

文章编号: 1671-6612 (2024) 06-776-06

基于 LSTM+Attention 模型的区域用电负荷增长预测方法

罗晓冬 辜小琢 方煜 杜萍 陈丽娟 王滢桦 卢海明

(广东电网有限责任公司汕头供电局 汕头 515041)

【摘要】 在制冷、空调系统中,用电量受外界温度、建筑保温及室内人员活动等多种因素影响,形成复杂的用电依赖网络。若仅关注用电负荷增长值而忽视这些依赖关系,将显著增大预测负荷的损失。因此,提出基于 LSTM+Attention 模型的区域用电负荷增长预测方法。拟合分析区域的历史用电负荷数据,结合用电依赖性残差值的计算,分析用电负荷增长的周期性特征,引入 LSTM+Attention 模型识别用电负荷的影响因子特征,通过缩放线性回归方程,得到预测区域用电负荷增长值结果。实验结果表明:所提方法应用后得出的预测结果,表现出的预测负荷损失较小,预测准确度较高,满足了区域供电的电力调度决策需求。

【关键词】 区域用电; 用电负荷; 用电负荷增长; 负荷增长预测; LSTM+Attention 模型; 预测方法
中图分类号 TM715 **文献标志码** A

A Regional Electricity Load Growth Prediction Method Based on LSTM+Attention Model

Luo Xiaodong Gu Xiaozhuo Fang Yu Du Ping Chen Lijuan Wang Yinghua Lu Haiming

(Shantou Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd, Shantou, 515041)

【Abstract】 In refrigeration and air conditioning systems, electricity consumption is influenced by various factors such as external temperature, building insulation, and indoor personnel activities, forming a complex electricity dependency network. If we only focus on the growth value of electricity load and ignore these dependency relationships, it will significantly increase the loss of predicted load. Therefore, a regional electricity load growth prediction method based on LSTM+Attention model is proposed. Fit the historical electricity load data of the analysis area, combined with the calculation of electricity dependency residual value, analyze the periodic characteristics of electricity load growth, introduce LSTM+Attention model to identify the influencing factor characteristics of electricity load, and obtain the predicted regional electricity load growth value by scaling the linear regression equation. The experimental results show that the prediction results obtained after the application of the proposed method exhibit small load loss and high prediction accuracy, meeting the power dispatch decision-making needs of regional power supply.

【Keywords】 Regional electricity consumption; Electricity load; Electricity load growth; Load growth forecast; LSTM+Attention model; Prediction methods

0 引言

在涉及制冷、空调等设备的用电场景中,夏季

高温时期这些设备的用电量会显著增加,成为用电负荷的重要组成部分^[1]。因此,准确预测这些设备

基金项目: 中国南方电网有限责任公司科技项目客户停电敏感性与服务风险预警智能分析技术研究
(编号: 030500KK52200002 (GDKJXM20200706))

作者简介: 罗晓冬 (1973.1-), 男, 本科, 工程师, E-mail: l_qq7754@163.com

通讯作者: 卢海明 (1986.8-), 男, 本科, 工程师, E-mail: Lu_hmm2024@163.com

收稿日期: 2024-03-02

的用电需求对于整体用电负荷的预测至关重要。为了避免调度的电能出现较大幅度的偏差, 很多研究人员提出了用电负荷预测方法。文献[2]针对不同季节下的用电负荷预测方法进行研究。结合气象数据, 分析该区域的气温突变点, 并根据分析结果构建以气温突变点为斜变量的门限自回归移动平均模型。在该模型中代入负荷序列数据, 并结合马尔科夫链蒙特卡洛方法迭代寻优该序列数据的特征, 基于该特征值预测相应的用电负荷。但该方法仅考虑了气温影响, 忽略了用电特征影响, 导致预测结果存在较大的误差。文献[3]针对新型电力系统中的用电负荷预测方法进行研究。分析当前电力系统中用户的用电能源消费模式, 结合区域用户的多元用电需求, 分析该用户的用电特征。采用关联因素分析的方法, 提取相似用户群体用电负荷特征, 通过归纳分析, 得到用电负荷预测结果。但该方法仅考虑了用电特征, 忽略了季节性因素, 导致预测结果灵敏度不高。文献[4]针对住宅电池储能系统的用电负荷预测方法进行研究。根据传统模型, 分析电力市场中的用电负荷波动特征, 并基于该特征分析, 该系统下的用电负荷日常循环不确定性。结合电力能源交易的经济效益, 寻求用户用电的最优解。通过模拟波动, 得到用电负荷预测结果。但该方法仅考虑了电力市场价格特征, 忽略了用电依赖性特征, 导致预测结果峰谷差率较大。文献[5]针对传统电力市场的用电负荷预测结果进行研究。构建基于电力负荷日循环负载特征的波动模型。在该模型中引入基于负荷不确定性的成本函数, 并通过建模流量分析的方法, 解析用电负荷与电力价格之间的概率相关性。结合随机鲁棒的过程, 约束优化该模型

的输出值, 得到最终的用电负荷预测结果。但该方法仅考虑了日循环波动, 忽略了季节性波动, 导致预测结果平滑性较差。

考虑到上述文献所提出的用电负荷预测方法无法满足当前区域用电领域的电力系统稳定运行供电需求, 缺乏对用电依赖性的考量, 即由多种因素共同作用、相互依赖导致用电负荷的增长, 对此, 本研究结合 LSTM+Attention 模型, 提出了一种区域用电负荷增长预测方法。该方法通过分析区域用电负荷的周期性特征以及计算用电依赖性残差值, 得到相应的负荷增长预测值。

1 区域用电负荷增长预测方法设计

1.1 分析区域用电负荷增长周期性

利用区域电力系统终端中的历史用电负荷数据, 分析该区域内用电负荷增长的周期性。将历史用电负荷数据记为如式(1)所示的负荷电量序列。

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_n] \quad (1)$$

式中: Y 表示负荷电量序列; y_1 等表示历史用电负荷数据; n 表示历史数据的采集数量。

将该序列中的历史数据拟合处理, 得到用电负荷增长的拟合函数, 如式(2)所示^[6-8]。

$$y = \begin{cases} ae^{bx} + c (a \neq 0) \\ a \ln^{bx} + c (a \neq 0) \\ ax + c (a \neq 0) \end{cases} \quad (2)$$

式中: a 、 b 、 c 均表示拟合常数; x 表示决定系数; e 表示自然常数。

根据拟合的负荷电量序列函数, 分析该区域内的用电负荷增长趋势, 如图 1 所示。

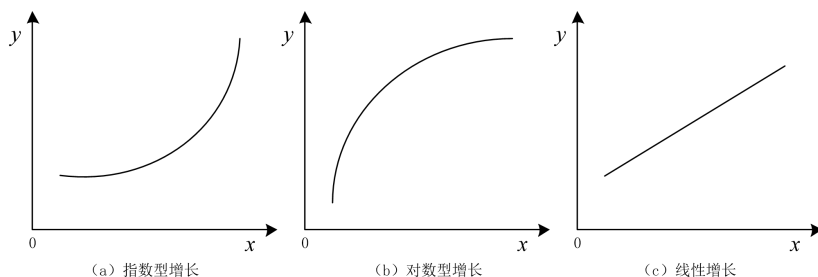


图 1 区域用电负荷增长趋势

Fig.1 Trend of regional power load growth

如图 1 所示, 根据历史用电负荷数据拟合的增长趋势共包含指数型增长、对数型增长以及线性增长三种类型。

考虑到区域用电负荷的增长受到一定的依赖性影响, 本研究在拟合函数的基础上, 计算用电依赖性的残差值修正该用电负荷的增长周期。用电依

赖性的残差值的计算如式 (3) 所示^[9,10]。

$$s = \sum_{k=1}^n (y_k - \overline{\varepsilon y_k})^2 \quad (3)$$

式中： s 表示用电依赖性残差值； k 表示增长趋势拟合函数类型； y_k 表示相应函数值； $\overline{y_k}$ 表示函数值在预测周期内的均值； ε 表示用电依赖性系数。

在此基础上，分析区域用电负荷增长的周期性，如式 (4) 所示。

$$T = s^2 \sqrt{y(x+z) - y(x)} \quad (4)$$

式中： T 表示区域用电负荷的增长周期； z 表

示预测周期长度。

通过上述步骤，得到分析的区域用电负荷增长的周期性特征。

1.2 基于 LSTM+Attention 模型识别影响因子特征
根据分析的区域用电负荷增长周期性，本研究引入 LSTM+Attention 模型的应用，跟踪识别区域内的用电负荷影响因子特征。根据区域用电负荷增长的实际情况，本研究共采用 LSTM+Attention 模型识别季节性影响因子、区域性用电特征影响因子以及波动性影响因子三个维度。

定义模型中的 LSTM 记忆单元，其结构如图 2 所示^[11]。

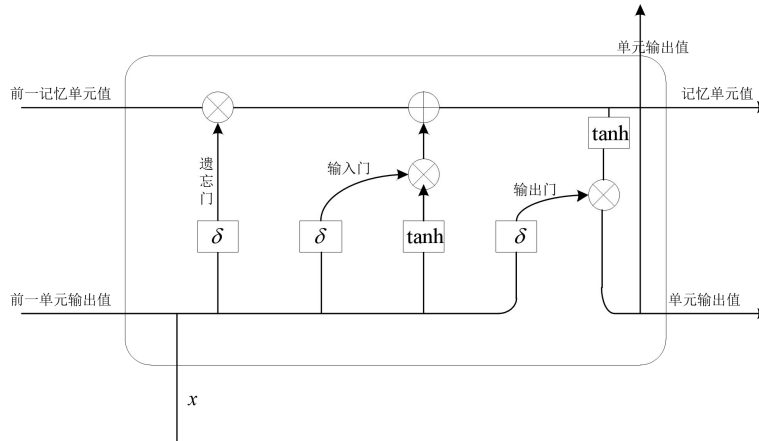


图 2 模型 LSTM 记忆单元结构

Fig.2 Model LSTM memory unit structure

如图 2 所示，本研究将 LSTM+Attention 模型中的 LSTM 记忆单元构建成为遗忘门、输入门以及输出门并行的基本架构。基于该记忆结构，记忆并分析区域用电负荷的周期性特征信息。分别计算三种影响因子的结果，如式 (5)~式 (7) 所示^[12,13]。

$$\delta_1 = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{y=1}^n (T_m - \overline{T})^\tau} \quad (5)$$

$$\delta_2 = \frac{Q}{\rho m \cdot \Delta t} \cdot c_p \quad (6)$$

$$\delta_3 = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t + \kappa}} \quad (7)$$

式中： δ_1 、 δ_2 以及 δ_3 分别表示三种用电负荷影响因子； m 表示季节参数； T_m 和 \overline{T} 分别表示当前季节的实时温度与均值温度； τ 表示季节波动系数； Q 表示区域供电负荷余量； ρ 表示偏差抵消

系数； Δt 表示最大用电负荷差值； c_p 表示相对剩余误差； θ_t 表示日平均负荷； η 表示谷电系数； \hat{v}_t 表示日最大峰谷差； κ 表示日负荷波动系数。

将上述三种影响因子在模型的输入门输入到 LSTM 记忆单元中，通过分析记忆在输出门输出记忆结果。在该模型中添加 Attention 机制，如图 3 所示。

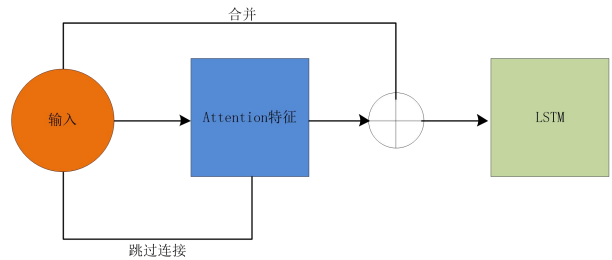


图 3 LSTM+Attention 模型的 Attention 机制

Fig.3 Attention mechanism of LSTM+Attention model

如图 3 所示，本研究通过合并与跳过连接的操

作在 LSTM+Attention 模型中添加 Attention 机制。通过分析在该模型中 LSTM 记忆单元的输出值注意力分布的概率特征向量, 如式 (8) 所示。

$$w = \sum_{y=1}^F A(L_{\delta}) \exp(H, \delta) \quad (8)$$

式中: w 表示注意力分布概率特征向量; F 表示权重矩阵; A 表示 Attention 分布; L_{δ} 表示记忆单元输出值; H 表示模型状态值。

通过上述分析, 得到 LSTM+Attention 模型对区域用电负荷影响因子的分析结果。根据该结果, 实现基于 LSTM+Attention 模型对该区域负荷影响数据的跟踪分析, 识别出相应的用电负荷影响因子特征。

1.3 修正预测区域用电负荷增长值

结合上述分析得到的历史用电负荷数据的周期性变化特征, 本研究利用 LSTM+Attention 模型输出的用电负荷影响因子特征对未来一段时间内的区域用电负荷进行修正多维度影响因子的预测。

构建用电负荷影响因子特征在区域中的线性回归方程, 如式 (9) 所示^[14]。

$$\begin{cases} \omega = \beta_0 + \beta_1 R_{\delta} + g \\ E(g) = 0 \\ g_1, g_2, \dots, g_n \text{ 相互独立} \end{cases} \quad (9)$$

式中: ω 表示线性回归方程; β_0 和 β_1 均表示回归系数的常数项; R_{δ} 表示 LSTM+Attention 模型对影响因子的跟踪识别值; g 表示影响因子变量参数; $E(g)$ 表示用电负荷密度变量。

根据该线性回归方程, 采用线性缩放的方法构建区域用电负荷增长预测的缩放矩阵, 如式 (10) 所示^[15]。

$$D = \begin{bmatrix} 0 & \frac{\omega}{d_{1,2}} & \dots & \frac{\omega}{d_{1,n}} \\ \frac{\omega}{d_{2,1}} & 0 & \dots & \frac{\omega}{d_{2,n}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\omega}{d_{n,1}} & \frac{\omega}{d_{n,2}} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: D 表示缩放矩阵; d 表示缩放因子。在式 (10) 中, 缩放因子根据齿数线性方程中

的用电负荷密度变量的线性求导值决定。利用该矩阵对区域用电负荷的增长值受周期性变化影响的范围进行缩放修正。

在修正结果的基础上, 求解区域用电负荷的预测增长值, 如式 (11) 所示。

$$f = \left(\frac{W}{D} + S(h)^{\alpha} \right)^T \quad (11)$$

式中: f 表示用电负荷预测增长值; W 表示区域供电容量; S 表示区域面积; h 表示历史尖峰负荷值; α 表示时序参数。

根据式 (11), 得到本研究分析所得的区域用电负荷增长预测结果。

通过上述步骤, 完成基于 LSTM+Attention 模型的区域用电负荷增长预测方法的设计过程。

2 实验

针对本文研究内容, 设计区域用电负荷增长预测实验。通过实验结果分析本研究所提出的预测方法的实践应用有效性。

根据本次实验的研究目的需求, 构建本次实验的区域电力系统架构。本次实验的用电负荷系统架构源自某 110kV 的电力系统区域。根据该区域中的负荷架构, 采用单母线分段连接方式, 设置两台变压器为一组, 并连接有一台负载器, 构造出本次实验的负荷环境。其中变压器及负载器的选用如图 4 所示。



(a) 负载箱

(b) 分接开关变压器

图 4 实验环境搭建设备选用

Fig.4 Selection of equipment for setting up experimental environment

如图 4 所示, 本次实验选用智能交流的干式负载箱以及载有全自动分接开关的变压器来搭建用电负荷环境。所选用设备的主要技术参数分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 负载箱设备主要技术参数

Table 1 Main technical parameters of load box equipment

序号	参数项	技术参数
1	型号	HM-FY95
2	额定容量 (VA)	158.75
3	额定功率 (kW)	6.6
4	电压范围 (%)	20~120
5	试验电压 (kV)	10
6	准确度 (VA)	±0.025
7	功率因数	1.0
8	负载控制 (%)	±5

表 2 变压器设备主要技术参数

Table 2 Main technical parameters of transformer equipment

序号	参数项	技术参数
1	电压输出 (V)	20
2	电流输出 (A)	1
3	功率 (W)	1800
4	电阻测量范围 (Ω)	0.3~40
5	电阻测量精度 (Ω)	±0.1
6	时间测量范围 (ms)	1~256
7	时间测量精度 (ms)	±0.1
8	三相同期性 (ms)	0.1
9	采样频率 (kHz)	10~20

将基于上述参数连接的用电负荷系统架构引入至高压电源至开关站。在开关站中获取相应的用电负荷数据作为实验数据的模拟样本。模拟区域用电总负荷约为 15600kVA。利用该用电负荷数据样本在实验主控计算机中使用 Keras 框架模拟生成实验数据，其运行环境如表 3 所示。

表 3 实验数据模拟环境

Table 3 Experimental data simulation environment

项目	环境配置
操作系统	Windows10 64 位
处理器	酷睿 i7-8750H
内存	8GB
显卡	GTX1050
固态硬盘	256GB
Keras 框架编程语言	Python

将基于如表 3 所示环境中模拟的实验用电负荷数据导入到搭建的负荷环境中运行。将模拟生成

的用电负荷数据按照时间戳特征划分为历史负荷数据以及实时负荷数据。根据不同方法基于历史负荷数据的预测结果与实时负荷数据的对比分析，判定相应方法的实践应用有效性。

预测该区域的用电负荷增长情况，得到结果如图 5 所示。

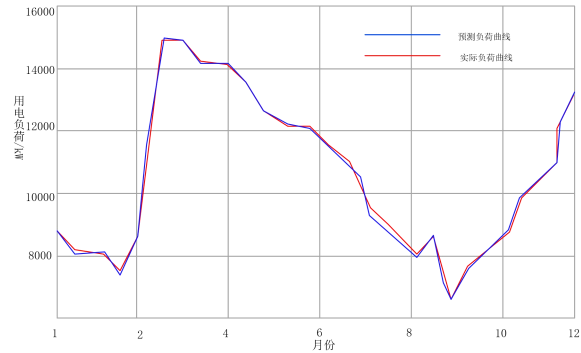


图 5 区域用电负荷增长预测

Fig.5 Forecast of regional power load growth

由图 5 可知，采用本研究所提方法得出的区域用电负荷增长预测结果，在 3 月份以及 9 至 12 月份将出现负荷增长的情况，并且 3 月份的负荷增长趋势将大于 9 至 12 月份的负荷增长趋势。将这一结果与实验模拟数据中的实时负荷数据在架构中的运行状况对比可知，本研究所提方法得出的用电负荷增长预测结果曲线与实际负荷曲线高度一致。

为了更加直观地体现出本次实验结果的有效性，设置定量指标评价本次实验中，不同预测方法的实验结果。基于区域用电生产调度领域中，电力系统电能调度的实际需求，本次实验采用预测负荷损失来评价不同方法预测结果的有效性。该结果评价指标的计算如式 (12) 所示。

$$L = -\log \left| \hat{\lambda} - \lambda \right|^2 + \zeta \tag{12}$$

式中： L 表示预测负荷损失； $\hat{\lambda}$ 表示预测负荷增长值； λ 实际负荷增长值； ζ 表示正则项。

如式 (12) 所示，本次实验采用对数函数计算不同方法预测结果的负荷损失情况。根据这一结果评价指标的计算，分析不同方法在实践应用过程中的有效性。计算所得的预测负荷损失值越低，则说明相应方法的预测结果越准确，具备更高的实践应用有效性。

为了保证本次实验结果的有效性，采用对比分析的方法对本次实验结果进行评价。分别采用文献

[2]、文献[3]以及文献[4]所提出的用电负荷预测方法作为本次实验的对比方法。基于上述设定的结果评价指标, 分析并讨论不同方法的有效性。

为保证本次实验结果的科学性, 采用模拟生成的用电数据开展多个轮次的预测实验, 从而减少实验结果的误差。取多次实验实验结果的平均值分析该方法的预测结果。经过实验, 得到不同方法的用电负荷预测结果如图 6 所示。

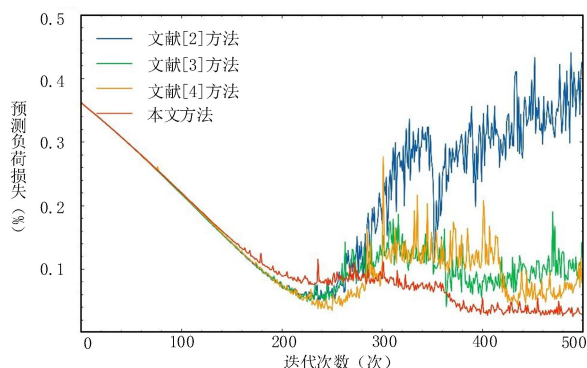


图 6 不同方法负荷预测结果

Fig.6 Load forecasting results of different methods

由图 6 可知, 在不同方法的迭代系数在 150 以下时, 预测负荷损失未呈现出较大的差别。当迭代次数继续增加后, 不同方法的预测结果损失呈现出了一定的差异。其中, 文献[2]所提方法的预测负荷损失最大, 在 500 迭代次数时, 呈现 0.46 的损失值, 文献[3]和文献[4]所提方法的预测负荷损失在迭代次数增加的过程中, 表现出的数值较为接近, 在 500 迭代次数时, 分别呈现 0.156 和 0.148 的损失值, 而本研究所提方法的预测负荷损失随着迭代次数的增加而逐渐减小, 在 500 迭代次数时, 仅呈现 0.047 的损失值, 与其他三种方法相比, 有着较大幅度的减低。

从这一实验结果可知, 本研究所提方法在区域用电负荷增长预测的实践中, 能够得出准确度更高的预测结果, 具备较高的实践应用价值。

3 结论

在电力系统的运行过程中, 电力能源的规划是一项十分重要的工作内容。为了保障区域内所规划的电力能源能够满足实际的用电负荷需求, 预测在未来一段时间内的用电负荷情况十分关键。对此, 本研究提出了一种区域用电负荷增长预测方法, 在电力系统电力规划工作中的实践应用, 能够根据预

测结果, 协助相关工作人员了解未来的能源需求趋势, 从而制定出更为合理的能源政策, 合理安排生产计划和能源采购, 确保电力系统的稳定运行, 从而保障能源的供应安全和经济的可持续发展。

参考文献:

- [1] 褚渊,王潇,方伟,等.城镇住宅区域全年逐时用电负荷模拟模型构建方法研究[J].建筑科学,2023,39(10):262-273.
- [2] 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用电负荷预测[J].电力建设,2022,43(9):117-124.
- [3] 孔祥玉,马玉莹,艾芊,等.新型电力系统多元用户的用电特征建模与用电负荷预测综述[J].电力系统自动化,2023,47(13):2-17.
- [4] Dejan P Jovanovi, Gerard F Ledwich, Geoffrey R Walker. Model Predictive Control Strategy for Residential Battery Energy Storage System in Volatile Electricity Market with Uncertain Daily Cycling Load[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2023,11(2):534-543.
- [5] Dejan P Jovanovi, Gerard F Ledwich, Geoffrey R Walker. Electricity Tariff Aware Model Predictive Controller for Customer Battery Storage with Uncertain Daily Cycling Load[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2022,10(1):140-148.
- [6] 李明节,梁志峰,许涛,等.基于敏感气温空间分布的度夏度冬日最大负荷预测与应用研究[J].电网技术,2023,47(3):1088-1098.
- [7] 董雷,陈振平,韩富佳,等.基于图卷积神经网络与 K-means 聚类的居民用户集群短期负荷预测[J].电网技术,2023,47(10):4291-4301.
- [8] 曹晓波,李津,杨鑫,等.基于天气信息修正的短期冷热电负荷联合预测方法[J].燕山大学学报,2022,46(3):230-238.
- [9] 唐宇峰,陈星红,蔡宇,等.基于时序分解和 SSA-LSTM-Attention 模型的尾矿坝位移预测[J].科学技术与工程,2023,23(29):12753-12759.
- [10] 曹梅,杨超宇.基于小波的 CNN-LSTM-Attention 瓦斯预测模型研究[J].中国安全生产科学技术,2023,19(9):69-75.

的节能性,建议冷却塔特性数不低于 0.8,且气水比不高于 1.2。在此基础上,适当提高气水比或冷却塔特性数均有利于系统节能,综合考虑项目的投资运营经济性进一步设计。

(5) 冷却塔风机风量及冷却水泵的水量对散热量产生显著影响存在敏感区间范围,超过一定范围再通过调整风量或水量的作用不大,冷却水系统运行策略应考虑在敏感区间范围内变化,如表 3 所示。

表 3 瞬时响应敏感区间

Table 3 Transient response sensitive interval

负荷占比/%	敏感区间/%	
	水量变化	风量变化
10%	9.3%~19.3%	5.99%~24.8%
20%	11.6%~25.8%	11.1%~27.6%
30%	14.2%~32.4%	16.3%~33.3%
40%	21.8%~43.7%	21.5%~40.0%
50%	39.4%~56.3%	25.8%~51.5%
60%	46.2%~67.1%	31.2%~56.7%
70%	53.7%~77.7%	36.7%~65.8%
80%	61.7%~88.1%	42.20%~74.4%
90%	69.6%~98.5%	47.8%~83.0%
100%	81.5%~99.9%	52.3%~89.0%

参考文献:

[1] 张青.中央空调系统节能运行控制方法研究[D].南京:东南大学,2016.

[2] 于瀛.变风量空调冷却水系统控制与能耗研究[D].青岛:青岛理工大学,2018.

[3] 赵春晓.基于变频调速系统的冷却塔风机优化节研究[D].天津:天津科技大学,2015.

[4] GB/T 7190.1-2018E,机械通风冷却塔 第一部分:中小型开式冷却塔[S].北京:中国标准出版社,2018.

[5] GB/T 7190.2-2018E,机械通风冷却塔 第二部分:大型开式冷却塔[S].北京:中国标准出版社,2018.

[6] GB/T 7190.3-2019E,机械通风冷却塔 第三部分:闭式冷却塔[S].北京:中国标准出版社,2019.

[7] GB/T 50392-2016,机械通风冷却塔工艺设计规范[S].北京:中国计划出版社,2017.

[8] GB/T 18430.1-2007,蒸汽压缩循环冷水(热泵)机组第 1 部分:工业或商业用及类似用途的冷水(热泵)机组[S].北京:中国标准出版社,2007.

[9] GB/T 18430.2-2016,蒸汽压缩循环冷水(热泵)机组第 2 部分:工业或商业用及类似用途的冷水(热泵)机组[S].北京:中国标准出版社,2016.

[10] 连之伟,陈宝明.热质交换原理与设备[M].北京:中国建筑工业出版社,2018,205-211.

[11] 沈维道,童钧耕.工程热力学[M].北京:高等教育出版社,2016,260-261.

(上接第 781 页)

[11] 朱继忠,苗雨旺,董朝阳,等.基于 Attention-LSTM 与多模型集成的短期负荷预测方法[J].电力工程技术,2023,42(5):138-147.

[12] 毛百海,覃昊,肖显斌,等.基于 LSTM&GRU-Attention 多联合模型的锂离子电池 SOH 估计[J].储能科学与技术,2023,12(11):3519-3527.

[13] 廖清阳,王军,胡凯强,等.基于深度并行 CNN-BiLSTM

的能源互联网电负荷和热负荷联合预测模型[J].中国测试,2022,48(4):146-153.

[14] 李坤奇,孟润泉,李凤莲.融合聚类-卷积-门循环的居民用电短期负荷预测方法[J].太原理工大学学报,2023,54(1):203-210.

[15] 卜飞飞,白宏坤,王圆圆,等.基于人体舒适度指数的居民用电分析及用电负荷预测研究[J].中国测试,2023,49(4):85-91.