

薛晨, 刘东科, 赵建平, 等. 基于 UMAP、CNN 的水工闸门安全评价指标体系降维[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2024, 22(5): 997-1006. XUE C, LIU D K, ZHAO J P, et al. Dimensionality reduction of hydraulic gate safety evaluation index system based on UMAP and CNN[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2024, 22(5): 997-1006. (in Chinese)

# 基于 UMAP、CNN 的水工闸门安全评价指标体系降维

薛晨<sup>1</sup>, 刘东科<sup>2</sup>, 赵建平<sup>3</sup>, 刘丰<sup>1</sup>, 徐超<sup>4</sup>, 徐佳怡<sup>3</sup>, 张宇<sup>3</sup>

(1. 国家能源集团科学技术研究院有限公司, 南京 210033; 2. 国能大渡河沙坪发电有限公司, 四川 乐山 614000;  
3. 水利部交通运输部国家能源局南京水利科学研究院, 南京 210029; 4. 华北电力大学水利与水电工程学院, 北京 102206)

**摘要:** 针对当前研究在处理复杂指标体系中指标间相关性不足以及指标筛选机制缺乏明确性的问题, 从整体指标体系转化与逐个指标删减 2 个维度出发, 采用统一流形逼近与投影(uniform manifold approximation and projection, UMAP)以及卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)技术, 开展复杂水工闸门安全评价指标体系降维研究。构建水工闸门安全评价的初始指标体系, 在分析指标相关性的基础上, 使用 UMAP 对原始指标体系进行降维处理; 提出一种基于指标值离散化的 CNN 训练样本生成方法, 引入相对变化幅度和敏感度两个指标, 以定量评估指标本身及其相对变化对闸门安全综合评价结果的影响, 筛选关键评价指标; 基于沙坪二级水电站中孔闸门的监测数据, 对评价指标体系降维前后的结果进行对比验证, 并从多角度探讨 2 种评价指标体系降维方法的差异及其各自的优缺点。提出的基于 UMAP、CNN 技术的 2 种方法不仅实现了复杂水工闸门安全评价指标体系的有效降维, 而且为水工闸门安全综合评价与预警提供了重要的前置工具, 为相关领域的研究提供了新的视角。

**关键词:** 水工闸门; 安全评价; 指标体系; 降维; UMAP; CNN

**中图分类号:** TV698 **文献标志码:** A **DOI:** 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2024.0099

水工闸门是发挥水电站调节能力的关键工程, 其安全运行与电站上下游水位、结构应力、闸门振动、启闭机状态等多个因素密切相关<sup>[1-3]</sup>。我国现役的水工闸门不少建于 20 世纪六七十年代, 加之其工作环境恶劣, 存在不少安全隐患<sup>[1, 4-5]</sup>。因此, 开展水工闸门的安全评价对于防止潜在事故至关重要。然而, 在现有闸门安全评价研究中, 评价指标选择与体系构建存在以下两方面的不足: 首先, 许多研究忽视了评价指标体系中指标间相关性对评价结果的影响。指标间的高度相关性会导致信息的冗余与干扰, 从而可能使得相关指标评价叠加放大, 易于造成评价结果的失真<sup>[6]</sup>, 特别是水工闸门这样一个参数众多、结构复杂的水力系统, 选取的指标间强相关性更加明显<sup>[7]</sup>。而且随着测点数量的增加, 指标体系的规模也会成倍增长, 使评价过程复杂化<sup>[8]</sup>。其次, 现有研究普遍缺乏指标对综合安全评价结果影响的识别和筛选过程<sup>[9]</sup>。指标对评价结果的影响

主要体现在 2 个方面: 一是各个指标本身变化幅度不同; 二是各个指标的相对变化引起的综合评价响应也不同, 即敏感性程度不一。在进行水工闸门安全评价时, 需综合考虑这两方面的影响, 以保证指标筛选过程的合理性、所选指标的有效性以及指标体系的精简性。鉴于此, 采取整体指标体系转化和指标逐个删减 2 种思路, 分别利用统一流形逼近与投影(uniform manifold approximation and projection, UMAP)和卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)实现评价指标体系的降维。构建水工闸门安全评价的初始指标体系, 在分析指标相关性的基础上, 使用 UMAP 对原始指标体系进行降维处理; 提出一种基于指标值离散化的 CNN 训练样本生成方法, 引入相对变化幅度和敏感度 2 个指标, 以定量评估指标本身及其相对变化对闸门安全综合评价结果的影响, 筛选关键评价指标。基于沙坪二级水电站中孔弧形工作闸门的监测数据, 对评价

收稿日期: 2024-04-01 修回日期: 2024-08-23 网络出版时间: 2024-09-05

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/13.1430.TV.20240904.1709.006>

基金项目: 国家自然科学基金项目(52209032); 国家能源集团科学技术研究院院立科技项目(CD2023Y01)

作者简介: 薛晨(1991—), 男, 江苏如皋人, 工程师, 主要从事水工设备健康评估研究。E-mail: 863667048@qq.com

通信作者: 张宇(1990—), 男, 江苏南通人, 高级工程师, 博士, 主要从事水电系统优化规划与水电站群经济运行研究。E-mail: yuzhang@nhri.cn

指标体系降维前后的结果进行对比验证,并从多角度探讨基于 UMAP、CNN 降维方法的差异及其各自的优缺点。

## 1 研究区概况

沙坪二级水电站位于四川省乐山市峨边彝族自治县与金口河交界,作为大渡河规划中 28 个梯级水电站的第 24 级,介于沙坪一级水电站与已建成的龚嘴水电站之间<sup>[10]</sup>。该站特点为库容较小,仅具备日调节功能,不承担防洪、通航、灌溉供水等任务,主要目的在于发电。坝址选在官料河河口上游约 230 m 处,归类为二等大(2)型工程。设计中,永久性截流建筑物和泄洪建筑的设计洪水频率为百年一遇。坝体全长 331.9 m,坝顶高程为 557 m,采用混凝土重力坝设计。水库正常蓄水位为 554.0 m,总库容达 2084 万 m<sup>3</sup>。电站装机容量为 348000 kW,配置 6 台单机容量为 58000 kW 的灯泡贯流式水轮发电机组,多年平均发电量为 16.1 亿 kW·h。作为国家规划内的十三大水能基地之一,大渡河水电基地占据着重要地位,是西部大开发的标志性项目。沙坪二级电站在大渡河流域下游梯级电站的统一调度中扮演着关键角色,其安全运行具有重要意义。

以沙坪二级水电站中孔弧形工作闸门为综合评价对象,开展评价指标体系降维研究,对比验证降维前后结果,从多角度探讨两种评价指标体系降维方法的差异及其各自的优缺点。

## 2 数据与方法

### 2.1 基于 UMAP 的指标体系降维

UMAP 是一种非线性降维算法,采用相似理论将高维数据映射到低维度,同时尽可能地维持数据的全局和局部拓扑结构,这使得它在各种数据集上都表现出色,近年来在不同领域备受关注<sup>[11-14]</sup>。诸多研究表明 UMAP 在保持数据局部和全局结构、灵活性和适应性、计算效率以及泛化能力方面,显示出了相较于 principal component analysis(PCA)、local linear embedding(LLE)、locality preserving projections(LPP)、isometric mapping(isomap)、*t*-distributed stochastic neighbor embedding(*t*-SNE)等常用降维方法的显著优越性<sup>[15-17]</sup>。

水工闸门安全评价指标样本数据集具有非线性、高维度特征,采用 UMAP 对其降维的计算步骤如下:

步骤 1,记输入的水工闸门安全评价指标样本

数据集为  $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ ,对  $x_i$ ,采用最邻近下除法获得  $\{x_{i1}, \dots, x_{ik}\}$ , $k$  为超参数,对  $x_i$  定义

$$\rho_i = \min \{d(x_i, x_{ij}) | 1 \leq j \leq k, d(x_i, x_{ij}) > 0\} \quad (1)$$

$$\sum_{j=1}^k \exp\left(\frac{-\max(0, d(x_i, x_j) - \rho_i)}{\sigma_i}\right) = \log_2 k \quad (2)$$

式中:  $\rho_i$  需选择大于等于一个边缘权值为 1 的数据点与  $x_i$  连接;  $\sigma_i$  为长度参数;  $d(\cdot)$  为一个度量,  $d: X \times X \rightarrow R_{\geq 0}$ 。

步骤 2,定义有向加权图  $\bar{G} = (V, E, w)$ ,利用其对称性定义无向加权图  $G$ ,其顶点  $V$  为集合  $X$ ,由此获得有向边集合  $E = \{(x_i, x_{ij}) | 1 \leq j \leq k, 1 \leq i \leq N\}$ 。定义权重函数

$$w(x_i, x_{ij}) = \exp\left(\frac{-\max(0, d(x_i, x_{ij}) - \rho_i)}{\sigma_i}\right) \quad (3)$$

定义  $A$  为  $\bar{G}$  的邻接矩阵,那么无向加权图  $G$  的邻接矩阵  $B$  为

$$B = A + A^T - A \otimes A^T \quad (4)$$

式中:  $\otimes$  为哈达玛积。

步骤 3,UMAP 沿边界和顶点分别施加引力和斥力,演化出等价加权图  $H$ ,包含点集  $\{y_i\}$ ,  $y_i$  和  $y_j$  处的引力和斥力分别为

$$G_R = \frac{-2ab \|y_i - y_j\|_2^{2(b-1)}}{1 + \|y_i - y_j\|_2^2} \omega(x_i, x_j) (y_i - y_j) \quad (5)$$

$$R_E = \frac{2b(1 - \omega(x_i, x_j))(y_i - y_j)}{(\varepsilon + \|y_i - y_j\|_2^2)(1 + a\|y_i - y_j\|_2^{2b})} \quad (6)$$

式中:  $G_R$  为引力;  $R_E$  为斥力;  $\varepsilon$  是为了防止分母为 0 添加的一个很小的数;  $a$  和  $b$  为超参数。

### 2.2 基于 CNN 的评价指标体系降维

当从多个输入因子到单个输出因子的映射时,卷积神经网络(CNN)相比于误差反向传播算法(back propagation, BP)等传统的神经网络技术,展现出了独特的优越性<sup>[18-19]</sup>。这种优越性不仅体现在模型的结构设计上,更体现在其处理复杂数据和映射关系的能力上,为多领域的应用提供了强有力的工具<sup>[20-21]</sup>。采取指标逐个删减的思路,围绕 CNN 训练样本生成、指标贡献率辨识、指标敏感度辨识、指标筛选的综合判别准则 4 个方面提出基于 CNN 的指标体系降维方法。

#### 2.2.1 CNN 训练样本生成

CNN 的学习训练是建立输入和输出之间非线性映射关系的重要环节。对于水工闸门安全评价而言,学习训练主要任务是使得训练后的 CNN 对

水工闸门安全程度具有判断能力。因此,将各个待筛选的指标值作为CNN训练样本的输入,将最终用于评判水工闸门安全程度的综合评价指标值作为CNN训练样本的输出,通过学习训练建立两者之间的映射关系。

借助决策论中正、负理想点的概念<sup>[22]</sup>,选取贴近度系数作为综合评价指标,即CNN训练样本的输出。考虑到实际评价样本数目往往十分有限,通常难以满足CNN学习训练的精度要求。因此,提出一种指标值离散化的CNN训练样本生成方法,主要计算步骤如下:

步骤1,生成闸门安全评价指标样本集,记为: $\{x_{ij}|i=1,2,\dots,m;j=1,2,\dots,n\}$ ,其中, $i$ 和 $j$ 分别为样本序号和指标序号, $m$ 和 $n$ 分别为样本数和指标数。

步骤2,确定正理想点 $\{x_j^+|j=1,2,\dots,n\}$ 和负理想点 $\{x_j^-|j=1,2,\dots,n\}$ ,正、负理想点是指所有闸门安全指标值同时达到最优、最劣的理想化情况,两者分别标定了优劣的上、下极限状态。

步骤3,采用随机模拟法生成CNN训练样本的输入项。随机生成 $k$ 个服从均匀分布的随机数 $u_g \sim U(0,1)$ , $g=1,2,\dots,k$ ,在正、负理想点之间对指标值进行离散化计算,共产生 $k$ 个训练样本输入项, $k$ 的取值可根据实际应用中神经网络训练的精度要求确定,离散化公式为

$$x_{gj} = x_j^+ - (x_j^+ - x_j^-) \times u_g \quad (7)$$

将正、负理想点也选取为CNN训练样本的两个输入项,则最终生成的训练样本输入项记为: $\{x_{ij}|t=1,2,\dots,D;j=1,2,\dots,n\}$ ,其中, $t$ 为样本序号, $D$ 为样本容量, $D=k+2$ 。

步骤4,计算各个样本距离正、负理想点的欧氏距离:

$$\begin{cases} d_t^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j^+ - x_{ij})^2} \\ d_t^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j^- - x_{ij})^2} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $d_t^+$ 为第 $t$ 个样本距正理想点的欧氏距离; $d_t^-$ 为第 $t$ 个样本距负理想点的欧氏距离。

步骤5,计算CNN训练样本的输出项:

$$c_t = \frac{d_t^-}{d_t^+ + d_t^-} \quad (9)$$

式中: $c_t$ 为贴近度系数,是反映样本综合安全程度优劣的综合评价指标,取值范围为 $[0,1]$ ,反映了第 $t$ 个训练样本与正、负理想点的相对距离。 $c_t$ 越大,表

明第 $t$ 个样本距负理想点越远,距正理想点越近,该指标越安全,反之则越不安全。

步骤6,为避免指标之间的量纲差异对CNN训练精度的影响,对训练样本的输入项 $\{x_{ij}|t=1,2,\dots,D;j=1,2,\dots,n\}$ 进行归一化处理:

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - x_{j\min}}{x_{j\max} - x_{j\min}} \quad (10)$$

式中: $x_{ij}$ 和 $x_{ij}^*$ 分别为第 $t$ 个样本第 $j$ 个指标的计算值和归一化值; $x_{j\max}$ 和 $x_{j\min}$ 分别为第 $j$ 个指标的最大值和最小值。

以各训练样本归一化后的指标值作为网络输入,以贴近度系数作为网络输出,最终生成的CNN网络训练闸门安全评价样本集可以表示为: $\{x_{ij},c_t|t=1,2,\dots,D;j=1,2,\dots,n\}$ 。

### 2.2.2 指标变化幅度辨识

对于第 $j$ 个指标值 $x_j$ ,计算其样本集中指标取值与指标平均值 $\bar{x}_j$ 的最大偏离程度为指标变化幅度 $\overline{\Delta x}_j$ :

$$\overline{\Delta x}_j = \max |x_j - \bar{x}_j| \quad (11)$$

### 2.2.3 指标敏感度辨识

训练后的CNN具备了较强的非线性映射能力,即给定一个输入向量,CNN能够高精度地逼近期望输出值。采用训练后的CNN对各个指标进行敏感性分析,并定量计算各指标的变化对综合结果变化的相对贡献率。

以样本的各指标值为输入向量 $(x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n)^T$ ,其网络输出值记为 $\bar{z}$ 。对于第 $j$ 个指标值 $x_j$ ,在保持其他指标不变的条件下,设定其不同的变化场景,即 $x_j^* = x_j \times (1 + \Delta x_j)$ ,以 $(x_1, x_2, \dots, x_j^*, \dots, x_n)^T$ 作为CNN的输入来预测网络实际输出值的相对变化,据此分析网络实际输出值对各个指标的敏感性。

### 2.2.4 指标筛选的综合判别准则

为了定量分析各个指标对综合安全评价的贡献,当 $\Delta x_j = \overline{\Delta x}_j$ 时,网络输出值 $z$ 的绝对变化量为 $\Delta z_j = |z - \bar{z}|$ ,计算其相对变化量:

$$\Delta z_j^* = \frac{\Delta z_j}{z} \quad (12)$$

进一步计算第 $j$ 个指标的变化对网络输出值 $z$ 变化的相对贡献率 $G_j$ :

$$G_j = \frac{\Delta z_j^*}{\sum_{j=1}^n \Delta z_j^*} \times 100\% \quad (13)$$

相对贡献率定量评估了各个指标的变化对闸门

安全综合评价的影响程度。指标的  $G_j$  取值比全体指标  $G_j$  的均值小一个量级以上时,认为该指标的相对贡献率显著低于全体指标的平均水平,可以将该指标删除。为了定量描述这一判别过程,进一步定义综合判别指标  $P_j$ :

$$P_j = \lg \frac{G_j}{\bar{G}_j} \quad (14)$$

式中:  $\bar{G}_j$  为全体指标  $G_j$  的均值。

综合判别指标  $P_j$  反映了  $G_j$  的取值与全体指标  $G_j$  的均值在量级上的差异。若  $P_j > 0$ , 表明该指标的  $G_j$  的取值大于平均水平; 若  $P_j < 0$ , 表明该指标的  $G_j$  的取值小于平均水平; 特别地, 当  $P_j \leq -1$  时, 表明该指标的  $G_j$  的取值与全体指标  $G_j$  的均值相差一个量级以上, 显著地低于平均水平, 可以将其删除。因此, 将  $P_j \leq -1$  作为指标筛选的阈值, 将指标筛选从主观分析判断过程转变为定量计算过程。

### 3 结果与分析

#### 3.1 初始指标体系及敏感性分析

根据《水工钢闸门和启闭机安全检测技术规程》及现有文献<sup>[23-25]</sup>, 水工闸门安全评价的包括主要构件应力、主梁挠度、支臂稳定、面板刚度、振动情况、气蚀、水力学条件、埋件损坏程度、焊缝质量、制造安装、零部件状态、锈蚀速率、锈坑深度、锈坑面积、运行时间、检测维修情况等方面特征。因此可根据具体水工闸门情况, 从上述各个方面选取评价指标构建安全评价的初始指标体系。

综合提出的初始指标体系的各个方面以及沙坪二级水电站中孔弧形工作闸门具备的监测数据, 选取包括应力、流激振动、运行姿态(倾角)等方面的指标, 构建沙坪二级水电站中孔闸门安全评价的初始指标体系。其中: 流激振动从主梁、支臂、油缸铰座、泵站平台、闸室周边, 评价局部开启运行评价振动特性, 包括 6 个测点位置对应 18 个测量通道的震动指标; 应力包括闸门的主梁、支臂、面板、活塞杆, 评价闸门的结构强度, 包括 19 个测点位置的应力指标。选取部分指标展示见表 1。

采用 Pearson 相关系数<sup>[26]</sup> 来度量指标之间的线性相关程度, Pearson 相关系数的取值范围为  $[-1, 1]$ 。两组指标数据相关系数的绝对值越大, 表明其线性相关程度越高。图 1 给出各指标之间的 Pearson 相关系数矩阵热力图(部分), 可以看出指标之间普遍存在不同程度的相关性, 由于水工闸门系统内各

评价对象之间的复杂联系, 部分指标之间甚至呈现出高度相关的特征。指标之间的这种强相关性表明原始指标所包含的信息存在大量重叠, 使得同一指标数据的趋势得到增强, 从而影响了综合评价的合理性和准确性, 容易造成综合评价结果失真。

表 1 沙坪二级水电站中孔闸门安全评价指标(部分)

Tab. 1 Indicators for safety evaluation of the medium-hole gates of Shaping II hydropower station (partial)

指标编号	振动指标(测点)
F <sub>1</sub>	下主横梁中部闸门中心线上, X方向的振动
F <sub>2</sub>	上主横梁中部闸门中心线上, X方向的振动
F <sub>3</sub>	左上支臂前端闸门中心线上, X方向的振动
F <sub>4</sub>	左上支臂中端闸门中心线上, X方向的振动
F <sub>5</sub>	左下支臂前端闸门中心线上, X方向的振动
F <sub>6</sub>	右上支臂前端(对称点)中心线上, X方向的振动
⋮	⋮
F <sub>32</sub>	左上支臂中部侧向板中心线, 支臂应力
F <sub>33</sub>	右下支臂前端腹板中心线, 支臂应力
F <sub>34</sub>	右下支臂前端侧向板中心线, 支臂应力
F <sub>35</sub>	右上支臂前端腹板中心线, 支臂应力
F <sub>36</sub>	右上支臂前端侧向板中心线, 支臂应力
F <sub>37</sub>	左上支臂尾部腹板中心线, 支臂应力

#### 3.2 UMAP 降维结果

采用 UMAP 对沙坪二级水电站中孔闸门原始指标体系进行降维, 将目标嵌入维度设为 2 时, 原评价指标体系可以降维到两个新的指标, 分别记为新指标 1( $Y_1$ )、新指标 2( $Y_2$ )。为了进一步解释两个新指标的含义, 采用方差极大旋转的方法对新指标矩阵进行去噪, 即使得每个新指标只包含几个较大的原指标的特征值, 而其余的特征值相对较小。表 2 中的新指标特征矩阵表明: 新指标  $Y_1$  反映了原指标  $F_1 \sim F_6$ 、 $F_{36}$ 、 $F_{37}$  所包含的主要信息; 新指标  $Y_2$  反映了原指标  $F_{32}$ 、 $F_{33}$ 、 $F_{34}$ 、 $F_{35}$ 、 $F_{37}$  所包含的主要信息, 新指标的特征矩阵能够在一定程度上解释各个新指标的含义。

#### 3.3 CNN 降维结果

采用 CNN 对沙坪二级水电站中孔闸门原始指标体系进行降维。由于原始指标多达 37 个, 以采集到的 100 个样本用于 CNN 训练难以满足训练精度要求, 因此采用提出的训练样本生成方法对各样本的指标值进行离散化处理, 共生成了 1 000 个样本,

其中的 1~800 号样本用于 BP 神经网络训练, 801~ 1000 号样本用于检验训练效果计算得到的 CNN 训

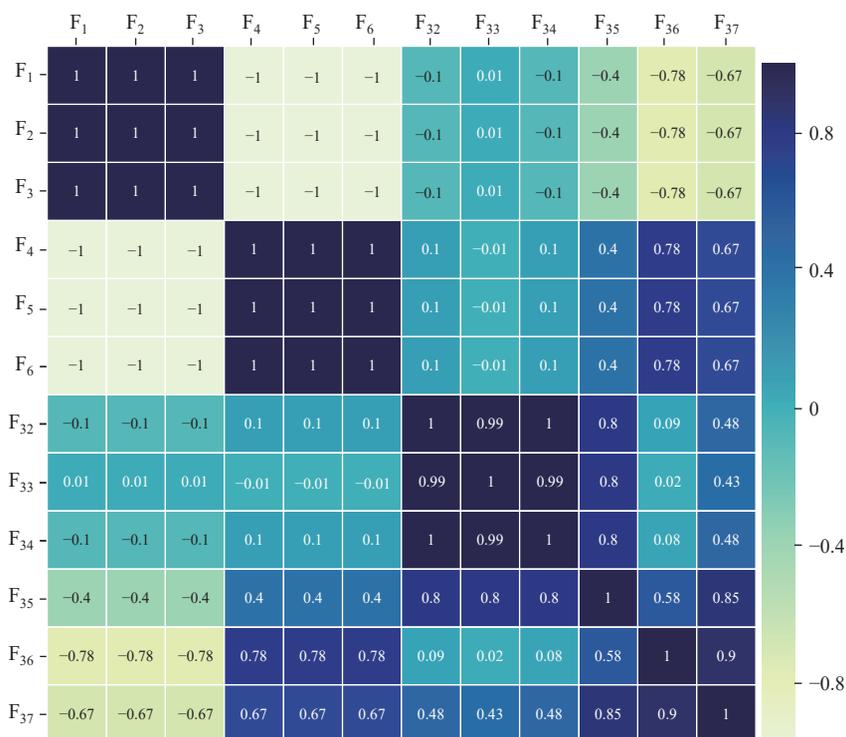


图 1 评价相关系数矩阵热力图(部分)

Fig. 1 Heat map for the matrix of correlation coefficients between evaluation indicators (partial)

表 2 UMAP 降维新指标的特征矩阵

Tab. 2 Characterization matrix of the new indicators from UMAP downscaling

新指标	F <sub>1</sub>	F <sub>2</sub>	F <sub>3</sub>	F <sub>4</sub>	F <sub>5</sub>	F <sub>6</sub>	...	F <sub>32</sub>	F <sub>33</sub>	F <sub>34</sub>	F <sub>35</sub>	F <sub>36</sub>	F <sub>37</sub>
Y <sub>1</sub>	0.98	0.99	0.98	-0.99	-0.99	-0.99	...	-0.16	0.02	-0.01	-0.26	-0.66	-0.82
Y <sub>2</sub>	0.02	0.03	0.02	-0.02	-0.02	-0.02	...	-0.96	-0.98	-0.98	-0.85	-0.21	-0.65

表 3 CNN 训练样本和网络训练结果(部分)

Tab. 3 CNN training samples and network training results (partial)

样本序号	CNN输入(归一化)									期望输出	实际输出
	F <sub>1</sub>	F <sub>2</sub>	F <sub>3</sub>	...	F <sub>35</sub>	F <sub>36</sub>	F <sub>37</sub>	贴进度系数			
训练期	1	0.97	0.81	0.70	...	0.90	0.89	0.70	0.32	0.35	
	2	0.95	0.81	0.69	...	0.87	0.91	0.69	0.15	0.17	
	3	0.89	0.82	0.75	...	0.85	0.94	0.77	0.05	0.06	
	4	0.91	0.78	0.73	...	0.90	0.84	0.64	0.83	0.92	
	⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
检验期	801	0.95	0.81	0.75	...	0.83	0.88	0.69	0.58	0.59	
	802	0.94	0.79	0.69	...	0.82	0.79	0.63	1.09	0.86	
	803	0.92	0.81	0.71	...	0.89	0.85	0.70	0.47	0.49	
	804	0.94	0.83	0.70	...	0.84	0.84	0.65	1.07	1.04	
	805	0.91	0.80	0.70	...	0.86	0.83	0.66	0.63	0.69	
	1 000	0.74	0.66	0.54	...	0.57	0.57	0.51	0.19	0.23	

在 Python 语言环境中进行 CNN 建模与编程计算。采用 1~800 号样本进行训练。训练结束后将 801~1000 号样本的各指标值作为输入,由 CNN 模拟实际输出的贴近度系数,并与期望输出进行对比,据此评估模型的模拟能力。算例采用的计算机配

置为 Intel Core i7-8750H 六核 2.2 GHz 处理器和 16 G 内存,完成网络训练和预测的计算耗时约为 1 min。训练期和检验期的部分模拟结果见表 4 和图 2。

表 4 指标体系降维前后的水工闸门安全综合评价计算结果对比(部分)

Tab. 4 Comparison of comprehensive evaluation results of hydraulic gate safety before and after dimensionality reduction of indicator system (partial)

样本编号	原始指标体系			UMAP			CNN		
	贴近度系数	排序	安全等级	贴近度系数	排序	安全等级	贴近度系数	排序	安全等级
1	0.74	2	1	0.90	2	1	0.75	2	1
2	0.30	5	1	0.46	6	1	0.29	11	1
3	0.41	4	1	0.51	4	1	0.39	8	1
4	0.58	3	1	0.55	3	1	0.57	5	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
36	0.88	1	1	0.99	1	...	0.92	1	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
100	0.10	100	2	0.08	100	2	0	100	2

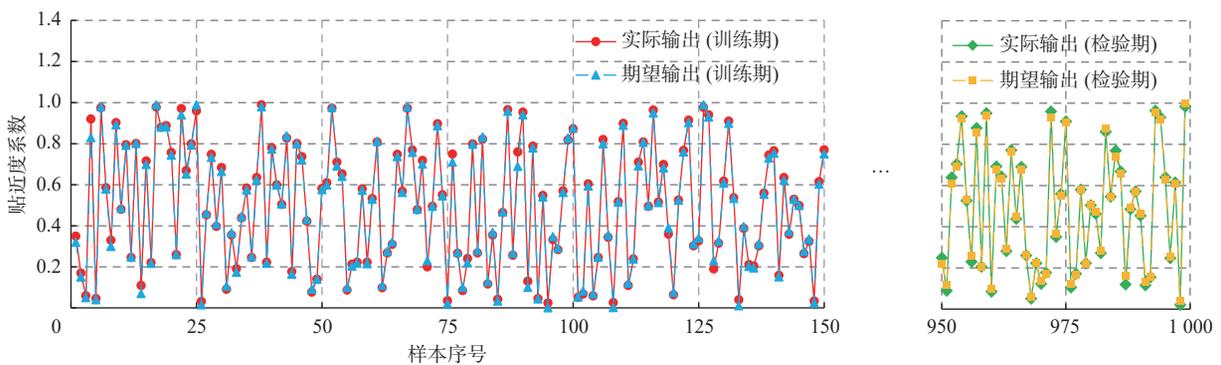


图 2 CNN 在训练期和检验期的模拟结果(部分)

Fig. 2 Simulation results of CNN in training and verification periods (partial)

由图 2 可知,在 CNN 的训练和检验阶段,实际输出和期望输出的拟合程度都非常高,其确定性系数分别为 0.96 和 0.95,表明通过离散化指标值生成训练样本的方法能够获得很高的训练精度,并且训练后的 CNN 具有很强的预测能力,即在各样本的指标值和贴近度系数之间建立了高精度的非线性映射关系。

根据训练后的 CNN 计算各参评指标的相对贡献率,并依据综合判别指标阈值(小于-1)进行指标筛选,筛选后得到一个包含 16 个原始指标的降维指标集,部分结果见表 5。列出的原始指标体系中有 7 个指标( $F_2$ 、 $F_3$ 、 $F_4$ 、 $F_5$ 、 $F_{32}$ 、 $F_{35}$ 、 $F_{36}$ )的综合判别指标值小于-1,表明从总体上看这些指标的相对贡献率比全体指标的平均水平低一个量级以上,根据指

标筛选准则和设定的阈值,可以将上述 7 个指标删除。

### 3.4 降维结果验证与对比

为了验证指标体系降维结果的合理性,分别采用原始评价指标体系和 2 种降维方法获得的精简指标体系,使用相对客观的熵权-逼近理想解排序法(technique for order preference by similarity to ideal solution, TOPSIS)<sup>[27]</sup>对采集的 100 个样本进行闸门安全综合评价。根据《水工钢闸门和启闭机安全检测技术规程》及文献研究,可将综合安全等级从优到差划分为 1~3 级。这种分级标准稍显宽泛,因此根据综合评分对 100 个样本进行了排序,进一步比较 3 个指标体系的综合评价结果,降维结果验证和对比见表 4。

采用初始指标体系和两种方法降维后的精简指标体系对沙坪二级水电站中孔闸门安全综合评价得到 100 个样本的综合安全等级完全一致。3 种评价指标所确定的最优(样本 36)、次优(样本 1)和最差(样本 100)样本相互一致,但其他中间样本的排

序略有差异。该结果表明,基于 UMAP 和 CNN 的指标体系降维方法能够在确保闸门安全综合评价结果一致性的前提下提供指标筛选定量的分析计算工具,有利于降低水工闸门安全评价复杂指标体系的维度,从而实现水工闸门快速安全预警。

表 5 基于 CNN 的指标筛选结果(部分)

Tab. 5 Results of CNN-based indicator screening (partial)

指标	F <sub>1</sub>	F <sub>2</sub>	F <sub>3</sub>	F <sub>4</sub>	F <sub>5</sub>	F <sub>6</sub>	...	F <sub>32</sub>	F <sub>33</sub>	F <sub>34</sub>	F <sub>35</sub>	F <sub>36</sub>	F <sub>37</sub>
$G_j/\%$	8.14	0.68	0.23	0.75	0.49	5.84	...	1.01	4.25	4.64	0.81	0.19	5.38
$P_j$	0.61	-1.10	-2.00	-1.23	-1.34	0.31	...	-1.16	0.05	0.22	-1.04	-1.88	0.26
结果	保留	删除	删除	删除	删除	保留	...	删除	保留	保留	删除	删除	保留

### 3.5 UMAP 与 CNN 降维对比分析

就两种降维技术的基本原理而言,基于 UMAP 的方法采纳了一种全面转化的策略,将复杂的原始指标体系转换为一个新的综合指标体系,而基于 CNN 的降维技术则采用了逐个消减指标的策略,评估各指标的相对贡献度,依据综合评判标准及预设的阈值,对指标进行逐一删减。

在指标体系降维的物理意义方面,尽管基于 UMAP 的方法能够通过特征矩阵阐释新综合指标的含义,但这种转化带有一定的模糊性。与之相对,基于 CNN 的降维技术,由于采用了逐个删减指标的方法,因此精简后的指标保留了原有的物理意义。

在消除指标相关性方面,基于 UMAP 的降维技术能有效消除指标相关性对综合评价的影响。大量的数值实验表明,原始指标体系越复杂、指标间相关性越强,该降维技术的应用效果越佳。此外,该技术在实际应用中还有助于降低初始指标选择的难度。基于 UMAP 的降维技术能够在后期消除指标间的相关性,使得在初始指标选择阶段可以不受相互独立性要求的限制,允许专业人员尽可能全面地选取反映水工闸门安全的特征指标,展现出较高的使用友好性。

在计算效率方面,基于 CNN 的降维技术需要对神经网络进行多次、大量的重复训练,因此其计算时间显著高于 UMAP 方法。通常情况下,这两种方法都能满足水工闸门安全预警的时效性要求。在实际应用中,可以通过减少 CNN 训练次数来进一步提高计算效率。

## 4 结论

指标筛选和指标体系降维对水工闸门安全综

合评价与实时预警具有重要支撑。针对当前研究在处理复杂指标体系中指标间相关性不足以及指标筛选机制缺乏明确性的问题,从整体指标体系转化与逐个指标删减 2 个维度出发,采用统一流形近似和投影(UMAP)以及卷积神经网络(CNN)技术,实现复杂水工闸门安全评价指标体系的有效降维。研究成果揭示,基于 UMAP 的降维策略在删减指标间相关性及提升计算效率方面展现出显著优势,而基于 CNN 的降维策略则在维持指标物理含义的准确性方面显示出更加明显的优越性。所提出的 2 种方法不仅推进复杂指标体系降维理论与实践的发展,而且增强指标筛选过程的合理性、所选指标的有效性以及指标体系的简洁性,为专业人员提供一种定量化的分析计算工具。此外,基于研究成果,未来的研究将着力于如何针对水工闸门安全评价这一特定应用场景,更有效地协调指标间的权重分配,提出更为合理的水工闸门安全综合评价方法,并进一步开发安全分级识别与预警技术,以期为该领域提供更为全面和深入的理论与实践支持。

### 参考文献:

- [1] 王延召,徐国宾,刘昉.事故闸门爬行振动数值反演与影响因素分析[J].水力发电学报,2022,41(2):55-62. DOI: 10.11660/sfdxb.20220206.
- [2] 马斌,郭乙良.水工闸门振动研究现状及发展趋势[J].水利水运工程学报,2019(2):55-64. DOI: 10.16198/j.cnki.1009-640X.2019.02.008.
- [3] MA C, SHENG C, LIAN J, et al. Failure analysis of a leaf gate jammed in closing process[J]. Engineering of Failure Analysis, 2020, 110: 104391. DOI: 10.1016/j.engfailanal.2020.104391.

- [4] 苏圣致, 杨春霞, 饶天华, 等. 不同开度下某闸门流激振动数值模拟研究 [J]. *水利水电技术(中英文)*, 2023(9):148-155. DOI: [10.13928/j.cnki.wrahe.2023.09.013](https://doi.org/10.13928/j.cnki.wrahe.2023.09.013).
- [5] 刘畅, 赵华东, 吴优. 基于IG-SFPA-BP的水工钢闸门安全等级识别 [J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2021, 19(2): 409-416. DOI: [10.13476/j.cnki.nsb-dqk.2021.0044](https://doi.org/10.13476/j.cnki.nsb-dqk.2021.0044).
- [6] 王晓玲, 陈深, 肖翌均, 等. 通风竖井布置改进 FCM-EWM-MABAC 多属性决策研究 [J]. *水力发电学报*, 2023, 42(4): 57-69. DOI: [10.11660/slfdbx.2023.0406](https://doi.org/10.11660/slfdbx.2023.0406).
- [7] 龚李莉, 蔡梅, 王元元, 等. 新沟河工程应急调水效果评估 [J]. *水资源保护*, 2023, 39(1): 166-173. DOI: [10.3880/j.issn.1004-6933.2023.01.022](https://doi.org/10.3880/j.issn.1004-6933.2023.01.022).
- [8] 王姣, 朱振寰, 胡强. 锈蚀对弧形钢闸门静力性能的影响分析 [J]. *中国农村水利水电*, 2021(11): 128-135. DOI: [10.3969/j.issn.1007-2284.2021.11.022](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-2284.2021.11.022).
- [9] 黄垣森, 唐德善. 变权视角下基于信息可替代性指标筛选的城市水安全评价 [J]. *中国农村水利水电*, 2022(3): 54-59. DOI: [10.3969/j.issn.1007-2284.2022.03.009](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-2284.2022.03.009).
- [10] MILOSEVIC D, MEDEIROS A S, PIPERAC M S, et al. The application of uniform manifold approximation and projection (UMAP) for unconstrained ordination and classification of biological indicators in aquatic ecology [J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 815: 152365. DOI: [10.1016/j.scitotenv.2021.152365](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.152365).
- [11] PRAKAISAK I, WONGCHAI SUWAT P. Hydrological time series clustering: A case study of telemetry stations in Thailand [J]. *Water*, 2022, 14(13): 2095. DOI: [10.3390/w14132095](https://doi.org/10.3390/w14132095).
- [12] SOUSA D, SMALL C. Joint characterization of sentinel-2 reflectance: Insights from manifold learning [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(22): 5688. DOI: [10.3390/rs14225688](https://doi.org/10.3390/rs14225688).
- [13] YU T T, CHEN C Y, WU T H, et al. Application of high-dimensional uniform manifold approximation and projection (UMAP) to cluster existing landfills on the basis of geographical and environmental features [J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 904: 167013. DOI: [10.1016/j.scitotenv.2023.167013](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167013).
- [14] MATTSON M, SOUSA D, QUANDT A, et al. Mapping multi-decadal wetland loss: Comparative analysis of linear and nonlinear spatiotemporal characterization [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 302: 113969. DOI: [10.1016/j.rse.2023.113969](https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113969).
- [15] FRANCH G, JURMAN G, COVIELLO L, et al. MASS-UMAP: Fast and accurate analog ensemble search in weather radar archives [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(24): 2922. DOI: [10.3390/rs11242922](https://doi.org/10.3390/rs11242922).
- [16] SCHROETER N, TONEY J L, LAUTERBACH S, et al. How to deal with multi-proxy data for paleoenvironmental reconstructions: Applications to a holocene lake sediment record from the Tian Shan, Central Asia [J]. *Frontiers in Earth Science*, 2020, 8: 353. DOI: [10.3389/feart.2020.00353](https://doi.org/10.3389/feart.2020.00353).
- [17] PU F L, DING C J, CHAO Z Y, et al. Water-quality classification of inland lakes using Landsat8 images by convolutional neural networks [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(14): 1674. DOI: [10.3390/rs11141674](https://doi.org/10.3390/rs11141674).
- [18] CHEN H Z, CHEN A, XU L L, et al. A deep learning CNN architecture applied in smart near-infrared analysis of water pollution for agricultural irrigation resources [J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 240: 106303. DOI: [10.1016/j.agwat.2020.106303](https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106303).
- [19] OFFIONG N M, WU Y, MUNIANDY D, et al. A comprehensive comparative analysis of deep learning tools for modeling failures in smart water taps [J]. *Water Supply*, 2022, 22(1): 424-436. DOI: [10.2166/ws.2021.261](https://doi.org/10.2166/ws.2021.261).
- [20] PU Z H, YAN J R, CHEN L, et al. A hybrid Wavelet-CNN-LSTM deep learning model for short-term urban water demand forecasting [J]. *Frontiers of Environmental Science & Engineering*, 2023, 17(2): 22. DOI: [10.1007/s11783-023-1622-3](https://doi.org/10.1007/s11783-023-1622-3).
- [21] 孙开畅, 薛文丽, 李婷婷, 等. 水利工程施工的IT2FS-MARCOS 风险评价 [J]. *水力发电学报*, 2024, 43(7): 109-120. DOI: [10.11660/slfdbx.20240710](https://doi.org/10.11660/slfdbx.20240710).
- [22] 杨阳, 王孝群, 练冲, 等. 径流式水电站弃能利用的制氢系统优化研究 [J]. *水力发电学报*, 2021, 40(6): 21-30. DOI: [10.11660/slfdbx.20210603](https://doi.org/10.11660/slfdbx.20210603).
- [23] XIAO Y, DENG S, HAN F, et al. Intelligent health diagnosis of lithium battery pole double rolling equipment driven by hybrid BP neural network and expert system [J]. *IEEE Access*, 2022(10): 80208-80224. DOI: [10.1109/ACCESS.2022.3195184](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3195184).
- [24] 李奇, 郑圣义. 基于直觉模糊层次法和云模型的水工钢闸门评估 [J]. *人民黄河*, 2022, 44(3): 118-121. DOI: [10.3969/j.issn.1000-1379.2022.03.023](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-1379.2022.03.023).
- [25] 危文广. 在役弧形钢闸门安全性态综合评估分析研究 [D]. 南昌: 南昌大学, 2019.
- [26] 季通焱, 黄鹏年, 李艳忠, 等. 长短时记忆网络与新安江模型耦合的降雨径流模拟性能 [J]. *水力发电*

学报, 2024, 43(1): 24-34. DOI: [10.11660/slfdbx.20240103](https://doi.org/10.11660/slfdbx.20240103).

[27] LI M, SUN H, SINGH V P, et al. Agricultural water

resources management using maximum entropy and entropy-weight-based TOPSIS methods[J]. *Entropy*, 2020, 21(4): 364. DOI: [10.3390/e21040364](https://doi.org/10.3390/e21040364).

## Dimensionality reduction of hydraulic gate safety evaluation index system based on UMAP and CNN

XUE Chen<sup>1</sup>, LIU Dongke<sup>2</sup>, ZHAO Jianping<sup>3</sup>, LIU Feng<sup>1</sup>, XU Chao<sup>4</sup>, XU Jiayi<sup>3</sup>, ZHANG Yu<sup>3</sup>

(1. *China Energy Science and Technology Research Institute Co., Ltd., Nanjing 210033, China*; 2. *CHN Energy Dadu River Shaping Power Generation Co., Ltd., Leshan 614000, China*; 3. *Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China*;

4. *School of Water Resources and Hydropower Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China*)

**Abstract:** The safety assessment of hydraulic gates is crucial for the regulatory capacity of hydropower stations, as it is closely related to factors such as water levels upstream and downstream of the station, structural stress, gate vibration, and the status of opening and closing mechanisms. Many of the hydraulic gates in operation in China were built in the 1960s and 1970s, and due to the harsh working environment, there are numerous safety risks. Therefore, conducting safety evaluations of hydraulic gates is essential to prevent potential accidents. However, existing studies on gate safety assessments have two main shortcomings in terms of indicator selection and system construction. Firstly, many studies overlook the impact of correlation between indicators in the evaluation system on the assessment results. High correlation between indicators can lead to redundant and interfering information, potentially distorting the evaluation results. This is especially evident in hydraulic systems like hydraulic gates, which have numerous parameters and complex structures. Additionally, as the number of measurement points increases, the scale of the indicator system also grows exponentially, complicating the evaluation process. Secondly, existing studies generally lack the identification and selection process of indicators' influence on the comprehensive safety assessment results. The impact of indicators on assessment results mainly lies in two aspects: the different magnitudes of changes in each indicator and the varying responses in comprehensive assessment values caused by relative changes in each indicator, indicating varying levels of sensitivity. Therefore, in conducting safety evaluations of hydraulic gates, both aspects need to be considered to ensure the rationality of the indicator selection process, the effectiveness of selected indicators, and the simplification of the indicator system.

Two approaches, overall transformation and gradual reduction of indicators were employed in this study, utilizing uniform manifold approximation and projection (UMAP) and convolutional neural networks (CNN) to reduce the dimensionality of the evaluation indicator system. Initially, an initial indicator system for the safety assessment of hydraulic gates was constructed. Based on the analysis of indicator correlations, uniform UMAP was used to reduce the dimensionality of the original indicator system. A CNN training sample generation method based on indicator value discretization was proposed, introducing two indicators, relative change magnitude, and sensitivity, to quantitatively evaluate the impact of indicators and their relative changes on the comprehensive safety assessment of gates, thereby selecting key evaluation indicators.

By comparing and verifying the results before and after dimensionality reduction of the evaluation indicator system based on monitoring data from the middle hole gate of Shaping II hydropower station, the differences and respective advantages and disadvantages of the two dimensionality reduction methods from multiple perspectives were discussed. The results indicate that the dimensionality reduction strategy based on UMAP demonstrates significant advantages in reducing inter-indicator correlations and improving computational efficiency, while the CNN-based dimensionality reduction strategy shows more pronounced superiority in maintaining the accuracy of the indicators' physical meanings.

These proposed methods not only advance the theory and practice of reducing complex indicator systems but also enhance the rationality of the indicator selection process, the effectiveness of selected indicators, and the

simplicity of the indicator system, providing professionals with a quantitative analytical tool. Furthermore, based on the findings of this study, future research will focus on how to more effectively coordinate the weight distribution between indicators for specific applications such as safety assessments of hydraulic gates, propose a more reasonable comprehensive safety assessment method for hydraulic gates, and further develop safety classification identification and warning technologies to offer more comprehensive and in-depth theoretical and practical support in this field.

**Key words:** hydraulic gate; safety evaluation; index system; dimensionality reduction; UMAP; CNN



背景图所有权属《南水北调与水利科技(中英文)》编辑部