表现天然气动态特性,加速 IEGS 运行可靠性评估已成为亟待解决的问题。当前,大多数方法都是通过数值方法对微分方程进行求解,即基于有限差分法^[7]、有限体积法^[8]的思想,对计算域进行网格离散,随后通过迭代的方式来获得微分方程的近似解。上述方法为了获得稳定、精确的结果,需要对网格进行精细的划分,且迭代次数与所求场景的尺度成正比^[9],随着场景复杂性的增加,计算量也会呈指数增长。

在近年来的电力能源领域研究中,以数据驱动^[10]为核心的思想逐渐成为解决电力能源系统运行复杂性问题的有效手段,机器学习技术在此背景下得到广泛应用,旨在揭示电力能源数据中存在的复杂非线性关系。文献[11-13]提出了多种基于神经网络算法的多元负荷预测方法,有效提高了负荷和功率预测的精度。文献[14-15]提出了基于算法优化的设备故障识别方法,有效提升特征降维、收敛速度及识别准确率;文献[16-19]基于深度强化学习方法,通过自适应学习控制策略,实现了多场景下的电-气综合能源优化调度决策;文献[20-21]通过与电力系统潮流模型的结合,建立了电气综合能源系统多能流模型。

上述研究为天然气动态建模提供了新思路,即结合传统数值求解过程的特点,利用神经网络对这一过程进行模拟,从而建立一个天然气动态代理模型,刻画天然气动态效果。

因此,本文研究基于气网动态代理模型的电-气综合能源系统运行可靠性计算问题。首先,使用传统有限差分法求解天然气动态过程,构建训练样本;结合数据特点合理规划神经网络的输入特性;应用深度学习方法拟合天然气系统动态,提取神经网络参数构建气网动态代理模型;建立基于气网动态代理模型的 IEGS 可靠性计算模型;最后,仿真算例验证所提模型与方法的有效性。

1 数据驱动的气网动态代理模型

1.1 气网动态物理模型

天然气系统^[22]气压-流量沿管道的动态可由1组包括动量方程、质量守恒方程和状态方程的偏微分方程组表示,其中,动量方程描述连续气体在传输过程中的动量变化率为:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial \rho v}{\partial x} = 0 \quad (1)$$

质量守恒方程描述天然气在传输过程中的质量守恒特性为:

$$\frac{\partial \rho v}{\partial t} + \frac{\partial (\rho v^2 + p)}{\partial x} + \frac{f \rho v |v|}{2D} = 0 \quad (2)$$

状态方程描述气压与密度的数学关系为:

$$\rho = \frac{pM}{ZRT} \quad (3)$$

式中: ρ 是气体密度; v 是气流量; p 是气体的压力; f 是摩擦系数; D 是管道的内径; M 是气体的摩尔质量; R 是通用气体常数; T 是温度; Z 是气体压缩系数。方程集的隐解为 p 和 v 。

1.2 气网动态离散模型

有限差分法是一种有效求解偏微分方程的数值方法。在求解过程中,该方法将连续的偏微分方程离散为一组代数方程,使得数值方法可以应用于这些方程组的求解。

1) 空间离散化

将天然气管道离散为多个管道片段。假设每条管道被离散为 $NM-1$ 个管道片段,即管道总长度被划分为 NM 个位置点(包括起点和终点)。每个管道片段上的状态变量被离散为对应位置点上的值,形成离散的节点网格。

2) 时间离散化

时间被分割为离散的时间步长,系统在每个时间步长上进行更新。采用显式的数值方法进行时间步进,在每个时间步长上,根据当前状态计算下一个时间步长的状态。

3) 离散化连续性方程和运动方程

使用有限差分法将偏微分方程中的导数项用差分逼近代替,将连续的方程离散为离散的代数方程组。

4) 边界条件的离散化

将边界条件离散化为对应位置点上的约束条件。例如,天然气负荷节点、天然气源节点和天然气连接节点的边界条件被转化为对应位置点上的气压或气流量的边界值。

本文将偏微分方程求解的数据映射到一个 $K \times N$ 矩阵上,其中 N 代表离散后的管道片段数量, K 是每个网格点上的时间序列数据的长度,即离散时间步数量。在第 i 个时间步,管道内气体的状态分布情况用序列数据 $a_{N_i} = [\hat{u}_{0_i}, \hat{u}_{1_i}, \dots, \hat{u}_{N_i}]$ 表示,其中 \hat{u}_{n_i} 表示第 n 个管道片段在时间点 i 上的状态。

1.3 气网动态代理模型

在构建参数化气网动态代理模型的过程中,本文采用基于卷积神经网络结合长短期记忆(CNN-LSTM)与多尺度膨胀卷积和注意力机制结合的神经网络来拟合气网动态。借鉴有限差分中的计算过程,该网络通过学习气网管道中不同断面的数据,构建数据驱动模型。具体而言,神经网络的输入层接受每一个系统状态的初始条件,输出层给出系统状态的稳态解,即通过利用过去的状态 $a_{N_{t-1}} = [\hat{u}_{0,t-1}, \hat{u}_{1,t-1}, \dots, \hat{u}_{N_{t-1}}]$ 作为输入,作为输入,预测未来的状态 a_{N_t} ,通过对网络数据的训练,发掘每个相邻时间步之间的非线性关系,结合多尺度膨胀卷积和注意力机制的优势,进一步提升了模型的特征提取能力,从而推导整个气网动态过程。

1) CNN 网络与多尺度膨胀卷积

在 CNN-LSTM 模型中, CNN 部分结合多尺度膨胀卷积,用于从输入和输出的时间序列中提取多尺度高阶特征。膨胀卷积通过增加卷积核的跳跃间隔来扩展感受野,使得 CNN 能够感知更长时间范围内的特征,并提取远程依赖关系。多尺度的设计使得模型能够同时捕捉短期和长期的时空特征。具体来说,每层的膨胀卷积会改变回溯窗口的间隔 d_l , 即为第 l 层的膨胀率。在第 1 个隐藏层中,第 1 个卷积核覆盖 $t, t-1$ 和 $t-2$ 这 3 个元素上,第 2 个卷积核覆盖 $t, t-3$ 和 $t-6$ 这 3 个元素上,第 3 个卷积核覆盖 $t, t-8$ 和 $t-16$ 这 3 个元素上,以此类推。膨胀卷积公式如下:

$$(W \otimes h)(l, t, d_l) = \sum_{\tau=0}^{\frac{k}{d_l}} W(l, \tau) h_{t-d_l\tau}^l \quad (4)$$

式中: h 为 t 时第 l 个隐藏层的内部状态; \otimes 为卷积算子; $W(l, \tau)$ 是第 l 个卷积层在第 τ 步的权值向量, $\tau \in [1, 2, \dots, \tau_{\max}]$, τ 为向前取整操作; d_l 是第 l 层的膨胀率。

2) LSTM 网络

在 LSTM 网络部分,通过遗忘门、输入门和输出门来管理和更新数据,记录隐藏层的状态。遗忘门负责删除不必要的信息,输入门则通过更新单元格状态来保留重要的输入信息,输出门用于生成最终的输出。这些门控机制通过对过去状态的记忆和更新,捕捉序列中的长程依赖。

使用 Sigmoid 激活函数来输出遗忘门,公式如下:

$$f_t = (W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (5)$$

式中: f_t 是遗忘门的输出,范围为 $[0, 1]$, 其中 1 和 0 分别代表保留和遗忘; W_f 和 b_f 分别是遗忘门的权重矩阵和偏置项。

3) 注意力机制

为进一步提升模型对重要特征的关注度,本文在 LSTM 层之后引入了注意力机制。注意力机制通过对 LSTM 网络输出的时序特征分配不同的权重,学习出输入序列中对预测任务贡献最大的时间步,从而增强模型对关键特征的捕捉能力。注意力权重通过下式计算:

$$\alpha_t = \frac{\exp(e_t)}{\sum_{i=1}^T \exp(e_i)} \quad (6)$$

$$e_t = v^T \tanh(W_h h_t) \quad (7)$$

式中: α_t 为第 t 个时间步的注意力权重; h_t 为第 t 个时间步的隐藏状态; W_h 和 v 是可学习的权重矩阵和向量。

4) 卷积与注意力优化的 CNN-LSTM

气体状态的时间序列数据 $\hat{u}_{0,t-1}, \hat{u}_{1,t-1}, \dots, \hat{u}_{N_{t-1}}$ 被输入到 CNN-LSTM 模型中,以预测另一个时间序列 $\hat{u}_{0_t}, \hat{u}_{1_t}, \dots, \hat{u}_{N_t}$ 。CNN 部分首先通过多尺度膨胀卷积提取不同时间跨度的特征, LSTM 部分进一步捕捉时序数据的长期依赖关系,最后通过注意力机制增强模型对重要时间步特征的捕捉。下一时间管道内气体状态 $a_{N_{t+1}}$ 可以表示为:

$$a_{N_{t+1}} = w_t h_t + b \quad (8)$$

$$h_t = o_t \tanh(C_t) \quad (9)$$

式中: w_t 是连接 LSTM 层和输出层的权重; b 是输出层的偏移量; h_t 是神经元的输出值; o_t 输入门的输出; C_t 是细胞状态。

本文利用有限差分法对管道天然气动态过程进行数值求解,得到训练样本,构建了结合多尺度膨胀卷积与注意力机制的 CNN-LSTM 气网动态代理模型。该模型不仅提高了求解效率,还增强了对关键时空特征的提取能力,具有较强的泛化性和创新性。

2 电气综合能源系统运行可靠性评估模型

2.1 系统故障状态生成

鉴于综合能源系统的耦合性和时序性特点,在元件多状态模型的基础上,本文使用序贯蒙特卡洛法^[23]来得到系统故障状态。为确保评估精度,做出如下假设:

1) 所有元件均可修复;

2) 仅考虑元件永久性故障,不考虑瞬时故障,修复后的元件才能重新投入使用。

序贯蒙特卡洛模拟采用状态持续时间抽样法对系统全时序运行状态进行仿真,在给定时间段内抽样所有元件工作状态以及状态持续时间,以统一的时间轴逐步推进,获得系统相应状态和持续时间。

2.2 故障状态后果分析

在电气综合能源系统中,系统状态下的运行优化假设由一个集成的调度机构负责,在每个系统状态下,运用混合优化潮流方法对系统进行解耦,以最小化紧急情况下的运行成本。这些成本包括天然气购买成本、非燃气机组的发电成本以及电力和天然气负荷中断造成的成本。

混合优化潮流方法在综合能源系统中类似于电力系统中的最优潮流,但其约束条件中包含其他能源系统的潮流等式约束、不等式约束以及能源耦合约束。这种方法本质上属于含约束的非线性规划问题。在相关求解中,通常

基于如下假设进行建模:

- 1) 能源价格相互独立;
- 2) 系统内能量损耗仅发生在能源转换环节;
- 3) 能源转换效率为常数。

基于上述假设,对每个系统状态进行解耦,目标函数 C_s 表示为最小化系统状态下的总运行成本,包括天然气购买成本、非燃气机组的发电成本以及电力和天然气负荷的中断成本:

$$\text{Min} C_s = \sum_{i=EB} (cst_i(P_i^e, Q_i^e) + ec_i \cdot IC_i^e(T_i)) + \sum_{i=GB} (gp_i^g P_i^g + gc_i \cdot IC_i^g(T_i)) \quad (10)$$

式中: gp_i^g 和 P_i^g 分别表示节点 i 上的天然气购买价格和天然气供应速率; cst_i 为节点 i 上的非燃气机组等效体的发电成本。

控制变量 \mathbf{X}_i 包括电力和天然气系统的各种参数,形成一个向量,其上下限由 \mathbf{X}_i 和 $\overline{\mathbf{X}_i}$ 确定。这些控制变量包括非燃气机组等效体的发电功率、气源等效体的产气速率、燃气机组等效体的天然气消耗速率,以及电力和天然气负荷的削减量:

$$\mathbf{X}_i = [P_i^e Q_i^e P_i^g P_i^{g \cdot E_{gfu}} ec_i gc_i]^T \quad (11)$$

$$\underline{\mathbf{X}_i} \leq \mathbf{X}_i \leq \overline{\mathbf{X}_i} \quad (12)$$

电力和天然气节点的功率平衡约束为:

$$P_i^e + jQ_i^e - P_{d,i}^e - jQ_{d,i}^e - P_i^{e \cdot E_{ptg}} - ec_i - \sum_{j \in \Omega_i^e} f_{ij} = 0 \quad (13)$$

$$P_{s,j}^g - P_{d,i}^g - P_i^{g \cdot E_{gfu}} - \sum_{j \in \Omega_i^g} q_{ij} = 0 \quad (14)$$

电力潮流约束为:

$$f_{ij} = V_i V_j \cdot [(G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) + j(G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij})] \quad (15)$$

天然气潮流约束为:

$$q_{ij} = C_{ij} \text{sgn}(p_i - p_j) \sqrt{|p_i^2 - p_j^2|} \quad (16)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (17)$$

电力和天然气潮流受电力线路和天然气管道容量的约束为:

$$\underline{f}_{ij} \leq f_{ij} \leq \overline{f}_{ij} \quad (18)$$

$$\underline{q}_{ij} \leq q_{ij} \leq \overline{q}_{ij} \quad (19)$$

运用上述混合优化潮流技术,通过最小化成本的方法,精确确定每个时段内每个生产单元的电力产能分配,得到每个时段下电力负荷及天然气负荷的满足水平。

2.3 运行可靠性指标

在系统运行可靠性的计算过程中,重点是评估系统在不同时间段内的失负荷概率和失负荷时未满足的能量量。基于实时运行条件对故障状态进行后果分析过程中,系统的负荷削减值将作为重要参考因素。

为了量化电力系统的运行可靠性,将电力供应不足期

望值(expected demand not supplied, EDNS)和天然气供应不足期望值(expected gas not supplied, EGNS)定义为时变的可靠性指标。此外,电力供应不足概率(loss of load probability, LOLP)和天然气供应不足概率(loss of gas probability, LOGP)也用于系统的可靠性评估,其计算公式如下:

$$ESNS_i(t) = \left(\sum_{n=1}^N ec_i^{RT}(t) \right) / N \quad (20)$$

$$LOLP_i(t) = \left(\sum_{n=1}^N flag(ec_i^{RT}(t)) \right) / N \quad (21)$$

$$EGNS_i(t) = \left(\sum_{n=1}^N gc_i^{np}(t) \right) / N \quad (22)$$

$$LOGP_i(t) = \left(\sum_{n=1}^N flag(gc_i^{np}(t)) \right) / N \quad (23)$$

式中: N 为时序蒙特卡洛法的采样次数。 $Flag(x)$ 定义为当 $x > 0$ 时, $Flag(x) = 1$, 当 $x < 0$ 时, $Flag(x) = 0$ 。

3 算例分析

通过一个 2 节点配气网、24 节点配电网与 20 节点配电网组成的配网级 IEGS 系统测试,验证所提出气网动态代理模型及其在运行可靠性计算中的应用。

3.1 系统故障状态生成

2 节点配气网拓扑如图 1 所示,节点 1 为气源节点,不同状态下的产气容量分别为 $\{6 \times 10^6 \text{ m}^3/\text{d}, 4 \times 10^6 \text{ m}^3/\text{d}, 2 \times 10^6 \text{ m}^3/\text{d}, 0 \times 10^6 \text{ m}^3/\text{d}\}$,节点 3 为天然气负荷节点,气压维持在 51.784 bar,负荷为 $5 \times 10^6 \text{ m}^3/\text{d}$ 。节点 4 为电力负荷节点,节点上燃气机组的发电容量为 200 MW,传统机组的发电容量为 50 MW,电力负荷为固定的 100 MW。

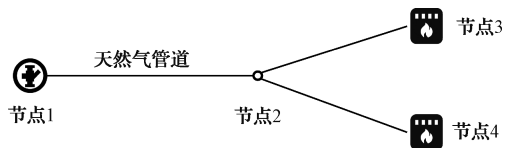


图 1 两节点天然气系统拓扑
Fig. 1 Topology of a two-node natural gas system

根据 2.1 节的计算步骤,采用按摩擦系数、倾角和内径参数对管道进行分段的方法,对节点 1 到节点 2 之间的管道进行分段建模;管道片段长度为 10 km,分割为 9 个管道片段,仿真时间为 24 h,步长 15 min,共 96 个时间步长。

仿真结果表明,当节点 1 气源故障时,气源的流量逐步减少,故障效应在管道内传播,直到节点 2 发生相应的流量变化。这种现象反映了天然气系统的动态延迟特性,这种延迟在系统故障诊断和调度优化中具有重要意义。传统的稳态假设往往忽略这种动态传播,可能导致对系统响应的不准确评估。而通过气网动态代理模型,能够较为精准地描述这种延迟效应,弥补了传统稳态方法的不足。

为验证代理模型的有效性,本文采集了 1 300 个配置

点的信息,用于训练神经网络模型。神经网络训练过程中的损失函数变化趋势如图2所示,证明了模型具有良好的收敛性和精度。在序列预测(图3)中,代理模型能够在给定初始条件后,正确递归计算每个时间步的状态,并收敛至稳态解。

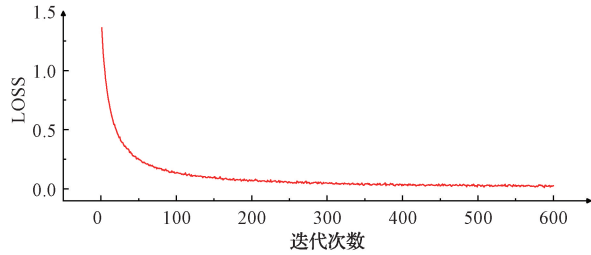


图2 训练过程中损失函数变化趋势
Fig. 2 Trend of the loss function during training

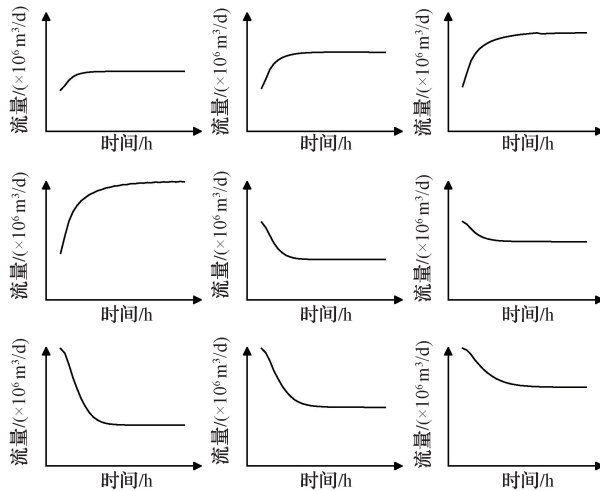


图3 序列预测
Fig. 3 Sequence prediction

通过对数值算法和代理模型在不同故障条件下的对比(图4),结果显示代理模型不仅能够准确模拟天然气管道的流量变化,其计算结果与数值算法高度吻合,最大相对误差为 $0.498 \times 10^6 \text{ m}^3/\text{d}$,平均误差为 $0.057 \times 10^6 \text{ m}^3/\text{d}$,证明了其足以替代传统数值算法进行气网动态的分析。同时,表1为不同方法的计算时间,代理模型在单次蒙特

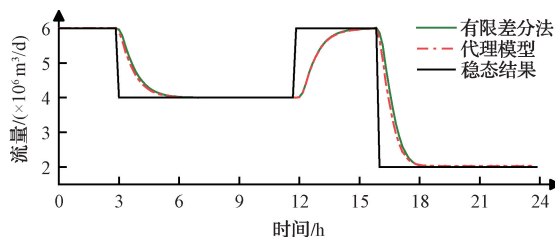


图4 出口流量响应
Fig. 4 Outlet flow response

卡洛模拟中的计算时间仅为 0.004 5 s,而传统方法需要 0.010 1 s,这表明在需要大量蒙特卡洛模拟时,代理模型能够大幅缩短计算时间,满足大规模综合能源系统运行可靠性分析的需求。

表1 不同方法的计算时间及误差分析

Table 1 Calculation time and error of different methods

求解方法	单次蒙特卡洛模拟所需时长/s	最大相对误差 / ($\times 10^6 \text{ m}^3/\text{d}$)	平均误差 / ($\times 10^6 \text{ m}^3/\text{d}$)
数值算法	0.010 1	0.498 165	0.057 240
代理模型	0.004 5		

仿真结果表明,代理模型在面对不同故障条件时表现出较强的泛化能力。通过对管道不同位置的状态数据进行监测,代理模型能够精确预测流量随时间的动态变化,尤其在气源故障逐步影响下游节点时,模型很好地捕捉了这种非线性响应过程。这种能力对于系统的短期动态故障分析尤为重要,因为它提供了应对复杂系统内多节点故障传播的可靠工具,展示了气网动态代理模型在面对综合能源系统复杂性时的优越性。

3.2 综合能源系统的短期可靠性评估

基于气网动态代理模型,本文对包含 24 节点配电网和 20 节点配气网的配网级 IEGS 进行了短期运行可靠性评估。为验证系统的运行可靠性,本文设置典型故障场景,评估气网与电网耦合对系统动态性能的影响,拓扑图如图5所示。

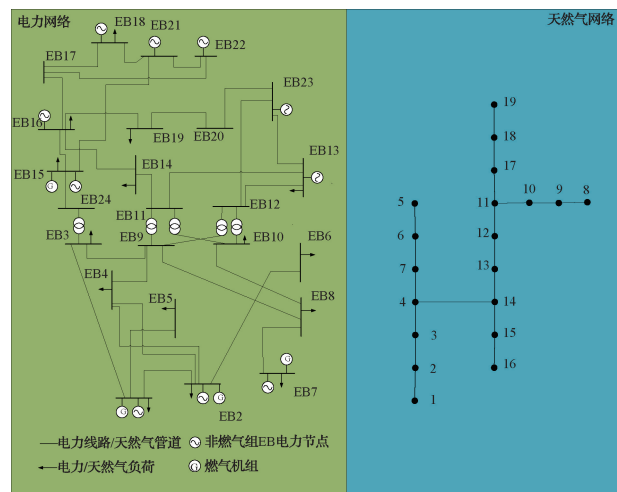


图5 拓扑图
Fig. 5 Topology diagram

通过设定节点故障场景,图6~8分别为节点1、节点2和节点15在故障情况下的天然气流量响应。结果表明,气网动态代理模型能够准确反映故障条件下系统的动态特性,并在故障发生后的短时间内收敛至稳态。在节点1故障后,气源流量减少,故障效应在管道内逐步传播,

最终传递至下游节点。这一过程表明天然气系统存在明显的延迟特性,这种延迟特性可以使系统在短期内缓冲部分故障影响,从而提高系统的抗故障能力。而电力系统则对负荷削减有较快的响应,表现出较少的缓冲能力。因此,在短期可靠性评估中,需要特别考虑天然气系统的这种延迟特性,以更准确地评估综合能源系统在短期内的表现。代理模型在应对不同故障时,平均误差小于0.4%,最大误差不超过2%,表明其在处理复杂故障场景时表现出较高的精度。

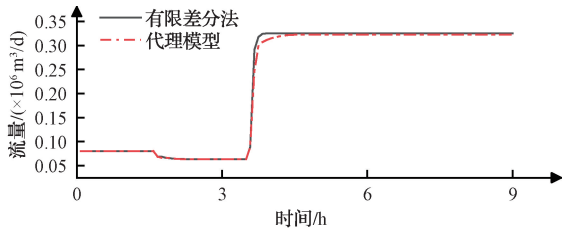


图6 耦合节点1流量响应
Fig. 6 Coupled node 1 flow response

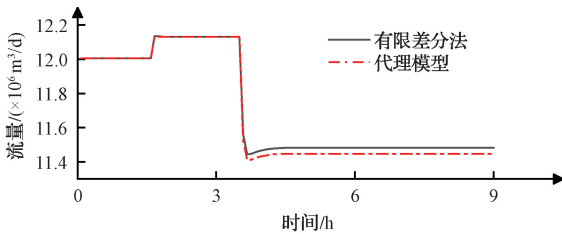


图7 耦合节点2流量响应
Fig. 7 Coupled node 2 flow response

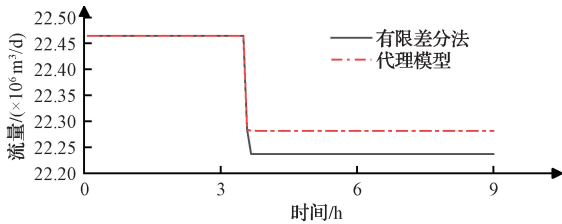


图8 耦合节点15流量响应
Fig. 8 Coupled node 15 flow response

为了进一步分析电力系统和天然气系统的运行状态变化,本文将两系统的运行状态数据进行整合,生成系统的故障后果序列图。图9和10分别为电力负荷和天然气负荷的削减情况。结果表明,不同节点的负荷削减存在一定的延迟时间,尤其是天然气系统中的GB16节点,其负荷削减量最大,达到 $0.35 \times 10^6 \text{ m}^3/\text{d}$ 。该结果表明,在动态响应过程中,天然气系统的暂态效应明显,因此仅基于稳态模型可能导致误差较大。

本文通过20 000次蒙特卡洛模拟,量化了综合能源系统的可靠性。图11~14分别为电力系统和天然气系统

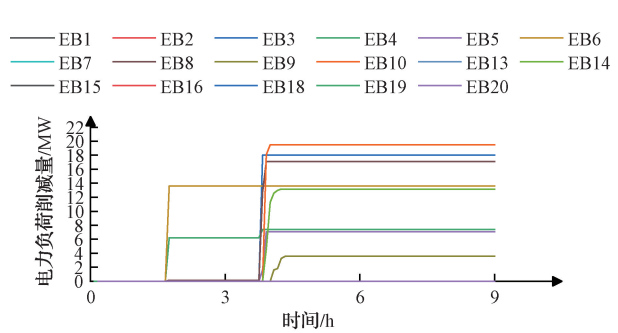


图9 电力负荷削减量
Fig. 9 Power load reduction

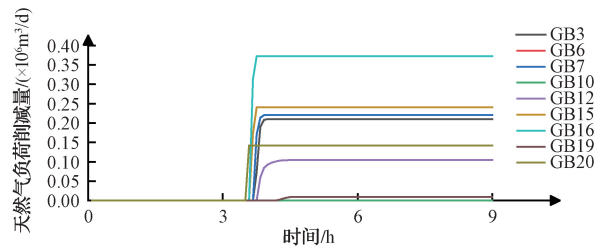


图10 天然气负荷削减
Fig. 10 Natural gas load reduction

的负载损失概率和未供应能源的时间变化曲线。结果表明,电力系统在前3 h内保持稳定,LOLP和EDNS基本为0,表明在此阶段电力负荷供应能够完全满足需求。然而,从第3 h开始,系统压力逐渐增大,LOLP和EDNS开始上升,表明负载损失逐步显现。尤其是在第6~9 h,系统运行接近极限,未供应的电力需求显著增加,凸显了电力系统的容量限制。

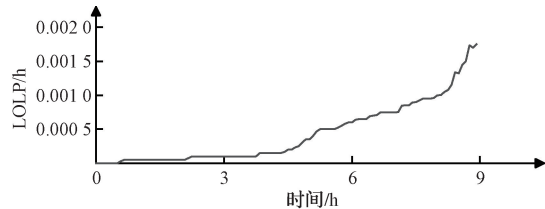


图11 电力系统 LOLP
Fig. 11 Power system LOLP

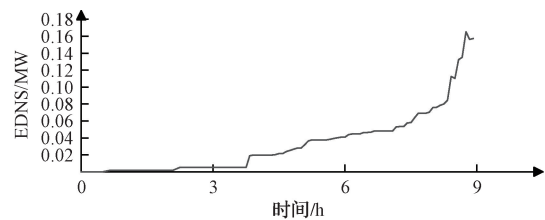


图12 电力系统 EDNS
Fig. 12 Power system EDNS

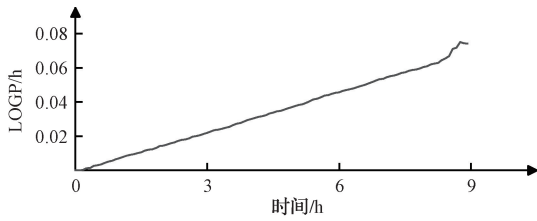


图 13 天然气系统 LOGP

Fig. 13 Natural gas system LOGP

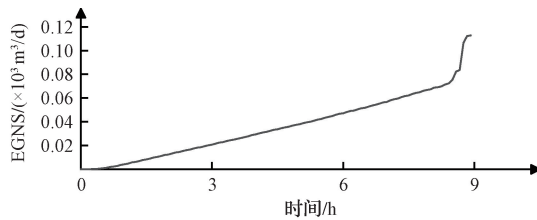


图 14 天然气系统 EGNS

Fig. 14 Natural gas system EGNS

与电力系统相比,天然气系统的负载损失呈现出累积效应,负载损失概率随着时间缓慢增加,直到运行后期才出现显著提升。这表明天然气系统的故障对系统整体可靠性影响较小,但在长期运行中,故障对系统稳定性的影响会逐渐显现。因此,定期维护天然气系统设备,确保其处于最佳运行状态,对于提高系统可靠性至关重要。

4 结 论

本文提出的基于 CNN-LSTM 多尺度膨胀卷积与注意力机制的气网动态代理模型,有效解决了传统数值算法在处理气网动态过程中计算量庞大的问题。通过 CNN 的特征提取能力和 LSTM 的时序预测优势,模型成功捕捉了复杂的气网动态特性。而多尺度膨胀卷积的引入进一步增强了模型对不同时间尺度上特征的感知能力,注意力机制则提高了模型对关键管道片段状态变化的敏感性和准确性。

结果表明,该代理模型在多源故障和复杂耦合条件下,依然能保持较高的精度和稳定性,适用于大规模综合能源系统的动态分析与可靠性评估。同时,模型在提升计算效率的同时确保了其泛化能力,为未来复杂能源网络的动态模拟和运行优化提供了新的研究方向和方法支持。

参 考 文 献

[1] 贾宏杰,穆云飞,余晓丹. 对我国综合能源系统发展的思考[J]. 电力建设,2015,36(1):16-25.
JIA H J, MU Y F, YU X D. Thought about the integrated energy system in China[J]. Electric Power Construction,2015,36(1):16-25.

[2] 朱继忠,骆腾燕,吴皖莉,等. 综合能源系统运行可靠

性评估评述 I:模型驱动法[J]. 电工技术学报,2022,37(11):2761-2776.

ZHU J ZH, LUO T Y, WU W L, et al. A review of operational reliability assessment of integrated energy systems I: Model-driven method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37 (11): 2761-2776.

[3] 韩子娇,李正文,张文达,等. 计及光伏出力不确定性的氢能综合能源系统经济运行策略[J]. 电力自动化设备,2021,41(10):99-106.

HAN Z J, LI ZH W, ZHANG W D, et al. Economic operation strategy of hydrogen integrated energy system considering uncertainty of photovoltaic output power[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021,41(10):99-106.

[4] 崔艳妍,刘伟,苏剑,等. 考虑最优负荷削减与热负荷惯性的综合能源系统可靠性评估[J]. 电力建设,2021,42(4):40-48.

CUI Y Y, LIU W, SU J, et al. Reliability evaluation of integrated energy system considering optimal load reduction and thermal load inertia[J]. Electric Power Construction,2021,42(4):40-48.

[5] 李维展,邵常政,胡博,等. 计及元件故障率时变特性的综合能源系统运行可靠性高效评估方法[J]. 电力自动化设备,2024,44(2):182-189.

LI W ZH, SHAO CH ZH, HU B, et al. Efficient evaluation method for operational reliability of integrated energy system considering time-varying characteristics of component failure rate[J]. Electric Power Automation Equipment,2024,44(2):182-189.

[6] 向川,陈懿凯,陈勇,等. 基于深层级残差卷积的暂态稳定评估模型及其实际电网应用[J]. 广东电力,2024,37(6):62-69.

XIANG CH, CHEN L K, CHEN Y, et al. Application of transient stability assessment model based on deep cascading residual graph convolution network in real world power grids[J]. Guangdong Electric Power,2024,37(6):62-69.

[7] YAO S, GU W, LU S, et al. Dynamic optimal energy flow in the heat and electricity integrated energy system[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy,2021,12(1):179-190.

[8] 徐涛,张召彬,李守定,等. 天然气水合物原位补热降压充填开采方法三维数值模拟研究[J]. 工程地质学报,2021,29(6):1926-1941.

XU T, ZHANG ZH B, LI SH D, et al. 3D numerical evaluation of gas hydrate production performance of the depressurization and backfilling with in-situ supplemental heat method[J]. Journal of Engineering

- Geology, 2021, 29(6):1926-1941.
- [9] 罗霄, 张民, 蒋啸天, 等. 物理信息神经网络驱动的光纤非线性建模[J]. 红外与激光工程, 2023, 52(12): 244-254.
LUO X, ZHANG M, JIANG X T, et al. Nonlinear dynamic modeling of fiber optics driven by physics-informed neural network [J]. Infrared and Laser Engineering, 2023, 52(12): 244-254.
- [10] 朱继忠, 骆腾燕, 吴皖莉, 等. 综合能源系统运行可靠性评估评述 II: 数据驱动法与模型-数据混合驱动法[J]. 电工技术学报, 2022, 37(13): 3227-3240.
ZHU J ZH, LUO T Y, WU W L, et al. A review of operational reliability assessment of integrated energy systems II: Data-driven method and model-data [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(13): 3227-3240.
- [11] WEI M J, WEN M, ZHANG Y. A novel spatial electric load forecasting method based on LDTW and GCN [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2024, 18(3): 491-505.
- [12] CAO Z N, WANG J Z, XIA Y R. Combined electricity load-forecasting system based on weighted fuzzy time series and deep neural networks [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 132: 108375.
- [13] 张毅, 温蜜. 计及数据不平衡的 RUSBoost-LightGBM 短期负荷预测方法[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(6): 41-49.
ZHANG Y, WEN M. Short-term load forecasting method with RUSBoost-LightGBM considering data imbalance [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(6): 41-49.
- [14] 江兵, 李响, 巢一帆, 等. 基于 KPCA-CGSSA-KELM 的变压器故障识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(5): 139-147.
JING B, LI X, CHAO Y F, et al. Transformer fault recognition method based on KPCA-CGSSA-KELM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(5): 139-147.
- [15] 卢威, 韩长坤, 闫晶晶, 等. 基于特征基的 GMC 卷积稀疏机械故障特征解析方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 239-249.
LU W, HAN CH K, YAN J J, et al. Feature-based GMC convolutional sparse representation method for mechanical fault feature resolution [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 239-249.
- [16] 王新, 张良, 任晓龙, 等. 融合图神经网络模型与强化学习的综合能源系统优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(24): 102-110.
WANG X, ZHANG L, REN X L, et al. Optimal scheduling of integrated energy systems by fusing a graph neural network model and reinforcement learning [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(24): 102-110.
- [17] 刘建行, 刘方. 基于深度强化学习的梯级水蓄风光互补系统优化调度策略研究[J]. 广东电力, 2024, 37(5): 10-22.
LIU J H, LIU F. Research on optimized dispatching strategy of cascade hydropower-pumping-storage-wind-photovoltaic multi-energy complementary system based on deep reinforcement learning [J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(5): 10-22.
- [18] ZHENG Q S, GU Y J, LIU Y H, et al. Chaotic particle swarm algorithm-based optimal scheduling of integrated energy systems [J]. Electric Power Systems Research, 2023, 216: 108979.
- [19] LIANG T, ZHANG X C, TAN J X, et al. Deep reinforcement learning-based optimal scheduling of integrated energy systems for electricity, heat, and hydrogen storage [J]. Electric Power Systems Research, 2024, 233: 110480.
- [20] 许康平, 王程, 毕天姝. 基于气网动态代理模型的电气综合能源系统最优能流计算[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(9): 3415-3429.
XU K P, WANG CH, BI T SH. Optimal energy flow calculation of integrated electric-gas systems based on gas network dynamic surrogate model [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(9): 3415-3429.
- [21] DING L F, CUI Y K, YAN G F, et al. Distributed energy management of multi-area integrated energy system based on multi-agent deep reinforcement learning [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2024, 157: 109867.
- [22] 陈彬彬, 孙宏斌, 陈瑜玮, 等. 综合能源系统分析的统一能路理论(一): 气路[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(2): 436-444.
CHEN B B, SUN H B, CHEN Y W, et al. Energy circuit theory of integrated energy system analysis (I): Gaseous circuit [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(2): 436-444.
- [23] 王舒萍, 张沈习, 程浩忠, 等. 计及用户热舒适度的综合能源系统可靠性指标及评估方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(1): 86-95.
WANG SH P, ZHANG SH X, CHENG H ZH, et al. Reliability indices and evaluation method of integrated energy system considering thermal comfort level of customers [J]. Automation of Electric Power

Systems, 2023, 47(1): 86-95.

作者简介

刘会家, 副教授, 主要研究方向为高压电力设备绝缘在线检测、配电网规划与运行。

E-mail: 874884829@qq.com

洪佳恩(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为综合能源系统分析与运行。

E-mail: 2075030050@qq.com

徐志高, 硕士研究生, 主要研究方向为综合能源系统分析与运行。

E-mail: 2404208178@qq.com

张海伟, 硕士研究生, 主要研究方向为综合能源系统分析与运行。

E-mail: 2798638318@qq.com