

基于鸿蒙的EAST中央控制系统设计与实现

黄子涵^{1,2}, 张祖超^{1,3*}, 田腾飞³, 张杰^{2,3}, 徐国顺^{1,2}

¹合肥综合性国家科学中心能源研究院, 安徽省能源实验室, 安徽 合肥

²安徽理工大学, 计算机科学与工程学院, 安徽 淮南

³中国科学院合肥物质科学研究院, 安徽 合肥

收稿日期: 2026年3月1日; 录用日期: 2026年4月2日; 发布日期: 2026年4月10日

摘要

针对EAST中央控制系统存在的通信协议不统一、实时性不足以及对国外系统依赖度高等问题, 本文设计并实现了一种基于鸿蒙操作系统(HarmonyOS)的EAST中央控制系统。系统通过对EPICS IOC进行容器化部署, 并引入WebSocket双向通信机制, 实现了系统架构与通信模式的升级与优化。为进一步提升系统智能化水平, 本文提出一种改进的N-BEATSx预测算法, 在模型结构中引入多尺度残差增强模块(MSRR)和通道-时间注意力模块(CBAM-1D), 并通过ModernTCN优化基函数, 以增强特征表达能力与时序建模能力。实验结果表明, 改进模型在多项评价指标上均优于传统预测模型及基准模型。研究表明, 该系统不仅实现了EAST中央控制系统的国产化替代与实时性能优化, 也为聚变装置控制系统的自主可控与智能化发展提供了可行路径。

关键词

EAST, HarmonyOS, N-BEATSx

Design and Implementation of the EAST Central Control System Based on HarmonyOS

Zihan Huang^{1,2}, Zuchao Zhang^{1,3*}, Tengfei Tian³, Jie Zhang^{2,3}, Guoshun Xu^{1,2}

¹Institute of Energy, Hefei Comprehensive National Science Center, Anhui Energy Laboratory, Hefei Anhui

²School of Computer Science and Engineering, Anhui University of Science & Technology, Huainan Anhui

³Institute of Plasma Physics, Chinese Academy of Sciences, Hefei Anhui

Received: March 1, 2026; accepted: April 2, 2026; published: April 10, 2026

*通讯作者。

文章引用: 黄子涵, 张祖超, 田腾飞, 张杰, 徐国顺. 基于鸿蒙的 EAST 中央控制系统设计与实现[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(4): 114-125. DOI: 10.12677/csa.2026.164114

Abstract

To address the issues of non-unified communication protocols, insufficient real-time performance, and heavy reliance on foreign systems in the EAST central control system, this paper designs and implements a HarmonyOS-based EAST central control system. The system architecture and communication framework are upgraded and optimized through containerized deployment of EPICS IOCs and the introduction of a bidirectional WebSocket communication mechanism. To further enhance system intelligence, an improved N-BEATSx forecasting algorithm is proposed. The model incorporates a Multi-Scale Residual Reinforcement (MSRR) module and a Channel-Temporal Attention Module (CBAM-1D), while ModernTCN is employed to optimize the basis functions, thereby strengthening feature representation and temporal modeling capabilities. Experimental results demonstrate that the improved model outperforms conventional forecasting methods and baseline models across multiple evaluation metrics. The findings indicate that the proposed system not only achieves domestic substitution and real-time performance optimization of the EAST central control system but also provides a feasible pathway toward autonomous controllability and intelligent development of fusion device control systems.

Keywords

EAST, HarmonyOS, N-BEATSx

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

EAST (Experimental Advanced Super-conductive Tokamak) [1] [2]是中国科学院等离子体物理研究所自主研发的世界首个“全超导非圆截面托卡马克”磁约束核聚变实验装置。EAST 中央控制系统的主要功能是实现 EAST 系统的放电控制、监控、安全联锁保护以及提供数据采集、存储、应用等服务,为各个控制、诊断子系统提供统一的本地或远程控制接口,实现各个子系统协调工作[3]。

目前, EAST 中央控制系统的用户可视化界面主要基于 LabVIEW 开发,并运行在 Windows 和 Linux 等国外操作系统环境中。然而,该架构存在以下不足:(1)子系统的通讯协议不一致,导致数据交互的复杂性增加;(2)部分实验数据需要经过 MySQL 等数据库中转,实时性和稳定性受到影响;(3)系统整体依赖国外硬件生态,在国产化和自主可控的背景下存在安全隐患。

EPICS (Experimental Physics and Industrial Control System) [4]是一款开源的分布式实时控制软件框架,尤其在高能物理、聚变能研究等大型科学装置中广泛应用,并逐步延伸到工业和工厂自动化领域。Leone 等人[5]针对 ITER 的远程操作(Remote Handling, RH)系统开发了基于 EPICS 的监督控制子系统,实现了中央控制室与 RH 设备层的跨域协同。He 等人[6]针对极向场电源的等离子体位形控制核心子系统,提出了一种基于分层故障响应机制的 EPICS 安全联锁系统。

近年来,我国高度重视科技自立自强,围绕信创产业安全可靠等出台一系列政策,鼓励技术研发与创新[7]。构筑国产化的工控系统生态环境是国家坚持的战略任务,既保证了关键技术自主可控,又可以降低信息泄露的风险。2025 年 5 月,首款搭载原生鸿蒙 5.0 操作系统的 PC 端设备正式发布,为科研实验装置的国产化软件平台提供了新的选择。鸿蒙操作系统(HarmonyOS)具有分布式架构、一次开发多端部

署和安全可靠等优势，为 EAST 中央控制系统的前端可视化界面和实时交互提供了良好的支撑环境。

在中央控制系统长期运行过程中，大量实验与运行数据的实时分析与趋势预测对装置安全运行和状态评估具有重要意义。自回归滑动平均模型和差分整合滑动平均自回归模型等经典时间序列预测方法只适合于捕获线性关系，而对非线性函数拟合效果较差[8]。近年来，随着计算能力的提升和深度学习的快速发展，神经网络逐渐成为预测领域的主流方法，卷积神经网络(CNN)、长短期记忆(LSTM)网络以及注意力机制等被广泛应用于复杂的时序建模[9]。Vijayalakshmi 等人[10]通过结合 CNN 和 LSTM 提取交通流量数据的时空特征，并利用注意力机制进一步增强短期细节建模。Salinas 等人[11]提出一种基于 LSTM 的循环神经网络(DeepAR)，其可以同时训练多个时间序列，并能够捕捉不同序列之间的复杂依赖关系。Luo 等人[12]受 Transformer 的架构启发并设计了现代化的卷积模型(ModernTCN)，通过大卷积核和逐点卷积扩大感受野，显著增强了原始 TCN 对长期依赖的建模能力。

尽管上述方法在预测精度上取得了重要进展，但存在可解释性有限且依赖先验知识的问题。针对这一问题，Oreshkin 等人[13]提出了基于神经网络基底扩展分析的可解释的时间序列预测模型(neural basis expansion analysis for interpretable time series forecasting, N-BEATS)，并在后续提出改进的 N-BEATSx [14] 模型，允许引入外部特征以进一步提升预测精度与泛化能力。

基于上述研究背景，本文设计并实现了一种基于鸿蒙的 EAST 中央控制系统。该系统在架构上做出了以下创新与改进：(1) 国产化适配：实现实验参数设置与子系统状态实时预览，摆脱对国外操作系统的依赖；(2) 交互机制优化：通过引入 EPICS IOC 容器化部署，统一使用 CA 协议管理各子系统的 PV 变量，并通过 WebSocket 与前端进行实时双向通信，提升数据交互的实时性与可扩展性；(3) 智能监控拓展：引入改进的 N-BEATSx 时间序列模型对实验数据进行趋势预测，实现对中央控制系统的智能化扩展。本文的研究不仅为 EAST 中央控制系统的升级与优化提供了新的思路，也为未来大型科学装置的国产化替代、实时控制与智能化发展提供了参考。

2. 时间序列预测

2.1. 模型结构及其改进

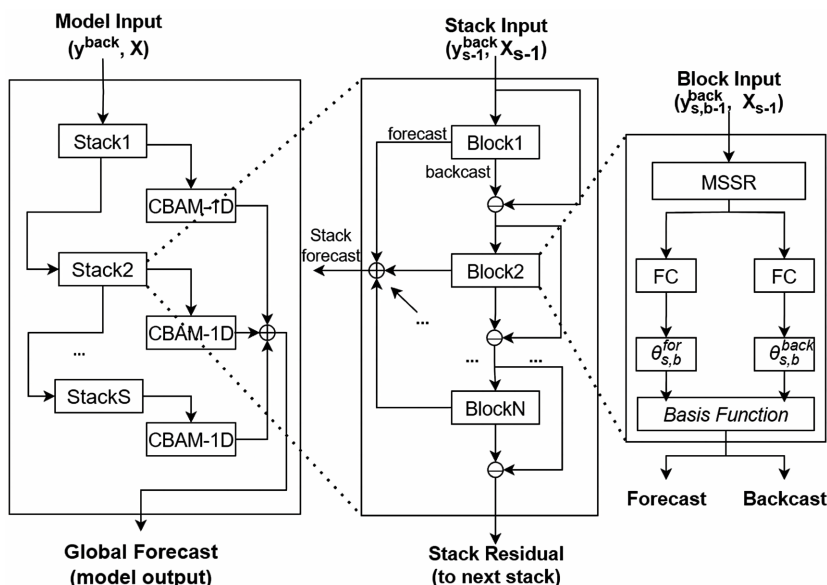


Figure 1. Architecture of the improved N-BEATS model
图 1. 改进的 N-BEATS 模型结构

原始模型由多层栈(Stack)构成,且 Stack 内部由多层块(Block)构成,每一层均通过残差学习机制不断优化预测精度。其核心思想是利用前向预测(forecast)与残差回溯(backcast)的交替修正,依据不同类型的 Stack 实现对时间序列成分的逐层分解。

EAST 的实验数据在时序特征上呈现出明显的多尺度性和非平稳性,仅依赖原始模型的全连接结构难以对这种复杂模式进行充分建模。改进模型基于原始模型的通用配置,即采用 Identity 和 Exogenous 类型 Stack,并引入多尺度残差增强机制以提升对不同时间尺度动态变化的捕捉能力,结合通道-时间双注意力机制强化关键特征选择,同时在基函数部分采用优化后的卷积结构以增强对外生变量的建模能力,模型结构如图 1 所示。

2.1.1. 多尺度残差增强机制

为提升模型对不同时间尺度动态变化的感知能力,本文引入了一种多尺度残差增强机制(Multi-Scale Residual Refinement, MSRR)替换原始模型 Block 中的全连接层,分别提取不同时间尺度(短期、中期和长期)的残差信息,其结构如图 2 所示。

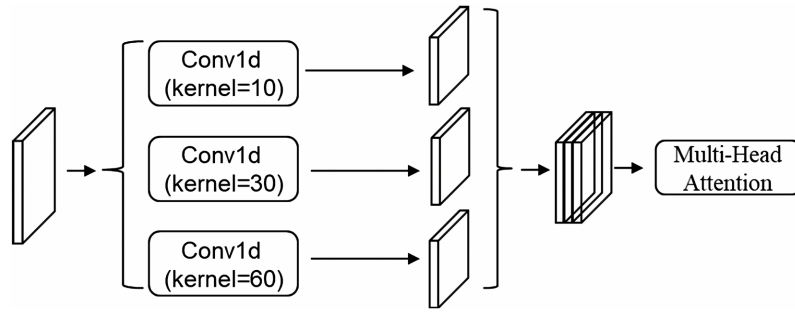


Figure 2. Architecture of the MSRR model

图 2. 多尺度残差增强模块结构

对于残差序列 $\mathbf{y}_{s,b-1}^{back}$ 进行多尺度卷积,再通过池化得到尺度特征,其中 $i = \{s, m, l\}$:

$$\mathbf{f}_i = \text{AvgPool}(\text{Conv1d}_i(\mathbf{y}_{s,b-1}^{back})) \in \mathbb{R}^d, i = \{s, m, l\} \quad (1)$$

在特征融合阶段,通过引入多头注意力机制实现了多尺度特征的自适应加权。给定多尺度特征集合 $\mathbf{F} = \{\mathbf{f}_s, \mathbf{f}_m, \mathbf{f}_l\}$,通过计算查询(Query)、键(Key)和值(Value)之间的关系,实现动态权重分配:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right) \quad (2)$$

其中 d_k 是每个 head 的 key 维度; Q , K , V 分别由输入特征通过线性变换生成。多头机制允许多个注意力头并行工作,每个头关注特征空间的不同子空间:

$$\text{head}_i = \text{Attention}(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V) \quad (3)$$

$$\text{MHA}(\mathbf{F}) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h)W^O \quad (4)$$

通过聚合函数生成最终的融合特征 \mathbf{z} ,并拼接残差输入和外生变量得到模块输出:

$$\mathbf{z} = \text{Aggregate}(\text{MHA}(\mathbf{F})) \in \mathbb{R}^d \quad (5)$$

$$\text{MSRR}_{s,b} = \text{Concat}(\mathbf{y}_{s,b-1}^{back}, \mathbf{X}_{s,b-1}, \mathbf{z}) \quad (6)$$

模块输出通过多层全连接神经网络 FCNN 提取特征表示:

$$h_{s,b} = \text{FCNN}_{s,b}(\text{MSRR}_{s,b}) \quad (7)$$

2.1.2. 通道 - 时间双注意力融合

原始模型的最终预测输出采用所有 Stack 输出结果的简单累加, 不同时间序列成分的贡献度相同, 难以充分利用关键信息。因此, 本文在每个 Stack 的预测输出阶段引入一维卷积块注意力模块(CBAM-1D), 在 Stack 输出与全局累加之间进行动态加权。

基于计算机领域中广泛应用的卷积块注意力模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM) [15] 的设计思想, 并对其进行维度适配与结构改造, 提出了一种结合通道和时间注意力, 且适用于一维时间序列的 CBAM-1D 模块, 其结构如图 3 所示。

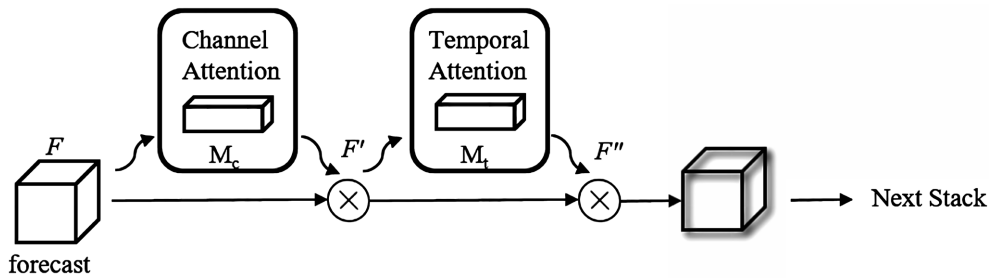


Figure 3. Architecture of the CBAM-1D
图 3. CBAM-1D 模块结构

(1) 通道注意力

对输入的时间序列特征 $F_i \in \mathbb{R}^{C \times L}$, 在时间维度 C 通过平均池化和最大池化, 得到两个通道描述向量 $F_{i,avg}$ 和 $F_{i,max}$, 且 $F_{i,avg}, F_{i,max} \in \mathbb{R}^{C \times 1}$ 。然后通过共享的 MLP 得到通道注意力权重:

$$M_c(F_i) = \sigma(W_1 \delta(W_0 F_{i,avg} + W_0 F_{i,max})) \quad (8)$$

其中 δ 为 ReLU 激活函数, σ 为 Sigmoid 函数, $W_0 \in \mathbb{R}^{C/r \times C}$, $W_1 \in \mathbb{R}^{C \times C/r}$ 。

通道加权后的特征表示为:

$$F'_i = F_i \otimes M_c(F_i) \quad (9)$$

(2) 时间注意力

对于得到的特征 $F'_i \in \mathbb{R}^{C \times L}$, 在通道维度 L 通过平均池化和最大池化后, 得到 $F'_{i,avg}$ 和 $F'_{i,max}$, 且 $F'_{i,avg}, F'_{i,max} \in \mathbb{R}^{1 \times L}$, 将两者拼接后输入一维卷积层:

$$M_t(F'_i) = \sigma(f^{1 \times k}([F'_{i,avg}; F'_{i,max}])) \quad (10)$$

其中 $f^{1 \times k}$ 表示卷积核大小为 k 的一维卷积操作, 输出维度为 $\mathbb{R}^{1 \times L}$ 。最终特征输出为:

$$F''_i = F'_i \otimes M_t(F'_i) \quad (11)$$

2.1.3. 基函数优化

原始模型中通过 FCNN 提取的特征需经过基函数(Basis Function)映射生成预测。其通用配置中处理外生变量的基函数依赖标准 TCN。为了优化 TCN 存在有效感受野有限、卷积性能不足的问题, 本文引入了 ModernTCN 替换基于 TCN 的卷积编码器, 其通过大卷积核、逐点卷积以及重参数化等优化策略, 显

著扩大了有效感受野，能够捕捉更长时间跨度的依赖关系，并提升对复杂外生变量的建模能力。

模型经过 FCNN 提取的特征表示 $h_{s,b}$ 分别通过线性映射得到参数向量：

$$\theta_{s,b}^{back} = \text{LINEAR}^{back}(h_{s,b}) \quad (12)$$

$$\theta_{s,b}^{for} = \text{LINEAR}^{back}(h_{s,b}) \quad (13)$$

参数向量通过基函数实现参数向量到具体预测的映射：

$$\hat{y}_{s,b}^{back} = V_{s,b}^{back} \theta_{s,b}^{back}, \hat{y}_{s,b}^{for} = V_{s,b}^{for} \theta_{s,b}^{for} \quad (14)$$

对于 Identity 类型的基函数 $V_{s,b}^{back} = I_{L \times L}$ ， $V_{s,b}^{for} = I_{H \times H}$ ， L 和 H 分别表示回溯和预测窗口大小；对于 Exogenous 类型的基函数采用 ModernTCN 作为卷积编码器：

$$V_{s,b} = \text{ModernTCN}(X) \quad (15)$$

每个 Stack 接收前一个 Stack 的残差 backcast 作为输入：

$$y_{s,b+1}^{back} = y_{s,b}^{back} - \hat{y}_{s,b}^{back} \quad (16)$$

单个 Stack 中所有 Block 的 forecast 输出累加构成其预测输出，所有 Stack 的预测输出累加构成模型的最终预测输出：

$$\hat{y}^{for} = \sum_{s=1}^S \sum_{b=1}^B \hat{y}_{s,b}^{for} \quad (17)$$

2.2. 实验

2.2.1. 数据集

EAST 装置由多个子系统组成，整体结构高度复杂，运行过程中涉及的监测参数数量庞大，且数据采集与管理难度较高。因此，本文将研究范围聚焦于磁体子系统以验证预测方法的可行性。磁体子系统是聚变实验的关键子系统，其中的超导磁体一旦发生失超，将可能导致磁体系统或相关部件的严重损毁，进而造成重大经济损失和安全风险。

实验数据来源于 2025 年 6 月放电实验期间数据，共包括 10 个特征，采样间隔为 1 秒，共 56,450 个采样点。考虑到实时预测的应用需求，选取最后 180 个采样点数据作为验证集，其余数据作为训练集。

在磁体运行参数中，本文选取高温电流引线的顶端正极出口温度(HTS_TFP_O)作为预测指标。温度变化是判断超导磁体稳定性的关键因素和磁体失超的前兆。为了进一步提升预测精度，本文采用最大信息系数方法对实验数据进行相关性分析，从而在候选特征中筛选出对温度变化影响显著的两个外生变量，将其作为模型的输入。MIC 矩阵如图 4 所示。

2.2.2. 实验设置

本研究在以下实验条件下开展：采用 Python 3.6 和 Pytorch 框架实现，训练环境包括 CUDA 11.7.0 和 NVIDIA RTX 4090 显卡，所有实验均在相同硬件与软件条件下完成，以保证结果的可重复性和公平性。

为构建训练集与验证集，采用滑动窗口的采样方式：输入窗口长度设为 300 步，预测输出长度设为 60 步。训练样本以 60 的步长滑动生成，最后三分钟的数据作为验证集，其余部分作为训练集。在训练过程中，优化器采用 Adam，初始学习率设为 0.001，并在验证误差不再下降时触发学习率衰减(衰减率 0.5，最大衰减 3 次)，最大训练迭代次数为 2000，早停策略设为 10，防止过拟合，且损失函数采用 MAE 进行模型评估。

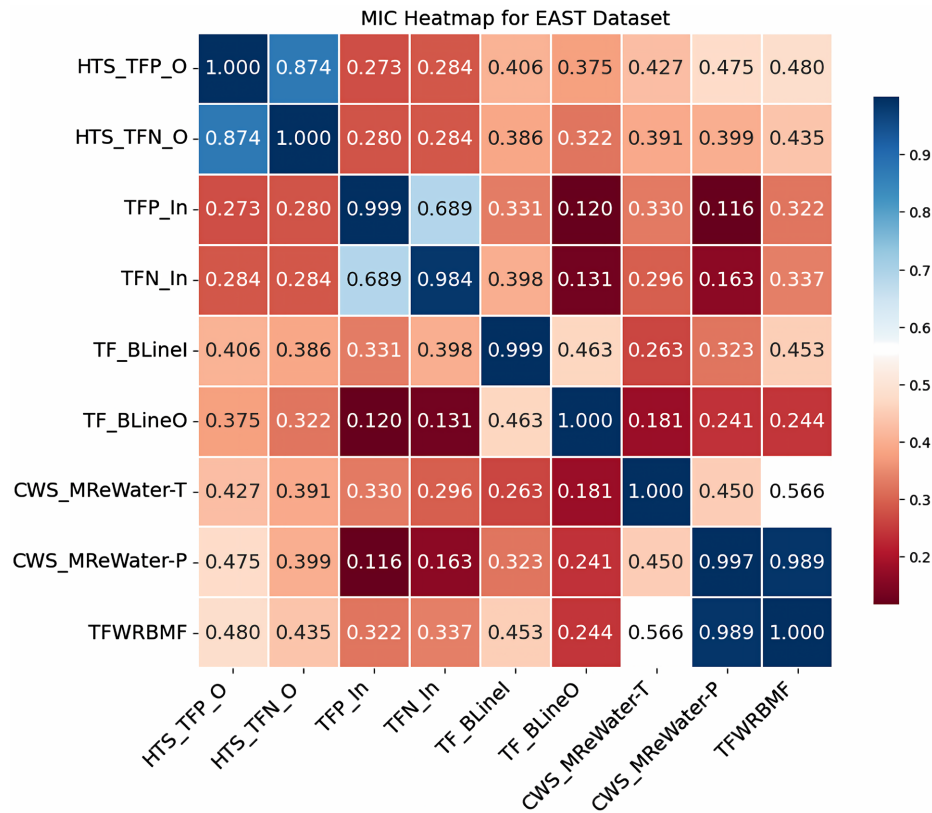


Figure 4. MIC matrix of the dataset
图 4. 数据集的最大相关系数矩阵

2.2.3. 评价指标

为了直观描述模型的优劣，本文采用了平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和拟合系数(R²)作为模型评价指标，计算公式如下：

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |t_i - \hat{t}_i| \quad (18)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |t_i - \hat{t}_i|^2} \quad (19)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - \hat{t}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t}_i)^2} \quad (20)$$

2.2.4. 结果分析

为证明本文的改进方法能够有效提升模型的预测精度，将所提出的改进模型与 LSTM、TCN、DeepAR、N-BEATSx 方法进行对比实验，预测的实验结果和指标如图 5 和表 1 所示。传统的 LSTM 和 TCN 模型在捕捉非线性与长时依赖方面能力有限，预测精度相对较低；DeepAR 在多序列建模方面具有一定优势，但在单一高精度预测任务中表现不足；相比之下，N-BEATSx 模型在预测精度上优于上述方法，而本文提出的改进模型在各项误差指标(MAE、RMSE)上均进一步降低，同时拟合系数 R² 显著提升，表明其在捕捉 EAST 磁体温度动态变化方面具有更强的建模能力。

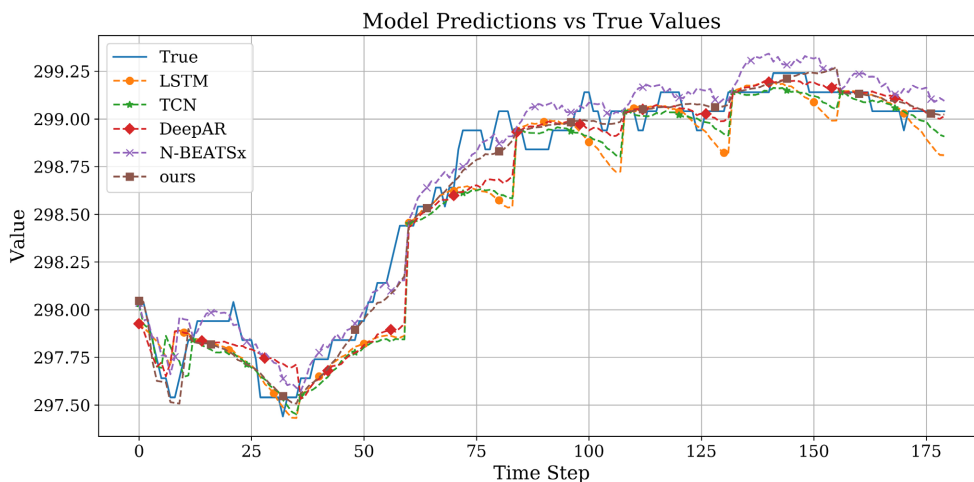


Figure 5. Prediction results of the comparative experiment

图 5. 对比实验预测结果

Table 1. Evaluation metrics of the comparative experiment prediction results

表 1. 对比实验预测结果的评价指标

模型	MAE	RMSE	R ²
LSTM	0.12190	0.16931	0.90616
TCN	0.11318	0.16050	0.91568
DeepAR	0.10111	0.14339	0.93270
N-BEATSx	0.09507	0.11714	0.95509
ours	0.06995	0.09257	0.97195

3. 系统设计与实现

3.1. 总体架构

EAST 中央控制系统的核心目标在于实现实验放电过程的集中管理、各控制与诊断子系统的协同调度，以及关键实验数据的实时采集与监控。针对现有系统存在的不足，本文基于国产鸿蒙操作系统设计并实现了一种集人机交互、数据通信与智能监控于一体的中央控制系统总体架构，其结构如图 6 所示。

3.2. 可视化界面设计

基于鸿蒙原生组件与开源鸿蒙生态库，本文完成了中央控制系统的用户可视化界面设计与实现，提供统一的人机交互入口，实现实验参数设置与控制、子系统状态展示、智能监控、个人中心等功能，有效支撑了实验运行过程中的监控与操作需求。

系统的界面设计遵循“清晰直观、稳定可靠、安全可控”的原则，采用深色系高对比度的科技感风格布局，以保证在复杂实验环境下的信息可读性和操作准确性。同时，通过模块化布局与信息分区显示，避免了关键参数与控制信息的相互干扰，提高了用户操作的效率与可靠性。系统首页如图 7 所示，集中展示了当前放电编号、运行状态等核心信息，用户可通过页面组件快速完成实验监控与控制操作。同时，系统还集成了第三章所提出并改进的深度学习模型，对磁体子系统的实验数据进行实时分析和预测，从而实现智能化预警，如图 8 所示。

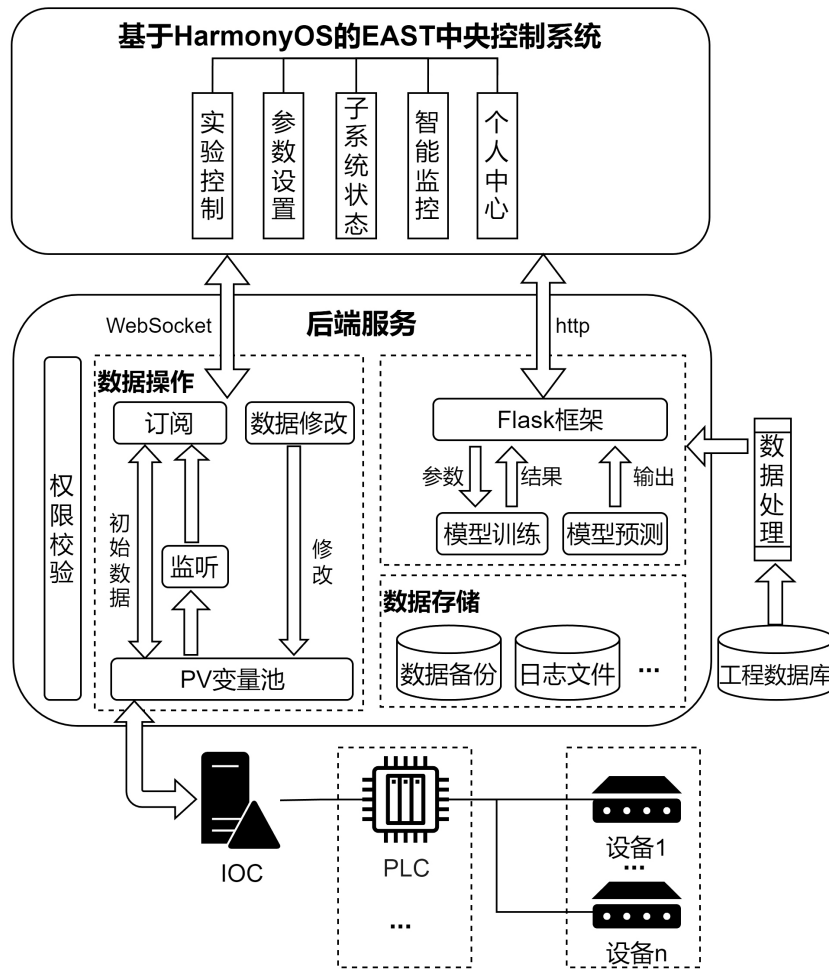


Figure 6. Architecture of the central control system
图 6. 中央控制系统架构图



Figure 7. Main interface of the central control system
图 7. 中央控制系统主界面



Figure 8. Interface of the intelligent monitoring system
图 8. 智能监控界面

3.3. 数据交互机制

数据交互模块是 EAST 中央控制系统实现高实时性与高可靠性的关键组成部分，其主要任务是在实验装置底层设备与前端用户界面之间建立稳定、高效的数据通道。本文基于 EPICS 框架，并采用输入输出控制器(Input Output Controller, IOC)对使用不同通信协议的设备进行统一管理，将设备数据映射为过程变量(Process Variable, PV)。系统结合 WebSocket 技术构建统一的数据交互机制，实现数据的实时订阅、推送与双向读写。系统启动阶段，后端服务初始化监听器并订阅预定义变量；客户端建立连接后，可根据权限选择性订阅变量，并实时接收服务器推送的数据更新。数据写入操作通过事件驱动机制触发，同时完成数据更新、状态反馈与日志记录。此外，为满足实验数据的存储与追溯需求，系统在事件驱动写入的同时引入定时采集机制，对关键数据进行周期性备份，并统一存储至数据库中。系统通过线程安全设计、响应式事件处理机制以及资源复用与连接清理策略，确保其在高并发访问与大规模变量管理场景下仍能保持良好的实时性与运行稳定性。

3.4. 系统测试

3.4.1 功能与性能测试

Table 2. System communication latency test
表 2. 系统通信延迟测试

操作	耗时	测试结果
订阅	18.34 ms	良好
更新	56.57 ms	良好

功能与性能测试在搭载 HarmonyOS 5.1.0 操作系统的擎云 HM940 笔记本电脑上进行，测试环境为局域网内的本地虚拟环境，测试内容覆盖系统的所有主要功能模块。功能测试结果表明，各功能模块均能够按照设计要求稳定运行，用户界面响应正常，交互逻辑清晰，未出现异常中断或功能失效现象。为进

一步评估系统的数据通信性能，对系统中涉及的 167 个过程变量进行了集中订阅与更新操作，并对关键通信过程的延迟进行统计分析，重复 100 次测试的平均结果如表 2 所示(耗时统计为从信号发送直到操作成功后接收到数据推送的完整时间)。由测试结果可知，系统能够在毫秒级时间尺度内完成数据的订阅与更新操作，满足 EAST 中央控制系统对实时性与可靠性的基本要求。

3.4.2. 兼容性测试

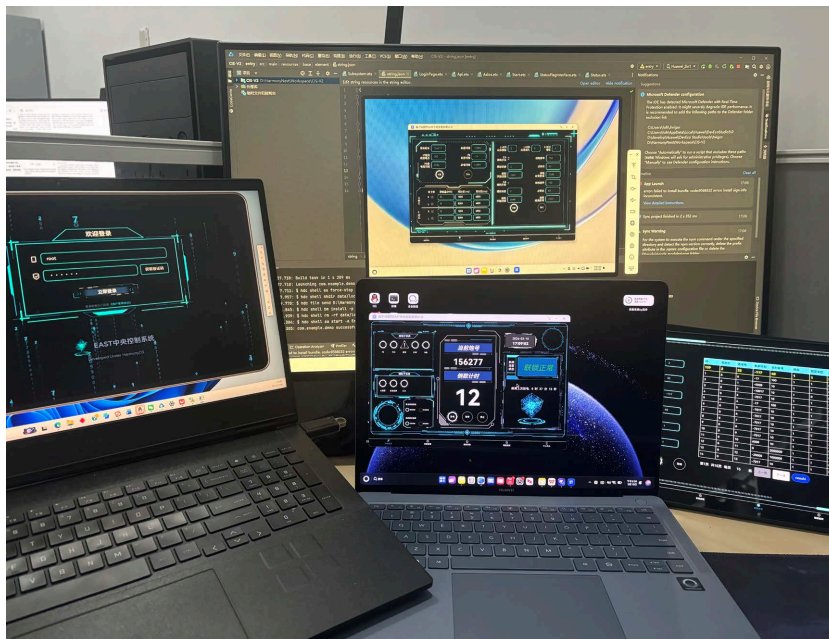


Figure 9. Software compatibility testing on different devices

图 9. 不同设备上的软件兼容性测试

Table 3. System test environment

表 3. 系统测试环境

运行平台	系统版本	测试结果
擎云 HM940	HarmonyOS 5.1.0	良好
MatePad pro 2025	HarmonyOS 5.0.1	良好
模拟器 2in1	HarmonyOS 5.0.5	良好
模拟器 tablet	HarmonyOS 5.0.4	良好

为验证系统的适配能力，系统开发遵循“一次开发，多端部署”的设计目标。基于本地模拟环境，针对系统在不同硬件平台和 HarmonyOS 版本下的运行情况进行了兼容性测试，如图 9 所示。测试内容主要包括软件功能完整性、操作系统兼容性以及用户界面显示效果等方面。具体测试环境及结果如表 3 所示。测试结果验证了本系统在多平台部署场景下的良好兼容性与可移植性。

基金项目

合肥综合性国家科学中心能源研究院(安徽省能源实验室)项目(项目号：24KZS304，25KZS203)。

参考文献

- [1] Wan, Y., Li, J., Weng, P., *et al.* (2006) First Engineering Commissioning of EAST Tokamak. *Plasma Science and Technology*, **8**, 253-254. <https://doi.org/10.1088/1009-0630/8/3/01>
- [2] Wu, S. (2007) An Overview of the EAST Project. *Fusion Engineering and Design*, **82**, 463-471. <https://doi.org/10.1016/j.fusengdes.2007.03.012>
- [3] 柴竹新, 吴宜灿, 刘伯学. 核聚变装置 EAST 高可靠性辐射防护控制系统[J]. 核电子学与探测技术, 2005(1): 28-31, 43.
- [4] 彭标, 陈根, 段文学, 等. 合肥国产超导质子回旋加速器主真空控制系统的设计与实现[J]. 原子核物理评论, 2025, 42(2): 273-278.
- [5] Leone, D., Carrubba, V., Mazzaro, S., Nobili, M., Cucè, D. and Hamilton, D. (2021) EPICS Application for ITER RH Supervisory Control System. *Fusion Engineering and Design*, **169**, Article ID: 112429. <https://doi.org/10.1016/j.fusengdes.2021.112429>
- [6] He, S., Huang, L., Chen, X., Zhang, X., Wang, Z., Zuo, Y., *et al.* (2025) Safety and Interlock System for Poloidal Field Power Supply Based on Epics. *Fusion Engineering and Design*, **212**, Article ID: 114823. <https://doi.org/10.1016/j.fusengdes.2025.114823>
- [7] 贵重, 李艳, 李云翔, 等. 国产操作系统发展及分析[J]. 电信工程技术与标准化, 2023, 36(6): 76-80.
- [8] 苏行, 杨韬, 孙保琪, 等. 基于 N-BEATS 的单站对流层天顶总延迟预报[J]. 中国空间科学技术, 2022, 42(2): 56-63.
- [9] 程旭初, 刘景霞, 康荣凯. 基于改进 STGCN 与 N-BEATS 的风功率超短期预测[J]. 现代电子技术, 2025, 48(8): 115-121.
- [10] Vijayalakshmi, B., Ramar, K., Jhanjhi, N., Verma, S., Kaliappan, M., Vijayalakshmi, K., *et al.* (2020) An Attention-based Deep Learning Model for Traffic Flow Prediction Using Spatiotemporal Features Towards Sustainable Smart City. *International Journal of Communication Systems*, **34**, e4609. <https://doi.org/10.1002/dac.4609>
- [11] Salinas, D., Flunkert, V., Gasthaus, J. and Januschowski, T. (2020) DeepAR: Probabilistic Forecasting with Autoregressive Recurrent Networks. *International Journal of Forecasting*, **36**, 1181-1191. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.07.001>
- [12] Luo, D. and Wang, X. (2024) ModernTCN: A Modern Pure Convolution Structure for General Time Series Analysis. *The Twelfth International Conference on Learning Representations 2024*, Vienna, 7-11 May 2024, 1-43.
- [13] Oreshkin, B.N., Carpo, D., Chapados, N., *et al.* (2019) N-BEATS: Neural Basis Expansion Analysis for Interpretable Time Series Forecasting. arXiv: 1905.10437.
- [14] Olivares, K.G., Challu, C., Marcjasz, G., Weron, R. and Dubrawski, A. (2023) Neural Basis Expansion Analysis with Exogenous Variables: Forecasting Electricity Prices with NBEATSx. *International Journal of Forecasting*, **39**, 884-900. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.03.001>
- [15] Woo, S., Park, J., Lee, J. and Kweon, I.S. (2018) CBAM: Convolutional Block Attention Module. In: Ferrari, V., Hebert, M., Sminchisescu, C. and Weiss, Y., Eds., *Computer Vision—ECCV 2018*, Springer, 3-19. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_1