

基于 VMD-CSO-RF 的综合能源系统短期负荷预测

王永利, 刘泽强, 董焕然, 郭璐, 陈鑫, 向皓, 刘琳

(华北电力大学 经济与管理学院, 北京 102206)

摘要: 准确的多元负荷预测是实现综合能源系统有效调控的前提。现有负荷预测模型没有考虑系统运行中的能量损耗和多元负荷之间的耦合特性, 导致模型的预测精度不足。为此, 提出一种变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) - 纵横交叉算法 (crisscross optimization algorithm, CSO) - 随机森林 (random forest, RF) 的综合能源系统短期负荷预测模型。首先, 对负荷数据进行预处理, 计算考虑系统能量损耗的实际负荷数据; 其次, 利用最大信息系数 (maximal information coefficient, MIC) 分析多元负荷之间、多元负荷与天气因素之间的相关性, 得到负荷的强相关性变量; 然后, 将负荷的强相关性变量代入 VMD, 将负荷数据分解为平稳的特征序列; 之后, 将特征序列代入经 CSO 算法优化的 RF 预测模型; 最后, 以吉林省长春市某工业园区的多元负荷数据对模型的性能进行验证。结果表明, 所建模型能有效提升多元负荷预测精度、缩短预测时长。

关键词: 负荷预测; 综合能源系统; 多元负荷; 随机森林

中图分类号: TM715 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2691 (2026) 02-0025-11

Short-term Load Forecasting of Integrated Energy Systems Based on VMD-CSO-RF

WANG Yongli, LIU Zeqiang, DONG Huanran, GUO Lu, CHEN Xin, XIANG Hao, LIU Lin

(School of Economics and Management, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Accurate multivariate load forecasting is essential for the effective regulation of integrated energy systems. The existing load forecasting models fail to account for energy losses during system operation and the coupling characteristics between multiple loads, resulting in insufficient prediction accuracy. To address this, a comprehensive energy system short-term load forecasting model based on variational mode decomposition (VMD) - crisscross optimization algorithm (CSO) - random forest (RF) is proposed. Firstly, the load data is preprocessed to compute the actual load values considering system energy losses; Secondly, the maximum information coefficient (MIC) is used to analyze the correlation between multiple loads and between multiple loads and weather factors, identifying strongly correlated variables. Then, these variables are fed into VMD to decompose the load data into stationary feature sequences. Afterwards, the feature sequence is input into the RF prediction model optimized by the CSO algorithm. Finally, the performance of the model is validated using multivariate load data from an industrial park in Changchun City, Jilin Province. The results show that the proposed model significantly improves the accuracy of multivariate load forecasting and reduces computational time.

Key words: load forecasting; integrated energy system; multiple load; random forest

0 引言

综合能源系统不仅可实现区域多种能源的耦合利用, 还可实现能量梯级利用, 提高可再生能源

消纳水平和能源利用效率。多元负荷之间的耦合关系, 逐渐提高的能源市场化程度和可再生能源占比, 都对综合能源系统多元负荷预测的精确性和实时性提出了更高的要求。

准确的负荷预测是能源系统有效调控的前提, 国内外学者对负荷预测进行了较为丰富的研

究。根据负荷种类,现有研究主要对于冷、热、电、气负荷展开预测。对于冷/热负荷,文献[1]提出了一种基于相似度的分组方法来评估和优化数据集结构,用于基于机器学习的短期建筑冷负荷预测;文献[2]构建了多步时序预测模型,以提高火力发电厂的热负荷预测精度;文献[3]基于等构建了基于维新息灰色理论的灰色预测模型;文献[4]提出了一种基于决策树和最小二乘提升(LS-boosting)算法的冷/热负荷预测模型;文献[5]利用改进神经网络算法建立建筑冷/热负荷预测模型。对于电负荷,文献[6]建立基于时间模式注意力机制的门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)短期电力负荷预测方法;文献[7]建立了考虑气温影响的门限自回归移动平均模型;文献[8]建立基于梯度提升算法的电负荷预测模型;文献[9]建立分位数回归-科普拉预测模型,对家庭用电负荷预测;文献[10]将可解释的人工智能(XAI)应用于建筑用电负荷预测;文献[11]建立主成分分析法-粒子群算法-局部加权回归预测模型,提高海上油田的中长期电力负荷预测精度。对于气负荷,文献[12]建立了 Attention 机制与门控循环单元(GRU)相结合的气负荷预测模型;文献[13]基于多层 BP 神经网络建立燃气负荷预测模型;文献[14]建立基于分解融合技术和多样化集成学习的短期气负荷预测模型。可以看出,国内外学者对于单一负荷的研究已较为成熟,然而,综合能源系统中负荷类型多,影响因素复杂,多元负荷之间的耦合性不断加强,以往应用于单一负荷的预测模型已经不能满足多元负荷预测的精度需求。

随着综合能源系统的快速发展,涌现了大量对综合能源系统多元负荷预测模型的相关研究^[15]。文献[16]将嵌入式分解模块、多尺度时间卷积网络和自适应非线性融合模块相结合,建立基于多尺度特征提取的非线性融合多元负荷预测模型,有效提高了综合能源系统中多元负荷的短期预测精度;文献[17]将优化的梯度提升算法与 GRU 相结合,建立基于多任务学习(multi-task learning, MTL)的综合能源系统多元负荷预测模型,有效提高了多元负荷预测性能;文献[18]通过将 GRU 与 Transformer 模型相结合形成新的负荷预测模型,有效提高多元负荷预测模型的精确性和稳定性;文献[19]考虑综合能源系统多能耦合机理,建立了多元负荷协同预测模型。上述研究

将综合能源系统多元负荷进行综合分析,建立的预测模型为后续学者的深入研究提供了一定的借鉴意义。

综合能源系统建立在多能互补和能量梯级利用的基础之上,以往的负荷预测模型缺乏对系统运行过程中的能量损耗和多能耦合关系的深入研究。为此,本文考虑了综合能源系统的能量梯级利用、多能耦合特性,建立基于 VMD-CSO-RF 的综合能源系统短期负荷预测模型。首先,对负荷数据进行预处理,计及系统能量梯级利用过程中产生的能量损耗,计算系统实际负荷数据;其次,考虑多元负荷耦合特性,利用 MIC 分析多元负荷之间、多元负荷与天气因素的相关性,得到负荷的强相关性变量;然后,将负荷的强相关性变量代入 VMD,将负荷数据分解为平稳的特征序列;之后,将分解得到的特征序列代入经 CSO 算法优化的 RF 预测模型;最后,以吉林省长春市某工业园区的多元负荷数据对模型的性能进行验证。结果表明,本文所建预测模型在综合能源系统短期负荷预测中具有比其他预测模型更高的预测精度和更短的预测时长。

1 负荷数据预处理和多元负荷相关性分析

综合能源系统基于多能互补和能量梯级利用原理,将能量流与信息流有机结合,实现了区域多种异质能源互补互济、协同管理,有效提升了能源利用率和系统能效,成为促进能源可持续发展的重要支撑。因此,在建立综合能源系统短期负荷预测模型过程中,需要考虑系统多元负荷的耦合关系和能量梯级利用。本文先考虑系统能量梯级利用过程中产生的能量损耗,计算系统实际负荷值;之后,考虑多元负荷耦合特性,对多元负荷之间、多元负荷与天气因素进行相关性分析。

1.1 负荷数据预处理

在综合能源系统优化调度过程中,能量梯级利用的过程会发生的能量损耗,导致系统实际负荷大于传统预测模型的预测数据。为保证能量供需平衡、提高系统优化调度的效率,在构建预测模型之前需要考虑能量梯级利用过程中的能耗,对负荷数据进行优化。在以往对综合能源系统能耗的研究中,能耗计算仅考虑了能量传输过程的损耗量,没有考虑系统调度优化过程产生的能

耗^[20,21]。为此,本文对已有负荷计算模型进行优化,计算公式如下:

$$\begin{cases} P_0 = \sum_{t=1}^N [P_E(t) + P_D(t) - P_{OP}(t) - P_{AV}(t)]^2 \\ P = \sqrt{(P_0 - P_{\min})^2 + (P_R - P_{R,\min})^2} \end{cases} \quad (1)$$

式中: P_0 为初始负荷值; P_E 为能源设备出力; P_D 为外购能源量; P_{OP} 为设备能耗量; P_{AV} 为能量传输、转换平均消耗量; $P_{\min}$ 为系统调度优化的最小能耗量; P_R 为系统需求侧能源总消耗量; $P_{R,\min}$ 为系统需求侧能源最小消耗量。

本文算例为吉林省长春市某工业园区,负荷数据来源于本文基金项目的实际调研数据。数据集的时间范围为 2021 年 1 月 1 日~2021 年 12 月 31 日,颗粒度为 1 小时。该园区综合能源系统的负荷类型为:冷负荷、热负荷、电负荷、气负荷。计量单位分别为:千瓦(kW)、千瓦(kW)、千瓦(kW)、标准立方米(Nm³)。预处理之后的多元负荷数据如图 1 所示。

对比分析预处理前后的负荷数据:预处理之后的电负荷总量比预处理之前的电负荷总量高 4.12%;预处理之后的热负荷总量比预处理之前的热负荷总量高 4.97%;预处理之后的冷负荷总量比预处理之前的冷负荷总量高 4.83%;预处理之后的气负荷总量比预处理之前的气负荷总量高 3.14%。

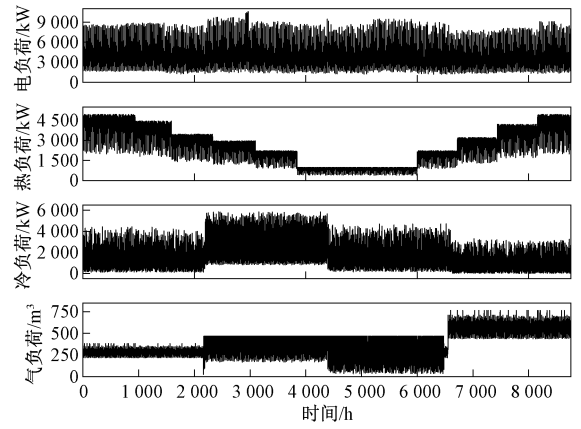


图 1 综合能源系统多元负荷数据

Fig. 1 Multiple load data of integrated energy system

1.2 相关性分析

综合能源系统中多元负荷易受天气因素的影响:光照强度的变化会影响照明负荷,进而导致系统用电负荷变化;气温、风速变化时,空调用电负荷和冷/热负荷都会随之变化。本文利用案例中工业园区多元负荷数据和当地天气数据,生成多元负荷和天气因素数值的散点图,如图 2 所示。天气数据来源于国家气象科学数据中心^[22]。由图 2 可知:多元负荷间、多元负荷和天气因素间存在着不同程度的非线性耦合关系。

对于非线性关系,较为成熟的相关性计算方法有:斯皮尔曼相关系数、灰色关联分析、最大信息系数(MIC)。相较于前两个相关性分析

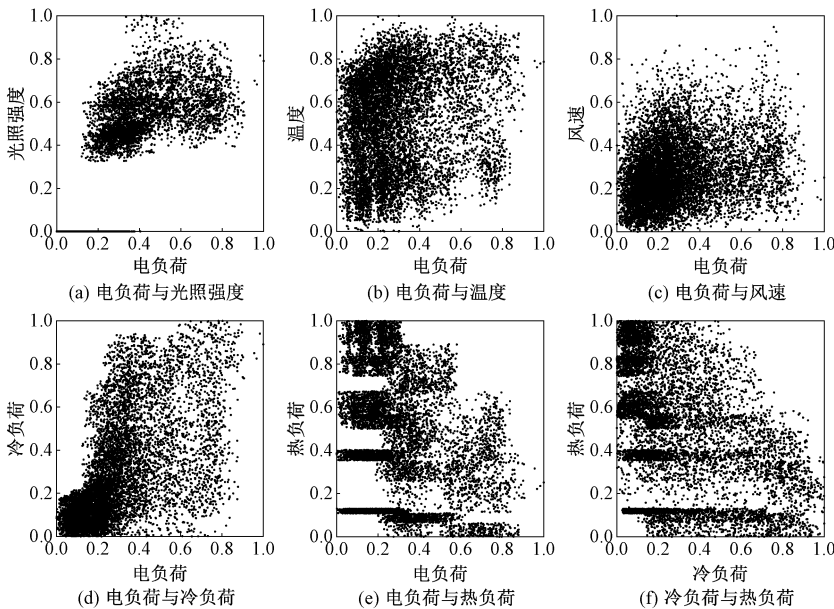


图 2 多元负荷和天气因素散点图

Fig. 2 Scatter plot of multiple loads and weather factors

方法, MIC 更具普遍性和均匀性。普遍性指其在样本规模足够大时, 它既可以分析变量之间的函数关系, 也可以分析非函数关系, 如函数关系的叠加等。均匀性指其在相同的噪声水平下, 分析变量之间的线性关系和非线性关系会得到相同的评价值。

MIC 基于变量的互信息进行非参数性探索, 分析变量之间的非线性关系强度。计算过程如下:

- 1) 给定 m, n , 将由变量 X, Y 构成的散点图网格化为 m 行 n 列, 划分依据为互信息值最大。
- 2) 将互信息的值进行归一化处理。
- 3) 将不同网格划分下的互信息最大值作为 MIC 值。

计算公式如下:

$$\begin{cases} C(X, Y) = \sum P(x, y) \log \frac{P(x, y)}{P(x)P(y)} \\ MIC = \max_{|X| * |Y| < B} \left(\frac{\max(C(X, Y))}{\log(\min(X, Y))} \right) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $P(x, y)$ 为 X, Y 的联合分布; $P(x), P(y)$ 为 X, Y 的边缘分布; $C(X, Y)$ 为 X, Y 的互信息值; B 为划分的网格数量上限值, 取 $N^{0.6}$ [23], 其中, N 为样本个数; MIC 为最大信息系数。

在对本文案例中工业园区多元负荷数据进行预处理后, 利用 MIC 分析负荷与天气因素的相关性, 得到的热力图如图 3 所示。由图 3 可知: 负荷与天气因素间的相关性多在 0.3~0.7, 该部分的变量间相关性相对较低; 相关性在 0.7 以上的变量组合相对较少, 该部分的变量间相关性相对较高。因此, 本文将 MIC 值大于 0.7 的变量组合作为强相关变量。由图 3 可知: 冷负荷、热负荷、电负荷、气负荷之间存在较强的耦合关系。对于多元负荷与天气因素之间的相关性, 冷、热、气负荷与温度有极强的相关性, 其中冷负荷与温度的 MIC 值为 0.854, 热负荷与温度的 MIC 值为 0.867, 这是因为温度较高时冷负荷需求增加, 温度较低时热负荷需求增加。此外, 多元负荷与光照强度有强相关性, 与风速有较强相关性, 与湿度的相关性较弱。

综合分析可知, 冷负荷的强相关性变量为: 电负荷、温度、风速、光照强度; 热负荷的强相关性变量为: 电负荷、温度、光照强度; 电负荷的强相关性变量为: 热负荷、冷负荷、气负荷、光照强度; 气负荷的强相关性变量为: 电负荷、温度、光照强度。

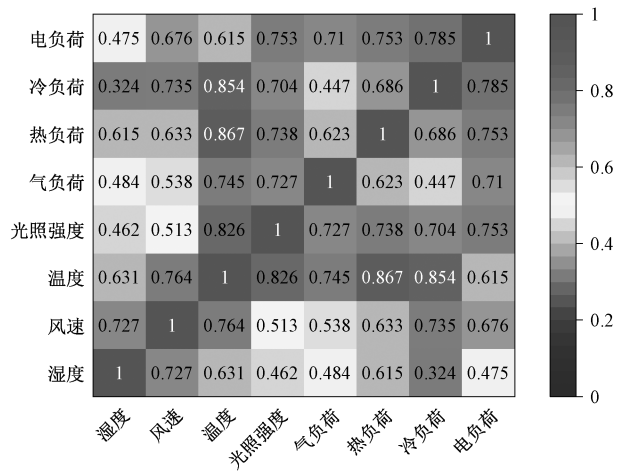


图 3 多元负荷与天气因素 MIC 值

Fig. 3 MIC values of multiple load and weather factors

2 VMD-CSO-RF 短期负荷预测模型

2.1 变分模态分解

变分模态分解 (VMD) 是一种自适应信号分解方法, 将时间序列信号分解为一系列具有特定中心频率和频带的固有模态函数 (intrinsic mode function, IMF), 利用交替方向乘子法迭代更新 IMF, 自适应搜寻 IMF 的最优中心频率和频带。VMD 的核心是构造变分模型和求解变分问题。

1) 构造变分模型

将 IMF 之和作为输入信号, IMF 的频带之和最小作为目标函数。令原始时间序列信号为 $f(t)$, 利用 Hilbert 变换对 K 个 IMF 求解。计算公式如下:

$$\begin{cases} f_{\min} = \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ s. t. \quad \sum_{k=1}^K u_k = f(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $u_k(t)$ 为 IMF, $k = 1, 2, \dots, K$; ω_k 为 IMF 中心频率; $\delta(t)$ 为单位脉冲函数; ∂_t 为函数对于时间的导数。

2) 求解变分问题

对变分模型求解, 可利用增广拉格朗函数将上述模型转化为等效的无约束优化问题。转化表达式如下:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 +$$

$$\left\| \sum_{k=1}^K u_k - f(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (4)$$

式中: α 为二次惩罚因子,用于对频带加以限制; λ 为拉格朗日乘子。下式为收敛条件:

$$\frac{\sum_{k=1}^K \left\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \right\|_2^2}{\left\| \hat{u}_k^n \right\|_2^2} < \varepsilon \quad (5)$$

式中: ε 为精度控制值,用于限制相对误差。

利用交替方向乘子法 ADMM 交替更新 $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 和 λ , 对模型进行求解:固定其中两个变量,只更新剩下的一个变量。

本文将多元负荷的强相关性变量代入 VMD 分解为平稳的特征序列,多元负荷 VMD 分解图如图 4~图 7 所示。

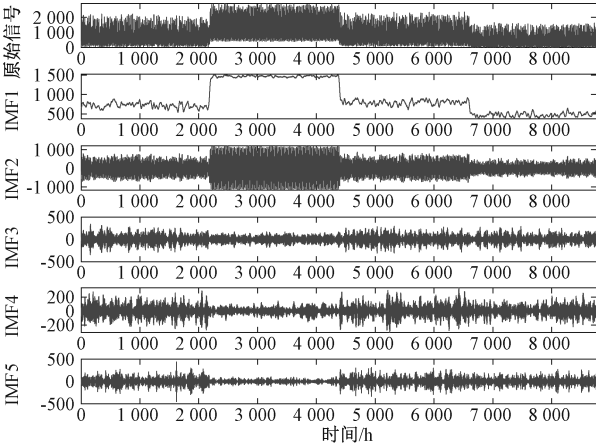


图 4 冷负荷 VMD 分解图

Fig. 4 Cooling load VMD decomposition diagram

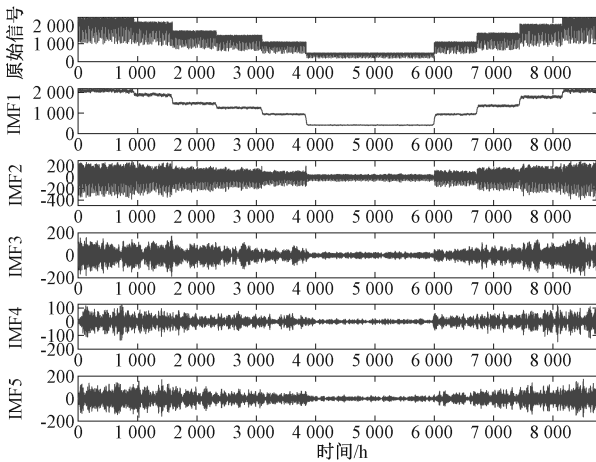


图 5 热负荷 VMD 分解图

Fig. 5 Thermal load VMD decomposition diagram

2.2 纵横交叉算法

纵横交叉算法 (CSO) 是基于种群特性的随机

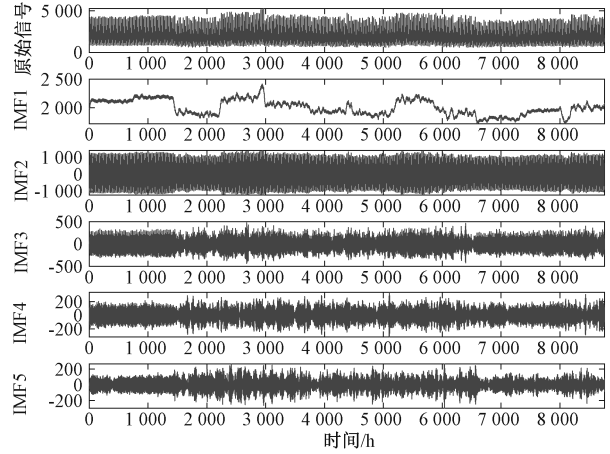


图 6 电负荷 VMD 分解图

Fig. 6 Electrical load VMD decomposition diagram

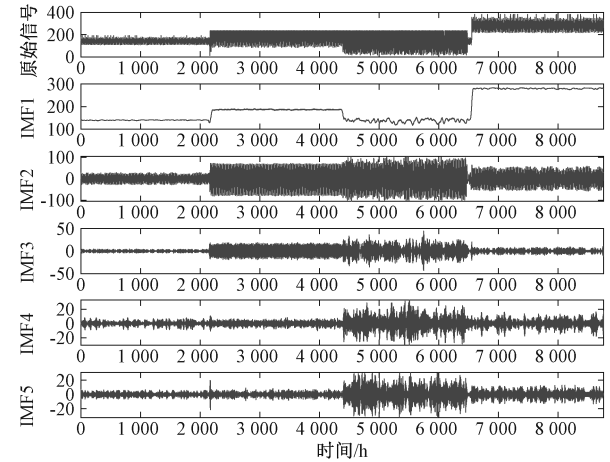


图 7 气负荷 VMD 分解图

Fig. 7 Gas load VMD decomposition diagram

搜索算法,每一次迭代都会包含横向交叉与纵向交叉,能够帮助智能算法跳出局部最优。在回归问题中,将 CSO 与本文采用的 RF 非线性回归预测算法相结合,可以帮助 RF 快速跳出局部最优,防止 RF 出现过拟合,提高算法收敛速度。

其中,横向交叉类似遗传算法的交叉操作,是在相同维度的不同个体粒子之间进行的算数交叉。计算公式如下:

$$\begin{cases} MS_{hc}(i, d) = r_1 * X(i, d) + (1 - r_1) * X(j, d) + \\ \quad c_1 * (X(i, d) - X(j, d)) \\ MS_{hc}(j, d) = r_1 * X(j, d) + (1 - r_1) * X(i, d) + \\ \quad c_1 * (X(j, d) - X(i, d)) \end{cases} \quad (6)$$

式中: X 为父代个体; d 为种群维度; r 为 $[0, 1]$ 的随机数; c 为 $[-1, 1]$ 的随机数; MS_{hc} 为子代个

体。

纵向交叉是同一个体粒子在不同维度中进行的算数交叉。不同维度粒子的取值范围不同,交叉前需要进行归一化处理。为了使个体粒子在某一维跳出局部最优,并且不改变另一维的信息,每次纵向交叉只产生一个子代个体粒子,且只更改其中一维的个体粒子。计算公式如下:

$$MS_{vc}(i, d_1) = r * X(i, d_1) + (1 - r) * X(i, d_1) \quad (7)$$

通过同时进行横向交叉和纵向交叉,可以帮助算法快速跳出局部最优,提高算法的收敛速度。CSO 的流程如下:

- 1) 初始化种群。
- 2) 执行横向交叉和纵向交叉,执行竞争算子。
- 3) 判断是否达到指定结束条件或最大迭代次数。若是,则终止算法;否,则返回步骤 2)。

2.3 随机森林

随机森林(RF)是由多个决策树(decision tree)组合而成的集成学习模型,又称为分类回归树(CART)。RF 利用 bagging 策略生成决策树,随机从训练数据中有放回地选取样本,随机选取训练特征,产生的决策树相互独立,可以多棵决策树并行操作,有效减少训练和推理测试所需时间,可以处理包含数千个特征和数百万样本的大型数据集。RF 是一种非参数模型,可以处理存在非线性关系的数据集,且不需要预判数据集存在的先验关系,通过结合不同决策树的样本和特征,克服了单一模型容易出现过度拟合的缺点,合理训练后产生的预测效果更符合实际值。因此,RF 适用于特征多、样本量大、运行工况复杂的综合能源系统多元负荷预测。RF 非线性回归算法流程如下:

- 1) 建立数据集:包括自变量和因变量,对数据分别进行归一化处理。
- 2) 特征选择:选择与因变量相关性强的自变量作为特征变量。
- 3) 模型建立:拟合特征变量与响应变量,建立 RF 回归模型。
- 4) 模型调参:对 RF 决策树的参数进行调整,提高模型性能。

2.4 基于 VMD-CSO-RF 的多元负荷协同预测

基于 VMD-CSO-RF 的综合能源系统短期负荷预测模型结构如图 8 所示。

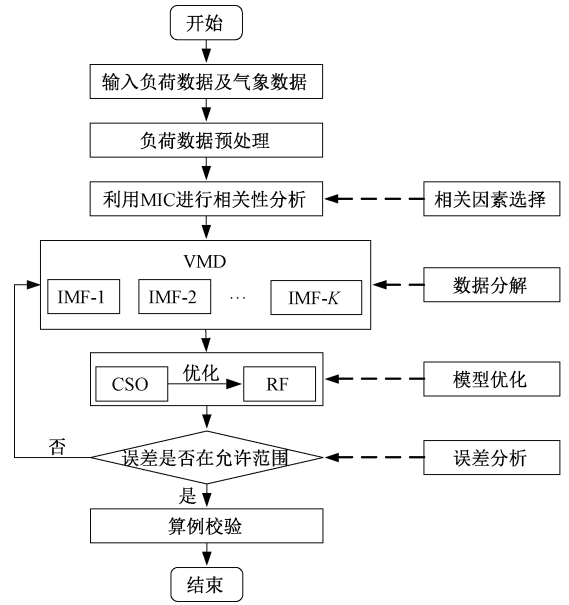


图 8 基于 VMD-CSO-RF 的多元负荷协同预测流程

Fig. 8 Multi-load collaborative forecasting process based on VMD-CSO-RF

具体步骤如下:

- 1) 收集综合能源系统历史多元负荷数据和当地天气数据。
- 2) 对负荷数据进行预处理:利用公式(1)计算包含系统能源损耗的实际负荷数据。
- 3) 相关性分析,利用公式(2)计算 MIC 值,得到综合能源系统多元负荷的关键影响因素。
- 4) 数据分解,利用公式(3)~(5)对综合能源系统历史负荷数据进行 VMD 分解。
- 5) 利用 CSO 算法优化 RF 的决策树数目、决策树最大深度、最小叶子数、最大特征数量、最大叶子节点数等参数。
- 6) 将步骤 3) 分析得到的关键影响因素和步骤 4) 得到的分解数据代入优化后的 RF 进行负荷预测。
- 7) 对预测结果进行误差分析。

2.5 预测误差评价指标

本文选取均方根误差(root mean square error, RMSE) e_{RMSE} 、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error,) e_{MAPE} 和权重平均精度(weighted mean accuracy, WMA) e_{WMA} 作为多元负荷预测模型的预测性能评价指标。其中, e_{RMSE} 和 e_{MAPE} 用于评价预测模型对每种负荷的预测性能, e_{WMA} 用于评价预测模型对多元负荷的整体预测性能。评价指标的计算公式如下:

$$e_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{8}$$

$$e_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \tag{9}$$

$$e_{\text{MA}} = 1 - e_{\text{MAPE}} \tag{10}$$

$$e_{\text{WMA}} = \alpha_e e_{\text{MA},e} + \alpha_h e_{\text{MA},h} + \alpha_c e_{\text{MA},c} + \alpha_g e_{\text{MA},g} \tag{11}$$

式中: N 为测试集中的样本总数; y_i 为测试集中样本的实际值; $\hat{y}_i$ 为根据本文预测模型求出的预测值; MA 为平均精度; α_e 、 α_h 、 α_c 、 α_g 分别为电、热、冷、气负荷的权重; $e_{\text{MA},e}$ 、 $e_{\text{MA},h}$ 、 $e_{\text{MA},c}$ 、 $e_{\text{MA},g}$ 分别为电、热、冷、气负荷的 MA 值。考虑到综合能源系统中电力的主导性,同时结合层次分析法^[24] 确定公式(11)中电、热、冷、气负荷的权重取值分别 0.4、0.2、0.2、0.2。

3 实例分析

本文仿真实验的操作系统为:Microsoft Windows 11 家庭中文版 64 位;硬件平台为:13th Gen Intel Core i5-13400 CPU 和 Intel UHD Graphics 730 GPU;编程语言为:MATLAB R2020b v9.9.0。本文算例为吉林省长春市某工业园区,负荷数据、设备参数均来源于本文基金项目的实际调研数据。该工业园区综合能源系统架构如图 9 所示,各设备参数如表 1 所示。选取该工业园区 2021 年 1 月 1 日~2021 年 12 月 31 日的实际运行数据进行建模

仿真,颗粒度为 1 小时。选取数据集的前 90%用于训练模型,剩余 10%用于实际预测。对于训练模型的数据集,以 8 : 2 的比例划分为训练集和测试集。

表 1 能源设备机组参数

Tab. 1 Parameters of each energy equipment unit		
设备类型	参数	数值
光伏阵列	装机容量/kW	2 600
	转换效率(标况)	17.2%
风电机组	装机容量/kW	1 500
	转换效率(标况)	43.5%
燃气轮机发电机组	装机容量/kW	6 500
	转换效率(标况)	34.3%
溴化锂吸收式制冷机组	最大输入功率/kW	3 000
	能效比(标况)	1.2
电制冷机组	装机容量/kW	1 500
	能效比(标况)	3.2
地源热泵机组	装机容量/kW	1 800
	能效比(标况)	4.3
余热锅炉	最大输入功率/kW	2 000
	热效率(标况)	90.5%
储能电池	装机容量/(kW·h)	2 750
	最大充放功率/kW	1 200

3.1 预测模型参数设置

采用 VMD 对多元负荷数据进行分解时,分别测算取不同的模态个数 K 值,当 K 值取 5 时,中心频率最大,可有效发掘负荷数据的频率信息,故 K 值取 5。采用 RF 回归模型时,采用 CSO 和交叉验证对参数进行寻优。经过 30 次实验得出的最优参数设置:决策树数目为 100;决策树最大深度为 10;最小叶子数为 50;最大特征数量为 10。

3.2 预测结果对比分析

为验证所提综合能源系统多元负荷预测模型的性能,本文采用 RF、SVM、RNN、GRU、LSTM、VMD-RF、VMD-SVM、VMD-RNN、VMD-GRU、VMD-LSTM、EMD-CSO-RF、EEMD-CSO-RF、CEEMDAN-CSO-RF、VMD-CSO-RF 共 14 种模型作为对照分别对多元负荷数据集进行预测。使用以上 14 种预测模型进行多元负荷预测时,所有外界条件保持一致,包括预测样本、实验环境、数据处理、相关性分析等。各模型重复实验 30 次,取平均值作为实验结果。截取其中 4 天的多元负荷预测结果如图 10~图 13 所示。

1)拟合效果分析。通过对图 10~图 13 进行分析可知,本文提出 VMD-CSO-RF 模型的负荷预测曲线和实际负荷曲线的贴合度明显优于其他预测模型,负荷预测曲线走势和实际负荷曲线走势

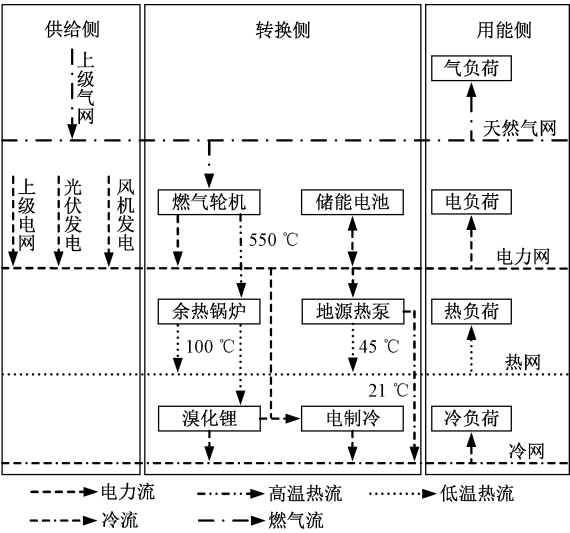


图 9 工业园区综合能源系统架构

Fig. 9 Integrated energy system architecture of industrial parks

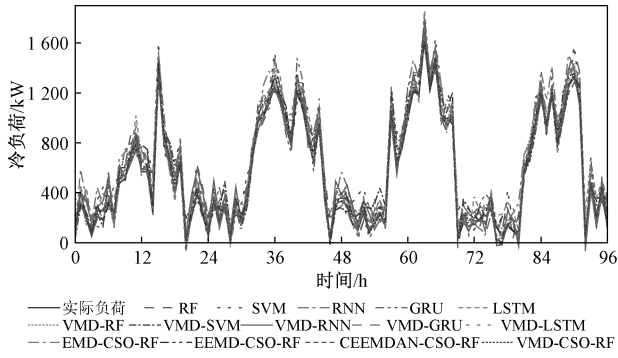


图 10 冷负荷预测结果

Fig. 10 Forecast results of cooling loads

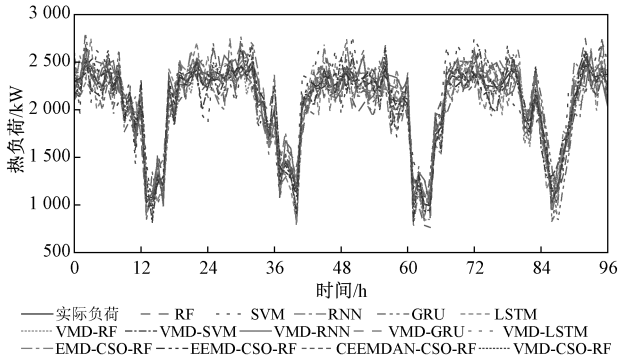


图 11 热负荷预测结果

Fig. 11 Forecast results of heating loads

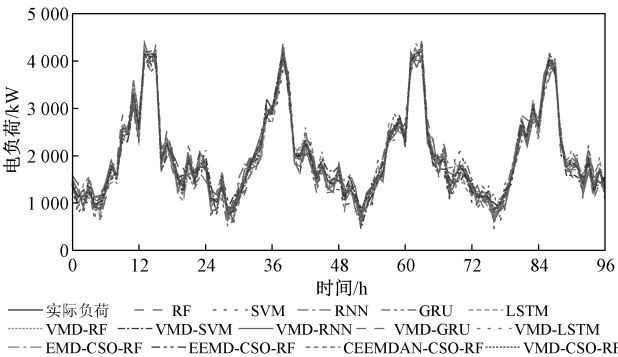


图 12 电负荷预测结果

Fig. 12 Forecast results of power loads

相近,预测值在实际值上下小范围波动,可以很好地预测综合能源系统多元负荷在多时段的消耗量趋势。

2) 预测精度分析。14 种预测模型结果的评价指标数据如表 2 所示。与 RF、SVM、RNN、GRU、LSTM 单一预测模型相比,VMD-RF、VMD-SVM、VMD-RNN、VMD-GRU、VMD-LSTM、EMD-CSO-RF、EEMD-CSO-RF、CEEMDAN-CSO-RF、VMD-CSO-RF 混合预测模型的 RMSE 值和 MAPE 值较小、WMA 值较大,说明混合预测模型的预测精度较高。这

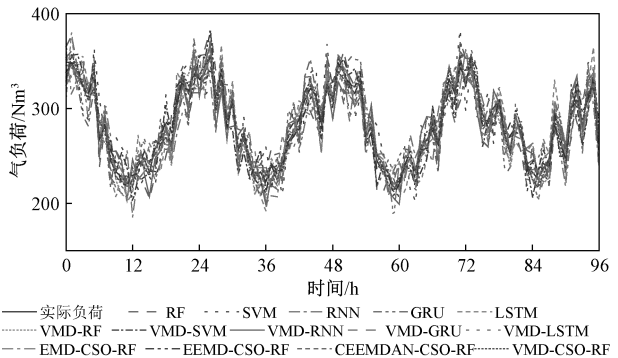


图 13 气负荷预测结果

Fig. 13 Forecast results of gas loads

是因为混合预测模型将多元负荷数据分解为平稳的特征序列,通过识别、处理原始负荷数据与特征序列数据之间的联系提高了预测精度。VMD-CSO-RF 模型对冷、热、电、气负荷预测结果的 RMSE 值为 39.48 kW、57.29 kW、55.12 kW、6.39 kW;MAPE 值为 27.92%、2.52%、2.82%、2.04%;WMA 值为 92.37%,相较于其他预测模型预测精度最高。这是因为:所建模型利用 VMD 将多元负荷数据分解为平稳的特征序列,并利用 RF 回归预测模型在处理大数据集合时不易发生过拟合的特性,可以很好地识别、处理多元负荷数据与多特征之间的联系,有效提高了模型预测精度。

3) 预测时长分析。14 种预测模型的预测时长对比如表 3 所示。由表中数据可知,与 RF、SVM、RNN、GRU、LSTM 单一预测模型相比,VMD-RF、VMD-SVM、VMD-RNN、VMD-GRU、VMD-LSTM 混合预测模型的训练时间和与测试时间增加,这是因为混合预测模型中 VMD 分解提高了模型复杂程度。与前述几种预测模型相比,EMD-CSO-RF、EEMD-CSO-RF、CEEMDAN-CSO-RF、VMD-CSO-RF 预测模型的训练时间和与测试时间明显减少,这是因为将 CSO 与本文采用的 RF 非线性回归预测算法相结合,可以帮助 RF 快速跳出局部最优,防止 RF 出现过度拟合,提高算法收敛速度。本文提出 VMD-CSO-RF 预测模型的训练时间为 2 645 秒,预测时间为 16 秒,在 14 个预测模型中用时最少。与 EMD-CSO-RF、EEMD-CSO-RF、CEEMDAN-CSO-RF 预测模型相比,VMD-CSO-RF 预测模型的训练时间和与测试时间耗时均明显减少,这是因为 VMD 适用于非平稳性的时间序列,可以降低复杂度高和非线性强的非平稳性时间序列的分解复杂度。

表 2 预测模型结果评价指标

模型名称	(RMSE/kW)/(MAPE/%)				WMA/%
	冷负荷	热负荷	电负荷	气负荷	多元负荷
RF	113.08/109.32	175.16/7.91	184.94/9.88	20.05/6.41	71.32
SVM	145.49/108.14	234.59/10.24	237.29/13.08	22.32/6.99	69.69
RNN	141.75/123.09	221.63/9.59	202.07/10.47	21.63/6.72	67.93
GRU	122.23/105.89	200.19/9.14	209.15/11.42	19.83/6.14	71.19
LSTM	137.63/110.73	194.67/8.63	181.98/9.45	19.97/6.24	71.09
VMD-RF	77.78/102.23	119.66/5.48	102.35/5.12	11.92/3.74	75.66
VMD-SVM	108.82/114.89	167.13/7.55	168.68/8.84	15.85/4.87	71.01
VMD-RNN	95.35/70.84	147.53/6.46	161.26/8.92	15.31/4.88	79.99
VMD-GRU	91.69/91.29	139.94/6.41	135.02/7.26	12.66/3.89	76.78
VMD-LSTM	88.52/117.67	128.26/5.72	119.63/6.22	12.75/3.99	72.04
EMD-CSO-RF	59.43/57.22	93.17/4.12	95.87/5.31	10.14/3.26	84.95
EEMD-CSO-RF	52.66/53.09	79.81/3.66	79.79/4.25	8.11/2.54	86.44
CEEMDAN-CSO-RF	44.24/33.36	67.54/2.93	67.71/3.58	6.94/2.17	90.87
VMD-CSO-RF	39.48/27.92	57.29/2.52	55.12/2.82	6.39/2.04	92.37

表 3 模型的预测时长对比

Tab. 3 Comparison of prediction durations of models		
模型名称	训练时间/s	预测时间/s
RF	3 229	22
SVM	3 447	23
RNN	4 035	25
GRU	3 862	24
LSTM	3 057	21
VMD-RF	4 358	26
VMD-SVM	4 643	27
VMD-RNN	4 869	29
VMD-GRU	5 274	32
VMD-LSTM	4 953	30
EMD-CSO-RF	2 846	19
EEMD-CSO-RF	2 882	19
CEEMDAN-CSO-RF	2 738	18
VMD-CSO-RF	2 645	16

4 结 论

本文针对综合能源系统多元负荷预测问题,在考虑综合能源系统多能耦合、能源梯级利用特性的基础上,建立基于 VMD-CSO-RF 的综合能源系统多元负荷预测模型,经由算例分析得到如下结论:

1)将预处理后的多元负荷数据通过 VMD 分解为多个平稳的特征序列,并利用 RF 非线性回归预测算法识别、处理多元负荷数据与多特征之间的联系,有助于提高模型的预测精度。

2)将 CSO 与 RF 非线性回归预测算法相结合,提高 RF 收敛速度,可以有效缩短训练时间和与测试时间。

3)基于 VMD-CSO-RF 的综合能源系统多元负

荷预测模型考虑了能量梯级利用与多能耦合特性,权重平均精度达到 92.37%,离线训练时间为 2 645 秒,预测时间为 16 秒,拟合效果、预测精度、预测时长均达到较高水平,可为综合能源系统多元负荷协同预测提供技术支撑,有助于提升 IES 统筹管理能力。

参考文献:

[1] ZHANG Xu, SUN Yongjun, GAO Dian-ce, et al. Similarity-based grouping method for evaluation and optimization of dataset structure in machine-learning based short-term building cooling load prediction without measurable occupancy information [J]. Applied Energy, 2022; 1–15.

[2] 齐结红,钱虹,吴文军.超短期热负荷预测在发电机组厂级供热调度的应用[J].电力系统保护与控制,2023,51(18):117–124.

QI Jiehong, QIAN Hong, WU Wenjun. Application of ultra-short-term heat load forecasting in power plant level heat supply dispatching [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51 (18): 117–124 (in Chinese).

[3] 杜玉吉,钟巍,钱辉金,等.计及区域建筑群生长特性的动态冷热负荷预测[J].浙江大学学报(工学版),2024,58(1):140–149.

DU Yuji, ZHONG Wei, QIAN Huijin, et al. Prediction of dynamic cooling and heating load considering growth characteristics of regional building [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2024, 58 (1): 140–149 (in Chinese).

[4] NIKHIL P, WOOK C A. Regression tree ensemble

- learning-based prediction of the heating and cooling loads of residential buildings [J]. *Building Simulation*, 2022, 15 (11): 2003–2017.
- [5] XU Yuanjin, LI Fei, ARMIN A. Prediction and optimization of heating and cooling loads in a residential building based on multi-layer perceptron neural network and different optimization algorithms [J]. *Energy*, 2022, 240: 1–12.
- [6] 乔石, 王磊, 张鹏超, 等. 基于时间模式注意力机制的 GRU 短期负荷预测 [J]. *电力系统及其自动化学报*, 2023, 35 (10): 49–58.
- QIAO Shi, WANG Lei, ZHANG Pengchao, et al. Short-term load prediction of GRU neural network based on temporal pattern attention mechanism [J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2023, 35 (10): 49–58 (in Chinese).
- [7] 孙玉芹, 王亚文, 朱威, 等. 基于考虑气温影响的门限自回归移动平均模型居民日用电负荷预测 [J]. *电力建设*, 2022, 43 (9): 117–124.
- SUN Yuqin, WANG Yawen, ZHU Wei, et al. Residential daily power load forecasting based on threshold ARMA model considering the influence of temperature [J]. *Electric Power Construction*, 2022, 43 (9): 117–124 (in Chinese).
- [8] 刘瑾, 赵晶, 冯瑛敏, 等. 基于梯度提升决策树的电力物联网用电负荷预测 [J]. *智慧电力*, 2022, 50 (8): 46–53.
- LIU Jin, ZHAO Jing, FENG Yingmin, et al. Power load forecasting of power internet of things based on gradient lifting decision tree [J]. *Smart Power*, 2022, 50 (8): 46–53 (in Chinese).
- [9] 赵嘉豪, 周赣, 黄莉, 等. CPU-GPU 异构计算框架下的高性能用电负荷预测 [J]. *电力自动化设备*, 2021, 41 (11): 140–146.
- ZHAO Jiahao, ZHOU Gan, HUANG Li, et al. High-performance electricity load forecasting under CPU-GPU heterogeneous computing framework [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41 (11): 140–146 (in Chinese).
- [10] JIHOON M, SEUNGMIN R, WOOK S B. Toward explainable electrical load forecasting of buildings: a comparative study of tree-based ensemble methods with Shapley values [J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2022, 54: 1–13.
- [11] 王艳松, 申晓阳, 李强, 等. 基于 PCA-GRD-LWR 模型的海上油田中长期最大电力负荷预测 [J]. *中国石油大学学报 (自然科学版)*, 2023, 47 (2): 129–135.
- WANG Yansong, SHEN Xiaoyang, LI Qiang, et al. Forecasting of medium and long-term maximum power load for offshore oilfield based on PCA-GRD-LWR model [J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2023, 47 (2): 129–135 (in Chinese).
- [12] 张应辉. 基于 Attention-GRU 模型的城市燃气用气负荷预测 [J]. *油气储运*, 2022, 41 (11): 1349–1354.
- ZHANG Yinghui. Load prediction of urban gas based on attention-GRU model [J]. *Oil & Gas Storage and Transportation*, 2022, 41 (11): 1349–1354 (in Chinese).
- [13] 吴岩, 刘喆, 李灿, 等. 西气东输系统城市燃气用户负荷预测 [J]. *油气储运*, 2021, 40 (4): 386–390.
- WU Yan, LIU Zhe, LI Can, et al. Load forecasting of urban gas users in West-to-East Gas Pipeline System [J]. *Oil & Gas Storage and Transportation*, 2021, 40 (4): 386–390 (in Chinese).
- [14] LI Fengyun, ZHENG Haofeng, LI Xingmei, et al. Day-ahead city natural gas load forecasting based on decomposition-fusion technique and diversified ensemble learning model [J]. *Applied Energy*, 2021, 303: 1–31.
- [15] 韩富佳, 王晓辉, 乔骥, 等. 基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述 [J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43 (22): 8569–8592.
- HAN Fujia, WANG Xiaohui, QIAO Ji, et al. Review on artificial intelligence based load forecasting research for the new-type power system [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43 (22): 8569–8592 (in Chinese).
- [16] 付文龙, 章轩瑞, 张海荣, 等. 多尺度特征提取与非线性融合的综合能源系统多元负荷短期预测 [J]. *电力系统及其自动化学报*, 2023, 35 (12): 89–99.
- FU Wenlong, ZHANG Xuanrui, ZHANG Hairong, et al. Short-term multivariate load forecasting of integrated energy system based on multiscale feature extraction and nonlinear fusion [J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2023, 35 (12): 89–99 (in Chinese).
- [17] 马传杰, 孙宇贞, 彭道刚, 等. 基于 XGBoost-MTL 的综合能源系统多元负荷预测 [J]. *电力工程技术*, 2023, 42 (5): 158–166.
- MA Chuanjie, SUN Yuzhen, PENG Daogang, et al. Multivariate load forecasting for integrated energy system based on XGBoost-MTL [J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2023, 42 (5): 158–166 (in Chinese).

nese).

[18] 李云松, 张智晟. 基于 GRU-TGTransformer 的综合能源系统多元负荷短期预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51 (15): 33-41.

LI Yunsong, ZHANG Zhisheng. Multi load short-term forecasting of an integrated energy system based on a GRU-TGTransformer [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51 (15): 33-41 (in Chinese).

[19] 王永利, 周泯含, 姚苏航, 等. 基于多能耦合机理的综合能源系统多元负荷协同预测模型 [J]. 华北电力大学学报 (自然科学版), 2022, 49 (2): 118-126.

WANG Yongli, ZHOU Luohan, YAO Suhang, et al. Multi-load cooperative prediction model of integrated energy system based on multi-energy coupling mechanism [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2022, 49 (2): 118-126 (in Chinese).

[20] 刘洪, 赵越, 刘晓鸥, 等. 计及能源品位差异的园区多能源系统综合能效评估 [J]. 电网技术, 2019, 43 (8): 2835-2843.

LIU Hong, ZHAO Yue, LIU Xiaou, et al. Comprehensive energy efficiency assessment of park-level multi-energy system considering difference of energy grade [J]. Power System Technology, 2019, 43 (8): 2835-2843 (in Chinese).

[21] 郑超铭, 黄博南, 王子心, 等. 计及网络传输损耗的电热综合能源系统多目标优化调度 [J]. 电网技术, 2020, 44 (1): 141-154.

ZHENG Chaoming, HUANG Bonan, WANG Zixin, et al. Multi-objective optimization dispatch for integrated electro-heating systems including network transmission losses [J]. Power System Technology, 2020, 44 (1): 141-154 (in Chinese).

[22] 国家气象科学数据中心 [DB/OL]. [2024-01-06]. <http://data.cma.cn/data/detail/dataCode/A.0012.0001.html>

National Meteorological Science Data Center [DB/OL]. [2024-01-06]. <http://data.cma.cn/data/detail/dataCode/A.0012.0001.html> (in Chinese).

[23] GUO Zhen, YU Bin, HAO Mengyan, et al. A novel hybrid method for flight departure delay prediction using random forest regression and maximal information coefficient [J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 116: 1-10.

[24] 修晓青, 唐巍, 李建林, 等. 基于层次分析法的储能配置综合评估技术 [J]. 电力系统自动化, 2018, 42 (11): 72-78.

XIU Xiaqing, TANG Wei, LI Jianlin, et al. Comprehensive evaluation technology of energy storage configuration based on analytic hierarchy process [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42 (11): 72-78 (in Chinese).

作者简介:

王永利(1980),男,教授,研究方向为综合能源系统、负荷预测等, E-mail: wyl_2001_ren@126.com;

刘泽强(1995),男,硕士研究生,通信作者,研究方向为综合能源系统、负荷预测, E-mail: liuzeqiang168@126.com;

董焕然(1995),男,博士研究生,研究方向为综合能源系统、负荷预测, E-mail: ncepu_dhr@163.com。

(上接第 24 页)

[18] 彭谦, 周晓洁, 杨睿. 国家绿色电力证书交易市场与省级日前电力市场协调均衡机制设计[J]. 电网技术, 2020, 44(7): 2565-2571.

PENG Qian, ZHOU Xiaojie, YANG Rui. Design of coordination and balance mechanism between national green power certificate trading market and provincial day-ahead power market [J]. Power System Technology, 2020, 44(7): 2565-2571 (in Chinese).

作者简介:

孟明(1967),男,副教授,研究方向为新能源发电、智能微电网, E-mail: mmwxp@126.com;

陶学志(1997),男,硕士研究生,通信作者,研究方向为综合能源系统运行规划, E-mail: txz8888882023@163.com。