基于先验分布的成品油管道停输数据有效性校验方法

杨　文[1]　吴玥蓉[2]　黄晓茵[1]　李晓平[2]　李　苗[1]　宫　敬[2]

1. 国家石油天然气管网集团有限公司华南分公司，　广东　广州　510620；
2. 中国石油大学(北京)机械与储运工程学院，　北京　102249

摘　要：成品油长输管道在停输工况下的压力监测是识别泄漏、保障管道安全的关键手段。随着工业智能化发展，基于各种机器学习算法的压力预测技术被广泛应用，但现有模型普遍缺乏对初始输入数据的物理一致性校验，若输入数据本身包含早期泄漏特征或传感器漂移，极易导致后续预测结果出现误报或漏报。提出一种基于先验分布统计理论的初始压力数据校验方法，在停输过程的热—水力耦合机理的基础上，创新性引入“二十四节气”作为环境热力学特征的离散化表征，建立不同停输时长下的压力变化率先验分布。该模型能有效识别非正常的压力波动，在保证极低误报率(5.0%)的同时，对流通能力系数≤0.10 的微小泄漏保持了 97.5% 的高检出率，而对于流通能力系数≥0.15 的泄漏工况，检出率达到 100%。此校验方法可为后续机器学习预测模型提供高置信度的输入数据。

关键词：成品油管道；停输压力；先验分布；二十四节气

DOI：10.3969/j.issn.1006-5539.2026.04.002

A prior distribution-based validation method for shutdown data validity in refined oil pipelines

Yang Wen[1], Wu Yuerong[2], Huang Xiaoyin[1], Li Xiaoping[2], Li Miao[1], Gong Jing[2]

1. National Oil and Gas Pipeline Network Group Co., Ltd. South China Branch, Guangzhou, Guangdong, 510620, China;
2. College of Mechanical and Transportation Engineering, China University of Petroleum(Beijing), Beijing, 102249, China

Abstract: Pressure monitoring of long-distance refined oil pipelines under shutdown conditions is a critical approach for leak detection and pipeline safety assurance. With the advancement of industrial intelligence, pressure prediction technologies based on various machine learning algorithms have been widely applied. However, existing models generally lack physical consistency validation of initial input data. If the input data contains early leakage characteristics or sensor drift, it can easily lead to false alarms or missed detections in subsequent predictions. To address this issue, this paper proposes an initial pressure data validation method based on prior distribution statistical theory. The method is grounded in the

收稿日期：2026-01-14

基金项目：国家石油天然气管网集团有限公司华南分公司项目“长输成品油管道停输期管内压力变化预测模型及系统开发”(HNGS-SSCC202401)

作者简介：杨　文(1987-)，男，正高级工程师，博士，主要从事油气管道运行与管理的研究工作。E-mail：yangwen@pipechina.com.cn

通信作者：李晓平(1969-)，男，副教授，博士，主要从事长距离管道输送多相管流及油气田集输技术的研究工作。E-mail：xpli126@126.com

thermo-hydraulic coupling mechanism during shutdown processes and innovatively introduces the "Twenty-four solar terms" as a discretized representation of environmental thermodynamic characteristics to establish prior distributions of pressure change rates under different shutdown durations. The model effectively identifies abnormal pressure fluctuations while maintaining an extremely low false alarm rate (5.0%), achieving a detection rate of 97.5% for minor leaks with flow coefficient ≤0.10 and 100% detection rate for leak conditions with flow coefficient ≥0.15, thereby providing high-confidence input data for subsequent machine learning prediction models.

Keywords: Refined oil pipeline; Shut-down pressure; Prior distribution; Twenty-four solar terms

0　前言

成品油长输管道是国家能源输送的大动脉,其运行安全性至关重要[1]。在管道运行周期中,受限于上下游供需调整或设备维护等因素,管道常处于间歇性停输状态。停输工况下,管内流体静止,压力变化主要受环境热力降温引起的体积收缩控制[2-3]。此时,管内压力监测不仅是判断管道是否发生泄漏的最直接依据,也是保障再启动安全的重要前提[4]。

近年来,随着数据驱动技术的快速发展,基于支持向量机、随机森林[5]、长短期记忆网络[6-7]等机器学习的管道工况预测方法已成为研究热点[8-9]。这些模型通过学习历史数据的非线性规律,能够较好地预测停输后的压力变化趋势。然而,此类"黑盒"模型在实际工程应用中面临一个关键痛点:模型通常假设输入数据准确且"干净"[10]。在实际工况中,若管道在停输初期已发生了微小泄漏,或压力变送器出现了非物理的零点漂移,直接将这些包含异常特征的初始数据输入预测模型,会导致模型"学习"到错误的下降趋势,进而导致预测失效,产生严重的误报或漏报。针对上述问题,亟需在预测算法介入前,建立一种基于物理机理的数据有效性校验机制。

成品油管道停输后的压力变化本质上是环境温差驱动的热力收缩在密闭水力系统中的映射。埋地管道周围的土壤温度场是决定这一过程的核心边界条件。然而,在实际工程物理环境中,长输管道并非全程深埋,在进出站场、阀室及跨越段,管道往往处于架空状态。这些暴露管段的长度及其热阻参数往往不够精确,导致物理模型的几何边界模糊。同时,温度传感器通常安装于阀室或站场汇管处,这些位置往往受局部裸露环境影响严重,监测点的局部温度已无法代表全线埋地管道的平均温度水平。基于上述原因,理想机理模型在应用层面存在较大偏差。

构建数据驱动模型时,特征工程的质量决定了模型预测精度的上限。研究人员考虑直接引入实时气象站的"气温"来替代地温作为输入特征。本文选取 2025 年黄埔地区气温与土壤 1 m 埋深处温度,随时间变化进行观察,大气温度受昼夜交替、寒潮、风速及日照遮挡等随机因素影响[11],在单日内呈现剧烈的高频波动(即 dT/dt 极高),然而埋地管道周围的土壤介质具有巨大的热容量,根据热传导理论,土壤温度的变化相对于大气温度具有显著的衰减与相位滞后[12-13]。短时的气温骤降并不会立刻引起埋地油温的显著改变。若机器学习模型直接摄入瞬时气温作为特征,高频的随机环境噪声将掩盖真实的缓慢热力衰减趋势[14],导致模型在训练过程中出现过拟合或无法收敛,难以捕捉由土壤热惯性主导的物理规律。

鉴于机理模型的边界不确定性与数据模型中瞬时气温的高频干扰,本研究转换视角,从"微观机理求解"转向"宏观特征统计"。环境温度场的演变从根本上是由地球公转决定的[15]。地球与太阳处于不同的相对位置,决定了地表接收到的太阳辐射能通量,进而塑造了不同的气候特征与气温变化规律。中国传统历法中的"二十四节气"能够精确表征太阳辐射能通量的周期性变化[16-17],是地表热流密度输入的物理离散化表达,相比瞬时气温更能反映埋地管道的热力背景趋势。

鉴于此,本研究提出一种基于先验分布[18]的成品油管道停输数据有效性校验方法。该方法不再单纯依赖数据驱动,而是将"二十四节气"这一物理特征融入统计建模,利用统计学理论融合历史先验知识与实时观测数据。通过构建不同节气下的压力变化率先验分布,依据拉依达准则建立动态的异常判别边界,快速完成对停输初始压力数据的物理一致性校验。该研究旨在过滤异常输入,确保后续预测模型的可靠性,为管道智能化监控[19]提供坚实的数据质量保障。

1　理论基础与物理机理

1.1　停输过程的热力—水力耦合机理

成品油管道在正常输送工况下,油流摩擦热与油源显热维持了管内温度场的动态平衡。停输后,流速为 0,摩擦生热终止,管道系统由"流动稳态"演变为"非稳态散热"过程。此时,管内水力参数压力与热力参数温度

呈现强耦合特性[20]。基于物理机理,该过程可解耦为初始温度场分布、非稳态径向温降与压力响应 3 个阶段。

首先是由热力学主导的初始温度场分布,停输瞬间,管道沿线的油温分布决定了后续降温的起始条件。根据苏霍夫公式可计算管道沿程温度分布,见式(1)~(2)[21]。

$$T_l = T_0 + (T_R - T_0)e^{-aL} \tag{1}$$

$$a = \frac{K\pi D}{Gc} \tag{2}$$

式中:T_R 为管道起点处油温,℃;T_l 为距管道 l 处油温,℃;L 为管道长度,m;K 为总传热系数,W/(m²·℃);D 为管道外径,m;T_0 为管道埋深处地温,埋地管道取管中心埋深处自然地温,℃;a 为温降系数,m⁻¹;G 为油品的质量流量,kg/s;c 为油平均温度下油品的比热容,J/(kg·℃)。

使用苏霍夫公式计算管道沿线的油温分布时,可将管道划为多个管段后加权平均得到更精确的结果。由于温降曲线随管长增加逐渐平缓,因此分段时的长度应先密后疏,尽可能降低管段起、终点的温度差[22]。管段中使用平均油温处理,第 q 个管段的平均温度计算见式(3)。

$$T'_q = \frac{1}{3}T_q + \frac{2}{3}T_{q+1} \tag{3}$$

式中:T'_q 为第 q 个管段的平均油温,℃;T_q、T_{q+1} 为第 q 个管段的起、终点温度,℃。

其次是由热力学主导的非稳态径向温降,停输后,管内油品通过管壁向周围土壤散热。随着停输时间 τ 的推移,油温呈指数规律下降。考虑油品与管材的热容影响,停输 τ 小时后的油温 T_τ 计算模型见式(4)。

$$T_\tau = T_0 + (T_R - T_0) \times \exp\left[-\frac{4\,584K\pi D_1\tau}{c_y\rho_y D_2^2 + c_g\rho_g(D^2 - D_2^2)}\right] \tag{4}$$

式中:τ 为停输时间,h;T_τ 为停输 τ 小时后的油温,℃;c_y、c_g 为油品和管道的比热容,J/(kg·℃);ρ_y、ρ_g 为油品和管道的密度,kg/m³;D_1、D_2 分别为管道平均直径、内径,m。

式(4)表明,在管道结构参数确定的情况下,停输后的 T_τ 主要取决于 τ 和 T_0。

最后是压力响应,表现为密闭容腔内的热—水力耦合方程,随着油温下降,油品体积收缩。由于长输管道停输后进出站阀门关闭,管道可视作一个近似定容封闭容器,流体收缩无法得到物理补充,从而引发宏观压力急剧下降。根据流体热力学定义,综合考虑油品的热胀冷缩(由流体体积膨胀系数 β_t 描述)与管道受压下的弹性形变(由弹性模量 E 描述),根据状态方程,体积微元变化 $\mathrm{d}V$ 计算见式(5)。

$$\mathrm{d}V = V\left(\beta_t\mathrm{d}t + \frac{D\mathrm{d}p}{\delta E} - \alpha\mathrm{d}t\right) \tag{5}$$

式中:E 为管道弹性模量,Pa;$\mathrm{d}p$ 为压力微元;$\mathrm{d}t$ 为温度微元;α 为管材线膨胀系数,℃⁻¹;δ 为管道壁厚,m;V 为管道内油品体积,m³;β_t 为流体体积膨胀系数,℃⁻¹。

在定容过程($\mathrm{d}V=0$)假设下,对式(5)进行积分变换与离散化处理,可推导出 j 相对于第 $j-1$ 时间步的压力变化量 Δp,见式(6)~(7)。

$$\Delta p = \frac{\beta_{ty} - \alpha}{1/K_{oil} + 1/A}(T_j - T_{j-1}) \tag{6}$$

$$A = \frac{\delta E}{D} \tag{7}$$

式中:β_{ty} 为油品体积膨胀系数,℃⁻¹;K_{oil} 为油弹性系数,Pa;T_j 为第 j 时间步油温,℃;T_{j-1} 为第 $j-1$ 时间步油温,℃;Δp 为 j 时间步与 $j-1$ 时间步的压力变化量,Pa;A 为管道容积弹性模量,Pa。

综上所述,成品油管道的停输过程体现了显著压力—温度强耦合特征。当管道进出站阀门关闭形成近似定容的密闭空间后,系统由“流动稳态”转变为“非稳态散热”过程。在此期间,管内油品在环境温差的驱动下持续向周围土壤散热,导致油温呈指数下降。由于流体在密闭腔体内无法获得物理补充,油品因降温产生的微观体积热收缩,通过流体状态方程被直接转化为宏观的压力急剧下降。因此,成品油管道停输后的压力变化本质上是由环境温差驱动的热力收缩现象在密闭水力系统中的物理映射。

1.2 节气特征的物理表征

压力与环境温度呈现显著的强耦合特征,而环境温度的周期性变化是由地球公转决定的,故引入“二十四节气”对数据进行分类处理,从天文学角度定义,“二十四节气”是太阳在黄道上视运动位置的精确坐标,本质上是采用地球公转轨道上的 24 个等分点作为物理参照系。太阳黄经每增加 15°即为 1 个节气[23],见式(8)。

$$\theta_{solar} = 15°(k-1), k \in [1,24] \tag{8}$$

式中:θ_{solar} 为太阳黄经,(°);k 为节气索引。

这一特征直接锚定了气候变化的“驱动源”,它与地球公转周期的耦合度更高,能够更精准表征季节性热力背景。

同时,“二十四节气”可将时间粒度细化至约 15 d,将连续的时间轴按照气候周期划分为 24 个具有明确物理意义的区间。通过历史数据的学习,模型能够自动捕捉每个节气对应的特定地温分布参数,相当于对环境温度数据施加了一个物理层面的“低通滤波器”,滤除了昼夜温差和突发天气带来的高频随机扰动;保留了反映季节更替、地温升降趋势的低频主成分。节气不仅是对中国特有气候规律的精准表达,在物理上更是对埋地管道环境边界条件 T_0 的一种反映地温长周期热力趋势的离

散化处理。相比于不稳定的瞬时气温，利用“二十四节气”处理温度能为先验统计模型提供更稳定、更符合热力学规律的统计基准。

1.3　基于先验分布的统计判别原理

统计学理论提供了一种在不确定性环境下进行逻辑推理与异常判别的数学框架。与传统上严格要求参数连续后验更新的贝叶斯推断不同，本研究在算法落地时更侧重利用历史数据构建稳健的“先验分布”，并结合统计偏离度来实现异常拦截。在本研究中，管道的海量历史正常运行数据被用于建立针对特定节气和停输时刻的压力变化先验概率分布模型，随后通过评估确定观测数据在该先验分布下的似然程度，用于识别偏离常规物理规律的异常行为。

为将上述理论应用于具体的成品油管道停输场景，首先定义模型变量：定义 S 为节气集合，$S=\{s_1,s_2,\cdots,s_{24}\}$（$s_1\sim s_{24}$ 分别对应不同节气）；T 为停输后的离散时间序列，$T=\{\tau_1,\tau_2,\cdots,\tau_M\}$。定义随机变量 $\Delta P_{s,\tau}$ 为在特定节气 $s\in S$ 及 $\tau\in T$ 的单位时间压力变化率。根据中心极限定理，正常工况下，压力变化受多种微小随机因素（如传感器噪声、微观流体扰动、局部温度非均匀性）的叠加影响，假设其服从高斯分布，计算方法见式(9)。

$$\Delta P_{s,\tau}\sim\mathcal{N}(\mu_{s,\tau},\sigma^2_{s,\tau}) \tag{9}$$

式中：$\Delta P_{s,\tau}$ 为特定节气 s 及 τ 的单位压力变化率，MPa；$\mu_{s,\tau}$ 为在 s 与 τ 下的理论压力变化均值，MPa；$\sigma^2_{s,\tau}$ 为允许的正常波动范围，MPa^2；$\mathcal{N}(\mu_{s,\tau},\sigma^2_{s,\tau})$ 为正态分布。

模型训练的目标是利用历史清洗后的数据 $D_{\text{history}}=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$，对每个“节气—时间”子空间内的分布参数 $\theta_{s,\tau}=(\mu_{s,\tau},\sigma_{s,\tau})$ 进行估计。对于任意 s 和 τ，采用最大似然估计法求解参数。

均值估计（一阶原点矩）反映了该节气下管道压力的主要物理衰减趋势，计算见式(10)。

$$\hat{\mu}_{k,\tau}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i \tag{10}$$

式中：$\hat{\mu}_{k,\tau}$ 为在节气 k 与 τ 下的理论压力变化均值，MPa；n 为该工况下的有效样本容量，个；x_i 为第 i 个样本的压力观测值，MPa。

在方差估计（二阶中心矩）上，为了获得无偏估计量，采用 $n-1$ 进行修正，见式(11)。

$$\hat{\sigma}^2_{k,\tau}=\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\hat{\mu}_{k,\tau})^2 \tag{11}$$

式中：$\hat{\sigma}^2_{k,\tau}$ 为在节气 k 与 τ 下允许的正常波动范围，MPa^2。

这一步在物理意义上完成了从“杂乱的历史散点”到“结构化概率模型”的转化。此时，$(\mu_{k,\tau},\sigma_{k,\tau})$ 构成了该工况下压力变化的基准参考模型。

在实际工程数据中，部分极短的观测窗口或极其稳定的工况下，可能出现样本方差趋近于 0 的情况。若直接将其用于后续的异常状态判别，会导致概率密度函数退化为狄拉克 δ 函数，在计算标准化偏离度 Z 值时产生数值计算奇异性（除零错误）。为增强模型数值的稳定性，本研究在方差估计中引入微小的正则化项 ϵ，见式(12)。

$$\sigma^2_{\text{final}}=\max(\hat{\sigma}^2_{s,\tau},\epsilon) \tag{12}$$

式中：σ^2_{final} 为经正则化后的最终方差，MPa^2；ϵ 为预设的最小噪声基底（本文取 $\epsilon=10^{-4}$），ϵ 的物理意义代表了压力变送器的固有测量误差下限，这一处理确保了标准化偏离度计算的数值稳定性。

遍历所有 $s\in S$ 与 $\tau\in T$，最终构建包含 $24M$（M 为每个停输事件被取样、参与建模的“停输后经过时间点”的总数）个高斯分布的先验参数矩阵。该矩阵映射了物理规律与统计特征的对应关系，见式(13)。

$$\mathcal{M}_{\text{prior}}=\{(\mu_{s,\tau},\sigma_{s,\tau})\mid\forall s\in S,\forall\tau\in T\} \tag{13}$$

式中：$\mathcal{M}_{\text{prior}}$ 为先验分布库（先验参数矩阵）。

$\mathcal{M}_{\text{prior}}$ 将作为后续在线监测环节中判断新输入压力数据 Δp_{new} 是否属于“正常类”的基准依据。

对于任意给定的监测时刻，实时计算得到的压力变化率特征观测值 x_{obs} 为 $\Delta P_{180\,\text{s}}$。根据训练得到的基准模型，该工况下的正常压力变化服从高斯分布 $\mathcal{N}(\mu_{s,\tau},\sigma^2_{s,\tau})$。为了统一衡量不同 s、τ 下的异常程度，引入 Z 值作为核心判别统计量，见式(14)。

$$Z=\frac{x_{\text{obs}}-\mu_{s,\tau}}{\sigma_{s,\tau}} \tag{14}$$

式中：Z 为标准化偏离度；$x_{\text{obs}}-\mu_{s,\tau}$ 为当前观测值与历史正常均值的绝对偏差；$\sigma_{s,\tau}$ 为归一化因子，反映了该时刻允许的正常波动范围。

它剔除了不同环境温度下压力变化均值 μ 的差异，将所有工况下的偏差映射到了同一个标准正态分布空间 $\mathcal{N}(0,1)$ 中，使得不同季节的检测阈值具有可比性。

本研究采用拉依达准则（3σ 准则）作为异常判别阈值。采用 3σ 准则虽然能够获得更高的灵敏度，但在数据清洗阶段，过窄的置信区间会导致约 4.5% 的正常长尾数据被错误剔除，从而损失部分包含极端工况信息的有效样本。考虑到后续机器学习模型对数据多样性的需求，选用 3σ 准则剔除显著异常的同时，最大程度保留了正常物理波动的完整性。根据 3σ 准则，对于正态分布，样本落在 $(\mu-3\sigma,\mu+3\sigma)$ 区间之外的概率仅为 0.3% 。考虑到泄漏的方向性，本文设定判别阈值 $Z_{\text{th}}=-3.0$。若 $Z<-3.0$，表明在正常概率模型下观测到该数据的概率 $P\approx0.001\,35$，属于极小概率事件。根据统计判别逻辑，此时判定数据异常。

传统的 3σ 准则通常要求样本量充足且服从正态分布。受限于实际生产调度计划，部分节气（如清明、谷雨等）在历史区间内的停输事件样本量较小（低于 10）。在小样本条件下，单纯依靠统计计算得到的样本方差极不稳定，可能导致判别边界失真。为克服该问题，本模型在算法设计与物理逻辑上进行了两方面补偿以保证判别阈值的稳定性。

1）引入物理底噪托底：式（12）中引入正则化项 $\epsilon = 10^{-4}$，不仅是为了防止数值计算奇异，其物理本质是为模型注入了压力变送器的固有测量误差下限。当极小样本导致统计方差 $\sigma_{k,\tau}^2$ 坍缩时，ϵ 能够强制撑起符合硬件精度的最小容差边界，避免了因样本过少导致 3σ 阈值极度收缩而引发大面积误报。

2）物理演变的时间连续性：管道停输降温是一个受巨大热惯性主导的缓慢连续物理过程。这意味着相邻 t 与 $t+1$ 的压力变化特征高度自相关。即便某一时刻的截面样本量较少，其压力变化率曲线在时间维度上的连续展开实际上也起到了平滑与互相验证的作用，弥补了单一离散点统计样本量的不足。

因此，本模型所使用的 3σ 阈值并非纯粹的经验统计量，而是结合了硬件物理极限与热力学连续性特征的综合判定边界，能够在小样本量下依然保持工程所需的稳健性。

2 数据校验模型构建

2.1 样本集描述

2.1.1 样本集

选取某长输管道黄埔—东莞段成品油管道的历史数据采集与监视控制系统（Supervisory Control and Data Acquisition，SCADA）数据作为样本集。样本集涵盖了该管段在不同季节、不同输送介质下的多次计划性停输作业记录。原始数据采集频率 $f_s = 0.2$ Hz，即数据采样间隔为 5 s/次，主要包含时间戳、管内压力、输油温度及停输事件标识等字段。

利用本文提出的太阳黄经映射算法，将所有事件的时间映射为“二十四节气”标签。样本集在不同节气下的分布情况见表 1。

表 1 不同节气下的样本集分布情况表

Tab. 1 Distribution of the dataset across different solar terms

节气	2023—2025 年停输事件编号
立春	7,8,9,84,85,86,167,168,169,170
雨水	9,10,11,12,13,86,87,88,89,170,171,172
惊蛰	14,15,16,17,89,90,91
春分	18,19,20,21,91,92,93,94
清明	95,96,97,98
谷雨	22,23,99,100
立夏	23,24,25,101,102,103
小满	26,27,28,29,103,104,105,106,107
芒种	29,30,31,32,108,109,110
夏至	32,33,34,35,36,111,112,113,114
小暑	36,37,38,39,40,114,115,116,117,118
大暑	40,41,42,43,44,118,119,120,121
立秋	44,45,46,121,122,123
处暑	47,48,49,50,124,125,126,127
白露	51,52,53,128,129,130
秋分	54,55,56,57,130,131,132,133,134
寒露	58,59,60,134,135,136,137
霜降	60,61,62,63,64,65,137,138,139,140
立冬	65,66,67,68,141,142,143,144
小雪	68,69,70,145,146,147,148
大雪	70,71,72,73,149,150,151,152
冬至	1,2,73,74,75,76,153,154,155,156
小寒	2,3,4,77,78,79,80,157,158,159,160,161,162
大寒	4,5,6,80,81,82,83,162,163,164,165,166

2.1.2 测试集

鉴于实际成品油管道在运行周期中极少发生真实的泄漏事故，难以获取充足的异常工况样本用于模型性能评估。为此，本研究采用 SPS 瞬态水力仿真软件，构建了黄埔—东莞段管道的高精度热力—水力模型，生成异常工况的测试集。

依据黄埔—东莞段管道的实际物理拓扑、高程数据及设备参数，搭建了简化热力—水力仿真系统，SPS 模型拓扑图见图 1。

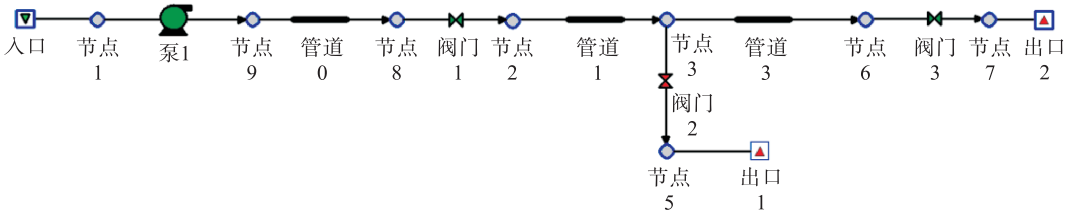

图 1 SPS 模型拓扑图

Fig. 1 SPS model topology

图 1 中泵 1 对应首站输油泵机组，作为系统的动力源；管道 1 与管道 3 精确对应黄埔—东莞的长输管段主体；末端出口 2 模拟下游东莞站场；阀门 2 打开时模型管道漏油。模型中管道的长度、内径、壁厚、粗糙度以及埋深环境温度等参数均严格按照现场实际工况录入，以确保热力—水力计算边界的一致性。

为确保仿真数据能真实反映管道的物理特性，首先进行了严格的模型校准验证。选取某次现场实际发生的正常停输事件作为基准，提取该时段的 SCADA 压力数据，对比 SPS 在相同边界条件下的模拟结果，结果见图 2。

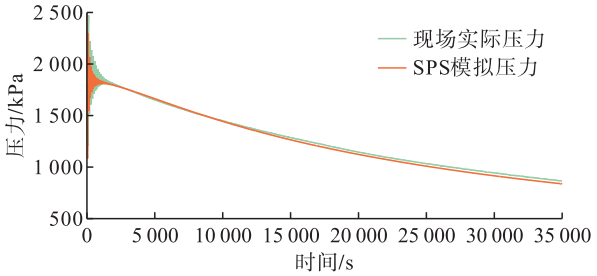

图 2　SPS 模拟与现场实际对比图

Fig. 2　Comparison between SPS simulation and actual results

基于上述经过校验的仿真模型，本研究构建了用于评估先验模型校验方法有效性的测试集：通过控制阀门 2 在停输后 20 min 开启，模型管道漏油，并通过调整阀门全开时的流通能力系数 x_{CVO}，模拟泄漏等级大小，不同 x_{CVO} 的泄漏等级描述见表 2，生成包含微小泄漏特征的异常压力数据见图 3。

表 2　不同 x_{CVO} 的泄漏等级描述表

Tab. 2　Leakage level descriptions for different flow coefficient

x_{CVO}	泄漏孔径 /mm	泄露等级描述
0. 09	5. 8	典型的腐蚀穿孔或焊缝砂眼
0. 10	6. 1	较大的点蚀孔
0. 15	7. 5	显著的小孔泄漏
0. 20	8. 6	严重的小孔泄漏

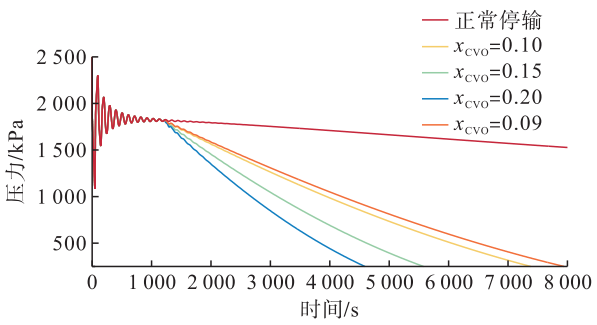

图 3　停输后不同工况压力变化图

Fig. 3　Pressure change under different operating conditions after shutdown

为了全面验证模型的有效性，本研究构建了覆盖不同季节特征的扩展测试集。扩展测试集选取了具有代表性的冬至、春分、夏至、秋分 4 个节气作为环境边界条件。针对每个节气，分别生成了正常工况样本和泄漏样本。正常工况样本：每个节气生成 5 组不同停输时刻的正常压力变化数据，共计 20 组。泄漏工况样本：针对每个节气，分别模拟表 2 所示 4 种泄漏工况（x_{CVO} = 0. 09，0. 10，0. 15，0. 20）的泄漏工况，每种孔径生成 5 组数据，共计 80 组泄漏工况样本。

扩展测试集总样本量为 100 组，能够覆盖管道在不同地温环境及不同泄漏等级下的压力响应特征。

为直观展示扩展测试集的数据特征，选取了上述 4 个节气，绘制了正常停输与不同泄漏孔径下的压力变化曲线，见图 4 ~ 7。

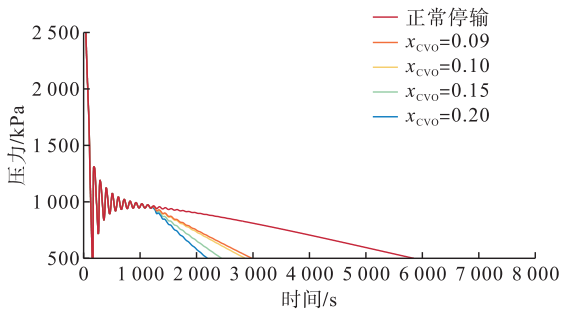

图 4　冬至时不同工况的压力变化模拟对比图

Fig. 4　Pressure variation comparison under different working conditions in winter solstice

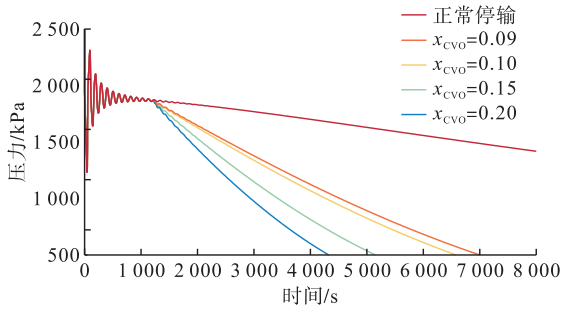

图 5　春分时不同工况的压力变化模拟对比图

Fig. 5　Pressure variation comparison under different working conditions in spring equinox

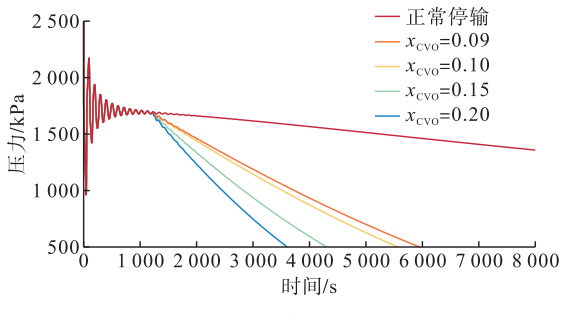

图 6　夏至时不同工况的压力变化模拟对比图

Fig. 6　Pressure variation comparison under different working conditions in summer solstice

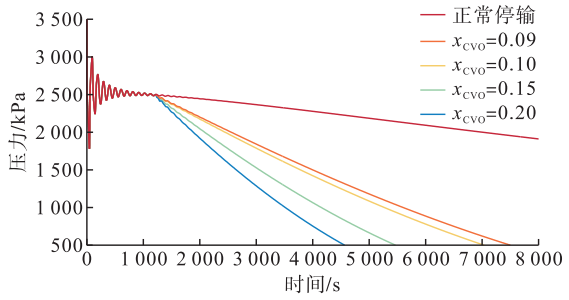

图 7　秋分时不同工况的压力变化模拟对比图

Fig. 7　Pressure variation comparison under different working conditions in autumn equinox

由图 4 ~ 7 可知，不同节气的压力变化基准（紫红色曲线）存在显著差异，且各工况区分度明显，验证了测试集的物理有效性与覆盖范围。

2.2　数据预处理

构建先验统计基准模型前，须确保训练数据的纯净度。由于实际工况中存在非典型的停输事件（如停输期间进行的泄压操作、仪表维护导致的数值漂移、极短时间的临时启停等），这些数据不符合正常的热力衰减规律，若混入训练集将导致后验概率分布失真。根据现场运维日志与历史工况标记，定义待剔除的异常事件集合为 E_{exclude}。设原始数据集为 $\mathcal{D}_{\text{raw}}$，其中每个样本 d_i 归属于特定事件 ID_i。数据清洗过程可表示为对原始样本集的集合过滤操作，见式（15）。

$$\mathcal{D}_{\text{valid}} = \{ d_i \in \mathcal{D}_{\text{raw}} \mid ID_i \notin E_{\text{exclude}} \} \tag{15}$$

式中：$\mathcal{D}_{\text{valid}}$ 为清洗后的有效样本集；d_i 为原始样本集中的第 i 个样本；$\mathcal{D}_{\text{raw}}$ 为原始数据集，包含所有未经筛选的观测样本；ID_i 为第 i 个样本所属的事件标识符；E_{exclude} 为待剔除的异常事件集合。

通过该步骤，剔除了包括编号 10，19，…，151 在内的共 29 组已知异常事件，确保了后续统计基准模型学习到的 μ 和方差 σ 能够真实反映管道在自然冷却条件下的物理特性。

2.3　特征工程

特征工程旨在从原始 SCADA 数据中提取对停输压力变化敏感的关键物理变量。本研究构建了环境热力状态与瞬态压力响应两组核心特征，分别对应热力—水力耦合方程中的边界条件与因变量。

根据前文所述物理机理，埋地管道的自然冷却速率取决于 T_0。由于地温场具有显著的年周期性且相对于气温存在滞后，为此，本文基于太阳黄经的离散化映射方法，将连续的时间变量转换为离散的类别特征“二十四节气”。设停输事件发生的时刻为 t_{event}，其对应的太阳黄经为 $\lambda(t_{\text{event}}) \in [0°, 360°)$。定义特征映射函数 f_{solar}，见式（16）。

$$S_{\text{trem}} = f_{\text{solar}}(t_{\text{event}}) = \left[\frac{\lambda(t_{\text{event}}) + 15°}{15°} \right] \bmod 24 \tag{16}$$

式中：$S_{\text{trem}} \in \{ s_1, s_2, \cdots, s_{24} \}$，为离散化后的节气标签（如冬至、小寒等）；$f_{\text{solar}}$ 为特征映射函数；t_{event} 为停输事件发生的时刻；mod24 为对 24 取模，使计算结果始终处于 0 ~ 23，并实现年度节气编号的循环。

通过该映射，将高维且非线性的时间—温度关系降维为 24 个具有明确物理意义的环境状态桶，作为后续统计建模分组的先验条件键值 K_{prior}。

为捕捉停输过程中压力随时间演变的动态特征，构建“短时压力变化率”作为核心输入特征。设清洗后的时间序列中，第 e 个停输事件在 τ 的压力观测值为 $p_e(t)$。考虑到 SCADA 数据的采样噪声及热力响应的时间尺度，选取 $\tau' = 180$ s 作为滑动观测窗口。由于原始采样间隔为 5 s，该窗口对应的时间步长跨度为 36 个点。定义 τ 的压力变化特征 $\Delta p_{180\,\text{s}}(t)$，见式（17）。

$$\Delta p_{180\,\text{s}}(t) = p_e(t) - p_e(t - \tau') \tag{17}$$

式中：$\Delta p_{180\,\text{s}}(t)$ 为 τ 的压力变化特征，即过去 180 s 内的压力差，MPa；$p_e(t)$ 为第 e 个停输事件在 τ 的实时压力，MPa；τ' 为滑动观测窗口时长，s；$p_e(t - \tau')$ 为当前时刻往前推 τ' s 时的压力，MPa。

相比于直接使用绝对压力 $p(t)$，选用 $\Delta p_{180\,\text{s}}(t)$ 具有显著的抗干扰优势，主要体现为消除静压基准波动的影响：长输管道在正常输送时的运行压力受输量、泵站启停组合及上下游边界条件影响，不同停输事件的初始压力 p_{initial} 存在显著差异。若直接使用绝对压力建模，模型需要处理极大的基准值方差；泄漏或热力收缩的物理本质表现为压力的下降速率。通过一阶差分 ∇p，将非平稳的绝对压力序列转化为近似平稳的变化率序列。

2.4　基于先验分布的统计模型训练

遍历 24 个节气集合 S 与离散时间序列 T，针对每个特定组合 (s, τ) 提取历史观测样本集。利用公式（10）~（11）计算该工况下的 μ 与方差 σ^2。为了防止极少数稳定工况下的样本方差趋近于 0 导致计算奇异，在工程实现中引入微小正则化项 $\epsilon = 10^{-4}$ 进行修正。最终，训练生成了一个包含 $24M$ 组高斯分布参数的先验矩阵 $\mathcal{M}_{\text{prior}}$，该矩阵不仅是后续异常检测的数学基准，更是管道停输热力过程的“数字指纹”。

2.4.1　全维度节气压力演变轨迹

对训练所得的先验参数矩阵 $\mathcal{M}_{\text{prior}}$ 进行可视化分析，结果表明该模型精准捕捉了环境热力特征对管道压力的物理约束规律。验证了所构建的“节气—时间”二维先验模型具有极强的工况区分能力。

对全维度的 24 个节气在停输 0 ~ 3 600 s 内的压力变化率均值演变轨迹分析。可以观察到显著的季节性

周期演变规律。

在冬至、小寒、大寒及立春等寒冷节气，μ 呈现出显著的特定方向增长趋势，幅值最高可达 1.0 ~ 1.5 MPa /min 的归一化量级。此时 T_0 处于全年最低谷，管内油品与环境温差（ΔT_{max}）最大，导致热力收缩驱动力最强，压力响应最为剧烈。

相比之下，在夏至、小暑、大暑等炎热节气，μ 呈现出负向或趋近于零的平缓趋势（幅值 -0.5 ~ 0）。此时环境地温较高，部分时段甚至接近管内油温，散热慢，导致压力变化极其缓慢，甚至在部分浅埋管段受地表辐射加热影响出现反向波动。

在春分、清明等过渡节气，均值曲线表现为较小的斜率，处于冬夏两种极端模式的中间态。

上述分析证明，若不区分节气而仅使用单一的全局均值模型，将导致巨大的预测偏差。本模型通过引入节气特征，成功将复杂的非线性压力变化解耦为 24 种线性度较高的局部模式。

同时观察压力变化率的波动范围（即 $\mu \pm \sigma$ 的置信带）。对 σ 的分析揭示了数据质量的边界，尽管不同节气的均值轨迹差异巨大，但其波动带宽在所有节气中均保持在相对稳定的范围内。这表明在剔除了异常数据后，正常工况下的随机噪声水平可控且收敛。随着 τ 的推移（从 0 到 3 600 s），区域呈现轻微的“喇叭口”扩张形态。停输初期，压力主要受确定的水击波衰减控制，方差较小；随着时间推移，环境散热的不均匀性、土壤热物性的局部差异等随机因素开始累积，导致预测的不确定性略微增加。基于上述收敛的 σ 值，模型构建了动态的 3σ 判别边界。但只要实时数据落在区域的 3 倍范围内，仍被判定为“符合物理规律的正常值”，从而避免了因正常热收缩过快而产生的误报警。

2.4.2　概率密度分布与参数漂移特征

为了进一步量化不同节气对输入参数有效性边界的影响，选取了 τ = 1 800 s 时刻，绘制了不同节气下压力变化率（MPa /min）的压力变化率曲线，见图 8。图 8 直观地展示了先验分布模型的参数漂移现象：黑色曲线代表冬至，其波峰中心显著偏向左侧负值区域 -0.08 ~ 0.10 MPa /min，代表极快的压降速率；而绿色高耸曲线（如惊蛰、春分）的波峰中心则聚集在 -0.02 MPa /min 附近。这种均值漂移证明了如果使用单一的固定阈值来校验数据，将无法同时适应冬夏两种极端工况。春分、清明等过渡季节的分布极为陡峭且狭窄，说明此时地温场稳定，正常压力的波动范围极小，模型对异常数据的敏感度极高；冬至、大寒等节气的分布扁平且宽阔，说明寒冷工况下允许的正常波动范围更大。

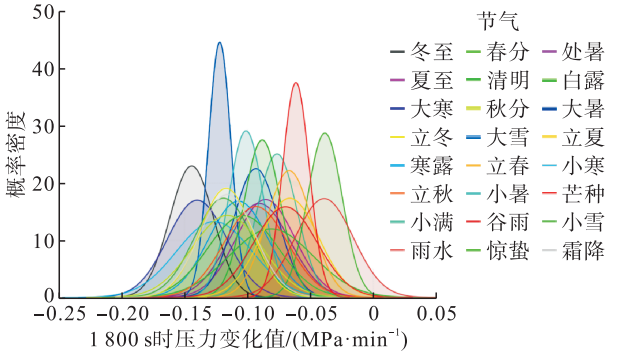

图 8　不同节气在停输 1 800 s 时的压力变化率分布对比图

Fig. 8　Comparison of pressure change rate distribution at 1 800 s after shutdown at different solar terms

3　实例分析与验证

3.1　验证方案设计

为全面评估本文提出的基于先验分布的成品油管道停输数据有效性校验方法在实际工程中的应用效果，利用构建的 SPS 水力仿真测试集进行验证。测试集包含经物理校验的正常停输数据以及不同孔径下的模拟泄漏数据。验证的核心目标是：检验模型在正常工况下是否具有低误报率，以及在微小泄漏工况下是否具备高灵敏度。

输入相关数据，验证模型能否及时捕捉异常特征，评估模型的检出能力。判别标准采用前文确定的 3σ 准则，即当实时计算的 $Z < -3.0$ 时，判定数据异常。

3.2　模型训练结果

将 SPS 生成的正常停输工况和不同泄漏等级的数据输入已训练好的先验分布模型，计算其在每个时间步的压力变化率及其对应的 Z 值，为了直观量化模型对异常数据的区分能力，选取停输后 30 min（τ = 1 800 s）作为观测截面。此时泄漏已发生 10 min，图 9 展示了该时刻正常停输工况与 4 种不同泄漏工况（x_{CVO} = 0.09，0.10，0.15，0.20）下的 $\Delta p_{180\,s}$ 对比。

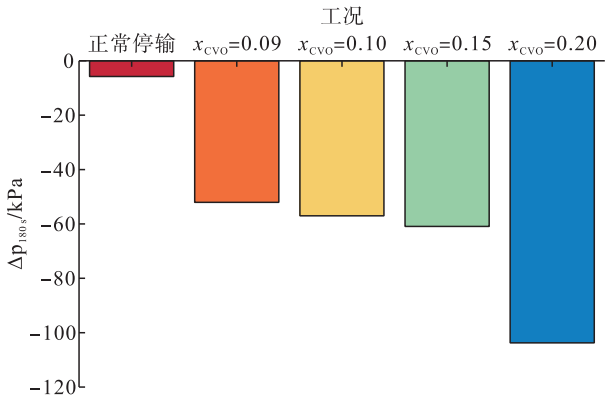

图 9　泄漏 10 min 时不同工况 180 s 压力变化值图

Fig. 9　Pressure changes of 180 s under different operating conditions after 10 minute's leakage

将上述物理压降值代入先验分布模型，计算对应的 Z 值。结果表明，正常工况的 $Z=0.47$，4 种泄漏工况的 Z 值分别为 −3.83、−4.28、−4.65 和 −8.62。即便是模拟最小的微小泄漏工况（$x_{CVO}=0.09$），其 $Z=-3.83$，也已跌破 −3.0 的报警阈值。这意味着在概率统计视角下，该数据点属于“正常热力衰减分布”的极小概率事件，模型成功拒绝了该数据的有效性。随着泄漏工况（x_{CVO}）的增大，Z 值呈单调递减趋势，显示出模型对异常程度的良好线性响应能力。

为了验证模型在时间维度上的连续监控能力，绘制了针对图 9 所示样本从 $\tau=1\ 200$ s（泄漏开始时刻）至 $\tau=4\ 800$ s 的 Z 值随时间演变曲线，见图 10。

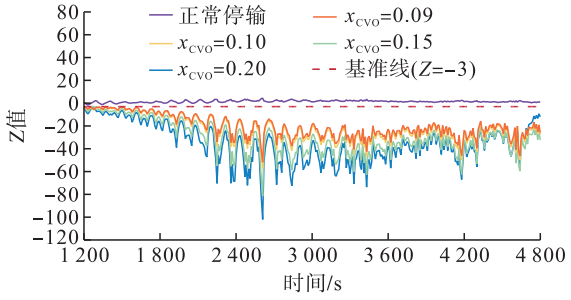

图 10　停输后不同泄漏工况 1 h 的 Z 值随时间演变曲线图

Fig. 10　Evolution curve of Z-score with time for different leakage conditions after 1 hour of leakage

此样本在整个测试周期内，正常停输数据的 Z 值始终在 0 附近微幅震荡，且全程高于 −3.0 阈值。这表明模型构建的先验分布准确覆盖了正常的热力波动范围，未因 SPS 仿真数据与历史训练数据的微小源头差异而产生误报，验证了模型良好的鲁棒性。在 $\tau=1\ 200$ s 泄漏发生的瞬间，4 个泄漏工况的 Z 值曲线均迅速穿透 −3.0 阈值线。这证明模型对工况突变的实时响应能力强。随着时间的推移，Z 值曲线呈现明显的波动下降趋势。其中，$x_{CVO}=0.20$ 时，Z 值下探最深，部分时刻甚至达到 −100 以下；而 $x_{CVO}=0.09$ 时，Z 值相对较小，但其震荡区间的上边缘仍始终位于 −10 左右，远低于 −3 的安全线。

通过 SPS 仿真数据的验证，在正常停输工况下，模型计算的 Z 值稳定在安全区间内，证明了基于“二十四节气”的先验模型能够准确描述正常的物理热力衰减规律；针对 $x_{CVO}=0.09$ 的微小泄漏工况，在泄漏发生后的任意时刻，模型均能给出 $Z<-3.0$ 的异常信号，有效识别出了不符合热力学一致性的“脏数据”，证实了该数据校验方法在工程应用中的可行性。

为定量评估模型在测试集上的分类性能，引入混淆矩阵对 2.1.2 中扩展测试集的 100 组测试样本进行统计分析。定义“正常工况”样本为负例，“泄漏工况”样本为正例。统计结果见表 3。

表 3　不同工况样本指标统计表

Tab. 3　Statistical analysis of metrics across different operating conditions

工况类型	样本总数 /个	正确识别数 /个	错误识别数 /个	统计结果
正常工况	20	19	1	误报率 5%
泄漏工况（$x_{CVO}\leqslant 0.10$）	40	39	1	检出率 97.5%
泄漏工况（$x_{CVO}\geqslant 0.15$）	40	40	0	检出率 100%
合计	100	98	2	准确率 98%

统计结果显示，模型在保证极低误报率（5.0%）的同时，对 $x_{CVO}\leqslant 0.10$ 的微小泄漏保持了 97.5% 的高检出率，而对于 $x_{CVO}\geqslant 0.15$ 的泄漏工况，检出率 100%。这表明基于节气特征的统计校验方法能有效平衡灵敏度与特异性，满足工程现场对“低误报、零漏报”的实际需求。

为了克服单一固定阈值评估的局限性，进一步定量验证模型在不同报警灵敏度下的泛化能力与全局鲁棒性，利用 100 组测试样本绘制了受试者工作特征（Reciever Operating Characteristic，ROC）曲线，并计算了对应的曲线下面积 S_{AUC}。不同泄漏等级下的先验统计模型 ROC 曲线对比见图 11。模型针对较大泄漏（$x_{CVO}\geqslant 0.15$）、微小泄漏（$x_{CVO}\leqslant 0.10$）及总体泄漏工况分别展示了独立的分类性能。

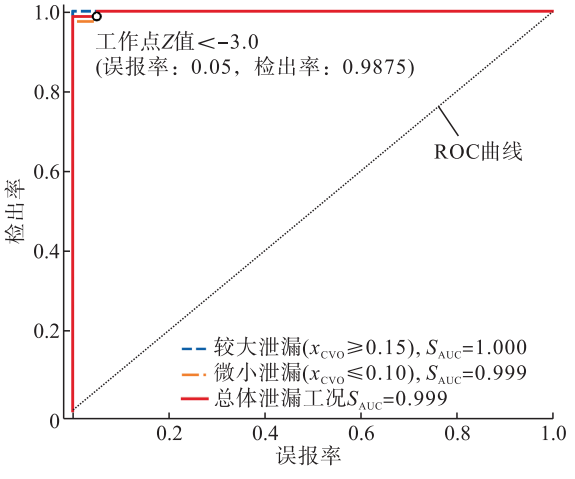

图 11　不同泄漏工况下的先验统计模型 ROC 曲线对比图

Fig. 11　Comparison of ROC curves of the prior statistical model under different leakage conditions

对于较大泄漏工况，ROC 曲线呈现完美的直角形态，S_{AUC}达到 1.000，表明模型对此类显著异常具有绝对的甄别能力；在极具挑战的微小泄漏工况下，曲线依然紧贴左上角，S_{AUC}高达 0.999。总体泄漏工况的综合 S_{AUC}

同样稳定在 0.999 的极高水平。这一结果充分证明,本文构建的先验统计基准并非依赖于某一人为设定的巧合阈值,而是从特征映射的底层逻辑上,实现了对“正常热力收缩”与“泄漏异常降压”两种物理机制的本质解耦与高敏锐度区分。

4　结论

本文创新性提出了一种基于先验分布的成品油管道停输数据有效性校验方法,核心逻辑如下。

1)创新性地利用“二十四节气”映射太阳黄经,将其作为地表热流密度输入的离散化表达,有效滤除了瞬时气温的高频噪声,捕捉了埋地管道周围地温场的周期性与滞后性物理特征。

2)先验分布统计建模:基于历史正常工况数据,构建了不同节气、不同停输时间步下的压力变化率高斯分布库。通过最大似然估计确定的均值 μ 与方差 σ,为“正常工况”建立了动态物理基准。

3)动态异常校验机制:采用标准化偏离度 Z 与 3σ 准则,实现了对实时监测数据的在线校验。

实验验证表明:该模型能有效解耦复杂的季节性压力波动,针对不同节气能灵敏捕捉微小泄漏引发的异常偏离。该方法为后续机器学习预测模型提供了高置信度的输入数据,显著降低了长输管道安全监测的误报率。

本文提出的方法具有较强的物理普适性,但也需注意地域差异带来的参数调整。虽然“二十四节气”对应的太阳黄经计算在全球范围内是通用的天文算法,但不同纬度地区的太阳辐射强度及土壤热物性,如导热系数、比热容存在显著差异,这将直接影响地温场的滞后时间与波动幅度。因此,在将本方法推广至其他长输管道时,应保留以节气和停输时间为 2 个维度的分组框架,但必须利用当地的历史 SCADA 数据重新训练先验参数矩阵 M_{prior}(即重新估计 μ 和 σ),以适应特定的地理气候热力特征。

参考文献:

[1] 欧阳海涛. 成品油管道技术现状及发展趋势研究[J]. 石化技术,2024,31(2):233-235.
Ouyang Haitao. Research on the present situation and development trend of refined oil pipeline technology [J]. Petrochemical Industry Technology, 2024, 31 (2): 233-235.

[2] 刁　逢,闻　峰,郝　勇,等. 抚锦成品油管道停输后压力变化分析[J]. 管道技术与设备,2020(6):17-20.
Diao Feng, Wen Feng, Hao Yong, et al. Analysis on pressure change of Fujin products pipeline after shutting down [J]. Pipeline Technique and Equipment, 2020 (6): 17-20.

[3] 郭　祎,许玉磊,刘　佳,等. 港枣成品油管道停输后管内压力下降原因[J]. 油气储运,2010,29(9):687-688.
Guo Yi, Xu Yulei, Liu Jia, et al. Cause analysis on pressure drawdown in Gangzao products pipeline after shutting down [J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2010, 29 (9): 687-688.

[4] 张巧生,朱国承,杨　飞,等. 长庆油田某页岩油管道停输再启动研究[J]. 油气田地面工程,2024,43(5):7-11.
Zhang Qiaosheng, Zhu Guocheng, Yang Fei, et al. Research on shutdown and restart of a shale oil pipeline in Changqing Oilfield [J]. Oil-Gasfield Surface Engineering, 2024, 43 (5): 7-11.

[5] 邵　晓,郑坚钦,戴元豪,等. 福建成品油管道停输后压力预测算法模型[J]. 油气田地面工程,2020,39(10):68-72.
Shao Xiao, Zheng Jianqin, Dai Yuanhao, et al. Pressure prediction algorithm model of Fujian product oil pipeline [J]. Oil-Gasfield Surface Engineering, 2020, 39 (10): 68-72.

[6] 郑坚钦,杜　渐,梁永图. 成品油管道停输压力实时监控研究[J]. 石油科学通报,2021,6(4):648-656.
Zheng Jianqin, Du Jian, Liang Yongtu. Research into real-time monitoring of shutdown pressures in multi-product pipelines [J]. Petroleum Science Bulletin, 2021, 6 (4): 648-656.

[7] Zheng Jianqin, Du Jian, Liang Yongtu, et al. Deeppipe: Theory-guided LSTM method for monitoring pressure after multi-product pipeline shutdown [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2021, 155: 518-531.

[8] 骆正山,刘雨静,王小完. 多工况下基于 EEMD-ICNN 的输油管道泄漏识别[J]. 电子测量技术,2023,46(5):179-184.
Luo Zhengshan, Liu Yujing, Wang Xiaowan. Leakage recognition of oil pipeline based on EEMD-ICNN under multiple working conditions [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46 (5): 179-184.

[9] 曹韵奇,段天英,刘桂娟. 基于长短期记忆网络的钠冷快堆蒸汽发生器钠—水反应噪声探测技术研究[J]. 中国核电,2024,17(4):461-467.
Cao Yunqi, Duan Tianting, Liu Guijuan. Research on noise detection technology for sodium-water reaction in steam generator of sodium-cooled fast reactor based on long short-term memory network [J]. China Nuclear Power, 2024, 17 (4): 461-467.

[10] 吴丁泓,刘　洁,李旭芳. 应用于结构化数据的异常检测方法研究[J]. 厦门科技,2024,30(3):48-53.
Wu Dinghong, Liu Jie, Li Xufang. Research on anomaly detection method applied to structured data [J]. Xiamen Science & Technology, 2024, 30 (3): 48-53.

[11] 沈钟平,张　华. 影响地面太阳辐射及其谱分布的因子分

析[J]. 太阳能学报,2009,30(10):1389-1395.
Shen Zhongping, Zhang Hua. Analysis on the factors affecting surface solar radiation and its spectral distribution [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2009, 30(10): 1389-1395.

[12] 赵 明,张晓豪,范金峰,等. 超常热加工过程中热传导理论的演化与应用:从傅里叶导热模型到非傅里叶导热模型[J]. 材料工程,2025,53(9):39-49.
Zhao Ming, Zhang Xiaohao, Fan Jinfeng, et al. Evolution and application of heat transfer theory in supernormal hot working processes: From Fourier heat conduction model to non-Fourier heat conduction model [J]. Journal of Materials Engineering, 2025, 53(9): 39-49.

[13] 张湘玮,闫 峰,范振宁,等. 不同输送相态下埋地二氧化碳管道周围土壤温度场特性研究[J]. 石油工程建设,2024,50(4):14-22.
Zhang Xiangwei, Yan Feng, Fan Zhenning, et al. Soil temperature field around buried carbon dioxide pipelines under different transport phases [J]. Petroleum Engineering Construction, 2024, 50(4): 14-22.

[14] 郭昌松,夏利娜,赵伯听. 知天气系统中实时气温数据质量控制的研究[J]. 电脑与信息技术,2020,28(4):13-15.
Guo Changsong, Xia Lina, Zhao Boting. Rearch on quality control of real-time temperature data in weather system [J]. Computer and Information Technology, 2020, 28(4): 13-15.

[15] 亢一博,杨海军. 定量研究地球轨道参数和温室气体浓度变化对中全新世气候的影响[J]. 北京大学学报(自然科学版),2024,60(4):607-614.
Kang Yibo, Yang Haijun. Quantifying the influence of changes in earth's orbital parameters and greenhouse gases concentrations on mid-Holocene climate [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2024, 60(4): 607-614.

[16] 钱 诚,严中伟,曹丽娟,等. 基于 1873 年以来器测气温的二十四节气气候变化[J]. 气候与环境研究,2018,23(6):670-682.
Qian Cheng, Yan Zhongwei, Cao Lijuan, et al. Climatic changes in the twenty-four solar terms based on temperature observations back to 1873 [J]. Climatic and Environmental Research, 2018, 23(6): 670-682.

[17] 傅千吉. 藏汉天文历算中二十四节气的算法及其应用[J]. 西北民族大学学报(自然科学版),2011,32(4):79-83.
Fu Qianji. Algorithm and application of twenty-four solar terms in Tibetan-Chinese astronomical calendar calculation [J]. Journal of Northwest Minzu University (Natural Science), 2011, 32(4): 79-83.

[18] 李耀康,谌 颉. 基于贝叶斯推断的层次化时间序列预测[J]. 信息记录材料,2024,25(10):109-111.
Li Yaokang, Chen Gang. Hierarchical time series prediction based on Bayesian inference [J]. Information Recording Materials, 2024, 25(10): 109-111.

[19] 朱友元. 智能化与数字化长输管道的探究[J]. 中国石油和化工标准与质量,2025,45(22):102-104.
Zhu Youyuan. Research on intelligent and digital long-distance pipeline [J]. China Petroleum and Chemical Standard and Quality, 2025, 45(22): 102-104.

[20] Nieto-Londoño C, Bustamante-Chaverra C A, Buendía-García J A, et al. Thermohydraulic modeling in transient state for evaluation of pipeline shutdown and restart procedures [J]. CT & F-Science, Technology and Future, 2019, 9(2): 53-60.

[21] 王 凯,李清平,宫 敬,等. 浅埋管道总传热系数的计算[J]. 油气田地面工程,2011,30(12):16-18.
Wang Kai, Li Qingping, Gong Jing, et al. Calculation of total heat transfer coefficient of shallow buried pipeline [J]. Oil-Gas Field Surface Engineering, 2011, 30(12): 16-18.

[22] 杨筱衡. 输油管道设计与管理[M]. 2 版. 东营:石油大学出版社,2006:205-209.
Yang Xiaoheng. Design and management of oil pipeline [M]. 2nd ed. Dongying: China University of Petroleum Press, 2006: 205-209.

[23] 唐丽英. 试论二十四(节)气与太阳黄经值的对应关系[J]. 阴山学刊,1998,12(1):51-52.
Tang Liying. On the corresponding relationship between twenty-four(festival) qi and the value of solar meridian [J]. Yinshan Academic Journal(Natural Science Edition), 1998, 12(1): 51-52.