DOI:10.20040/j.cnki.1000-7709.2025.20241751

# 基于Optuna-CatBoost和CRITIC评价法的水电机组劣化趋势评估

杨 峰[1],肖 峰[1],师博威[2],仝 杰[3],李超顺[2]

(1. 国网江西省电力有限公司柘林水电厂,江西 九江 332000;2. 华中科技大学土木与水利工程学院,湖北 武汉 430074;3. 中国电力科学研究院用能研究所,北京 100192)

**摘要**:得益于日趋完善的状态监测系统,抽水蓄能电站记录了海量机组运行信息,为开展抽蓄机组劣化趋势评估提供了可靠的数据保障。为此,提出了一种基于Optuna-CatBoost和CRITIC(Criteria Importance though Intercrieria Correlation)评价法的水电机组劣化评估方法。首先利用最大互信息系数(Maximal Information Coefficient)筛选出机组关键工况系数;然后利用Optuna对CatBoost进行参数寻优,建立Optuna-CatBoost水电机组劣化趋势评估模型;最后基于CRITIC评价法对各通道劣化序列客观赋权,生成机组整机劣化序列。试验结果表明,所提模型的精度优于其他对比模型,能很好地反映机组整机劣化趋势。

**关键词**:水电机组;劣化评估;Optuna;CatBoost;最大互信息系数;CRITIC评价法

**中图分类号**:[TV734.2+1] **文献标志码**:A **文章编号**:1000-7709(2025)02-0206-05

## 1 引言

抽水蓄能电站作为电网调峰调频、削峰填谷、事故备用的重要工具,在电网中发挥着愈加重要的作用,抽水蓄能发展前景广阔。与传统水电机组相比,抽水蓄能机组需要频繁调相,且受复杂工况、多场耦合因素影响严重,更容易使机组性能劣化,因此开展抽水蓄能机组劣化评估研究意义重大[1]。秦小元等[2]提出了一种基于层次分析法和改进模糊评价法的综合评价模型,用于评估水电机组检修效果,并通过实际电站机组的多工况监测数据验证了模型的有效性;段然等[3]提出了一种基于低质量数据的水电机组变工况状态评估方法,通过DBSCAN聚类算法清洗异常数据并利用高斯混合模型算法构建健康状态模型,以提高状态评估的准确性和对数据缺失的鲁棒性。上述研究大多致力于构建健康评估模型,未考虑运行工况参数与多通道状态监测量之间的关系,限制了模型劣化趋势评估的精度。为此,本文提出了一种基于Optuna-CatBoost和CRITIC评价法的水电机组劣化趋势评估模型,首先基于MIC对工况数据与振动信号进行深度关联性分析,选出与振动信号关联性强的关键工况参数作为模型输入;再采用Optuna算法对CatBoost参数寻优,建立Optuna-CatBoost模型拟合多通道振动信号与关键工况参数;最后利用CRITIC评价法融合多通道劣化序列,生成抽水蓄能机组整机劣化趋势序列。试验结果分析表明,所提模型在抽水蓄能机组整机劣化趋势评估方面有一定的参考价值。

## 2 研究方法

### 2.1 CatBoost算法

CatBoost算法[4]是一种基于梯度提升决策树(GBDT)的集成学习方法,使用对称决策树作为基本预测树。与传统的集成学习算法相比,CatBoost解决了传统算法中的预测偏移问题,降低了过拟合风险,提高了模型的泛化能力与预测精度。CatBoost使用的关键方法如下:①对称决策树。对称决策树是一种特殊的决策树,其特点是在树的每个或深度上使用相同的分裂规则。对

**收稿日期**:2024-09-13,**修回日期**:2024-10-29

**基金项目**:国家电网有限公司总部管理科技项目(5700-202325298A-1-1-ZN)

**作者简介**:杨峰(1975-),男,副高级工程师,研究方向为电力设备故障诊断及水电生产调度、运维、检修管理等,E-mail:149325602@qq.com

**通讯作者**:李超顺(1983-),男,教授,研究方向为水电、风电等清洁能源的应用等,E-mail:csli@hust.edu.cn

中国知网 https://www.cnki.net

称决策树在 CatBoost 中作为基学习器用于构建梯度提升模型,简化模型的构建过程并提高了预测速度。②有序提升。传统的梯度提升算法每一次迭代均依赖于之前的迭代结果,这导致了预测偏移的产生,降低了模型的泛化能力。CatBoost 通过有序提升在每次迭代巡练的过程中模拟独立的训练子集,确保每次计算的残差均是无偏的;并通过优化降低了模型的计算复杂度,有效解决了预测偏移的问题,提高了模型的泛化能力。③有序目标统计量。有序目标统计量是 CatBoost 处理分类特征的关键技术,它为目标统计量引入随机排列的顺序,确保每个样本的目标统计值仅依赖历史样本,降低了目标泄露的影响,样本的目标统计值计算公式为:

$$x_k^i=\frac{\sum_{x_j\in D_k}\{x_k^i=x_j^i\}y_i+aP}{\sum_{x_j\in D_k}\{x_k^i=x_j^i\}+a} \tag{1}$$

式中,$x_k^i$、$x_j$、$x_j^i$、$y_i$ 均为训练样本;$D_k$ 为第 $k$ 个样本之前的数据集;$a$ 为权重系数;$P$ 为先验值。

### 2.2　Optuna 超参数寻优

CatBoost 超参数众多,在实际工程应用中只能靠试错法寻找模型的最佳参数,费时费力也很难获取模型的最佳性能。因此,选择合适的超参数优化算法成为提高模型性能的重要方式。Optuna 是一种专门为机器学习方法设计的超参数优化算法,它基于贝叶斯优化理论来最小化模型的损失函数,并通过高效的采样和搜索策略来加速超参数寻优过程。Optuna 设计简单,易于实现,在超参数优化过程收敛速度快、鲁棒性强。

### 2.3　CRITIC 评价法

抽蓄机组状态监测传感器众多,单一通道数据很难对机组整机劣化趋势做出准确评估,融合多通道劣化趋势,构建通道加权的整机劣化序列能更好反映机组健康状态。CRITIC 评价法[5]是一种基于指标的冲突性与对比强度来为评价指标赋予客观权重。不同于需要专家知识的层次分析法等主观赋权法,CRITIC 评价法仅利用评价指标之间的特征进行科学评价,CRITIC 评价法的步骤如下。

**步骤 1**　对于 $m$ 个长度为 $n$ 的待评价指标 $X_k=\{x_{k1},x_{k2},\cdots,x_{kn}\}$,$k=1,2,\cdots,m$,若为正向指标则采用正向归一化处理:

$$x'_{kj}=\frac{x_{kj}-x_{k\min}}{x_{k\max}-x_{k\min}}\quad j=1,2,\cdots,n \tag{2}$$

式中,$x_{k\max}$、$x_{k\min}$ 分别为第 $k$ 个评价指标的最大值、最小值。

若为逆向指标则采用逆归一化处理:

$$x'_{kj}=\frac{x_{k\min}-x_{kj}}{x_{k\max}-x_{k\min}}\quad j=1,2,\cdots,n \tag{3}$$

**步骤 2**　计算待评价指标的标准差,以衡量其变异性 $\sigma_k$:

$$\sigma_k=\sqrt{\sum_{j=1}^{n}\frac{(x'_{kj}-\overline{X})^2}{n-1}}\quad k=1,2,\cdots,m \tag{4}$$

式中,$\overline{X}$ 为待评价指标序列的平均值。

**步骤 3**　计算待评价指标之间的冲突性:

$$r_{is}=\frac{\sum_{j=1}^{n}(x'_{ij}-\overline{X_i})(x'_{sj}-\overline{X_s})}{\sqrt{\sum_{j=1}^{n}(x'_{ij}-\overline{X_i})^2}\sqrt{\sum_{j=1}^{n}(x'_{sj}-\overline{X_i})^2}}\quad i,s\in 1,2,\cdots,m \tag{5}$$

式中,$r_{is}$ 为第 $i$ 个与第 $s$ 个待评价指标的冲突性;$\overline{X_i}$、$\overline{X_s}$ 均为归一化后指标序列的均值。

**步骤 4**　计算第 $k$ 个评价指标的权重为:

$$w_k=\frac{\sigma_k\sum_{s=1}^{m}(1-r_{ks})}{\sum_{k=1}^{m}(\sigma_k\sum_{s=1}^{m}1-r_{ks})}\quad k=1,2,\cdots,m \tag{6}$$

## 3　基于 Optuna-CatBoost 和 CRITIC 评价法的健康评价模型

### 3.1　基于 MIC 的工况参数筛选

机组的异常振动多由水、机、电不平衡力耦合而成,在构建健康评价模型时需考虑不同工况参数的影响[6];得益于状态监测技术的发展,可供使用的抽蓄机组运行工况参数众多,本文基于 MIC 对工况参数进行筛选,选取与振摆监测信号关联性强的工况参数作为模型输入,与线性相关性分析方法相比,MIC 具有更好的鲁棒性和普适性,能通过不同类型的关联关系评估变量之间的关联性。

### 3.2　基于 Optuna-CatBoost 的健康评价模型

利用最大信息系数对工况参数进行筛选后,以健康状态下的机组工况参数为输入、各通道振摆监测量为输出,分别建立通道级 Optuna-CatBoost 健康模型拟合工况参数与振摆值之间的映射关系。Optuna-CatBoost 健康模型包括 Optuna 参数寻优和 CatBoost 拟合映射关系两个部分,具体步骤如下。

**步骤 1**　数据预处理。对振摆监测数据和筛选后的运行工况数据进行归一化处理,消除量纲影响;打乱数据集,以训练集∶测试集=9∶1,依次划分数据集,用测试集衡量健康模型的性能。

**步骤 2**　模型超参数寻优。挑选对 CatBoost

中国知网　https://www.cnki.net

模型性能影响较大的学习率(learning_rate)、L2正则化(l2_leaf_reg)、最大深度(depth)三个主要参数进行优化。建立整机劣化趋势序列需要多通道工况数据,为各通道建立单独的健康模型,利用Optuna对各通道模型超参数寻优。

**步骤 3** 健康模型构建。利用Optuna参数寻优获取的最佳参数构建通道级Optuna-CatBoost健康模型,学习工况参数与振摆值之间的拟合特征,生成健康状态下的理论振摆。

**步骤 4** 模型效果检验。以均方根误差($R_{RMSE}$)、平均绝对误差($M_{MAE}$)与决定系数($R^2$)衡量拟合误差的相对大小,评价健康模型的拟合精度。其中,$R_{RMSE}$ 与 $M_{MAE}$ 越小,健康模型的拟合误差越小;$R^2$ 越大,健康模型的拟合性能越好。

### 3.3 劣化度生成

机组的健康状态会随运行时间逐渐劣化,主要表现在机组振摆监测值与理论健康振摆的偏差上。本文将机组监测数据分为一系列抽水过程与发电过程,作为描述机组劣化情况的基本单元,通过比较振摆监测值与振摆健康值的差异来构建单通道劣化趋势序列,劣化度 $D(i)$ 为:

$$D(i)=\frac{|v(i)-O(i)|}{O(i)} \tag{7}$$

其中

$$O(i)=hf(\{w_1(i),w_2(i),\cdots,w_m(i)\}) \tag{8}$$

式中,$O(i)$为关键工况参数拟合出的理论健康振摆值;$v(i)$、$\{w_1(i),w_2(i),\cdots,w_m(i)\}$ 分别为通道监测振摆值、关键工况参数;$hf()$ 为Optuna-CatBoost健康模型。

### 3.4 基于CRITIC评价法的机组整机劣化趋势序列

根据劣化度生成 $n$ 个通道下的劣化趋势序列,基于CRITIC评价法确定各通道劣化趋势权重 $w_i,i=1,2,\cdots,n$ ,生成抽水蓄能机组整机劣化趋势 $D(k)$ 序列:

$$D(k)=\sum_{i=1}^{m}w_i d_i(k)\quad k=1,2,\cdots,l \tag{9}$$

式中,$d_i(k)$为第 $i$ 个通道下劣化趋势序列。

### 3.5 整机劣化趋势评估模型流程

本文提出的基于Optuna-CatBoost和CRITIC评价法的水电机组劣化趋势评估模型流程主要包括机组监测数据筛选、建立基于Optuna-CatBoost的健康状态模型与征集劣化趋势评估三部分。整体流程见图1。

## 4 案例分析

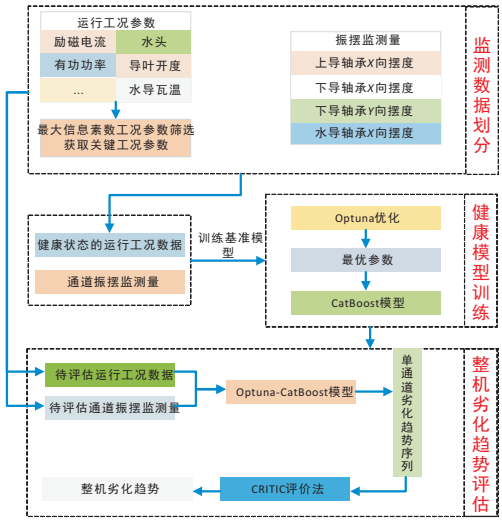



**图 1 整体模型流程图**

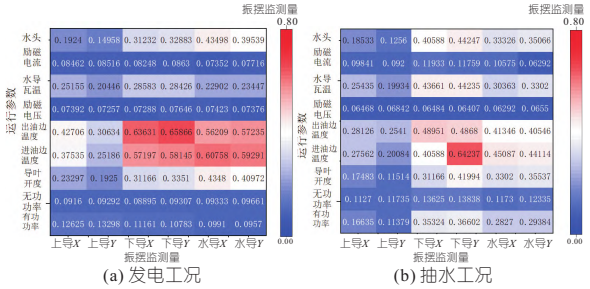
**Fig. 1 Flowchart of the overall model**

### 4.1 数据来源

数据源于华东某抽水蓄能电站机组,机组额定水头为447 m,单机容量为375 MW,额定转速为375 r/min。机组监测系统记录了机组水头、励磁电流、水导瓦温、导叶开度、有功功率等工况参数及各关键测点振动、摆度、温度等状态监测量。查阅机组运行报告可知,2018-01-05～2018-02-05期间机组运行状态良好,选取该时段数据进行训练和验证健康模型,从中随机选取90%的数据用于健康模型训练,其余用于模型测试。对2019年的机组劣化状况进行评估,包括299个抽水过程429个发电过程。

### 4.2 基于MIC的工况参数筛选

利用MIC对工况参数与机组振摆数据进行分析,挑选出与机组振摆相关性较高的工况参数,分别对上导轴承、下导轴承与水导轴承 $X/Y$ 向摆度六数据与机组振摆数据进行相关性分析。试验结果见图2。




(a) 发电工况 (b) 抽水工况

**图 2 发电工况、抽水工况相关性矩阵**

**Fig. 2 Correlation matrix of power generation conditions**

由图2可知,振摆监测量与出油边温度、进油边温度、水导瓦温及水头相关性较高,又因为有功功率与无功功率与抽蓄机组工况直接相关,选择出油边温度、进油边温度、水导瓦温、水头、有功功率与无功功率作为健康模型的关键参数;比较各

中国知网 https://www.cnki.net

振摆监测量与工况参数的相关性关系,选择上导轴承 $X$ 向摆度、下导轴承 $X$ 向摆度、下导轴承 $Y$ 向摆度及水导轴承 $X$ 向摆度数据构建通道级健康模型。

### 4.3　健康模型验证

为验证所提劣化趋势评估方法,体现模型参数寻优的重要性,设计仅使用默认参数的 CatBoost 模型进行对照试验;此外,为验证 CatBoost 模型的优越性,选取 ANN、GDBT 和 LightGBM 作为对照。以 $R_{\mathrm{RMSE}}$、$M_{\mathrm{MAE}}$、$R^2$ 衡量各健康模型在验证集上的精度,各模型表现见表 1(表中加粗的为最优指标)。

**表 1　模型在验证集上的拟合表现**

**Tab. 1　Model fit performance on the validation set**

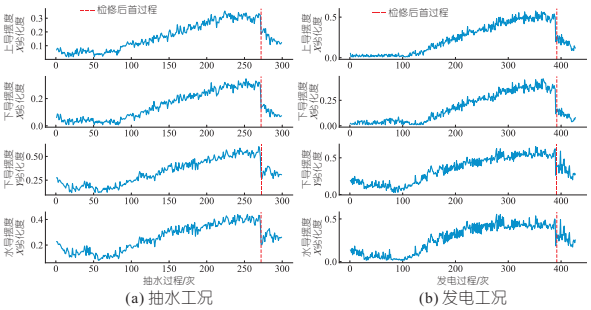
| 通道 | 拟合模型 | 抽水工况 | | | 发电工况 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | $R_{\mathrm{RMSE}}$ | $M_{\mathrm{MAE}}$ | $R^2$ | $R_{\mathrm{RMSE}}$ | $M_{\mathrm{MAE}}$ | $R^2$ |
| 上导 | ANN | 1.84 | 1.42 | −2.53 | 4.29 | 2.67 | −1.03 |
| 轴承 | GDBT | 1.05 | 0.81 | 0.10 | 1.21 | 0.89 | 0.81 |
| $X$ 向 | LightGBM | 0.98 | 0.76 | 0.45 | 1.15 | 0.79 | 0.85 |
| 摆度 | CatBoost | 0.97 | 0.75 | 0.48 | 1.01 | 0.75 | 0.85 |
| | Optuna-CatBoost | **0.88** | **0.65** | **0.53** | **0.91** | **0.67** | **0.89** |
| 下导 | ANN | 11.19 | 7.33 | −1.21 | 13.70 | 9.36 | −1.27 |
| 轴承 | GDBT | 1.83 | 1.39 | 0.94 | 3.02 | 2.30 | 0.89 |
| $X$ 向 | LightGBM | 1.56 | 1.11 | 0.94 | 2.51 | 1.88 | 0.92 |
| 摆度 | CatBoost | 1.52 | 1.10 | 0.95 | 2.43 | 1.77 | 0.91 |
| | Optuna-CatBoost | **1.38** | **1.00** | **0.97** | **2.15** | **1.61** | **0.93** |
| 下导 | ANN | 10.42 | 7.02 | −1.16 | 13.28 | 9.24 | −1.15 |
| 轴承 | GDBT | 1.73 | 1.33 | 0.94 | 2.85 | 2.15 | 0.906 |
| $Y$ 向 | LightGBM | 1.58 | 1.16 | 0.95 | 2.24 | 1.64 | 0.93 |
| 摆度 | CatBoost | 1.57 | 1.13 | 0.95 | 2.06 | 1.56 | 0.94 |
| | Optuna-CatBoost | **1.39** | **0.98** | **0.96** | **1.82** | **1.39** | **0.95** |
| 水导 | ANN | 5.28 | 3.91 | −1.51 | 8.11 | 6.55 | −1.20 |
| 轴承 | GDBT | 2.07 | 1.64 | 0.63 | 2.27 | 1.79 | 0.81 |
| $X$ 向 | LightGBM | 2.02 | 1.60 | 0.69 | 1.94 | 1.53 | 0.87 |
| 摆度 | CatBoost | 1.97 | 1.56 | 0.69 | 1.88 | 1.51 | 0.88 |
| | Optuna-CatBoost | **1.88** | **1.48** | **0.70** | **1.75** | **1.41** | **0.89** |

由表 1 可知,Optuna-CatBoost 在两种工况下表现最好。与 CatBoost 相比,Optuna-CatBoost 的 $R_{\mathrm{RMSE}}$、$M_{\mathrm{MAE}}$ 评分总体上分别降低了 10.27%、10.23%,表征模型拟合性能的 $R^2$ 也相对较高,验证了 Optuna 参数寻优的有效性。与其他三种对比模型相比,CatBoost 模型的拟合精度最高,证明了 CatBoost 模型的优越性。综合各项评价指标,Optuna-CatBoost 取得了最高的拟合精度,验证了本文所提方法的性能。

### 4.4　单通道劣化趋势序列

将 2019 年的各通道抽水过程和发电过程工况数据分别输入到构建好的 Optuna-CatBoost 健康模型中,获取各通道对应的理论健康振摆值。根据式(7)、(8)获取通道劣化度,构建劣化趋势序列,见图 3。

机组作为一个整体,某一部件的异常振动会在一定程度上影响其他部件的正常运行,因而,机




(a) 抽水工况　(b) 发电工况

**图 3　抽水工况、发电工况下各通道劣化趋势**

**Fig. 3　Deterioration trend of each channel under pumping condition and power generation condition**

组各通道劣化趋势大致相同;但劣化度幅值差异较大,单一通道劣化趋势很难反映机组整机健康状态;随着运行时间的增加,机组健康状态也逐步劣化,但机组在受到水、机、电等因素复杂耦合影响下,劣化趋势存在局部波动的现象。机组在 2019 年 11 月份进行 B 级检修,图 3 中红色虚线表示机组 B 级检修的时间,由图 3 可知,在机组检修之后劣化度会迅速下降,符合“浴盆曲线”规律,与经过检修后机组性能改善的实际情况相符,证明了本文所提方法的有效性。

### 4.5　机组整机劣化趋势序列

基于 CRITIC 评价法分别计算抽水工况、发电工况下各通道劣化趋势序列权重,见表 2。

**表 2　各通道劣化度权重**

**Tab. 2　Degradation weights for each channel**

| 劣化趋势序列 | 上导轴承 | 下导轴承 | | 水导轴承 |
|---|---|---|---|---|
| | $X$ 向摆度 | $X$ 向摆度 | $Y$ 向摆度 | $X$ 向摆度 |
| 抽水态权重 | 0.22 | 0.19 | 0.19 | 0.40 |
| 发电态权重 | 0.26 | 0.20 | 0.22 | 0.32 |

利用 CRITIC 评价法获取的各通道权重,分别生成抽水工况、发电工况下的机组整机劣化趋势序列,见图 4。由图 4 可知,机组整机劣化趋势与各通道劣化趋势相似,随着机组启停次数的增

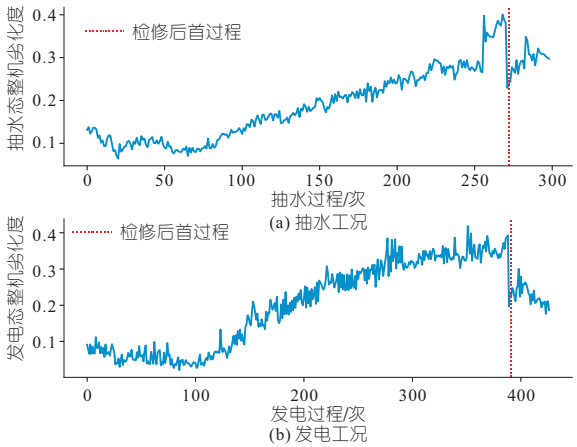



**图 4　两工况下机组整机劣化趋势序列**

**Fig. 4　Sequence of deterioration trend of the whole unit under two operating conditions**

中国知网　https://www.cnki.net

加，机组的劣化趋势逐渐增大，经过检修后，机组健康状态迅速改善，劣化度降低。利用各通道劣化趋势序列生成的整机劣化趋势序列劣化度幅值更加接近，与通道劣化趋势序列相比，更具代表性，更能清晰地反映机组健康状态，为机组检修决策提供参考。此外，如图 3(a)所示，下导轴承 $Y$ 向摆度通道劣化度高于其他通道，说明下导轴承劣化程度更重，在检修时应重点对其进行维护。

## 5 结论

本文提出了一种基于 Optuna 优化 CatBoost 超参数和 CRITIC 评价法通道加权的抽水蓄能机组整机劣化趋势评估方法，并以某抽蓄电站机组运行监测数据为例进行验证。试验结果表明，Optuna 可获取 CatBoost 模型的最优参数，提高 CatBoost 模型的拟合精度；结合 CRITIC 评价法获取机组整机劣化趋势序列，可更准确地反映机组的健康状态。

**参考文献：**

[1] 陈鹏. 基于数据驱动的抽水蓄能机组劣化趋势评估与预测研究[D]. 武汉：华中科技大学，2023.

[2] 秦小元，胡伟，刘仁杰，等. 基于层次分析与改进模糊评价的水电机组检修效果综合评价[J]. 水电能源科学，2024，42(4)：183-187.

[3] 段然，周建中，蔡银辉，等. 基于低质量数据的水电机组变工况状态指标构建方法[J]. 水电能源科学，2022，40(6)：183-187.

[4] PROKHORENKOVA L，GUSEV G，VOROBEV A，et al. CatBoost：Unbiased boosting with categorical features[C]//32nd Conference on Neural Information Processing System (NIPS) Montreal，CANADA，2018.

[5] DIAKOULAKI D，MAVROTAS G，PAPAYANNAKIS L. Determining objective weights in multiple criteria problems：The critic method[J]. Computers and operations research，1995，22(7)：763-770.

[6] 毕扬，郑波，张亚武，等. 基于 MIC 与 BiGRU 的水电机组振动趋势预测[J]. 水利学报，2021，52(5)：612-621，632.

# Deterioration Trend Assessment of Hydroelectric Units Based on Optuna-CatBoost and CRITIC Evaluation Method

YANG Feng[1]，XIAO Feng[1]，SHI Bo-wei[2]，TONG Jie[3]，LI Chao-shun[2]

(1. Zhelin Hydropower Plant，State Grid Corporation of Jiangxi Province，Jiujiang 332000，China；
2. School of Civil and Hydraulic Engineering，Huazhong University of Science and Technology，Wuhan 430074，China；
3. Institute of Energy Consumption，China Electric Power Research Institute，Beijing 100192，China)

**Abstract**：Benefiting from the increasingly improved condition monitoring system，pumped storage power stations have recorded a huge amount of unit operation information，which provides a reliable data guarantee for carrying out the assessment of the deterioration trend of pumped storage units. Therefore，a hydropower unit deterioration assessment method based on Optuna-CatBoost and criteria importance though intercrieria correlation (CRITIC) evaluation method is proposed. Firstly，the maximum mutual information coefficient (MIC) was used to screen out the key working condition coefficients of the unit. Optuna was used to optimize the parameters of CatBoost，and the Optuna-CatBoost hydropower unit deterioration trend assessment model was established. Finally，the deterioration sequences of each channel were objectively weighted based on the CRITIC evaluation method，and the deterioration sequences of the whole unit were generated. The experimental results show that the accuracy of the proposed model is better than that of other comparative models，and it can well reflect the deterioration trend of the whole unit.

**Key words**：hydroelectric units；deterioration assessment；Optuna；CatBoost；maximum mutual information coefficient；CRITIC evaluation method

中国知网 https://www.cnki.net