

# 电力负荷预测研究综述

钱育树<sup>1</sup>,孔钰婷<sup>2,3</sup>,黄聪<sup>1</sup>

(1.中国能源建设集团新疆电力设计院有限公司,新疆乌鲁木齐 830002;2.新疆工程学院信息工程学院,新疆乌鲁木齐 830023;3.新疆大学软件学院,新疆乌鲁木齐 830091)

**摘要:**为适应智能电网快速响应的要求,电力负荷预测成为智能电网关键任务之一。精准的电力负荷预测响应对电力系统运行的安全性、稳定性、经济性起着至关重要的作用。首先,介绍电力负荷预测的特性及分类;随后,分析电力负荷预测的影响因素,并介绍电力负荷预测的基本步骤和性能评价指标;再将电力系统负荷预测的研究分传统预测方法、机器学习预测方法及深度学习预测方法等3类展开阐述;最后,总结所做的工作并展望电力负荷预测的未来发展方向。

**关键词:**电力系统;负荷预测;机器学习;深度学习

**中图分类号:**TM 715 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-6954(2023)04-0037-07

**DOI:**10.16527/j.issn.1003-6954.20230407

## Review of Power Load Forecasting

QIAN Yushu<sup>1</sup>, KONG Yuting<sup>2,3</sup>, HUANG Cong<sup>1</sup>

(1.China Energy Engineering Group Xinjiang Electric Power Design Institute Co., Ltd., Urumqi 830002, Xingiang, China; 2. School of Information Engineering, Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi 830023, Xingiang, China; 3. School of Software, Xinjiang University, Urumqi 830091, Xingiang, China)

**Abstract:**In order to adapt to requirements of fast response in smart grid, the accurate response of power load forecasting, as one of the key tasks in smart grid, plays a vital role in safety, stability and economy of power system operation. Firstly, the characteristics and classifications of power load forecasting are introduced. Secondly, the influencing factors of power load forecasting are analyzed and the basic steps and performance evaluation indexes of power load forecasting are introduced. Then the research of power load forecasting is divided into three categories: traditional forecasting method, machine learning forecasting method and deep learning forecasting method. Finally, the work done is summarized and the future development direction of power load forecasting is prospected.

**Key words:** power system; load forecasting; machine learning; deep learning

## 0 引言

电力工业是国民经济发展中的重要基础性能源产业,是保证国民经济和社会持续、稳定、健康发展的关键<sup>[1]</sup>。电力工业的发展建设对国家各行业起到至关重要的作用<sup>[2]</sup>。随着改革开放后中国经济的高速发展,各领域的用电需求在不断激增,推动

着电力系统向数字化、智能化转型发展<sup>[3]</sup>。

电力负荷预测是电力工业规划中的一个重要过程,其通过电力历史负荷数据和其他各类相关影响因素(如天气条件、人类活动、工业过程类型、时间和季节特征等)对未来时段的电力负荷、用电形势、用电需求、用电量等进行综合预测及推算<sup>[4]</sup>。电力负荷的准确预测并快速响应对电力系统运行的安全性、稳定性、经济性具有重要意义。

为明确电力负荷预测的研究发展方向,需要掌

握和了解电力负荷预测研究现状,下面介绍了电力负荷预测的特性及分类、电力负荷预测的影响因素以及电力负荷预测的基本步骤;梳理并分析了电力系统负荷预测的现有研究成果并对电力负荷预测的未来发展方向进行了展望。

## 1 电力负荷预测特性及分类

### 1.1 电力负荷预测特性

在对电力负荷进行预测时,需依据历史负荷数据及其影响因素,考虑电力负荷预测时段的外在条件和用户需求,建立相关的预测模型并进行模型择优,实现对电力系统负荷的可靠预测<sup>[5]</sup>。电力负荷预测具有以下特性:

1) 不确定性:电力负荷数据受各种不可预见的情况影响是不断变化的;随着电力负荷预测技术的更新迭代,电力负荷预测的精度要求也在不断变化<sup>[6]</sup>。

2) 条件性:无论使用何种预测方法或模型进行电力负荷预测,都需要满足相应的预测条件<sup>[7]</sup>。

3) 时间性:电力负荷预测需明确需要使用到的历史负荷数据的时间范围以及需要预测的未来负荷数据的时间范围<sup>[8]</sup>。

4) 多方案性:由于电力负荷的不确定性和条件性,需要依据多个预测方案的预测结果来挑选最优的预测模型<sup>[8]</sup>。

5) 相关性:电力负荷的自身发展过程存在相关性;电力负荷与外在影响因素之间也存在相关性<sup>[6]</sup>。

6) 相似性:电力负荷在相近的年、季度、月、周、日、节假日呈现出相似的变化趋势<sup>[9]</sup>。

7) 地域多样性:不同地区的经济发展能力、气候变化、行为习惯存在差异,电力负荷在地域上存在多样性,在进行电力预测时需考虑地区的具体情况<sup>[10]</sup>。

### 1.2 电力负荷预测分类

电力负荷预测的内容包括最大负荷功率、负荷电量及负荷曲线的预测<sup>[11]</sup>。电力负荷预测可按如下依据进行分类:

1) 行业:商业负荷、工业负荷、农用负荷、民用负荷以及其他负荷预测等<sup>[12]</sup>。

2) 特性:最低负荷、最高负荷、平均负荷、负荷峰谷差、高峰负荷平均、低谷负荷平均、平峰负荷平均预测<sup>[12]</sup>。

3) 时空特性:基于时间序列的负荷预测和基于

空间范围的负荷预测<sup>[12]</sup>。

4) 预测时间周期:长期负荷预测(年)、中期负荷预测(月)、短期负荷预测(日)、超短期负荷预测(时)、节假日预测(时)<sup>[13]</sup>。

5) 用户等级:一类负荷、二类负荷和三类负荷<sup>[14]</sup>。

6) 电能:用电负荷、供电负荷、发电负荷<sup>[14]</sup>。

## 2 电力负荷预测影响因素分析

电力负荷是指用户在电力系统中某一时刻所需的用电功率,经常受外在因素影响。开展电力系统负荷预测不仅要考虑预测模型,同时需要考虑外在因素对电力负荷变化的影响,以达到提升预测结果准确性的目标。对电力负荷预测的客观影响因素主要有:

1) 自然因素:室内外气温、空气湿度、太阳照射角、风速、降水量、气压、天气等自然环境的变化会影响用户用电行为及用电设备发生变化,造成电力负荷变化<sup>[15]</sup>。

2) 经济因素:经济因素在区域经济水准、居民收入水准两方面影响着电力负荷的变化。区域经济水准受地区的宏观政策、产业总量增长、产业结构、人口发展、电价等影响;居民收入水准对居民用户用电行为及设备所有权起决定性作用<sup>[16]</sup>。

3) 时间因素:在较长的时间尺度中,电力负荷的变化趋势随着时间的推移呈现出周期性的变化,如周末与工作日以周为单位的周期变化、法定节假日等长假期与短假期带来的变化、春夏秋冬等随着季节变化电力负荷存在一定的变化规律<sup>[17]</sup>。

4) 人文特点:某地区的居民密集度、住户位置、生活习俗、居民职业特点、家庭人口年龄构成等对用户用电习惯与负荷高低会产生影响<sup>[15]</sup>。

5) 突发事件:受自然灾害、人为因素不可预知的未来事件影响所导致的配电设施的临时性维修、输电线路的突然故障、变电系统故障等会造成电力负荷突变,影响电力系统的安全稳定运行,同时对电力负荷预测增加难度<sup>[16]</sup>。

6) 其他因素:例如大型赛事或演艺活动等短暂且无举办固定时间的活动会导致短期电力负荷增加;节能减排、新能源等政策实施会降低用户用电量。这些短暂性的电力负荷变化因素在开展电力负荷预测工作时需要人工经验干预<sup>[18]</sup>。

### 3 电力负荷预测基本步骤

电力负荷预测需要确定预测对象,选取相应的电力负荷历史数据集,处理分析并挖掘出电力负荷数据的特征,建立合适的负荷预测模型,最后完成电力负荷预测任务<sup>[10]</sup>。

电力负荷预测任务的性能评价指标通常有平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)、均方误差(mean square error, MSE)、相对误差(relative error, RE)、预测精度(forecast accuracy, FA)、预测区间覆盖率(prediction intervals coverage probability, PICP)、平均区间宽度(mean prediction intervals width, NMPIW)、考虑覆盖率及宽度的综合评价指标(coverage width-based criterion, CWC)、平均误差(mean error, ME)、准确率(accuracy, ACC)<sup>[19-25]</sup>。

电力负荷预测的基本步骤如下:

1) 确定预测的目标。针对电力负荷任务,分析确定预测的对象、要求和目的等。

2) 获取电力负荷历史数据。在明确预测目标的基础上搜集完整准确的电力负荷历史数据。

3) 数据分析及处理。结合影响电力负荷的外在因素的历史数据,分析出电力负荷预测任务的数据特征,并进行数据集的整合;对数据集进行缺失值和异常值的处理,再开展数据的归一化、标准化、特征编码、数据集划分等工作。

4) 建立合适的电力负荷预测模型。数据处理完之后,结合数据的输入特征和变化规律,建立合适的电力负荷预测模型。训练集用于训练预测模型,验证集用于验证和调优模型。

5) 模型测试及评估。在模型优化完成后,输入测试集开始模型的预测,对比预测负荷与真实负荷,通过性能评价指标对模型预测结果和表现进行定性分析,帮助研究人员从多个模型中选择出当前电力负荷任务的最优模型<sup>[22]</sup>。

### 4 电力系统负荷预测方法

下面按照传统预测方法、机器学习预测方法及深度学习预测方法等对电力系统负荷预测方法进行

划分,并指出这些方法优劣及适用的环境。

#### 4.1 传统预测方法

传统预测方法包括时间序列分析法、趋势分析法、回归分析法、指数平滑法、灰色预测模型等多种方法<sup>[26]</sup>。

1) 时间序列分析法,分析的是随时间变化的连续的电力负荷历史数据序列,建立数学模型来描述负荷值与时间的相互关系,确定时间序列的表达式来进行时间序列的负荷预测<sup>[27]</sup>。该方法的优点在于所需的数据量少,且预测结果具有连续性;其劣势在于只适用于短期电力负荷预测,对周期性因素考虑较多,对不确定因素如节假日、天气等考虑较少。文献<sup>[28]</sup>提升基于小波变换的时间序列分析方法来进行电力负荷预测,采用提升小波变换对用户电力负荷数据的主要特征进行提取,避免用电量数据随机和波动带来的干扰。文献<sup>[29]</sup>融合利用卡尔曼滤波算法的自适应优势,较简单地得到比较准确的状态方程和观测方程,短期电力负荷预测精度得到提升。

2) 趋势分析法又称为趋势曲线分析方法,是使用最广、研究最多的定量预测方法<sup>[30]</sup>。趋势分析法是根据已知的历史数据来拟合一个函数,使得函数能表达未来某个时间点电力系统负荷的预测值,常用的函数类型有多项式、对数、幂函数、指数等。趋势分析法通常要求完全拟合历史数据,不考虑随机误差,预测精确度易受突发事件的影响。基于负荷曲线进行的预测方法还有负荷极值分析、电力负荷密度等,均属超短期负荷预测方法<sup>[31]</sup>。

3) 回归分析法又称统计分析法,是确定预测值和影响因子之间关系的方法。在电力系统负荷预测中表现为分析天气、区域经济水平和产业结构等众多因素与预测值之间的关系。但单纯的回归分析不能满足日益复杂的数据和精度要求,通常会结合一些其他的数据处理方法,如文献<sup>[32]</sup>通过对海上油田各生产环节的电力负荷需求和发展趋势进行分析,采用逐步回归分析法进行电力负荷预测特征量的强筛选,并建立电力负荷预测盲数化回归模型提升电力负荷预测的精度。回归分析法的优势在于方法简单、参数较少、预测的速度较快,但对于历史数据要求较高,且无法将大量的影响因素考虑进来。回归分析法适用于中期、长期电力负荷预测的应用场景。



4) 指数平滑法与回归分析法类似,都是基于时间序列和负荷值建立预测模型,与回归分析法不同的是指数平滑法更灵活,拟合性能也更好。指数平滑法采用过去数周的同类型日的相同时刻的负荷组成时间序列数据,对时间序列数据进行加权平均,得出待预测的负荷值。文献[33]提出具有“厚近薄远”特性的指数平滑法,解决了中长期电力负荷预测中存在时间跨度大和广域分布广等难题。指数平滑法的优势在于对季节波动不敏感及对季节趋势变化不明显的时间序列数据预测效果较好;劣势在于该方法的预测结果为变化趋势,难以实现准确的定量预测。该方法适用于短期、中期、长期电力负荷预测。

5) 灰色预测模型是对含有不确定因素的系统进行电力负荷预测的方法。使用灰色预测模型时先鉴别系统的不确定因素以及不确定因素之间变化的相异程度;然后处理原始数据,寻找系统变化的规律;最后生成有较强规律的时间序列数据,以便开展电力系统中电力负荷趋势的预测。灰色预测模型的优势在于预测的计算量小、所需的负荷数据少,对指数趋势负荷预测效果较好;劣势在于该方法未考虑到其他影响因素导致负荷变化规律不具有指数性时,电力负荷预测精度随之降低。该方法适用于短期、中期、长期电力负荷预测。文献[34-36]等对灰色预测模型进行改进应用,电力负荷预测的精度和稳定性得到提升。

早期电力系统的经济结构相对简单,影响电力负荷的因素较少,传统的电力负荷预测模型能快速、准确地预测电力负荷。随着经济结构的快速发展与变化,电力负荷中非线性和不确定性使得电力负荷预测愈发困难,传统预测方法不能很好地预测结果,需要依据实际情况进行预测方法的优化改进,考虑到气候、天气等外界因素影响,实现对电力负荷的精准稳定预测。

## 4.2 机器学习预测方法

电力负荷预测受多种因素影响,具备一定的非线性。机器学习具有较强的非线性映射能力,能有效地处理电力负荷预测中的非线性问题。传统的机器学习方法有支持向量机、决策树、随机森林等,这些方法能使用较少的数据处理非线性问题。

1) 支持向量机(support vector machine, SVM)是寻找一个超平面来处理非线性问题,能处理分类问题和回归问题。支持向量机用于处理回归问题时被

称为支持向量回归,该模型是寻找一个超平面拟合现有数据,使得所有数据到超平面的损失值最小。支持向量机具备处理小样本、非线性问题的优势;其劣势在于支持向量机的参数量选择困难。该方法适用于超短期、短期、中期、长期电力负荷预测。文献[37]通过混沌类电磁学算法优化支持向量机的参数选择过程,算法收敛效率和寻优能力得到了提升,适用于短期电力负荷预测。支持向量机还可以通过 K-means<sup>[38]</sup>、最小二乘支持向量机<sup>[39]</sup>、麻雀搜索算法<sup>[40]</sup>、海鸥优化算法<sup>[41]</sup>等进行模型优化。

决策树(decision tree, DT)在机器学习中表示的是对象属性与对象值之间的一种映射关系,是一种可以处理分类与回归问题的方法。决策树学习时,根据训练数据与损失函数最小化的原则构建决策模型。决策树具有分类速度快、生成模式简单的优点,其劣势在于易受训练数据中对决策不相关属性的影响。该方法的适用场景为短期、长期电力负荷预测。文献[42]通过减少异质数据的干扰,降低训练数据的规模,提出基于局部相似度取小综合的相似度计算方法和加权相似度损失函数,提升训练数据的相似度,改进梯度提升决策树学习算法,进而提升电力负荷预测的性能。

3) 随机森林(random forest)是一种由决策树构成的集成算法,属于 Bagging 类型。随机森林处理回归问题时称为随机森林回归。随机森林回归模型通过随机抽取样本和特征,建立多颗互不关联的决策树,综合所有决策树的结果得出最终预测结果。通过集成多颗决策树,使得模型具有较高的精确度和泛化性能。随机森林的优势在于对异常值有较高的容忍度,且不容易出现过拟合;劣势在于当数据不平衡时会导致分类准确率降低。该方法适用于短期、中期、长期电力负荷预测。文献[43]在电力预测中采用随机森林对不同产业进行针对性建模,提升了中短期电力负荷预测的精度。将随机森林与其他机器学习的方法相结合同样能提升模型的精度,文献[44]通过将模糊聚类与随机森林回归相结合,预测北爱尔兰短期电力负荷,预测结果表明了模糊聚类与随机森林相结合的有效性。

传统的基于机器学习预测方法相比于传统的预测方法可以提升预测精度,得到较好的预测结果,但传统的机器学习方法对数据特征的挖掘还是略显不足,

面对复杂的电力系统时不能很好地预测电力负荷。

### 4.3 深度学习预测方法

深度学习预测方法是用神经网络作为参数结构进行优化的机器学习方法。神经网络也称人工神经网络,是一种模仿生物神经网络信息传递和处理的数学模型。该模型通过大量节点并行或串行处理输入的信息,得到一个或多个输出目标。该模式具有复杂度高、适应性强、能自适应的学习数据特征,因此被广泛使用。神经网络的基本单元是感知机,能够接收多个输入特征 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,经过可学习的权重 $(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 和偏置 $b$ 加权融合所有信息。加权融合并不能增加模型的非线性映射能力,因此通过一个非线性的激活函数 $\theta(\cdot)$ 增加模型的非线性能力。电力行业经过多年的发展已经累积了大量珍贵的数据,深度学习的自适应学习特性非常有利于拟合这些数据特征,进行电力负荷预测。目前广泛应用于电力负荷预测的神经网络有误差逆传播(back propagation, BP)神经网络、卷积神经网络、循环神经网络以及新兴的Transformer模型<sup>[15]</sup>。

1) BP神经网络是通过反向传播算法进行训练的多层神经网络。BP神经网络分为两个过程,即信息的前向传播和误差的反向传播。前向传播中,信息从输入层开始,经过隐含层提取信息和特征,最后由输出层输出结果。反向传播中,误差通过链式求导更新每个权重和偏置。文献[45]将BP神经网络应用于短期电力预测,取得较好的预测结果。BP神经网络具有较好的非线性拟合性能,与其他算法结合能取得更好的预测结果,文献[46]提出将主成分分析和BP神经网络相结合,提升影响因子的细粒度,降低冗余信息的干扰,提升预测精度。文献[47]发现将负荷数据与气象信息作为输入,结合猫群优化算法与BP神经网络能获得更好的预测结果。BP神经网络虽然具有较强的非线性映射能力、高度的自适应和自学习能力、较强的泛化能力以及具有一定的容错能力,但BP神经网络的参数冗余、收敛速度慢、局部极小化问题不容忽视。BP神经网络适用于短期、中期、长期电力负荷预测。

2) 卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)是带有卷积结构的深度神经网络,可以高效地处理图像数据或图像序列数据,同样可以处理电力数据。与BP神经网络不同的是,卷积神经网络的上下层神经元并不直接连接,而是通过共享卷积核连接,极大地减少神经网络中的参数量,避免参数冗

余。卷积运算是指将输入的特征图通过多个不同的卷积核做加权融合运算,得到新的特征图或特征序列。其中卷积核提取需要的各种特征,每个输入的特征都有权重与之相乘。权值共享方式能大幅度降低神经网络中的参数量。不同的任务使用不同大小的卷积核,小尺寸卷积核能有效降低模型的参数量,但也限制了模型的感受野,在相同参数量时堆叠多个小尺寸的卷积核性能更优。卷积神经网络适用于短期电力负荷预测。文献[48]通过全卷积网络和因果逻辑约束增强时间序列特征表达,通过多尺度卷积核提取不同时间长度的特征,进而提高模型预测电力负荷的精度和稳定性。卷积神经网络与BP神经网络类似,可以结合一些传统的机器学习方法提升模型的预测精度,例如文献[49]通过结合K-means与卷积神经网络预测短期电力负荷:首先,通过K-means将用户分为日相关强的类和日相关弱的类;然后,对相关性强的类采用相邻时刻的数据和日数据作为输入,对相关性弱的类,仅使用相邻时刻的数据作为输入;最后,通过CNN提取特征,用实验结果表明了算法的可行性。

3) 循环神经网络(recurrent neural network, RNN)是一种将输出作为下次输入一部分的神经网络模型<sup>[50]</sup>。该模型能捕获前后输出之间的相关性,其特性也能用于电力负荷预测,但RNN不善于学习长期依赖,仅适用于短期依赖,即应用于短期电力负荷预测场景。文献[51]提出长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)有效地解决RNN中长期依赖问题。LSTM增加了输入门、遗忘门和输出门。输入门决定隐藏层信息是否更新,遗忘门决定更新的隐藏层是否包含上一时刻的信息,输出门决定输出那部分信息。电力系统负荷预测任务具有时间属性,这与循环神经网络的特性相符合。文献[52]中当训练数据较少、数据中时间间隔较短时,RNN能较好地学习数据特征并较为准确地预测电力系统负荷;但随着数据中时间间隔增长,RNN难以达到理想的预测结果。电力负荷数据中,不同尺度的信息侧重点不同,结合不同尺度的信息能有效地提升预测的精度,如基于多尺度跳跃<sup>[53]</sup>、利用自适应柯西变异粒子群算法<sup>[54]</sup>等进行模型优化。卷积神经网络按步长滑动卷积核计算的方式虽然降低了参数量,但造成互不相干的特征提取无法采用矩阵运算,进而限制了模型的推理速度。循环神经网络能很好地适应电力数据的时间特性,LSTM能自发记忆长期依赖,

但训练速度慢、训练难度高和模型的可解释性差,使得基于 LSTM 的电力预测模型还需进一步研究。

4) Transformer 模型最初提出用于解决自然语言处理中循环神经网络难以并行加速的问题<sup>[52]</sup>。标准 Transformer 模型由编码器 (encode) 和解码器 (decode) 组成, decode 相比于 encode 多了一个多头注意力模块和规范化网络层 (layer normalization) 用于接收 encode 输出。除了 encode 的输出, decode 的输入还包括上一个 decode 的输出, 依次类推完成解码。电力负荷预测的非线性、时间性和不确定性提高了负荷预测的难度, 但 Transformer 模型能充分捕获电力负荷序列的位置、周期性、趋势和时间信息, 能有效地降低预测难度, 提高预测精度。该方法适用于短期、中期、长期电力负荷预测场景。文献<sup>[55]</sup>提出基于特征嵌入和 Transformer 的负荷预测模型, 首先通过融合负荷位置、趋势、周期性、时间和天气信息得到负荷特征向量, 再通过 Transformer 模型挖掘特征向量中的非线性时序依赖关系, 最后通过全连接预测电力负荷。Transformer 模型能有效挖掘电力负荷数据中长期的依赖关系, 进而提高电力负荷预测的精度。利用 Transformer 捕获电力负荷数据中远距离依赖关系的模型还有基于 XGBoost、GRU 的改进模型<sup>[56-57]</sup>, 可进一步提高电力负荷预测的精度和效率。

## 5 结 论

上面总结了电力负荷预测的特性、影响因素、预测基本步骤及性能评价, 并从传统预测方法、机器学习预测方法、深度学习预测方法等三方面梳理并分析了电力系统负荷预测的研究成果。随着新能源汽车、储能系统等技术的快速发展, 电力系统即产即用的特征将发生重大转变, 风能、太阳能等不稳定能源发电的潜力将得到极大释放, 因此电力系统负荷预测技术也应在以下几个方面进一步发展:

1) 随着储能技术的发展, 不稳定能源将得到极大开发, 电力负荷预测应细化天气、地理环境、风能和太阳能储备等因素的影响, 以获得更准确、更合理的长期预测结果, 为电力规划部门提供更有力的依据;

2) 传统方法虽然存在一定的局限性, 但在特定领域仍发挥着重要的作用, 如何更有效地结合传统方法与最新的深度学习方法仍值得研究;

3) 电力负荷受地区政策、经济影响较大, 应多

考虑研究融合时间和空间的电力负荷预测技术。

### 参考文献

- [1] 电力行业市场规模及发展驱动因素分析[J]. 新能源科技, 2021(6): 3-4.
- [2] 王栋. 电力系统负荷预测综述[J]. 电气开关, 2020, 58(1): 6-8.
- [3] 侯金鸣, 孙蔚, 肖晋宇, 等. 电力系统关键技术进步与低碳转型的协同优化[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(13): 1-9.
- [4] 杨博宇, 陈仕军. 电力负荷预测研究综述及预测分析[J]. 四川电力技术, 2018, 41(3): 56-60.
- [5] 汪威为, 陈超洋. 智能电网背景下的大数据处理与短期负荷预测综述[J]. 无线互联科技, 2019, 16(5): 3-5.
- [6] 姜东良, 李天昊, 刘文浩. 基于相似日和 SAE-DBiLSTM 模型的短期电力负荷预测[J]. 电气工程学报, 2022, 17(4): 240-249.
- [7] HAMMAD M A, JEREB B, ROSI B, et al. Methods and models for electric load forecasting: a comprehensive review[J]. Logistils & Snsustainable Transport, 2020, 11(1): 51-76.
- [8] 肖灿彬. 智能电网中基于深度学习的负荷预测研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.
- [9] 叶宗阳. 基于需求侧管理的电力用户有序用电方法研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2022.
- [10] 华恒. 基于注意力机制集成多神经网络的短期电力负荷预测[D]. 南昌: 南昌大学, 2022.
- [11] 曹少奇. 基于注意力机制融合 LSTM 的短期电力负荷预测算法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2022.
- [12] 邓永生, 焦丰顺, 张瑞锋, 等. 配电网规划中电力负荷预测方法研究综述[J]. 电器与能效管理技术, 2019(14): 1-7.
- [13] 詹曾文. 基于稀疏自注意力机制的长时间序列电力负荷预测模型研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2022.
- [14] 胡朝举, 李云霞. 关于电力负荷影响因素及智能预测方法的研究[J]. 通信电源技术, 2018, 35(2): 231-232.
- [15] 梁宏涛, 刘红菊, 李静, 等. 基于机器学习的短期负荷预测算法综述[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(10): 25-35.
- [16] 李涛. 面向电力市场用户侧的中长期电力负荷预测研究[D]. 重庆: 重庆理工大学, 2022.
- [17] 张雪. 基于智能优化的神经网络短期电力负荷预测[D]. 西安: 西安工业大学, 2022.
- [18] 牛文娟, 吴晨, 薛贵元, 等. 面向新型电力系统的江苏省电力市场发展路径研究[J]. 广东电力, 2022, 35(3): 1-10.



- [19] AHMAD N, GHADI Y, ADNAN M, et al. Load forecasting techniques for power system: Research challenges and survey[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 71054-71090.
- [20] ZHANG JL, WANG Y, HUG G. Cost-oriented load forecasting [J]. *Electric Power Systems Research*, 2022, 205: 107723.
- [21] 肖白,李学思.基于误差幅空特性分析的空间负荷预测误差评价方法[J/OL]. *中国电机工程学报*; 1-15 [2023-02-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20230110.1701.005.html>
- [22] 王鑫恒. 电力负荷预测与优化算法的研究[D]. 济南: 齐鲁工业大学, 2022.
- [23] 杜雅楠,齐敬先,施建华,等.基于LSSVM的超短期负荷区间预测[J]. *计算机系统应用*, 2021, 30(3): 184-189.
- [24] 龚钢军,蔡贺,杨佳轩,等.基于MIC和MA-LSTNet的超短期电力负荷预测模型[J/OL]. *华北电力大学学报(自然科学版)*; 1-13 [2023-02-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.TM.20230208.1101.002.html>.
- [25] 苗磊,李擎,蒋原,等.深度学习在电力系统预测中的应用[J]. *工程科学学报*, 2023, 45(4): 663-672.
- [26] 刘炬,刘闯,徐达,等.基于综合气象指数的EA-SNN组合负荷预测模型[J]. *山东电力技术*, 2022, 49(8): 10-14.
- [27] 张凌云,肖惠仁,吴俊豪,等.电力系统负荷预测综述[J]. *电力大数据*, 2018, 21(1): 52-56.
- [28] 张帆,张峰,张士文.基于提升小波的时间序列分析法的电力负荷预测[J]. *电气自动化*, 2017, 39(3): 72-76.
- [29] 石文清,吴开宇,王东旭,等.基于时间序列分析和卡尔曼滤波算法的电力系统短期负荷预测[J]. *自动化技术与应用*, 2018, 37(9): 9-12.
- [30] 白靖.电力系统负荷预测方法在配电网规划中的实践探析[J]. *通信电源技术*, 2016, 33(2): 123-124.
- [31] 杨丕波,何祖斌.配电网节点数据综合统计与分析[J]. *贵州电力技术*, 2015, 18(1): 19-20.
- [32] 王艳松,赵惺,李强,等.基于油气开采的海上油田中长期电力负荷预测[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2021, 45(2): 127-133.
- [33] 夏家盛,吉培荣.负荷预测指数平滑法“厚近薄远”规律研究[J]. *电力学报*, 2019, 34(1): 23-29.
- [34] 魏明奎,周全,蔡绍荣,等.基于BFGS-FA优化的分数阶灰色模型的中长期负荷预测[J]. *广西大学学报(自然科学版)*, 2020, 45(2): 270-276.
- [35] 徐英,李满君,段振兴,等.基于灰色关联分析的短期电力负荷预测系统[J]. *电子设计工程*, 2022, 30(20): 185-188.
- [36] 张子阳,王珂珂.基于灰色关联和麻雀搜索算法的电力负荷预测[J]. *辽宁工程技术大学学报(自然科学版)*, 2022, 41(3): 283-288.
- [37] 王茜,李皓然,王新娜,等.基于混沌类电磁算法优化支持向量机的短期负荷预测[J]. *计算技术与自动化*, 2019, 38(4): 15-18.
- [38] DONG X, DENG S, WANG D. A short-term power forecasting load method based on k-means and SVM[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2022, 13(11): 5253-5267.
- [39] ZHAO Z Y, ZHANG Y, YANG Y J, et al. Load forecasting via grey model-least squares support vector machine model and spatial-temporal distribution of electric consumption intensity[J]. *Energy*, 2022, 255: 124468.
- [40] LI J, LEI Y, YANG S. Mid-long term load forecasting model based on support vector machine optimized by improved sparrow search algorithm[J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 491-497.
- [41] ZHANG S, ZHANG N, ZHANG Z, et al. Electric power load forecasting method based on a support vector machine optimized by the improved seagull optimization algorithm[J]. *Energies*, 2022, 15(23): 9197.
- [42] 谷云东,马冬芬,程红超.基于相似数据选取和改进梯度提升决策树的电力负荷预测[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2019, 31(5): 64-69.
- [43] 乔黎伟,王静怡,郭炜,等.基于随机森林算法的中短期用电量预测[J]. *电力科学与技术学报*, 2020, 35(2): 150-156.
- [44] 李焱,贾雅君,李磊,等.基于随机森林算法的短期电力负荷预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(21): 117-124.
- [45] 赵东雷,李丹华,库巍,等.基于神经网络的电力系统短期负荷预测[J]. *华北电力技术*, 2017(9): 22-27.
- [46] 杜莉,张建军.神经网络在电力负荷预测中的应用研究[J]. *计算机仿真*, 2011, 28(10): 297-300.
- [47] 王克杰,张瑞.基于改进BP神经网络的短期电力负荷预测方法研究[J]. *电测与仪表*, 2019, 56(24): 115-121.
- [48] 许言路,武志锴,朱赫炎,等.基于多尺度卷积神经网络的短期电力负荷预测[J]. *沈阳工业大学学报*, 2020, 42(6): 618-623.
- [49] 吕志星,张斌,王沈征,等.基于K-Means和CNN的用户短期电力负荷预测[J]. *计算机系统应用*, 2020, 29(3): 161-166.
- [50] SHERSTINSKY A. Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network[J]. *Physica D Nonlinear Phenomena*, 2020, 404(8): 132306.

载试验时,应注意调压器试验电压三相不平衡问题,若三相电压不平衡严重,为提高空载电流试验准确性,建议采取中性点悬空的接线方式进行空载试验。

3)对大容量变压器空载电流测试时出现的空载电流随试验电压先升后降再升现象是否电容电流或零序电流造成仍需进一步试验研究验证。

#### 参考文献

- [1] 陈天翔,王寅仲,温定筠. 电气试验(第3版)[M]. 北京:中国电力出版社,2016.
- [2] 王晓刚,李儒,蚁松. 大型电力变压器空载试验电源问题浅探[J]. 变压器,2003(6):29-31.
- [3] 韩克俊,赵永亮,王琛. 一台110 kV 变压器空载损耗问题的分析及处理[J]. 变压器,2015,52(1):80-82.
- [4] 胡启凡. 变压器试验技术(第1版)[M]. 北京:中国电力出版社,2010.
- [5] 朱苗. 高压试验中变压器试验问题及故障处理方法探究[J]. 通讯世界,2019,26(9):289-290.
- [6] 阮炜,李林达,杨家辉,等. 高电压小容量变压器空载电流偏大原因分析[J]. 变压器,2016,53(5):71-72.
- [7] 戴钧,吕晨凌,曹玲燕. 变磁通调压电力变压器空载电流分析[J]. 电气制造,2014(2):36-38.
- [8] 张惠娟,韩叶,申晨,等. 配电变压器励磁电流无功补偿研究与应用[J]. 电工技术学报,2015,30(S1):428-433.
- [9] 丁莉敏. 电阻、电感、电容组合电路的矢量分析[J]. 电子世界,2014(5):40-41.
- [10] 谢金平. 方家山核电工程辅助变压器电压不平衡的分析与对策[J]. 电网技术,2012,36(11):264-270.
- [11] 黄绍平. D, yn11 联结组配电变压器运行特性的理论

分析[J]. 变压器,1996(7):12-15.

- [12] 陈浩,曲年欣. 三相低电压不平衡分析与应用浅析[C]// 陕西省电网节能与电能质量技术学会年会暨电能质量综合治理技术研讨会论文集. 昆明:陕西省电网节能与电能质量技术学会,2018:167-169.
- [13] 傅伟,赵莉华,梁勇,等. 多台变压器空载合闸励磁涌流及其抑制方案的研究[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(1):28-33.
- [14] 董景义,赵加旺,李立云,等. 一起35 kV 变压器空载损耗异常试验分析与处理[J]. 变压器,2014,51(4):70-73.
- [15] 尹项根,曹文斌,潘远林,等. 高阻抗电力变压器涌流特性及其对保护影响的研究[J]. 电力系统保护与控制,2018,46(20):1-11.
- [16] 王晓燕,李国保,梁庆宁,等. 立体卷铁心变压器的磁特性与空载损耗分析[J]. 变压器,2020,57(11):1-9.
- [17] 张也,曹楠,章彬,等. 一种新的三绕组自耦变压器的非线性建模[J]. 电力系统保护与控制,2018,46(23):45-51.
- [18] 李井阳. Yyn 型三相三柱式变压器零序电流物理意义[J]. 变压器,2020,57(3):23-26.
- [19] 孟杰,孙银年,摆建品. 三相立体卷铁心空载试验研究及损耗分析[J]. 变压器,2019,56(10):69-73.
- [20] 汤蕴缪. 电机学(第5版)[M]. 北京:机械工业出版社,2014.
- [21] 李井阳. 配电变压器非全相运行空载电压深度研究[J]. 变压器,2019,56(9):44-46.

#### 作者简介:

罗明才(1966),男,硕士,高级工程师,从事电力工程工作。

(收稿日期:2022-09-01)

(上接第43页)

- [51] VAN HOUTD G, MOSQUERA C, NAPOLES G. A review on the long short-term memory model[J]. Artificial Intelligence Review: An International Science and Engineering Journal, 2020, 53(8): 5929-5955.
- [52] CHOWDHARY K R. Natural language processing[J]. Fundamentals of Artificial Intelligence, 2020: 603-649.
- [53] 肖勇,郑楷洪,郑镇境,等. 基于多尺度跳跃深度长短期记忆网络的短期多变量负荷预测[J]. 计算机应用, 2021, 41(1): 231-236.
- [54] 魏腾飞,潘庭龙. 基于改进 PSO 优化 LSTM 网络的短期电力负荷预测[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(8): 1866-1874.
- [55] 王永志,刘博,李钰. 一种基于 LSTM 神经网络的电力

负荷预测方法[J]. 实验室研究与探索, 2020, 39(5): 41-45.

- [56] 董家富,万雄,王岩,等. 基于 XGB-Transformer 模型的短期电力负荷预测[J/OL]. 电力信息与通信技术: 1-10[2022-12-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1164.TK.20220908.1632.002.html>.
- [57] 遆宝中,李庚银,武昭原,等. 基于循环扩张机制的 ConvGRU-Transformer 短期电力负荷预测方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2022, 49(3): 34-43.

#### 作者简介:

钱育树(1981),男,硕士,工程师,从事电力设计工作;

孔钰婷(1997),女,硕士,研究方向为数据挖掘;

黄 聪(1983),男,工程师,从事电力工程设计工作。

(收稿日期:2022-12-30)