doi:10.3969/j.issn.1001-4837.2026.01.009

检验与维护

基于LVMD的回顾性原型网络及其在油气管道泄漏检测中的应用

路敬祎[1,2,3],吴　阳[2,4],陈　波[2,4],韦启航[2],梁棋皓[4],王　鹏[4]

(1.东北石油大学 三亚海洋油气研究院,海南三亚 572024;2.东北石油大学 人工智能能源研究院,黑龙江大庆 163318;3.黑龙江省网络化与智能控制重点实验室,黑龙江大庆 163318;4.东北石油大学 电气信息工程学院,黑龙江大庆 163318)

摘　要:针对在油气管道泄漏检测时,小样本条件下模型泛化能力不足、泄漏检测精度不高的问题,提出一种基于可学习变分模态分解的回顾性原型网络框架,并将其应用于油气管道泄漏检测中。通过可学习卷积核与自适应参数,实现模态分解的端到端优化和动态权重分配;引入双层Inception多尺度卷积分支捕获多维度信号,来提取更精确特征信息;将回顾性原型分类引入历史原型缓冲区,融合当前与历史原型网络以抑制振荡,提升识别精度;设计交叉熵与原型分离损失的联合优化目标函数,增强训练的稳定性与效率。试验表明,提出的VRPN网络框架在有限样本及跨工况场景下表现优异,平均准确率达98.50%,较ProtoNet提升0.67%。研究可为油气管道泄漏检测提供新的有效解决方案。

关键词:管道泄漏检测;回顾性原型网络;可学习变分模态分解;小样本

中图分类号:TH49;TH172;TE973.6　　**文献标志码:**B

Retrospective prototype network based on LVMD and its application in oil and gas pipeline leakage detection

LU Jingyi[1,2,3],WU Yang[2,4],CHEN Bo[2,4],WEI Qihang[2],LIANG Qihao[4],WANG Peng[4]

(1.Sanya Offshore Oil & Gas Research Institute,Northeast Petroleum University,Sanya 572024,China;2.Artificial Intelligence Energy Research Institute,Northeast Petroleum University,Daqing 163318,China;3.Key Laboratory of Networking and Intellectual Control System in Heilongjiang Province,Daqing 163318,China;4.School of Electrical & Information Engineering,Northeast Petroleum University,Daqing 163318,China)

Abstract: To address the issues of insufficient generalization ability and low leakage detection accuracy of models under small sample conditions for oil and gas pipelines,a retrospective prototype network(VRPN) based on learnable variational mode decomposition was proposed and applied to the leakage detection of oil and gas pipelines.The end-to-end optimization of mode decomposition and dynamic weight allocation were achieved by using learnable convolution kernels and adaptive parameters.Introducing a double-layer Inception multi-scale convolutional branch to capture multi-dimensional signals and extract more precise feature information.Introducing retrospective prototype classification into the historical prototype buffer,the integration of current and historical prototype network to suppress vibration,improve the identification accuracy.A joint optimization objective function of cross-entropy loss and prototype separation loss was designed to enhance training stability and efficiency.Experiments show that the proposed VRPN network framework performs excellently under limited sample and cross condition scenarios,achieving an average accuracy of 98.50%,which is 0.67% higher than that of ProtoNet.The research can provide a new effective solution for oil and gas pipeline leakage detection.

Key words:pipeline leakage detection;retrospective prototype network;learnable variational mode decomposition;small sample

收稿日期:2025-08-27　**修回日期:**2025-12-06

基金项目:国家自然科学基金项目(62473096);海南省自然科学基金项目(623MS071)

0 引言

作为全球能源供应链核心枢纽，油气管道凭借高效、低耗、规模化优势，成为跨区域油气调配主导载体，管网覆盖与运输量持续增长。但管道多途经复杂地质与偏远区域，受腐蚀、第三方破坏、地质灾害等影响，泄漏风险居高不下。泄漏不仅造成巨额能源损耗与经济损失，还可能引发火灾、爆炸等恶性事故，严重威胁生态环境与公众安全。实际应用中，管道工况复杂且泄漏事件突发低概率，导致高质量样本稀缺，传统检测方法工况适应性与小样本泛化能力不足，难以满足高精度、强鲁棒需求，亟需新型泄漏检测技术。

油气管道泄漏检测是保证生命财产和环境安全的重要举措，自1960年以来，该领域理论体系逐步完善。SIEBERT等[1]在1960年提出了一种通过分析管道流入与流出量，以及压力信号之间的相互关联，进行泄漏检测并实现泄漏识别。BILLMANN等[2]在1980年提出了一种基于非线性模型的自适应观测器泄漏检测方法。KIM[3]在2006年提出一种加压管道数据采集系统的基础理论框架，为加压管道泄漏检测的数据精准获取提供了理论支撑。FERRANTE等[4]在2007年通过采用小波分析方法，对管道内部压力信号进行奇异性分析，进而以信号处理为切入点进行管道泄漏检测研究。AHADI等[5]在2010年进行AE信号监测，通过短时傅里叶变换进一步捕获泄漏特征，验证了调谐小波的有效性。URBÁNEK等[6]在2012年提出一种基于小波滤波的管道泄漏检测方法，有效的解决了信号回声被噪声影响的问题。自2013年以来，管道泄漏检测研究逐步向智能化算法方向开展。同年，BRUNONE等[7]提出了一种逆瞬态分析（ITA）技术。BELOV等[8-9]在2014年正式将神经网络应用于管道小泄漏检测和泄漏量预测中。2015~2016年，ABDULLA等[10]和ZADKARAMI等[11]分别提出多模型决策系统和多层感知器分类器算法，进一步提升了检测精度。在此之后，管道泄漏检测技术向“信号处理+深度学习”融合及多模态数据扩展，KUMAR等[12]在2020年提出一种小波与神经网络模块化结构；同期，BOHORQUEZ等[13]将流体瞬态压力波与神经网络进行结合，2种方法均提升了泄漏检测的智能化水平与检测精度。

近些年来，PÉREZ-PÉREZ等[14]提出结合人工神经网络的管道泄漏诊断方法。NIE等[15]开发了一维卷积长短期记忆神经网络检测模型。杨志军等[16]开展拱顶储罐罐顶缺陷漏磁检测技术研究，通过针对性技术创新，为泄漏及缺陷检测提供精细化解决方案。TAN等[17]设计基于多尺度卷积神经网络的检测模型。王冬梅等[18]提出融合变分模态分解（VMD）与广义三次互相关的管道泄漏定位算法。SHANG等[19]提出基于多模态时序对比生成网络的数据增强算法，通过处理一维信号，为泄漏检测提供精细化解决方案。尽管如此，油气管道泄漏检测仍面临数据稀缺和工况变化等核心问题。由于传统的深度学习方法在训练过程中需要大量的高质量数据[20]，但是在实际工业生产过程中，收集每种泄漏状态数据样本的成本较高，同时数据的质量难以保证，从而导致模型性能受限[21]。针对上述问题，迁移学习[22]、ResNet34[23]和few-shot学习[24]模型被广泛应用在生产实践中，但该方法在跨工况任务中的泛化能力较差。

结合实际生产需求，研究人员不断探究适配实际的少样本泄漏检测方法。元学习方法凭借其出色的小样本学习能力被不断开发。基于度量的元学习方法通过挖掘高层抽象知识，利用距离函数评估样本相似性，可快速适应小样本目标域的新任务[25]，其中原型网络（ProtoNet）是典型代表。但ProtoNet难以准确刻画不同泄漏类别的复杂分布。近年来，多项研究从优化原型与距离函数2个方面进行改进。在优化原型方面，ZHANG等[26]通过使用相似度加权校准进行原型定位，有效减少离群样本影响；HUANG等[27]提出一种基于局部描述的多原型表示类别；ZHANG等[28]通过引入动量算法更新原型，有效缓解了特征分布差异的不良影响。在距离函数方面，LUO等[29]通过引入弹性因子修正欧几里得距离，从而实现灵活分类；WANG等[30]设计了一种相关加权曼哈顿距离，纠正干扰值的影响。这些改进为解决管道泄漏检测中的小样本问题提供了重要思路。

综上所述，现有管道泄漏样本数据有限，小样本条件下模型泛化能力不足。针对该问题，本文提出一种可学习变模态分解的回顾性原型网络（retrospective prototype network based on learnable variational mode decomposition），并将其成功应用于油气管道泄漏检测中，取得了较高的检测精度。

1 可学习VMD模块

传统变分模态分解（VMD）通过交替优化模态集合$\{u_k\}_{k=1}^{K}$和中心频率$\{\omega_k\}_{k=1}^{K}$，求解带约束的变分问题，其核心是最小化频率域窄带约束与信号重构误差。如表1所示，本文提出的LVMD模块突破传统迭代范式，将模态分解过程建模为参数化变分网络，通过可学习卷积核与自适应参数，实现模态分解的端到端优化。

表1 LVMD与传统VMD对比

Tab.1 Comparison of LVMD and traditional VMD

对比维度	传统VMD	LVMD
参数本体	模态中心、带宽、频率等	卷积核权重
初始化方式	人工设定或启发式估算	随机初始化
优化机制	交替优化、迭代分解	端到端反向传播优化
归属结构	傅里叶变换基础的信号处理	深度神经网络结构
目标函数	模态分解损失、重构误差最小	联合损失函数

设输入为管道振动信号$f(t)\in R^{1\times L}$（L为信号长度），LVMD模块核心由候选模态生成器与自适应筛选机制组成。模态生成器通过K个1D卷积核$\{\theta_k\}_{k=1}^{K}$提取候选模态，每个卷积核对应一个候选模态特征提取器。

$$\zeta_k[f(t)]=Conv[\theta_k,f(t)] \tag{1}$$

式中，θ_k为可学习参数，初始化为随机高斯分布。

自适应筛选机制通过反向传播优化，结合3类可学习参数$\{\alpha_k,g_k,\omega_k\}$实现动态筛选组成。

对候选模态的幅值进行缩放，增强有效模态：

$$\hat{u}_k(t)=\alpha_k\cdot\zeta_k[f(t)] \tag{2}$$

式中，α_k为幅值权重，$\alpha_k\in R$，通过反向传播优化。

引入门控参数控制模态是否激活，经Sigmoid函数归一化到[0, 1]，模拟传统VMD的窄带约束：

$$g_k'=\sigma(g_k) \tag{3}$$

$$\tilde{u}_k(t)=g_k'\cdot\hat{u}_k(t) \tag{4}$$

式中，g_k为门控参数$g_k\in R$；$\sigma(\cdot)$表示Sigmoid函数。

衡量模态对分类任务的贡献度，同样经Sigmoid归一化后调整模态权重：

$$\omega_k'=\sigma(\omega_k) \tag{5}$$

$$u_k(t)=\omega_k'\cdot\tilde{u}_k(t) \tag{6}$$

式中，ω_k为重要性权重，$\omega_k\in R$。

继承传统VMD的频率域窄带约束和信号重构约束，构建可学习的变分目标：

$$\min(\theta_k,\alpha_k,g_k,\omega_k,\lambda)=\alpha\zeta_1+\zeta_2+\left\langle\lambda_t,\sum_k u_k(t)-f(t)\right\rangle \tag{7}$$

定义联合阈值τ作为有效模态判据，仅当门控与重要性的联合输出超过阈值，该模态k被纳入有效模态的索引集合Ψ。

$$g_k'=\sigma(g_k)\cdot\sigma(\omega_k)>\tau\Rightarrow k\in\Psi \tag{8}$$

最终融合信号为：

$$\hat{f}(t)=\sum\nolimits_{k\in\Psi}u_k(t) \tag{9}$$

2 特征提取模块

针对不同工况条件下油气管道泄漏检测任务，数据特征提取模块用于从管道振动信号中挖掘泄漏相关的故障特征。所设计的特征提取模块如图1所示。

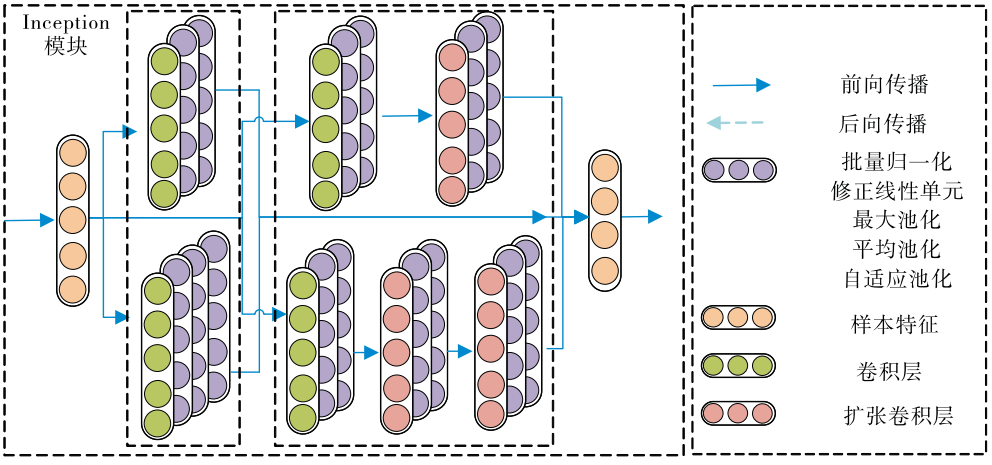


图1 特征提取模块结构

Fig.1 Structure of feature extraction module

假设输入信号经过LVMD模块去噪后得到信号X，即信号经过K个卷积滤波器后产生了多个不同的模式，其输出的维度表示为：

$$X=(K,C_{\text{in}},L) \tag{10}$$

式中，C_{in}为输入信号的通道数；L为信号的长度。

经过LVMD模块去噪后的信号，输入到双层Inception架构中进行处理，在Inception模块的每一层，信号将通过4个不同分支进行卷积和池化操作，进而输出为一个新的特征图。

对于每个卷积分支，其表达式为：

$$Y_i=Conv_i(X), i\in\{1,3,5\} \tag{11}$$

式中，$Conv_i()$表示不同大小卷积核的卷积操作。

同时，池化分支可以表示为：

$$Y_p=Adaptivepool(X) \tag{12}$$

通过采用自适应平均池化层，进行全局特征整合，将特征序列转化为固定维度的高维特征向量，进而得到高维泄漏特征：

$$Y=[Y_1,Y_2,Y_3,Y_P] \tag{13}$$

最终输出的Y将作为输入，传递到下一个网络层进行进一步处理。这种全局池化策略确保提取的特征既捕获局部泄漏事件，又整合全局管道状态信息，使其对不同管道段长度和采样率的变化具有鲁棒性。

通过上述数据预处理模块，可以有效地从复杂管道环境下采集的振动信号中提取泄漏相关特征。其中，LVMD模块确保了管道信号处理过程中端对端的反向传播优化，双层Inception架构对数据进行全面的多尺度特征处理，增强模块对不同长度信号的泛化能力，为准确检测管道泄漏提供基础。

3 基于LVMD的回顾性原型网络

为了更好地处理油气管道泄漏信号检测中数据稀缺和工况变化的问题，文中提出一种基于LVMD模块、双层Inception特征提取和回顾性原型分类的管道泄漏信号检测框架VRPN。该网络架构如图2所示。

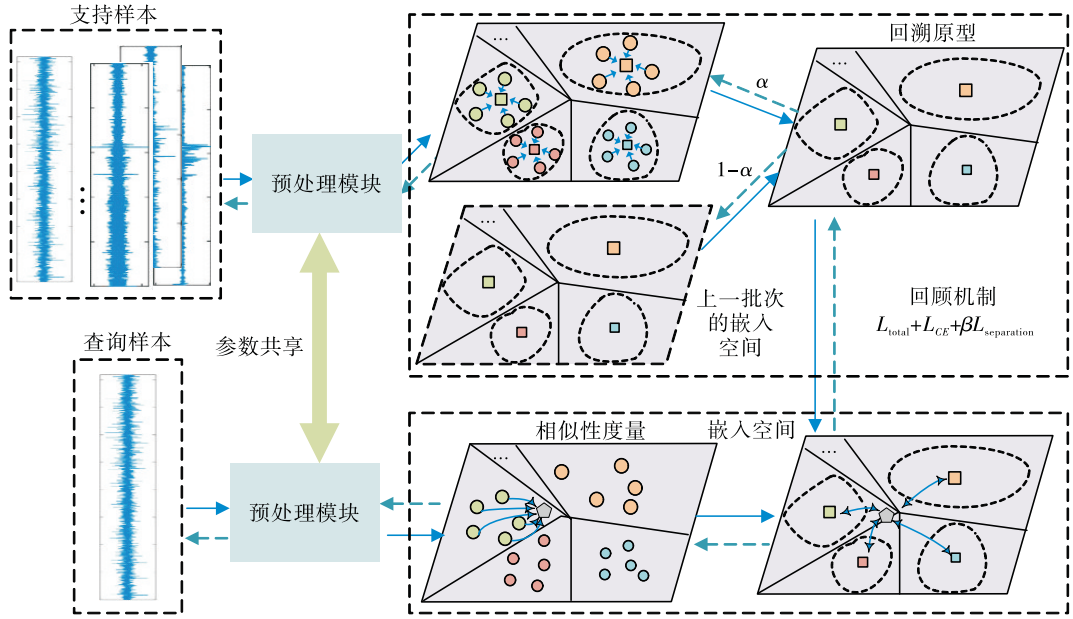


图2 VRPN结构示意

Fig.2 Diagram of VRPN structure

本方法将可学习变分模态分解与回顾性原型网络相结合，通过自适应信号增强、特征提取，以及历史原型记忆机制，有效提高油气管道泄漏信号的检测精度和稳定性。

3.1 回顾性原型融合

针对传统原型网络中存在的原型振荡问题，引入历史原型记忆机制对类别原型的表示进行优化，进而可以更加准确地反映泄漏信号的分布特征。相较于传统原型网络直接使用当前原型进行分类不同，VRPN引入一个历史原型缓冲区，使用该缓冲区对多个训练周期中的类别原型进行存储，由此进一步减小原型在不同批次之间的波动，使得原型的更新更加稳定。

假设包含多种泄漏信号和正常信号的数据集合为W，在历史原型缓冲区，针对每个类别使用不同轮次的原型对信号进行存储，表达式如下：

$$W=\left\{P_n^{(t-1)},P_n^{(t-2)},\ldots,P_n^{(t-M)}\right\} \tag{14}$$

$$P_n^t=\frac{1}{N_n}\sum_{x\in D_n}\phi(x) \tag{15}$$

式中，P_n^t表示类别n在第t个轮次计算得到的原型；M为历史原型的存储窗口大小；D_n为类别n的样本集；$\phi(x)$为样本特征。

回顾性原型RP_n^t通过历史原型的加权平均计算得到，表达式如下：

$$RP_n^t=\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}P_n^{(t-m)} \tag{16}$$

式中，RP_n^t表示类别n在第t个轮次的回顾性原型。

回顾性原型能够充分考虑历史训练信息，进而优化每个类别的类原型表示，可有效避免仅依赖当前轮次原型，导致的过拟合或波动现象。

3.2 相似性度量

VRPN通过学习一个判别性的特征嵌入空间，使相同类样本在特征空间中进行聚集，进而实现不同类样本相互分离。基于欧氏距离计算相似性度量，通过回顾性机制进行增强L来获得更好的分类决策。

分别计算当前原型P_n^t和回顾性原型RP_n^t与待分类样本x的欧式距离：

$$d_{\text{current}}(x,P_n^t)=\left\|x-P_n^t\right\|_2 \tag{17}$$

$$d_{\text{retrospective}}(x,RP_n^t)=\left\|x-RP_n^t\right\|_2 \tag{18}$$

最终的距离得分采用加权形式：

$$d_{\text{fusion}}(x,n)=\alpha\cdot d_{\text{current}}(x,P_n^t)+(1-\alpha)\cdot d_{\text{retrospective}}(x,RP_n^t) \tag{19}$$

式中，α为当前原型与历史原型的融合权重。

3.3 损失函数

VRPN回顾机制的核心在于引入回顾性记忆机制。通过不断更新固定大小的原型记忆缓冲区，存储历史训练过程中的原型状态。在每次进行前向传播时，使用当前原型与历史原型记忆进行加权融合。

VRPN对输入样本x预测为类别y的概率为：

$$p(y/x)=\frac{\exp\left[-d_{\text{fusion}}(x,y)\right]}{\sum_{i=1}^{C}\exp\left[-d_{\text{fusion}}(x,n)\right]} \tag{20}$$

由此得到交叉熵损失函数：

$$L_{CE}=-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\log\left[p(y_i/x_i)\right] \tag{21}$$

式中，N为样本总数；y_i为第i个样本的真实类别。

为了避免原型过于接近，需要进一步增加类别原型之间的差异，在VRPN中定义回顾性一致性损失函数L_{retro}：

$$L_{\text{retro}}=\frac{1}{C}\sum_{i=1}^{C}\left\|P_n^t-PP_n^t\right\|_2^2 \tag{22}$$

式中，C为所有样本的总数；$\|\ \|_2^2$为欧氏距离的平方，用于衡量当前原型与历史原型的差异。

网络的总体训练损失L_{total}由交叉熵损失与回顾性一致性损失（retrospective consistency loss）加权组成，表达式为：

$$L_{\text{total}}=L_{CE}+\lambda_{\text{retro}}L_{\text{retro}}+L_{\{\alpha_k,g_k,\omega_k\}} \tag{23}$$

式中，λ_{retro}为回顾性一致性损失的加权系数；$L_{\{\alpha_k,g_k,\omega_k\}}$表示对VMD模块的幅值权重、窄带约束，以及重要性权重进行稀疏性约束。

3.4 训练与分类过程

在训练过程中，所有关键参数通过反向传播和Adam优化器进行优化。每个参数的更新规则如下：

$$\begin{cases}\theta_k=\theta_k-\eta\cdot\nabla_{\theta_k}L_{\text{total}}\\ \alpha_k=\alpha_k-\eta\cdot\nabla_{\alpha_k}L_{\text{total}}\\ g_k=g_k-\eta\cdot\nabla_{g_k}L_{\text{total}}\\ \omega_k=\omega_k-\eta\cdot\nabla_{\omega_k}L_{\text{total}}\\ \alpha=\alpha-\eta\cdot\nabla_{\alpha}L_{\text{total}}\\ P_n^t=P_n^t-\eta\cdot\nabla_{P_n^t}L_{\text{total}}\end{cases} \tag{24}$$

分类过程中，VPRN计算输入特征与每个类别融合原型之间的距离，得到类别判定：

$$\hat{y}=\arg\min_{n\in\{1,2,\ldots,C\}}d_{\text{fusion}}(x,n) \tag{25}$$

式中，$\hat{y}$为预测类别；d_{fusion}为输入样本x与类别n融合原型的加权欧式距离。

整个VRPN框架采用端到端的训练策略，通过设计结合交叉熵损失、中心损失的回顾性更新机制，对原始信号进行特征提取、原型学习，以及更新计算。通过联合策略，有效确保各模块间的协同高效工作，实现对油气管道泄漏信号的精准识别。

4 试验分析

4.1 数据集

油气管道泄漏检测技术平台如图3所示。该平台主要由硬件与软件2部分组成：硬件包括HD-Ⅱ型管道、空气压缩机、储气罐、控制台、泄漏阀，以及声波传感器等，声波传感器采用8103水听器，可检测到0.1 Hz~180 kHz范围内的弱泄漏信号；软件基于LabView进行开发，协同完成对数据的监测采集操作。管道参数如表2所示。



(a)管道系统



(b)控制台

图3 管道试验平台

Fig.3 Pipeline test platform

表2 管道参数

Tab.2 Parameters of pipeline

管道规格	实际参数
总长/m	169
管径/mm	DN50
管壁/mm	4
压力承受范围/MPa	<2
工作气体流量/($m^3 \cdot h^{-1}$)	60

试验中设置采样频率为20 kHz，每类数据各采样500组，每组数据的长度为32 704。试验数据包括6种类型：正常工况信号和泄漏孔径分别为0.4，1，2，4，10 mm时采集的泄漏信号。其中，泄漏信号中的孔径参数（如1，2 mm等）为被测管道/设备上的泄漏孔直径，体现不同泄漏严重程度。所有类别样本按7∶2∶1随机划分为训练集、验证集和测试集，确保每一种工况均有数据分配到各子集。每类数据在内部随机打散，未专门设计跨工况任务，即测试集不单独由某一工况组成。当前试验未显式引入额外噪声数据，采用原始采集信号直接进行训练与评估。

4.2 对比试验

为了充分验证VRPN模型的性能，将其与包括一维卷积神经网络（1D-CNN）、原型网络（ProtoNet）、一维残差网络（1D-ResNet）、一维集成模型（1D-Ensemble），以及支持向量机（SVM）等管道泄漏检测方法进行比较。

为确保试验对比的公平性与有效性，所有对比模型均采用完全一致的数据集划分策略、特征输入形式和训练/验证流程。各模型的核心网络结构与关键超参数（如学习率、批次大小、训练轮数等），均参考主流方法并结合试验数据集特性进行针对性调优后确定，全程保障所有模型的对比基准统一。具体而言，1D-CNN与1D-ResNet等深度模型的输入格式、数据标准化方式完全统一，训练过程中所采用的优化器（如Adam）、初始学习率及正则化策略等关键配置保持一致；ProtoNet模型基于经典Few-Shot学习框架，其原型数量、嵌入维度等核心参数，与其他深度模型保持一致或经同等优先级调优确定；SVM与1D-Ensemble等传统方法的训练与测试数据集划分完全一致，且采用与深度模型相同的特征输入；本文VRPN模型除核心创新模块外，其余训练配置与基线模型完全一致，以最大程度消除无关变量对试验结果的干扰，确保对比结果的客观性与可信度。

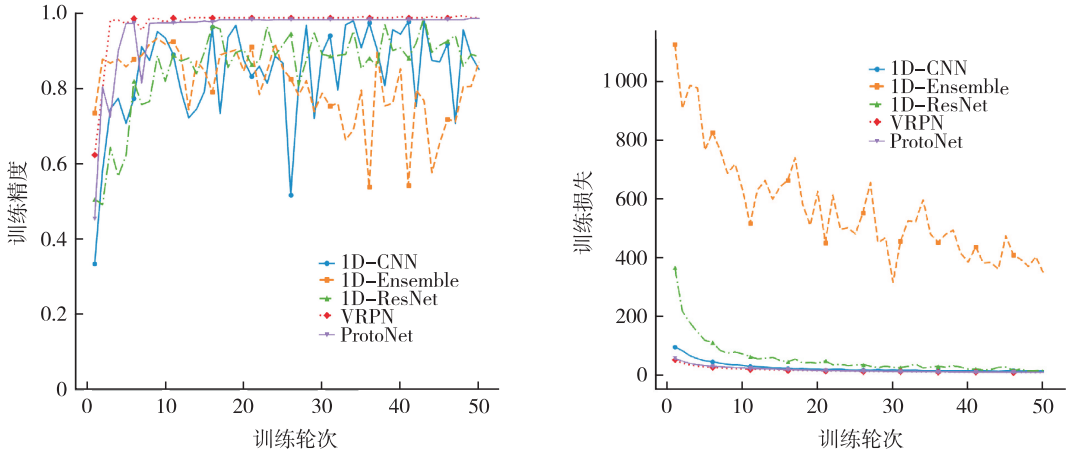
4.2.1 训练过程分析

通过对比不同深度学习模型在训练过程中的精度表现，进一步验证本文提出的VRPN模型的性能。各模型随迭代轮次的精度变化和损失变化如图4所示。可以看出，VRPN在训练全程展现出最优的精度稳定性，精度曲线波动最小且持续处于高位；ProtoNet虽初期收敛较快，但训练后期精度波动显著，暴露出其在复杂管道场景下泛化能力的局限性；1D-ResNet精度稳定性尚可，但整体准确率明显低于VRPN；1D-CNN与1D-Ensemble的精度和损失曲线均振荡剧烈，训练稳定性不足。从损失维度分析，VRPN的训练损失最低且收敛后无明显波动，其余模型存在损失值偏高、波动极大、存在过拟合风险。综上所述，VRPN在收敛稳定性、精度表现与损失控制上均体现出明显的综合优势。

4.2.2 性能比较分析

各模型在测试集上的混淆矩阵如图5所示，类别标签涵盖0.4~10 mm孔径的正常及泄漏状态下信号。可以看出，VRPN在不同缺陷识别中均表现卓越。ProtoNet整体性能稳定，仅1，4，10 mm孔径缺陷的识别中存在偏差，整体性能仅次于VRPN。1D-ResNet，1D-CNN和1D-Ensemble等

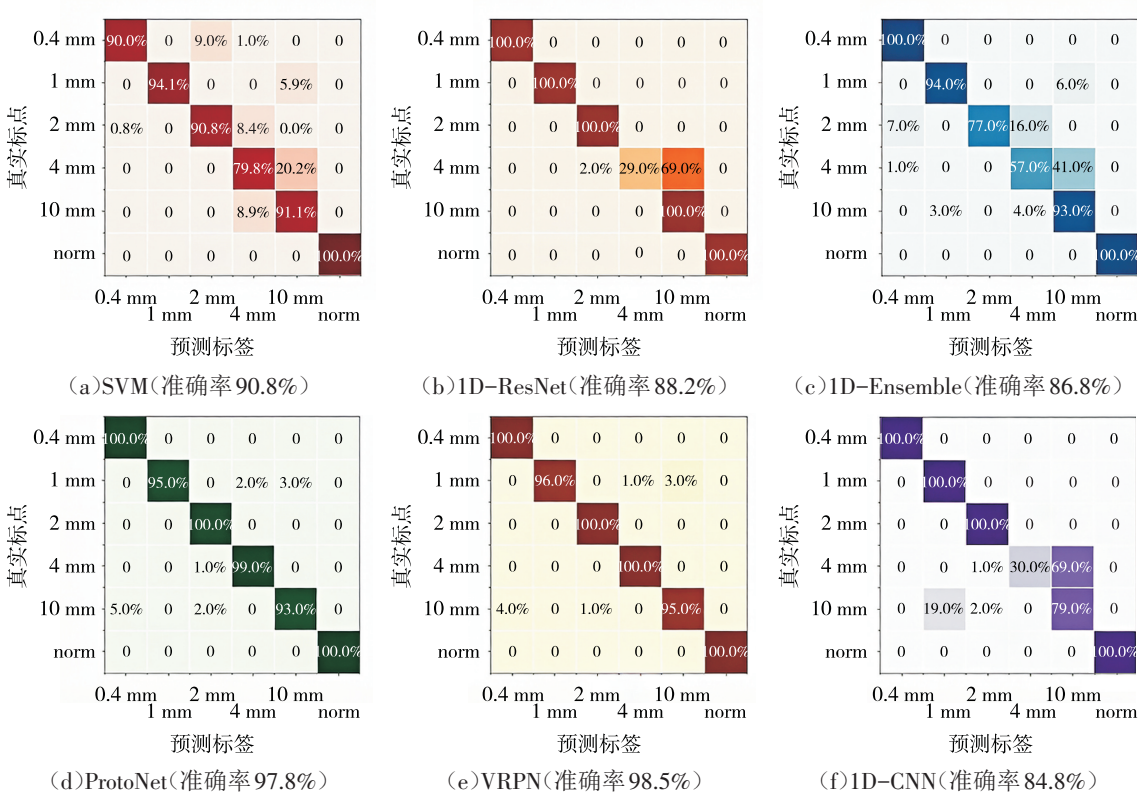
模型存在大量的类间混淆，针对1 mm和10 mm缺陷识别类间混淆较强，整体性能表现出不均衡性，说明针对一维信号识别的深度学习系列模型，在复杂缺陷模式下特征提取能力存在局限。SVM作为传统的机器学习方法，因线性分类器特性，在高维特征空间多类别交叉误分类问题突出。相比之下，VRPN在0.4，2，4 mm以及正常类识别中，对角线准确率均超达100%，仅对1 mm和10 mm缺陷的识别有微小偏差，不同类间混淆微弱，展现出优异的细粒度分类能力与全范围鲁棒性。



（a）精度变化　　（b）损失变化

图4　模型的训练精度变化和损失变化

Fig.4　The changes in training accuracy and loss of the model



（a）SVM（准确率90.8%）　（b）1D-ResNet（准确率88.2%）　（c）1D-Ensemble（准确率86.8%）

（d）ProtoNet（准确率97.8%）　（e）VRPN（准确率98.5%）　（f）1D-CNN（准确率84.8%）

图5　模型性能混淆矩阵对比

Fig.5　Comparison of models performance confusion matrix

为了更清晰地展现试验结果，对不同模型的多组试验结果进行统计，模型精度分布如图6所示。可以看出，VRPN表现最为突出，其准确率分布高度集中在95%~98%区间，均值线和中位数线分别位于98%和99%的高位，表明该模型不仅具有最高的平均准确率，而且性能极其稳定。其次

是ProtoNet，平均性能略低于VRPN，但依然表现优异。相比之下，1D-CNN模型表现出最大的性能波动性，其准确率分布范围从35%延伸至接近100%，均值和中位数分别约为80%和85%，小提琴形状反映了该模型训练过程的不稳定性。1D-Ensemble模型和1D-ResNet模型的性能介于中间水平，准确率分别集中在75%~95%和48%~95%，都存在不同程度的性能波动。

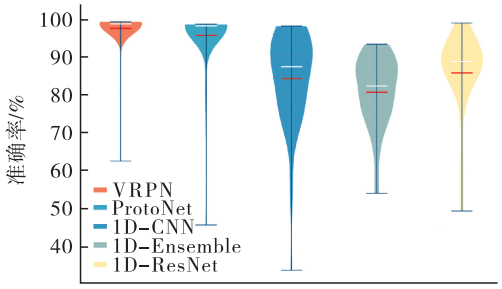


图6 模型精度分布比较

Fig.6 Comparison of model accuracy distribution

整体而言，图6有效验证了VRPN模型在准确率和稳定性方面的显著优势，为油气管道泄漏检测系统的实际应用提供可靠的模型选择依据。

4.2.3 定量性能对比

为全面评估模型在复杂场景下的泛化能力，选取6种分类任务（T1~T6）作为测试基准，从准确率维度定量对比SVM，1D-CNN，1D-ResNet，1D-Ensemble，ProtoNet和本文提出的VRPN模型，结果如表3所示。

从整体性能看，VRPN以98.50%的平均准确率最高，较次优的ProtoNet提升0.67%，较传统机器学习方法SVM提升7.53%。其他模型普遍存在性能波动问题，1D-CNN和1D-ResNet在T4任务上性能骤降，1D-Ensemble在T3和T4任务上表现不佳，而VRPN在所有任务中均保持稳定高效，尤其在高难度任务中表现出更强的适应性，充分验证其架构设计的合理性与鲁棒性，为相关领域的分类问题提供了更可靠的解决方案。

表3 多指标性能量化结果

Tab.3 Multi-index performance quantitative results %

模型	T1	T2	T3	T4	T5	T6	平均准确率
SVM	90	94.12	90.76	79.81	91.11	100	90.97
1D-CNN	100	100	100	30	79	100	84.83
1D-ResNet	100	100	100	29	100	100	88.17
1D-Ensemble	100	94	77	57	93	100	86.83
ProtoNet	100	95	100	99	93	100	97.83
VRPN	100	96	100	100	95	100	98.50

为进一步验证VRPN在真实场景与公开数据集上的泛化能力，在GPLA-12公开声学信号数据集上进行拓展试验。通过人工制造泄漏真实声学信号，分别统计0.2，0.4，0.5 MPa、多压力平均，以及含噪声环境集上的准确率。结果如表4所示，验证了VRPN在真实燃气管道多工况下的泛化能力与工程适用性。

表4 GPLA-12数据集多工况验证

Tab.4 Multi-operating condition validation of the GPLA-12 dataset %

模型	0.2 MPa	0.4 MPa	0.5 MPa	多压力平均	含噪声环境
SVM	79.31	39.22	29.79	49.44	55.26
1D-CNN	72.41	58.82	40.43	57.22	67.11
1D-ResNet	74.14	37.25	23.40	44.93	53.95
1D-Ensemble	75.86	41.18	51.06	56.03	68.42
ProtoNet	63.79	64.71	85.11	71.20	81.58
VRPN	79.31	62.75	72.34	71.47	77.63

4.3 消融研究

文中设计了消融试验，对比VRPN中各个组件的重要性：通过逐步移除核心模块和替换包括不同损失函数组合的关键模块，定量评估每个模块对整体性能的影响，结果如表5所示。

结果表明，VRPN的准确率最高，其中PR模块是性能提升的关键因素，移除该模块后模型的准确率显著下降达到最低。基于多种不同损失函

数的组合策略,模型准确率均能维持在97%以上,说明不同损失函数在优化目标上,兼顾分类边界优化与特征分布一致性,更验证了文中基础网络框架在特征提取与信息融合方面的强鲁棒性和泛化能力,即便损失函数和模块配置存在差异,框架仍能通过高效的特征表征维持优异性能,进一步体现出本文提出的基础网络框架具有较强的优越性和有效性。

表5 VRPN及变体配置的性能对比

Tab.5 Performance comparison of VRPN and variant configuration

模型配置	结果/%	模型稳定性
VRPN	98.50	0.999 474
基准模型	98.00	0.960 697
基于Prototype Loss	98.00	0.998 307
基于Triplet Loss	98.00	0.989 415
基于Center Loss	97.83	0.981 473
无PR	96.67	0.977 834
无VMD	97.17	0.960 000
无Inception	98.33	0.996 060
无Retrospective Loss	98.00	0.997 224

5 结论

针对油气管道泄漏检测中存在的噪声干扰强、特征表征稳定性不足、小样本泛化能力弱,导致泄漏检测精度低的问题,提出的网络框架VRPN在多个泄漏孔径分类任务中,平均诊断准确率达到98.50%,相较于SVM,1D-CNN和1D-ResNet分别提升了7.53%,13.67%和10.33%。基于多种不同损失函数的组合策略,VRPN的稳定性系数最高,且各变体模型准确率均达97%以上,体现出文中所提的基础网络框架具有较强的优越性和有效性。综合试验结果表明,VRPN在管道泄漏检测领域性能较优,该框架在管道缺陷检测领域具有较大的应用潜力。

参考文献:

[1] SIEBERT H, ISERMANN R. Leak detection and localization in pipelines by on-line correlation with a process computer [J]. AT-Automatisierungstechnik, 1977,25:1-12.

[2] BILLMANN L, ISERMANN R. Leak detection methods for pipelines[J]. Automatica, 1987, 23(3): 381-385.

[3] KIM S. Efficient design and operation of a data acquisition system for pressurized pipeline systems [J]. Water Science & Technology, 2006, 53(4/5): 393-401.

[4] FERRANTE M, BRUNONE B, MENICONI S. Wavelets for the analysis of transient pressure signals for leak detection [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2007,133(11):1274-1282.

[5] AHADI M, BAKHTIAR M S. Leak detection in water-filled plastic pipes through the application of tuned wavelet transforms to acoustic emission signals [J].Applied Acoustics,2010,71(7):634-639.

[6] URBÁNEK J, BARSZCZ T, UHL T, et al. Leak detection in gas pipelines using wavelet-based filtering [J]. Structural Health Monitoring, 2012, 11(4): 405-412.

[7] BRUNONE B, MENICONI S. Discussion of "Case studies of leak detection and location in water pipe systems by inverse transient analysis" by Didia Covas and Helena Ramos [J]. Journal of Water Resources Planning and Management,2013,139(1):126-127.

[8] BELOV M,SHTEINGART A,MATROSOVA O,et al. Laser fluorescent method for monitoring leaks from petrol pipes based on the neural network algorithm[J]. Modeling, Identification and Control, 2014, 14(1): 55-69.

[9] SANTOS R B,SOUSA E O,SILVA F,et al.Detection and on-line prediction of leak magnitude in a gas pipeline using an acoustic method and neural network data processing [J]. Brazilian Journal of Chemical Engineering,2014,31(1):145-153.

[10] ABDULLA M B, HERZALLAH R. Probabilistic multiple model neural network based leak detection system: Experimental study [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries,2015,36:30-38.

[11] ZADKARAMI M,SHAHBAZIAN M,SALAHSHOOR K. Pipeline leakage detection and isolation: An integrated approach of statistical and wavelet feature extraction with multi-layer perceptron neural network (MLPNN) [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries,2016,43:479-487.

[12] KUMAR D,TU D Z,ZHU N F,et al.In-line acoustic device inspection of leakage in water distribution pipes based on wavelet and neural network[J].Journal of Sensors,2017(1):1-10.

[13] BOHORQUEZ J, ALEXANDER B, SIMPSON A R, et al. Leak detection and topology identification in pipelines using fluid transients and artificial neural networks[J].Journal of Water Resources Planning and Management,2020,146(6):04020040.

[14] PÉREZ-PÉREZ E J, LÓPEZ-ESTRADA F R, VALENCIA-PALOMO G, et al. Leak diagnosis in pipelines using a combined artificial neural network approach [J]. Control Engineering Practice, 2021, 107:104677.

[15] NIE W, JIANG Z, LIU B X, et al. Pipeline leakage detection method based on 1D convolutional long short-term memory neural network [J]. China Rural Water and Hydropower, 2022(1):147-152.

[16] 杨志军,赵亚忠,蒙昌彭,等.拱顶储罐罐顶缺陷漏磁检测技术研究[J].压力容器,2024,41(4):1-8.
YANG Z J, ZHAO Y Z, MENG C P, et al. Research on magnetic flux leakage detection technology for defects in domed roof storage tanks [J]. Pressure Vessel Technology, 2024, 41(4):1-8.

[17] TAN Z, GUO X L, LI J Z, et al. Research on pipeline leakage detection model based on multi-scale convolutional neural network [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2023, 54(2):220-231.

[18] 王冬梅,童影力,何壮,等.基于VMD的广义三次互相关管道泄漏定位检测[J].压力容器,2024,41(2):72-80.
WANG D M, TONG Y L, HE Z, et al. Generalized third cross-correlation pipeline leakage location detection based on VMD [J]. Pressure Vessel Technology, 2024, 41(2):72-80.

[19] SHANG R, DONG H L, WANG C, et al. Data augmentation algorithm based on multimodal temporal contrastive generative network [J]. Control Theory & Applications, 2024, 40:1-9

[20] MU M Z, JIANG H K, JIANG W X, et al. An enhanced meta-learning network with sensitivity penalty for cross-domain few-shot fault diagnosis [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(9):095106.

[21] TANG S N, MA J T, YAN Z Q, et al. Deep transfer learning strategy in intelligent fault diagnosis of rotating machinery [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 134:108678.

[22] WANG Z J, CUI J, CAI W N, et al. Partial transfer learning of multidiscriminator deep weighted adversarial network in cross-machine fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71:1-10.

[23] 凌晓,程凌宇,郭凯,等.基于ResNet模型的聚乙烯燃气管道接头缺陷识别算法[J].压力容器,2023,40(7):73-80.
LING X, CHENG L Y, GUO K, et al. Defect recognition algorithm of polyethylene gas pipeline joint based on ResNet model [J]. Pressure Vessel Technology, 2023, 40(7):73-80.

[24] WANG G, LIU D D, CUI L L. Auto-embedding transformer for interpretable few-shot fault diagnosis of rolling bearings [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2024, 73(2):1270-1279.

[25] VETTORUZZO A, BOUGUELIA M R, VANSCHOREN J, et al. Advances and challenges in meta-learning: A technical review [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46(7):4763-4779.

[26] ZHANG X, HUANG W G, DING C C, et al. Cross-supervised multisource prototypical network: A novel domain adaptation method for multi-source few-shot fault diagnosis [J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 61:102538.

[27] HUANG H W, WU Z K, LI W B, et al. Local descriptor-based multi-prototype network for few-shot learning[J]. Pattern Recognition, 2021, 116:107935.

[28] ZHANG X L, SU Z Q, HU X L, et al. Semisupervised momentum prototype network for gearbox fault diagnosis under limited labeled samples [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(9):6203-6213.

[29] LUO J J, SHAO H D, LIN J, et al. Meta-learning with elastic prototypical network for fault transfer diagnosis of bearings under unstable speeds [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 245:110001.

[30] WANG C D, YANG J L, ZHANG B Q. A fault diagnosis method using improved prototypical network and weighting similarity-Manhattan distance with insufficient noisy data [J]. Measurement, 2024, 226:114171.

作者简介:路敬祎(1977),男,教授,主要从事油气管网检测、信号处理、工业故障诊断及人工智能等领域的相关研究工作,通信地址:163318 黑龙江省大庆市东北石油大学电气信息工程学院,E-mail:ljywdm@126.com。

通信作者:吴阳(1999),男,主要从事长输油管道泄漏技术研究工作,通信地址:163318 黑龙江省大庆市东北石油大学电气信息工程学院,E-mail:18975080486@163.com。

本文引用格式:
路敬祎,吴阳,陈波,等.基于LVMD的回顾性原型网络及其在油气管道泄漏检测中的应用[J].压力容器,2026,43(1):77-86.
LU Jingyi, WU Yang, CHEN Bo, et al. Retrospective prototype network based on LVMD and its application in oil and gas pipeline leakage detection[J]. Pressure Vessel Technology, 2026, 43(1):77-86.