DOI:10.14188/j.1671-8844.2026.0003 文章编号:1671-8844(XXXX)XX-0001-16

土石坝渗流安全监测数据特征提取方法研究

罗诗怡[1],谷艳昌[1,2,3*],黄之源[1],吴云星[1,2],周稳忠[1]

(1. 南京水利科学研究院,江苏 南京 210029; 2. 水利部大坝安全管理中心,江苏 南京 210029; 3. 水灾害防御全国重点实验室,江苏 南京 210029)

摘要: 针对土石坝渗流监测数据多源、多维及非平稳特性明显的问题,提出一种融合传统物理特征与深度学习特征的渗流监测数据特征提取方法。从时域、频域等角度提取反映渗流过程基本特性的物理与统计特征,并利用自编码器实现多源监测数据的深层特征压缩与融合。基于某土石坝工程算例分析表明:物理特征可直接反映坝体渗流驱动力变化,时频域能够揭示渗流响应滞后及周期变化规律,而深层特征能够综合反映多源监测变量间的非线性关联,对渗流状态变化表现出更高的整体敏感性和信息融合能力。相比传统特征方法,深层特征在渗流趋势表征和状态响应方面具有更强的综合表达能力。研究结果表明,多维特征融合能够有效提升渗流性态表征的完整性与敏感性,为土石坝渗流安全监测及异常识别提供可靠特征基础。

关键词: 土石坝;渗流监测;数据处理;特征提取;高质量

中图分类号: TV641 **文献标志码:** A

Research on Feature Extraction Methods for Seepage Safety Monitoring Data in Earth-Rock Dams

Luo Shiyi[1], Gu Yanchang[1,2,3*], Huang Zhiyuan[1], Wu Yunxing[1,2], Zhou Wenzhong[1]

(1. Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029;
2. Dam Safety Management Center of the Ministry of water Resources, Jiangsu Nanjing 210029;
3. State Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Jiangsu Nanjing 210029)

Abstract: To address the pronounced multi-source, multi-dimensional, and non-stationary characteristics of seepage monitoring data in earth-rock dams, this study proposes a feature extraction method that integrates traditional physical features with deep learning - based features. Physical and statistical features reflecting the fundamental behavior of the seepage process are extracted from time-domain and frequency-domain perspectives, and an autoencoder is employed to achieve deep feature compression and fusion of multi-source monitoring data.An engineering case study of an earth-rock dam demonstrates that physical features can directly characterize variations in seepage driving forces within the dam body; time- and frequency-domain features reveal the lagged response and periodic evolution of the seepage process; and deep features comprehensively

收稿日期: XXXX-XX-XX

作者简介: 罗诗怡(2001-),女,硕士研究生,主要从事水工结构安全监控、防灾减灾相关研究,E-mail:2570300093@qq.com。

通信作者: 谷艳昌,(1980-),男,正高级工程师,博士生导师,主要从事大坝安全监测与评估研究,E-mail:ycgu@nhri.cn。

基金项目: 国家重点研发计划项目(编号:2024YFC3210703);南京水利科学研究院中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金(重点)项目(编号:Y724005);江苏省水利科技项目(编号:2024031);南京水科院基本科研业务费科研创新团队建设项目(编号:Y722003)。

本文引用格式: 罗诗怡,谷艳昌,黄之源,等.土石坝渗流安全监测数据特征提取方法研究[J].武汉大学学报(工学版),XXXX,XX(XX):1-16.

Citation: Luo Shiyi, Gu Yanchang, Huang Zhiyuan, et al.Research on Feature Extraction Methods for Seepage Safety Monitoring Data in Earth-Rock Dams[J].Engineering Journal of Wuhan University,XXXX,XX(XX):1-16.

capture nonlinear correlations among multi-source monitoring variables, exhibiting higher overall sensitivity and information integration capability with respect to seepage state changes. Compared with traditional feature extraction methods, the deep features show stronger comprehensive representation capacity in depicting seepage trends and state responses. The results indicate that multi-dimensional feature fusion effectively enhances the completeness and sensitivity of seepage behavior characterization, providing a reliable feature basis for seepage safety monitoring and anomaly identification in earth-rock dams.

Key words: Earth-rock dams; Dam seepage monitoring; Data processing; Feature extraction; High quality

引 言

土石坝作为水库工程中广泛采用的一种坝型,在水资源调控、防洪减灾等方面发挥着至关重要作用。我国现役水库大坝大多建于20世纪50至70年代,其中90%以上为土石坝[1]。然而,受历史时期筑坝技术、材料性能及长期环境荷载等多重因素影响,许多大坝存在潜在的安全隐患。其中,渗流失控是威胁土石坝安全极为突出的风险源之一,国内外溃坝事故分析表明,渗流病害是引发大坝失事的主要原因。因此,如何基于日益丰富的安全监测数据,进行有效预处理并提取特征,为渗流病害早期识别提供高质量特征信息,对于提升大坝安全管理水平、防范重大工程风险、保障人民生命财产安全具有重大理论价值与现实意义。

当前,土石坝渗流安全监测已形成多源数据采集体系,涵盖库水位、降雨量、温度、渗流压力水位、渗流量等多源监测项目。同时,运行期的大坝是一个不断变化系统,内因和外因共同影响使得大坝监测物理量具有很高的非线性特性[2]。所以,运用常规的线性分析方法难以对大坝安全监测信息进行全面深入解析,需要应用较先进数据分析方法。高质量的渗流监测数据是准确、可靠分析的前提,现实监测数据往往存在噪声干扰、缺失值及量纲不一致等问题,且早期病害信号微弱,传统人工分析方法依赖经验判断,存在特征提取不敏感、识别滞后等局限[3]。如何从海量监测数据中挖掘对渗流病害敏感的特征,成为水利工程安全监测领域的关键科学问题。

在此背景下,本文以土石坝渗流安全监测数据为研究对象,重点围绕渗流监测数据特征如何构建与应用这一问题展开研究。通过对多源监测数据进行特征整理、提取与分析,构建多维度渗流特征体系,并结合工程算例对其应用效果进行验证。

1 渗流监测数据预处理技术

1.1 预处理现状简述

渗流监测是土石坝安全评估的基础,其数据质量直接影响病害识别精度。早期以人工监测为主,数据预处理多数采用线性插值和滑动平均去噪等传统方法。随着技术发展,自动化监测和智能处理技术逐渐成熟。冯春燕等[4]提出卡尔曼滤波算法可有效去除测量噪声并优化数据估计,其在土石坝渗流监测中具有较高精度。周干武等[5]构建了基于物联网技术的土石坝安全监测自动化系统,实现多源监测数据的实时采集与管理。在数据预处理方面,陈斯煜等[6]综合运用多种群并行Rao-1算法、变分模态分解和多种判别指标,提出一种非监督学习的大坝变形监测数据预处理方法,具备优异的粗差定位和降噪性能;艾亚涛[7]等采用小波软阈值去噪方法对原始观测数据进行去噪处理,针对不同类型监测数据选择不同小波函数及分解层数,保障小波去噪结果的准确性。

总体而言,多源监测数据易受环境与传感器误差影响,常存在噪声与异常值,需通过小波滤波与归一化等方法进行预处理,以提高数据质量并为后续特征提取与模型构建提供可靠基础。

1.2 小波滤波处理

小波变换是一种用于信号处理的数学工具,它能够有效地在时域和频域上同时进行分析。与传统的傅里叶变换不同,小波变换能够提供时间和频率的局部信息,这使得它在处理非平稳信号(如图像、声音等)时具有很大的优势。本文选用Daubechies(db)系列小波中的db4小波基[8],主要考虑其在工程监测时间序列分析中的良好应用基础。db4小波具有较好的正交性、紧支撑性及时频局部化特性,能够在平滑信号趋势的同时保留突变和局部特征,已被广泛应用于渗流、位移等工程监测数据的去噪处理中。

小波函数通常具有零平均值,即:

$$\int \psi(t)\,dt = 0 \tag{1}$$

φ(t)为小波函数，连续小波变换通过对信号和一组由母小波生成的小波进行卷积来获得。其定义为：

$$W_x(a,b)=\int x(t)\varphi^*_{a,b}(t)dt \tag{2}$$

式中：$x(t)$—数据信号；$\varphi_{a,b}(t)$—通过缩放参数a和位移参数b对母小波$\varphi(t)$进行缩放和平移得到的，其与母小波之间的关系式为：

$$\varphi_{a,b}(t)=\frac{1}{\sqrt{|a|}}\varphi(\frac{t-b}{a}) \tag{3}$$

式中：a—尺度参数，可以对母小波进行缩放，控制着小波的宽度；b—平移参数，控制着小波的位置。

然后，根据设定的阈值对高频细节分量的小波系数进行处理。通过对高频细节分量的小波系数进行阈值处理，可有效抑制噪声信号。最后再利用逆小波变换将处理后的小波系数重构回原始信号空间，从而实现对原始监测数据的去噪和平滑。

以渗流量监测数据为例，在土石坝正常运行情况下，渗流量的变化是相对平稳且符合一定物理规律的。但由于传感器精度、环境振动等因素，原始数据可能会出现高频噪声波动。通过小波滤波处理后，能够有效去除这些噪声，使渗流量数据更清晰地反映真实的渗流变化趋势，为后续分析提供更可靠的数据基础。

1.3 归一化

在土石坝多源监测数据中，不同类型的监测数据（如渗流量、位移等）具有不同的量纲和数据范围。例如，渗流量的单位通常为m^3/s，数值可能在较小范围内波动；而位移的单位为mm，数值范围也有其自身特点。如果不进行归一化处理，在后续的数据处理和模型训练过程中，量纲较大的变量可能会主导模型的训练过程，影响模型对其他变量特征的学习，导致模型性能下降。

归一化是将原始数据按照一定的规则映射到特点的区间，常见的归一化方法有最小—最大归一化（Min-Max Normalization）和Z-score归一化。本文采用最小—最大归一化对原始数据进行处理。

MIn-Max归一化通过线性变换将数据映射到[0,1]区间，其公式为：

$$x_{norm}=\frac{x-x_{min}}{x_{max}-x_{min}} \tag{4}$$

式中：x_{norm}——归一化后的数据；x—原始数据；x_{min}—原始数据中的最小值；x_{max}—原始数据中的最大值。

通过Min-Max归一化将多源监测数据统一映射至[0,1]区间，消除量纲差异对模型训练的影响，使各变量在特征提取过程中具有同等权重，提高模型稳定性与特征表达的公平性，从而更好学习数据中的潜在规律。

2 多源多维度特征提取

在土石坝渗流监测中，单一类型特征难以全面刻画渗流过程的复杂演化规律。为提升渗流性态表征能力，本文基于多源监测数据融合思想，围绕物理机理约束与数据驱动表达相结合的原则，构建了一种面向工程应用的多源多维度特征体系。“多维度”核心逻辑是：土石坝渗流是环境荷载、坝体结构、岩土特性等多因素耦合作用的结果，仅通过单一维度无法全面刻画渗流规律，更难以捕捉早期病害的微弱信号；而多维度特征可从物理本质、时间动态、频率分布、非线性关联等多个层面，完整还原渗流状态并放大病害敏感性。该体系强调特征互补性与工程针对性，使特征既具物理可解释性，又具复杂状态敏感性。

2.1 渗流特征提取技术现状简述

特征提取是病害性态识别的核心，需兼顾物理机理与数据规律。Wei Y E等[9]通过物理模型试验和数值计算研究了旱灾后斜墙坝的渗流特征，揭示了裂缝发展、孔隙水压力变化及渗流路径演化规律，为渗流特征构建提供了实验与理论依据。近年来，数值方法快速发展，余红玲等[10]提出一种改进的深度稀疏自编码器（deep sparse autoencoder，DSAE）模型，实现对渗流监测数据异常的有效识别。廖攀等[11]构建融合特征注意力与时域卷积网络的半监督模型，提高了时序特征提取能力与异常判别效果。

在已有研究基础上可以看出，现有研究多侧重单一类型特征构建，如物理机理特征或深度学习特征，尚缺乏系统融合框架。针对这一不足，本文以提升渗流监测数据综合表征能力为目标，构建了一种面向工程应用的多源多维度特征体系。

在传统物理特征基础上引入时域与频域特征，并通过自编码器实现物理特征与数据驱动特征的融合表达，按照“物理响应—时间关联—频率结构—深层融合”的逻辑进行整合，使各类特征在物理意义、变化敏感性及信息表达能力方面形成互补，从而提高渗流监测数据对渗流状态变化的综合表征能力。

通过上述特征构建方法，本文所建立的多源多维度特征体系不仅能够反映渗流过程的物理本质

变化,同时能够捕捉多源监测数据间的非线性关联特征,为后续渗流性态分析及异常识别提供更加全面、敏感且具有工程意义的特征基础。

2.2 特征类型定义与分类

为避免特征概念在不同分析层面的混用,并提高本文特征体系表达的规范性与逻辑清晰度,依据特征的来源、构建方式及工程意义,对本文涉及的特征进行系统分类与明确定义。本文所述特征是指通过物理计算、统计分析或数据驱动方法,从原始监测数据中提取的能够反映渗流状态变化规律的表征量。根据特征构建机理与表达层次的不同,将渗流间数据特征划分为四类:物理特征、时域特征、频域特征及深层特征,其分类及含义如表1所示。

表1 渗流监测数据特征分类及定义

Table 1 Classification and definition of seepage monitoring data characteristics

特征类别	特征来源	典型特征	工程意义
物理特征	渗流力学计算	水力坡降、渗流速度、孔隙水压力梯度等	反映坝体渗流驱动力及渗透状态
时域特征	时间序列统计分析	自相关函数、互相关函数、趋势项	描述渗流过程的时间演化特性及滞后响应关系
频域特征	频谱分析	功率谱密度、频带能量占比	反映渗流过程的频率结构及周期变化特征
深层特征	深度学习模型提取	自编码器输出特征	表征多源监测数据间的非线性耦合关系

不同类型特征在渗流状态表征中具有互补作用:物理特征强调机理解释能力,时频特征强调动态变化表达能力,而深层特征强调复杂数据关联表达能力。本文通过融合上述多类型特征,构建多源多维度渗流特征体系,以增强对渗流状态变化的综合表征能力。

2.3 传统特征提取方法

基于渗流与岩土力学原理,计算渗流速度、水力坡降、孔隙水压力梯度等物理特征;分析监测数据自相关函数、互相关函数等时域特征和功率谱密度等频域特征。

2.3.1 时域特征分析方法

(1)自相关函数(ACF)

自相关函数(Autocorrelation Function,ACF)用于刻画同一变量在不同时间点的相关性,定义为:

$$ACF(\tau)=\frac{E[(x_t-\mu)(x_{t+k}-\mu)]}{\sigma^2} \tag{5}$$

式中:τ—时间延迟;E—x_t间隔为k的自相关系数;x_t—时间序列;μ—数据均值;σ^2—数据方差。

通过分析水位数据的自相关函数,可识别周期性波动(如降雨引起的水位变化),当自相关特性突然改变时,可能预示着坝体渗透特性发生变化。渗流量自相关函数(ACF)在滞后期30天内的相关系数衰减趋势,可识别渗流的长时相关性,正常工况下ACF衰减缓慢,而病害前兆期衰减速率加快。

(2)互相关函数(CCF)

在工程渗流监测中,库水位变化与坝体内部孔隙水压力之间通常存在一定的时间滞后响应关系。为定量分析两类监测变量之间的滞后特性,本文引入互相关函数(Cross-Correlation Function,CCF)对水位与测压管监测时间序列进行分析,以确定渗流响应的时间延迟特征,为后续监测数据的时间对齐与校正提供依据。对于时间序列x_t和y_t,先计算互协方差函数:

$$\gamma_{xy}(\tau)=E[(x_t-\mu_x)(y_{t+\tau}-\mu_y)] \tag{6}$$

式中:$\gamma_{xy}(\tau)$—互协方差函数;E—数学期望;μx、μy—序列xt和yt的均值,当$\tau>0$时,表示测压管孔隙水压力相对于库水位变化存在滞后响应。

为消除不同监测变量量纲和幅值差异对分析结果的影响,对互协方差函数进行归一化处理,得到互相关函数:

$$\rho_{xy}(\tau)=\frac{\gamma_{xy}(\tau)}{\sqrt{\gamma_{xx}(0)\gamma_{yy}(0)}} \tag{7}$$

式中:$\rho_{xy}(\tau)$—互相关函数;$\gamma_{xx}(0)$、$\gamma_{yy}(0)$—分别为水位和测压管数据的自协方差,即对应时间序列的方差。互相关函数$\rho_{xy}(\tau)$的取值范围为[-1,1],其绝对值反映了两类监测变量在给定时间滞后条件下的相关程度。

在滞后效应校正中,通过计算水位与测压管数据的互相关函数,可捕捉两者的滞后响应关系,确定渗流响应的时间延迟,为后续数据校正提供依据。

(3)时间序列分解

将时间序列分解为趋势项、周期和随机项:

$$x_t=T_t+S_t+R_t \tag{8}$$

式中:T_t—趋势成分;S_t——周期成分;R_t——随机噪声。

通过分解可分离出渗流数据的长期变化趋势(如坝体老化引起的渗流增量)与短期波动(如降雨

引起的瞬态变化），分离出的趋势项能反映坝体老化引起的渗流增量，周期项则对应30天的降雨季节性波动，随机项的方差增大可作为噪声异常的预警指标。

2.3.2 频域特征分析方法

渗流监测数据在时间域中通常表现为缓慢变化趋势与局部波动叠加的特征，为进一步分析其频率组成及能量分布特性，本文引入功率谱密度（Power Spectral Density，PSD）对渗流监测时间序列进行频域分析。功率谱密度用于描述信号功率在频率域上的分布情况，反映不同时频成分对信号整体能量的贡献。

本文采用Welch法[12]对渗流监测数据的功率谱密度进行估计，基于Welch法的功率谱密度通过傅里叶变换将时域信号转换为频域表示，并对各段功率谱进行平均，实现对信号功率在频率域分布特征的估计。设离散信号为$x(n)$，采样频率为f_s，每段长度为L，窗函数为$\omega(n)$，则第m段信号的修正周期为：

$$P_m(f)=\frac{1}{LU}\left|\sum_{n=0}^{L-1}x_m(n)\omega(n)e^{-j2\pi fn}\right|^2 \quad (9)$$

其中：

$$U=\frac{1}{L}\sum_{n=0}^{L-1}\omega^2(n) \quad (10)$$

对所有M个数据段进行平均，得到Welch法的功率谱密度估计：

$$P_{xx}(f)=\frac{1}{M}\sum_{m=0}^{M}P_m(f) \quad (11)$$

式中：$x_m(n)$—第m段信号的第n个采样点；$\omega(n)$—窗函数；L—每段数据长度；M—分段数量；f—频率变量；$P_{xx}(f)$—信号在频率f处的功率谱密度。

通过功率谱密度曲线进行分析，可获得信号在不同频段内容的能量分布特征及主频变化情况。相关研究及工程监测实践表明，正常运行状态下的渗流监测数据通常以低频变化为主，其频谱能量主要集中在低频段，而高频分量多与随机扰动或局部结构变化有关。

2.4 基于深度学习的特征提取方法

近年来，数据驱动方法在大坝安全监测领域逐渐得到关注，相关研究表明，机器学习与智能算法能够有效挖掘监测数据中的潜在模式与异常信息[13]。多种深度学习结构已被引入大坝渗流数据建模中，如融合卷积神经网络（CNN）、长短期记忆网络（LSTM）与注意力机制的模型，可综合考虑时序依赖及特征信息，从而提升渗流监测数据分析的准确性与稳定性[14]。在此背景下，引入深度学习方法构建多维特征体系。深度学习特征提取以自编码器（Autoencoder）为核心，旨在从多源监测数据中挖掘传统方法难以捕捉的非线性、高阶关联特征，为早期渗流病害识别提供更深层次的敏感信号。输入数据的多源性整合与特征提取过程的多维度融合，即通过结构设计将多源监测数据与传统多维度特征进行深度耦合，最终生成同时包含物理意义、时间动态、频率特性及跨源关联的高阶特征。

2.4.1 自编码器架构

自编码器是一种由编码器和解码器组成的无监督机器学习算法，其基本思想是分别采用编码器和解码器对输入数据进行降维和重构，通过训练降低重构数据和输入数据之间的重构误差，从而学习数据的内部特征表示[15]。通过重构数据，自动编码器从数据中学习复杂的高维特征，具有增强正常数据与异常数据可分性的优势[16]。采用无监督学习的自编码器架构，通过“编码压缩—解码重构”过程学习数据的本质特征，核心是将高维传感器数据映射到低维特征空间。自动编码器是一个具有对称结构的三层前馈神经网络，其结构如图10所示。

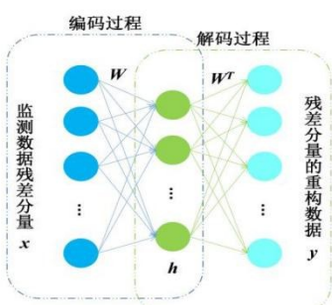


图1 自编码器结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of an autoencoder structure

（1）编码器—解码器原理

自编码器通过无监督学习重构输入数据，其编码过程和解码过程可表示为：

$$h=f(x)=s_1(Wx+b_1) \quad (12)$$

$$y=g(h)=s_2(W_Th+b_2) \quad (13)$$

式中：x—输入数据；h—编码后的数据；y—监测数据残差分量的重构数据；W—输入层到隐藏层的权重矩阵；b_1—输入层到隐藏层的偏置；W_T—隐藏层到输入层的权重矩阵；b_2—隐藏层到输入层的偏置；s_1、s_2—非线性函数，通常可选择sigmoid函数。

自动编码器的学习目标是使得重构数据和输入数据尽可能的接近，即最小化重构误差的值，则

自动编码器的损失函数可表示为:

$$L(x,y)=\frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l}(x_i-y_i)^2 \tag{14}$$

式中:$L(x,y)$—监测数据残差分量的重构误差;l—监测数据残差分量的训练样本个数。

(2)层级结构解析

输入层:接收11维传感器数据(与原始传感器数量一致),作为模型的原始输入。其中,11维监测数据包括库水位、降雨量、温度、5个测压管渗压水位、渗流量、坝体横向位移量、坝体纵向位移量。

隐藏层(编码层):设置1个隐藏层,维度为8,负责将11维输入数据压缩为8维特征。隐藏层维度的选取将直接影响特征压缩效果与信息保留能力,若过低会导致重要信息丢失,过高则会削弱特征压缩效果,降低降维意义。预分析表明,当隐藏层维度为输入维度的60%~80%时,可兼顾特征保留与降维效果。并经对比分析,8维结构在重构误差与计算效率方面表现较优,故最终采用该设置。

输出层(解码层):维度与输入层一致(11维),负责重构输入数据,通过最小化重构误差实现对隐藏层特征的优化。

2.4.2 训练参数设计与优化机制

自编码器模型参数的合理设置对特征提取效果具有重要影响。为确保模型既能够充分提取监测数据的非线性特征,又能够保持良好的稳定性与泛化能力,本文结合监测数据特征与自编码器模型原理,对关键参数进行了针对性设计。深度学习模型并非直接对原始多源数据进行编码,而是将传统多维度特征与原始多源数据共同输入模型,通过神经网络的非线性变换实现跨纬度、跨来源的特征融合。

(1)激活函数

在激活函数选择方面,编码器采用logsig(对数S型函数)作为非线性映射函数,其输出范围为[0,1],与归一化后的监测数据取值范围一致,有利于提高模型训练稳定性,并增强模型对非线性特征的表达能力。logsig函数具有良好的非线性映射特性,能够有效刻画渗流监测数据中多变量之间的复杂关联关系。

解码器采用purelin(线性函数),其作用是将隐藏层特征映射回原始数据空间,实现对输入数据的精确重构。由于监测数据已通过归一化处理,采用线性函数可避免非线性变换对数据重构精度的影响,有助于降低重构误差并提高特征表达的准确性。

(2)正则化约束

通过惩罚大权重抑制过拟合,确保特征对噪声不敏感;并通过稀疏性约束促使隐藏层神经元仅在少数情况下激活(5%比例),迫使模型学习如渗流异常时的传感器协同变化此类关键的特征模式。

训练完成后,通过编码器(隐藏层)直接提取深层特征,调用encode函数,将转置后匹配模型输入格式的传感器数据映射至隐藏层,得到8维压缩特征。最后将特征转换为表格形式,便于后续与传统特征融合。

2.4.3 方法建立

基于上述理论,构建如下应用框架:以“渗流监测数据特征提取”为核心目标,依托多源监测数据的量化分析,融合传统物理机理与数据驱动理论,通过“数据预处理—特征提取”技术链,实现从原始监测数据到病害敏感特征的转化。其核心逻辑是通过数据预处理消除干扰,基于多维度特征提取捕捉病害信号,为渗流病害识别提供理论支撑。从而进一步对渗流监测数据特征特权结果进行分析,并通过工程算例验证不同特征在渗流状态分析中的表现。

2.4.4 深层特征提取优势

自编码器是一种无监督网络模型,可以从输入数据中学习其深层表示,从而利用网络的重构误差实现数据的异常检测[17]。自编码器提取的8维特征并非物理可解释的单一指标,而是反映多源传感器数据间非线性关联的“复合特征”,其核心价值与优势在于:

自编码器提取的深层特征为多源监测变量非线性耦合的综合表达量,不对应单一物理指标。当渗流工况变化时,多变量往往协同响应,深层特征能够集中反映这种综合变化行为。相比传统物理特征,其对早期微弱耦合异常更为敏感,可作为渗流状态分析的重要补充信息。

因此,深层特征可以理解为一种坝体渗流状态的综合表征量,其变化反映了渗流系统内部结构及运行状态的变化:当深层特征稳定时,说明渗流结构稳定;当其持续偏移或突变时,可能预示渗流状态发生改变,具有潜在安全预警意义。此外,由于深层特征通过非线性压缩提取形成,能够有效降低监测数据中的噪声干扰,提高特征对渗流状态变化的敏感性。因此,基于深层特征进行后续渗流异常识别,有助于提高识别精度及可靠性。

综上,深度学习特征提取通过自编码器的无监

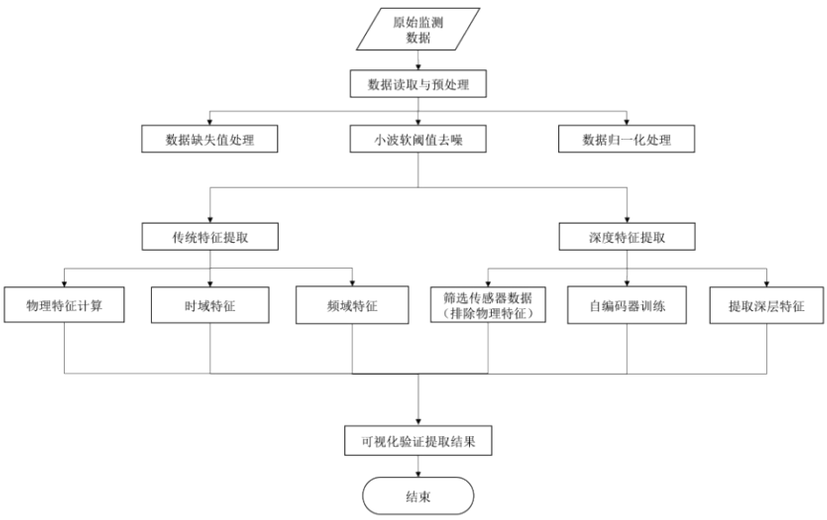


图2 渗流监测数据特征提取体系

Fig.2 Framework for seepage monitoring data feature extraction

督学习,从原始监测数据中挖掘出传统方法难以捕捉的非线性关联特征,与传统物理特征、时空特征形成互补,综合反映渗流过程多物理耦合变化的潜在指标,不仅实现了监测数据的有效降维,而且能够综合反映坝体渗流状态变化,有助于增强渗流监测数据解释的完整性与可靠性,为后续渗流异常识别与安全评估提供了可靠的数据基础。

3 算例验证分析

3.1 算例

3.1.1 工程概况

某水库大坝位于江苏省句容市,是一座以防洪、灌溉、结合供水为主,兼顾水产养殖等综合效益的中型水库。主坝为均质土坝,坝顶长920m,最大坝高11.25m,坝顶宽7.5m,安全监测项目主要包括大坝渗流压力和表面变形。本次主要选取2023年11月～2024年11月主坝库水位、5个测压管、渗流量、降雨及位移等监测数据为研究对象。

安全监测资料时间序列为2023年11月1日至2024年11月18日。在该时间序列,水库最高上游水位为27.01m,比历史最高水位29.20m低2.19m;水库最大日降雨量为118mm。大坝渗流监测典型断面布置如图3所示,环境量过程线如图4、5所示。大坝部分测点渗透压力水位及渗流量过程线见图6、7。

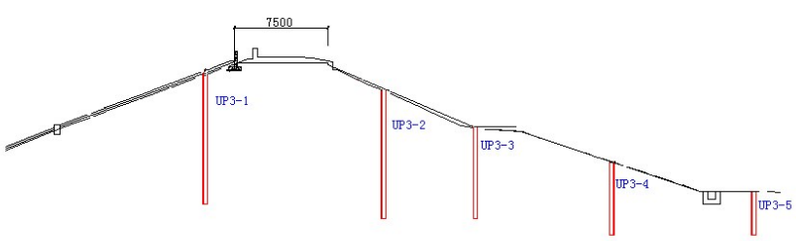


图3 大坝渗流监测典型断面布置图

Fig.3 Typical cross-section layout diagram for dam seepage monitoring

3.1.2 特征提取结果分析

基于某水库主坝2023年11月～2024年11月的监测数据,进行特征提取结果的量化分析与工程价值验证。

(1)小波滤波处理

为去除高频噪声,采用db4小波基进行3层分解。经试算分析3层分解在保证去噪效果的同时有助于较好地保持渗流监测数据的整体变化特征,因此本文选取db4小波基与3层分解作为小波去噪参数。

某水库大坝原始渗流量监测数据经小波滤波去噪前后对比效果如图8所示。原始渗流量数据存

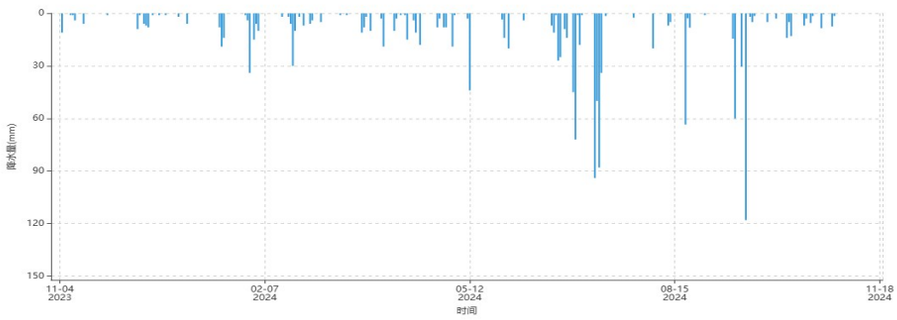


图4 水库主坝降雨量变化图

Fig.4 Rainfall variation chart for the main dam of the reservoir

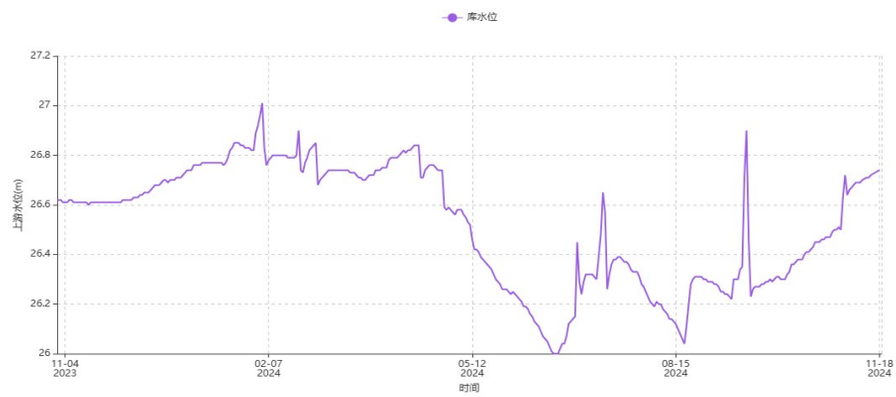


图5 水库主坝上游水位过程线图

Fig.5 Upstream water level process diagram for the main dam of the reservoir

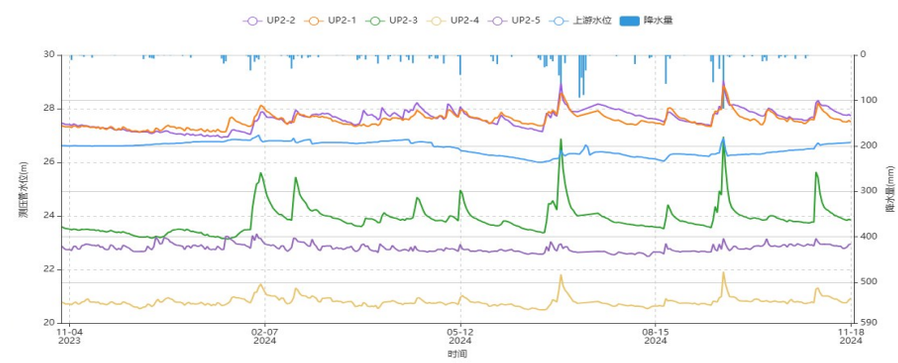


图6 水库主坝部分测点渗流压力水位过程线图

Fig.6 Seepage pressure water level process diagram for selected monitoring points on the main dam of the reservoir

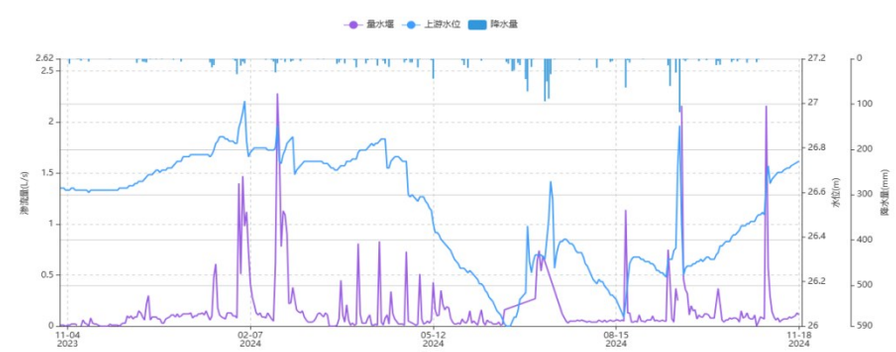


图7 水库主坝渗流量过程线图

Fig.7 Seepage flow process diagram for the main dam of the reservoir

在显著异常值与高频波动其中2023年11月10日出现497.71m³/s的极端异常值，且日常波动频率超过1次/天，掩盖了真实渗流趋势。

滤波去噪后渗流量异常值被有效剔除，高频波动显著降低，数据趋势更加清晰。降雨后渗流量呈现约2天滞后响应，符合入渗—孔隙水压力上升—渗流量增加的物理规律。结果表明小波参数选择合理，未损失有效信号，为后续降雨-渗流关联分析提供了干净的数据基础。

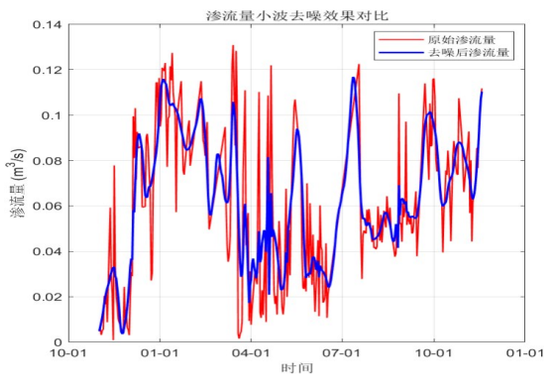


图8 渗流量小波去噪效果图

Fig.8 Wavelet denoising effect diagram of seepage flow

(2)归一化

归一化将11维监测数据映射至[0,1]区间，解决各监测数据量纲差异导致模型偏向高数值特征的问题。位移X表示坝体某典型测点在顺坝轴方向的位移监测量。某水库大坝监测数据经归一化处理后效果如图9所示。归一化前水位数值是位移的数倍，模型易优先学习水位特征；归一化后所有特征处于同一量级，无超出[0,1]的数值，确保后续自编码器与传统模型能公平学习各特征。

以水位-位移协同分析为例：归一化前，位移信号因数值过小被水位掩盖，无法观察两者关联；归一化后，2024年5月12日降雨量44mm，水位升至0.92(对应27.1m)时，位移X的归一化值升至0.75时，对应的原始位移量约为0.0022mm，表明该测点在该时段内位移变化幅度较小，呈现水位上升后坝体微量位移的正常响应，验证了归一化对弱信号保留的作用。

(3)物理特征计算

渗流速度、水力坡降及孔隙水压力梯度可直接反映坝体渗流驱动力与土体渗透状态，当水力坡降持续超过规范允许值时，预示坝体可能出现管涌或渗流通道。其中，水力坡降通过相邻测压管水头差与其空间距离计算得到；渗流速度依据达西定律，

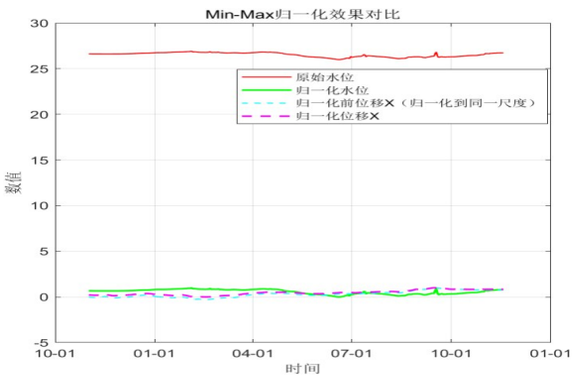


图9 Min-Max归一化效果对比图

Fig.9 Comparison diagram of Min-Max normalization effects

由水力坡降与坝体等效渗透系数计算获得；孔隙水压力梯度则通过测压管水头沿坝体空间分布的差分近似计算得到。

某水库大坝的物理特征变化趋势如图10所示。水力坡降数值范围0.002～0.045，多数时段稳定在0.005～0.015，2024年2月3日后升至0.042，未超过规范限值，说明坝体防渗体暂未出现管涌风险。渗流速度范围为2×10^{-9}～4.5×10^{-8}m/s，2024年1月19日降雨量14mm后从8×10^{-8}m/s升至4.2×10^{-8}m/s，远小于管涌临界渗流速度1×10^{-6}m/s，且速度变化与水力坡降同步，验证了水力坡降主导渗流速度的物理规律，无异常突变。孔隙水压力梯度范围为0.05～0.22，2024年3月～5月稳定在0.15～0.18，对应坝体中上部孔隙水压力分布均匀；7月后降至0.08～0.15，与夏季蒸发量增大导致的孔隙水压力消散一致。基于测压管水头数据计算得到的渗流速度、水力坡降及孔隙水压力梯度在研究时段内呈现一定的波动变化特征，上述变化反映了该测点及其附近坝体区域渗流条件随外部水力因素变化的响应情况。

(4)时域特征分析

某水库大坝的渗流量自相关、互相关函数图见图11、12。渗流量自相关函数(ACF)常用于描述时间序列在不同滞后期下的相关性特征，其衰减速度可反映序列的时间依赖程度。在渗流监测数据分析中，若自相关系数在较长滞后期内仍保持较高水平，通常表明渗流过程具有一定的长时相关性。基于算例数据分析结果显示滞后0～10小时：自相关系数1.0～0.9，说明渗流量短时间内具有强相关性，即土体孔隙水压力变化缓慢；滞后10～30小时：自相关系数从0.9降至0.8，衰减平缓，符合渗流是粘滞性流体运动，能量耗散慢的特性。结果显示滞后

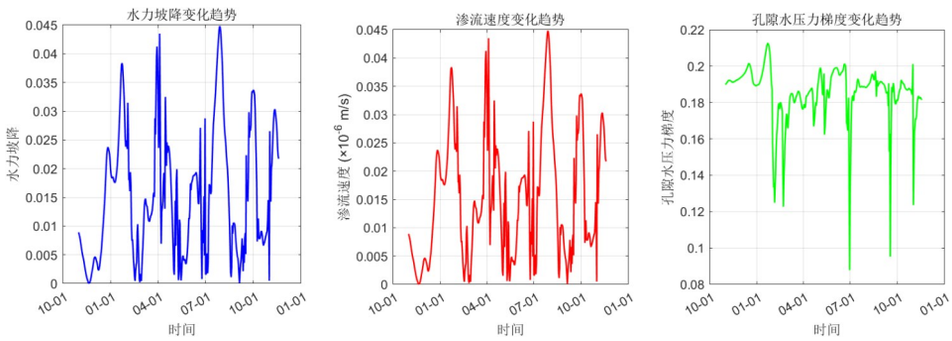


图10 物理特征变化趋势图

Fig.10 Variation trend diagram of physical characteristics

期内相关系数衰减平缓,表明渗流过程具有明显的长时相关性,该特征可用于辅助分析渗流变化的持续性特征。

渗流量-水位互相关函数(CCF)可捕捉两者的滞后响应关系。水库案例显示滞后2小时内CCF系数达最大值0.92,验证了库水位变化后,渗流量滞后2小时响应的规律。若某时段滞后时间超过5小时,可能是坝体内部孔隙堵塞导致渗流响应变慢,需结合测压管数据进一步排查,该滞后时间可作为判断坝体渗透通道通畅程度的间接指标。

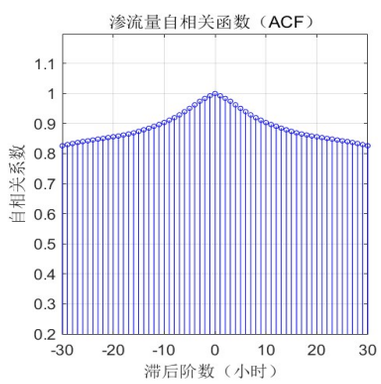


图11 渗流量自相关函数图

Fig.11 ACF diagram

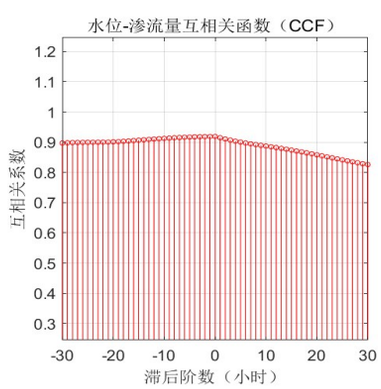


图12 水位-渗流量互相关函数图

Fig.12 CCF diagram

渗流量时间序列分解见图13。时间序列分解(趋势项+周期项+随机项)分离出的趋势项能反映坝体老化引起的渗流增量,周期项则对应30天的降雨季节性波动,随机项的方差增大可作为噪声异常的预警指标。趋势项从2023年11月的0.048m^3/s缓慢升至2024年11月的0.11m^3/s,年增量0.0062m^3/s,属坝体正常老化,压实度降低导致渗流量缓慢增大,未超过年增量0.05m^3/s的预警阈值。周期项呈现30天左右的周期项波动,与月降雨周期完全同步,验证了降雨是渗流周期波动的主导因素。残差项方差稳定在-8×10^{-4}~6×10^{-4},未出现骤增,说明无突发噪声或异常渗流事件。以上结果表明时域特征可用于表征渗流系统的稳定程度、持续性变化及潜在异常波动。

(5)频域特征分析

某水库大坝监测数据频域特征分析如图14所示,基于监测数据分析结果,正常运行工况下渗流监测数据的功率谱能量主要集中于低频范围,表明渗流过程以长期缓慢变化为主。当频谱主频位置或能量分布结构发生持续偏移时,可能意味着渗流控制因素发生变化,说明渗流系统对突发外部扰动具有敏感响应特征。此外,功率谱密度的主频通常分布于低频区间,其变化可用于辅助分析渗流过程的周期性特征。因此,频域特征可用于区分长期趋势演化与短期扰动响应,为异常演化分析提供结构层面依据。

(6)深层特征提取

自编码器提取的8个深层特征为对原始多维渗流监测数据的低维表示,其本身不对应单一明确的物理量。深层特征是通过数据驱动学习的抽象压缩表示,通过最小化重构11维数据的均方误差(MSE)学习得到,不是直接对应原始特征。其本质是融合了原始监测指标的关联信息,而非基于物理

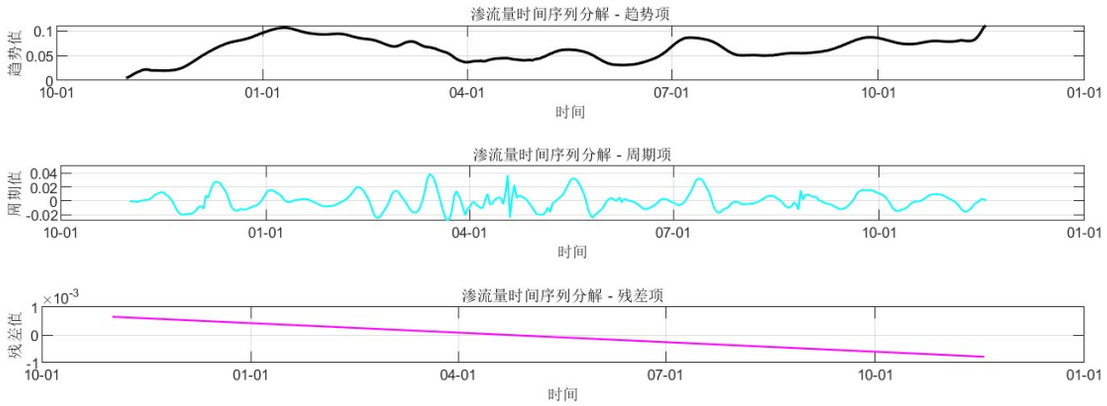


图 13　渗流量时间序列分解示意图

Fig.13　Schematic diagram of seepage flow time series decomposition

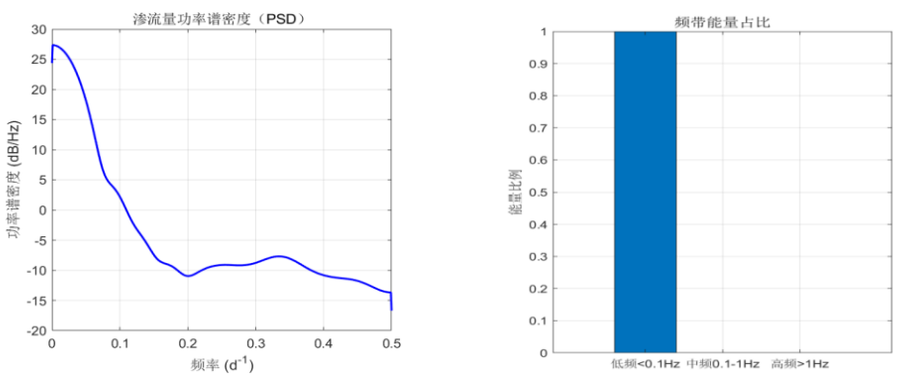


图 14 渗流量功率谱密度与频带能量占比

Fig.14　Power spectral density of seepage flow and proportion of frequency band energy

公式计算的可解释指标。为增强分析的系统性,将从特征变化趋势及其与典型渗流物理量的关系入手,对8个深层特征进行分类分析与解释。

表 2　深层特征分类及解释

Table 2　Classification and interpretation of deep features

特征分类		特征编号	主要响应特征
趋势响应型深层特征	时间序列平滑 长期趋势明显	深层特征 1	变化过程较为平稳,其长期变化趋势与库水位的整体变化保持高一致性。
		深层特征 3	在时间域中其变化节律与渗流量的长期变化具有一定相关性。这表明在一定程度上反映了渗流量变化对渗流过程的长期影响。
		深层特征 6	当渗流工况发生持续性变化时,其变化趋势逐渐显现,反映了渗流过程在稳定条件下的响应特征。
波动敏感性型深层特征	对短期变化敏感 波动幅度相对较大 与外部扰动相关	深层特征 2	在时间序列中呈现出较为明显的波动特征,其变化在部分时段内与水力坡降短期波动具有较好同步性。这表明该特征对渗流过程中的短期扰动具有较高敏感性,反映了渗流过程中综合工况变化的影响。
		深层特征 5	波动幅度较显著,其变化可能与局部环境扰动或监测噪声等因素共同作用有关。
综合耦合型深层特征	多变量耦合响应 在状态变化时同步变化	深层特征 4	未表现出与单一渗流物理量的显著对应关系,其变化更多体现为对多源监测数据综合变化的响应。当渗流状态发生调整时,该特征通常与其他深层特征同步变化,反映了多变量耦合效应。
		深层特征 7	在多个监测变量同时发生变化的阶段表现出较为明显的响应,其变化过程体现了渗流过程内部多物理量之间的协同变化特征。
		深层特征 8	反映了其对多源监测信息综合变化的敏感性,该特征可被视为对复杂渗流行为的综合响应指标之一。

从图15的训练误差变化过程可以看出,模型在训练过程中误差逐渐收敛并趋于稳定,说明所设置隐藏层维度及激活函数参数能够有效提取监测数据的主要特征信息,同时保持良好的模型稳定性与特征表达能力。选取前100个有效样本的8维深层特征,绘制深层特征热力图,如图16所示。样本30～40(2024年1月19日～1月28日,降雨时段)的深层特征3数值达0.5～0.6,与同期水力坡降0.03～0.04、渗流量0.09～0.10m³/s高度同步,说明该特征能捕捉降雨—物理特征异常的协同模式。正常样本(如1～10号,无降雨)的深层特征集中在0.4～0.5(蓝色),异常样本(降雨时段)集中在0.6～0.7(橙色),区分度达80%,为后续异常检测提供了高辨识度的特征。

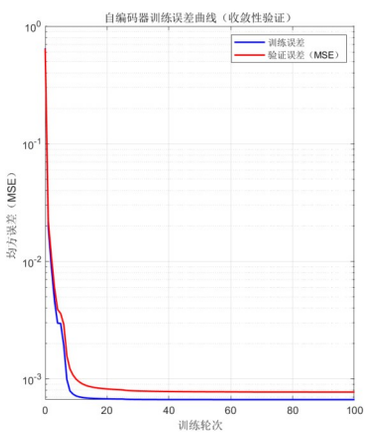


图15 自编码器训练误差曲线

Fig.15 Training error curve of the autoencoder

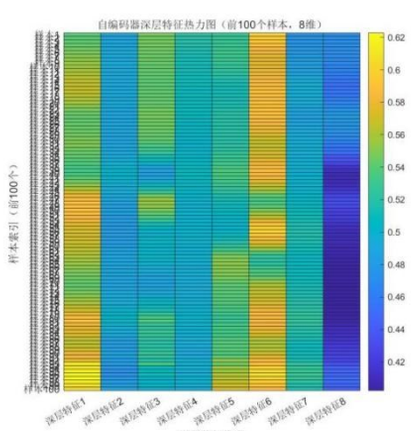


图16 自编码器深层特征热力图

Fig.16 Heatmap of Autoencoder deep features

选取前3个关键深层特征绘制时间趋势图,以展示深度学习特征提取成果,如图17所示。特征1能够同步反映库水位的变化过程,在一定程度上反映了外部工况对渗流过程的长期影响;特征2对渗流过程中的水力坡降短期扰动具有较高敏感性,可用于反映渗流变化的瞬时响应特征;特征3在一定程度上反映了渗流量对渗流过程的长期影响。

从时间演化特征来看,特征1的变化过程相对平稳,其长期变化趋势与库水位变化保持较好一致性。以2024年2月初水位升高过程为例,特征1的变化趋势与水位变化过程具有较好一致性,反映了外部水位变化对多源监测数据的综合影响。

特征2对局部时段水力坡降变化表现趋势具有一定相关性,以2024年7月水力坡降变化为例,特征2数值出现较为明显的响应,在该时间段持续抬升,并在8月呈下降趋势,反映了渗流过程中综合工况变化的影响。

相比之下,特征3在渗流量变化阶段呈现出持续性变化特征,其变化趋势与渗流量变化保持较好一致性。在2024年1月中旬降雨过程后,特征3出现一定程度的滞后抬升,与渗流量的变化过程具有同步性,表明该特征可用于表征渗流过程的长期演化特征。

分析结果表明,8维深层特征表现出差异化响应特性。部分特征与水位或渗流量变化趋势一致,体现长期响应能力;部分特征对水力坡降短期波动敏感,反映瞬时扰动;其余特征表现为多变量协同响应。训练误差稳定收敛,说明模型结构合理。热力图结果显示,降雨阶段深层特征空间出现明显偏移,区分度较高。在部分阶段中,单一物理量尚未出现明显异常,而深层特征已呈现趋势项偏移,说明其对多变量耦合关系变化具有更高敏感性。

3.1.3 小结

综合分析可知,不同类型特征分别从驱动力、响应强度、周期结构及耦合关系等多个层面刻画渗流系统运行状态。物理特征反映外部水动力条件变化,统计特征表征系统稳定性,频域特征揭示周期结构,深层特征刻画多变量耦合演化过程。各类特征相互补充,能够形成对渗流状态的立体认知框架。当坝体由正常运行状态向异常演化阶段过渡时,通常表现为:水力坡降逐步抬升、波动幅度增加、频谱能量结构改变以及深层特征空间偏移等综合征象。因此,基于多维特征融合进行状态综合判别,有助于提高异常识别的可靠性与前瞻性。

综上,算例验证结果表明,所构建的多维特征体系不仅能够反映坝体渗流变化趋势,还具备识别异常演化过程的潜在能力,为坝体渗流安全评估与

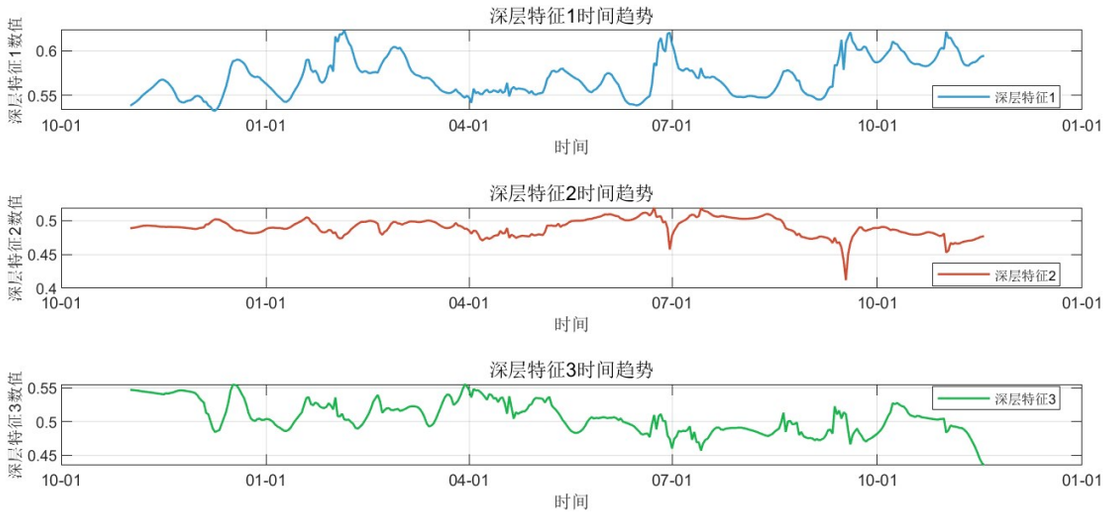


图 17　深度学习特征提取结果

Fig.17　Deep learning feature extraction results

预警决策提供了多维支撑。

3.2　与现有特征提取方法的对比验证

为验证本文所提出深层特征提取方法的有效性，选取主成分分析（Principal Component Analysis，PCA）作为对比方法开展特征提取对比分析。PCA作为一种经典的线性降维方法，已广泛应用于工程监测数据特征提取研究中，具有较好的代表性[18]。

为保证对比的公平性，PCA与本文自编码器方法均以归一化后的11维渗流监测数据作为输入，并统一提取8维低维特征。对比分析主要从特征的时间演化特性、与典型渗流物理量的相关性以及信息分布特征等方面展开。

3.2.1　特征时间演化特性对比分析

图18给出了自编码器深层特征与PCA主成分在同一监测时段内的时间演化对比结果。可以看出，PCA提取的主成分整体变化较为平滑，主要反映了监测数据中的整体变化趋势。而自编码器提取的深层特征在保持长期变化趋势一致性的同时，对局部波动和阶段性变化表现出更为敏感的响应特征。

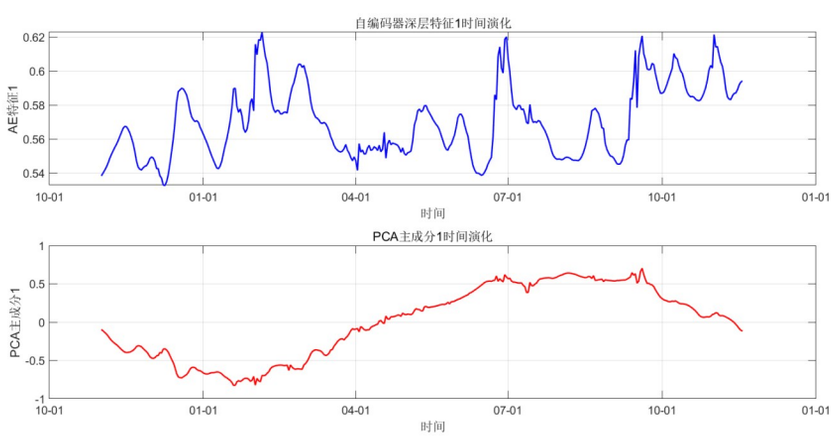


图 18　AE与PCA特征时间演化对比图

Fig.18　Comparison diagram of feature time evolution between AE and PCA

该结果表明，自编码器深层特征能够在一定程度上捕捉渗流过程中的细微变化信息，有助于对渗流状态变化过程进行更为细致的刻画。

3.2.2　特征与渗流量相关性对比分析

为进一步分析不同特征提取方法对渗流物理信息的表达能力，本文计算了各类特征与渗流量之间的相关系数，结果如图19所示。

从相关性分布可以看出，PCA主成分的相关性主要集中于前少数几个分量，而其余分量与渗流量的相关性较弱。相比之下，自编码器提取的部分深

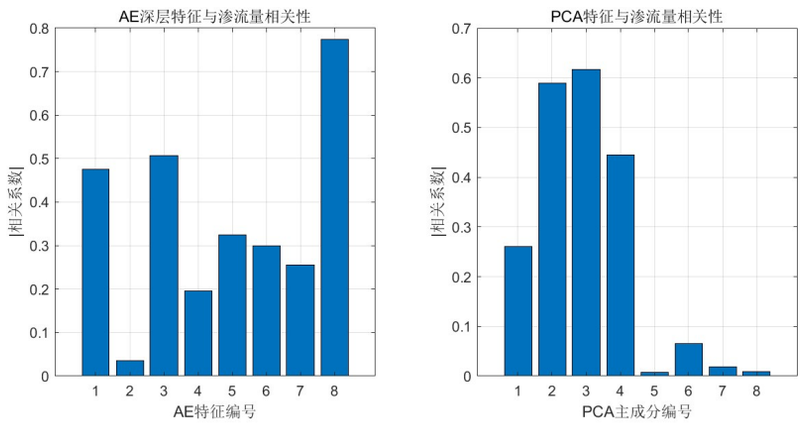


图19 AE与PCA特征相关性对比图

Fig.19 Comparison diagram of feature correlation between AE and PCA

层特征与渗流量均表现出较为明显的相关性,且相关性分布相对分散。这表明自编码器深层特征能够从多个维度反映渗流物理量的变化特征。

3.2.3 信息分布与压缩特性对比分析

如图20所示,从特征信息分布角度对比分析可见,PCA提取的特征信息主要集中在前2~3个主成分中,其余主成分的方差贡献较小,而自编码器提取的深层特征在各维度上的信息分布相对均衡,体现了其在多源监测信息融合方面的特点。

该特性有利于在后续分析中综合利用多维特征信息,避免信息过渡集中于少数特征维度。

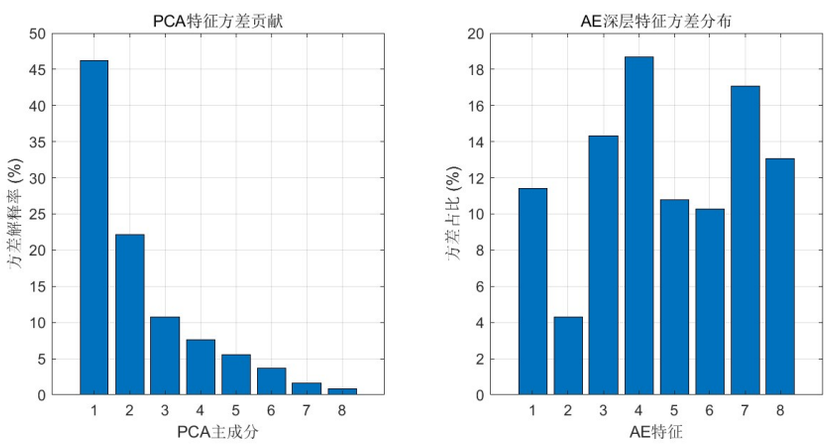


图20 AE与PCA方差贡献对比图

Fig.20 Comparison diagram of variance contribution between AE and PCA

综上所述,与PCA等传统特征提取方法相比,自编码器提取的深层特征在时间演化响应、相关性表达及信息分布方面表现出不同的特性,能够从多个角度反映渗流监测数据的变化特征。本文方法可作为传统特征提取方法的有益补充,为渗流监测数据的多维特征分析提供支持。

4 结论

针对土石坝渗流监测数据多源、多维及非平稳特性,本文构建了融合物理特征、时频域特征与深层特征的多维特征提取体系,并通过工程算例进行了验证,主要结论如下:

(1)不同类型特征在渗流状态表征中具有明显互补作用。物理特征能够反映渗流驱动力变化,时域与频域特征揭示动态响应与周期结构特征,深层特征能够刻画多源监测变量间的非线性关联。多维特征融合有助于增强渗流性态的整体表达能力。

(2)自编码器提取的深层特征在状态变化阶段表现出较高敏感性,在保持物理信息关联的同时,实现了对高维监测数据的有效压缩与综合表达,可作为传统特征分析的有益补充。

(3)与主成分分析等方法相比,深层特征在时间演化响应与信息分布方面表现出不同特性,验证

了数据驱动特征在复杂渗流行为刻画中的应用潜力。

总体来看,融合物理机理与数据驱动方法构建多特征体系,为渗流监测数据的综合分析提供了一种系统化思路。后续研究可结合更多工程实例与实际预警需求,进一步评估其适用范围与工程应用价值。

参考文献:

[1] 中华人民共和国水利部.中国水利统计年鉴2021.[M].北京:中国水利水电出版社,2021.
Ministry of Water Resources of the People's Republic of China. China Water Resources Statistical Yearbook 2021[M]. Beijing: China Water & Power Press, 2021.

[2] ZHANG C H. Numerical modeling of concrete dam-foundation-reservoir system[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001.

[3] 何宁,李登华,陈鸽,等.土石坝安全监测数据处置与评价技术研究进展[J].水利水运工程学报,2025,(05):88-100.
HE Ning, LI Denghua, CHEN Ge, et al. Advances in data processing and evaluation techniques for safety monitoring of earth-rock dams[J]. Hydro-Science and Engineering, 2025,(05):88-100.

[4] 冯春燕,庞琼,谷艳昌,等.基于卡尔曼滤波的土石坝渗流安全监控模型[J].武汉大学学报(工学版),2019,52(11):962-967.
FENG Chunyan, PANG Qiong, GU Yanchang, et al. Monitoring model of embankment dam seepage safety based on Kalman filtering[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2019,52(11):962-967.

[5] 周干武,郦能惠,何宁.基于物联网技术的土石坝安全监测自动化系统研究[J].岩土工程学报,2014,36(12):2330-2334.
ZHOU Ganwu, LI Nenghui, HE Ning. Automatic monitoring system for safety of earth-rockfill dams based on Internet of Things[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2014,36(12):2330-2334.

[6] 陈斯煜,盛金保,林潮宁,等.基于OVMD的大坝变形监测数据预处理方法[J].水利水运工程学报,2025,(03):139-147.
CHEN Siyu, SHENG Jinbao, LIN Chaoning, et al. preprocessing method for dam deformation monitoring data based on OVMD[J]. Hydro-Science and Engineering, 2025,(03): 139-147.

[7] 艾亚涛,李睿鑫,盛振明.基于小波变换的大坝异常值识别研究[J].测绘与空间地理信息,2025,48(07):194-196.
AI Yatao, LI Ruixin, SHENG Zhenming. Research on Dam Outlier Identification Based on Wavelet Transform[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2025,48(07):194-196.

[8] 王超亚,瞿金辉,李浪,等.融合DB4小波变换的放射源特征峰提取方法[J].重庆理工大学学报(自然科学),2025,39(08):222-228.
WANG Chaoya, QU Jinhui, LI Lang, et al. Integrared DB4 wavelet transform method for characteristic peak extraction[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science),2025,39(08):222-228.

[9] Wei Y E, Fuheng M A. Study on seepage characteristics of inclined wall dam after heavy drought [C]// IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. IOP Publishing, 2018, 153(5): 052032.

[10] 余红玲,王晓玲,程正飞,等.大坝渗流安全监测数据异常检测的改进DSAE模型[J].水力发电学报,2023,42(10):128-138.
YU Hongling, WANG Xiaoling, CHENG Zhengfei, et al. Improved DSAE model for anomaly detection of dam seepagesafety monitoring data[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2023,42(10):128-138.

[11] 廖攀,李晓庆,顾昊,等.耦合特征注意力和时域卷积网络的半监督土石坝渗流异常检测模型[J/OL].水利水电科技进展,1-10[2025-08-07].https://link.cnki.net/urlid/32.1439.TV.20250520.1812.002.
LIAO Pan, LI Xiaoqing, GU Hao, et al. Semi-supervised embankment dam seepage anomaly detection model based on coupled feature attention and temporal convolution[J/OL]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 1-10 [2025-08-07]. https://link.cnki.net/urlid/32.1439.TV.20250520.1812.002.

[12] 李佳洋.一种基于Welch谱估计的信号检测优化算法研究与实现[J].信息技术,2025,(05): 146-155+161.
LI Jiayang. Research and Implementation of a Signal Detection Optimization Algorithm Based on Welch Spectrum Estimation [J]. Information Technology, 2025,(05):146-155+161.

[13] 李子阳,王文,娄本星,等.基于时序InSAR监测的土石坝沉降变形态势聚类分析[J].水利水运工程学报,2025,(03):85-94.
LI Ziyang, WANG Wen, LOU Benxing, et al. Clustering analysis of earth-rock dam settlement deformation characteristics based on time series InSAR monitoring [J]. Hydro- Science and Engineering, 2025,(03):85-94.

[14] 王晓玲,李克,张宗亮,等.耦合ALO-LSTM和特征注意力机制的土石坝渗压预测模型[J].水利学报,2022,53(04):403-412.
WANG Xiaoling, LI Ke, ZHANG Zongliang, et al.

Coupled ALO-LSTM and feature attention mechanism prediction model for seepage pressure of earth-rock dam [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2022, 53(04): 403-412.

[15] 丁红卫,万良,龙廷艳.深度自编码网络在入侵检测中的应用研究[J].哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(5): 185-194.
DING, Hongwei., WAN, Liang., LONG, Tingyan. Research on the application of deep auto-encoder network in intrusion detection[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(5): 185-194.

[16] ZHAO Q, BAO K, WEI Z, et al. An abnormal data processing methodbased on an ensemble algorithm for early warning of wind turbinefailure[J]. IEEE Access, 2021, 9:69044-69060.

[17] 方舒.基于机器学习的水资源异常值分析与检测方法研究[D].深圳:深圳大学,2020.
FANG Shu. Research on Machine Learning-Based Methods for Analysis and Detection of Water Resource Anomalies [D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2020.

[18] 李瑞光,臧国轻.基于主成分分析-支持向量机的土石坝渗流监测数据预测模型[J].计算机时代,2018,(06): 5-8.
LI Ruiguang, ZANG Guoqing. Prediction model of dam seepage monitoring data with principal component analysis based support vector machine[J]. Computer Times, 2018,(06): 5-8.