

# 长短期记忆网络在虚拟电厂数据中心的应用

陈峻<sup>1</sup>, 宁思衡<sup>2</sup>

1. 上海时石能源有限公司, 上海 201402;
2. 中国科学院大学应急管理科学与工程学院, 北京 100049

## 摘要

可再生能源发电具有间歇性、随机性和不可控性, 为绿色能源的充分利用带来了挑战。虚拟电厂数据中心具有高能耗特性, 因此成为可再生能源中间歇性(非调度性)电力的高效吸纳与调控手段。基于此, 提出了一种通过时间嵌词编码的长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络对虚拟电厂“源荷”双侧状态进行预测的方法。该方法可实现15分钟级的“电力短缺”主动预警, 为容器的暂停和备份创造充分的缓冲时间窗口, 结合容器技术实现数据中心的动态能耗管理, 从而提升了虚拟电厂数据中心应对电力供需失衡的鲁棒性。这对稳定电网运行、加速绿色清洁能源应用、构建能源生态的服务格局、加速电网数字化转型具有重要的意义。

## 关键词

虚拟电厂; 数据中心; 深度学习; 长短期记忆网络; 容器技术

中图分类号: TP399

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-0271.2023077

## *Application of long short-term memory networks in virtual power plant data centers*

CHEN Jun<sup>1</sup>, NING Siheng<sup>2</sup>

1. Shanghai SS Energy Co., Ltd., Shanghai 201402, China
2. School of Emergency Management Science and Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

## *Abstract*

The intermittent, random and uncontrollable power generation characteristics of renewable energy pose challenges for the full utilization of green energy. The high energy consumption feature of the virtual power plant data center makes it an efficient absorption and regulation strategy for the intermittent (non-dispatchable) power in renewable energy. This paper proposes a method to predict the "source-load" dual-state of the virtual power plant using a long short-term memory network that incorporates time-embedded encoding. The results indicate that using the model presented in this paper can achieve proactive alerts for "power shortages" at 15-minute intervals, creating ample buffer time windows

for container suspension and backup. Combined with container technology, it realizes dynamic energy consumption management in data centers, thereby enhancing the robustness of the virtual power plant data center against power supply-demand imbalances. This technology is of great significance for stabilizing grid operations, accelerating the application of green clean energy, constructing a service pattern for the energy ecosystem and speeding up the digital transformation of the grid.

### Key words

virtual power plant, data center, deep learning, long short-term memory network, container technology

## 0 引言

在“双碳”目标驱动下,加大可再生能源占比对实现能源转型、绿色低碳发展具有重大意义。但可再生能源获取不稳定、难以大量发电,导致实践中容易出现发电与用电需求难以维持动态平衡的现象。在国家“30·60”战略<sup>[1]</sup>推动下,虚拟电厂成为开展新型电力系统建设、解决能源变革的重要手段,为新能源电力的安全、高效利用开辟了一条新的路径<sup>[2]</sup>。在电力供应紧张时段,集成分布式能源资源管理系统可以直接调度海量分散的电力负荷和供给资源,跨空间自主调控供需两端的功率,保证电网的安全稳定运行。

虚拟电厂是“互联网+源网荷储”<sup>[3]</sup>一体化的数字化能源管理系统,通过先进信息通信和监测控制技术,将闲散的电力负荷资源聚合起来并加以优化控制。近年来,我国电力系统和政策市场的变化,为虚拟电厂的诞生、发展提供了环境,虚拟电厂受到了越来越多的关注。虚拟电厂兼具“源-荷”<sup>[4]</sup>特性,既能提高电网的稳定性和可靠性,又可以消纳电网的电力,更灵活地实现“削峰填谷”<sup>[5]</sup>的功能。虚拟电厂不仅是当前电力系统和市场发展的必然选择,也是未来智能、高效、可持续电网体系<sup>[6]</sup>的重要组成部分,在现代电力系统中拥有巨大潜力和价值。

随着虚拟电厂的快速演进和国内对人工智能需求的日益高涨,计算资源低成本化在虚拟电厂领域的重要性日益凸显,国内社会对数据中心提出了更加严格的技术要求,具体如下。

- 优秀的环境适应性。虚拟电厂可能大规模地采纳可再生能源,数据中心必须具备对电力供应不稳定性和波动性的高度适应能力。此外,数据中心也应实施高效的能源管理策略,以降低对整体电力系统的负载。

- 先进的预警系统。虚拟电厂的操作和管理模式涉及多种复杂的电力供应链和需求响应策略,数据中心的预警系统必须具备高度的敏感性和较好的响应能力。为了满足这一需求,深度学习方法可能是最好的选择。其中,结合时间嵌词编码的LSTM的特殊门控机制<sup>[7]</sup>是专为处理具有时间依赖性的序列数据而设计的。LSTM可以实时分析和处理大量的电力数据,从而为数据中心提供精确的潜在问题预测。预警系统的高度自动化和智能化不仅确保了数据中心的稳定运行,还为电力市场中的策略决策提供了有力支持。

- 无损的调节能力。在传统电力系统中,强制调节电力供应通常会导致一定程度的服务中断或数据损坏。然而,虚拟电厂技术的发展对数据中心提出了无损调节的新要求。这意味着数据中心需要在不影响系统整体完整性和“断点续行”能力的前提下,灵活地调整电力需求。这一能力不仅可以提高电网整体电力使用效率,还有助于

减少运营成本和环境影响。

综上所述,虚拟电厂为数据中心带来了一系列前沿的技术要求,包括环境适应性、高级预警机制和无损调节策略等。这些技术要求不仅提升了数据中心的技术标准,而且为数据中心未来的技术演进提供了广阔的研究空间。本文在虚拟电厂数据中心的电力调控方面提出了一系列创新性策略,包括使用LSTM进行电力需求和供应的预测、引入时间嵌词编码以提高预测准确性以及实现自动化和实时响应机制。这些策略不仅在预测准确性、自动化程度和可持续性方面有明显优势,还有效减少了对人工干预的依赖。与现有的调控策略相比,本文方法更先进、有效,具有重要的社会和环境意义。首先,数据中心可以通过“隔墙售电”获得更低的闲时电价,降低计算服务的成本,更好地助力智

能化和云计算。其次,本文方法通过智能调控策略提高了电力系统的整体稳定性和效率,进而推动可再生能源在电力系统中的发电比例。再次,自动化和智能化的电力调控不仅可以降低运营成本,还有助于提高服务稳定性和降低服务价格。最后,本文为电力系统的未来研究提供了新的视角和思路。

## 1 虚拟电厂数据中心系统架构

作为虚拟电厂负荷侧的用电主体之一,数据中心成为负荷侧的可调节资源,为虚拟电厂提供调控手段。面对电力波动,为了保持服务的连续性和稳定性,数据中心需要具备预警能力和无损调节的能力。

传统虚拟电厂数据中心系统架构如图1

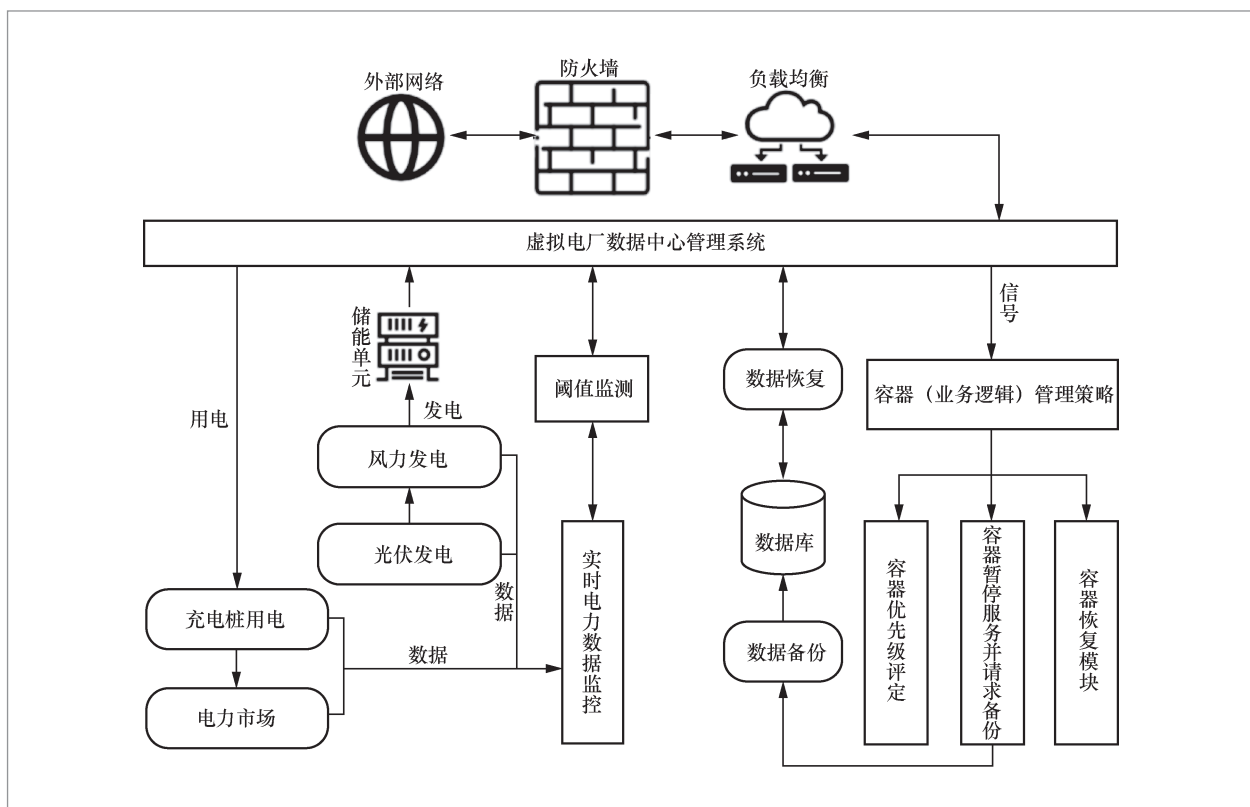


图1 传统虚拟电厂数据中心系统架构

所示,包含用电、发电、电力检测、容器管理4个部分。

在传统数据中心架构中,电力供应和管理是至关重要的一环。传统的数据中心通常需要配备一个足以支撑其高负荷运转的大型储能单元。这些储能单元通常是由一系列高成本的电池或其他储能设备组成的,目的是在电力短缺或其他紧急情况下提供临时电力。然而,这种设置有以下几个明显的缺点。

- 高成本。为满足数据中心的缓冲电力需求,需要配备一个大型储能单元,而它的成本很高,再加上使用过程中电池储电量的衰减,进一步增加了数据中心的运营成本。

- 反应时长有限。传统数据中心通常依赖预设的规则和阈值来进行电力短缺的警报和响应。这种方法往往只能在问题即将发生或已经发生后才能触发警报,这意味着数据中心的容器只有非常有限的时间做出响应。

- 被动响应模式。由于警报通常在问题发生后才触发,这种模式是极为被动的。这不仅限制了数据中心应对突发事件的灵活性,也可能增加运营问题和成本。

传统数据中心在电力管理方面存在一些固有的局限性,特别是在储能成本和响应机制方面。这些问题需要通过更先进、更灵活的方案来解决,以提高数据中心的效率和可靠性。

## 2 新型虚拟电厂数据中心管理系统

### 2.1 系统架构

本文提出的新型虚拟电厂数据中心系统架构如图2所示,包含用电、发电、预警、容器管理4个部分。

本文提出的架构运用了深度学习模型进行电力需求的预测。这不仅提高了预警的准确性,还能提前15 min发出电力短缺的预警。15 min的时间窗口为数据中心的容器提供了足够的时间来暂停运行的服务并进行数据备份,极大地减少了电力短缺引起的数据丢失和服务中断的风险。另外,该系统架构具有较好的动态响应能力和自适应性,能够根据预测结果自动调整资源分配和备份策略。这一点与传统架构的静态和人工干预方式形成了鲜明的对比。

总体而言,该系统架构通过引入数据驱动的智能预测和动态响应机制,不仅提升了分布式能源资源的整合和管理效率、虚拟电厂的抗风险能力,还为应对未来不断变化的需求和挑战做好了充分准备,能够保证可持续的电力供应。

### 2.2 工作机理

在虚拟电厂数据中心系统中,电源主要来源于风电和光伏发电。由于这两种可再生能源具有较强的波动性,数据中心面临着用电功率管理的挑战。为了解决这一问题,该系统基于LSTM模型进行电力需求和供应的预测。这个模型能够相对准确地预测未来15 min可能出现的电力短缺或过剩情况。

为了更准确地捕捉电力需求的季节性和周期性变化,本文在模型的输入层拼接了嵌词编码过的月份和星期信息。这些嵌词编码能够将月份和星期转换为一组连续的数值向量,使神经网络能够捕捉时间信息中的潜在模式。例如,电力需求在工作日可能与周末有所不同,夏季和冬季的电力需求也可能有显著差异。通过这种方式,LSTM模型能够更全面地理解电力需求的动态变化,从而生成

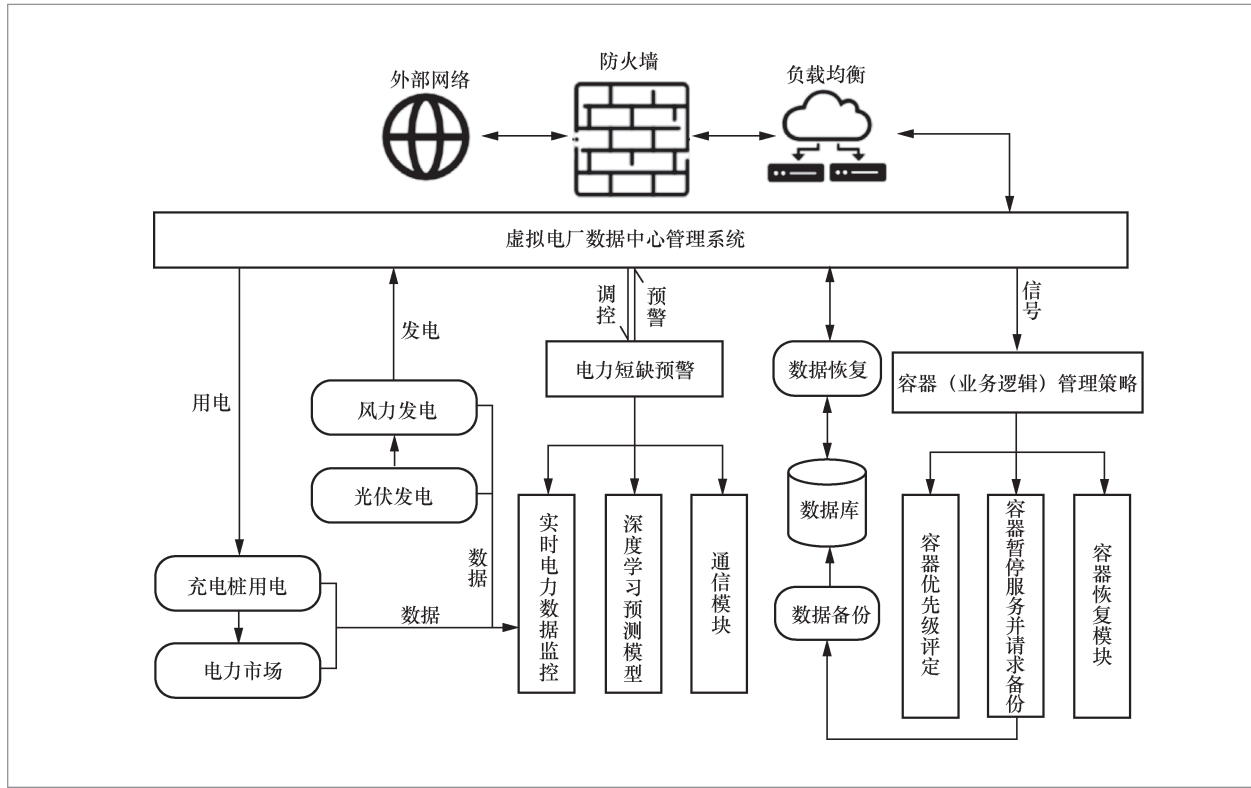


图2 新型虚拟电厂数据中心系统架构

更准确的预测结果。

一旦接收到电力短缺的预警，数据中心的容器会自动进入安全模式。在这个模式下，非关键任务会被暂停，而关键任务则会被迅速备份。这为数据中心提供了一个15 min的时间窗口，以确保在电力供应不稳定的情况下，关键数据和应用不会受到影响。同时，控制系统还会自动调整各种能源存储设备（如电池和超级电容器）的充放电状态，以维持电网的供需平衡。这一切都是通过与数据中心内部的“协调优化”模块进行实时通信来实现的。

总而言之，本文提出的数据中心系统通过智能预测和动态响应，成功地解决了可再生能源波动性强所带来的问题，确保了数据和应用的安全性和可用性。

### 3 数据与模型结构

#### 3.1 数据集和数据特性

本文的模拟实验使用的数据均来自德国ENTSO-E和AG Energiebilanzen公司统计的2020—2022年德国境内电力数据，电力数据集的数据类型见表1。

数据集内的所有数据的采样间隔为15 min，均来自德国境内发电厂的真实数据。电力数据集的分布如图3所示。该箱体图提供了一个全面的视角来审视各种发电方式在数据分布和离散度方面的特性。其中，风能和光伏发电的数据离散度显著高于其他发电形式，这一现象揭示了这两种

表1 电力数据集的数据类型

能源类型	电力数据类型	描述
电力来源	Hydro pumped storage consumption	抽水蓄能电站消耗的电量 (负数通常表示电站正在消耗电力以泵水到高处的水库)
	Nuclear	核电站产生的电量
	Hydro Run-of-River	顺流式水电站产生的电量
	Biomass	生物质能源产生的电量
	Fossil brown coal / lignite	使用褐煤或煤泥产生的电量
	Fossil hard coal	使用硬煤产生的电量
	Fossil oil	使用石油产生的电量
	Fossil gas	使用天然气产生的电量
	Geothermal	地热能产生的电量
	Hydro water reservoir	水库式水电站产生的电量
	Hydro pumped storage	抽水蓄能电站产生的电量 (正数通常表示电站正在释放水以产生电力)
	Waste	使用废物作为燃料产生的电量
	Others	其他电力来源
	Wind offshore	离岸风电产生的电量
	Wind onshore	在岸风电产生的电量
	Solar	太阳能产生的电量
	负载	Load

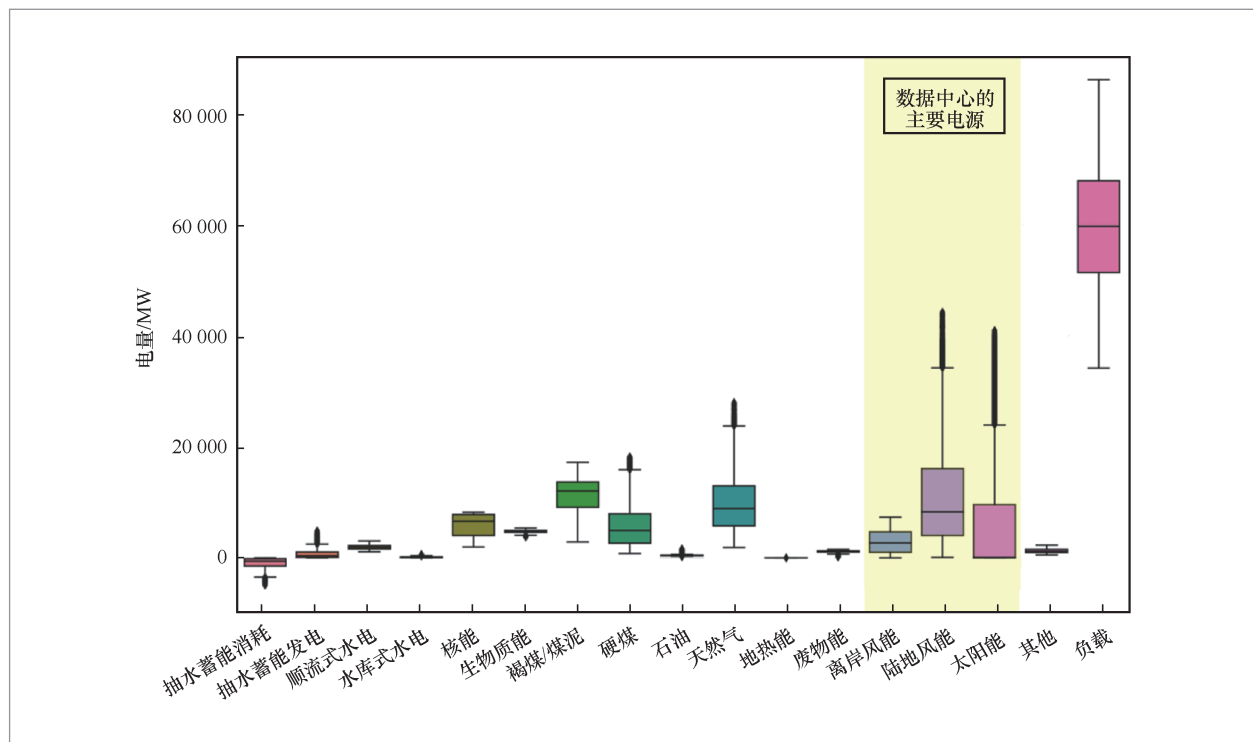


图3 电力数据集中各种能源的分布

可再生能源在供电稳定性和对环境条件（如风速和太阳辐射）的依赖性方面存在隐患。这种高度的数据离散性会对电力系统的鲁棒性和电力调度算法产生复杂的影响。该箱体图不仅揭示了电力网络的复杂性，还凸显了优化电力调度策略的难度。取其中任意一周的数据进行放大观察，可再生能源在发电与负载中的占比如图4所示。

从图4可知，可再生能源的发电比例与负载比例的走势基本相似，少有迟滞和交

叉，响应速度快。虚拟电厂能在再生能源“年富力强”的时候“物尽其用”，这通常意味着德国境内电力供应策略可能优先使用可再生能源。

累积发电与负载对比如图5所示。由图5可知，本周数据存在负载（电力需求）大于累积发电量的现象。这种现象主要出现在需求峰值时，即使通过电力系统跨境输电也无法满足当时的电力需求。在这种情况下，拥有高效稳定的应急策略、能够保

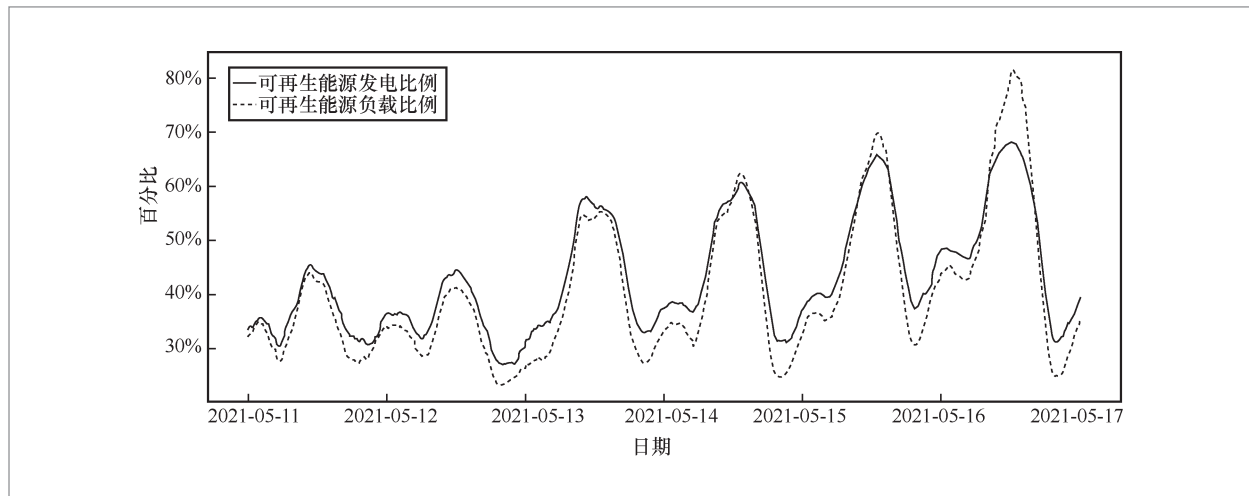


图4 可再生能源在发电与负载中的占比

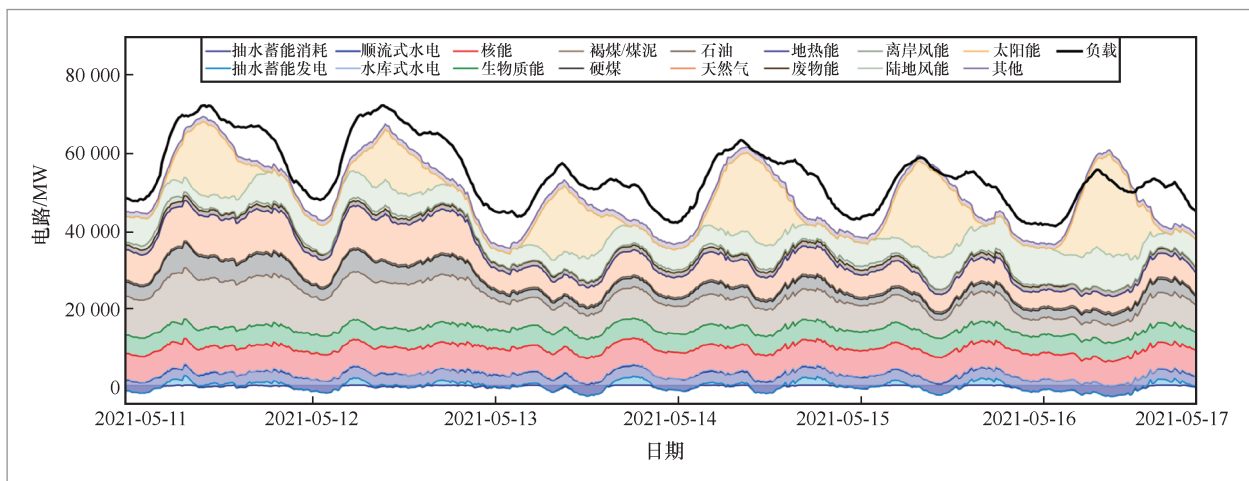


图5 累积发电与负载对比

障客户数据完整性的虚拟电厂数据中心，就显得尤为重要。

### 3.2 深度学习模型结构

为了精准预测此类“电力短缺”事件，防止造成无法挽回的损失，本文提出一种基于LSTM的预测模型。该模型结构包括输入层、LSTM单元和输出层。为了捕捉更多的时间序列信息，本文在LSTM模型前加入了嵌词编码过的月份和星期，提出了Embedding\_LSTM模型，该模型整体结构如图6所示。

#### 3.2.1 输入层

输入层接收一个由17维电力数据、月份和星期组成的复合输入。电力数据需要进行标准化处理，以便模型能够捕捉其内

在规律。而星期和月份信息通过嵌词编码（即式(1)和式(2)）转换为低维向量。这两部分数据随后被拼接在一起，形成一个高维输入向量，为模型后续的隐藏层提供丰富的特征信息。

$$\text{星期: } \mathbb{Z}_7 \rightarrow \mathbb{R}^d \quad (1)$$

$$\text{月份: } \mathbb{Z}_{13} \rightarrow \mathbb{R}^d \quad (2)$$

#### 3.2.2 LSTM层

LSTM层通过堆叠两个LSTM模型来增加模型的复杂性和学习能力。单个LSTM单元的内部状态（即隐藏状态和单元状态）的维度是128，并且每次前向传播时会考虑96个时间步长的数据。基本的LSTM单元结构如图7所示。

LSTM内部每一层的计算如下。

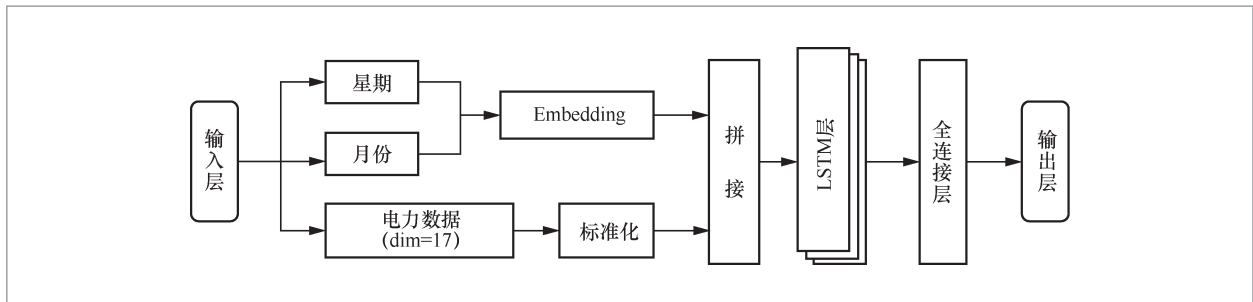


图6 Embedding\_LSTM 模型结构

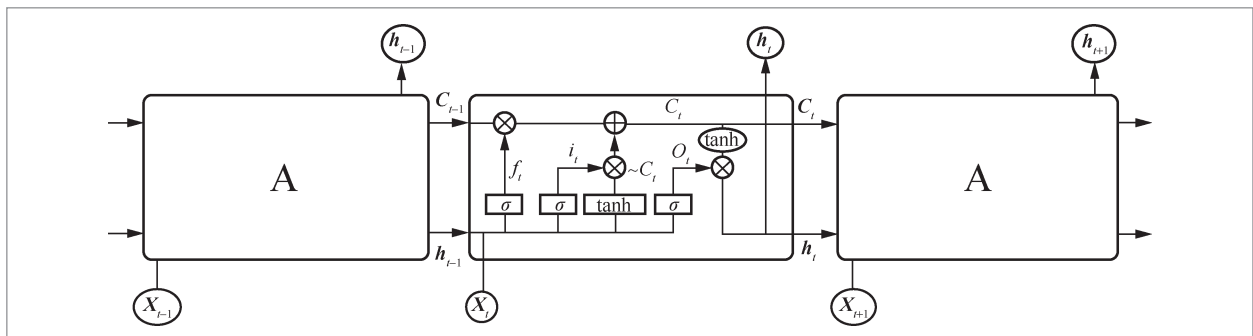


图7 基本的LSTM单元结构

$$i_t = \sigma(W_{ii}x_t + b_{ii} + W_{hi}h_{t-1} + b_{hi}) \quad (3)$$

$$f_t = \sigma(W_{if}x_t + b_{if} + W_{hf}h_{t-1} + b_{hf}) \quad (4)$$

$$g_t = \tanh(W_{ig}x_t + b_{ig} + W_{hg}h_{t-1} + b_{hg}) \quad (5)$$

$$o_t = \sigma(W_{io}x_t + b_{io} + W_{ho}h_{t-1} + b_{ho}) \quad (6)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t \quad (7)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_{t-1}) \quad (8)$$

其中,  $W$ 和 $b$ 表示LSTM神经元的权重矩阵和偏置矩阵,  $W_{ii}$ 和 $b_{ii}$ 分别表示 $W$ 和 $b$ 的第 $i$ 行和第 $i$ 列,  $x_t$ 是在时间 $t$ 时的输入,  $h_{t-1}$ 是该层在 $t-1$ 时刻的隐藏状态或时间0的初始隐藏状态,  $c_t$ 是在时间 $t$ 时的单元状态,  $h_t$ 是在时间 $t$ 时的隐藏状态。在每个时间步 $t$ , LSTM接收输入 $x_t$ 和前一个时刻的记忆状态 $c_{t-1}$ 和隐藏状态 $h_{t-1}$ 。然后, 使用门控机制来计算输入门 $i_t$ 、遗忘门 $f_t$ 、单元门 $g_t$ 、输出门 $o_t$ 。 $\odot$ 是矩阵的Hadamard乘积,  $\sigma$ 是Sigmoid函数, 计算式如下。

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (9)$$

该LSTM层旨在处理具有复杂时间依赖性的高维输入数据, 通过多层堆叠和较大的隐藏层维度来增加模型的表达能力<sup>[8]</sup>, 这样的设计有助于模型更准确地预测未来的电力需求和供应情况。

### 3.2.3 输出层

输出层是一个全连接层, 具有17个输出节点, 与原始电力数据的维度相匹配。这一层的主要任务是将LSTM层的高维隐藏状态映射为一个17维的输出向量。这个输出向量代表了未来15 min的电力需求

和供应预测。全连接层由于没有激活函数或其他非线性操作, 能够直接线性地转换前一层(即LSTM层)的输出。这样的设计使模型能够在最后一步生成与原始电力数据相同维度的预测结果, 便于后续的解释和应用。

模型采用了基于时间窗口的训练模式, 具体来说, 它使用一天左右的历史数据作为输入来预测未来的电力需求和供应情况。模型的输入层接收一个17维的电力数据以及月份和星期信息。电力数据进行标准化处理, 而月份和星期信息则通过嵌词编码进行处理。这些处理后的数据随后被拼接在一起, 形成模型的最终输入。整体而言, 该模型综合考虑了电力数据的多维特性、时间依赖性以及其他辅助信息(如月份和星期), 实现了对电力需求和供应的有效预测。

## 4 实验结果分析

### 4.1 电力数据预测分析

在同类型实验中, 评价指标选择常用的均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)进行评估, 这两项指标均能对连续变量的预测结果和实际值的差进行很好的量化, RMSE和MAE的数学表达式如下。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_i (y_{pre,i} - y_{true,i})^2} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_i |y_{pre,i} - y_{true,i}| \quad (11)$$

其中,  $y_{pre,i}$ 为模型预测值,  $y_{true,i}$ 是实际值,  $n$ 为数据的总数。这两个指标都以电力

数据的兆瓦(MW)为单位,数值越小表示模型的预测效果越好,预测结果越接近实际值。

对长短时记忆网络模型进行测试后,得到了各维度的评价指标,具体数据见表2。

“陆地风能”和“光伏发电”的RMSE和MAE值相对较高,这表明这些电力来源可能受到多种不可预测因素的影响,导致发电量预测相对较难。其次,“地热能”的RMSE和MAE值非常低,几乎接近于零,这意味着该电力来源的发电量相对稳定或者模型对其预测表现出色。

为了直观地感受本文提出的模型预测的准确性,本文从离岸风能、陆地风能、太阳能和负载4个维度选取720个样本点绘制实际电量与预测电量对比曲线,如图8所示。其中,蓝色线是真实值,橙色

线是预测值。可以看出,橙色线基本复制了蓝色线的走势,几乎覆盖了蓝色线的数据,预测值与真值非常接近,几乎同步变化。这表明模型在这4个关键数据类型上的预测性能表现得相当出色。在陆地风能和离岸风能这两个维度上,模型能够准确捕捉到电量的波动趋势。对于风能这种受多种环境因素影响的可再生能源来说,这无疑是一个令人鼓舞的结果。对于太阳能而言,模型同样展示了高度的预测准确性,这意味着模型能够有效地应对太阳能发电量受天气、季节等因素的影响。在负载这一维度上,模型也能准确预测电力需求,这对于电网运营和电力供应策略的优化具有重要意义。

总体而言,这些结果证明了本文提出的模型在这4个关键数据类型的预测上具有高

表2 各维度评价指标对比

电站种类	平均平方误差	平均绝对误差
抽水蓄能电站耗电	170.95	114.42
抽水蓄能电站发电	169.02	107.82
顺流式水力发电	12.97	9.10
水库式水力发电	44.18	32.15
核电站发电	26.53	18.72
生物质能源发电	18.25	12.72
使用褐煤或煤泥为燃料的火力发电	131.63	89.07
使用硬煤为燃料的火力发电	112.90	81.95
使用石油为燃料的火力发电	14.72	5.24
使用天然气为燃料的火力发电	290.21	152.63
地热能发电	0.23	0.13
使用废物作为燃料的火力发电	34.72	13.08
离岸风电	130.92	87.07
在岸风电	303.02	224.43
光伏	263.46	197.36
其他	14.30	7.68
负载	394.03	294.64
总计	173.29	85.19

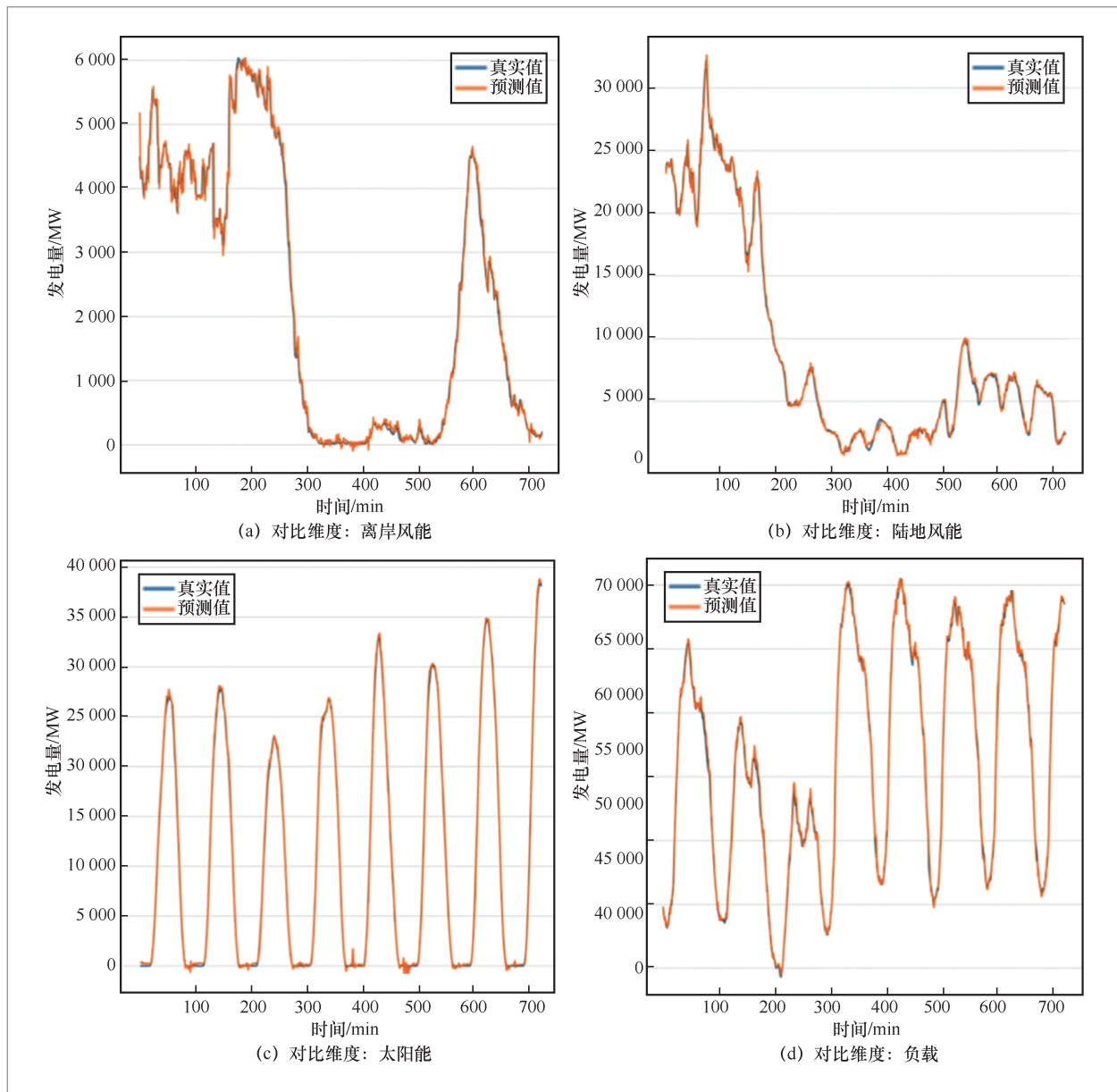


图8 实际电量与预测电量对比

度准确性,也进一步印证了其在电力系统分析和优化中的应用潜力,为未来更复杂、更全面的电力系统模型提供了有力的支持。

#### 4.2 电力短缺事件预测评价

本节基于LSTM神经网络模型的预测结果计算电力短缺事件,测试集的大小为

20 909个样本点,涵盖了217天的数据,该测试集为模型提供了足够多的样本来进行全面的评估,表3展示了电力短缺事件预测的详细结果。

表3显示,模型在预测“实际为假”和“实际为真”的事件上表现得相当出色。模型成功地将13 112个实际为假的事件预测为假,而只有213个实际为假的事件被误判为

真；模型将7 265个实际为真的事件准确地预测为真，仅有319个实际为真的事件被误判为假。从准确率、F1分数和精确度这3个指标来看，模型在整体预测上的准确性非常高；召回率为95.86%，表明模型能够准确地识别出绝大多数实际为真的电力短缺事件；假阳性率意味着模型在可能造成重要损失的情况下的误报率仅为1.6%。

综上所述，这些评价指标说明该模型在电力短缺事件预测方面表现出色，具有很高的可靠性、准确性，这对虚拟电厂的数据中心管理系统具有重要的实用价值。

### 4.3 虚拟电厂数据中心容器管理

本节的模拟实验研究了容器管理系统的功率信号动态响应过程，如图9所示。该实验模拟了一个典型的数据中心环境，功率需求会随时间变化。在模拟实验中，容器管理系统能够及时预警并给予15 min的“黄金窗口”，能够及时完成非关键任务容器的暂停和关键任务容器的迅速备份。

- 稳态阶段(0~20 min)。在实验开始的前20 min，系统处于稳态，虚拟电厂电力供应充足，功率需求约为1 700 kW。这一阶段反映了数据中心在正常运行状态下的功率消耗。

- 下降阶段(21~25 min)。系统接到了“电力短缺”预警，进入一个短暂的下降阶段，功率需求从1 700 kW迅速下降到50 kW。为应对“电力短缺”事件，虚拟电厂对供电策略进行优化调整，此时无法满足数据中心对电力输出稳定性和连续性的要求。这一阶段模拟了数据中心在遭遇突发事件的功率需求变化。

- 低功率阶段(26~265 min)。系统进入一个长达近240 min的低功率阶段，功率需求维持在约50 kW。这一阶段代表了

表3 电力短缺事件预测结果

混淆矩阵	预测为假	预测为真
实际为假	13 112	213
实际为真	319	7 265
准确率	97.48%	
召回率	95.86%	
F1分数	96.49%	
精确度	97.13%	
假阳性率	1.6%	

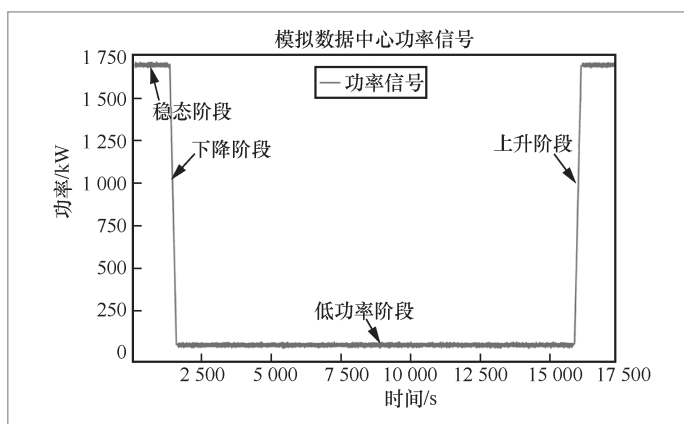


图9 容器管理系统功率信号动态响应过程

数据中心在高峰时段且用电紧张时的功率消耗。

- 上升阶段(266~270 min)。“电力短缺”警报解除，系统再次进入一个上升阶段，功率需求从50 kW迅速回升至1 700 kW，之后维持稳态。

该模拟实验不仅揭示了数据中心容器管理系统在不同时间尺度下的功率需求和响应特性，还展示了其在面对突发事件（如“电力短缺”）时出色的动态响应能力。

## 5 结束语

本文提出了一种综合运用深度学习和容器化技术的方法，旨在对虚拟电

厂的“源荷”双侧状态进行实时预测和预警。该方法成功实现了15 min级别“电力短缺”主动预警机制,为数据中心的高可用性和鲁棒性提供了强有力的数据支持。本文基于LSTM构建的电力短缺预警模型的预测准确率高达97.48%,这一结果明显高于传统方法。该方法将LSTM网络与容器化技术结合,使该预警系统在数据中心的能效优化和安全管理方面具有显著效果,可以有效地应对电力供应不足或突发事件,从而减少运营风险。该方法不仅适用于虚拟电厂数据中心,还具有广泛的应用前景,例如多个可再生能源分支的管理、智能电网以及工业自动化等多个领域。

## 参考文献:

- [1] 钱晓栋, 虞伟君, 徐展, 等. “30·60”战略目标下低碳智慧园区“双碳”路径研究[J]. 低碳世界, 2022, 12(8): 10-12.  
QIAN X D, YU W J, XU Z, et al. Research on “double carbon” path of low-carbon smart park under the strategic goal of “30.60”[J]. Low Carbon World, 2022, 12(8): 10-12.
- [2] 钟永洁, 纪陵, 李靖霞, 等. 虚拟电厂基础特征内涵与发展现状概述[J]. 综合智慧能源, 2022(6): 25-36.  
ZHONG Y J, JI L, LI J X, et al. Overview on the characteristics connotation and development status of virtual power plants in China[J]. Integrated Intelligent Energy, 2022(6): 25-36.
- [3] 刘伟. 互联网发展下的电力源网荷储一体化项目建设分析[J]. 中国设备工程, 2023, 17: 249-251.  
LIU W. Analysis on the construction of integrated project of power source, grid, load and storage under the development of Internet[J]. China Plant Engineering, 2023, 17: 249-251.
- [4] 王丹, 杨俊涛, 曾燕, 等. 考虑源荷不确定性的配电网风光储综合规划[J]. 电力需求侧管理, 2023, 25(5): 65-72.  
WANG D, YANG J T, ZENG Y, et al. Integrated planning of wind, solar and energy storage in distribution network considering uncertainty of source and load[J]. Power Demand Side Management, 2023, 25(5): 65-72.
- [5] 董治新, 韩雅萱, 杨丽, 等. “源-网-荷-储”互动下适应多元主体需求的灵活性交易机制研究[J]. 现代电力, doi: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2022.0289.  
DONG Z X, HAN Y X, YANG L, et al. Research on flexible trading mechanism catering to requirements of multiple entities under “generation-grid-load-storage” interaction[J]. Modern Electric Power, doi: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2022.0289.
- [6] 肖佳, 梅琦, 黄晓琪, 等. “双碳”目标下我国光伏发电技术现状与发展趋势[J]. 天然气技术与经济, 2022, 16(5): 64-69.  
XIAO J, MEI Q, HUANG X Q, et al. Status quo and development trend of photovoltaic power-generating technology under the dual-carbon goal[J]. Natural Gas Technology and Economy, 2022, 16(5): 64-69.
- [7] 王鑫, 吴际, 刘超, 等. 基于LSTM循环神经网络的故障时间序列预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(4): 772-784.  
WANG X, WU J, LIU C, et al. Exploring LSTM based recurrent neural network for failure time series prediction[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(4): 772-784.
- [8] SAK H, SENIOR A, BEAUFAYS F. Long short-term memory based recurrent neural network architectures for large vocabulary speech recognition[EB]. arXiv preprint, 2014, arXiv: 1402.1128.

## 作者简介



陈峻(1972- ),男,毕业于清华大学电机工程与应用电子技术系,现就职于上海时石能源有限公司,主要从事数据中心领域的新型电力系统研究。



宁思衡(1998- ),男,中国科学院大学应急管理科学与工程学院博士生,主要研究方向为深度学习。

收稿日期: 2023-10-11