DOI: 10.19666/j.rlfd.202604081

基于 CVAE-ELM 双流融合模型的火电机组供电煤耗预测

马战南[1]，冯瑞[1]，蔺铁军[1]，师逸帆[2]，顾煜炯[2]
（1. 国能山西河曲发电有限公司河曲电厂，山西 忻州 036500；
2. 华北电力大学国家火力发电工程技术研究中心，北京 102206）

［摘 要］【目的】针对中国电力现货市场改革及“双碳”目标下火电机组频繁深度调峰导致的供电煤耗预测精度不足、瞬态响应滞后等问题，建立一种高精度的火电机组煤耗瞬态预测模型，旨在为电厂参与现货市场竞价提供精准的边际成本支撑。【方法】提出一种基于多尺度时空特征融合的条件变分自编码器-极限学习机（CVAE-ELM）双流融合预测模型。在 CVAE 编码器中引入多尺度卷积与注意力机制，实现强耦合参数与弱耦合时滞特征的解耦提取；同时，构建由深度特征流（Path A）与原始特征流（Path B）组成的双流架构，利用残差通道捕捉负荷突变下的高频瞬态特征，最终交由 ELM 实现准确预测。【结果】基于某 600 MW 机组实测数据的验证结果表明，该模型在复杂变工况下的煤耗预测均方根误差（RMSE）仅为 11.047 g/(kW·h)，平均相对误差控制在 1 %以内；相比传统单线模型，其瞬态响应速度提升了 15%~30%。【结论】本文模型在处理深度调峰复杂工况下的非线性关系时，预测准确性、工况适应性和稳定性均显著优于传统 ELM 及 SVR 模型，成功实现了高频波动工况下火电机组煤耗的精确解耦预测，具有重要的工程应用价值。

［关 键 词］供电煤耗预测；条件变分自编码器；极限学习机；节能减排

［引用本文格式］（本段作者勿动）作者姓名. 中文标题[J]. 热力发电, 2026, 55(1): 起始页码-终止页码. 作者姓名. 英文标题[J]. Thermal Power Generation, 2026, 55(1): 起始页码-终止页码.

Prediction of power supply coal consumption for thermal power units based on CVAE-ELM dual-stream fusion model

Ma Zhannan[1], Feng Rui[1], Lin Tiejun[1], Shi Yifan[2], Gu Yujiong[2]
(1. CHN ENERGY Hequ Power Plant, Xinzhou 036500, China;
2. National Thermal Power Engineering Technology Research Center, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: [Objective] With the continuous advancement of China’s electricity spot market reform, electricity prices experience real-time fluctuations driven by dynamic supply and demand. Concurrently, under the national "dual carbon" strategic goals, deep peak shaving of thermal power units has become normalized. This operational shift causes grid dispatch commands to exhibit intense randomness and high-frequency volatility. Traditional prediction models exhibit insufficient accuracy in predicting coal consumption and suffer from severe transient response lag when thermal power units operate under deep peak shaving conditions. To address these critical issues, this paper proposes a dual-stream fusion prediction model based on Conditional Variational Autoencoder and Extreme Learning Machine (CVAE-ELM), incorporating multi-scale spatiotemporal feature fusion. The primary objective is to provide power plants with a highly accurate and fast-responding tool to determine their marginal costs, thereby supporting precise bidding strategies in the electricity spot market. [Methods] The proposed CVAE-ELM model adopts a sophisticated dual-stream architecture to capture complex operational dynamics. First, multi-scale convolution operations and an attention mechanism are integrated into the encoder of

收 稿 日 期：2026-04-23 修 回 日 期：2026-07-10 接 受 日 期：2026-07-27 网络首发日期：XXXX-XX-XX
基 金 项 目：无
Supported by：No
第一作者简介：马战南（1986），男，工程师，主要研究方向为智慧电厂建设，17048556@ceic.com。
通信作者简介：师逸帆（2003），男，主要研究方向为火力发电机组的状态监测与智能诊断，3370125394155029958 21@163.com。

the conditional variational autoencoder (CVAE). This configuration successfully achieves the decoupled extraction of strongly coupled operational parameters and weakly coupled time-delay features. Second, the model establishes a dual-stream framework consisting of a deep feature stream (designated as Path A) and a raw feature stream (designated as Path B). Within this framework, residual channels are strategically utilized to capture high-frequency transient characteristics under sudden load variations. To evaluate the performance of this model, comprehensive validation was conducted using actual measured operational data collected from a real 600 MW thermal power unit under various complex working conditions. [Results] The experimental results demonstrate outstanding predictive performance and robust stability across diverse and changing operating conditions. The root mean square error (RMSE) of the coal consumption prediction under variable working conditions is precisely restricted to 11.047 g/(kW·h). Furthermore, the average relative error of the model is strictly controlled within a narrow margin of less than 1%. Compared with conventional single-line or single-stage prediction models, the transient response speed of the proposed dual-stream fusion model is significantly accelerated, showing an improvement of 15 % to 30 %. [Conclusion] This study demonstrates that the developed CVAE-ELM model achieves superior prediction accuracy when dealing with highly nonlinear relationships compared to traditional reference models, such as the standard Extreme Learning Machine (ELM) and Support Vector Regression (SVR). Even under highly complex and volatile operational conditions, the model maintains high precision and remarkable stability in coal consumption forecasting. In conclusion, this research provides an essential and precise marginal cost foundation for thermal power plants, enabling them to optimize their competitive bidding strategies within the reforming electricity spot market.

Key words: prediction of power supply coal consumption; conditional variational autoencoder; extreme learning machine; energy saving and emission reduction

近年来，随着中国电力市场化改革的深入推进，电价从由政府决定转向市场竞价，发电收益呈现波动性与不确定性[错误!未找到引用源。]。与此同时，为支撑风电、光伏等间歇性电源的大规模并网，电网对调峰能力的需求持续攀升，调峰机组数量与调峰深度显著增加，机组频繁变负荷导致运行工况复杂多变[错误!未找到引用源。]，调峰导致机组效率降低，供电煤耗增加。发电企业同时面临市场竞争加剧、节能减碳和灵活性压力提升、盈亏不确定性因素增加的问题[错误!未找到引用源。]。

在“双碳”目标与电力市场化改革背景下,火电机组深度调峰常态化,调度指令呈现强随机性。准确预测供电煤耗是电厂制定竞价策略、核算边际成本的核心[错误!未找到引用源。]。目前预测方法可分为 3 类：1）统计学方法，如线性回归，虽计算快但难以捕捉热力系统的非线性；2）传统机器学习，如支持向量回归（support vector regression，SVR）、人工神经网络[错误!未找到引用源。]，在处理大规模稳态数据时表现良好；3）深度学习，如卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）、长短期记忆（long short-term memory，LSTM）神经网络，在提取时空特征上具有优势。

然而，现有研究多关注稳态映射，对深度调峰过程中的瞬态滞后特性考虑不足。尽管现有研究在煤耗建模方面取得了诸多成果，但仍存在瞬态特征丢失、动态响应滞后、耦合关系刻画不足等局限性。

针对现有供电煤耗预测研究多关注稳态映射[错误!未找到引用源。]，在火电机组深度调峰及现货市场高频随机波动场景下存在瞬态细节丢失、动态响应滞后及多参数强弱耦合关系刻画不足的核心局限性[错误!未找到引用源。]，本文提出了一种基于多尺度时空特征融合的条件变分自编码器-极限学习机（conditional variational autoencoder-extreme learning machine，CVAE-ELM）双流融合预测模型。尽管双流架构在 Transformer 变体等深度学习时序预测领域已有应用，但本文模型的本质区别在于其立足于火电系统“大惯性、强非线性、时滞性”的热力学物理特性[错误!未找到引用源。]，将无监督的基准模态解耦重构与极致快速的回归预测进行了异构双流互补融合，而非单纯的通用时序特征并行拼接。本文的核心贡献主要体现在 2 个方面：1）创新性地在 CVAE 编码器中引入多尺度卷积与时空注意力机制，实现了运行参数中强耦合特征、弱耦合时滞特征与高频瞬态特征的并行提取与精细化多尺度编码；2）针对火电机组煤耗预测场景，构建了双流特征融合架构并增设了残差物理捷径，这使得模型在保持系统稳态基准预测精度的同时，能够敏锐捕获负荷突变等高频瞬态特征，有效抑制了传统单线串联模型常见的相位滞后现象，从而为电厂深度调峰及电力现货市场竞价提供了更为精准、稳定的边际成本支撑。

1 研究方法

本文提出一种基于 CVAE-ELM 的燃煤电厂供电煤耗双流融合计算模型，由 CVAE 特征提取模块与 ELM 回归预测模块组成。CVAE 负责将高维工况解构为潜在分布，ELM 利用融合特征实现极速预测。

在工程实际中，通过厂级信息监控系统（supervisor information system，SIS）采集燃煤电厂机组大量的历史运行数据，对数据进行预处理，再选择有效的输入变量。根据机组的外界环境对工况进行划分，在以上的基础上采用 CVAE-ELM 的组合模型建立机组参数与供电煤耗预测的计算模型。

1.1 CVAE 模型

条件变分自动编码器（CVAE）并非直接“生成”参数，而是通过学习历史大数据，提取出对应负荷指令下的健康基准模态。将其作为预测输入，实质上是为模型提供了一个数字化标准参考路径，随后再通过 ELM 结合实时反馈进行偏差修正。

CVAE主要由编码器和解码器构成，其结构如图1所示。

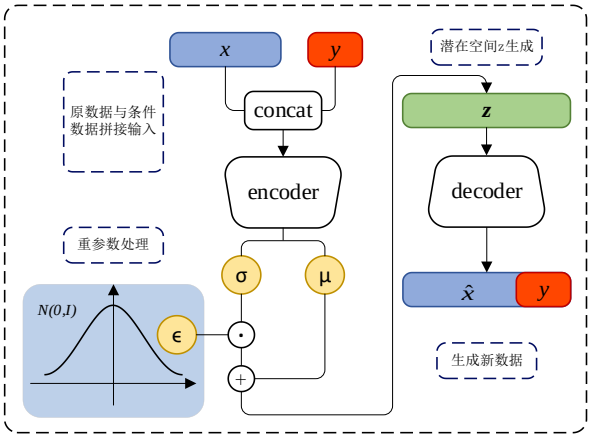


图 1 CVAE 模型结构图

Fig.1 Structural diagram the CVAE model

图 1 展示了 CVAE 模型的结构，其核心模块功能有数据拼接输入，即将原始数据与反映工况的条件数据拼接，作为模型的联合输入，使生成的样本具有针对性。编码器负责对输入进行特征提取，输出潜在分布的均值和标准差。进行重参数化处理，采样正态分布噪声并结合生成潜在变量,在表征隐含特征的同时，确保模型可通过反向传播优化。解码器主要通过非线性映射重构出与原始空间相似的生成数据。

在 CVAE 中，编码器的输出为条件化的后验分布 $q(z|x,y)$，它表示在给定条件信息 y 和输入数据 x 时，潜在空间中潜在变量 z 的分布情况。

潜在空间z是生成该模型的关键部分，表征数据的隐含特征。在CVAE中，直接将编码器得到的采样输入解码器中，解码器生成数据的操作会使得生成过程不可微分，导致无法通过标准的反向传播来更新网络参数。

模型构建过程中采用重参数化技巧使反向传播可以通过潜在空间进行梯度优化。通过以下公式将标准正态分布 $N(0,I)$中采样得到的噪声 ε 与编码器输出的均值 μ 和标准差 σ 结合进行采样：

$$z=\mu(x,y)+\sigma(x,y)\cdot\varepsilon \tag{1}$$

解码器的任务是将潜在变量 z 和条件信息 y 作为输入，生成与数据空间相似的重构数据 $\hat{x}$。解码器通过条件信息 y 来控制生成过程，使输出样本与条件 y 相互关联。

1.2 引入多尺度时空特征融合

CVAE 擅长提取静态空间的潜在分布，但在处理火电机组运行数据的长程时间依赖上稍显乏力。

火电系统是一个大惯性系统。当前的煤耗数据往往是几分钟前操作指令的结果。单一尺度的模型无法捕捉这种跨时间的因果关系。CVAE 仅作为一个静态的特征降维工具。

在 CVAE 中引入多尺度时空融合后，模型演变为一个能够感知局部影响全局的智能体。机组参数间存在耦合如主蒸汽压力与负荷是强耦合，而冷却水温对煤耗的影响具有滞后和弱耦合性。本文在 CVAE 编码器结构中引入多尺度卷积与注意力机制，实现多维度特征自适应提取。针对强耦合特征，重点提取机组负荷与主蒸汽压力间的强关联特性；针对弱耦合时滞特征，捕捉冷却水温等参数对煤耗的滞后影响；对于高频瞬态特征，保留给煤量变化率、负荷变化率等瞬态波动信息。

通过时空注意力加权融合多尺度特征，构建包含空间关联与时间依赖的高维浓缩特征向量，有效提升模型对热力系统非线性与时序特性的表达能力与拟合精度。多尺度卷积能同时捕捉到这些强弱不一的空间相关性。将不同尺度的空间特征与时间权重进行特征拼接，形成一个高维但信息极度浓缩的特征向量，最后输入 ELM 进行回归预测。

1.3 ELM 模型

极限学习机（ELM）是一种高效的单层前馈神经网络。该模型结构由输入层、隐藏层和输出层三部分构成。其中隐藏层节点输出加权和偏置，输出层权重由最小二乘法计算[错误!未找到引用源。]。ELM 以训练

速度快、参数调整简便等优点成为研究热点，当前在图像处理、生物科学等领域展现强大的预测能力[错误!未找到引用源。]。

ELM 在结构上与单层多层感知机（Multi-Layer Perceptron, MLP）类似，如图 2 所示。

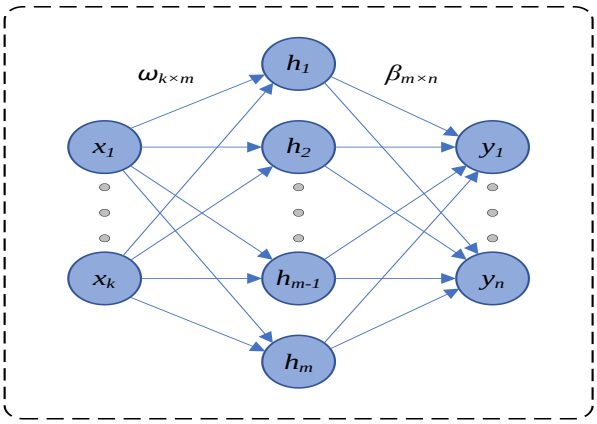


图 2 ELM 模型结构图

Fig.2 Structural diagram of the ELM model

图 2 为极限学习机（ELM）的典型结构，包含输入层、单隐藏层及输出层。输入信号 X 与随机权值矩阵 ω 结合，将特征映射至非线性高维隐藏层空间 h。在此过程中，隐藏层神经元的权重与偏置在初始化后即被固定，无需迭代训练[错误!未找到引用源。]。输出层通过权值矩阵 β 将隐藏层特征线性转换为最终预测值 y。β 的优化基于最小二乘法，在保证模型泛化能力的同时能大幅提升训练效率。

输入数据 x 在单隐藏层中被映射到一个非线性高维空间，与常规深度学习模型区别在于隐藏层的权重 ω_i 和偏执 b_i 都是随机生成的，固定后不再更新：

$$h_i(x)=h(\omega_i x+b_i) \tag{2}$$

ELM 的输出层是一个线性层，将隐藏层的输出 $H(x)$通过一个线性变换得到预测输出 $y(x)$，模型只学习输出层中 β 的参数。输出层的公式表达为：

$$y_m(x)=\sum_{i=1}^{m}\beta_i h(\omega_i,b_i,x) \tag{3}$$

输出层权重 β 的优化目标是将预测输出 $y(x)$与真实目标 Y 的误差最小化：

$$\arg\min_{\beta}|Y-H(x)\beta|_2 \tag{4}$$

在 ELM 中借助最小二乘法优化后输出最佳的权重 β。

1.4 CVAE-ELM 组合预测模型

在基于 CVAE 和 ELM 的联合模型中，CVAE 部分主要负责生成与输入工况条件相关的潜在变量，并通过解码器预测操作参数[错误!未找到引用源。]，而 ELM 部分则负责使用这些生成的操作参数进行煤耗预测。

CVAE-ELM组合预测模型流程如图3所示：

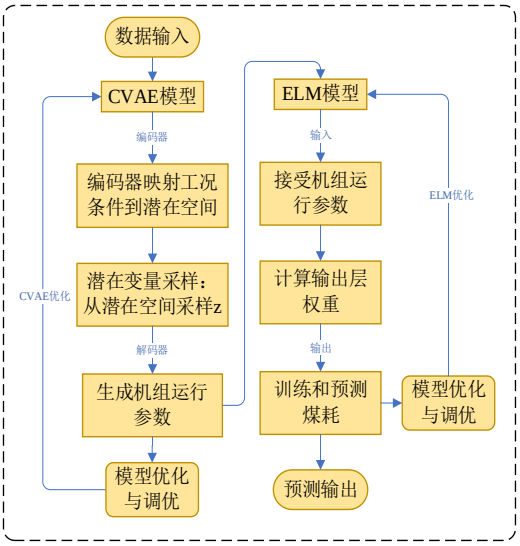


图 3 CVAE-ELM 组合模型流程图

Fig.3 Flowchart of the CVAE-ELM combined model

图 3 展示 CVAE-ELM 组合模型的整体流程，体现了从特征生成到回归预测的递进逻辑。在 CVAE 特征生成阶段编码器将复杂工况条件映射至潜在空间，通过采样潜在变量 z 并由解码器重构，生成能够表征机组运行状态的关键参数。在 ELM 回归预测阶段，将 CVAE 生成的参数作为输入进入 ELM 模型，通过解析计算输出层权重完成训练，从而实现供电煤耗的预测输出。在模型优化与调优流程中嵌套了针对 CVAE 生成精度与 ELM 回归性能的优化环节，通过迭代反馈不断提升组合模型的整体预测准确性。

1.5 双流架构的构建

在火电机组煤耗预测中，传统的 CVAE-ELM 往往是一个“单线串联”结构：原始数据→编码→解码特征→预测。这种结构最大的缺陷在于压缩提取特征时，容易丢失对煤耗瞬时波动至关重要的“高频细节”[错误!未找到引用源。]。

在本文中 CVAE 并不直接替代物理传感器，而是作为一种特征提取与补全工具。编码器学习历史工况下发电机功率与运行参数如锅炉负荷、蒸汽温度等的多维联合分布 $q(z|x,y)$。当调度指令下达时，CVAE 根据功率条件生成对应的最优运行特征，与 Path B 中的实时监测参数融合，从而降低煤质波动带来的静态偏差。

本文采用的是“双流”架构。Path A（深度特征流）利用稳态数据训练，学习系统的稳态基准映射；Path B（原始特征流）引入残差连接，直接保留原始序列中的瞬态特征。通过这种设计，模型在保持稳态精度的同时，具备了对负荷突变的响应能力。解决传统 CVAE-ELM 串联结构丢失高频瞬态信息、对煤质与负荷突变响应滞后的问题。

Path A 将全量运行参数输入 CVAE，经编码与解码得到深层抽象特征 F_a，用于捕捉机组强耦合特性与长程时序依赖。

Path B 直接选取给煤量、总风量、给水流量、机组负荷等高贡献参数，经归一化与差分处理得到原始特征 F_b，保留煤耗瞬态波动细节。残差通道引入给煤量变化率、负荷变化率、主汽压力偏差构成残差特 F_{res} 提升模型对变工况的瞬时响应能力。

采用通道级拼接完成双流与残差融合,具体公式如下：

$$F_{fusion} = Concat(F_a, F_b, F_{res}) \tag{5}$$

$$F_{fusion} = \sigma(W_a \cdot F_a + W_b \cdot F_b + W_{res} \cdot F_{res}) \tag{6}$$

式中：W_a、W_b、W_{res} 为可学习权重，σ 为 Sigmoid 激活。

残差融合公式见式(7)。

$$F_{res} = \frac{d(Coal)}{dt} + \lambda \cdot \frac{d(Load)}{dt} + \gamma \cdot \Delta P \tag{7}$$

为了确定残差融合公式中的最优权重系数，本文基于机组变工况试验数据进行了灵敏度测试。保持其他超参数不变，以给煤量变化率残差权重 λ 和负荷变化率残差权重 γ 为变量，考察不同权重组合下模型预测煤耗的均方误差（Mean Squared Error，MSE）。测试结果如表 1 所示。

表 1 残差权重系数 λ 与 γ 的灵敏度测试结果
Tab.1 Sensitivity test results of residual weight coefficients λandγ

组别	给煤量权重 λ	负荷权重 γ	煤耗预测误差 /(g·(kW·h)$^{-2}$)
1	0.9	0.1	1.45
2	0.8	0.2	1.28
3(本文)	0.7	0.3	1.12
4	0.6	0.4	1.32
5	0.5	0.5	1.56

试验数据表明，当 λ=0.7 且 γ=0.3 时，模型能够最大程度地捕获给煤量瞬态波动与主汽压力偏差修正信息，此时预测煤耗的 MSE 达到最小值。因此，本文最终确定 λ=0.7 为给煤量变化率残差权重，γ=0.3 为负荷变化率残差权重。

残差特征直接加到 ELM 输入层之前，形成残差捷径，具体公式见式(8)。

$$X_{ELM} = F_{fusion} + F_{res} \tag{8}$$

将融合特征输入 ELM 实现煤耗预测。该架构使模型对煤耗瞬态响应速度提升 15%~30%，并能有效抑制煤质变化引发的系统偏差，提升预测准确性。

1.6 关键参数设置

为保证模型预测的精度与鲁棒性，本文通过多次实验对 CVAE-ELM 架构的关键超参数进行了优化配置。其中，双流融合层的残差权重系数经过灵敏度变工况测试，分别优化配置为 λ=0.7 和 γ=0.3，该取值旨在兼顾深度抽象特征的引导作用与原始实时特征的补偿能力。CVAE 编码器的隐层节点数设置为 128，采用 ReLU 作为激活函数以防止梯度消失。ELM 预测层采用正则化系数 C=10^{-2}，以提升机组变工况下的泛化表现。具体参数设置如表 2 所示。

表 2 模型关键参数设置
Tab.2 Key parameter settings for the CVAE-ELM model

参数名称	设置值	备注
残差权重 λ	0.7	根据热力系统灵敏度分析确定
残差权重 γ	0.3	用于主汽压力偏差修正
损失函数	MSE 和 KL 散度	重构精度与潜在空间分布

模型具体的超参数设置如表 3 所示。

表 3 模型超参数设置
Tae.3 Hyperparameter settings for the CVAE-ELM model

参数名称	取值	备注
CVAE 隐藏层结构	[128,64,32]	多层感知机架构
ELM 隐层节点数	500	Sigmoid 激活函数
学习率	0.001	Adam 优化器
Batch Size	64	样本批处理大小

1.7 模型评价指标

模型训练时首先训练 CVAE，得到其生成的运行参数。然后固定 CVAE 的部分，训练 ELM 部分进行煤耗预测。训练完成后，可以根据 CVAE 生成的运行参数不断优化 ELM。

CVAE 的损失函数由重构误差与 KL 散度（Kullback-Leibler Divergence）两部分组成：

$$L_{cvae} = L_{recon}(x,y) + KL\left(q(z|x,y)\middle\|N(0,I)\right) \tag{9}$$

$$L_{recon} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{10}$$

式中第 1 项是重构误差，表示生成的数据与真

实数据的差异， N 为样本总数；y_i 是第个 i 样本的目标值； $\hat{y}_i$ 是第 i 个样本的预测值。在 CVAE 模型训练过程中，通过最小化重构来减小重构数据与真实数据之间的分布差异，使模拟生成的数据与真实数据更加贴合，从而有效增加预测结果的准确性和精度。

第 2 项是 KL 散度，目的是确保潜在空间 z 的分布 $q(z|x,y)$与标准正态分布之间的差异尽可能小。在模型训练过程中，使用反向传播最小化损失函数进一步优化模型参数，直到找到最佳参数。

ELM 通过求解一个最小二乘问题得到输出权重，训练过程中无需反向传播。本文利用均方误差评价预测煤耗与实际煤耗之间的误差，通过跟踪训练过程中的均方误差变化调整隐层节点数或其他超参数。

2 数据采集与模型搭建

选取山西某600MW机组11个月的运行数据（约480 000样本），数据采集频率为1min。将数据按8:2的比例划分训练集与测试集。剔除不可直接监测的热耗率，选取主汽压力、主汽流量、排烟氧量、给水温度、机组负荷作为输入。

2.1 数据预处理

火电机组在实际运行中存在许多瞬态工况，煤耗与各运行参数之间存在惯性延迟和非线性瞬态响应。对数据进行稳态筛选，可以减少瞬态数据混入训练集对模型训练的噪声干扰，提高模型精度[错误! 未找到引用源。]。本文采用滑动窗口法来提取稳态片段，通过设置固定时长的分析窗口，实时移动窗口并计算窗口内关键参数的判别指标，若指标持续低于设定阈值，则判定该时间段为稳态工况。

在本文中，选择机组负荷、主蒸汽压力、主蒸汽温度、给水流量作为稳态工况的核心判定参数。上述四个参数分别从能量输出、汽轮机侧工质状态以及锅炉侧物质平衡 3 个关键维度，全面表征了火电机组“机–炉”主控系统的运行状态。在大型火电机组的实际运行和控制逻辑中，这 4 个参数作为主控系统的被控核心，其协同稳定运行是全系统进入稳态的决定性前置条件；若机组发生内部扰动或外部负荷变动，均会迅速联动投射并打破上述四参数的平衡。因此，以此四大核心参数作为指标具有充分的代表性与灵敏度。

为防止判定条件因参数数量限制而过于宽松、导致瞬态或过渡态非稳态数据混入训练集，本文采取了更严格的组合判定机制：不仅各参数的判断阈值需严格满足表 4 所示的波动范围，而且引入了严苛的时间尺度约束。本文选取最小稳态持续时间大于 15 min，滑动窗口长度为 8 min，单次滑动长度 1 min。只有当滑动窗口在长达 15 min 的连续区间内，所有核心参数的统计指标均未突破阈值时，方判定该时段为绝对稳态工况，从而在算法层面有效杜绝了因控制系统时滞导致的“伪稳态”数据混入，确保了模型训练集的数据纯净度。

表 4 稳态工况判定参数
Tab.4 Steady-state condition judgment parameters

参数	判别指标	阈值
机组负荷	标准差	≤1.5%额定负荷
主蒸汽压力	波动幅度	≤±0.5%额定值
主蒸汽温度	最大偏差	≤±5 ℃
给水流量	波动幅度	≤±100 t/h

2.2 工况划分

火电机组在不同工况下呈现截然不同的煤耗特性，将运行数据归纳为有限个典型工况模式可以解耦多模态特征提升模型精度，同时可以为 CVAE 提供工况先验，提升生成样本的合理性。*K*-means 聚类算法通过最小化簇内平方和实现数据划分。首先随机选取 K 个样本点最为初始簇中心，通过计算各样本点到质心的欧氏距离将样本点划分到最近质心所属的簇，然后根据当前簇分配更新每个簇的质心，通过多次迭代使目标函数收敛到局部最小值：

$$\min \sum_{k=1}^{K} \sum_{x \in C_i} |x - \mu_i|^2 \tag{11}$$

其中 μ_i 是簇 C_i 的质心。

本文旨在全面刻画机组在深度调峰变工况过程中的负荷水平、热力状态以及锅炉燃烧特性。因此，摒弃了其他易受瞬态扰动影响或信息冗余的参数，针对性地选取有功功率、主汽压力、炉膛氧量 3 个核心指标作为聚类特征，具体依据如下：

1）有功功率是表征火电机组运行容量与外界电网调度需求的最直接指标，决定了机组整体的能量输入与输出基准。

2）主汽压力作为汽轮机侧的关键热力状态参数，在深度调峰频繁变负荷过程中，主汽压力的动态变化能够敏锐地反映机组蓄热变化与运行状态的切换，直接关联到锅炉侧与机组侧的耦合响应特性。

3）炉膛氧量是反映锅炉侧燃烧风煤配比及燃烧效率的核心控制变量。通过引入炉膛氧量，可以

有效区分出不同负荷水平下由于送引风机调节、深度调峰低负荷稳燃需求所导致的锅炉燃烧工况差异，从而为煤耗预测提供准确的燃烧模态信息。

综上所述，三者分别从“负荷需求-热力状态-燃烧特性”3 个维度形成互补，能全面、解耦地表征火电机组的典型运行工况。

采用上述 3 个特征变量进行聚类分析，通过肘部法则分析可知，当簇数 K=4 时，畸变程度的改善效果出现明显的拐点，因此将运行工况划分为 4 类，详情见图 4。火电机组工况在三维空间中的分布详情见图 5。

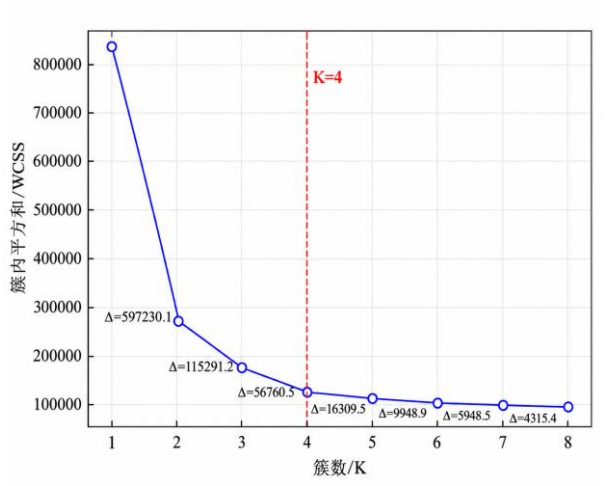


图 4 肘部法则图
Fig.4 Elbow method plot

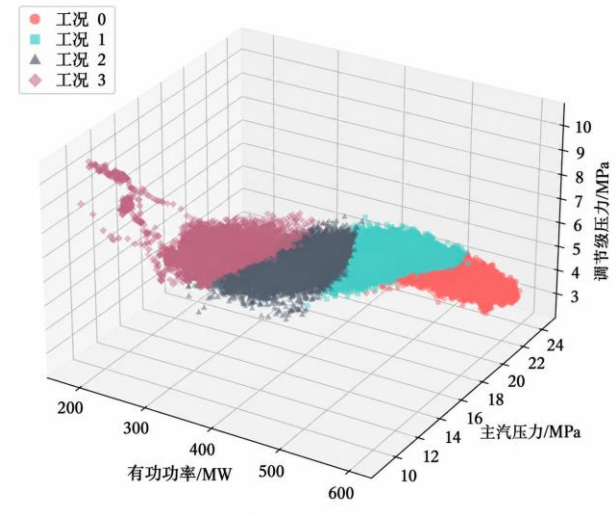


图 5 工况聚类
Fig.5 Operating condition clustering

2.3 特征变量筛选

从电厂 SIS 系统中采集的数据包含大量冗余测点，直接放进模型训练将严重增加模型的复杂度，无关特征作为噪声干扰关键信号将降低模型精度并削弱泛化能力。本文通过计算斯皮尔曼相关系数 ρ 来进行各参数与煤耗的相关性分析：

$$\rho = 1 - \frac{6\sum d_i^2}{n(n^2-1)} \tag{12}$$

式中：d_i 是样本的变量秩差，n 为样本量。

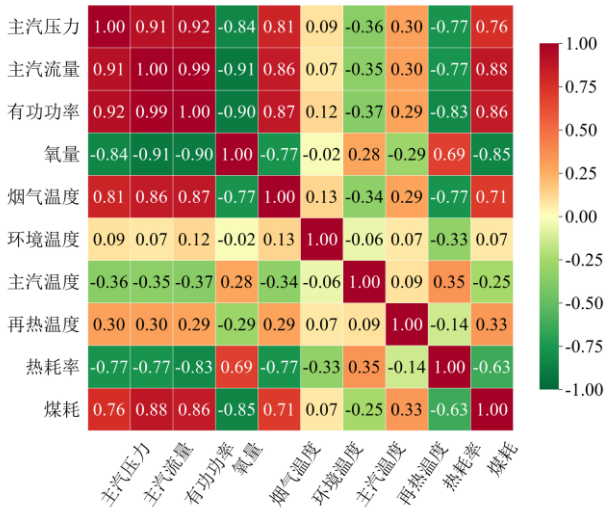


图 6 电厂运行参数相关性分析
Fig.6 Correlation analysis of power plant operating parameters

本文对采集到的 10 多个有效参数与供电煤耗进行计算斯皮尔曼相关系数，其中主汽压力、主汽流量、氧量、烟气温度、冷端压力、排烟氧量均可实时测得，因此作为模型的输入变量。

2.4 鲁棒性分析

为了验证该模型在火电机组深度调峰极端工况及常态运行下的鲁棒性，将负荷区间进一步细化，分别对超低负荷区（≤30%）、低负荷区（30%~50%）、中负荷区（50%~80%）以及额定负荷区（≥80%）进行了独立误差核算[错误!未找到引用源。]和机组负荷预测。具体数据如表 5 所示。

表 5 鲁棒性分析表
Tab.5 Robustness analysis table

负荷区间	RMSE/MW	R^2	MAPE/%
超低负荷	13.82	0.812	1.28
低负荷	12.45	0.842	1.12
中负荷	10.12	0.891	0.85
高负荷	9.56	0.915	0.72

数据证明，尽管在超低负荷极端工况下，由于机组强非线性和大时滞影响导致误差略有上升，但模型依然展现出极高的机组负荷预测精度，仍能将平均绝对百分比误差（mean absolute percentage error，MAPE）控制在 1.28%以内，表明该模型能

够很好地适应深度调峰全工况的多变需求，具备极强的工业实用鲁棒性。

2.5 双流特征融合架构消融实验分析

为了验证本文所提双流特征融合架构（Path A 与 Path B 融合）及残差捷径对供电煤耗预测性能的提升作用，本节开展了消融实验。实验分为两组进行对比：

1）单流架构模型（Path A Only）：仅采用传统的串联结构，即全量运行参数经 CVAE 编码解码后进入 ELM。

2）双流融合模型：在 Path A 的基础上，引入原始特征流 Path B 并增设残差通道，执行通道级拼接与加权融合。

实验选取了机组负荷剧烈波动及煤质发生突变的典型动态工况样本进行测试，具体对比数据见表 6。

表 6 双流特征融合架构消融实验结果对比
Tab.6 Comparison of ablation experiment results for the dual-stream feature fusion architecture

实验配置	RMSE/ g/(kW·h)	R^2	MAE/ g/(kW·h)
单流架构	14.28	0.754	9.42
双流融合	11.05	0.876	7.30
提升幅度	22.6%	16.2%	22.5%

实验结果表明，双流特征融合架构对预测结果具有显著的优化作用。具有更好的高频细节捕获，有效保留了机组的瞬态波动特征。同时响应速度提升，残差通道引入了给煤量变化率与负荷变化率等微分特征，构建了预测的“捷径”，使得模型能够预判热力系统的惯性趋势，有效缓解了传统模型在深度调峰过程中出现的相位滞后现象。

2.6 CVAE-ELM 双流融合模型预测结果

CVAE-ELM 双流融合模型的预测结果误差具体结果见表 7。

表 7 CVAE-ELM 双流融合模型预测结果误差
Tab.7 Prediction Error of the CVAE-ELM Dual-Stream Fusion Model

测点名称	单位	RMSE	R^2	MAE
供电煤耗	g/(kW·h)	11.047	0.876	7.30
机组负荷	MW	2.86	0.982	1.97
主蒸汽压力	MPa	0.18	0.965	0.12
主蒸汽温度	℃	1.72	0.943	1.18
主蒸汽流量	t/h	4.69	0.972	3.01
炉膛氧量	%	0.09	0.917	0.05

由表 7 可见，CVAE-ELM 双流融合模型对机组关键运行参数均具备较高拟合精度，其中煤耗预测均方根误差（root mean square error，RMSE）为 11.047 g/(kW · h)，R^2 达 0.876，满足火电机组能耗计量与成本核算工程要求。

为进一步证明本文构建的 CVAE-ELM 双流融合模型精确性、可靠性，将本文模型预测结果与真实值进行对比，对比结果如图 7 所示。

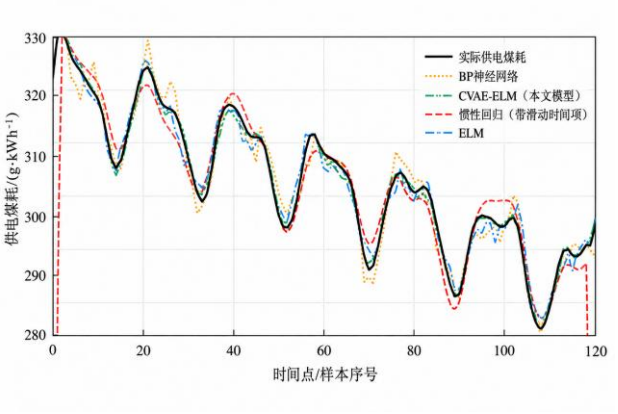


图 7 CVAE-ELM 双流融合组合模型性能
Fig.7 Performance of the CVAE-ELM dual-stream fusion combined model

将该模型与其他多类模型的预测性能进行对比。与本文模型相对比的模型有 SVR、传统 ELM、CNN-ELM、以及新型模型双向长短期记忆网络（bidirectional long short-term memory，Bi-LSTM）和 Trans-former 各模型对比结果如表 8 所示。

表 8 多模型预测对比表
Tab.8 Comparison of prediction results of multiple models

模型	RMSE/ g/(kW·h)	R^2	MAE/ g/(kW·h)	平均相对误差/%
SVR	23.56	0.421	16.82	5.21
传统 ELM	18.72	0.543	12.45	3.86
CNN-LSTM	13.89	0.675	9.12	2.43
Bi-LSTM	13.15	0.732	8.86	2.05
Transformer	12.28	0.814	7.95	1.58
CVAE-ELM	11.05	0.876	7.30	0.92

在相同数据集与测试条件下，本文所提 CVAE-ELM 双流融合模型的供电煤耗预测精度显著优于其他模型。尽管 Transformer 等模型表现优秀，但本文提出的 CVAE-ELM 双流融合模型凭借对高频细节的残差捕捉和多尺度特征融合，在所有关键指标上依然保持领先。

综上所述，CVAE-ELM 双流融合模型供电煤耗的预测结果与实际的数据相比，大致上预测了供电煤耗的变化趋势。说明本文采用 CVAE-ELM 双流融合算法具有很高的精度，能够较好地实现火电厂供电煤耗的预测的目标。

3 总结

本文综合考虑影响供电煤耗的因素，提出了一

种基于 CVAE-ELM 的燃煤电厂供电煤耗双流融合计算模型。

本文的 CVAE-ELM 模型采用的是“双流”架构。构建由深度特征流 Path A 与原始特征流 Path B 组成的并行架构，有效缓解了传统模型因特征压缩导致的高频瞬态信息丢失问题。该模型引入了多尺度卷积注意力机制，在 CVAE 编码器中集成时空注意力权重，自适应提取不同物理参数间的耦合特征，增强了模型对热力系统非线性特性的表达能力。同时设计了双流残差加权融合架构，通过引入给煤量变化率、负荷变化率等物理量构建残差捷径，显著提升了模型在变工况下的瞬时响应速度。这些改进专门针对电力现货市场下的“高频随机波动”特征，而非通用场景，有效提升了对火电机组强非线性、大惯性、时滞特性的拟合能力，瞬态响应更快、抗扰动能力更强。

未来研究可尝试引入强化学习机制，根据机组所处的稳态或动态工况，自动调整双流架构中 Path A 与 Path B 的加权比例，以实现全负荷区间的最优预测效果，实现算法结构的自适应动态赋权。

基于 600 MW 机组实测数据验证，该模型供电煤耗预测精度优于传统模型，平均相对误差小于 1%，可为电厂节能管控与现货市场竞价提供可靠支撑，为电厂节能减排、盈收增涨提供详细的数据支撑。

[参 考 文 献]

[1] 杜柏林. 电力体制改革对发电企业的影响及其对策分析[J]. 集成电路应用, 2022, 39(5): 224.
Du B L. Analysis on influence and countermeasures of power system reform on power generation enterprises[J]. Applications of IC, 2022, 39(5): 224.

[2] 闫亚龙,张进华,黄艳,等.火电机组深度调峰背景下储热技术应用现状及进展[J]. 洁净煤技术,2025,31(S1):495-506.
YAN Y L, ZHANG J H, HUANG Y, et al. Current status and progress of heat storage technology application under background of deep peak shaving of thermal power units[J]. Clean Coal Technology, 2025, 31(S1): 495-506.

[3] 唐炯章, 陈旻芳, 张继广, 等. 基于电力市场化改革背景的发电企业经营发展对策研究[J]. 企业改革与管理, 2022(21): 101.
Tang J Z, Chen M F, Zhang J G, et al. Research on operation and development strategies of power generation enterprises against the background of electric power market-oriented reform[J]. Enterprise Reform and Management, 2022(21): 101.

[4] 周琳. 计及新能源消纳的火电深度调峰经济性分析[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2024.
Zhou L. Economic analysis of thermal power depth peak regulation considering new energy consumption[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2024.

[5] 文雯, 刘文哲, 肖祥武, 等. 基于大数据和并行随机森林算法火电机组供电煤耗计算模型[J]. 热力发电, 2018, 47(9): 9.
Wen W, Liu W Z, Xiao X W, et al. Calculation model of coal consumption for thermal power units based on big date and random forest algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(9): 9.

[6] 赵钊, 茅大钧, 陈思勤. 基于 PCA-ISSA-GRU 的燃煤电厂供电煤耗计算研究[J]. 汽轮机技术, 2024, 66(5): 353.
Zhao Z, Mao D J, Chen S Q. Research on coal consumption calculation of coal-fired power plant power supply based on PCA-ISSA-GRU[J]. Turbine Technology, 2024, 66(5): 353.

[7] 蒋健, 龚骏, 徐斌超, 等. 基于多层感知机的超超临界火电机组煤耗建模[J]. 洁净煤技术, 2024, 30(增刊 2): 260.
Jiang J, Gong J, Xu B C, et al. Modeling coal consumption of supercritical thermal power units based on multilayer perceptron neural network[J]. Clean Coal Technology, 2024, 30(S2): 260.

[8] 颜子翼. 基于深度学习的火电机组短期负荷预测[D]. 青岛: 青岛大学, 2023.
Yan Z Y. Short-term load forecasting of thermal power units based on deep learning[D]. Qingdao: Qingdao University, 2023.

[9] 贺昊, 周健, 朱磊. 基于特征选择的火电机组燃煤量预测模型比较研究[J/OL]. 中国管理科学, 2024-10-11. https://doi.org/10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2023.1457.
He H, Zhou J, Zhu L. Comparative study on coal consumption prediction model of thermal power units based on feature selection[J/OL]. Chinese Journal of Management Science, 2024-10-11. https://doi.org/10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2023.1457.

[10] 徐思文, 赵家伟. 基于 SSA-ELM 模型的波浪能发电功率短期预测分析[J]. 现代工业经济和信息化, 2024,

14(4): 267.
Xu S W, Zhao J W. Short-term prediction of wave energy power generation based on SSA-ELM model[J]. Modern Industrial Economy and Informationization, 2024, 14(4): 267.

[11] 周仕保. 基于 VMD-BES-ELM 的短期电力负荷预测研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2024.
Zhou S B. Research on short-term power load forecasting based on VMD-BES-ELM[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2024.

[12] 谢占军, 邢刚, 徐宪龙, 等. 一种预测燃煤供热系统动态煤耗的新方法[J]. 洁净煤技术, 2024, 30(增刊 2): 754.
Xie Z J, Xing G, Xu X L, et al. A new method for predicting dynamic coal consumption of coal-fired heating systems[J]. Clean Coal Technology, 2024, 30(S2): 754.

[13] 李丹, 罗娇娇, 孙光帆, 等. 基于条件变分自编码器和贝叶斯神经网络的短期电力负荷概率预测[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2024, 46(5): 68.
Li D, Luo J J, Sun G F, et al. Probabilistic short-term load forecasting based on conditional variational autoencoder and Bayesian neural network[J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences), 2024, 46(5): 68.

[14] 王莅津.基于改进极限学习机的短期分布式电力负荷预测方法[J].机电技术,2024,(5):60-63.
WANG L J. Short-term distributed power load forecasting method based on an improved extreme learning machine[J]. Mechanical & Electrical Technology, 2024(5): 60-63.

[15] 喻小宝, 董真余, 郑丹丹, 等. 计及煤耗率的尖峰电价优化模型及灵敏度分析[J]. 系统工程理论与实践, 2024, 44(7): 2260.
Yu X B, Dong Z Y, Zheng D D, et al. Critical peak price optimization model and sensitivity analysis considering coal consumption rate[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2024, 44(7): 2260.

[16] 路程, 康英伟, 谈俊杰, 等. 融合物理约束与误差修正的 CEEMDAN-Autoformer 火电短期负荷预测[J/OL]. 控制工程, 2026-03-04. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20250697.
Lu C, Kang Y W, Tan J J, et al. CEEMDAN-Autoformer short-term load forecasting for thermal power integrating physical constraints and error correction[J/OL]. Control Engineering of China, 2026-03-04. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20250697.

[17] 张洪嘉, 戴志辉, 贺欲飞, 等. 基于条件变分自编码器与改进 ConvXGB 模型的二次设备小样本故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2026, 54(1): 156.
Zhang H J, Dai Z H, He Y F, et al. Small-sample fault diagnosis method for secondary equipment based on conditional variational autoencoder and improved ConvXGB model[J]. Power System Protection and Control, 2026, 54(1): 156.

[18] 张文杰. 基于核极限学习机的风电机组运行状态评估模型研究[D]. 广州: 广东技术师范大学, 2025.
Zhang W J. Research on wind turbine operation state evaluation model based on kernel extreme learning machine[D]. Guangzhou: Guangdong Polytechnic Normal University, 2025.

[19] 蔡里批, 李硕, 丁敬国. 基于灰狼算法优化深度极限学习机的钢轨热处理性能预测模型[J]. 材料与冶金学报, 2025, 24(2): 162.
Cai L P, Li S, Ding J G. Optimization of rail heat treatment performance prediction model for deep extreme learning machine based on grey wolf algorithm[J]. Journal of Materials and Metallurgy, 2025, 24(2): 162.

[20] 陈恩帅, 茅大钧, 陈思勤, 等. 基于双向 LSTM-Attention 模型的火电厂负荷预测研究[J]. 电力科技与环保, 2024, 40(4): 380.
Chen E S, Mao D J, Chen S Q, et al. Research on load prediction of thermal power plants based on BiLSTM-Attention model[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2024, 40(4): 380.

[21] 谢鹏林, 王瑜, 王浙, 等. 基于 CNN-BiLSTM 负荷预测方法的 VPP 低碳调度策略[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2026, 53(3): 34.
Xie P L, Wang Y, Wang Z, et al. VPP low-carbon dispatching strategy based on CNN-BiLSTM loadforecasting method[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2026, 53(3): 34.

[22] 李晓枫, 王亚刚. 采用 IMC-PID 增强超临界机组功率控制的鲁棒性[J]. 中国电力, 2016, 49(6): 20.
Li X F, Wang Y G. Robustness enhancement of supercritical unit power control with IMC-PID controller[J]. Electric Power, 2016, 49(6): 20.

[23] 冯旭刚, 张泽辰, 刘圣晶, 等. 基于 IGPC 的火力发电

机组主汽温预测控制策略[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(9): 3307.
Feng X G, Zhang Z C, Liu S J, et al. Predictive control strategy for main steam temperature of thermal power unit based on IGPC[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(9): 3307.

[24] 杨洪明, 刘俊鹏, 梁芮, 等. 考虑动态功率调节裕度的高比例风电系统水-火-荷分布鲁棒优化调度[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(9): 2327.
Yang H M, Liu J P, Liang R, et al. Distributionally robust optimal dispatching of hydro-thermal-load resources for high penetration of wind system with dynamic power regulation margin[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2021, 41(9): 2327.

[25] 章良利, 李敏, 周晓蒙, 等. 深度调峰下燃煤机组运行方式对能耗的影响[J]. 中国电力, 2017, 50(7): 85.
Zhang L L, Li M, Zhou X M, et al. Impact of the running modes of coal-fired units on energy consumption in in-depth peak load cycling[J]. Electric Power, 2017, 50(7): 85.

[26] 孙立, You F Q. 机器学习和数据驱动算法在智慧发电系统中的应用: 一种不确定性处理的视角[J]. Engineering, 2021, 7(9): 100.
Sun L, You F Q. Machine learning and data-driven algorithms in smart energy systems: an uncertainty handling perspective[J]. Engineering, 2021, 7(9): 100.

（责任编辑　李园）