

DOI:10.3969/j.issn.2097-0706.2026.01.004

数据驱动的综合能源系统运行优化研究

Research on data-driven operation optimization of integrated energy systems

徐聪,徐静静,江婷,薛东,闫立辰

XU Cong, XU Jingjing, JIANG Ting, XUE Dong, YAN Lichen

(中国华电科工集团有限公司,北京 100070)

(China Huadian Engineering Company Limited, Beijing 100070, China)

摘要:近年来,物联网、大数据和人工智能等数字化技术的快速发展给综合能源系统(IES)运行优化带来了新方法。提出了基于数据驱动的 IES 运行优化方法,针对北方某自备能源站的产业园区,采用深度学习长短期记忆神经网络模型进行多元负荷联合预测和光伏发电功率预测,为能源站运行优化提供精准依据;通过数据驱动的机器学习算法对主要供能设备进行全工况建模;分别以能效、经济和综合效益指标为优化目标,利用粒子群优化算法求解,得到典型日运行优化结果。能效指标最优情况下,系统综合能源利用率达 83.0%,运行成本为 64 802 元;经济指标最优情况下,系统运行成本低至 64 590 元,综合能源利用率为 79.3%;综合效益最优情况下,与能源站实际运行情况相比,综合能源利用率提升了 7.5%,运行成本节约了 6 444 元。结果表明,本运行优化方法对指导 IES 运行优化具有实际应用意义。

关键词:综合能源系统;多元负荷联合预测;光伏发电功率预测;数据驱动建模;运行优化

中图分类号:TK 01:TM 732

文献标志码:A

文章编号:2097-0706(2026)01-0034-09

Abstract: In recent years, the rapid development of digital technologies such as the Internet of Things, big data, and artificial intelligence has provided new methods for the operation optimization of integrated energy systems (IES). A data-driven operation optimization method for IES was proposed. For an industrial park with a self-contained energy station in northern China, a deep learning long short-term memory neural network model was used for multi-load joint forecasting and photovoltaic power forecasting, providing accurate support for the operation optimization of the energy station. The main energy supply equipment was modeled under full operating conditions through data-driven machine learning algorithms. Taking energy efficiency, economic, and comprehensive benefit indicators as optimization objectives, the particle swarm optimization algorithm was applied to obtain typical daily operation optimization results. Under the condition of optimal energy efficiency indicator, the comprehensive energy utilization rate of the system reached 83.0%, and the operating cost was 64 802 yuan. Under the condition of optimal economic indicator, the system operating cost was as low as 64 590 yuan, and the comprehensive energy utilization rate reached 79.3%. Under the condition of optimal comprehensive benefit indicator, compared to the actual operation of the energy station, the comprehensive energy utilization rate increased by 7.5%, and the operating cost was reduced by 6 444 yuan. The results indicate that this operation optimization method has practical significance for guiding the operation optimization of IES.

Keywords: integrated energy system; multi-load joint forecasting; photovoltaic power forecasting; data-driven modeling; operation optimization

0 引言

综合能源系统(Integrated Energy System, IES)是一种将多种能源形式进行有机整合、协同优化的复杂能源系统,能够实现能源的高效利用、资源的合理配置及系统的安全稳定运行。IES 的协调规划和优化运

行,已成为当前国际能源领域重要的战略研究方向。

可再生能源发电如光伏、风电,是 IES 的重要供能形式,而光伏、风电的随机性和波动性给系统带来了极大的不确定性。需求侧负荷的多元化和复杂性也给系统调度运行带来了挑战,因此对于 IES 源、荷双侧不确定性的精准预测,是指导系统优化运行的重要前提。

现有风光发电功率预测方法主要包括物理建模方法和统计方法^[1]。物理建模方法主要通过建立

基金项目:新疆维吾尔自治区重大科技专项(2022A1001-3)
Major Science and Technology Project of Xinjiang Uygur Autonomous Region(2022A1001-3)

数学模型以研究气象演变过程,并根据光电、风电转换物理模型等进行预测^[2-3],其不需要大量的样本数据,但模型复杂、计算量大、抗干扰能力较差。统计方法,如时间序列模型、回归分析模型及卡尔曼滤波模型等^[4-6],使用历史测量数据间的统计关系对功率进行预测,可以有效解决预测延迟的问题,然而其对原始数据的处理和时序的稳定性要求较高,难以反映非线性因素的影响;而人工神经网络、支持向量机等^[7-8],可以拟合复杂的非线性关系。然而浅层神经网络对输入数据的深层特征挖掘不够,泛化能力有待提高。深度学习神经网络含有多个隐藏层,能够更加有效地挖掘输入参数之间隐藏的耦合关系,对隐藏特征的时间相关性的提取能力更强,因此可以提高预测精度^[9]。文献[10-12]采用深度学习中的门控循环单元神经网络模型、长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory Neural Network, LSTM)和深度递归神经网络模型,提高了对变长度时序的信息利用和预测能力。

IES用户可包括电、冷、热等多种负荷类型,不同负荷之间具有物理差异性和时空差异性,还可能相互影响而具有一定耦合性,因此,目前较为成熟的电力预测方法直接用于预测 IES 多种负荷时具有一定局限性。近年来,国内外学者开展了多元负荷联合预测的研究。文献[13]构建了多任务学习负荷预测模型来预测多元负荷,通过神经网络可解释性技术证实了所构建模型能够利用子任务提供的耦合信息来提高预测精度。文献[14]考虑多类能源耦合信息对各类负荷进行同时预测。文献[15]基于特征筛选来确定输入特征集并采用多任务学习 LSTM 模型实现电、热负荷联合预测。目前,针对源、荷双侧联合预测的研究较少,文献[16]提出一种区域 IES 多能信息交互的能源预测策略,实现了由风电、光伏及源荷两侧各类负荷组成的不确定资源的综合能源预测。文献[17]研究了 IES 中的新能源发电、多元负荷和能源价格 3 类不确定性变量的复杂耦合关系,通过注意力机制特征融合和多任务学习机制实现源-荷-价的联合预测,在计算效率和结果稳定性方面优于其他模型。

实现 IES 运行优化的主要方法是对系统设备进行建模,以能效、经济、环境等指标为优化目标,通过优化算法进行求解,国内外学者针对以上研究内容已取得了诸多成果。由于 IES 涉及的能源设备数量较多,能量转换利用变得复杂,并且模型假设条件等因素会造成建模精度下降,因此单纯的机理分析方法难以应对多能耦合系统运行分析的建模要求。随着物联网、大数据等信息技术的飞速发展,

越来越多的测量装备接入能源系统,积累了体量庞大的反映能源系统运行状态的在线或离线数据资源^[18]。因此,数据驱动的机器学习方法被越来越广泛地应用于 IES 相关研究中,其基本思想是利用数据资源实现多能源系统的预测、评价、调度、决策和优化等各种期望功能。文献[19-21]采用人工神经网络、支持向量机、线性回归等数据驱动的方法建立能源系统关键设备模型,提高模型精度。数据驱动的人工智能方法与求解优化问题的类型和特点无关,因此这类方法也被应用于求解具有非线性和非凸特性的 IES 优化调度问题^[22]。文献[23-26]采用人工神经网络模型,结合遗传算法、粒子群算法等优化算法,实现 IES 运行调度优化。

综上所述,本研究开展数据驱动的 IES 源、荷双侧预测和系统设备全工况建模研究,并依托实际运行数据,以供暖季某典型日为例,验证本运行优化方法。

1 IES

1.1 供能模式

本文针对某产业园自备能源站 IES 开展研究。系统包括天然气冷热电三联供分布式能源系统和屋顶光伏发电系统,满足园区全部冷、热、电及生活热水需求,运行模式为余电上网、余缺网补。系统供能模式如图 1 所示。

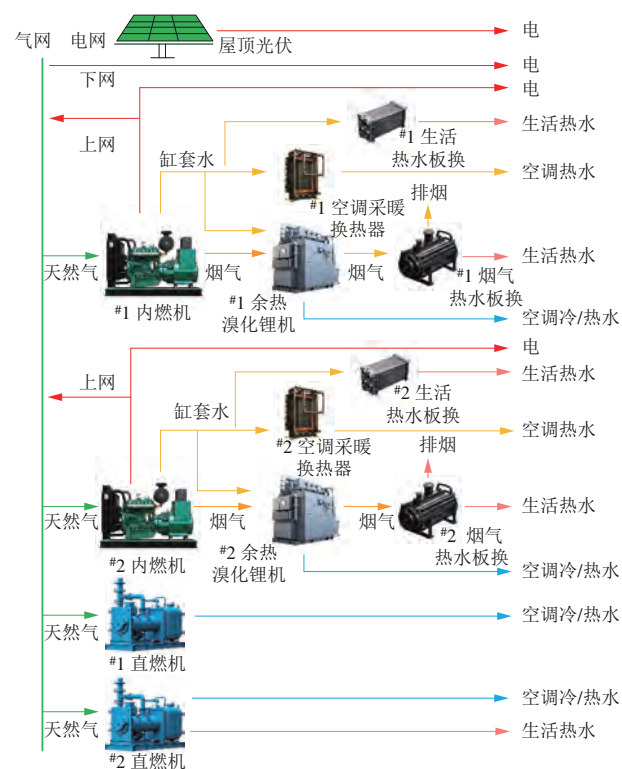


图 1 IES 供能模式

Fig. 1 Energy supply mode of IES

1.2 数据采集

通过分布式控制系统(Distributed Control System, DCS)能够实现对能源站各机组设备实时运行数据的采集、记录及历史溯源。由于DCS升级改造,仅获取到供暖季数据,因此本文针对供暖季进行负荷预测和运行优化方法研究。数据采集见表1。

表1 数据采集
Table 1 Data collection points

采集数据	单位
空调水瞬时热量	GJ/h
生活热水瞬时热量	GJ/h
园区总电负荷	kW
园区上/下网电量	kW·h
#1/#2内燃机燃气流量	m ³ /h
#1/#2内燃机发电功率	kW
#1/#2空调水制热量	kW
#1/#2直燃机空调水供/回水温度	°C
#1/#2直燃机空调水流量	t/h
#1/#2直燃机燃气流量	m ³ /h
#2直燃机生活热水供/回水温度	°C
#2直燃机生活热水流量	t/h
#1/#2生活热水板换进/出口温度	°C
#1/#2生活热水板换流量	t/h
#1/#2烟气热水板换进/出口温度	°C
#1/#2烟气热水板换流量	t/h

2 IES源、荷预测

2.1 多元负荷联合预测

多元负荷联合预测方法已在以往研究^[14]中详细阐述,本文直接采用训练好的预测模型,对产业园供暖季某典型日进行电、热负荷预测。网络模型超参数主要包括网络层数(num_layers)、每个隐藏层神经元个数(hidden_size)、学习率(lr)、迭代次数(epochs)、批量大小(batch_size)、更新学习率步数间隔(step_size)和学习率衰减率(gamma),设定见表2。典型日电、热负荷预测结果与实际值对比情况如图2所示。采用文献[14]中的预测精度指标(1-平均绝对误差MAPE),电、热负荷日前预测精度分别为93.6%和92.5%,可作为系统运行优化的基础。

表2 多元负荷联合预测网络模型参数

Table 2 Parameters of multi-load joint forecasting network model

参数	设定值	参数	设定值
epochs	100	batch_size	8
num_layers	2	gamma	0.5
hidden_size	64	step_size	5
lr	0.1		

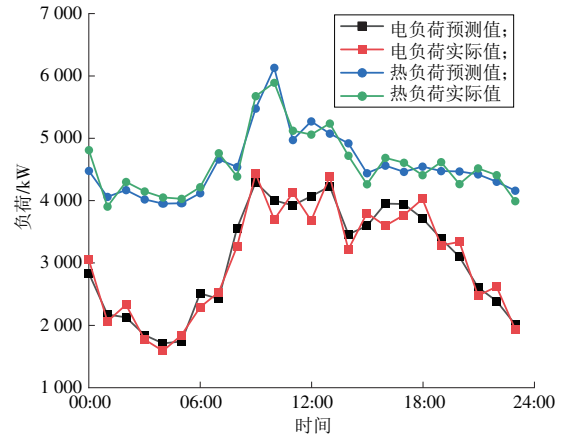


图2 典型日电、热负荷预测结果

Fig. 2 Forecasting results of typical daily electrical and heating loads

2.2 光伏发电功率预测

2.2.1 预测方法

与负荷预测相同,采用深度学习LSTM模型进行光伏发电功率预测。为减少输入特征维度,避免过拟合,采用以往研究中的特征筛选方法^[14],筛选出辐照强度、温度和相对湿度作为气象因素输入特征。因此为预测未来24h光伏发电功率,构建输入特征集为昨日24h发电功率、温度、辐照度、相对湿度,基于天气预报获得待预测24h的温度、辐强度和相对湿度以及时刻数据,时刻为00:00(前一日24:00)—23:00。LSTM具体描述见文献[14],网络模型参数选取见表3。

表3 光伏发电功率预测网络模型参数

Table 3 Parameters of photovoltaic power forecasting network model

参数	数值
epochs	100
num_layers	1
hidden_size	64
lr	0.01
batch_size	16

2.2.2 预测精度指标

预测精度主要评价指标如均方根误差RMSE、平均绝对误差MAE和MAPE已在文献[14]中详细给出。由于实际发电功率存在0值,因此不采用MAPE作为评价指标。光伏发电功率预测精度定义为

$$\delta = (1 - e_{MAE}/P_0) \times 100\%, \quad (1)$$

式中: δ 为光伏发电功率预测精度,%; P_0 为光伏发电装机容量,kW; e_{MAE} 为平均绝对误差。

2.2.3 预测结果

产业园屋顶光伏发电系统根据屋顶面积实际情况,装机容量为187.2 kW,光伏发电自发自用。

供暖季典型日光伏发电功率预测结果如图 3 所示,MAE 为 9 kW,预测精度达 95.2%,可作为系统运行优化的基础。

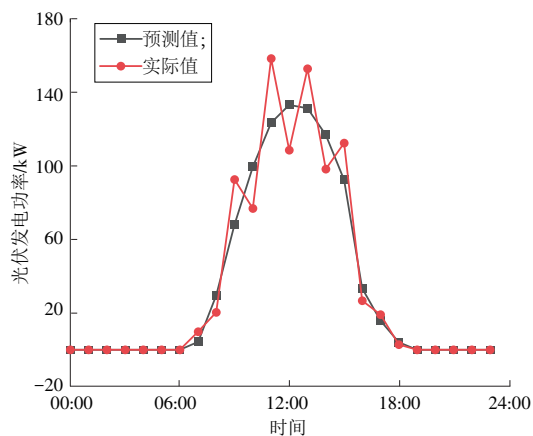


图 3 典型日光伏发电功率预测结果

Fig. 3 Forecasting results of typical daily photovoltaic power generation

3 IES 运行优化

3.1 数据驱动建模

数据采集系统已积累了大量的实际运行工况数据,可通过数据驱动的机器学习方法实现各设备全工况建模,解决物理模型复杂、求解困难且需要大量假设条件而导致全工况模型精度差的问题。为提高数据模型可解释性,通过机理分析筛选设备性能关键影响因素,作为数据驱动模型的输入特征。

首先采用应用最广泛的神经网络算法之一反向传播(Back Propagation, BP)算法(网络结构如图 4 所示),对系统主要供能设备内燃机和直燃机进行建模。根据机理分析,内燃机数据模型的输入特征设定为发电功率、环境温度,输出为燃气消耗量;直燃机数据模型的输入特征设定为供热量,输出为燃气消耗量。将供暖季数据按 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集进行模型训练,测试集上各内燃机和直燃机 BP 模型精度见表 4—5。由于缺少内燃机余热温度、流量等数据采集,且供暖季工况下余热利用为简单换热,因此对余热供热设备不单独建模,余热供热量通过与内燃机功率线性拟合获得。

从结果来看,内燃机模型精度较高,MAPE 在 3% 以内,而直燃机模型精度较差,#2 直燃机 MAPE 在 13% 以上,因此 BP 算法无法满足直燃机建模精度。

极限梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)算法是一类由基函数与权重进行组合形成对数据拟合效果佳的合成算法,具有较强的泛化能力、较高的拓展性和较快的运算速度等优势。采用 XGBoost 模型对直燃机进行建模,模型参数选择见表 6。

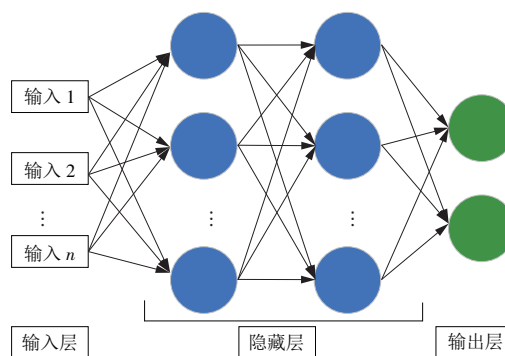


图 4 BP 算法网络结构

Fig. 4 Network structure of BP algorithm

表 4 内燃机 BP 模型精度

Table 4 Accuracy of internal combustion engine BP model

内燃机	MSE/kW ²	RMSE/kW	MAE/kW	MAPE/%
#1	517.287	22.744	18.12	2.961
#2	420.895	20.516	16.18	2.696

表 5 直燃机 BP 模型精度

Table 5 Accuracy of internal combustion engine BP model

直燃机	MSE/kW ²	RMSE/kW	MAE/kW	MAPE/%
#1	430.474	20.748	11.972	9.806
#2	1 277.652	35.744	20.846	13.380

表 6 XGBoost 模型参数

Table 6 Parameters of XGBoost model

参数	数值
基学习器	gbtree
基学习器数量	100
学习率	0.1
L1 正则项	0
L2 正则项	1
样本特征采样率	1
树特征采样率	1
节点特征采样率	1
叶子节点中样本的最小权重	0
树的最大深度	10

#1, #2 直燃机 XGBoost 模型精度见表 7, 得到较大幅度提升, MAPE 均在 10.0% 以内, 可以满足建模精度需求, 因此直燃机采用该数据模型。

表 7 直燃机 XGBoost 模型精度

Table 7 Accuracy of direct-fired machine XGBoost model

直燃机	MSE/kW ²	RMSE/kW	MAE/kW	MAPE/%
#1	312.131	17.667	9.932	6.612
#2	1 167.686	34.171	20.503	9.940

3.2 系统运行优化

3.2.1 优化目标

(1) 经济指标。经济性指标包括成本、收益、回收期等多种形式, 本研究针对已投运项目, 设备均已固

定,因此在满足相同负荷需求的前提下,以运行成本最小为经济最优目标函数,运行成本的计算公式为

$$C_y = C_f + C_{e,down} - C_{e,up} = \sum V_i c_{f,i} + \sum E_{i,down} p_{i,down} - \sum E_{i,up} p_{i,up}, \quad (2)$$

式中: $C_y, C_f, C_{e,down}, C_{e,up}$ 分别为运行成本、燃料费用、下网和上网售电费,元; $c_{f,i}, p_{i,down}, p_{i,up}$ 分别为*i*时刻天然气单价、下网和上网电价,元/ m^3 、元/($kW \cdot h$)、元/($kW \cdot h$); $V_i, E_{i,down}, E_{i,up}$ 分别为*i*时刻天然气消耗量、下网电量和上网电量, $m^3, kW \cdot h, kW \cdot h$ 。

(2)能效指标。由于IES中能源形式多样,为统一,将能源形式都折合为热量形式,以综合能源利用率最大为能效最优目标函数,综合能源利用率计算公式为

$$\eta = \frac{Q_e + Q_c + Q_h}{Q_f + Q_{eb}}, \quad (3)$$

式中: η 为综合能源利用率; Q_e, Q_c, Q_h 分别为IES供电量、供冷量、供热量,kJ; Q_{eb} 为购电量对应的标准煤耗热量,kJ,可根据电网发布的平均标准煤耗率计算; Q_f 为燃气耗热量,kJ。

(3)综合效益指标。为同时兼顾各目标,采用基于权重系数法,即将各指标按照一定的权重系数进行加权处理的综合效益指标作为优化目标。可以根据工程实际需求自定义各指标的权重,提高优化结果的可行性和合理性。

引入经济权重系数 ω_{eco} 、能效权重系数 ω_{eng} ,以综合效益指标最小为综合最优目标函数,综合效益指标计算公式为

$$\phi_{mul} = \omega_{eco} \chi_{eco} + \omega_{eng} \chi_{eng}, \quad (4)$$

$$\omega_{eco} + \omega_{eng} = 1, \quad (5)$$

式中: ϕ_{mul} 为综合效益指标; χ_{eco} 为经济指标与最优经济指标的比值; χ_{eng} 为最优能效指标与能效指标的比值。

3.2.2 约束条件

(1)能量平衡约束条件如下。

1)电力平衡:园区上下网电功率、光伏发电功率、内燃机发电功率之和,满足园区用电负荷。

$$P_{e,net}(t) + P_{pv}(t) + P_{mt}(t) = L_e(t), \quad (6)$$

式中: $P_{e,net}(t)$ 为园区上、下网功率,kW,下网为正,上网为负; $P_{pv}(t)$ 为光伏发电功率,kW; $P_{mt}(t)$ 为内燃发电机组功率,kW; $L_e(t)$ 为园区用电负荷,kW; t 为时刻。

2)空调热水平衡。

$$P_{yr}(t) + P_{zr}(t) = L_h(t), \quad (7)$$

式中: $P_{yr}(t)$ 为余热供热功率,kW; $P_{zr}(t)$ 为直燃机组供热功率,kW; $L_h(t)$ 为园区空调热负荷,kW。

3)生活水平衡。

$$P_{s_zr}(t) + P_{s_sbh}(t) + P_{s_ybh}(t) = L_{s_h}(t), \quad (8)$$

式中: $P_{s_zr}(t)$ 为#2直燃机生活热水供热功率,kW; $P_{s_sbh}(t)$ 为生活热水板换供热功率,kW; $P_{s_ybh}(t)$ 为烟气热水板换供热功率,kW; $L_{s_h}(t)$ 为园区生活热水负荷,kW。

(2)能源设备运行约束条件:燃气内燃机组负荷率运行范围为50%~100%,当园区电负荷小于5000kW时,只开启一台内燃机;优先利用余热供热,余热供热不足时,开启直燃机组;#1直燃机负荷允许范围为25%~105%,#2直燃机负荷允许范围为25%~100%;当一台直燃机能够满足供热时,只开启一台机组。

(3)能源价格约束条件:在优化过程中,考虑上、下网电价和燃气价格。当地一般工商业用户峰谷平电价及时段见表8,发电用燃气价格为2.7元/ m^3 ,能源站上网售电电价为0.4元/($kW \cdot h$)。

表 8 峰谷平分时电价

Table 8 Time-of-use electricity prices for peak, valley, and flat periods		元/($kW \cdot h$)
	时段	电价
高峰	10:00—15:00, 18:00—21:00	1.360 7
平段	07:00—10:00, 15:00—18:00, 21:00—23:00	0.846 2
低谷	23:00—07:00	0.348 3

3.2.3 优化算法

为求解最优运行方案,本研究采用结构简单、收敛速度快且精度较高的粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)。PSO模拟自然界鸟群等生物种群觅食的行为寻求最优解,首先随机产生一组解,通过迭代计算寻找最优解,根据适应度选择粒子,并通过适应度评价粒子质量,通过跟随当前最优值来寻找全局最优解。PSO求解流程如图5所示。

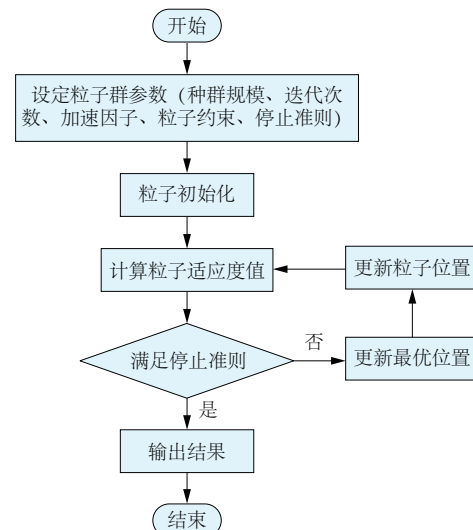


图 5 粒子群算法求解流程

Fig. 5 Solution process of PSO algorithm

基于电、热负荷和光伏发电系统日前预测结果,以内燃机发电功率作为决策变量,以能效指标、经济指标和综合效益指标为核心目标函数,利用 PSO 求解得到最优运行方案,系统优化运行流程如图 6 所示。

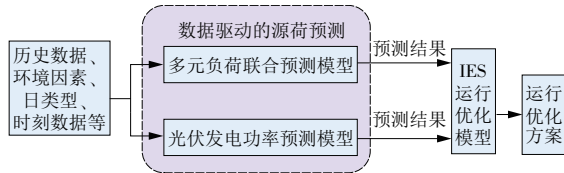


图 6 系统优化运行流程

Fig. 6 System optimization operation process

3.3 运行优化结果分析

根据典型日电、热负荷数据可知,园区电负荷全天未超过 5 000 kW,且一台直燃机组额定功率与余热供热之和能满足当日最大热负荷需求,因此只开启一台内燃机组和一台直燃机组,与能源站当日实际情况相符。为验证与能源站实际运行相比,通过运行优化得到的性能提升,本研究选择与能源站当日实际开启机组*1 内燃机和*2 直燃机保持一致。

以综合能源利用率最大为目标函数所得优化结果的电、热负荷分配如图 7—8 所示,内燃机发电量跟随电负荷,用电高峰期内燃机以额定功率 3 000 kW 运行,不足时下网购电,余热供热不足由直燃机供热补足,典型日综合能源利用率达 83. 0%,运行成本为 64 802 元。

以运行成本最小为目标函数所得优化结果的电、热负荷分配如图 9—10 所示。在园区用电负荷低谷期,内燃机余电上网获取售电收益,在用电高峰期,内燃机以额定功率 3 000 kW 运行,不足时下网购电。典型日综合能源利用率为 79. 3%,运行成本为 64 590 元。相比于能效最优方案,综合能源利用率下降了 3. 7%,但运行成本节约了 212 元。

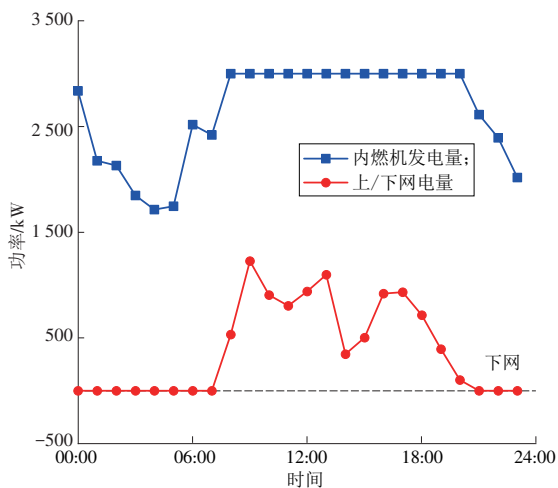


图 7 综合能源利用率最优下电负荷分配

Fig. 7 Electrical load allocation under optimal comprehensive energy utilization rate

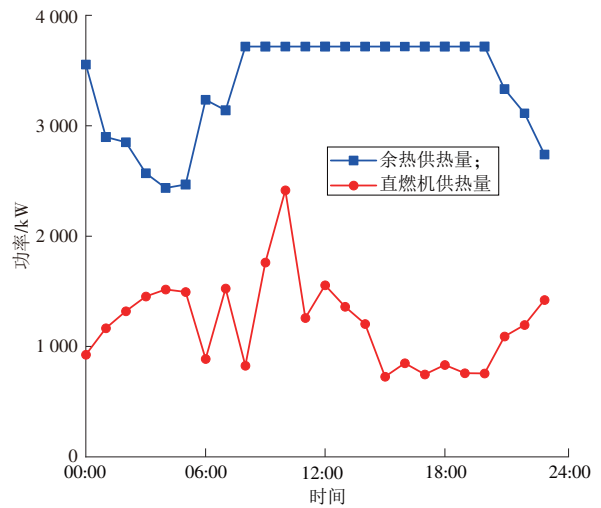


图 8 综合能源利用率最优下热负荷分配

Fig. 8 Heating load allocation under optimal comprehensive energy utilization rate

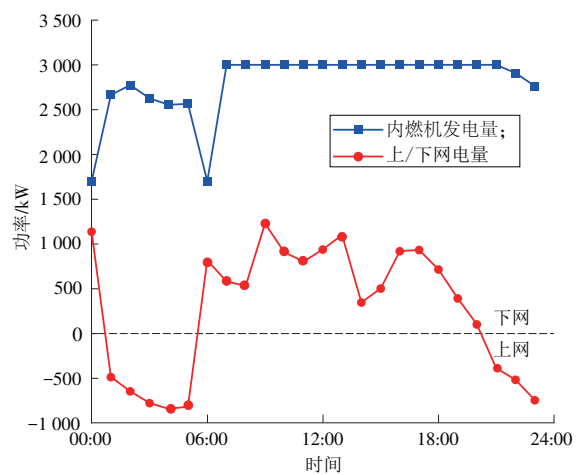


图 9 运行成本最优下电负荷分配

Fig. 9 Electrical load allocation under optimal operating cost

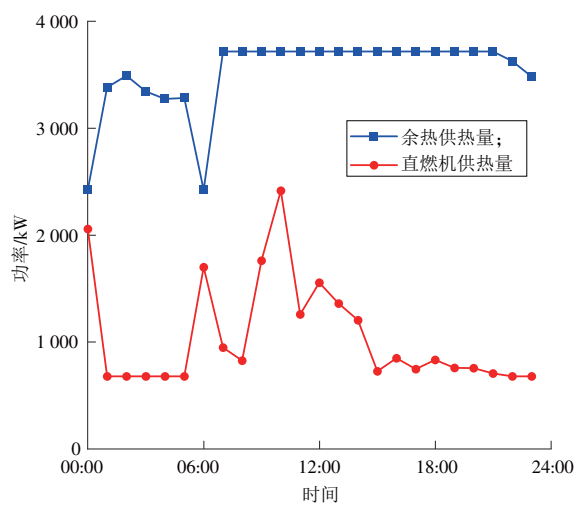


图 10 运行成本最优下热负荷分配

Fig. 10 Heating load allocation under optimal operating cost

由图 7、图 9 可知,以能效指标最优和以经济指标最优会得到不同的内燃机输出功率策略,为追求经济性指标,在电负荷低于内燃机额定功率时,可

多发上网售电,获取经济效益;为追求能效指标,内燃机应跟踪用户电负荷运行,保证系统最低燃料消耗量,从而使综合能源利用率最高。在实际工程应用中,可根据项目具体侧重,选择能效、经济或基于权重分配的综合效益指标为目标形成优化方案。由于本项目对能效与经济无特定侧重,因此在综合效益指标中将能效指标、经济指标赋予相同的权重系数(0.5)。以综合效益指标最优为目标的优化结果为:典型日综合能源利用率为81.4%,运行成本为64 725元,该方案能效指标和经济指标分别介于前两者之间,达到同时兼顾的目的。

通过历史数据可知,在该典型日能源站实际运行情况为:#1内燃机、#2直燃机运行,电、热负荷分配情况如图11—12所示,综合能源利用率为73.9%,运行成本为71 169元。与综合效益指标最优的方案对比,典型日各时刻综合能源利用率和运行成本如图13—14所示,优化方案综合能源利用率提升了7.5%,运行成本节约了6 444元。

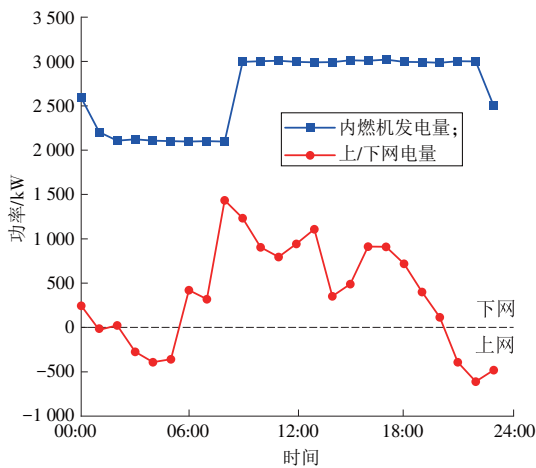


图 11 能源站实际电负荷分配

Fig. 11 Actual electrical load allocation of energy station

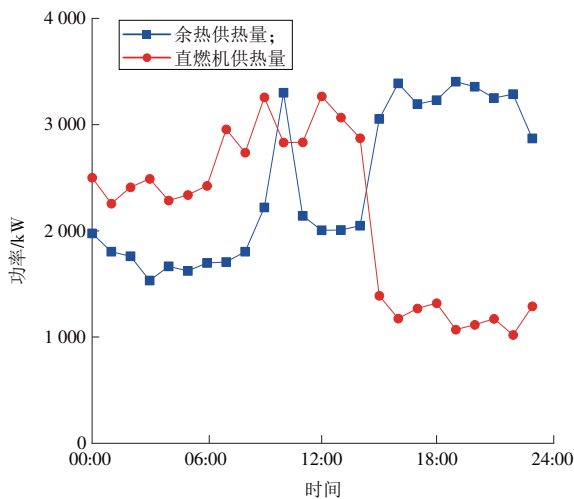


图 12 能源站实际热负荷分配

Fig. 12 Actual heating load allocation of energy station

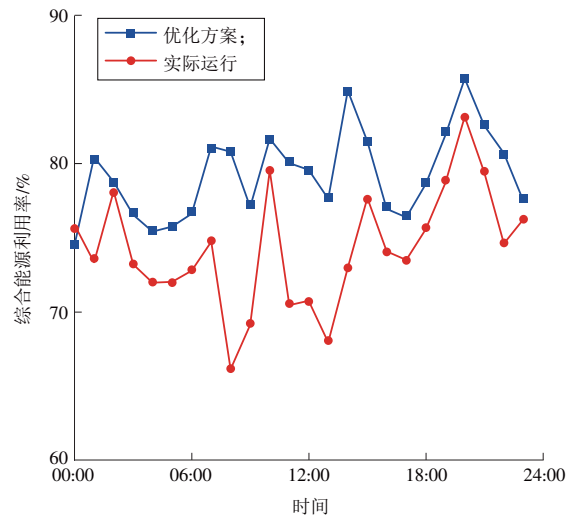


图 13 能效指标对比

Fig. 13 Comparison of energy efficiency indicators

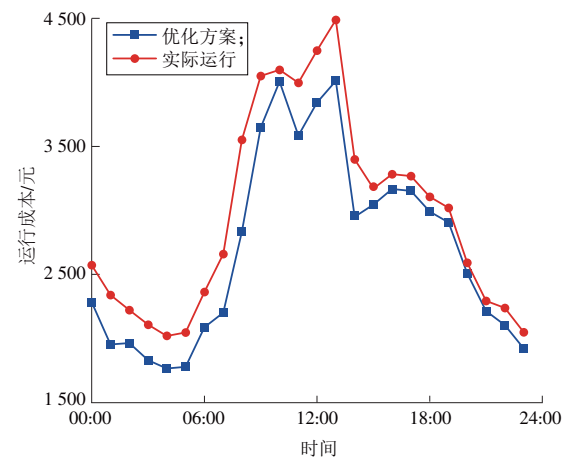


图 14 经济指标对比

Fig. 14 Comparison of economic indicators

4 结论

本文提出了基于数据驱动的IES源、荷预测和运行优化方法。通过深度学习LSTM进行源、荷日前预测,通过机器学习方法进行内燃机和直燃机数据建模,分别以能效指标、经济指标和综合效益指标为优化目标,通过PSO求解系统运行优化方案,以某产业园能源站供暖季典型日为例分析,主要结论如下。

(1)基于深度学习LSTM模型的多元负荷联合预测综合精度和光伏发电功率预测精度分别达到93%,95%以上,能够为系统运行优化提供精准依据。

(2)通过机器学习BP算法和XGBoost算法,实现主要供能设备全工况建模,内燃机、直燃机模型精度分别达到97%,90%以上,满足建模需求。

(3)能效、经济、综合效益3种目标下电、热负荷优化分配方案各有不同,可根据具体需求选取优化

目标。与实际运行情况相比,综合效益指标最优的优化方案,典型日综合能源利用率提升了 7.5%,运行成本节约了 6 444 元。

综上所述,本文提出的基于数据驱动的运行优化方法能够实现 IES 高效、经济运行。由于数据获取不全,本文仅对供暖季进行了负荷预测和优化运行分析,但本文多元负荷联合预测方法和运行优化建模方法及优化算法通过参数调整同样适用于其他时间段,待获取全年数据后,将针对供冷季和过渡季分别开展负荷预测和运行优化研究,来指导能源站全年运行优化。

参考文献:

- [1] 谢小瑜. 可再生能源超短期发电功率预测的深度学习方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2021.
XIE Xiaoyu. Research on deep learning method for ultra-short-term power prediction of renewable energy [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021.
- [2] CHENG W Y Y, LIU Y B, BOURGEOIS A J, et al. Short-term wind forecast of a data assimilation/weather forecasting system with wind turbine anemometer measurement assimilation[J]. *Renewable Energy*, 2017, 107: 340–351.
- [3] MA T, YANG H X, LU L. Solar photovoltaic system modeling and performance prediction [J]. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, 2014, 36: 304–315.
- [4] KAVASSERI R G, SEETHARAMAN K. Day-ahead wind speed forecasting using f-ARIMA models [J]. *Renewable Energy*, 2009, 34(5): 1388–1393.
- [5] 王彩霞, 鲁宗相, 乔颖, 等. 基于非参数回归模型的短期风电功率预测[J]. *电力系统自动化*, 2010, 34(16): 78–82, 91.
WANG Caixia, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. Short-term wind power forecast based on non-parametric regression model [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2010, 34(16): 78–82, 91.
- [6] GUAN C, LUH P B, MICHEL L D, et al. Hybrid Kalman filters for very short-term load forecasting and prediction interval estimation [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(4): 3806–3817.
- [7] BAE K Y, JANG H S, SUNG D K. Hourly solar irradiance prediction based on support vector machine and its error analysis [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017: 32(2): 935–945.
- [8] HERNÁNDEZ L, BALADRÓN C, AGUIAR J M, et al. Artificial neural network for short-term load forecasting in distribution systems[J]. *Energies*, 2014, 7(3): 1576–1598.
- [9] 张冬冬, 单琳珂, 刘天皓. 人工智能技术在风力与光伏发电数据挖掘及功率预测中的应用综述[J]. *综合智慧能源*, 2025, 47(3): 32–46.
ZHANG Dongdong, SHAN Linke, LIU Tianhao. Application of artificial intelligence technology in data mining and power prediction of wind and photovoltaic power generation[J]. *Integrated Intelligent Energy*, 2025, 47(3): 32–46.
- [10] 牛哲文, 余泽远, 李波, 等. 基于深度门控循环单元神经网络的短期风功率预测模型[J]. *电力自动化设备*, 2018, 38(5): 36–42.
NIU Zhewen, YU Zeyuan, LI Bo, et al. Short-term wind power forecasting model based on deep gated recurrent unit neural network[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2018, 38(5): 36–42.
- [11] WEN L L, ZHOU K L, YANG S L, et al. Optimal load dispatch of community microgrid with deep learning based solar power and load forecasting[J]. *Energy*, 2019, 171: 1053–1065.
- [12] 张倩, 马愿, 李国丽, 等. 频域分解和深度学习算法在短期负荷及光伏功率预测中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(8): 2221–2230.
ZHANG Qian, MA Yuan, LI Guoli, et al. Application of frequency domain decomposition and deep learning algorithm in short-term load and photovoltaic power prediction [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(8): 2221–2230.
- [13] 孙庆凯, 王小君, 张义志, 等. 基于 LSTM 和多任务学习的综合能源系统多元负荷预测[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(5): 63–70.
SUN Qingkai, WANG Xiaojun, ZHANG Yizhi, et al. Multiple load prediction of integrated energy system based on long short-term memory and multi-task learning [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(5): 63–70.
- [14] WANG X, WANG S X, ZHAO Q Y, et al. A multi-energy load prediction model based on deep multi-task learning and ensemble approach for regional integrated energy systems [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 126: 106583.
- [15] 徐聪, 胡永锋, 张爱平, 等. 基于特征筛选的综合能源系统多元负荷日前-日内预测[J]. *综合智慧能源*, 2024, 46(3): 45–53.
XU Cong, HU Yongfeng, ZHANG Aiping, et al. Day-to-day forecasting of multi-load in comprehensive energy system based on feature screening [J]. *Integrated Intelligent Energy*, 2024, 46(3): 45–53.
- [16] WANG B, ZHANG L M, MA H R, et al. Parallel LSTM-based regional integrated energy system multienergy source-load information interactive energy prediction [J]. *Complexity*, 2019: 2019: 7414318.
- [17] LI K, MU Y C, YANG F, et al. Joint forecasting of source-load-price for integrated energy system based on

- multi-task learning and hybrid attention mechanism [J]. *Applied Energy*, 2024, 360: 122821.
- [18] 陈龙, 韩中洋, 赵珺, 等. 数据驱动的综合能源系统运行优化方法研究综述[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 283-294.
- CHEN Long, HAN Zhongyang, ZHAO Jun, et al. Summary of research on operation optimization methods of data-driven integrated energy system [J]. *Control and Decision*, 2021, 36(2): 283-294.
- [19] LIU J Y, SHI D L, LI G N, et al. Data-driven and association rule mining-based fault diagnosis and action mechanism analysis for building chillers [J]. *Energy and Buildings*, 2020, 216: 109957.
- [20] YANG Y P, LI X E, YANG Z P, et al. The application of cyber physical system for thermal power plants: Data-driven modeling[J]. *Energies*, 2018, 11(4): 11040690.
- [21] LI X E, WANG N L, WANG L G, et al. A data-driven model for the air-cooling condenser of thermal power plants based on data reconciliation and support vector regression[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, 129: 1496-1507.
- [22] 杨挺, 赵黎媛, 王成山. 人工智能在电力系统及综合能源系统中的应用综述[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(1): 2-14.
- YANG Ting, ZHAO Liyuan, WANG Chenshan. Review on application of artificial intelligence in power system and integrated energy system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(1): 2-14.
- [23] REYNOLDS J, AHMAD M W, REZGUI Y, et al. Operational supply and demand optimisation of a multi-vector district energy system using artificial neural networks and a genetic algorithm [J]. *Applied Energy*, 2019, 235: 699-713.
- [24] ANAND H, NARANG N, DHILLON J S. Multi-objective combined heat and power unit commitment using particle swarm optimization[J]. *Energy*, 2019, 172: 794-807.
- [25] 李玉凯, 韩佳兵, 于春浩, 等. 基于随机森林和长短期记忆网络多元负荷预测的综合能源三层规划调度[J]. *现代电力*, 2021, 38(6): 695-703.
- LI Yukai, HAN Jiabing, YU Chunhao, et al. Three-layer planning and dispatching of comprehensive energy based on multi-load forecasting of random forest and long-term and short-term memory network [J]. *Modern Electric Power*, 2021, 38(6): 695-703.
- [26] 欧阳斌, 袁志昌, 陆超, 等. 考虑源-荷-储多能互补的冷-热-电综合能源系统优化运行研究[J]. *发电技术*, 2020, 41(1): 19-29.
- OUYANG Bin, YUAN Zhichang, LU Chao, et al. Study on optimal operation of cold-heat-electricity integrated energy system considering multi-energy complementarity of source-load-storage [J]. *Power Generation Technology*, 2020, 41(1): 19-29.

(本文责编:赵赫)

收稿日期:2025-06-18;修回日期:2025-10-14
上网日期:2025-12-31;附录网址:www.ienergy.cn

作者简介:

徐聪(1989),女,高级工程师,博士,从事综合能源系统集成、运行优化等方面的研究,xucong@chec.com.cn;

徐静静(1986),女,正高级工程师,硕士,从事综合智慧能源系统集成、源网荷储一体化协同技术及零碳园区关键技术等方面的研究,xujj@chec.com.cn;

江婷(1991),女,高级工程师,硕士,从事综合智慧能源系统集成、源网荷储一体化协同技术及零碳园区关键技术等方面的研究,jiangt@chec.com.cn;

薛东(1998),男,研发工程师,硕士,从事功率预测协同优化技术方面的研究,xued@chec.com.cn;

闫立辰(1997),男,工程师,硕士,从事综合能源数字化技术方面的研究,yanlc@chec.com.cn。