

本文引用格式: 朱敏,季艳,刘紫薇.基于自编码网络的城市天然气日用量数据异常检测研究[J].自动化与信息工程,2026,47(3): 8-15.

ZHU Min, JI Yan, LIU Ziwei. Anomaly detection of daily natural gas consumption data in cities based on autoencoder networks[J]. Automation & Information Engineering, 2026,47(3):8-15.

基于自编码网络的城市天然气日用量数据异常检测研究

朱敏¹ 季艳² 刘紫薇³

(1.云和县天然气有限公司, 浙江 丽水 323600

2.浙江浙能数字科技有限公司, 浙江 杭州 310012

3.山东理工职业学院, 山东 济宁 272000)

摘要: 城市天然气日用量数据的异常检测对能源系统安全运行至关重要。针对其非线性强、异常样本稀缺和变量间依赖复杂等问题, 本文提出一种预测增强型卷积自编码异常检测 (PE-CAEAD) 模型。该模型由表征网络 (卷积自编码器、反卷积解码器) 和预测网络组成, 可在无监督条件下实现城市天然气日用量数据的异常检测。在某城市天然气日用量数据集上的实验结果表明, 该模型的精确率、召回率、ROC 曲线下的面积、F1 分数分别为 0.94、0.96、0.96、0.95, 验证了其在城市天然气日用量数据异常检测中的有效性与适用性。

关键词: 城市天然气; 异常检测; 时间序列; 自编码器; 交叉注意力机制; 双向 LSTM

中图分类号: TE832

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2026)03-0002-08

DOI: 10.12475/aie.20260302

开放获取

Anomaly Detection of Daily Natural Gas Consumption Data in Cities Based on Autoencoder Networks

ZHU Min¹ JI Yan² LIU Ziwei³

(1.Yunhe County Natural Gas Co., Ltd., Lishui 323600, China 2.Zhejiang Zheneng Digital Technology Co., Ltd., Hangzhou 310012, China 3.Shandong Polytechnic College, Jining 272000, China)

Abstract: Anomaly detection in urban daily natural gas consumption data is crucial for the safe operation of energy systems. To address the challenges of strong nonlinearity, scarce anomaly samples, and complex inter-variable dependencies, this paper proposes a prediction-enhanced convolutional autoencoder anomaly detection model, named PE-CAEAD. The model consists of a representation network, including a convolutional autoencoder and a deconvolutional decoder, as well as a prediction network, enabling unsupervised anomaly detection for urban daily natural gas consumption data. Experimental results on an urban daily natural gas consumption dataset show that the proposed model achieves a precision of 0.94, a recall of 0.96, an area under the ROC curve of 0.96, and an F1-score of 0.95, demonstrating its effectiveness and applicability in anomaly detection for urban daily natural gas consumption data.

Keywords: urban natural gas; anomaly detection; time series; autoencoder; cross attention mechanism; Bi-LSTM

0 引言

随着城市化进程的持续推进与居民生活水平的不断提升, 天然气作为一种高效、清洁的能源, 已在城市能源消费结构中占据核心地位^[1-2]。城市天然气日用量数据不仅反映用户的用气行为, 还对能源调度^[3]、

供应保障^[4]及运行安全^[5]具有重要参考价值。然而, 异常用气行为、传感器故障或系统遭受攻击等因素, 均会导致城市天然气日用量数据异常, 若不及时识别与处理, 可能引起调度失衡、能源浪费甚至安全隐患等问题^[6]。因此, 研究高效、准确的城市天然气日用量数据异常检测方法, 对提升城市能源系统的智能化与

安全性具有重要意义。

早期的城市天然气日用量数据异常检测方法通常采用统计模型对数据分布进行建模^[7-12]，并依据概率偏离程度判定数据是否异常。例如，若城市天然气日用量数据或其预测残差服从某种分布（如高斯分布），则将超出分布均值 2~3 倍标准差的数据判定为异常。这种固定阈值策略实现简单、计算效率高、所需历史样本较少，但过度依赖数据分布假设，且缺乏对不同时间尺度依赖性的考虑。此外，部分研究采用概率模型（如高斯混合模型）对城市天然气日用量数据的概率分布进行近似拟合，并将低概率样本视为异常^[13-16]。上述统计方法对异常模式的适应性有限：一方面，线性回归等模型难以捕捉城市天然气日用量数据随季节、天气等因素产生的非线性波动；另一方面，高斯分布等假设未必符合实际数据分布^[17-19]。

随着深度学习技术的快速发展^[20-21]，基于神经网络的异常检测方法逐渐成为研究热点。在无监督框架下，这类方法采用仅含有正常样本的数据来训练模型，以学习到正常模式的内在表示。当输入异常样本时，模型的重构误差或生成概率会明显偏离正常范围，从而实现异常检测。自编码器（autoencoder, AE）是常用的异常检测模型之一，其通过压缩-解压过程重构输入数据，并最小化重构误差，适用于城市天然气日用量数据这种时间序列数据的异常检测^[22-23]。其先将按时间窗口切分的城市天然气日用量数据输入 AE 模型，如果输入时间序列中出现异常值，即表示其不符合模型训练得到的规律，则输出一个较大误差，再利用自适应阈值进行异常判断^[24-25]。然而，针对城市天然气日用量数据这种单一变量的时间序列数据，现有深度无监督异常检测模型仍探索不足。

为此，本文提出一种融合卷积自编码器与双向长短期记忆（bidirectional long short-term memory, BiLSTM）网络的预测增强型卷积自编码异常检测（prediction-enhanced convolutional autoencoder for anomaly detection, PE-CAEAD）模型，用于城市天然气日用量数据的异常检测。该模型采用双路径架构，结合重构误差与预测误差，有效提升模型的检测精度

与鲁棒性；同时，引入交叉注意力机制以增强特征表达能力，提高模型对微弱异常数据的敏感性。

1 数据预处理

城市天然气日用量数据通常数值范围较大且波动明显。若未经处理将其直接输入神经网络，可能导致训练过程出现梯度爆炸或梯度消失等问题，影响模型的收敛速度与性能。因此，在模型训练前，有必要对原始城市天然气日用量数据进行预处理，以确保不同时间点的数值处于合理范围内，从而有助于模型学习。

本文将原始城市天然气日用量数据 X 标准化，即将其处理为具有零均值和单位标准差的序列，以消除量纲影响，使模型更专注于数据的波动而非绝对数值大小。标准化后的城市天然气日用量数据序列表示为

$$\tilde{x}_t = \frac{x_t - \mu}{\sigma}, t = 1, 2, \dots, T \quad (1)$$

$$\mu = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t, \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \mu)^2} \quad (2)$$

式中： μ 、 σ 、 T 分别为原始城市天然气日用量数据 X 的均值、标准差和时间序列长度。

此外，为适应不同城市或不同时间段天然气日用量数据的分布差异，在原始城市天然气日用量数据经标准化后，采用滑动窗口切片的方式构造训练样本。即在标准化后的城市天然气日用量数据 $\tilde{x}_t$ 上设定窗口长度 L ，从而得到一系列输入样本：

$$\tilde{X}_i = \{\tilde{x}_i, \tilde{x}_{i+1}, \dots, \tilde{x}_{i+L-1}\}, i = 1, 2, \dots, T - L + 1 \quad (3)$$

这种处理方式能够在保证城市天然气日用量数据平稳的同时，提供局部的上下文信息，从而提升模型对周期性与突变行为的捕捉能力。

2 模型构建

本文提出的 PE-CAEAD 模型采用双路径架构，主要由表征网络（卷积自编码器、反卷积解码器）和预测网络两部分构成，整体架构如图 1 所示。

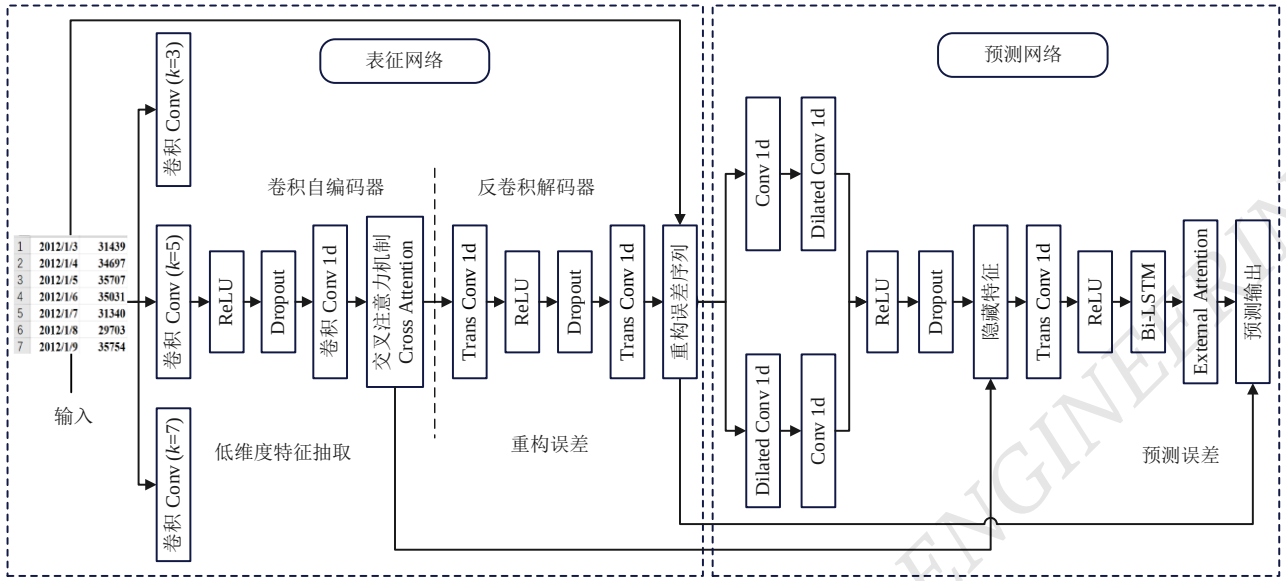


图1 PE-CAEAD 模型架构示意图

2.1 卷积自编码器

原始城市天然气日用量数据通常同时包含短期波动模式与长期变化趋势。若仅依赖单尺度卷积核进行特征提取，模型在捕捉不同时间尺度下的特征时可能存在偏差，进而影响后续的重构与预测性能。

为此，本文在 AE 设计中引入多尺度卷积结构，以实现多层次时序特征的充分表达。具体而言：

1) 采用多组并行的一维卷积层对预处理后的输入样本 $\tilde{X}_i$ 进行多尺度特征提取，设卷积核集合为 $K = \{k_1, k_2, \dots, k_m\}$ ，其中 k_i 表示不同尺度的卷积核大小（如 3、5、7 等），则卷积自编码器的特征提取过程可表示为

$$h^{(i)} = f_{\text{conv}}(\tilde{X}_i; k_i, W_i), \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (4)$$

式中： $h^{(i)}$ 为 k_i 卷积核提取的时间尺度特征； W_i 为第 i 个卷积核的权重参数；

2) 将所有时间尺度特征在通道维度上进行拼接：

$$h = \text{Concat}(h^{(1)}, h^{(2)}, \dots, h^{(m)}) \quad (5)$$

这种多尺度卷积结构的优势在于：小卷积核 ($k=$

3) 能够敏感捕捉短期剧烈波动，如节假日或异常用气行为引发的局部突变；大卷积核 ($k=7$) 能够覆盖更长的历史上下文信息，从而提取城市天然气日用量数据中潜在的周期性或趋势性模式。通过多尺度并行感知，模型能够兼顾局部与全局特征，为后续的重构与预测任务提供更丰富和稳健的特征表达。

在模型训练过程中，该卷积自编码器不仅实现了对原始输入的压缩与特征抽象，还通过多尺度特征的融合提升了模型检测性能。

2.2 反卷积解码器

为在解码前进一步增强卷积自编码器输出特征 h 的表达能力，本文引入交叉注意力机制，通过显式建模时间步间的依赖关系，突出异常敏感的特征模式。其计算过程如下：

$$\begin{aligned} Q &= W_q h, \quad K = W_k h, \quad V = W_v h \\ D &= \text{softmax}\left(\frac{QK^\top}{\sqrt{d_k}}\right)V \end{aligned} \quad (6)$$

式中： Q 、 K 、 V 分别为查询向量、键向量与值向量， W_q 、 W_k 、 W_v 为可学习参数矩阵， D 为交叉注意

力机制增强后的特征表示, d_k 为缩放因子。

通过引入交叉注意力机制, 模型能够自适应选择与异常相关的关键时间点特征, 避免仅依赖局部卷积而忽视长程依赖。

将交叉注意力机制增强后的特征表示 D 输入反卷积解码器, 逐步恢复至原始城市天然气日用量数据的时间序列长度 T 。反卷积解码器采用反卷积 (Trans Conv1d) 与非线性激活的堆叠结构, 实现上采样与细节重构, 最终得到的重构城市天然气日用量数据序列为

$$\hat{X} = f_{\text{dec}}(D) \quad (7)$$

式中: $f_{\text{dec}}(D)$ 为反卷积解码器的非线性映射函数。

为表征输入城市天然气日用量数据序列 $\tilde{X}_i$ 与重构城市天然气日用量数据序列 $\hat{X}$ 之间的差异, 定义重构误差序列为

$$E = \{e_1, e_2, \dots, e_T\}, \quad e_t = |\tilde{x}_t - \hat{x}_t| \quad (8)$$

正常样本的重构误差 e_t 接近于零, 而异常样本由于偏离正常分布往往具有较大的重构误差。该重构误差序列 E 将在后续的预测网络中被进一步建模, 以挖掘重构误差演化模式并辅助异常判定。

2.3 预测网络

在传统的 AE 异常检测方法中, 通常直接利用重构误差作为异常判别依据。然而, 该方法对于部分轻微或缓慢漂移的异常, 难以形成清晰的判别边界。为此, 本文设计了一个预测网络, 其输入为重构误差序列 E , 通过学习误差随时间的演化规律来提升模型的异常检测能力。具体而言:

$$\tilde{E}_{t+1:t+P} = f_{\text{pred}}(E_{t-L+1:t}) \quad (9)$$

式中: $\tilde{E}$ 为预测误差, P 为预测时间区间, f_{pred} 为预测网络的非线性映射函数。

预测网络采用 BiLSTM 网络作为核心单元, 能够同时捕捉前、后向的时间依赖关系, 相比单向结构能够更完整地建模预测误差序列中的动态模式。

预测误差序列定义为

$$\mathcal{L}_{\text{pred}} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (e_{t+i} - \tilde{e}_{t+i})^2 \quad (10)$$

通过最小化预测误差, PE-CAEAD 模型能够学习到正常误差模式的动态分布, 而异常样本在预测阶段会产生较大残差。因此, 预测网络为异常检测提供了第二个判断维度: 不仅依赖于输入的重构误差, 还利用预测网络对误差演化趋势的拟合能力来检测难以预测的异常, 从而提升模型对复杂异常模式 (如渐变异常或弱异常) 的检测能力。

2.4 综合异常评分机制

为实现对城市天然气日用量数据异常的精准检测, 本文设计了融合两类误差 (重构误差与预测误差) 的综合异常评分机制。

重构误差反映了输入样本与正常模式之间的偏离程度。在正常区间内, 反卷积解码器能够准确恢复输入, 因此 $|\tilde{x}_t - \hat{x}_t|$ 较小; 而在异常区间内, 由于样本特征分布偏离训练分布, 重构误差显著增大。因此, 重构误差本身即可作为异常检测的重要依据。其均方误差序列定义为

$$\mathcal{L}_{\text{rec}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\tilde{x}_t - \hat{x}_t)^2 \quad (11)$$

为了同时利用重构误差与预测误差的优势, 构建加权融合的综合异常评分机制, 综合异常分数为

$$s = \alpha \cdot \mathcal{L}_{\text{rec}} + (1 - \alpha) \cdot \mathcal{L}_{\text{pred}}, \quad \alpha \in [0, 1] \quad (12)$$

式中: α 为平衡因子, 用于调节重构误差与预测误差的相对重要性; 当 α 较大时, 模型更依赖重构误差来检测异常; 当 α 较小时, 模型更强调预测网络对误差动态的建模能力。

这种综合异常评分机制的优势在于: 重构误差保证了模型能够检测显著异常 (如尖峰、突降等), 而预测误差增强了对渐变异常或弱异常的敏感性。二者结合, 使模型不仅能够检测显性偏离, 还能捕捉难以

预测的异常模式。

3 阈值判定方法

利用综合异常评分机制得到每个时间步的综合异常分数序列 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_L\}$ 后, 需设定阈值以区分正常点与异常点。若仅依赖人工设定固定阈值, 难以适应不同数据集或不同时间段的数据分布差异。因此, 本文采用阈值超越 (peaks over threshold, POT) 算法实现阈值的自动确定。

POT 算法基于极值理论, 假设综合异常分数在高分区间的分布可以近似为广义帕累托分布。具体而言, 对于综合异常分数序列 S , POT 算法在其中选择一个初始阈值 u , 并将超过该阈值的部分视作极值集合:

$$G = \{s_i - u \mid s_i > u\} \quad (13)$$

根据极值理论, 极值集合服从广义帕累托分布:

$$P(G \leq g) = 1 - \left(1 + \frac{\xi g}{\beta}\right)^{-\frac{1}{\xi}}, \quad g > 0 \quad (14)$$

式中: g 为超过阈值的超出量, ξ 为形状参数, β 为尺度参数。

通过最大似然估计对参数 (ξ, β) 进行拟合, POT 算法能够给出一个合理的概率阈值, 使超过该阈值的综合异常分数以较高的置信度被判定为异常。与人工阈值方法相比, POT 算法的优势在于其自适应性, 其能够根据综合异常分数序列的实际分布自动推导出合适的阈值, 无需依赖标签信息或先验经验。在无监督异常检测场景下, 该算法尤其适用于城市天然气日用量这类数据分布动态变化、样本异常稀疏的数据集。

在综合异常分数序列上自动确定检测阈值 τ , 并据此完成城市天然气日用量数据异常判定:

$$y(t) = \begin{cases} 1, & s_t > \tau \\ 0, & s_t \leq \tau \end{cases} \quad (15)$$

式中: $y(t)$ 为第 t 个时间点的异常判定标签 (1 为异常, 0 为正常), s_t 为第 t 个时间点的综合异常分数。

4 实验

本实验采用的数据集源自某城市的天然气日用量真实记录, 时间跨度为 2019 年 1 月至 2024 年 6 月, 共 2009 条的城市天然气日用量数据。经剔除因抄表缺失与维护停采导致的无效数据后, 得到有效数据 1978 条, 缺失率为 1.5%。其中, 异常数据共 83 条, 占总样本的 4.2%。

实验在一台配备 NVIDIA GeForce RTX 3060 (12 GB 显存)、Intel Core i7-12700F 处理器 (12 核 20 线程) 的工作站上完成, 利用 CUDA 12.1 与 cuDNN 9.0 进行 GPU 加速。实验过程如下:

1) 将有效城市天然气日用量数据进行清洗与标准化处理, 按时间顺序采用长度为 L 的滑动窗口构造样本, 并将样本按照 7 : 2 : 1 的比例划分为训练集、验证集和测试集, 其中训练集仅包含标注为正常的样本;

2) 训练 PE-CAEAD 模型, 优化目标为最小化重构误差与预测误差的加权和, 并在验证集上采用早停策略与学习率调度: 当验证集损失在连续 10 个 epoch 内无明显下降时, 提前停止训练; 最大训练轮数设为 200, 优化器初始学习率设为 1×10^{-4} , 得到最终模型;

3) 通过综合异常评分机制得到验证集逐点综合异常分数后, 采用 POT 算法对其上尾进行广义帕累托拟合, 以确定检测阈值 τ , 并根据公式(15)输出异常检测结果。

本文模型 (PE-CAEAD) 与 4 种模型 (包括自回归积分滑动平均 (autoregressive integrated moving average, ARIMA) 模型、局部离群因子 (local outlier factor, LOF) 模型、长短期记忆网络-自编码器 (long short-term memory autoencoder, LSTM-AE) 模型以及多尺度卷积递归编码器-解码器 (multi-scale convolutional recurrent encoder-decoder, MSCRED) 模型进行对比。在精确率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、ROC 曲线下的面积 (area under the curve, AUC)、F1 分数

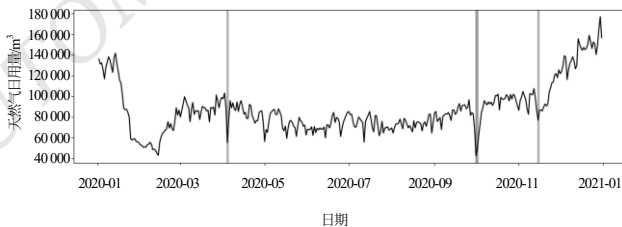
(精确率与召回率的调和均值) 4 项评价指标上的对比结果如表 1 所示。

表 1 本文模型与 4 种模型的对比结果

模型	P	R	AUC	F1 分数
ARIMA	0.75	0.68	0.72	0.71
LOF	0.80	0.75	0.78	0.77
LSTM-AE	0.85	0.80	0.85	0.82
MSCRED	0.92	0.89	0.90	0.91
本文模型	0.94	0.96	0.96	0.95

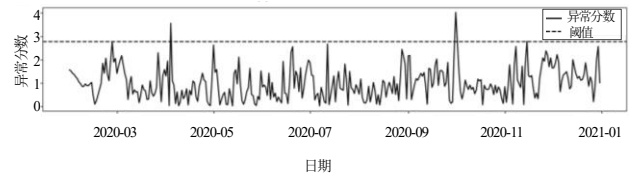
由表 1 可知：相较于 4 种对比模型，本文模型的 P 最高，表明其检测性能最佳，这得益于其引入交叉注意力机制与预测网络，更为细致地区分了正常和异常数据；其 R 也最高，表明本文模型能够捕捉到更多的异常点，尤其在渐变异常或弱异常场景下表现突出，而基于重构的单一模型（如 LSTM-AE）易漏检此类异常，而基于统计的模型（如 ARIMA）则难以适应复杂的非线性模式；其 AUC 也最高，表明本文模型在不同阈值下的整体检测能力更强，这与其采用 POT 算法进行阈值自适应选择密切相关，使模型在无监督场景下也能保持稳定性能；其 F1 分数最高，表明本文模型整体性能最佳。综上所述，本文模型在 4 项评价指标上均取得了最优表现，整体性能明显优于其他对比模型。

本文模型在测试集上的异常检测结果如图 2 所示。其中，图 2(a)展示了城市天然气日用量数据的时间序列及异常区间（竖线区间部分），图 2(b)展示了相应的综合异常分数曲线及基于 POT 算法自适应确定的检测阈值。



注：竖线区间表示真实标注的异常区间

(a) 城市天然气日用量数据时间序列及异常区间



(b) 综合异常分数曲线及基于 POT 算法自适应确定的检测阈值

图 2 本文模型在测试集上的异常检测结果

由图 2 可知，在正常区间内，本文模型的综合异常分数保持在较低水平，表明其对正常模式的建模较为稳健；在异常区间内，综合异常分数显著提高并超过阈值，从而触发异常判定，表明本文模型能够稳定检测异常区间，且在正常区间保持较低的误报率，充分验证了该模型在实际应用场景下的有效性。

5 种模型的平均推理时间与检测性能（F1 分数）的对比如图 3 所示。

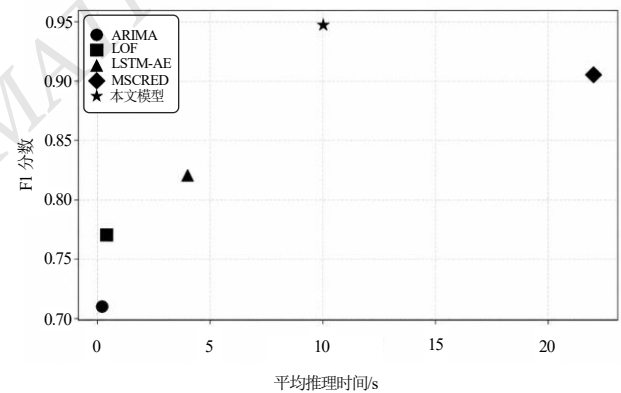


图 3 5 种模型平均推理时间与 F1 分数对比

由图 3 可知：基于传统统计模型（如 ARIMA）和基于局部密度的机器学习模型（如 LOF）具有较低的平均推理时间，几乎不需要额外训练时间，但其检测性能有限，F1 分数分别约为 0.71、0.77，表明传统方法在检测速度方面具有优势，但难以适应复杂的非线性模式，存在较高的漏报与误报率；深度学习模型能够显著提升检测性能，LSTM-AE 模型在保持较低平均推理时间（约 4 s）的同时，F1 分数达到 0.82，相比传统模型有明显提升，但仍不足以应对复杂异常模式；MSCRED 模型虽然在 F1 分数上取得约 0.91 的较好表现，但其平均推理时间高达 20 s 以上，限制了

其在实时或大规模应用场景下的部署；本文模型在检测性能与平均推理时间之间实现了较好平衡，其 F1 分数达到 0.95，为所有对比模型中最高，而平均计算开销仅约为 10s，远低于其他复杂深度模型。综上所述，本文模型不仅在检测精度上具有优势，同时具有较高的计算效率。

本文模型消融实验结果如表 2 所示。

表 2 消融实验结果对比

模型	P	R	AUC	F1 分数
模型移除交叉注意力机制	0.93	0.91	0.94	0.92
模型移除预测网络	0.92	0.89	0.93	0.90
模型移除多尺度卷积结构	0.91	0.90	0.92	0.90
模型仅用重构误差	0.91	0.88	0.92	0.89
模型固定阈值替代 POT	0.90	0.95	0.95	0.92
本文模型	0.94	0.96	0.96	0.95

由表 2 可知，本文模型的 4 项评价指标均为最优，模型移除交叉注意力机制后，F1 分数降至 0.92；模型移除预测网络或多尺度卷积结构后，F1 分数降至 0.90；模型仅用重构误差进行异常检测时，F1 分数降至 0.89；模型以固定阈值替代 POT 算法后，虽能提高 R，但 P 下降，表明交叉注意力机制、多尺度卷积结构、预测网络与 POT 算法的协同贡献显著。

5 结论

本文针对城市天然气日用量数据存在的非线性强、异常样本稀缺与变量间依赖复杂等问题，提出了一种 PE-CAEAD 模型。该模型在卷积自编码器的基础上，引入交叉注意力机制以增强特征表达能力；设计预测网络对重构误差的动态演化进行预测；通过融合重构误差与预测误差，克服了传统统计模型和单一深度模型在复杂场景下性能不足的局限性，能够有效检测城市天然气日用量异常数据。未来可在无监督框架下，利用少量已确认的异常或弱标签信息，通过模型自训练、正负对比学习与一致性正则化等方法，以提升模型对弱异常与新型异常的检测性能。

©The author(s) 2024. This is an open access article under the CC

BY-NC-ND 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

参考文献

- [1] PU Y Y, ZHU C Y, YANG K X, et al. A novel multiscale transformer network framework for natural gas consumption forecasting[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024,20(8):10040-10053.
- [2] 葛华,李开鸿,王垒超,等.长距离天然气管道干空气干燥技术现状与展望[J].管道技术与设备,2022(1):1-7.
- [3] 张振生,林素辉,边远,等.LNG 接收站天然气外输管网优化调度[J].石油与天然气化工,2025,54(4):43-49.
- [4] 沈鑫,周淑慧,吴春华.中国天然气市场发展 2022 年回顾与 2023 年展望[J].国际石油经济,2023,31(4):25-36.
- [5] 张元涛,罗宏远,王德运,等.中国天然气产销系统安全评价与风险识别[J].国际石油经济,2025,33(7):25-36.
- [6] AKOUEMO H N, POVINELLI R J. Probabilistic anomaly detection in natural gas time series data [J]. International Journal of Forecasting, 2016,32(3):948-956.
- [7] 赵艳丽,孙志挥.基于静态马尔可夫链模型的实时异常检测[J].计算机应用,2004(11):30-32.
- [8] 潘洪涛,王凤先,刘振鹏.计算机免疫系统 GECISM 中的检测阈值自适应调整[J].河北大学学报(自然科学版),2005(1):92-96.
- [9] ZHU C Y, PU Y Y, YANG Y Y, et al. Localizing and tracking of in-pipe inspection robots based on distributed optical fiber sensing[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024,60: 102424.
- [10] CHEN W X, YANG K X, YU Z W, et al. Adaptive broad network with graph-fuzzy embedding for imbalanced noise data[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2025.
- [11] PU Y Y, ZHU C Y, YAO G X, et al. Mamba-Unet-depth: enhancing long-range dependency for photon-efficient imaging[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2025.
- [12] 李庚辰,赵旭俊,任凯燕,等.基于关联变分自编码器的多变量时序异常检测[J/OL].计算机技术与发展,1-9[2025-08-25].<https://doi.org/10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2025.0197>.
- [13] 吴昊,李惠仪,庞伟林.一种基于自适应 RNN 的居民异常用电行为智能检测方法[J].人工智能科学与工程,2024(2):69-77.
- [14] GUO Q, LI F H, LIU H W, et al. Anomaly detection and root cause analysis for energy consumption of medium and heavy

- plate: A novel method based on Bayesian neural network with Adam variational inference[J]. Algorithms, 2025,18(1):11.
- [15] HIMEUR Y, GHANEM K, ALSALEMI A, et al. Artificial intelligence based anomaly detection of energy consumption in buildings: A review, current trends and new perspectives[J]. Applied Energy, 2021,287:116601.
- [16] LI K H, LI C, CHEN J M, et al. Boost spectrum prediction with temporal-frequency fusion network via transfer learning[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021,22(6):3209-3223.
- [17] LIU H, WANG Y Y, CHEN W G. Anomaly detection for condition monitoring data using auxiliary feature vector and density-based clustering[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020,14(1):108-118.
- [18] KISS I, GENG B, HALLER P, et al. Data clustering-based anomaly detection in industrial control systems[C]. 2014 IEEE 10th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP), 2014:275-281.
- [19] 周江.基于稠密度聚类法和层次分析法(AHP)的窃电嫌疑行为检测[J].科技创新导报,2020,17(4):85;87.
- [20] ZHU C Y, PU Y Y, LYU Z L, et al. Multidimensional information fusion and broad learning system-based condition recognition for energy pipeline safety[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 300:112259.
- [21] 朱炜玉,史斌,姜继平,等.基于水质时间序列异常检测的动态预警方法[J].环境科学与技术,2018,41(12):131-137.
- [22] 李之红,申天宇,文琰杰,等.基于混合机器学习框架的网约车订单需求预测与异常点识别[J].交通信息与安全,2023, 41(3):157-165;174.
- [23] ZHU C Y, PU Y Y, LYU Z L, et al. A lightweight pipeline edge detection model based on heterogeneous knowledge distillation[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2024.
- [24] HUANG S, YANG K X, QI S, et al. When large language model meets optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2024,90:101663.
- [25] ZHANG Y Q, LI C, LI K H, et al. High-resolution large-scale urban traffic speed estimation with multi-source crowd sensing data[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(9):12345-12357.

作者简介:

朱敏,男,1972年生,本科,工程师,主要研究方向:城市燃气。E-mail: zhum1972911@163.com

季艳,女,1998年生,本科,工程师,主要研究方向:云运营技术运维。E-mail: yanji_98@163.com

刘紫薇,女,1996年生,本科,主要研究方向:数据分析、管理。E-mail: 17695992723@163.com

《自动化与信息工程》入选 CACJ 中国应用型核心期刊

2026年4月10日,第二届中国应用型期刊高质量发展研讨会在广西南宁举行。会上正式发布《中国应用型期刊评价研究报告(2025版)》(CACJ)。《自动化与信息工程》凭借在自动化与信息工程领域的学术影响力、工程应用价值及行业认可度,成功入选CACJ中国应用型核心期刊。

近年来,《自动化与信息工程》在主办单位广东省科学院智能制造研究所和广州市自动化学会的支持下,本刊编委会的指导下,精准聚焦自动化技术、信息工程、智能制造、检测与控制及人工智能应用等核心领域,刊发成果兼具理论学术性与工程实用性,有效对接行业技术需求与专业人才培养目标。在办刊实践中,期刊严格执行学术质量管控与出版规范,持续优化选题策划体系、同行评审机制及全媒体传播服务,其学术影响力、行业认可度及综合评价指标均实现稳步攀升。先后荣获国家新闻出版广电总局第一批(2014年)学术期刊、广东省特色科技期刊、CACJ中国应用型核心(扩展)期刊、2025年度维普“学术影响力进步期刊”。

此次入选CACJ中国应用型核心期刊,既是对《自动化与信息工程》办刊质量与学术影响力的权威认可,也是期刊发展历程中的重要里程碑。面向未来,本刊将继续搭建学科发展、技术研发和应用的桥梁,坚持报导自动化、信息学科最新的发展动态与研究成果,打造成果汇聚和传播优质平台,支撑高水平科技自立自强。

值此契机,编辑部谨向主管单位、主办单位、编委会及青年编委全体成员,以及长期支持关心我刊发展的审稿专家、作者与读者朋友们,致以最诚挚的感谢!

