DOI:10.14188/j.1671-8844.2026.0056 文章编号:1671-8844(XXXX)XX-0001-14

融合坝体温度场信息和自适应特征权重的重力坝长期变形智能预测与分析

郑屿禾[1,2],唐小松[1,2],柯琴[1,2],臧航航[1,2]

(1. 武汉大学水资源工程与调度全国重点实验室,湖北 武汉 430072; 2. 武汉大学水利水电学院水工程风险与防灾研究所,湖北 武汉 430072)

摘要:针对以往重力坝长期变形预测研究中温度效应表征不完善、模型特征与模型参数独立优化等问题,本文提出一种融合坝体温度场信息与自适应特征权重的智能预测方法。首先,通过引入坝内温度计实测数据完善温度特征集。然后,采用卷积神经网络-双向长短期记忆网络-注意力机制(Convolutional Neural Network-Bidirectional Long Short-Term Memory-Attention, CNN-BiLSTM-Attention)构建大坝变形混合预测模型,逐层提取多因子局部特征、建模双向时序依赖并聚焦关键时段。接着,采用北方苍鹰优化(Northern Goshawk Optimization, NGO)算法协同优化特征权重与模型超参数,实现特征评估与模型结构协同寻优。最后,基于核密度估计方法量化模型预测的不确定性。实例验证表明,得益于坝体温度场信息的引入与自适应特征-模型参数的协同优化机制,本文方法实现模型精度提升和得到更丰富的特征信息。

关键词:重力坝;变形预测;坝体温度;自适应权重;CNN-BiLSTM-Attention混合预测模型

中图分类号:TU 457 **文献标志码:**A

Prediction and Analysis of Long-Term Deformation for Gravity Dams Integrating Dam Temperature Field Information and Adaptive Feature Weights

ZHENG Yuhe[1,2], TANG Xiaosong[1,2], KE Qin[1,2], ZANG Hanghang[1,2]

(1. State Key Laboratory of Water Resources Engineering and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, Hubei, China; 2. Institute of Hydraulic Engineering Risk and Disaster Prevention, School of Water Resources and Hydropower Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, Hubei, China)

Abstract: Previous research on long-term deformation prediction of gravity dams has limitations, including inadequate characterization of temperature effects and separate optimization of model features and hyperparameters. To address these issues, this study proposes an intelligent prediction method that integrates dam temperature field information and adaptive feature weighting. First, measured data from embedded thermometers is incorporated to enrich the temperature feature set. Second, a hybrid prediction model for dam deformation is developed based on a Convolutional Neural Network - Bidirectional Long Short-Term Memory

收稿日期:XXXX-XX-XX

作者简介:郑屿禾(2000-),女,硕士研究生,主要从事大坝安全监测研究,E-mail: herice@whu.edu.cn。

通信作者:唐小松(1986-),男,教授,博士生导师,主要从事库坝系统智能监测与智慧运维研究。E-mail:xstang@whu.edu.cn。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(编号:52079100)。

本文引用格式:郑屿禾,唐小松,柯琴,等.融合坝体温度场信息和自适应特征权重的重力坝长期变形智能预测与分析[J].武汉大学学报(工学版),XXXX,XX(XX):1-14.

Citation:ZHENG Yuhe, TANG Xiaosong, KE Qin, et al. Prediction and Analysis of Long-Term Deformation for Gravity Dams Integrating Dam Temperature Field Information and Adaptive Feature Weights[J]. Engineering Journal of Wuhan University, XXXX, XX(XX):1-14.

- Attention (CNN-BiLSTM-Attention) framework. This model is designed to progressively extract local features from multiple influencing factors, capture bidirectional temporal dependencies, and identify critical time steps. Subsequently, the Northern Goshawk Optimization (NGO) algorithm is employed to simultaneously optimize both feature weights and model hyperparameters, thereby achieving a synergy between feature evaluation and model structure. Finally, prediction uncertainty is quantified using a kernel density estimation approach. A case study verifies that by integrating dam temperature field information and enabling collaborative optimization between feature weights and model hyperparameters, the proposed method effectively enhances prediction accuracy while extracting more informative features.

Key words: Gravity Dam; Deformation Prediction; Dam Temperature Field; Adaptive Weights; Cnn-Bilstm-Attention Model

混凝土大坝作为关系国计民生的重大基础设施,其长期服役期间的结构安全至关重要。变形是坝体结构性态最直接、最综合的宏观反映,因此,建立精准的变形监测与预测模型,通过对位移数据的科学分析与解释来识别潜在异常、评估安全状况,已成为大坝结构健康监测的核心任务[1-4]。这不仅是保障大坝安全运行、防范风险的前置手段,也是实现其智能化运维与管理决策的科学基础[5]。

在众多变形解释模型中,静水压力-温度-时效模型(Hydrostatic-Seasonal-Time Model, HST Model)因物理意义明确、应用成熟,被长期视为大坝安全监测的基准方法[6]。然而,其温度分量通常简化为周期谐波函数,难以准确反映实际非平稳、复杂的温度场时变效应。为此,研究逐步向精细化发展:从引入实测气温替代谐波项,到纳入气温日偏差、温度梯度等边界效应[7],形成水压、滞后、季节、时间模型(Hydrostatic-Hysteretic-Seasonal-Time Model, HHST Model)、考虑温度梯度的模型(HST-Grad Model)等改进模型[8-9]。随着现代化监测技术的进步,通过在坝体内部埋设温度计直接获取数据,显著增强了温度表征的物理真实性与解释能力[10]。然而,坝内测点布置稀疏,难以完整重构温度场的空间分布;而边界气温数据又无法充分反映坝体内部热传导的滞后效应。这两方面限制共同导致了现有温度因子信息不全、物理表征不足的问题。为此,本研究创新性地协同利用易于获取的边界气温与反映内部状态的实测坝内温度,并通过自适应特征加权融合二者信息,构建物理依据更坚实、信息更完备的温度因子,以提升位移预测模型的性能。

现有大坝位移预测模型在输入端处理上主要依赖两类传统方法:一是数据归一化后默认所有因子权重相等[11-12],忽略了物理机制与因子交互的复杂性;二是基于统计指标进行前置特征筛选[13-14],虽能区分重要性,但评价过程静态且与后续模型优化脱节,难以适应动态工况与深度学习需求。这两类不足共同导致模型输入信息质量不高,制约了预测精度的进一步提升。为此,本研究提出融合特征加权的协同优化方法,将可学习的特征权重与卷积神经网络-双向长短期记忆网络-注意力机制模型(Convolutional Neural Network-Bidirectional Long Short-Term Memory-Attention, CNN-BiLSTM-Attention)超参数共同编码,采用北方苍鹰优化算法(Northern Goshawk Optimization, NGO)进行一体化全局寻优,实现特征重要性自适应评估与模型架构优化的深度统一,为位移预测提供更贴合物理机制与数据特性的智能化建模方案。

1 理论基础

1.1 混凝土重力坝变形影响因子

混凝土重力坝的变形主要由水压、温度与时效三类因素的共同作用。水压分量源于库水推力引起的坝体弹性变形,对于重力坝通常可表示为上游水位的三次多项式函数;温度分量反映坝体与基岩热胀冷缩效应,采用温度的不同时段平均值表示;时效分量则综合体现混凝土徐变、基岩蠕变等及裂缝引起的不可逆变形,可由时间对数函数和测缝计开合度来表征。坝体总变形δ可表示为上述各分量之和:

$$\begin{aligned}\delta &= \delta_H + \delta_T + \delta_\theta \\ &= \sum_{\alpha=1}^{3} a_\alpha (H^\alpha - H_0^\alpha) + \sum_{j=1}^{m} b_j T_{p-q,j} + (c_1\theta + c_2 \ln\theta + fJ)\end{aligned} \tag{1}$$

式中:δ表示总变形,δ_H、δ_T、δ_θ分别表示水压变形、温度变形、时效变形;H为监测当天上游水位,H_0为开始监测时上游水位,α为水位的指数参数,其取值为1~3,则H^α和H_0^α别表示监测当天与起始日水位的α

次幂；$T_{p-q,j}$为监测第p天到第q天温度的平均值，本文取监测当天、第2-3天、第4-7天、第8-14天、第15-30天的温度均值，m表示温度因子个数，即$m=5$；$\theta=\Delta t/100$，Δt为变形监测当天到开始监测的累计天数；J为测缝计的开合度测值；a_α、b_j、c_1、c_2、f为各对应项的系数。

传统变形分析常以气温作为温度分量的输入

$$\begin{aligned}\delta&=\delta_H+\delta_{T_1}+\delta_{T2}+\delta_\theta\\&=\sum_{\alpha=1}^{3}a_\alpha(H^\alpha-H_0^\alpha)+\sum_{k=1}^{m_2}b_kT_{i,p-q,k}+(c_1\theta+c_2\ln\theta+fJ)\end{aligned}\tag{2}$$

式中：T_e、T_i分别表示气温和坝内温度，m_1和m_2分别表示气温与坝内温度因子的个数，即同取5，k为坝内温度项系数。

综上，基于公式(2)混凝土重力坝变形预测模型的输入特征值集$\mathbf{X}$为：

$$\begin{aligned}\mathbf{X}&=\{x_1,x_2,\cdots,x_{15}\}\\&=\begin{Bmatrix}H^1,H^2,H^3,T_{e,1},T_{e,2-3},T_{e,4-7},T_{e,8-14},T_{e,15-30},\\T_{i,1},T_{i,2-3},T_{i,4-7},T_{i,8-14},T_{i,15-30},\ln\theta,J\end{Bmatrix}\end{aligned}\tag{3}$$

式中：H^1，H^2和H^3分别表示水位的一次幂、二次幂和三次幂，$T_{e,p-q}$、$T_{i,p-q}$分别表示第p-q天的气温和坝内温度的平均值。

因子，但由于热传导的滞后性，气温难以准确反映坝体内部温度场的实时变化。鉴于温度是影响混凝土坝变形的重要因素，为更真实地模拟坝体温度场、减少滞后效应带来的误差[15-16]，本文引入坝内温度计实测数据，与气温数据共同构建温度分量，从而更真实地反映温度场对变形的贡献。此时总变形δ的表达式为：

1.2 CNN-BiLSTM-Attention混合预测模型

为有效表征大坝变形监测数据中多因素驱动的复杂时空模式，本研究构建了CNN-BiLSTM-Attention混合预测模型[17]。模型采用“卷积特征提取→双向时序建模→自适应聚焦关键时段”的层级架构，依次实现输入因子局部耦合特征的提取、变形长期双向依赖关系的建立，以及对重要监测时刻的自适应关注，从而完成对坝体变形动态的精准预测。模型结构如图1所示。

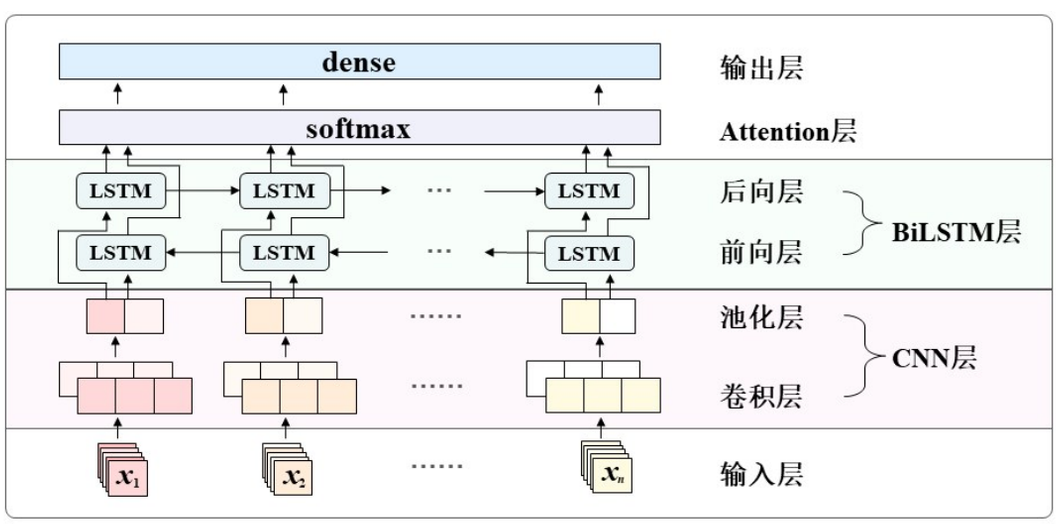


图1 CNN-BiLSTM-Attention预测模型结构图

将包含水压、温度、时效三类物理信息的特征值集$\mathbf{X}$作为模型输入。CNN层通过卷积核在特征维度上滑动，提取不同物理因子间的局部耦合特征：

$$\boldsymbol{C}_g^{(r)}=\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{W}_g^{(r)}*\boldsymbol{X}^{(r-1)}+\boldsymbol{\beta}_g^{(r)})\tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{C}_g^{(r)}$为第r层第g个卷积核的输出特征图；$\boldsymbol{X}^{(r\text{-}1)}$为第$r$-1层的输出特征张量；$\boldsymbol{W}_g^{(h)}$为第r层第$g$个卷积核的权重矩阵；*表示一维卷积运算；$\boldsymbol{\beta}_g^{(r)}$为偏置项；ReLU为线性整流激活函数，定义为$\mathrm{ReLU}(z)=\max(0,z)$。

随后通过最大池化层对卷积特征进行下采样，降低特征维度并增强模型抗噪声能力，突出局部显著特征：

$$\boldsymbol{P}_g^{(r)}=\max(\boldsymbol{C}_g^{(r)})\tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{P}_g^{(r)}$为池化后的特征图；$\max(\cdot)$表示最大池化操作。

BiLSTM层接收CNN提取的变形特征序列，通过前向LSTM网络建模历史趋势如前期水压加

载的累积效应,后向LSTM网络建模未来上下文如温度变化的反向影响,完整描述坝体变形发展的双向物理过程。前向LSTM从序列起始端开始处理,捕捉历史依赖;后向LSTM从序列末端反向处理,捕捉未来上下文。两者最终拼接形成BiLSTM输出:

$$\vec{\boldsymbol{h}}_t=\overrightarrow{LSTM}(\boldsymbol{P}_t,\vec{\boldsymbol{h}}_{t-1}) \tag{6}$$

$$\overleftarrow{\boldsymbol{h}}_t=\overleftarrow{LSTM}(\boldsymbol{P}_t,\overleftarrow{\boldsymbol{h}}_{t-1}) \tag{7}$$

$$\boldsymbol{h}_t=[\vec{\boldsymbol{h}}_t;\overleftarrow{\boldsymbol{h}}_t] \tag{8}$$

式中:$\vec{h}$为BiLSTM在时间步t的输出;$\vec{h}$为前向LSTM的隐藏状态;$\overleftarrow{h}_t$为后向LSTM的隐藏状态;[;]表示向量拼接操作;$\boldsymbol{P}_t$为各特征图$\boldsymbol{P}_g^{(r)}$在时间步t的特征值拼接。

Attention机制通过自适应权重分配聚焦关键监测时刻,如极端水位期、温度骤变日等对变形影响显著的时间点。对于BiLSTM输出的隐藏状态序列,计算每个时间步的注意力得分:

$$e_t=\boldsymbol{v}^T\tanh(\boldsymbol{w}_a\boldsymbol{h}_t+\boldsymbol{\beta}_a) \tag{9}$$

式中:e_t为时间步t的注意力得分;$\boldsymbol{w}_a$为注意力权重矩阵;$\boldsymbol{\beta}_a$为注意力偏置项;$\boldsymbol{v}$为注意力权重向量;tanh为双曲正切激活函数。

将注意力得分通过Softmax函数归一化为概率分布,得到每个时间步的注意力权重,权重越高表明该时刻对当前变形预测贡献越大:

$$\alpha_t=\frac{\exp(e_t)}{\sum_{s=1}^{T}\exp(e_s)} \tag{10}$$

式中:α_t为时间步t的注意力权重;T为序列总长度。

根据注意力权重对隐藏状态进行加权求和,生成综合所有时间步信息的上下文向量,突出关键时间点的特征:

$$\boldsymbol{c}=\sum_{t=1}^{T}\alpha_t\boldsymbol{h}_t \tag{11}$$

式中:$\boldsymbol{c}$为上下文向量,综合了所有时间步的信息,并突出高权重时间步的特征。

最终,全连接层将上下文向量映射为变形预测值,完成从多物理因子到坝体变形的端到端映射:

$$\hat{\kappa}=\boldsymbol{w}_p\boldsymbol{c}+\beta_p \tag{12}$$

式中:$\hat{\kappa}$为变形预测值;$\boldsymbol{w}_p$为输出层权重矩阵;β_p为输出层偏置项。

整个模型以均方误差作为损失函数进行端到端训练,通过最小化预测误差优化模型参数:

$$L=\frac{1}{N}\sum_{y=1}^{N}(\kappa_y-\hat{\kappa}_y)^2 \tag{13}$$

式中:L为损失函数值;N为样本数量;κ_y为第y个样本的真实变形值;$\hat{\kappa}_y$为对应的模型预测值。

1.3 融合特征加权的NGO协同优化算法

CNN-BiLSTM-Attention模型的预测性能受超参数配置与特征权重分配的直接影响。传统方法将特征工程与模型调参分离,导致优化目标不一致且效率低下。为此,本研究提出融合特征加权的协同优化方法,采用北方苍鹰优化算法(NGO)对特征权重与模型超参数进行一体化寻优[18],实现特征重要性自适应评估与模型结构全局优化的统一。

特征加权机制:对于包含水压、温度、时效三类共n个因子的输入样本$\boldsymbol{x}=[x_1,x_2,\cdots,x_n]^T$,引入可学习的特征权重向量$\boldsymbol{w}=[w_1,w_2,\cdots,w_n]^T$,在输入层进行自适应变换:

$$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{x}\odot\boldsymbol{w}=[x_1w_1,x_2w_2,\cdots,x_nw_n]^T \tag{14}$$

式中:$\boldsymbol{X}$为变换后的输入向量,⊙表示哈达玛积(逐元素相乘)。

权重值$w_i\in[0,1]$反映对应特征在变形预测中的相对贡献度,趋近于0时抑制该因子通道,趋近于1时放大其影响。这种连续调节机制比传统的特征选择更为精细,能适应工程数据中贡献度的渐变特性。

将特征权重与CNN-BiLSTM-Attention模型的关键超参数共同编码为优化向量,将特征评估与模型配置纳入同一优化框架:

$$\mathbf{X}_{opt}=[\eta,N_h,K_{\mathrm{CNN}},\tau,w_1,w_2,\cdots,w_n] \tag{15}$$

式中:η为学习率;N_{BiLSTM}为BiLSTM层隐藏单元数量;K_{CNN}为CNN层卷积核数量;τ为L_2正则化系数。

采用北方苍鹰优化算法对上述多维向量进行全局寻优,主要包含两个阶段:第一阶段探索阶段:在解空间内广泛搜索,更新规则为:

$$\boldsymbol{w}_i^{\mathrm{new}}=\boldsymbol{w}_i+\boldsymbol{\nu}\odot(\boldsymbol{w}_p-\boldsymbol{I}\odot\boldsymbol{w}_i) \tag{16}$$

式中:$\boldsymbol{w}_i$为当前个体权重向量;$\boldsymbol{w}_p$为猎物个体权重向量;$\boldsymbol{\nu}$为[0,1]区间随机向量;$\boldsymbol{I}$为随机整数向量;⊙表示逐元素乘法。

第二阶段开发阶段:在最优解附近精细搜索,更新规则为:

$$\boldsymbol{w}_i^{\mathrm{new}}=\boldsymbol{w}_i+r\cdot\boldsymbol{\nu}\odot(\boldsymbol{w}_p-\boldsymbol{I}\odot\boldsymbol{w}_i) \tag{17}$$

式中:搜索半径$r=0.2\cdot(1-t/T_{\max})$随迭代次数t增加而线性递减,$T_{\max}$为最大迭代次数。

对于每个候选解,首先根据权重向量$\boldsymbol{w}$对输入特征进行加权,然后构建并训练对应的CNN-BiLSTM-Attention模型,最后在验证集上计算确定系数R^2,通过最小化适应度值,实现模型预测性能的

最大化。适应度函数定义为：

$$F=-\mathrm{R}^2 \tag{18}$$

经过预设迭代次数后，算法输出最优参数向量$\boldsymbol{X}^*_{opt}$其中包含的最优特征权重$\boldsymbol{w}^*$在抑制噪声因子、突出关键影响因素的同时，也与最优模型架构[η^*，N^*_{BiLSTM}，N^*_{CNN}，τ^*]实现了最佳匹配。该协同优化过程有效克服了人工调参的主观性与试错成本，为混凝土重力坝变形预测提供了一套自适应、智能化的建模解决方案。

1.4 评价指标

为全面评估CNN-BiLSTM-Attention-NGO混合预测模型的性能，本研究从点预测精度与不确定性量化两个维度构建评价体系。

点预测精度指标用于量化模型预测值与真实观测值之间的偏差。平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）提供误差绝对值的平均幅度；均方误差（Mean Squared Error，MSE）强化了对较大误差的惩罚，衡量预测值与真实值之间偏差平方的平均水平；均方根误差（Root Mean Squared Error，RMSE）对较大误差更为敏感，反映整体偏差水平；决定系数（Coefficient of Determination，R^2）衡量模型对目标变量方差的解释能力，其值越接近1表明拟合优度越高。计算公式如下：

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i-\hat{y}_i| \tag{19}$$

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2 \tag{20}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{21}$$

$$\mathrm{R}^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2} \tag{22}$$

式中：y_i为第i个样本的真实值，$\hat{y}_i$为对应的模型预测值，$\bar{y}$为真实值的均值，n为测试样本数量。

不确定性量化指标用于评价模型生成的概率预测区间（Prediction Interval，PI）的质量。为构建统计意义可靠的预测区间，首先需对模型的预测误差分布进行准确估计。本研究采用核密度估计（Kernel Density Estimation，KDE）这一非参数方法，通过叠加核函数来拟合误差的概率密度，该方法不预设分布形式，能灵活捕捉误差的潜在复杂特性，为后续基于误差分位数构建预测区间提供了稳健的统计基础。

基于此，预测区间覆盖概率（Prediction Interval Coverage Probability，PICP）衡量真实值落在预测区间内的样本比例，其值越接近预设的置信水平，表明区间在统计意义上越可靠。归一化平均预测区间宽度（Normalized Mean Width，NMW）度量区间本身的宽窄程度，通过对全量程进行归一化处理，使其成为可跨置信水平比较的无量纲指标；在保证足够覆盖概率的前提下，更窄的区间宽度意味着模型预测具有更低的不确定性和更高的信息密度。计算公式如下：

$$\mathrm{PICP}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\rho_i \tag{23}$$

$$\mathrm{NMW}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{U_i-L_i}{y_{\max}-y_{\min}}\times 100\% \tag{24}$$

其中，$\rho_i=1$若$y_i\in[L_i,\ U_i]$，否则$\rho_i=0$。L_i和U_i分别为第i个样本预测区间的下限与上限；$y_{\max}$和$y_{\min}$分别为真实值的最大值和最小值。

2 技术路线

基于实测大坝变形数据与特征加权优化算法，本研究构建的CNN-BiLSTM-Attention-NGO混合预测模型的完整技术路线如图2所示。

步骤一：数据预处理。对原始监测数据进行清洗、归一化及序列划分，构建可直接用于模型训练与测试的数据集。

步骤二：模型训练与预测。基于预设的初始参数配置，训练CNN-BiLSTM-Attention模型，并应用于测试集以生成初始位移点预测值。

步骤三：协同优化建模。引入北方苍鹰优化算法，以测试集拟合优度R^2为优化目标，同步搜索模型超参数与输入特征权重，实现模型结构与特征重要性的联合调优，并基于优化结果更新模型参数。

步骤四：综合评估分析。利用核密度估计方法构建预测误差的分布模型，据此生成不同置信水平下的预测区间，并综合点预测与区间预测两类指标，全面评价模型的精度与可靠性。

3 案例应用

3.1 工程背景

为验证所提模型的有效性与泛化能力，本研究选取我国东南地区一座已建成并投入长期运行的整体式碾压混凝土（Roller-Compacted Concrete，RCC）重力坝作为工程实例。该坝主要设计参数如下：坝顶高程为145.00 m，最大坝高63.0 m，坝顶轴线长度约196.6 m。水库总库容超过1亿m^3，洪水设计标准采用百年一遇，校核洪水标准为千年一遇，

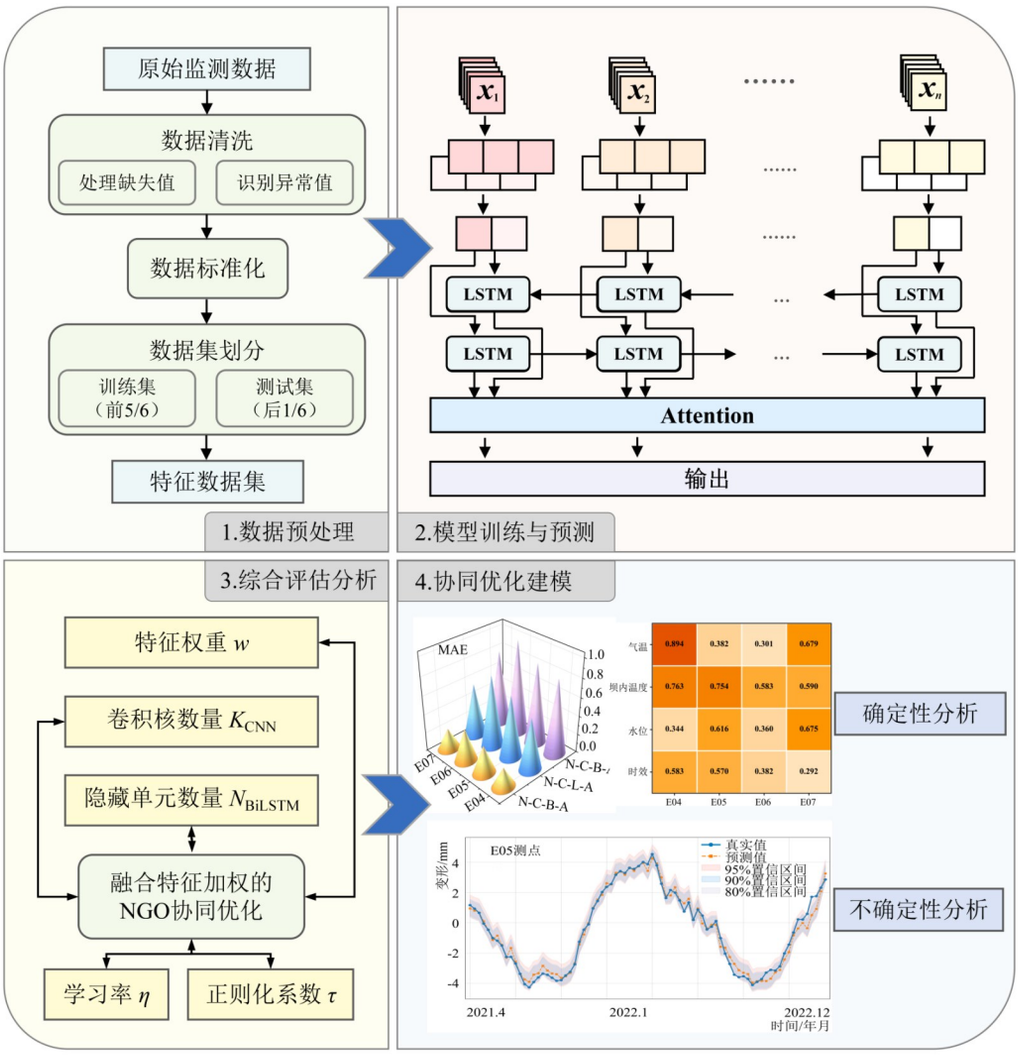


图2 技术路线图

水库正常运行条件下的正常蓄水位为143.00 m。

为监测大坝在长期运行过程中的结构性态,坝体部署了系统的安全监测设施。水平位移监测主要采用引张线法,沿坝顶共设有7个测点(编号为E01至E07)。同时,为掌握坝体内部温度场的分布与变化,在坝内关键断面埋设有温度计测点(编号为T系列)。测点具体布置如图3所示。考虑到测点位置的代表性、位移变化的显著性与监测数据完整性,本研究选取位于坝体中部及右侧的E04、E05、E06、E07共四个位移测点作为建模分析与预测的代表性测点。

模型训练与验证所采用的监测资料时间跨度为2012年4月1日至2022年12月31日,共计11年的连续日观测数据。该时段完整涵盖了水库水位在汛期与枯期的典型周期性波动,以及坝体混凝土经历的多年度完整温度变化循环。丰富的时序数据能够充分反映水压、温度及时间效应等多种环境荷载对大坝变形行为的长期耦合影响,为模型的充分训练、参数辨识以及泛化能力的客观评估提供了可靠且完备的数据基础。

3.2 模型构建

模型构建、训练与优化均在MATLAB R2022a数值计算环境中完成。为确保模型评估的时序有效性并防止未来信息泄露,数据集的划分严格遵循时间顺序原则。将2012年4月至2022年12月近11年的连续监测数据按时间轴顺序排列,取前5/6时段数据作为训练集,用于模型参数的学习与内部调优;剩余1/6时段数据作为独立测试集,不参与任何训练与优化过程,专门用于模型最终预测性能的客观、无偏评估。

为获得最优模型性能,采用协同优化策略,将特征权重评估与模型超参数调优整合于统一框架。以前述融合特征加权的北方苍鹰优化算法(NGO)作为寻优引擎,其基本配置为种群规模5、最大迭代

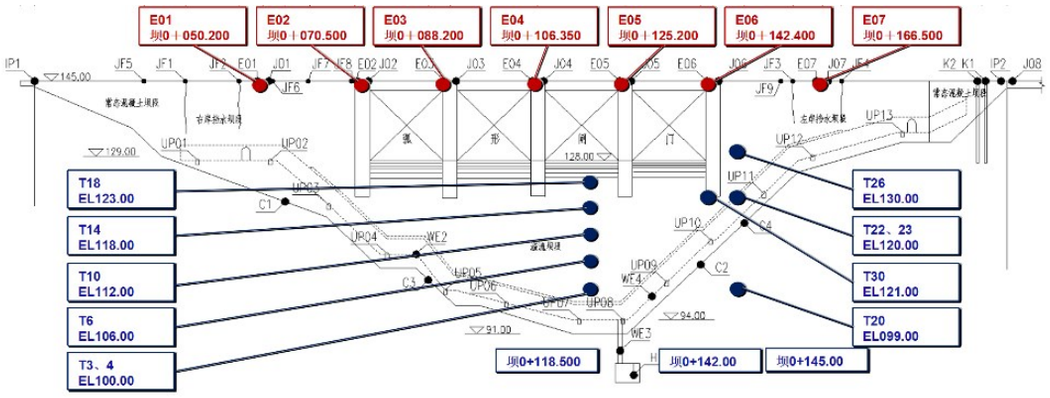


图3 坝内测点布置图

代数80。优化变量编码为多维向量$\mathbf{X}_{opt}=[\eta, N_{\mathrm{BiLSTM}}, K_{\mathrm{CNN}}, \tau, w_1, w_2, \cdots, w_n]$，其中超参数部分和特征权重部分的具体取值如表1所示。核心预测模型为CNN-BiLSTM-Attention混合神经网络，其固定结构包括采用[3,1]卷积核的一维CNN层，训练轮次固定为100轮。

基于上述配置的优化流程如下：首先初始化NGO种群，每个个体代表一组候选参数组合；在每代评估中，解码个体获得特征权重向量与超参数集合，使用权重对训练特征进行自适应加权后，以对应超参数构建并训练临时网络；计算该网络在验证集上的决定系数R^2作为适应度值，驱动种群进化；迭代结束后，依据全局最优解中的超参数确定最终网络结构，并应用最优特征权重对全部训练数据进行处理，重新训练得到稳定预测模型；最终使用独立测试集验证模型性能。该流程实现了特征筛选与模型结构优化的自动协同，确保了模型与工程数据特征之间的最佳匹配。

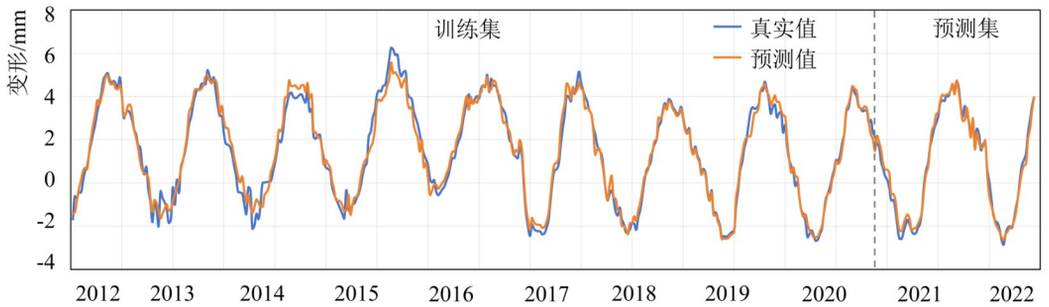
表1 融合特征加权NGO算法的参数优化结果

特征项	优化取值				特征项	优化取值			
	E04测点	E05测点	E06测点	E07测点		E04测点	E05测点	E06测点	E07测点
$H(10^{-3})$	9.4398	7.1956	2.2446	5.6988	w_7	0.2225	0.8761	0.4349	0.2699
N_{BiLSTM}	10.7264	43.9177	20.2242	29.8517	w_8	0.7831	0.1374	0.5036	0.0742
$K_{\mathrm{CNN}}(10^{-3})$	9.6882	29.4624	19.6026	18.0446	w_9	0.0000	0.5338	0.1102	0.8296
τ	9.3067	5.0827	3.0718	2.6017	w_{10}	0.2481	0.3413	0.6392	0.3510
w_1	0.0346	0.4166	0.0642	0.5489	w_{11}	0.0627	0.7417	0.3793	0.8550
w_2	0.8505	0.1271	0.2114	0.0812	w_{12}	0.2718	0.9546	0.5036	0.7194
w_3	0.6610	0.2841	0.2676	0.3342	w_{13}	0.6981	0.1502	0.1975	0.4501
w_4	0.9375	0.3470	0.3342	0.1399	w_{14}	0.7438	0.4262	0.4741	0.3988
w_5	0.0000	0.3085	0.0000	0.8097	w_{15}	0.4230	0.7138	0.2906	0.1846
w_6	0.7425	0.6326	0.5263	0.3331					

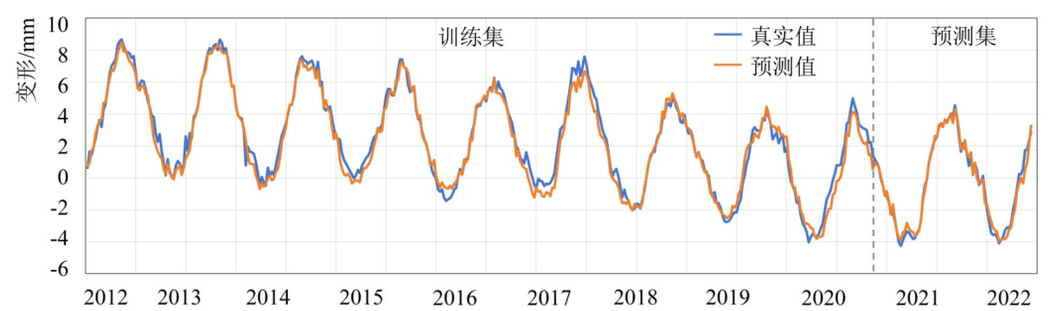
3.3 计算结果

采用上述基于特征加权的协同优化方法训练CNN-BiLSTM-Attention预测模型，对四个代表性测点在测试集时段内的位移进行预测分析。图4分别展示了各测点预测位移与实测位移的对比曲线。从图中可以看出，模型预测曲线与实测位移曲线在整个测试时段内呈现高度一致的变化趋势，能够精确跟踪位移的季节性周期波动与长期趋势性演变。特别是在水位快速变化及温度显著升降的关键时段，模型仍能保持准确的跟踪能力，未出现明显的滞后或失真现象。这充分表明，所构建的模型具备优异的时序拟合能力与可靠的预测性能。

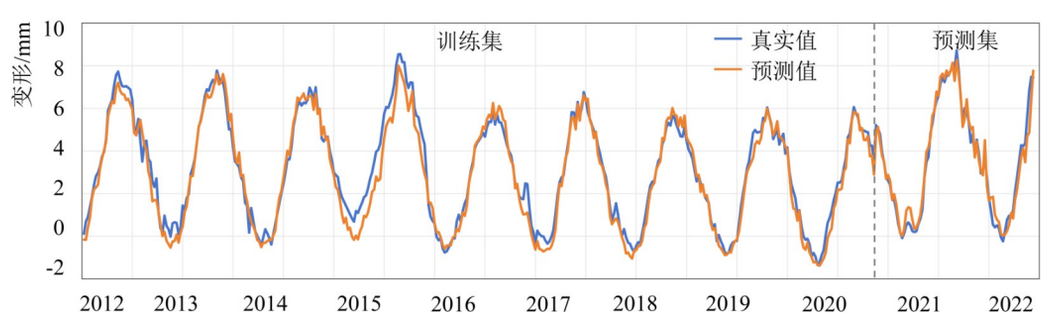
为定量评估预测精度，表2列出了CNN-BiLSTM-Attetion-NGO预测模型对各测点的MAE、MSE、RMSE及R^2等关键指标。结果表示：本预测模型对所有测点的R^2值均高于0.96，平均值达0.9783，也是所有模型中最高的，证明模型能够解释大坝位移97.83%的变异，预测值与实测值具有极强的相关性。从误差指标来看，各测点MAE介于0.21～0.36mm之间，MSE介于0.06～0.23mm^{2}之间；RMSE在0.26～0.47mm之间，这些误差值相对于大坝位移的实际变化量级而言极小，完全满足工



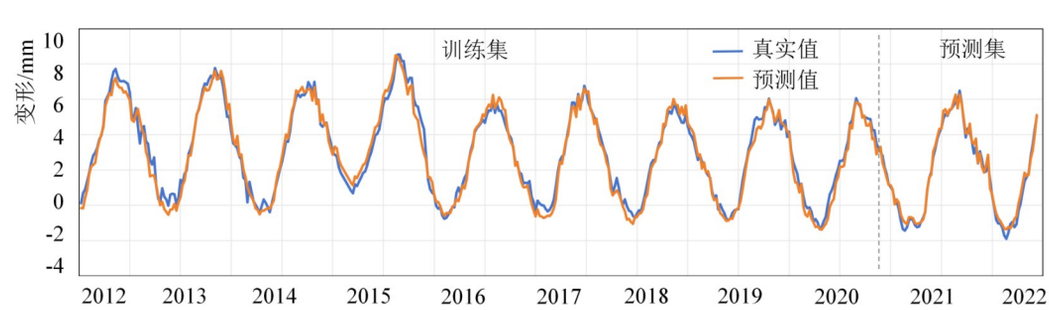
(a)E04测点位移预测曲线



(b)E05测点位移预测曲线



(c)E06测点位移预测曲线



(d)E07测点位移预测曲线

图4 代表测点位移预测曲线图

程监测的精度要求。值得注意的是,四个位于不同坝段的测点预测精度均保持在高水平且波动范围合理,尤其以E04和E07测点的表现最为突出($R^2>0.986$),说明本模型对不同位置的结构响应均具备良好的适应性与稳健性。

为验证所提模型的有效性,并分析不同模型结构对预测性能的影响,在表2结果基础上,选取HST、GRU、LSTM及BiLSTM等典型模型作为基

表 2 代表测点预测模型精度评价指标

评价指标	E04测点	E05测点	E06测点	E07测点	指标均值
MAE(mm)	0.2100	0.3052	0.3563	0.2282	0.2749
MSE(mm²)	0.0664	0.2250	0.1855	0.0788	0.1389
RMSE(mm)	0.2576	0.4743	0.4307	0.2808	0.3609
R^2	0.9877	0.9661	0.9731	0.9862	0.9783

线方法，同时构建CNN-GRU-Attention-NGO与CNN-LSTM-Attention-NGO对比模型，并与本文提出的CNN-BiLSTM-Attention-NGO模型进行综合比较。鉴于各测点预测结果变化规律基本一致，选取E04测点作为典型断面进行分析，其评价指标如表3所示；同时，为突出不同时序建模结构对预测性能的影响，图5选取CNN-GRU-Attention-NGO、CNN-LSTM-Attention-NGO及CNN-BiLSTM-Attention-NGO三种模型，给出了其在全部测点上的精度对比情况。

表 3 不同模型在E04测点的预测精度对比

评价指标	HST	LSTM	BiLSTM	GRU	C−G−A−N	C−L−A−N	C−B−A−N
MAE(mm)	1.9042	0.5836	0.6008	0.7086	0.8134	0.5570	0.2100
MSE(mm²)	5.6176	0.9225	0.9172	1.0415	0.8833	0.4505	0.0664
RMSE(mm)	2.3702	0.9605	0.9577	1.0205	0.9399	0.6712	0.2576
R^2	0.7254	0.8438	0.8647	0.8237	0.8668	0.9335	0.9877

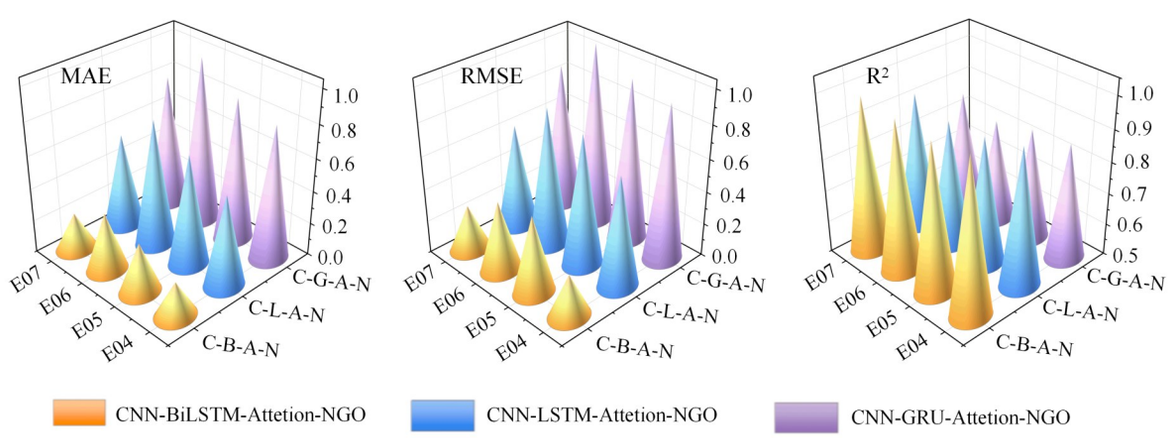


图 5 不同时序建模结构下预测模型在各测点的精度对比图

由表3可知，各类模型在E04测点上的预测性能差异较为明显。HST模型预测误差较大，难以有效刻画大坝变形过程中的复杂非线性特征.相比之下，引入时序建模后，GRU、LSTM及BiLSTM模型的预测能力显著增强，其中BiLSTM在拟合精度方面表现更优，说明其在刻画序列整体变化趋势方面具有更强优势。在此基础上，结合卷积特征提取与注意力机制后，模型性能进一步提升，其中CNN-LSTM-Attention-NGO模型的RMSE降至0.6712 mm，R^2提高至0.9335；而CNN-BiLSTM-Attention-NGO模型在各项指标上均取得最优结果，其RMSE仅为0.2576 mm，R^2达到0.9877，表现出更高的预测精度。

结合图5可以进一步看出，不同时序建模结构对模型性能具有显著影响。整体来看，BiLSTM结构优于LSTM与GRU模型，而LSTM模型整体优于GRU模型。这主要是由于LSTM通过更完善的门控机制能够更有效地保留关键历史信息，从而增强对长期依赖关系的刻画能力；相比之下，GRU结构相对简化，在信息筛选与状态调节方面的灵活性略有不足，导致部分关键时序特征刻画不够充分；而BiLSTM进一步引入双向时序建模，使序列信息在正向与反向两个方向上得到充分利用，对于具有滞后性与阶段性变化特征的大坝变形序列而言，可更充分地挖掘其时序依赖关系，从而提升整体预测精度。结合CNN对局部时序特征的提取能力以及Attention机制对关键时间步的自适应加权作用，进一步强化了模型对重要特征的表达能力，使其在不同测点上均表现出较为稳定且优异的预测性能。

综合分析表明，随着模型由传统方法向深度学习模型，并进一步向融合特征提取与注意力机制的混合结构演进，预测性能呈现逐步提升趋势；同时，

不同时序结构之间的差异也是影响模型精度的重要因素,其中BiLSTM在处理复杂时序关系方面具有更明显优势,验证了本文模型结构设计的合理性与有效性。

4 讨论与分析

4.1 考虑坝内温度对模型的影响

为探究坝内温度对混凝土重力坝位移预测精度的影响,本节对比了两种输入方案:T1:仅考虑气温;T2:同时考虑气温与坝内温度,在四个代表监测点上的预测性能。所有模型均采用相同的特征加权与学习模型分析框架,以确保对比的公平性。表3汇总了两种方案下的关键性能指标。

由表3可知,引入坝内温度特征后,模型预测性能得到系统性提升。MAE、MSE和RMSE三项误差指标在所有监测点均显著降低,降幅范围分别为37.3~57.7%、34.1~81.6%和18.9~57.1%。同时,R^2值从0.9136~0.9496提高至0.9661~0.9877。误差指标的全面下降与拟合优度的整体提升表明,坝内温度的引入有效减少了模型预测的系统偏差,增强了其泛化能力与可靠性。这一改进源于坝内温度能够更直接地反映坝体内部因水化热、散热条件差异形成的非均匀温度场,从而更准确地刻画由此引起的结构变形。

为进一步揭示坝内温度在模型中的贡献机制,图6给出了T2方案下各输入特征的权重分配。权重值反映了模型对特征重要性的量化评估。从特征权重分布来看,坝内温度在两个监测点(E05、E06)的权重均高于气温,尤其在E05点其权重(0.754)约为气温权重(0.382)的两倍,成为主导温度效应的关键变量。这表明坝体内部温度场对位移的直接影响显著强于外部气温的间接作用。此外,坝内温度权重在不同位置存在明显差异(0.583~0.754),体现了温度影响的空间异质性,这与坝体结构、材料属性及监测点埋深等因素密切相关,进一步印证了在位移模型中独立考虑坝内温度场的必要性。

表4 T1/T2输入方案下代表测点的模型性能指标

评价指标	E04		E05		E06		E07	
	T1	T2	T1	T2	T1	T2	T1	T2
MAE(mm)	0.4608	0.2100	0.4864	0.3052	0.6657	0.3563	0.5400	0.2282
MSE(mm^2)	0.3173	0.0664	0.3416	0.2250	0.5958	0.1855	0.4290	0.0788
RMSE(mm)	0.5633	0.2576	0.5845	0.4743	0.7719	0.4307	0.6550	0.2808
R^2	0.9412	0.9877	0.9496	0.9661	0.9136	0.9731	0.9250	0.9862

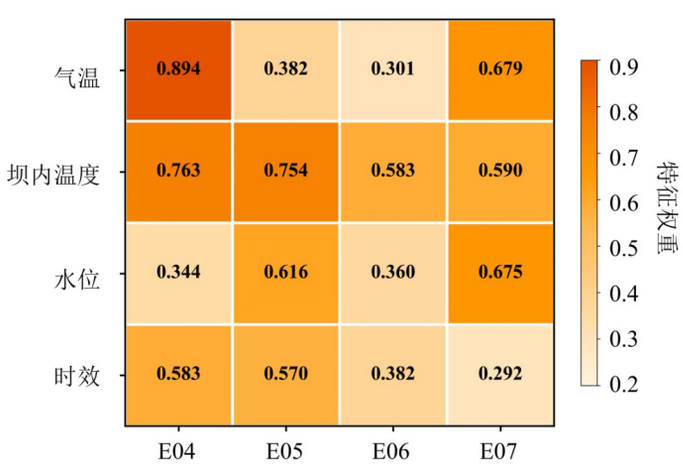


图6 T2方案下各测点特征权重热力图

从特征权重分布来看,坝内温度在两个监测点(E05、E06)的权重均高于气温,尤其在E05点其权重(0.754)约为气温权重(0.382)的两倍,成为主导温度效应的关键变量。这表明坝体内部温度场对位移的直接影响显著强于外部气温的间接作用。此外,坝内温度权重在不同位置存在明显差异(0.583~0.754),体现了温度影响的空间异质性,这与坝体结构、材料属性及监测点埋深等因素密切相关,进一步印证了在位移模型中独立考虑坝内温度场的必要性。

综上所述，坝内温度是提高混凝土重力坝位移预测精度的关键因素。仅采用气温作为温度输入无法充分表征坝体内部的复杂热力学状态，导致模型解释力不足。而引入坝内温度实测数据后，模型不仅在各性能指标上取得显著改善，其内部权重分配也明确显示出该特征的主导作用。因此，在高精度位移预测及坝体安全监控中，应将坝内温度作为核心输入变量之一。本研究从预测精度与模型机理两个层面，为坝内温度在工程实践中的重要性提供了实证依据。

4.2　考虑特征加权协同优化对模型的影响

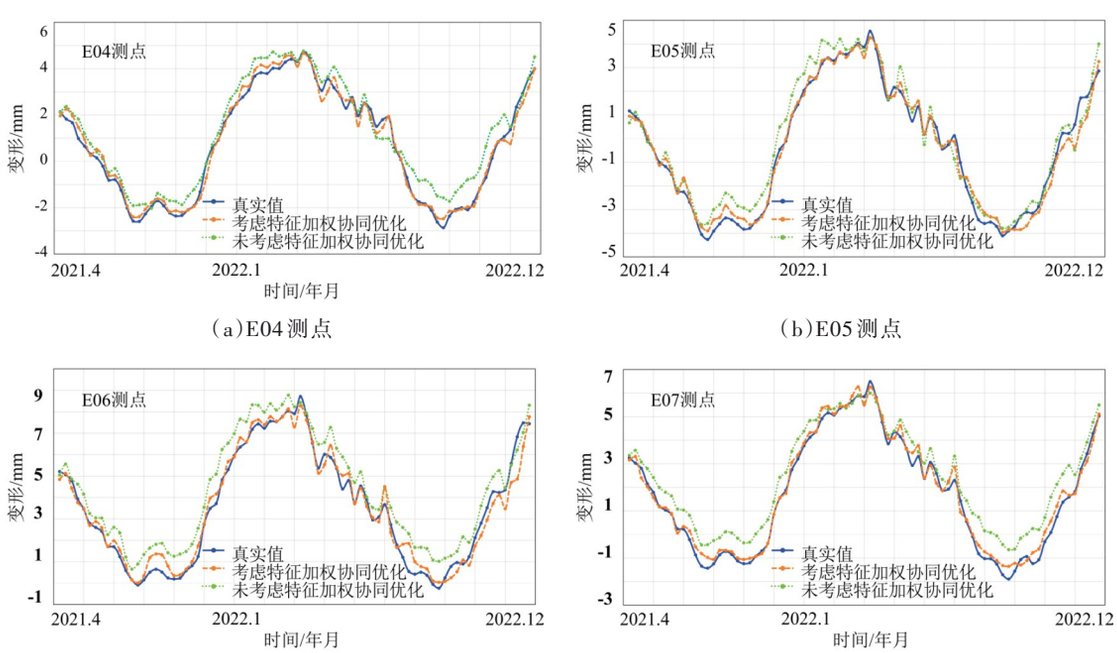
为评估特征加权协同优化策略对模型预测性能的影响，本文在统一的CNN-BiLSTM-Attention预测框架下构建对比实验，并采用相同的北方苍鹰优化算法（NGO）进行参数寻优，以保证对比结果的公平性与可比性。其中，对比模型（优化前）采用传统NGO优化策略，仅对模型关键超参数进行寻优，包括学习率、BiLSTM隐藏单元数及CNN卷积核数量等；改进模型（优化后）则在此基础上引入特征权重向量，并与模型超参数统一编码，由NGO算法进行协同优化。

由此，两类模型的本质差异在于是否将特征权重纳入全局优化变量。基于上述对比设计，表4给出了优化前后模型在四个监测点上的预测性能指标对比结果，图7展示了代表监测点预测值与实测值的时序拟合情况。

表5　特征加权协同优化前后代表测点的模型性能对比

评价指标	E04		E05		E06		E07	
	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后
MAE(mm)	0.5606	0.2100	0.5238	0.3052	0.8400	0.3528	0.7338	0.2282
MSE(mm^2)	0.4270	0.0664	0.4350	0.2250	0.8504	0.2274	0.6807	0.0788
RMSE(mm)	0.6534	0.2576	0.6595	0.4743	0.9222	0.4769	0.8250	0.2808
R^2	0.9209	0.9877	0.9344	0.9661	0.8767	0.9670	0.8810	0.9862

分析表4可知，经过特征加权协同优化后，模型预测性能得到系统性提升。所有监测点的平均绝对误差（MAE）降低52.1～74.0%，其中E07点降幅最大；均方误差（MSE）降低幅度达48.3～88.4%，平均降幅达73.5%；均方根误差（RMSE）降低26.8-60.6%，E04点优化效果明显。同时，决定系数R^2从0.8767～0.9344提升至0.9661～0.9877，平均提升幅度达8.3%。各项误差指标的全面下降与拟合优度的显著提高表明，特征加权优化有效增强了模型对位移序列关键特征的捕捉能力与整体预测精度



（a）E04测点　（b）E05测点

（c）E06测点　（d）E07测点

图7　特征加权优化前后代表测点的预测结果对比

图7直观展示了优化效果。优化前模型预测曲线(绿色虚线)在位移峰值与谷值处与实测值(蓝色色实线)存在明显偏差,表现出一定的预测滞后与幅值误差。优化后预测曲线(橙色色虚线)与实测值高度吻合,不仅准确反映了位移的周期性变化趋势,对短期波动与拐点的跟踪能力也显著增强。下方残差子图显示,优化后残差幅值明显减小且分布更为平稳,进一步证实了优化模型具有更高的预测稳定性。

优化过程输出的特征权重向量(图6)为性能提升提供了机理解释。在E05和E06点,坝内温度权重(0.754,0.583)显著高于气温权重(0.382,0.301),表明优化算法自适应地识别出坝体内部温度场的主导作用。同时,不同监测点的权重分布存在差异,如E04点气温权重(0.894)相对较高,这反映了坝体变形影响机制的空间变异性。通过连续权重调节而非硬性特征选择,模型能够更精细地平衡各因子的贡献,从而适应工程数据的复杂特性。

综合而言,特征加权协同优化通过量化特征重要性并优化模型配置,显著提升了位移预测精度与鲁棒性。该方法不仅为混凝土重力坝变形分析提供了数据驱动的特征评估手段,其性能改善效果也为工程实践中的模型优化提供了可靠依据。

4.3 模型预测不确定性分析

为量化模型预测的不确定性,本研究基于核密度估计方法,生成了80%、90%和95%三个置信水平下的位移预测区间,并采用预测区间覆盖概率(PICP)和归一化平均宽度(NMW)两个指标对预测区间的可靠性与实用性进行综合评估。表5汇总了各监测点在三个置信水平下的不确定性量化结果。

表6 不同置信水平下预测区间性能指标

测点	置信水平	PICP(%)	覆盖差距(%)	平均宽度	NMW(%)
E04	80%	79.75	−0.25	0.722	9.51
	90%	89.87	−0.13	0.866	11.41
	95%	94.94	−0.06	1.052	13.85
E05	80%	79.75	−0.25	0.946	9.17
	90%	89.87	−0.13	1.117	10.83
	95%	94.94	−0.06	1.468	14.23
E06	80%	81.01	+1.01	1.131	9.07
	90%	89.87	−0.13	1.561	12.52
	95%	94.94	−0.06	1.905	15.28
E07	80%	79.75	−0.25	0.693	8.67
	90%	89.87	−0.13	0.877	10.96
	95%	94.94	−0.06	0.952	11.90

由表5可知,在95%置信水平下,各测点预测区间的覆盖概率(PICP)平均为94.94%,与目标值偏差仅-0.06%,表明预测区间能够有效包络绝大多数实测位移。同时,区间归一化平均宽度(NMW)平均为13.82%,且各测点结果波动较小(范围11.90~15.28%),说明区间宽度适中,未因过度保守而丧失工程实用性。在80%和90%置信水平下,PICP平均值分别为80.07%和89.87%,与理论值的偏差均在±0.13%以内,进一步验证了所构建预测区间在不同置信要求下均具有良好的校准性。

图8展示了代表测点在95%、90%、80%置信水平下的位移预测区间过程线。从图中可以直观看出,绝大多数实测位移点(蓝色点)均落在预测区间(彩色带状区域)内。在位移波动较为剧烈的时段,预测区间能够自适应展宽,完整捕捉位移的变化趋势与不确定性范围;而在位移变化平缓的时段,区间则相应收窄,避免了不必要的宽度冗余。这种自适应特性表明,本文方法能够合理反映模型预测不确定性的时变特征。

5 结论

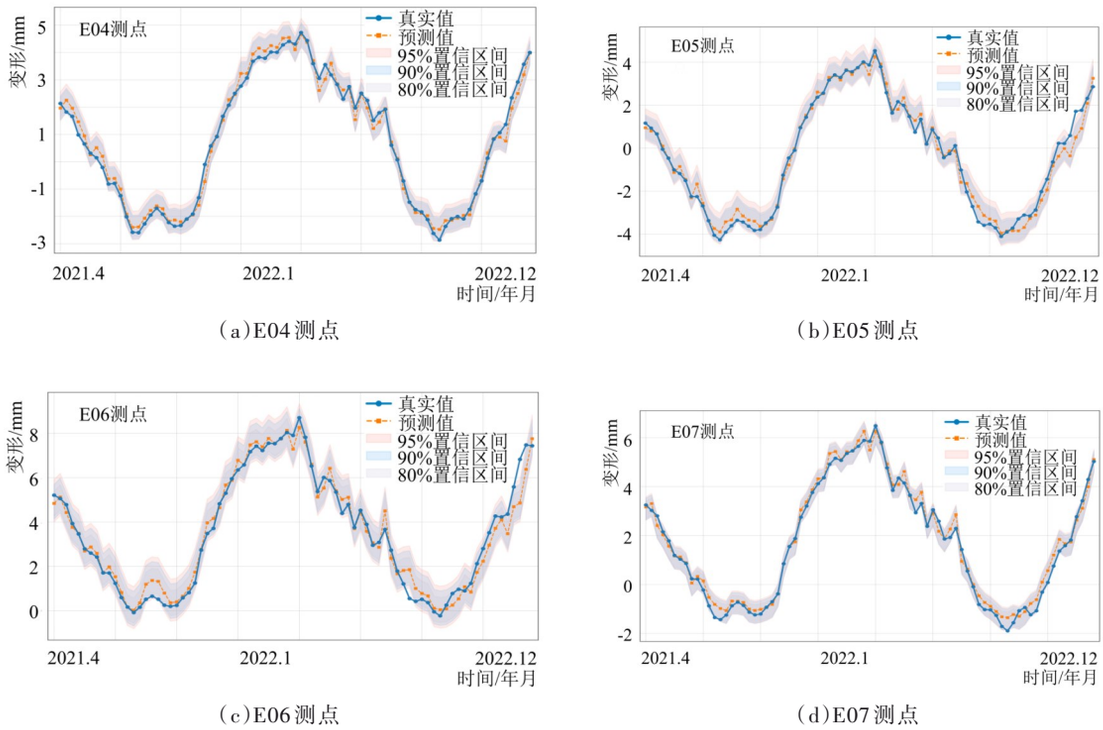
为提升混凝土重力坝位移预测的精度与可靠性,本研究构建了融合坝内温度监测、特征加权协同优化及不确定性分析的智能预测模型。通过对某重力坝四个监测点(E04、E05、E06、E07)的长期实测数据进行建模分析,主要得出以下结论:

(1)坝内温度是表征坝体热效应的关键变量。引入坝内温度特征后,模型预测精度显著提升,决定系数(R^2)可达0.987,平均绝对误差(MAE)降低49.0%。特征权重分析表明,坝内温度在多数测点的权重(0.583~0.754)高于或接近气温,证实了内部温度场对变形的直接影响占主导地位。

(2)特征加权协同优化机制有效增强了模型性能与可解释性。通过北方苍鹰算法同步优化特征权重与模型超参数,使模型在各测点的R^2值均达到0.966以上。优化所得权重向量客观量化了各因子的贡献,为变形机理分析提供了数据依据。

(3)基于核密度估计的概率预测框架能够输出可靠的不确定性信息。在95%置信水平下,预测区间的覆盖概率(PICP)平均为94.94%,与理论值偏差仅-0.06%;归一化平均宽度(NMW)平均为13.82%,表明区间既具备统计可靠性,又保持了工程实用性。

参考文献:



(a)E04测点 (b)E05测点

(c)E06测点 (d)E07测点

图8 代表测点在95%、90%、80%置信水平下位移预测区间

[1] 顾冲时,苏怀智,刘何稚.大坝服役风险分析与管理研究述评[J].水利学报,2018,49(01):26-35.
GUChongshi, SUHuaizhi, LIUHezhi. Reviewonservice-riskanalysisofdamengineering[J]. JournalofHydraulicEngineering,2018,49(01):26-35.

[2] YaoK, WenZ, ShaoC, etal. Amultisourcedata-drivenmonitoringmodelforassessingconcretedambehavior[J]. Computer-AidedCivil&InfrastructureEngineering, 2024,39(23):3595-3609.

[3] 刘健,王继敏,杨强,等.混凝土大坝变形监测异常值识别方法及应用[J].水利水电科技进展,2025,45(06):77-84.
LIUJian, WANGJimin, YANGQiang, etal. Methodforidentificationofoutliersinconcretedamdeformationmonitoringanditsapplication[J]. AdvancesinScience-andTechnologyofWaterResources,2025,45(06):77-84.

[4] 彭绍才,郑栋,韦国书.施工期乌东德水电站左岸尾水边坡实测变形及支护受力特性[J].武汉大学学报(工学版),2022,55(02):131-143.
PENGShaocai, ZHENGDong, WEIGuoshu. Deformationandsupportingforcecharacteristicsofleftbanktail-waterslopeofWudongdeHydropowerStationduringconstructionperiod[J]. EngineeringJournalofWuhanUniversity, 2022,55(02):131-143.

[5] 唐贤琪,施玉群,杨海云,等.基于贝叶斯网络推理的大坝风险评估[J].武汉大学学报(工学版),2024,57(02):152-158.
TANGXianqi, SHIYuqun, YANGHaiyun, etal. Damriskassessmentbasedon Bayesiannetworkinference[J]. EngineeringJournalofWuhanUniversity, 2024, 57(02):152-158.

[6] 吴中如.水工建筑物安全监控理论及其应用[Z].河海大学.北京:高等教育出版社,2003:45-58

[7] TatinM, BriffautM, DufourF, etal. Statisticalmodellingofthermaldisplacementsforconcretedams: Influenceofwatertemperatureprofileanddamthicknessprofile[J].EngineeringStructures,2018,165(jun.15):63-75.

[8] WangS, XuY, GuC, etal. Hystereticeffectconsideredmonitoringmodelforinterpretingabnormaldeformationbehaviorofarchdams: Acasestudy[J]. StructuralControlandHealthMonitoring, 2019, 26(10):1-20.

[9] TatinM, BriffautM, DufourF, SimonA, FabreJP. Thermaldisplacementsofconcretedams: accountingforwatertemperatureinstatisticalmodels. EngineeringStructures,2015(91):26-39.

[10] PrakashG, SadhuA, NarasimhanS, etal. Initialservicelifedatatowardsstructuralhealthmonitoringofaconcretearchdam[J]. StructuralControlandHealthMonitoring, 2018, 25(1):1-19.

[11] 徐伟,何金平.基于多尺度小波分析的大坝变形自回归预测模型[J].武汉大学学报(工学版),2012,45(03):

285-289.
XUWei, HEJinping. Forecastmodelofdamdeformation-basedonmulti-scalewaveletanalysisandautoregressive - method[J]. EngineeringJournalofWuhanUniversity, 2012,45(03):285-289.

[12] 胡雨菡,包腾飞,朱征,等.基于IABC-FCM-RVM算法的拱坝变形预测模型[J].武汉大学学报(工学版),2020,53(12):1055-1064.
HUYuhan,BAOTengfei,ZHUZheng,etal.IABC-FCM-RVMbasedpredictionmodelofarchdamdeformation[J]. EngineeringJournalofWuhanUniversity, 2020, 53(12):1055-1064.

[13] 冯宇扬,李登华,方博雅,等.关于大坝监测数据质量评价因子及算法研究[J].现代电子技术,2025,48(02):90-96.
FENGYuyang, LIDenghua, FANGBoya, etal. Researchonevaluationfactorsandalgorithmsofdammonitoringdataquality[J]. ModernElectronicsTechnique, 2025, 48(02):90-96.(权重分离)

[14] 赵明华,刘建华,陈炳初,等.边坡变形及失稳的变权重组合预测模型[J].岩土力学,2007,28(S1):553-557.
ZHAOMinghua,LIUJianhua,CHENBingchu,etal.Variable-weightcombinationforecastingmodelofslopedeformationandinstability[J]. RockandSoilMechanics, 2007, 28(S1):553-557.

[15] 赵文光,邱焕峰.BSG高碾压混凝土拱坝温度场仿真分析[J].武汉大学学报(工学版),2020,53(S1):299-303.
ZHAOWenguang,QIUHuanfeng.Simulationanalysisoftemperaturefieldof BSGhighRCCarchdams[J]. EngineeringJournalofWuhanUniversity,2020,53(S1):299-303.

[16] 常泽,王立成.混凝土内部温度场的细观数值模拟研究[J].武汉大学学报(工学版),2017,50(06):938-942.
CHANGZe, WANGLicheng. Mesoscopicnumericalsimulationofthetemperaturefieldofconcrete[J]. EngineeringJournalofWuhanUniversity,2017,50(06):938-942.

[17] 周凯,焦龄霄,胡志坚,等.基于注意力机制的CNN-BiLSTM操作票自动校核方法[J].武汉大学学报(工学版),2023,56(09):1114-1123.
ZHOUKai, JIAOLingxiao, HUZhijian, etal. AutomaticverificationmethodofoperationticketbasedonattentionmechanismofCNN-BiLSTM[J]. EngineeringJournalofWuhanUniversity,2023,56(09):1114-1123.

[18] 韩冰青,熊培淞.基于改进NGO算法的LEACH多跳路由优化方法[J].计算机工程与设计,2025,46(11):3167-3173.
HANBingqing, XIONGPeisong. OptimizedmethodforLEACHmulti-hoproutingbasedonimprovedNGOalgorithm[J].ComputerEngineeringandDesign,2025,46(11):3167-3173.