

基于改进LSTM的电力系统多层次负荷预测方法研究

史静,李冰洁,李泽森,胡晓燕,李琥

(国网江苏省电力有限公司 经济技术研究院,南京 210008)

摘要:电力负荷预测是电力系统制定发展规划和发电计划的基础,电网负荷数据量大、结构复杂、统计口径多样,影响负荷变化的因素多变,新能源的大规模接入进一步增大了电力负荷预测的预测难度。提出一种基于改进的长短期记忆网络的电力系统多层次负荷预测方法,建立省级-市级-变电站级的多层次负荷的时间序列关系,将不同负荷层级的历史负荷数据、气象数据和区域经济数据作为预测算法的输入,并将各层级负荷进行要素分类,从规划发展的角度加入约束条件,采用基于改进的LSTM的3层堆叠神经网络预测模型完成各层级负荷的整体预测。仿真算例以华东S省Y市的实际电力负荷数据及光伏出力数据为基础进行计算,结果表明所提方法对于提高多层次电力负荷的预测精度具有较优效果。

关键词:多层次负荷预测;LSTM算法;负荷要素;气象因素;社会经济因素

Research on multi-level load forecasting method for power system based on improved LSTM

SHI Jing, LI Bingjie, LI Zesen, HU Xiaoyan, LI Hu

(Economic Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210008, China)

Abstract: Power load forecasting is the basis of power system development planning and power generation plan. The load data of power grid is huge, complicated in structure and diverse in statistical scope, and the factors affecting load change are changeable. The large-scale access of new energy further increases the difficulty of power load forecasting. A multi-level load forecasting method of power system based on improved long short term memory (LSTM) is proposed, which establishes the time series relationship of multi-level load at the provincial, municipal and substation levels, takes historical load data, meteorological data and regional economic data of different load levels as input of the forecasting algorithm, and classifies the load factors at each level. Constraints are added from the perspective of planning development, and the three-layer stacked neural networks prediction model based on improved LSTM is used to complete the overall prediction of each level of load. The simulation example is based on the actual power load data and PV output data of S province and Y city in East China. The results show that the proposed method has a good effect on improving the prediction accuracy of multi-level power load.

Key words: multilevel load forecasting; LSTM algorithm; load factors; meteorological factors; socioeconomic factors

0 引言

电力系统数据庞大、结构复杂,影响负荷的因素复杂多变。随着新型电力系统的发展,接入的多元负荷、高比例新能源以及新能源固有的随机波动性使得负荷的变化愈加复杂^[1]。电力负荷预测是电力系统制定发展规划和发电计划的基础,提高电力负荷预测精度对于电网资源的合理调度、新型电力系统的高效稳定运行具有重要意义。

社会经济环境和气象条件等外部因素深刻影响着电力负荷变化趋势。基于多因素影响下的负荷特性分析,国内外学者开展了大量负荷预测应用

技术方面的研究,机器学习算法和深度学习算法得到广泛应用,长短期记忆网络(long short term memory, LSTM)^[2]、反向传播网络(back propagation, BP)^[3]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[4]在负荷预测中均展现出良好的适应性,但是对于不同的负荷预测场景均存在一定程度的局限性。

文献[5]针对多维影响因素的周期性和非线性特征,构建基于径向基函数和果蝇优化算法的神经网络负荷预测模型,在一定程度上减少了电力负荷动态微分过程造成的误差影响。文献[6]在多元回归预测模型嵌入基于因子和趋势分析反馈算法,一定程度上提高了预测效率。文献[7]识别相似气象条件,选取高相似度的数据样本,基于卷积神经网络实现短期负荷预测。文献[8]引入气象因素相关性和负荷耦合特性分析,采用卷积神经网络提取特

收稿日期:2024-11-26;修回日期:2025-01-02

基金项目:国网江苏省电力有限公司经济技术研究院项目(SGJSJY00GHJS2400074)

征向量的改进的联合预测模型在预测中能够较好反映电力负荷随社会经济和气象条件等指标的变化趋势。文献[9]提出一种基于VMD的分解法,将原始负荷序列分解,结合经济产业和气象数据特征向量形成新序列,实现了电力负荷预测精度的进一步提升,并在一定程度上解析了年度经济、季节性气候特征、短期气象因素变化在多时间尺度上的相互影响关系。然而,将具有不确定性特征的气象参数作为输入直接参与负荷预测过于笼统,忽略了气象与新能源出力的直接关系。

另一方面,随着智能电网的发展,终端侧积累了电力系统各级负荷数据。利用负荷的层级关系提高预测精度,能够更有效地支撑电力调度及决策。文献[10]采用神经网络模型求得底层负荷多次预测结果,根据其概率分布得到参数化的预测点估计值与区间,累加得到上层级负荷的概率分布,实现修正网损与测量误差造成的预测偏差。文献[11]以电压等级自下而上的分层概率负荷预测模型,给出较窄的预测区间,使各电压等级上的概率预测符合累加一致性,进一步提升负荷预测的精度。然而,负荷多层次预测多为通过层级关系修正误差的概率分布,同时忽略了各层级社会经济因素对负荷的影响。

本文提出一种基于改进的LSTM的电力系统多层次负荷预测方法,建立省级-市级-变电站级的多层次负荷的时间序列关系,并考虑气象及社会经济因素对负荷的影响,将多层次的历史负荷数据、气象数据和区域经济数据作为输入参数,将各负荷要素分类,从规划发展的角度加入约束条件,采用基于改进的LSTM的3层堆叠神经网络预测模型完成各层级负荷预测。

1 负荷层级及负荷要素

1.1 多层次电力负荷结构

基于当前负荷预测数据的层级关系,本文搭建3级负荷的层级结构如图1所示。其中, P 为省级电力负荷; $C_1 \sim C_h$ 为地市级电力负荷,共 h 个地市; $R_1 \sim R_m$ 为变电站级电力负荷,共 m 个变电站。由图1可以看出,负荷由下往上逐层累加,上级负荷包含其下级的所有负荷之和,其关联关系表示如下

$$y = \sum_{i=1}^n a_i x_i + c \quad (1)$$

式中: y 为上级负荷; x_1, x_2, \dots, x_n 为多个下级负荷; c 为线损及其他小电源造成的负荷误差。

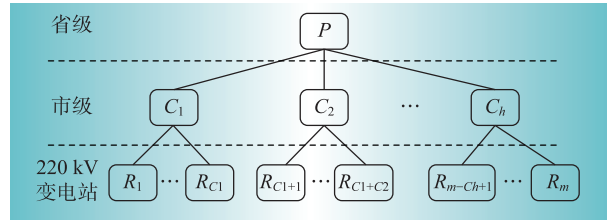


图1 多层次电力负荷架构

Fig. 1 Multi-level power load architecture

本文的预测目标是基于负荷的层级关系,通过预测算法使各层级负荷预测的总误差最小。由于变电站处于负荷预测层级的最底层,负荷要素相比市级、省级更多,更易受外部因素的影响,波动性较大,其预测精度是整体预测误差的基础。因此,本文在变电站级、市级负荷的预测采用改进LSTM进行预测,并采用3层堆叠神经网络首先预测变电站级的负荷,再将预测结果按层级结构向上聚合,实现省市级负荷的整体预测。

1.2 负荷要素分析

基于当前已知的负荷及相关数据,预测未来各层级的负荷情况,不仅仅是历史数据,还应考虑到社会经济的发展、政策及规划的变动等相关因素。因此,本文所提的负荷要素是各层级负荷预测中需要考虑的相关要素。

省级负荷要素包括本省内所有地级市负荷、省级产业结构、风光及其它新能源出力;市级负荷要素包括本市内所有区及县的负荷、市级产业结构、风光及其它新能源出力;220 kV变电站负荷要素包括负荷类型、变电站的容载比和负载率、变电站线路结构、新能源出力。

除各级负荷本身应考虑的元素外,本文负荷预测考虑的共性要素如下:

(1) 从规划的角度考虑社会经济发展情况下,每一类型负荷的自然增长趋势,分析已有的负荷数据,变电站级、市级、省级的平均负荷、最大及最小负荷均呈现按一定百分比逐年稳定增长的态势;

(2) 未来国家对新能源发展的政策支撑及预测地区的新能源发展计划等引起的新能源接入容量的增长与最大容量的限制;

(3) 气象因素对未来负荷的影响,体现在①气象物理量与新能源发电的相关性;②气温的升降对用户用电行为的影响,不同季节用户用电行为的变化。

因此,本文负荷预测所用的数据类型包括历史负荷数据、气象数据、新能源出力数据、产业结构数据、GDP数据、大用户数据等。

2 基于改进的LSTM的电力系统多层级负荷预测模型

2.1 LSTM神经网络负荷预测

深度学习算法能够挖掘大量数据中存在的复杂非线性关系,学习隐藏抽象特征,有效提升预测效果。为了研究负荷层级及负荷要素参与负荷预测的重要性,本文采用最具代表性的LSTM神经网络作为基础算法。

LSTM是一种时间循环神经网络,引入了遗忘门、输入门和输出门,添加了记忆模式和遗忘模式,可在神经元状态中保存重要信息,并剔除无用信息。LSTM独特的记忆和遗忘模式可以显著改善模型训练时梯度消失或梯度爆炸的问题^[12],解决了常规循环神经网络存在的对长时间序列历史数据依赖的问题,可以更好地适应时序数据的预测任务。

LSTM算法用于负荷预测的优势在于:① LSTM的记忆单元可以长时间存储信息,有效捕捉长期依赖关系,实现对负荷长期变化趋势的准确预测;② LSTM的门控机制可以控制信息的更新和遗忘,对短期波动的负荷实现预测,同时门控机制可以过滤掉噪声信息,对噪声有一定的鲁棒性;③ 负荷具有季节性、周期性等特征,LSTM通过足够多的数据训练能够主动学习到这些特征;④ LSTM方便进行网络层数的扩展,本文建立3层负荷关系,利用LSTM的3层堆叠神经网络可以增加预测模型的预测准确度。

以 x_1, x_2, \dots, x_t 表示输入数据, x_t 为 t 时刻的输入向量,与上一时刻的隐藏单元 h_{t-1} 及待学习的参数经过数学运算得到当前时刻的隐藏单元 h_t 。LSTM通过读取输入信息及上一时刻的输出信息得到一个0或1的值来决定记忆单元的信息是否存储,再经Sigmoid激活函数更新向量 i_t ,经tanh函数变化生成新的候选值向量 \tilde{c}_t ,最后Sigmoid激活函数更新输出信息 o_t 和下一时刻的隐藏单元 h_t ,主要公式如下所示

遗忘门为

$$f_t = \sigma(W_{hf}h_{t-1} + W_{xf}x_t + b_f) \quad (2)$$

输入门为

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

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{hg}h_{t-1} + W_{xg}x_t + b_g) \quad (4)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t \quad (5)$$

输出门为

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

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (7)$$

式中: f_t 、 i_t 、 o_t 分别为遗忘门、输入门和输出门的

输出值; $[W_{hf}W_{xf}]$ 、 $[W_{hi}W_{xi}]$ 、 $[W_{hg}W_{xg}]$ 、 $[W_{ho}W_{xo}]$, b_f 、 b_i 、 b_g 、 b_o 分别为4个神经网络层的网络权重和网络偏置; \odot 为矩阵的哈达玛积运算符。

由于变电站处于负荷预测层级的最底层,更易受外部因素的影响,波动性较大,本文在LSTM基础上增加两个Sigmoid门控单元来提高模型的动态预测能力,单元结构如图2所示,Sigmoid门控单元用式(8)~式(12)表示如下

$$u_t = \sigma(W_u x_t + b_u) \quad (8)$$

$$v_t = \sigma(W_v h_t + b_v) \quad (9)$$

$$h'_{t-1} = 2h_{t-1} \odot u_{t-1} \quad (10)$$

$$x'_t = 2x_t \odot v_t \quad (11)$$

$$s_t = (W_1 h'_{t-1} + b_{11}) + (W_2 x'_t + b_{22}) \quad (12)$$

图2为改进的LSTM基本单元结构,虚线框内为增加的Sigmoid门控单元 u_t 和 v_t ,line为线性矩阵变换,其线性权重矩阵分别为 W_u 、 W_v 。

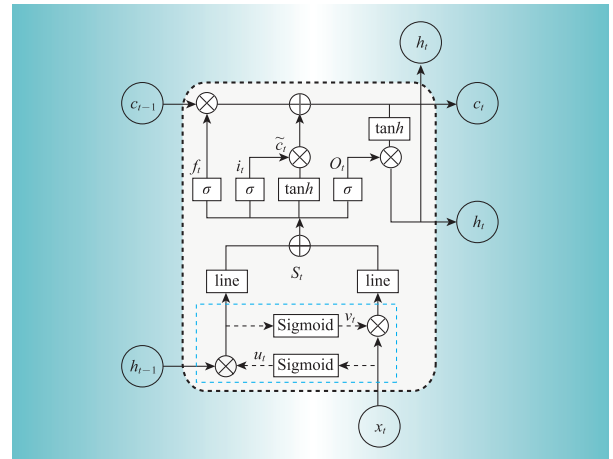


图2 改进的LSTM基本单元结构

Fig. 2 Improved LSTM basic unit structure

2.2 负荷预测整体模型

多层级的负荷预测精度与整体预测模型相关,更与各变电站的负荷预测精度密切相关。考虑到负荷数据之间的层级关系,本文采用基于改进的LSTM的3层堆叠神经网络完成多层级负荷由下而上的预测,以下层的输出结果作为上层的部分输入,上层的LSTM神经网络处理下层的数据及本层其他相关的输入数据,预测模型结构如图3所示。

变电站层负荷预测结构如图4所示。第一层为变电站层的负荷预测,采用改进的LSTM神经网络算法,输入数据包括:接入该变电站的各类型负荷历史数据、集中/分布式新能源的出力数据、该变电站的容载比和负载率、所在地区的气象数据,输出数据为该变电站的负荷预测结果,同时作为第二层的输入数据。

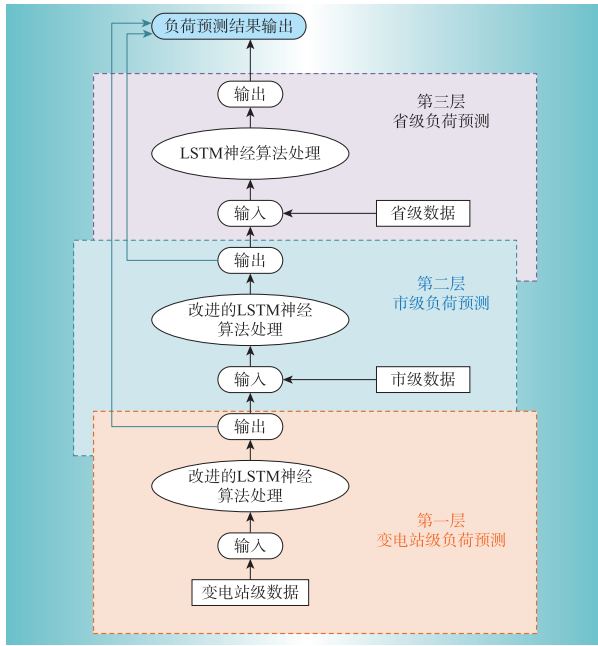


图3 基于改进 LSTM 的3层堆叠神经网络预测模型结构
Fig. 3 Structure of three-layer stacked neural networks prediction model based on improved LSTM

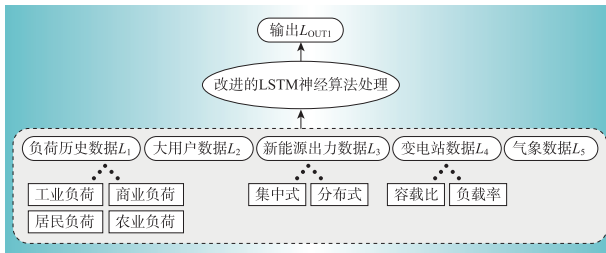


图4 变电站层负荷预测结构
Fig. 4 Load forecasting structure of substation layer

第二层为市级负荷预测,同样采用改进的 LSTM 神经网络算法,输入数据包括:变电站层的负荷预测数据、本市负荷历史数据、新能源电站的出力数据、本市气象数据、市内产业结构数据,输出数据为本市的负荷预测结果,同时作为第三层的输入数据。

第三层为省级负荷预测,采用 LSTM 神经网络算法,输入数据包括:市级负荷预测数据、本省负荷历史数据、新能源电站出力数据、省内产业结构数据、GDP 数据,输出数据为本省的负荷预测结果。

3 算例分析

3.1 模型设置

本文以华东 S 省、Y 市及 Y 市 220 kV 变电站的 2019 年 1 月—2023 年 6 月的实际负荷数据、气象数据及地方统计局公布的区域经济数据为基础,对 LSTM 网络进行训练,并进行负荷预测。首先进行数据预处理;其次,对各类型数据,以最大值为基准进行归

一化处理,对同级数据,分类型输入预测模型;最后,对所有的数据进行划分,将 2019 年 1 月—2022 年 6 月的数据作为训练集,2022 年 7 月—2022 年 12 月作为验证集,2023 年 1 月—2023 年 6 月作为测试集,预测 2023 年 7 月的平均负荷及 2023 年最大负荷值,验证所提的基于 LSTM 的多层级负荷预测算法的有效性,记为 FD-LSTM。对照试验选择 ① 未考虑气象因素和社会经济数据、改进的 LSTM 神经网络算法,记为 DYN-LSTM;② 考虑气象因素和社会经济数据、常规 LSTM 神经网络算法,记为 FAC-LSTM。

为比较本文算法的有效性,分别计算均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)^[13]。

基于变电站的数据对第一层改进的 LSTM 神经网络算法进行训练,输入数据为 Y 市变电站的 2019 年 1 月—2023 年 6 月负荷数据、新能源出力数据、变电站的容载比和负载率、气象数据等。负荷预测中,对于 220 kV 变电站的容载比约束,以实际容载比为基础,设置范围为 1.6~1.9;负载率约束为不高于 75%,且均考虑负荷的自然增长。

第二层改进的 LSTM 神经网络算法模型,以 6 月的某一日为例,输入的 Y 市全网口径负荷数据结构如表 1 所示;第三层 LSTM 神经网络算法模型, S 省

表 1 Y 市负荷数据结构
Table 1 Load data structure of Y city

时刻	全网口径负荷	220 kV 变电站负荷总和	分布式光伏	110 kV 及以下小电源出力		
				小风电	小光伏	小火电
01:00	3 883.5	3 315.8	0	211.7	0	356.0
02:00	3 917.3	3 336.1	0	225.1	0	356.0
03:00	3 767.6	3 182.3	0	229.3	0	356.0
04:00	3 630.4	3 082.0	0	192.4	0	356.0
05:00	3 620.1	3 068.0	0	196.2	0	356.0
06:00	3 707.7	3 175.4	0	176.3	0	356.0
07:00	3 727.5	3 149.5	33.9	159.9	28.2	356.0
08:00	3 769.1	2 996.4	126.4	185.1	105.2	356.0
09:00	4 020.0	3 024.6	241.6	196.7	201.1	356.0
10:00	4 298.1	3 126.2	342.6	188.1	285.2	356.0
11:00	4 501.6	3 189.3	422.1	182.9	351.4	356.0
12:00	4 808.2	3 222.3	568.3	188.5	473.1	356.0
13:00	4 564.4	2 885.8	602.3	218.9	501.4	356.0
14:00	4 806.7	3 030.7	627.5	270.2	522.4	356.0
15:00	5 056.1	3 303.0	588.2	319.2	489.7	356.0
16:00	5 145.5	3 475.1	512.8	374.7	426.9	356.0
17:00	5 120.0	3 607.1	406.9	411.3	338.8	356.0
18:00	4 835.0	3 617.3	254.9	394.5	212.2	356.0
19:00	4 538.7	3 613.7	103.2	379.8	85.9	356.0
20:00	4 338.4	3 586.5	9.4	378.7	7.8	356.0
21:00	4 358.8	3 613.1	0	389.8	0	356.0
22:00	4 430.0	3 644.3	0	429.7	0	356.0
23:00	4 369.8	3 591.4	0	422.3	0	356.0
24:00	4 110.2	3 343.4	0	410.7	0	356.0

的部分产业数据如表2所示。

表2 S省部分产业数据

Table 2 Data of relevant industries in S province

年份	GDP/亿元	分布式光伏/MW	第二产业总值/亿元	最大负荷/MW
2019	4 464.6	406.9	2 099.6	4 685.0
2020	4 620.8	477.0	2 114.2	5 027.2
2021	4 962.8	559.1	2 377.0	5 165.9
2022	5 176.2	707.4	2 528.0	5 620.0
2023	5 486.7	1 108.6	2 594.0	5 972.9

3.2 负荷预测

3.2.1 新能源出力与气象的关系

气象因素对负荷的影响除了体现在用户用电行为的变化上,对新能源出力的影响也很明显。为了研究新能源出力与气象因素的关系,本文进行了大量的数据分析,发现新能源出力在如夏季、冬季、梅雨季等不同的气候条件下与各气象物理量之间的相关性会有一定程度的变化。因篇幅所限,本文不一一进行详细展示,仅以2022年夏季光伏出力与气象的关联分析为例,气象数据包括气温($^{\circ}\text{C}$)、湿度($\%$)、气压(hPa)、地面风速(m/s)、降水量(mm/h)、地表水平辐射(W/m^2)等,计算分布式光伏出力与各气象物理量之间的皮尔逊相关系数,表3所示为夏季光伏出力与气象因子间的皮尔逊相关系数。由表3可见,分布式光伏的出力与气温、地表水平辐射呈现正强相关性,与湿度呈现负强相关性,与气压的相关性较弱。

负荷预测过程中,气象因素对负荷的影响以皮尔逊相关系数的形式输入本文的负荷预测模型中。

表3 夏季光伏出力与气象因子间的皮尔逊相关系数

Table 3 Pearson correlation coefficients between PV output and meteorological physical quantities in summer

气象因子	皮尔逊相关系数
气温/ $^{\circ}\text{C}$	0.88
湿度/ $\%$	-0.86
气压/hPa	-0.10
地面风速/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	0.35
降水量/ $(\text{mm}\cdot\text{h}^{-1})$	0.23
地表水平辐射/ $(\text{W}\cdot\text{m}^{-2})$	0.98

3.2.2 负荷预测结果

利用训练后的3层负荷预测模型预测2023年7月的平均负荷及2023年最大负荷值,并与实际负荷、对照试验算法模型预测结果比较。图5、图6分别为Y市、S省7月平均负荷,表4为3种负荷预测模型的误差比较。

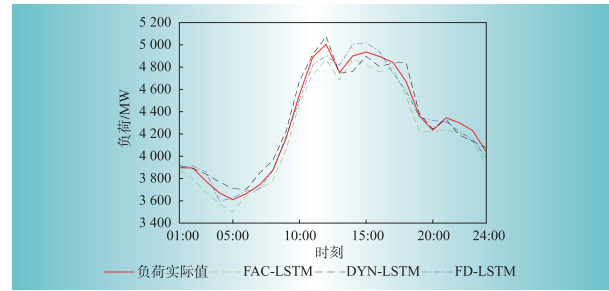


图5 Y市7月平均负荷预测值比较

Fig. 5 Comparison of forecast values of average load in Y city in July

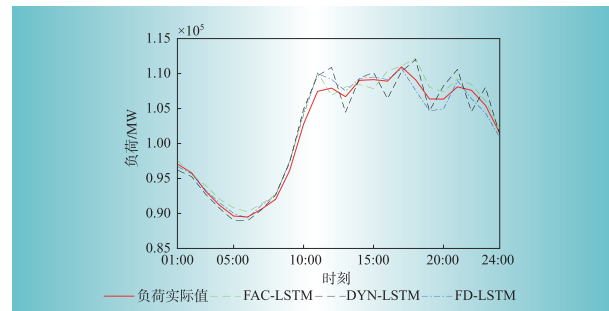


图6 S省7月平均负荷预测值比较

Fig. 6 Comparison of the predicted average load values of S province in July

表4 Y市与S省7月平均负荷预测误差

Table 4 Forecast error of average load in Y City and S province in July

Y市预测误差	FD-LSTM	DYN-LSTM	FAC-LSTM
M_{AE}/MW	89.4	63.9	55.0
R_{MSE}/MW	64.0	79.1	98.7
$M_{APE}/\%$	12	15	21
S省预测误差	FD-LSTM	DYN-LSTM	FAC-LSTM
M_{AE}/MW	1 100.5	1 420.0	810.1
R_{MSE}/MW	1 010.7	1 726.9	1 281.3
$M_{APE}/\%$	8	14	11

对2023年最大负荷值进行预测,3种负荷预测模型的预测值及预测相对误差如表5所示。其中,FD-LSTM为考虑气象因素和社会经济数据的预测模型;DYN-LSTM为未考虑气象因素和社会经济数据的预测模型;FAC-LSTM为采用常规LSTM神经网络算法的预测模型。

表5 2023年最大负荷预测

Table 5 Maximum load forecast in 2023

最大负荷预测	Y市	S省	
实际值/MW	5 972.9	130 685.9	
FD-LSTM	预测值/MW	6 038.5	132 390.3
	预测相对误差/ $\%$	1.1	1.3
DYN-LSTM	预测值/MW	6 126.8	127 928.7
	预测相对误差/ $\%$	2.6	-2.1
FAC-LSTM	预测值/MW	5 817.3	134 125.7
	预测相对误差/ $\%$	-2.6	2.6

从表4、表5可以看出,在7月平均负荷预测和全年最大负荷预测上,同样采用改进的LSTM神经网络算法,FD-LSTM的预测准确率高于DYN-LSTM;而同样考虑气象因素和社会经济数据,采用改进的LSTM神经网络算法的FD-LSTM的准确率高于FAC-LSTM,验证了本文提出的考虑气象因素和社会经济因素的改进LSTM神经网络算法具有较好的预测精度。

4 结束语

本文提出基于改进的LSTM的电力系统多层次负荷预测方法,通过多方面考虑负荷预测的影响因素,从负荷的层级关系入手,分析各层级负荷的关键要素和共同要素,综合考虑负荷类型及发展规划约束、影响负荷变化的气象因素和社会经济因素等,构建省级-市级-变电站级3层堆叠神经网络预测模型,基于各负荷层级的历史负荷数据、气象数据和区域经济数据,实现了多层次负荷由下而上的预测。最后,以某省市的实际数据验证本文所提方法对于提高多层次电力负荷的预测精度具有显著效果,对于电力系统的负荷预测具有重要应用价值。

未来,随着新型电力系统的建设,新能源大规模接入以及社会经济的快速发展,各类因素对负荷预测的影响愈加复杂。如何厘清各类因素与负荷预测的关系及重要程度,如何在负荷预测中统筹相关影响因素,进一步提高未来复杂形势下的负荷预测精度是本文的下一步工作。算法模型和大数据技术的迅速发展,也将是未来负荷预测不可或缺的重要助力。▶

参考文献:

- [1] 韩富佳,王晓辉,乔骥,等. 基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(22): 8 569-8 592.
HAN Fujia, WANG Xiaohui, QIAO Ji, et al. Review on load forecasting of new power systems based on artificial intelligence technology [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22): 8 569-8 592.
- [2] 王继东,于俊源,孔祥玉. 基于双重分解和双向长短期记忆网络的中长期负荷预测模型[J]. 电网技术, 2024, 48(8): 3 418-3 426.
WANG Jidong, YU Junyuan, KONG Xiangyu. Medium and long term load forecasting model based on double decomposition and bidirectional long term memory network [J]. Power Grid Technology, 2018, 48(8): 3 418-3 426.
- [3] 杨智宇,刘俊勇,刘友波,等. 基于自适应深度信念网络的变电站负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(14): 4 049-4 061.
YANG Zhiyu, LIU Junyong, LIU Youbo, et al. Substation load forecasting based on adaptive deep belief network [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4 049-4 061.
- [4] 郑乐,徐青山,冯小峰. 基于层次聚类算法与ISA-LSSVM的短期负荷预测研究[J]. 电力需求侧管理, 2022, 24(5): 51-57.
ZHENG Le, XU Qingshan, FENG Xiaofeng. Research on short-term load forecasting based on hierarchical clustering algorithm and ISA-LSSVM [J]. Power Demand Side Management, 2012, 24(5): 51-57.
- [5] 王继东,杜冲. 基于Attention-BiLSTM神经网络和气象数据修正的短期负荷预测模型[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(4): 172-177, 224.
WANG Jidong, DU Chong. Short-term load forecasting model based on Attention-BiLSTM neural network and meteorological data modification [J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 42(4): 172-177, 224.
- [6] 胡怡霜,夏翔,丁一,等. 基于因子和趋势分析反馈的多元回归负荷预测[J]. 电力需求侧管理, 2018, 20(6): 22-25.
HU Yishang, XIA Xiang, DING Yi, et al. Multiple regression load forecasting based on factor and trend analysis feedback [J]. Electric Power Demand Side Management, 2018, 20(6): 22-25.
- [7] 戴明明,王康,李强,等. 基于天气分类和卷积神经网络的短期负荷预测方法[J]. 电力需求侧管理, 2023, 25(3): 93-98.
DAI Mingming, WANG Kang, LI Qiang, et al. Short-term load forecasting method based on weather classification and convolutional neural network [J]. Power Demand Side Management, 2023, 25(3): 93-98.
- [8] 沈赋,刘思蕊,徐潇源,等. 基于多尺度特征提取的IES多元负荷短期联合预测[J]. 高电压技术, 2024, 50(7): 2 918-2 930.
SHEN Fu, LIU Silui, XU Xiaoyuan, et al. IES Multi-load short-term joint prediction based on multi-scale feature extraction [J]. High Voltage Technology, 2024, 50(7): 2 918-2 930.
- [9] 耿冠晨,何宇. 基于VMD-TCN-Attention机制的短期电力负荷预测[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 94-99.
GENG Guanchen, HE Yu. Short-term power load forecasting based on VMD-CN-Attention mechanism [J]. Intelligent Computers and Applications, 2019, 14(7): 94-99.
- [10] 徐浩,刘青红,任正,等. 基于融合技术的中长期电力负荷预测方法[J]. 电力需求侧管理, 2024, 26(4): 94-99.
XU Hao, LIU QingHong, REN Zheng, et al. Medium and long term power load forecasting method based on fusion technology [J]. Power Demand Side Management, 2019, 26(4): 94-99.
- [11] 唐旭辰,潮铸,段秦尉,等. 基于分层测量数据的高压变电站概率负荷预测方法[J]. 中国电力, 2023, 56(8): 143-150.
TANG Xuchen, CHAO Zhu, DUAN Qinwei, et al. Probabilistic load forecasting method of high voltage substation based on stratified measurement data [J]. Electric Power of China, 2023, 56(8): 143-150.
- [12] 蒋正邦. 基于分层量测数据的负荷聚类分析与概率负荷预测方法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2021.
JIANG Zhengbang. Research on load cluster analysis and probabilistic load forecasting method based on hierarchical measurement data [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.
- [13] AL M A, SOHEL M, MOHAMMAD N, et al. A comprehensive review of the load forecasting techniques using single and hybrid predictive models [J]. IEEE Access, 2020, 8: 134 911-134 939.

作者简介:

史静(1990),女,内蒙古乌兰察布人,硕士,主要从事电力市场分析、电源研究工作。

(责任编辑 水 鹤)