

基于融合FCN-TCN-LSTM的工业大用户 可调节潜力分析模型

李彬¹, 明雨¹, 郝一浩¹, 陈宋宋^{2,3}, 王隽东^{2,3}

(1. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 北京 102206; 2. 需求侧多能互补优化与供需互动技术北京市重点实验室, 北京 100192; 3. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100192)

摘要:综合考虑调控成本和价格激励的影响,开展工业大用户双向可调节潜力的分时段分析是提升新型电力系统负荷管理能力的关键。建立一种基于融合全卷积网络、时域卷积网络、长短期记忆网络的模型,以分析工业大用户可调节潜力。建立全卷积网络数据集重构模型,并基于典型负荷特性指标实现对具有高可调节潜力负荷数据的工业大用户的遴选;以高可调节潜力数据集为基础,建立改进时域卷积网络模型,对工业大用户进行调控成本影响下的可调节潜力分析测算。基于实际数据对所提模型进行验证,算例结果表明,所提模型可分析出工业大用户典型设备的可调节潜力,且模型的稳定性与精确度较高。

关键词:需求响应;可调节潜力;工业设备调控;全卷积网络;时间卷积网络;长短期记忆网络

中图分类号: TM73

文献标志码: A

DOI: 10.16081/j.epae.202209028

0 引言

随着新型电力系统建设进程的不断推进,仅考虑电源侧、电网侧的调节资源已难以满足系统稳定运行的需求。需求侧资源主动参与电网调节可以有效缓解电源侧、电网侧的调节压力,稳定电网系统供需平衡,因而深度挖掘需求侧资源的可调节潜力成为必然^[1-2]。需求侧资源能够快速响应新能源短周期尺度的调节需求,2022年5月国家发展改革委、国家能源局联合发布的《关于促进新时代新能源高质量发展的实施方案》,要求全面提升电力系统的调节能力与灵活性,加快构建以新能源为主体的新型电力系统^[3]。需求响应(demand response, DR)是需求侧资源参与电网灵活互动的重要途径,工业大用户是组成需求侧资源的主体,在参与需求响应的用户中,工业大用户负荷占95%以上^[4-5],因此,分析工业大用户的可调节潜力可以提高新型电力系统负荷管理能力和系统的稳定性^[6]。

目前,针对工业大用户的可调节潜力分析方法有2种:一种为数据分析法,该方法通过对比节假日时段、检修时段、高峰时段的工业大用户工作情况得

出其轮休潜力、检修潜力和错峰潜力,再通过数学建模方式对可调节潜力进行量化^[7-8];另一种为聚类分组分析法,该方法基于调研方式得出工业大用户的响应次数、响应容量等自身特性和温度、湿度等自然环境特性,利用机器学习方法对工业大用户进行分类,得出具有可调节潜力的工业大用户类别^[9-10]。利用这2种方法可进行工业大用户调节能力的初筛,但现有相关研究未综合考虑调控成本、价格激励等影响来开展工业大用户双向可调节潜力的分时段分析。

人工智能技术发展快速,已在需求响应业务中得到广泛应用^[11],在工商业^[12]、居民^[13]的可调节潜力分析中发挥着重要作用。深度学习分类模型可以基于负荷特性指标映射对工业大用户用电数据进行分类,构建出具有高可调节潜力的工业用电数据集。时序处理模型可以基于工业大用户调控成本通过卷积计算方式对工业设备进行可调节潜力分析,得到与真实数据对比后的可调节潜力结果。

为提取工业大用户的可调节特性,得到调控成本影响下的分时段设备可调节潜力结果,本文首先利用全卷积网络(fully convolutional network, FCN)对工业大用户数据集进行重构,提取具有可调节潜力的时段,得到高可调节潜力数据集,然后建立改进的时域卷积网络(temporal convolutional network, TCN),以窗口形式将设备用电数据与对应时段的调控成本输入模型,利用TCN对长时段时序数据关联信息的强大挖掘能力^[14],以历史响应数据和对应调控成本为基准,对不同电价下调控成本对应的设备负荷通过模型进行拟合,计算出不同时段下的设备调节用电结果,再通过与实际用电的对比得出设备可调节潜力范围。改进后的TCN同时可以对自备

收稿日期:2022-06-02;修回日期:2022-09-20

在线出版日期:2022-10-10

基金项目:国家电网有限公司总部科技项目(分布式“源荷储”资源聚合调控通信技术研究及应用)(5700-202258216A-1-1-ZN)

Project supported by the Science and Technology Program of Headquarters of State Grid Corporation of China(Research and Application of Distributed Resource Aggregation Regulation Communication Technology for “Source, Load and Storage”)(5700-202258216A-1-1-ZN)

电厂发电数据进行拟合,得到对应时段的发电占比,并提升数据的计算能力和修正能力。

1 工业设备建模分析

1.1 主要生产设备

工业大用户的主要生产设备负荷占用电量的80%左右,这些设备主要包括持续型冲击负荷设备与间接型冲击负荷设备,对负荷模型进行分析是工业设备可调节潜力分析的基础。

1.1.1 持续型冲击负荷设备

持续型冲击负荷设备是工业生产的关键,典型设备包括电动机等,这类设备负荷的功率波动极其强烈,且波动周期短,波动功率大,这类设备具有极高的可调节潜力。根据持续型冲击负荷设备的负荷特性对其进行建模,表达式如式(1)所示,负荷仿真图如附录A图A1所示。

$$P_{ss}(\tau) = \begin{cases} 0 & \tau = \tau_{off} \\ P_{ess}/\Delta\tau_{ss} & \tau = \tau_{on} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $P_{ss}(\tau)$ 为持续型冲击负荷设备在时段 τ 的功率; τ_{off} 为关停时段; τ_{on} 为开启时段; P_{ess} 为持续型冲击负荷设备的额定功率; $\Delta\tau_{ss}$ 为持续型冲击负荷设备从开始工作到达到额定功率所需要的时间。在需求响应期间,可以根据负荷不同的调节需求利用持续型冲击负荷的波动性对设备生产或停止编排特定时段,以完成负荷调节。

1.1.2 间接型冲击负荷设备

间接型冲击负荷是工业设备负荷中的典型负荷,典型设备包括电弧炉等,这类设备负荷具有间接型波动特性,波动功率大。根据间接型冲击负荷设备的工作特性与工作流程对其进行建模^[15],表达式如式(2)所示,负荷仿真图如附录A图A2所示。

$$P_{is}(t) = \begin{cases} 0 & t \leq t_{ison}, t > t_{isoff} \\ \frac{P_{eis}}{\Delta t_{up}}(t - t_{ison}) & t_{ison} < t \leq t_{ison} + \Delta t_{up} \\ (1 + \alpha(t))P_{eis} & t_{ison} + \Delta t_{up} < t \leq t_{isoff} - \Delta t_{down} \\ \frac{P_{eis}}{\Delta t_{down}}(t_{off} - t) & t_{isoff} - \Delta t_{down} < t \leq t_{isoff} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $P_{is}(t)$ 为间接型冲击负荷设备在时刻 t 的功率; t_{ison} 为间接型冲击负荷设备的通电时刻; P_{eis} 为间接型冲击负荷设备的额定功率; Δt_{up} 为间接型冲击负荷设备从通电到达到额定功率所需要的时间; $\alpha(t)$ 为稳态运行时间间接型冲击负荷设备在时刻 t 的功率波动; t_{isoff} 为间接型冲击负荷设备的断电时刻; Δt_{down} 为间接型冲击负荷设备从断电到功率降为0的时间。这类设备在完成任务后会被中断送电,这部分可调负荷取决于前序工艺的进料速度与后序工艺的生产进度,因此,可对这类设备前后时段的生产编排

预案,在需求响应期间,通过调整设备前后生产节奏完成用电设备调控。

1.2 辅助生产设备

辅助生产设备是辅助主要生产设备工作的设备,其工作为完成原料的搬运、排风等任务,这类设备负荷约占工厂用电的10%,对这类设备进行建模,表达式如式(3)所示,负荷仿真图如附录A图A3所示。

$$P_s(t) = \begin{cases} P_{sn} & t \leq t_{off}, t > t_{on} + t_2 \\ P_{sn} - k_1(t - t_{off}) & t_{off} < t \leq t_{off} + t_1 \\ P_{s1} & t_{off} + t_1 < t \leq t_{on} \\ P_{s1} + k_2(t - t_{on}) & t_{on} < t \leq t_{on} + t_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $P_s(t)$ 为辅助生产设备在时刻 t 的功率; P_{sn} 为辅助生产设备的额定功率; t_{on} 、 t_{off} 分别为辅助生产设备的开启、关闭时刻; t_1 、 t_2 分别为辅助生产设备的功率下降、爬升时间; k_1 、 k_2 分别为辅助生产设备功率降低、升高的爬坡速度; P_{s1} 为调整功率。辅助生产设备只对工业材料的生产进行辅助,调控稳定性高,若工厂需紧急调整用电负荷,则可首先对辅助生产设备进行调整,再按照生产流程对主要生产设备进行缓慢调控。

1.3 调控成本

工业企业经济成本分为固有成本和可变成本,固有成本为控制装置的一次投资成本,根据企业具体设备确定,可变成本为设备负荷在参与调节的过程中对工业生产造成的产业影响。由于不同企业设备的品牌和质量不同,因此,本文只考虑工业企业的可变成本。根据工业大用户参与电网向上或者向下调节的不同方向,将经济成本模型分为向下调节成本模型与向上调节成本模型。

向下调节成本模型为:

$$E_d = (\rho_s - \rho_c)/F_p \quad (4)$$

式中: E_d 为向下调节成本; ρ_s 为负荷单位工业产品售价; ρ_c 为负荷单位工业产品生产成本; F_p 为工业产品单位产量耗电量。

向上调节成本模型为:

$$E_u = [\lambda^b(l_u - l_{all}) + \lambda^s l_{all}]/l_u \quad (5)$$

式中: E_u 为向上调节成本; λ^b 为购电电价; l_u 为向上调节总电量; l_{all} 为对应时段下的全部发电量; λ^s 为自备电厂发电成本。

调控成本是反映工业企业参与需求响应意愿的重要组成部分,通过电价激励工业大用户参与需求响应来进行负荷调节,是提高工业大用户用电效率、缓解电网用电高峰压力的重要手段,调控成本是对工业负荷进行可调节潜力分析的重要影响因素。经济效益是工业大用户参与需求响应的第一因素,也是影响工业大用户用电走向的重要因素,工业企

业经济效益直接影响该企业参与需求响应后的可调节潜力。将调控成本作为影响因素对工业企业典型设备进行可调节潜力测算,可得到准确测算结果。

2 基于FCN的高可调节潜力数据集重构

2.1 FCN时序提取

本文以各类负荷特性指标为依据,以典型工业大用户用电负荷数据为基础,通过建立FCN提取工业大用户的潜力时序数据。

负荷特性指标如附录B表B1所示。根据表中指标数据计算工业负荷特征指标值,对工业大用户进行负荷数据集重构。在负荷特性指标的映射下,原数据中的负荷数据点经卷积、池化后通过多分类层得到遴选数据点,在全部样本数据分类完成后,通过重组得到工业大用户高可调节潜力数据集。FCN卷积公式为:

$$y^n = v_{u,v} \left\{ X_{v_i+\delta_i, v_j+\delta_j} \right\}, 0 \leq \delta_i, \delta_j < u \quad (6)$$

式中: y^n 为经卷积运算后提取的用电数据, n 为数据点总数; $v_{u,v}$ 为确定层的类型,如卷积、平均池化的矩阵乘法、最大池化的空间最大值或激活函数的元素非线性, u 为卷积核限值, v 为采样因子; $X_{v_i+\delta_i, v_j+\delta_j}$ 为第 i 、 j 个数据点经对应采样因子进行卷积运算后的值, v_i 、 v_j 分别为第 i 、 j 个数据点对应的采样因子, δ_i 、 δ_j 分别为一次卷积操作对第 i 、 j 个数据点所使用的卷积核大小,即一次卷积操作所选取的卷积系数。

2.2 工业时序数据集重构

数据集重构示意图如图1所示。基于原始工业大用户数据计算表B1中的负荷特性指标,将得到的指标值作为特征输入,通过独热编码得到编码结果并将其作为标签输入FCN模型进行卷积,池化后经多分类层得到高可调节潜力数据点,将遴选出的数据进行重新组合,构建出高可调节潜力数据集。

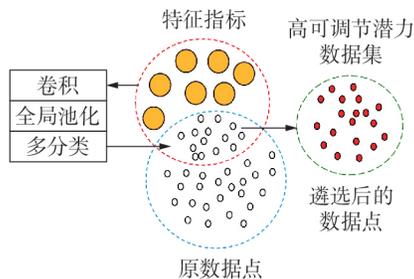


图1 数据集重构示意图

Fig.1 Schematic diagram of data set reconstruction

数据集重构并非创造新的数据点,而是对工业大用户实际用电数据的重新组合。工业大用户数据量庞大,用电情况多样,用户具有可调节潜力的数据分散,数据集重构可对这些数据进行遴选,重新组合后的高可调节潜力数据集为分析计算调控成本影响

下的各时段可调节潜力提供了数据基础。

3 基于TCN和长短期记忆网络的典型工业可调节负荷潜力分析模型

TCN能捕捉时间序列的复杂组合模式,并且对时延具有鲁棒性^[16]。根据对工业设备的建模分析可知,主要生产设备及辅助生产设备模型均为时间系数下的数学模型,且经济效益模型是通过时间进行累计而得到的,因此,选取TCN对工业设备负荷进行可调节潜力分析是具有可靠性的。

3.1 TCN

TCN整体结构如附录A图A4所示,TCN由残差链接结构堆叠而成。工业典型用电设备模型是以时间为变量的函数,调控后设备负荷的变化与调控前设备的用电情况密切相关,TCN利用因果卷积来保证日前输出结果不会用到未来的信息,扩张卷积使TCN卷积核有更大的感受野,从而可以拟合更多的历史负荷数据,保证工业企业可调节潜力分析结果的准确性。

TCN的卷积网络结构如附录A图A5所示。扩张卷积计算公式为:

$$z_i^n = (f *_{d} y)_i^n = \sum_{c=0}^{s-1} f y_{i-d \cdot c}^n \quad (7)$$

式中: z_i^n 为在FCN遴选后的第 i 个数据点 y_i^n 处的卷积结果; $(f *_{d} y)_i^n$ 表示 f 对设备历史数据进行卷积, f 为TCN滤波器系数, d 为扩张系数,*表示卷积; s 为卷积核尺寸; $y_{i-d \cdot c}^n$ 为扩张卷积前的第 i 个数据。

输入数据经1个隐藏层卷积后, d 就会以指数形式增长1次,多层卷积计算使得TCN获得更大的感受野,图A5中第一层感受野为2,第二层感受野为3,依此增加,这使得TCN能够更精确地捕捉到负荷输入序列时间间隔较长的数据之间的影响关系。每一层都会进行卷积计算,经过多层卷积计算后输出卷积结果,感受野 r 的计算公式如式(8)所示。

$$r = (s-1)d + 1 \quad (8)$$

残差链接结构如附录A图A6所示,残差链接由TCN卷积层、权重归一层、激活层、正则化层的2轮结构连接后再通过一维卷积连接输出构成,一维卷积的作用是保证在输入通过2轮结构后负荷的输入、输出张量相同。

3.2 泄露性线性单元与高斯误差线性单元

为将自备电厂发电情况输入模型进行可调节潜力分析,并与工业设备用电情况的可调节潜力进行区分,将自备电厂发电数据以负数形式进行输入,但TCN模型会自动忽略负数形式的发电数据以快速收敛,因此,本文引入泄露性修正线性单元对发电数据进行参数赋值,使得自备电厂发电数据可以与工业

设备用电数据同时进行计算,从而得到分时段下的设备调控测算结果。泄露性线性单元公式为:

$$y_i^n = \begin{cases} y_i^n & y_i^n \geq 0 \\ \frac{l_i^n}{a_i} & l_i^n < 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中: l_i^n 为第*i*个发电数据; a_i 为对应第*i*个发电数据的固定参数。因为TCN由多层残差链接构成,所以要在各层残差链接中引入泄露性修正单元,在赋予发电数据参数后对其进行单独计算,并分时段得到发电结果。

为使模型能高效快速地拟合不同时段下的设备用电数据并且对输入的变化有高敏感度,本文引入高斯误差线性单元(Gaussian error linear unit, GELU)。GELU可以对设备输入数据附加掩膜,掩膜是随机输入的,这样使得TCN模型能够提高泛化能力,进而对输入数据的变化更加敏感。GELU的计算公式如式(10)所示, $G(\cdot)$ 表示根据概率对输入负荷数据附加掩膜。

$$G(y_i^n) = 0.5y_i^n \left\{ 1 + \tanh \left[\sqrt{2/\pi} \left[y_i^n + 0.045(y_i^n)^3 \right] \right] \right\} \quad (10)$$

3.3 滑动窗口输入与训练优化

为增强调控成本与负荷调控的拟合,本文引入对应调控时段的滑动窗口,如附录A图A7所示。式(11)为低谷时段滑动窗口输入,其长度为相应时段下15 d内的数据点长度,对应生产足量产品入库的周期。通过将数据按照滑动窗口形式输入可以将调控成本与设备用电情况进行统一,便于TCN提取时序特征进行模型训练。

$$\begin{cases} \mathbf{W}_1 = [\mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2] \\ \mathbf{y}^1 = [y_{t-1}^1, y_{t-2}^1, \dots, y_{t-540}^1] \\ \mathbf{y}^2 = [y_{t-1}^2, y_{t-2}^2, \dots, y_{t-540}^2] \end{cases} \quad (11)$$

式中: \mathbf{W}_1 为对应时段输入窗口; \mathbf{y}^1 为低谷时段的设备用电功率,对应15 d内的全部负荷; \mathbf{y}^2 为对应负荷在15 d内的向上调控成本; y_{t-h}^1, y_{t-h}^2 ($h = 1, 2, \dots, 540$)分别为低谷时段*t-h*时刻的设备用电功率、对应负荷的向上调控成本。高峰时段与平时段进行相同的处理。

工业大用户负荷数据量庞大,当利用TCN对负荷进行可调节潜力评估,在负荷数据变化程度较大时,由于学习率过大,TCN无法正确拟合负荷的陡增或者陡降,使得评估结果误差增大,因此,本文添加学习率动态调整模块,使得TCN灵活处理工业用电各时段数据,跳出局部最优值点进行数据拟合。同时,由于在模型训练得到最优值后,精度无法进一步增加,为节约计算资源,本文添加训练提前终止结构来缩短模型训练时间。

3.4 长短期记忆网络短时修正

长短期记忆网络(long short-term memory network, LSTM)由于其遗忘门、输入门、输出门的控制配合以及反向传播学习的特性,在短时间序列的学习方面具有优势^[17]。短时间内,用电设备间的相互联系是影响负荷调控的主要因素,因此,本文利用LSTM的门限单元结构中的遗忘门特性来捕捉时序数据中的短期依赖关系,对工业设备用电情况进行短时修正,有效减小潜力分析误差。LSTM单元的遗忘门和Cell单元的计算公式分别如式(12)与式(13)所示。

$$f_t = \sigma(W_t[h_{t-1}, y_t] + b_f) \quad (12)$$

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tilde{C}_t \quad (13)$$

式中: f_t 为*t*时刻遗忘门的输出; $\sigma(\cdot)$ 为Sigmoid函数; W_t 为遗忘门的权重; h_{t-1} 为*t-1*时刻设备短时期用电信号; y_t 为*t*时刻的设备用电功率; b_f 为变换偏执; C_t 为*t*时刻Cell单元输出; C_{t-1} 为*t-1*时刻Cell单元中用电设备的短时期用电信息; i_t 为*t*时刻决定新信息保留程度的变量; \tilde{C}_t 为*t*时刻单元核中新输入的设备用电信息。LSTM会记忆用电设备间短时间内的联系,对TCN结果进行短时误差修正。

3.5 用电设备功率约束

用电设备功率约束如附录B式(B1)~(B5)所示。设主要生产设备状态系数为 $\mu_{m',t}$,辅助生产设备状态系数为 $\mu_{m,k}$,当设备运行时, $\mu_{m',t}, \mu_{m,k}$ 为1,否则为0。设置 $\mu_{m',t} = \mu_{m',t-1} = 1$,即可保证在主要生产设备调控负荷时,辅助生产设备跟随主要生产设备的调控方向一起调整。

3.6 整体模型搭建

搭建的改进TCN可调节潜力分析模型图见附录A图A8。将重组后的设备用电数据与对应时段的调控成本以滑动窗口形式输入改进TCN模型中,分别利用泄露性线性单元与高斯线性误差单元拟合自备电厂发电数据与设备用电数据,在改进TCN模型的训练过程中对学习率自适应调整因子进行优化,防止因时序数据跨度大而使模型陷入局部最优值的情况出现,模型训练结束后经全连接层输出不同时段在调控成本影响下的设备用电负荷,将该结果输入LSTM进行短时修正,并通过与实际用电数据进行对比得到工业设备的可调节潜力范围。

4 潜力测算流程

工业设备潜力测算流程如附录A图A9所示,具体步骤为:

1)对工业设备用电数据进行初步预处理;

2)建立FCN模型,对数据进行基于负荷特性指标的数据集重构,将遴选出的数据点按照时序重新进行组合,得到有高可调节潜力的工业设备数据集;

3)对新数据集进行扩充,将对应调控时段的向上调控成本、向下调控成本以基本电价进行计算,将调控成本与自备电厂发电数据加入数据集;

4)将数据以滑动窗口形式输入改进TCN模型进行分时段训练,在输出满足设备负荷约束条件后,得到不同时段在调控成本影响下的工业设备用电调节结果;

5)将分时电价代替基本电价,分别计算对应时段的向上调控成本与向下调控成本,并将其输入模型,得到分时电价下的调控范围;

6)对得到的用电调节结果进行短序列重组,并将其输入LSTM进行短序列修正,通过将修正数据与真实用电情况进行对比得到工业设备可调节潜力范围。

5 算例分析

5.1 实验环境及数据集介绍

本文实验环境所用CPU为AMD Ryzen 7 4800H with Radeon Graphics @ 2.90 GHz, GPU为NVIDIA RTX 2060, 16 GB内存,编程环境为基于Python 3.7的Tensorflow-GPU 2.1.0。

数据集选自青海省钢铁行业某大型厂的一年数据,包括工厂各时间点详细用电数据和历史响应数据,采集频率为每15 min采样1点。

5.2 工厂用电聚类分析

将工业用电数据按照负荷平均值进行分类,由于订单量的差异与检修要求,工厂用电阶段可大致分为订单产量保障阶段、订单余额生产阶段、设备检修阶段这3个阶段。若订单正常,则工厂用电阶段分为订单产量保障阶段与订单余额生产阶段;若订单紧急,则工厂会全力加工,以订单产量保障阶段的用电持续生产。因此,将订单产量保障阶段定义为一类用电阶段,订单余额生产阶段定义为二类用电阶段,设备检修阶段定义为三类用电阶段。

利用K均值算法分别对3类用电进行二次聚类,聚类中心设为3,再选取中位数作为工业用电代表进行分析,聚类结果如附录A图A10所示。一类用电阶段必须保障各类工业产品的稳定生产,达到规定生产量。二类用电阶段用于生产订单余量工业产品,该用电阶段可调节潜力较大,可对工厂用电实施智能调节,在保障工厂生产量的同时降低电网运行压力。一类用电阶段与二类用电阶段中的主要生产用电占比约为80%,辅助生产设备用电占比约为10%,剩余约10%的用电为员工生活等其他用电。在三类用电阶段,将主要生产设备全部关闭检修,对辅助生产设备进行风机通风等安全操作,工厂用电主要为生活用电。由于三类用电阶段的负荷很小,为详细展示一类用电阶段与二类用电阶段的用

电情况,在聚类结果图中仅展示一类用电阶段与二类用电阶段的结果。

5.3 数据集重构结果

FCN模型为3层卷积结构,是由全局层和多层卷积搭建的网络,其中3层卷积结构的滤波器系数分别设置为128、256、128,卷积核尺寸分别设置为8、5、3,学习步长均设置为1,为确保全部数据均参与FCN模型运算,利用网格搜索法对模型参数进行最优化选择。

由工业用电聚类结果可知,一类用电阶段与二类用电阶段具有可调节潜力分析价值,因此将原数据分为一类用电阶段数据与二类用电阶段数据,由于三类用电阶段为设备检修阶段,因此不考虑该阶段的数据。

以表B1中的负荷特性指标为特征,本文将一类用电阶段与二类用电阶段数据的独热编码结果作为标签输入FCN模型中,得到遴选结果。一类用电阶段与二类用电阶段工业大用户负荷特性指标映射的皮尔逊系数热力图及数据集重构结果分别如附录A图A11—A14所示。由图A11、A13可知,在一类用电阶段,为保障订单规定产量按时完成,工业用电较稳定,相较于二类用电阶段,该阶段的皮尔逊系数相关性较小,但一类用电阶段与二类用电阶段的负荷特性指标对数据集重构编码标签具有高相关性,这表明模型分类结果具有可靠性,重构后的数据集具有高可调节潜力。由图A12可知,原数据中用电平缓时段占比很大,重构后的新数据集中的曲线波动性较大,新数据集的可调节潜力高。

5.4 分时电价因子

根据2021年起实施的青海省电网销售电价表,110~330 kV大工业用电价格如附录B表B2所示。电力成本是工业企业产品成本的重要组成部分,电价占据工业产品成本的40%~70%,因此电价因子是影响工业可调节潜力测算的重要因素。将峰、平、谷3个时段的电价因子输入调控成本,改变模型基本电价下的调控成本系数,使得模型重新拟合负荷数据,得到分时电价激励下的工业设备用电调控结果,考虑到谷时段电价低于自备电厂发电成本,仅在平时段分析时考虑自备电厂发电情况。

5.5 模型评价指标

均方误差(mean square error, MSE)是评价回归模型的经典指标,计算公式为:

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (14)$$

式中: M 为MSE; y_i 为参与历史响应后第*i*个数据点的设备用电功率,在低谷时段与平时段,将设备用电功率加上调控值,取最大负荷作为基准,在高峰时段,将设备用电功率减去调控值,取最小负荷作为基

准; \hat{y}_i 为模型输出的第 i 个数据点调控结果。

为直接反映不同量纲下的模型效果, 选取 R 方系数值 R^2 进行评价, 计算公式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y} - y_i)^2} \quad (15)$$

式中: \bar{y} 为设备参与响应后的平均负荷。

5.6 潜力分析结果

潜力分析模型是由 3 个残差链接模块组成的 TCN, 为确保 TCN 对工业设备用电数据全部进行拟合计算, 将各残差链接中的滤波器系数均设置为 64, 扩张卷积系数分别设置为 1、2、4、8、16、32、64, 卷积核的尺寸均设置为 2。利用网格搜索法对模型系数进行最优化处理, 将正则化系数设置为 0.1。由于修正模型只需处理 TCN 模型输出结果, 输入数据量相对较少, 因此只需将修正模型设置为单层网络。本文采用单独的 LSTM 模型进行对比, 该模型与 TCN 模型的设置保持一致, 由 3 层 LSTM 组成, 卷积核尺寸设置为 2, 添加正则化模块并将系数设置为 0.1。

峰、平、谷时段的参数设置如附录 B 表 B3 所示。以历史响应数据和对应调控成本为基准, 对不同电价下调控成本对应的设备负荷通过模型进行拟合, 计算出不同时段和设备调节用电结果, 并通过与实际用电的对比得出设备可调节潜力范围。

表 1 为一类用电阶段生产设备可调节潜力结果, 附录 B 表 B4 为二类用电阶段生产设备可调节潜力结果。一类用电阶段保障订单产量的用电, 使各类设备平稳运行, 主要生产设备的可调节潜力不超过 10 MW, 辅助生产设备的可调节潜力不超过 0.5 MW。二类用电阶段可对主要生产设备进行负荷降级与迁移调控, 主要生产设备的可调节潜力接近 20 MW, 辅助生产设备的可调节潜力接近 2 MW。

表 1 一类用电阶段的生产设备调控范围

Table 1 Regulation range of production equipments for first class electricity consumption period

设备	向上调控		向下调控	
	调控时段	潜力范围 / MW	调控时段	潜力范围 / MW
主要生产设备	(00:00, 09:00]	1.71~5.19	(09:00, 12:00]	6.45~9.07
	(12:00, 18:00]	1.89~5.97	(18:00, 24:00]	3.93~7.27
辅助生产设备	(00:00, 09:00]	0.18~0.38	(09:00, 12:00]	0.23~0.40
	(12:00, 18:00]	0.12~0.36	(18:00, 24:00]	0.08~0.28

主要生产设备的可调节潜力仅占其实际用电负荷的很小一部分, 鉴于工业产品生产流程的要求, 需要严格控制主要生产设备的的使用, 对这类设备的调控方法需与生产实际相结合, 调控过程较为复杂。辅助生产设备的负荷规模虽然较小, 但由于这类设

备在工业产品的生产流程中只起到辅助作用, 因此这类设备可以直接参与负荷调节。

表 2 为一类用电阶段的主要生产设备日内最大可调节潜力结果, 附录 B 表 B5 为一类用电阶段的辅助生产设备日内最大可调节潜力结果, 附录 B 表 B6、B7 为二类用电阶段的生产设备日内最大可调节潜力结果。由表 2 可知: 未考虑分时电价影响前, 调控成本以基本电价为基准进行计算, 主要生产设备的可调节潜力较小, 因为采用基本电价计算经济成本时, 各时段的可调节潜力受调控成本的影响较小; 考虑分时电价影响后, 各时段调控成本改变, 由于模型受调控成本影响, 潜力测算结果增幅较大, LSTM 对这种突发改变可以进行短时修正, 得到修正后的潜力分析结果; 由于 LSTM 对设备长时段的计算性能较差, 这导致相同调控方向时段上的潜力结果不具有时段特性, 从而使得单独 LSTM 模型的分时段可调节潜力测算结果不准确。

表 2 一类用电阶段的主要生产设备日内最大可调节潜力

Table 2 Maximum daily adjustable potential of main production equipments for first class electricity consumption period

调控时段	调控方向	基本电价 潜力 / MW	分时电价 潜力 / MW
(00:00, 09:00]	向上	2.49	6.83
(09:00, 12:00]	向下	6.13	11.60
(12:00, 18:00]	向上	1.74	5.74
(18:00, 24:00]	向下	3.81	8.54
调控时段	修正潜力 范围 / MW	自备电厂发电 潜力 / MW	单独 LSTM 模型 潜力 / MW
(00:00, 09:00]	4.59	0	1.94
(09:00, 12:00]	8.47	0	6.52
(12:00, 18:00]	3.30	0.08	1.60
(18:00, 24:00]	5.66	0	5.11

表 3 为各时段下本文模型与单独 LSTM 模型 MSE 与 R^2 。由表可知, 各时段下本文模型 MSE 相差不多, 这说明各时段模型均保持稳定, R^2 也较接近, 且均在 0.9 以上, 各项评价指标均优于单独 LSTM 模型, 因此, 各时段下本文模型得到的工业设备可调节潜力分析结果准确性较高。

表 3 模型评价结果

Table 3 Model evaluation results

模型	调控时段	MSE	R^2
本文模型	(00:00, 09:00]	0.023	0.904
	(09:00, 12:00]	0.021	0.917
	(12:00, 18:00]	0.023	0.941
	(18:00, 24:00]	0.023	0.930
单独 LSTM 模型	(00:00, 09:00]	0.038	0.850
	(09:00, 12:00]	0.036	0.873
	(12:00, 18:00]	0.032	0.847
	(18:00, 24:00]	0.033	0.892

6 结论

本文基于深度学习理论提出一种工业大用户的可调节潜力分析模型,该模型可对工业数据进行数据集重构,得到具有高可调节潜力的工业大用户数据集,并计算在调控成本影响下的分时段分方向工业设备可调节潜力。本文模型实现了综合考虑调控成本和价格激励的工业大用户双向可调节潜力的分时段分析,有助于实现需求侧资源可调节潜力的自动化查询,提升新型电力系统的负荷管理能力,推进可调节资源池的建设。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 杨景旭,李钦豪,张勇军,等. 考虑电网需求匹配度的多EV聚合商需求响应削峰优化建模[J]. 电力自动化设备,2021,41(8):125-134.
YANG Jingxu, LI Qin hao, ZHANG Yongjun, et al. Peak shaving optimization modeling for demand response of multiple EV aggregators considering matching degree of power grid demand[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(8): 125-134.
- [2] 吴迪,王韵楚,郁春雷,等. 基于高斯过程回归的工业用户需求响应潜力评估方法[J]. 电力自动化设备,2022,42(7):94-101.
WU Di, WANG Yunchu, YU Chunlei, et al. Demand response potential evaluation method of industrial users based on Gaussian process regression[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(7): 94-101.
- [3] 国家发展改革委,国家能源局. 关于促进新时代新能源高质量发展的实施方案[EB/OL]. (2022-05-30)[2022-05-30]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2022-05/30/content_5693013.htm.
- [4] 徐箴,孙宏斌,郭庆来. 综合需求响应研究综述及展望[J]. 中国电机工程学报,2018,38(24):7194-7205,7446.
XU Zheng, SUN Hongbin, GUO Qinglai. Review and prospect of integrated demand response[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(24): 7194-7205, 7446.
- [5] 王彩霞,时智勇,梁志峰,等. 新能源为主体电力系统的需求侧资源利用关键技术及展望[J]. 电力系统自动化,2021,45(16):37-48.
WANG Caixia, SHI Zhiyong, LIANG Zhifeng, et al. Key technologies and prospects of demand-side resource utilization for power systems dominated by renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(16): 37-48.
- [6] 周竞,耿建,唐律,等. 可调节负荷资源参与电力辅助服务市场规则分析与思考[J]. 电力自动化设备,2022,42(7):120-127.
ZHOU Jing, GENG Jian, TANG Lü, et al. Rule analysis and cogitation for adjustable load resources participating in ancillary service market[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(7): 120-127.
- [7] 徐青山,丁一帆,颜庆国,等. 大用户负荷调控潜力及价值评估研究[J]. 中国电机工程学报,2017,37(23):6791-6800,7070.
XU Qingshan, DING Yifan, YAN Qingguo, et al. Research on evaluation of scheduling potentials and values on large consumers[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(23): 6791-6800, 7070.
- [8] 陈逸涵,李扬,沈运帷. 基于负荷控制潜力量化模型的工业用户群体画像方法[J]. 电力自动化设备,2021,41(8):208-216.
CHEN Yihan, LI Yang, SHEN Yunwei. Industrial customer group portrait method based on potential quantization model of load control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(8): 208-216.
- [9] 李彬,曹望璋,崔高颖,等. 基于二次分组的避峰负荷优化调控方法[J]. 电网技术,2016,40(12):3904-3911.
LI Bin, CAO Wangzhang, CUI Gaoying, et al. Dispatching approach for optimized peak averting based on secondary round grouping[J]. Power System Technology, 2016, 40(12): 3904-3911.
- [10] 孙毅,毛焯华,李泽坤,等. 面向电力大数据的用户负荷特性和可调节潜力综合聚类方法[J]. 中国电机工程学报,2021,41(18):6259-6271.
SUN Yi, MAO Yehua, LI Zekun, et al. A comprehensive clustering method of user load characteristics and adjustable potential based on power big data[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(18): 6259-6271.
- [11] 孙毅,刘迪,李彬,等. 深度强化学习在需求响应中的应用[J]. 电力系统自动化,2019,43(5):183-191.
SUN Yi, LIU Di, LI Bin, et al. Application of deep reinforcement learning in demand response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(5): 183-191.
- [12] 孔祥玉,刘超,王成山,等. 基于深度子领域自适应的需求响应潜力评估方法[J]. 中国电机工程学报,2022,42(16):5786-5797,6156.
KONG Xiangyu, LIU Chao, WANG Chengshan, et al. Demand response potential assessment method based on deep subdomain adaptation network[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(16): 5786-5797, 6156.
- [13] KONG Xiangyu, KONG Deqian, YAO Jingtao, et al. Online pricing of demand response based on long short-term memory and reinforcement learning[J]. Applied Energy, 2020, 271: 114945.
- [14] WANG Y Y, CHEN J, CHEN X Q, et al. Short-term load forecasting for industrial customers based on TCN-LightGBM[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(3): 1984-1997.
- [15] 涂夏哲,徐箭,廖思阳,等. 考虑过程控制的钢铁工业负荷用能行为分析与功率特性建模[J]. 电力系统自动化,2018,42(2):114-120.
TU Xia zhe, XU Jian, LIAO Siyang, et al. Process controlling based energy consumption behavior analysis and power characteristic modeling for iron and steel industry[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(2): 114-120.
- [16] YUAN X F, QI S B, WANG Y L, et al. Quality variable prediction for nonlinear dynamic industrial processes based on temporal convolutional networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(18): 20493-20503.
- [17] 吴晨,姚菁,薛贵元,等. 基于MMoE多任务学习和长短时记忆网络的综合能源系统负荷预测[J]. 电力自动化设备,2022,42(7):33-39.
WU Chen, YAO Jing, XUE Guiyuan, et al. Load forecasting of integrated energy system based on MMoE multi-task learning and LSTM[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(7): 33-39.

作者简介:



李 彬

李 彬(1983—),男,副教授,博士,主要从事电气信息技术及电力系统通信方面的研究工作(E-mail: direfish@163.com);

明 雨(1998—),男,硕士研究生,主要从事电力需求响应潜力分析方面的研究工作(E-mail: mingncepu@163.com)。

(编辑 王锦秀)

(下转第 166 页 continued on page 166)

Peer-to-peer transaction model for prosumers considering franchise of distribution company

ZHAN Bochun^{1,2}, FENG Changsen³, LIN Zhemin⁴, SHAO Xiaoyu⁵, WEN Fushuan^{1,2}

(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

2. Hainan Institute, Zhejiang University, Sanya 572024, China;

3. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China;

4. Anhui Power Exchange Center Co., Ltd., Hefei 230009, China;

5. Economic & Technical Research Institute of State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230071, China)

Abstract: When designing peer-to-peer power transaction mechanism for the distribution system level, it is needed to consider the franchise owned by the distribution company, and effectively compensate the investment and operation costs of infrastructure owners of the distribution system by designing appropriate network charging mode. A peer-to-peer transaction model for prosumers considering the franchise of distribution company is proposed. Based on the Stackelberg interaction relationship between distribution company and prosumer, a bi-level game model of network fee pricing based on electrical distance is established, the upper level is a decision-making model of network fee price with the maximum income of distribution company as the object, while the lower level is an optimal dispatch model of prosumers considering network fee. The bi-level game model is transformed into a single level mixed-integer programming problem based on Karush-Kuhn-Tucker (KKT) condition, and then the network fee price is obtained. The alternating direction method of multipliers is used to solve the peer-to-peer real-time transaction power quantity and transaction price of prosumers. The simulative results of IEEE 33-bus distribution system verify that the proposed model can guarantee the benefits of all prosumers on the basis of ensuring the secure operation of distribution system, and can reasonably compensate the income loss caused by giving up a part of franchise of distribution company.

Key words: franchise; peer-to-peer transaction; Stackelberg game; network fee; KKT condition; alternating direction method of multipliers

(上接第157页 continued from page 157)

Adjustable potential analysis model for large industrial users based on FCN-TCN-LSTM fusion

LI Bin¹, MING Yu¹, HAO Yihao¹, CHEN Songsong^{2,3}, WANG Weidong^{2,3}

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. Beijing Key Laboratory of Demand Side Multi-energy Carriers Optimization and Interaction Technique,

Beijing 100192, China; 3. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: It is critical to promote the load management ability of new style power system to carry out time-phased analysis of bi-directional adjustable potential for large industrial users comprehensively considering the influence of regulation cost and price incentive. A model based on the fusion of fully convolutional network (FCN), temporal convolutional network (TCN) and long short-term memory network (LSTM) is established to analyze the adjustable potential of large industrial users. A dataset reconstruction model of fully convolutional network is established, and the selection of large industrial users with high adjustable potential load data is realized based on typical load characteristic indicators. Based on high adjustable potential data set, an improved temporal convolutional network is established, the adjustable potential of large industrial users is analyzed and measured under the influence of regulation cost. The proposed model is verified based on real data, and case results show that the proposed model can analyze the adjustable potential of typical equipments of large industrial users, and the model has high stability and accuracy.

Key words: demand response; adjustable potential; industrial equipment regulation; FCN; TCN; LSTM

附录 A

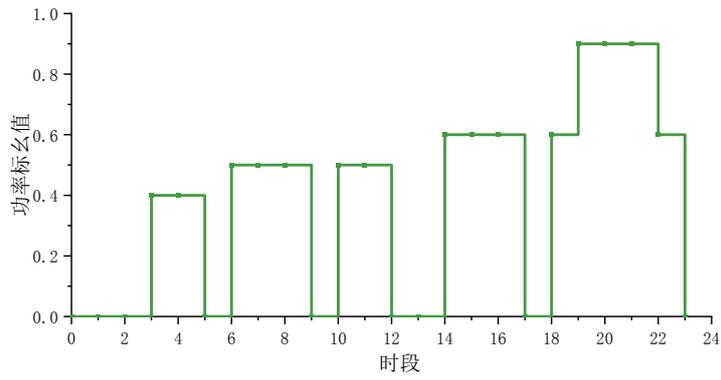


图 A1 持续型冲击负荷模型仿真图
Fig.A1 Simulation diagram of continuous shock load model

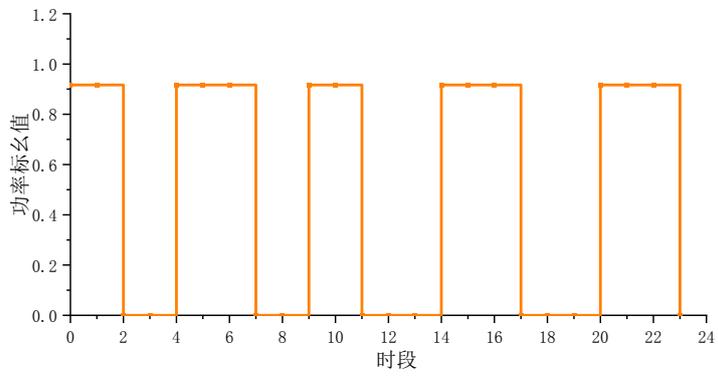


图 A2 间接型冲击负荷模型仿真图
Fig.A2 Simulation diagram of indirect shock load model

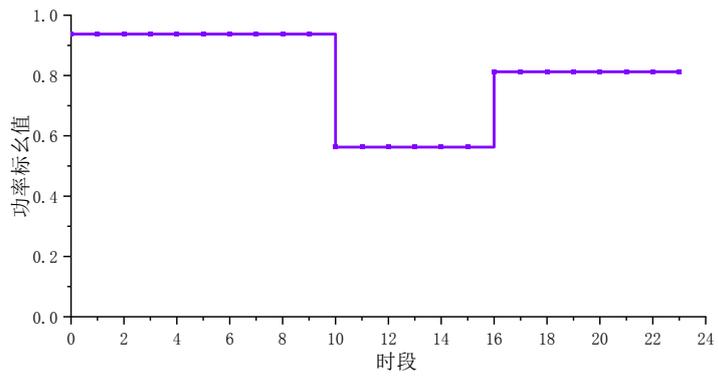


图 A3 辅助生产设备负荷模型仿真图
Fig.A3 Auxiliary production equipment load model simulation diagram

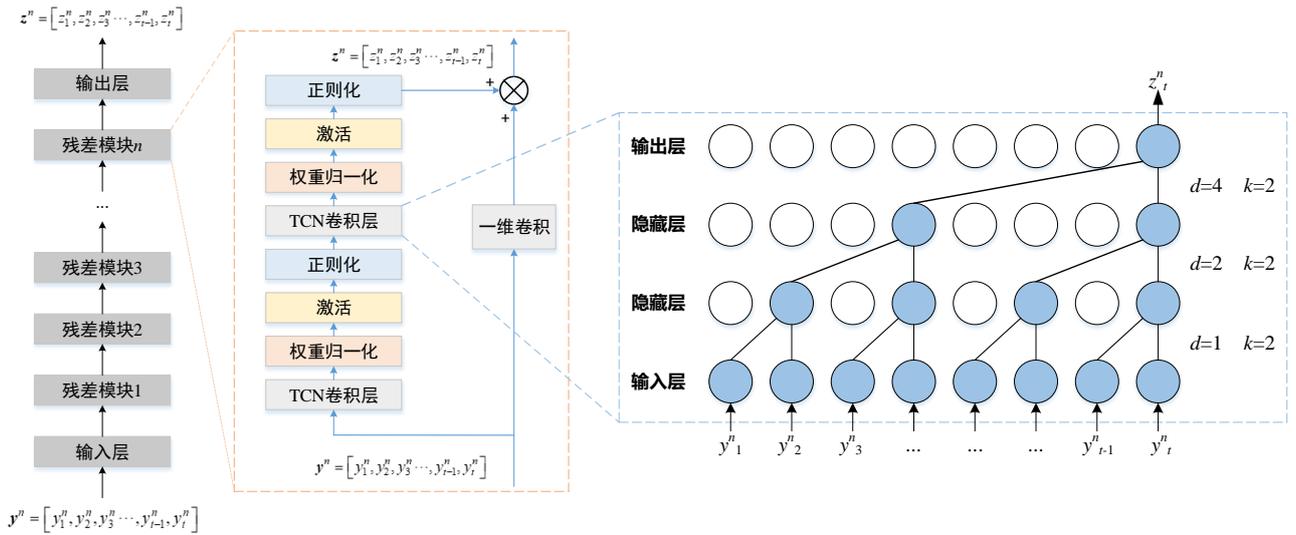


图 A4 TCN 整体结构模型图
Fig.A4 Overall structure of TCN model

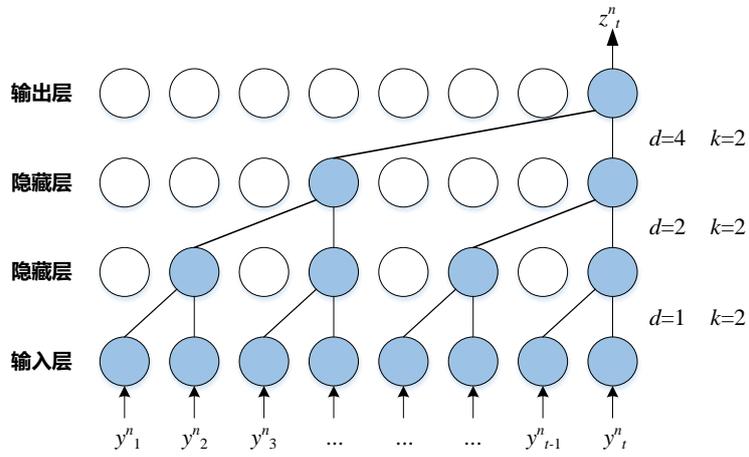


图 A5 TCN 卷积网络结构
Fig.A5 TCN convolutional network structure

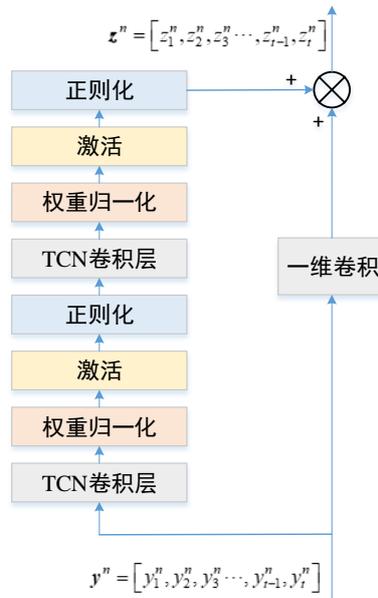


图 A6 残差链接结构
Fig.A6 Residual link structure

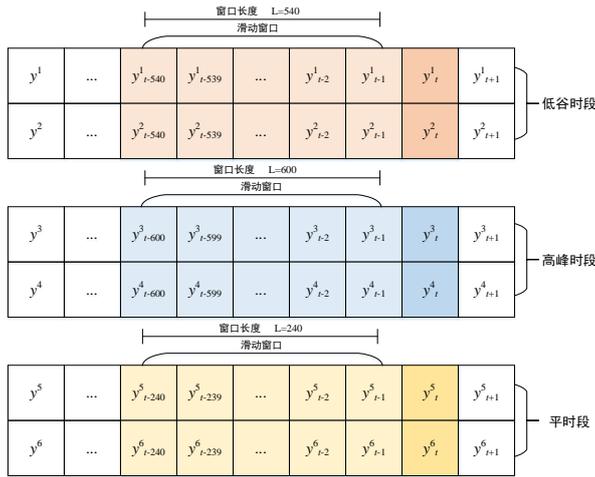


图 A7 各用电时段下对应的滑动窗口

Fig.A7 Corresponding sliding window under each power consumption period

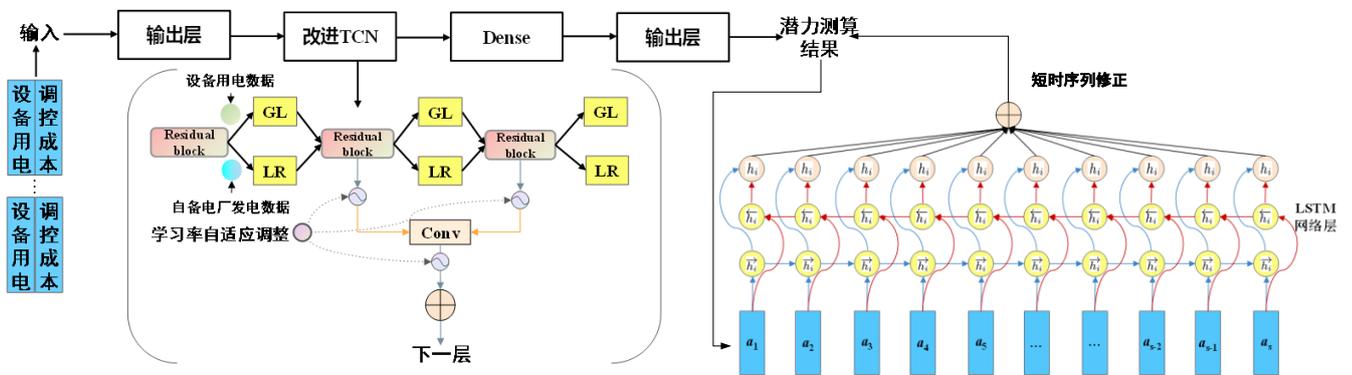


图 A8 调节潜力分析模型图

Fig.A8 Diagram of adjustment potential analysis model

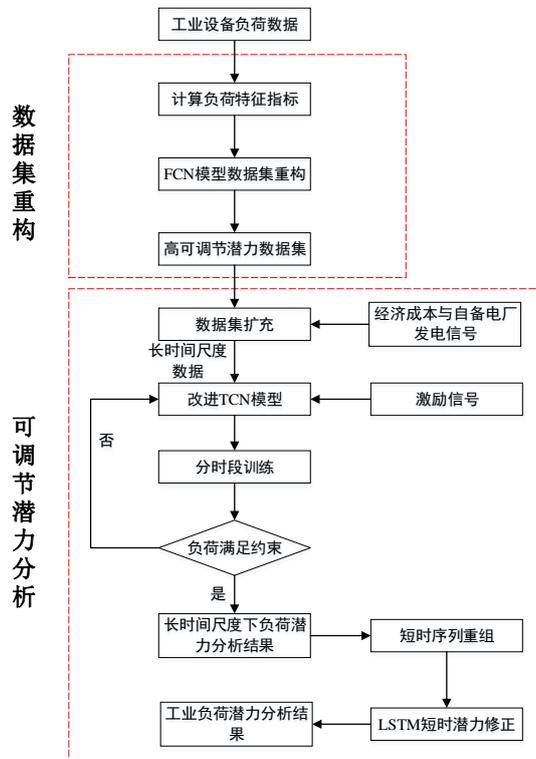


图 A9 负荷潜力测算流程图

Fig.A9 Flowchart of load potential calculation

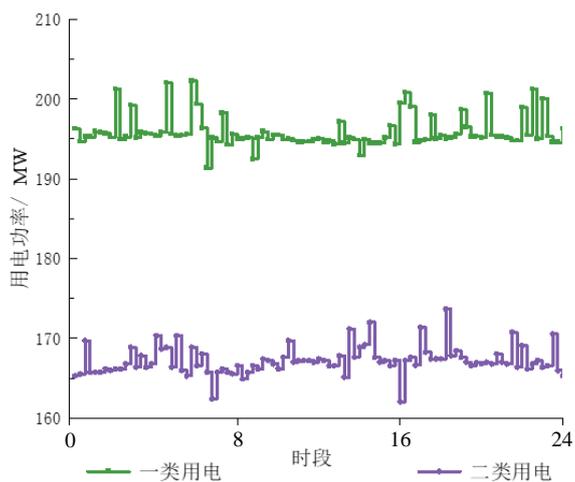


图 A10 工业用电聚类

Fig.A10 Industrial electricity consumption clustering



图 A11 一类用电阶段负荷特性指标皮尔逊系数热力图

Fig.A11 Pearson coefficient heat map of load characteristic indicators for first class electricity consumption period

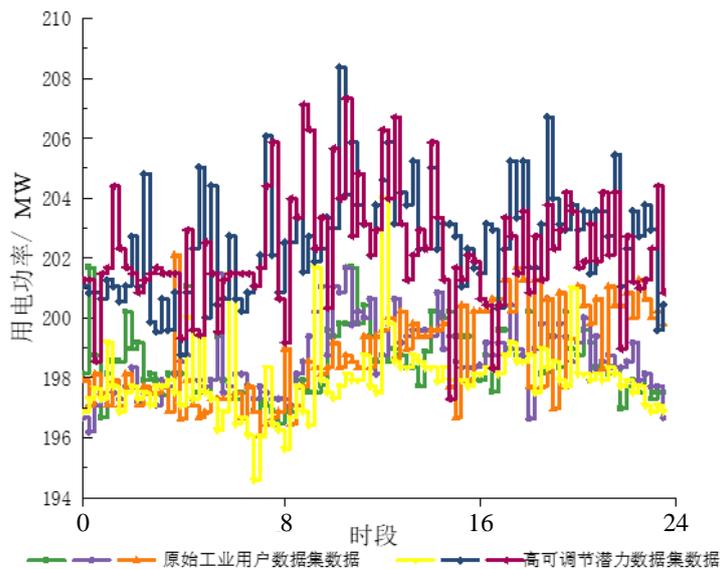


图 A12 一类用电阶段的数据集重构结果

Fig.A12 Reconstruction results of data set for first class electricity consumption period



图 A13 二类用电负荷特性指标皮尔逊系数热力图

Fig.A13 Pearson coefficient heat map of load characteristic indicators for second class electricity consumption period

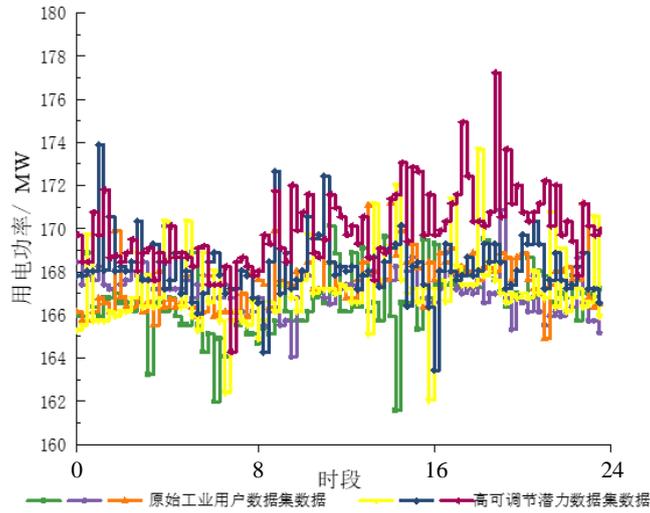


图 A14 二类用电数据集重构结果

Fig.A14 Reconstruction results of data set for second class electricity consumption period

附录 B

表 B1 负荷特性指标
Table B1 Load characteristic indexes

名称	含义	意义
全天负荷率	典型负荷曲线平均功率与全天最大功率之比	反映全天负荷变化
日峰谷差率	典型负荷曲线平均功率与全天最大功率之比	反映全天最大最小负荷差距
峰期负荷率	典型负荷曲线全天最大功率与最小功率的差与全天最大功率之比	反映峰期负荷使用量
谷期负荷率	典型负荷曲线峰期平均功率与全天最大功率之比	反映谷期负荷使用量
平期负荷率	典型负荷曲线峰期平均功率与全天最大功率之比	反映平期负荷使用量
日最小负荷率	典型负荷曲线最小负荷与最大负荷的比值	反映全天负荷波动

用电设备功率约束

依据生产设备间的次序性与流程性，建立设备调控功率约束，约束式如下所示。

$$\sum_{m \in M} \mu_{m,k} = T_{m,b} \quad k \in [t_{m,\min}, t_{m,\max}] \quad (\text{B1})$$

式(B1)为用电设备 m 工作时长约束， M 表示全体设备， $T_{m,b}$ 为设备工作时长， b 为完成生产任务所需的全部时段， $t_{m,\min}$ 表示工作最短时间， $t_{m,\max}$ 表示工作最长时间。

$$\frac{1}{T_{m,n}} \sum_{k=1}^t \mu_{m,k} \geq \mu_{m,t} - \mu_{m,t+1} \quad \forall t \in K \quad (\text{B2})$$

式(B2)为设备 m 不可中断性约束， K 为全部调度时段；

$$\mu_{m',t} \leq \frac{1}{T_{m,b}} \sum_{k=1}^{t-1} \mu_{m,k} \quad \forall t \in K \quad (\text{B3})$$

式(B3)为前置设备约束，即设备 m' 工作后，设备 m 随后才能开始工作；

$$\mu_{m',t} - \mu_{m,t-1} \leq \sum_{k=1}^{t-1} \mu_{m',k} \quad \forall t \in K \quad (\text{B4})$$

式(B4)为设备强关联性约束，即设备 m' 开始工作设备 m 必须开始工作；

$$\mu_{m',t} = \mu_{m,t} \quad \forall t \in K \quad (\text{B5})$$

式(B5)为设备同步约束，即关联性极强的两类用电设备其运行状态系数保持一致。

表 B2 大工业用电价格
Table B2 Large industrial electricity prices

工业用电时段	电度电价/ [元·(kW·h) ⁻¹]	基本电价	
		最大需量/ [元·(kW·月) ⁻¹]	变压器容量/ [元·(kV·A·月) ⁻¹]
峰 (09:00—12:00, 18:00—23:00)	0.5377		
谷 (00:00—08:00)	0.1387	28.5	19
平 (其余时段)	0.3382		

表 B3 对应时段参数

Table B3 Parameters of corresponding periods

时段	调控方向	基本电价调控成本	分时电价调控成本	设备关联设置
谷	向上	E_u^t	E_u^t	$\mu_{m,t} = \mu_{m,t-1} = 1$
峰	向下	E_d^p	E_d^p	
平	向上	E_u^n	E_u^n	

注: E_u^t 、 E_u^n 分别为基本电价下低谷时段与平时段的向上调控成本, E_d^p 为基本电价下高峰时段的向下调控成本, E_u^t 、 E_d^p 、 E_u^n 为分时电价下对应时段的调控成本。

表 B4 二类用电阶段的生产设备可调节潜力

Table B4 Adjustable potential of production equipments for second class electricity consumption period

设备类型	向上调控		向下调控	
	调控时段	潜力范围/MW	调控时段	潜力范围/MW
主要设备	(00:00, 09:00]	8.05~13.47	(09:00, 12:00]	9.21~19.26
	(12:00, 18:00]	3.25~12.80	(18:00, 24:00]	3.23~13.47
辅助设备	(00:00, 09:00]	0.85~1.73	(09:00, 12:00]	0.17~1.30
	(12:00, 18:00]	0.33~1.86	(18:00, 24:00]	0.12~1.82

表 B5 一类用电阶段的辅助设备日内最大可调节潜力

Table B5 Maximum daily adjustable potential of auxiliary equipments for first class electricity consumption period

调控时段	调控方向	基本电价潜	分时电价潜	修正潜力	自备电厂发电	单独 LSTM 模
		力/MW	力/MW	范围/MW	潜力/kW	型潜/MW
(00:00, 09:00]	向上	0.24	0.47	0.33	0	0.20
(09:00, 12:00]	向下	0.31	0.41	0.36	0	0.27
(12:00, 18:00]	向上	0.28	0.36	0.31	3.01	0.23
(18:00, 24:00]	向下	0.17	0.25	0.19	0	0.22

表 B6 二类用电阶段的主要生产设备日内最大调节潜力

Table B6 Maximum daily adjustable potential of main production equipments for second class electricity consumption period

调控时段	调控方向	基本电价潜	分时电价	修正潜力	自备电厂发	单独 LSTM 模
		力/MW	潜力/MW	范围/MW	电潜力/MW	型潜力/MW
(00:00, 09:00]	向上	9.49	18.43	14.79	0	5.94
(09:00, 12:00]	向下	14.14	18.47	16.5	0	7.81
(12:00, 18:00]	向上	6.74	9.74	7.30	0.23	6.80
(18:00, 24:00]	向下	7.81	13.83	10.55	0	7.11

表 B7 二类用电阶段的辅助设备日内最大调节潜力

Table B7 Maximum daily adjustable potential of auxiliary equipments for second class electricity consumption period

调控时段	调控方向	基本电价潜	分时电价潜	修正潜力	自备电厂发电	单独 LSTM 模
		力/MW	力/MW	范围/MW	潜力/MW	型潜力/MW
(00:00, 09:00]	向上	1.40	2.15	1.73	0	1.20
(09:00, 12:00]	向下	0.76	1.15	0.81	0	0.66
(12:00, 18:00]	向上	1.26	1.67	1.45	0.02	1.17
(18:00, 24:00]	向下	0.83	1.55	0.93	0	0.73