

DOI: 10.19666/j.rlf.202212211

# 基于长短时记忆神经网络的深度调峰火电机组一次调频能力在线估计

张小科<sup>1</sup>, 王子杰<sup>2</sup>, 夏大伟<sup>1</sup>, 王建波<sup>3</sup>, 胡怀中<sup>2</sup>

(1. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 河南 郑州 450052;

2. 西安交通大学自动化科学与工程学院, 陕西 西安 710100; 3. 国网河南省电力公司, 河南 郑州 450000)

**[摘要]** 随着“碳达峰、碳中和”战略目标的推进, 火电机组更多地参与深度调峰运行。深度调峰工况下, 火电机组蓄热量不足, 一次调频能力下降, 导致以额定工况标定的机组一次调频能力与实际调频能力之间出现很大偏差, 威胁电网频率安全。对此, 提出一种基于长短时记忆(LSTM)神经网络的深度调峰火电机组一次调频能力在线估计方法。利用LSTM神经网络的时序记忆能力和非线性特征提取能力将面向稳态机组设计的静态模型改进为考虑机组动态运行过程的动态模型, 修正机组变负荷过程、一次调频历史动作等扰动因素造成的误差。通过分级建模方法, 针对机组蓄热、汽轮机做功动态等调频能力影响因素的不同特性, 设计具有不同神经网络结构的子模型, 将锅炉侧影响纳入考虑范畴, 提高调频估计结果精度。采用某电厂机组运行数据检验该方法, 结果表明, 与电力系统采用的传统方法相比, 该方法估计结果具有更高精度, 并且在稳态和变负荷等不同工况下均有较好的应用效果。

**[关键词]** 深度调峰; 一次调频; LSTM神经网络; 在线估计

**[引用本文格式]** 张小科, 王子杰, 夏大伟, 等. 基于长短时记忆神经网络的深度调峰火电机组一次调频能力在线估计[J]. 热力发电, 2023, 52(8): 172-178. ZHANG Xiaoke, WANG Zijie, XIA Dawei, et al. On-line estimation of primary frequency regulation capability of deep peak regulation thermal power unit based on LSTM neural network[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(8): 172-178.

## On-line estimation of primary frequency regulation capability of deep peak regulation thermal power unit based on LSTM neural network

ZHANG Xiaoke<sup>1</sup>, WANG Zijie<sup>2</sup>, XIA Dawei<sup>1</sup>, WANG Jianbo<sup>3</sup>, HU Huaizhong<sup>2</sup>

(1. Electric Power Research Institute of State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China;

2. School of Automation Science and Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710100, China;

3. State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450000, China)

**Abstract:** With the promotion of China's "carbon peaking and carbon neutral" strategy, thermal power units are more involved in deep peak regulation. Under the conditions of deep peak regulation, the thermal power unit is insufficient in heat storage, and the primary frequency regulation capability decreases, resulting in a large deviation between the unit's primary frequency regulation capability calibrated under the rated operating condition and the actual frequency regulation capability, threatening the frequency security of the power grid. Aiming at this problem, an online estimation method of primary frequency regulation capability of deep peak regulation thermal power units based on LSTM neural network is proposed. The static model of steady-state unit design was improved to a dynamic model, considering the dynamic operation process of the unit by using the time sequence memory ability and nonlinear feature extraction ability of LSTM neural network, and the errors caused by the disturbance factors such as the load changing process and the historical action of primary frequency regulation were corrected. Based on the hierarchical modeling method, the sub-models with different neural network structures were designed for the different characteristics of the factors affecting the frequency regulation capacity, such as heat storage of the unit

修回日期: 2022-12-26

第一作者简介: 张小科(1985), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电源调频技术、网源协调技术, zzk5511@126.com。

and steam turbine work performance, and the effects of furnace side were taken into account to improve the accuracy of frequency regulation estimation results. Compared with the traditional method used in the power system, the estimation result of this method has higher accuracy, and has better performance under different working conditions such as steady state and variable load.

**Key words:** deep peak regulation; primary frequency regulation; LSTM neural network; online estimation

随着国家“碳达峰、碳中和”战略目标的深入推进,可再生能源发电的装机容量迅速增加<sup>[1]</sup>,大规模可再生能源入网使得越来越多的火电机组参与深度调峰运行<sup>[2]</sup>。部分深度调峰火电机组的运行实践表明,深度调峰导致火电机组的一次调频能力降低,增加了区域电网协调调度的困难,威胁电网安全稳定运行。因此,研究深度调峰火电机组的一次调频能力在线估计方法,辅助电网实现高效精准的区域优化调度,对于维持电力系统调频稳定、保证电网安全具有重大意义。

近年来,为了实现对火电机组一次调频能力的精准评估,国内外大量学者针对火电机组的一次调频能力进行了研究。文献[3-4]通过构建一次调频过程的机理模型,进行火电机组一次调频能力的估计。文献[5-8]采用神经网络、支持向量机等方法构建机组一次调频的“黑箱”模型,估计机组在非额定负荷下的一次调频能力。文献[9-10]通过整定阀门流量特性曲线对基于机理的传统方法进行修正,提高调频能力估计精度。文献[11]基于机组出力曲线的变化特征对机组一次调频能力进行了估计。文献[12]基于广域相量测量系统中机组的历史数据,得到电网中单机的一次调频能力预测值。以上文献虽然采用多种方法进行火电机组一次调频能力的估计,但仍是针对机组额定工况或某一特定工况进行的静态映射,然而深度调峰运行机组的一次调频能力受到机组蓄热状态的制约,其变化趋势与机组历史运行过程中的蓄热状态高度相关,因此上述方法在深度调峰工况下出现了较大误差。本文对深度调峰工况下火电机组的一次调频进行针对性建模,将机组历史运行过程中因蓄热状态变化导致的一次调频能力变化纳入考虑范畴,解决传统静态建模方法不适合深度调峰工况的问题。

长短时记忆(long-short term memory, LSTM)神经网络是一种特殊的循环神经网络(recurrent neural network, RNN),它可以将复杂系统内部状态映射和存储在神经单元中,尤其适合表征动态系统输入输出关系,将其用于表征火电机组蓄热状态变化可以充分发挥LSTM神经网络的自身优势。因此,本文提出一种基于LSTM神经网络的深度调峰火电

机组一次调频能力在线估计方法,利用LSTM神经网络提取机组蓄热变化、变负荷趋势等动态信息,解决传统一次调频能力估计方法存在不足,提高深度调峰火电机组一次调频能力估计精度。

## 1 深度调峰火电机组一次调频能力影响因素分析

大量火电机组深度调峰运行实践表明,与常规工况相比,深度调峰工况下的一次调频过程在调频幅度与速度2方面有明显差异。造成此差异的因素较为复杂,需首先分析影响深度调峰工况下火电机组一次调频能力的关键因素。

### 1.1 深度调峰机组蓄热对一次调频的影响

根据汽轮机的能量守恒定律可得:

$$P_e = g_s \Delta h \quad (1)$$

式中:  $P_e$  为机组负荷;  $g_s$  为汽轮机做功等效蒸汽流量;  $\Delta h$  为汽轮机做功等效焓降。

汽轮机做功等效蒸汽流量  $g_s$  的计算公式为:

$$g_s = K u_t \frac{p_t}{\sqrt{t_s}} \quad (2)$$

式中:  $K$  为常系数;  $u_t$  为高压调节阀开度;  $p_t$  为主蒸汽压力;  $t_s$  为过热蒸汽温度。

将式(2)代入式(1)可得:

$$P_e = K u_t \frac{p_t}{\sqrt{t_s}} \Delta h \quad (3)$$

机组参与一次调频时的负荷变化幅度上限受到限制,负荷变动幅度较小,此时可近似地认为汽轮机做功等效焓降  $\Delta h$  与过热蒸汽温度  $t_s$  为常数,令  $K_1 = K \frac{\Delta h}{\sqrt{t_s}}$ , 将其代入式(3)可得:

$$P_e = K_1 u_t p_t \quad (4)$$

一次调频可认为是通过调节阀门开度,调节汽轮机进汽流量,改变机组蓄热,调整附加输出功率,进而响应电力系统频率变化的过程。因此,一次调频过程中的调频负荷变化幅度可以表示为:

$$\Delta P_e = K_1 \Delta u_t p_t \quad (5)$$

式中:  $\Delta P_e$  为一次调频负荷变化幅度;  $\Delta u_t$  为一次调频过程中高压调节阀开度变化量。

由式(5)可知,一次调频负荷变化幅度不仅与高压调节阀开度变化量有关,还受到主蒸汽压力的影响。而在深度调峰工况下,机组蓄热量减少,主蒸汽压力的运行值远低于额定值,机组的一次调频能力会因此有大幅降低。

以河南省鹤壁丰鹤发电有限公司2号机组深度调峰下一次调频性能试验数据为例,该机组在100.0%额定负荷600 MW以及33.3%额定负荷200 MW深度调峰工况下的一次调频性能试验数据如图1所示。由图1可见,该机组在100.0%额定负荷时,主蒸汽压力为24.2 MPa,一次调频动作时,阀位指令增大10%,机组负荷上升约42 MW;在33.3%额定负荷时,主蒸汽压力为9.6 MPa,一次调频动作时,阀位指令增大10%,机组负荷上升约20 MW。该组试验数据说明,在深度调峰工况下,火电机组蓄热量减少,一次调频负荷变化幅度降低,一次调频能力下降。

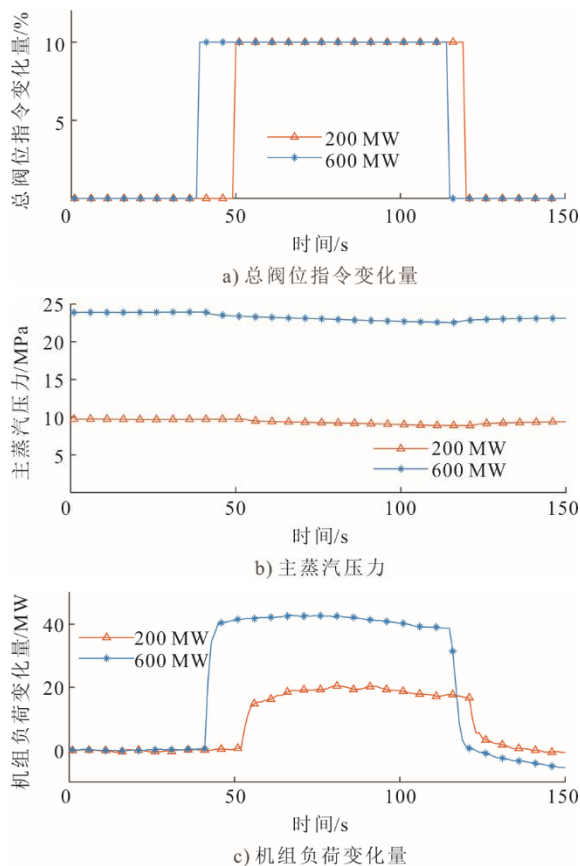


图1 某机组深度调峰下一次调频试验原始数据

Fig.1 Raw data of the primary frequency regulation test for deep peak regulation of a unit

## 1.2 深度调峰下汽轮机做功动态特性变化对一次调频的影响

大量火电机组一次调频试验数据表明:在深度

调峰工况下,不仅一次调频过程的调频负荷变化幅度有所降低,机组响应速度也变慢。这是由汽轮机做功过程的动态特性变化导致的。汽轮机做功的相关场所包括高压缸、中压缸、低压缸、再热器及相关连通管道,这些设备在机理上可以认为是一个蒸汽容室。设 $V$ 为蒸汽容室的容积, $p$ 为蒸汽容室内的压力, $\rho$ 为蒸汽密度, $q_{in}$ 为流入蒸汽容室的气体质量流量, $q_{out}$ 为流出蒸汽容室的气体质量流量,根据蒸汽容室内的质量守恒关系可得:

$$q_{in} - q_{out} = V \frac{d\rho}{dt} \quad (6)$$

假设气体的状态变化是按多变过程进行的,则 $p/\rho^n=C$ ,其中, $n$ 为多变指数, $C$ 为常量,则可得到:

$$\begin{aligned} \ln p - n \ln \rho = C &\Rightarrow \frac{1}{p} \frac{dp}{dt} - \frac{n}{\rho} \frac{d\rho}{dt} = 0 \\ \Rightarrow \frac{d\rho}{dt} &= \frac{\rho}{np} \frac{dp}{dt} \end{aligned} \quad (7)$$

将式(7)与 $p/\rho^n=C$ 代入式(6)可得:

$$q_{in} - q_{out} = \frac{V}{Cnp^n} \frac{dp}{dt} \quad (8)$$

当无阀门作用时,忽略蒸汽温度的变化,蒸汽的压力与流量成正比,即 $q_{out}=K_2p$ , $K_2$ 为常数,将其代入式(8),可得:

$$q_{in} - q_{out} = \frac{V}{K_2Cnp^n} \frac{dq_{out}}{dt} \quad (9)$$

对式(9)进行拉普拉斯变换,得到流出蒸汽容室的蒸汽流量与流入蒸汽容室的蒸汽流量之间的传递函数关系:

$$\frac{q_{out}(s)}{q_{in}(s)} = \frac{1}{1 + \frac{V}{K_2Cnp^n} s} \quad (10)$$

由式(10)所示的传递函数关系可知,蒸汽在汽轮机内做功的动态特性表现为惯性特性,其惯性时间常数 $T=V/(K_2Cnp^n)$ 与压力直接相关,压力下降时,惯性时间随之增长。深度调峰工况下,机组主蒸汽压力运行值远低于额定值,汽轮机做功的响应速度变慢,机组一次调频响应速度也因此变慢。

以河南省国投南阳发电有限公司2号机组深度调峰下一次调频试验数据为例,该机组在350 MW(35.0%额定负荷)和1000 MW(100.0%额定负荷)深度调峰工况下一次调频试验数据如图2所示。

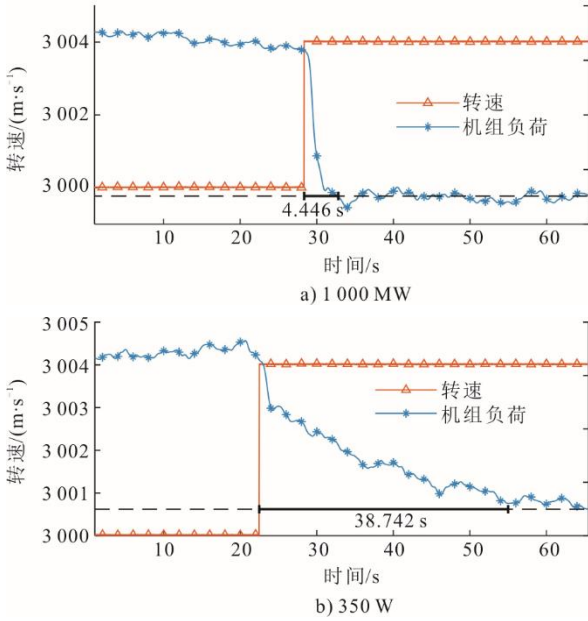


图 2 机组在深度调峰下一次调频性能试验数据  
 Fig.2 Performance testing data of the primary frequency regulation for deep peak regulation of the unit

由图 2 试验数据可见，当机组一次调频回路转速由 3 000 r/min 强制升高为 3 004 r/min 时，机组在

1 000 MW 和 350 MW 负荷下的一次调频稳定时间分别为 4.446 s 和 38.742 s，负荷下降后，稳定时间增长 34.296 s。该组试验数据说明，在深度调峰工况下，汽轮机做功的响应速度变慢，机组一次调频响应速度也因此变慢。

## 2 基于 LSTM 神经网络的深度调峰机组一次调频能力在线估计

火电机组蓄热状态与汽轮机做功动态特性是影响深度调峰火电机组一次调频能力的关键因素，考虑二者不仅由机组的当前运行状态决定，还会受到深度调峰运行过程中燃烧效率、换热效率波动等诸多扰动因素影响，本文采用 LSTM 神经网络构建一次调频能力预测模型，并引入注意力（attention）机制进行多维输入数据的特征提取，辅以多层前馈（multi-layer perceptron, MLP）神经网络描述机组阀门流量特性，以有效提高调频能力估计精度。本文所构建基于 LSTM 神经网络的深度调峰火电机组一次调频能力在线估计模型总体结构如图 3 所示。

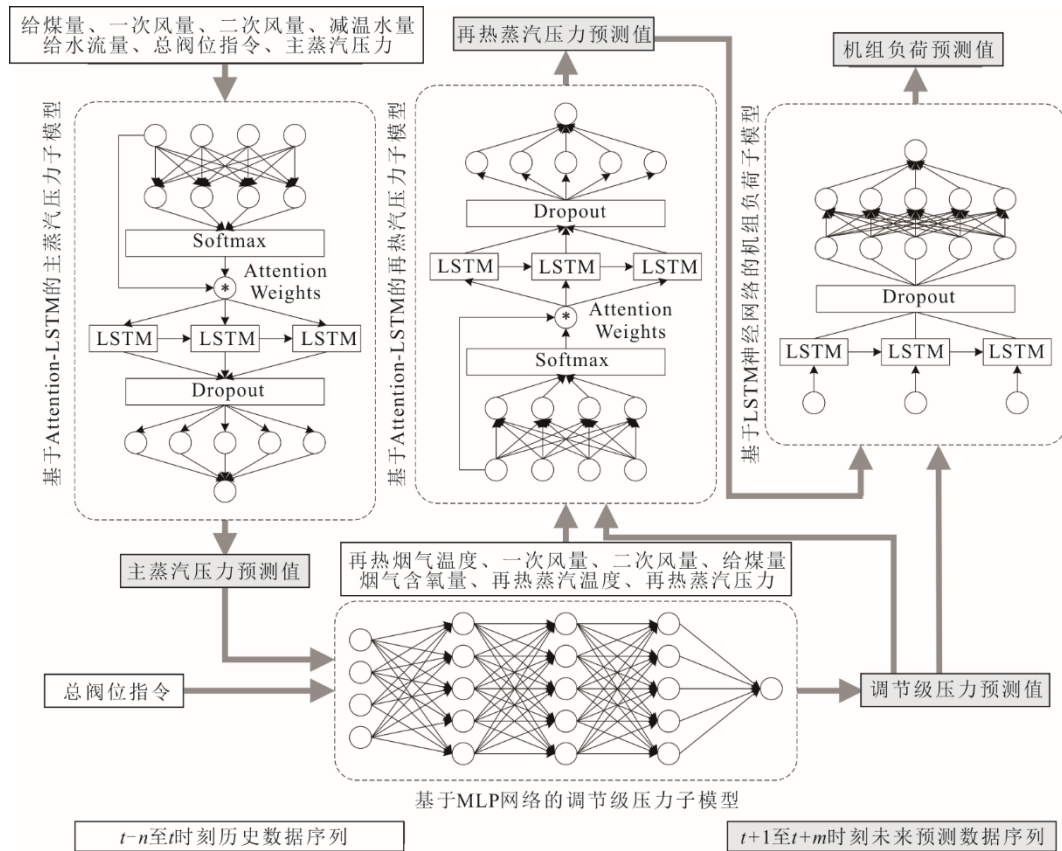


图 3 基于 LSTM 神经网络的火电机组一次调频能力在线估计模型  
 Fig.3 Online estimation model of primary frequency regulation capability of thermal power unit based on LSTM neural network

在本模型中,对深度调峰火电机组一次调频能力的估计通过分级建模来实现,构建了主蒸汽压力子模型、调节级压力子模型、再热蒸汽压力子模型和机组负荷子模型,由主蒸汽压力子模型和再热蒸

汽压力子模型描述机组蓄热状态,由调节级压力子模型和机组负荷子模型描述汽轮机做功动态特性。各个子模型的输入输出特征参数、网络选型、模型作用见表1。

表1 子模型特征参数、网络选型与模型作用  
Tab.1 Characteristic parameters, network selection and function of submodel

模型名称	输入特征参数	输出特征参数	网络选型	模型作用
主蒸汽压力子模型	给煤量、一次风量、二次风量、减温水量、给水流量、总阀位指令、主蒸汽压力历史值	主蒸汽压力预测值	Attention-LSTM	描述机组蓄热特性
调节级压力子模型	总阀位指令历史值和主蒸汽压力预测值	调节级压力预测值	MLP	描述汽轮机调速系统特性
再热蒸汽压力子模型	再热器烟气温度、一次风量、二次风量、给煤量、烟气含氧量、再热蒸汽温度、再热蒸汽压力历史值和调节级压力预测值	再热蒸汽压力预测值	Attention-LSTM	描述再热系统蓄热特性
机组负荷子模型	调节级压力、再热蒸汽压力预测值	机组负荷预测值	LSTM	描述汽轮机做功动态特性

火电机组的蓄热和再热环节与燃烧过程高度相关,涉及参数众多,导致主蒸汽压力子模型与再热蒸汽压力子模型的模型输入特征维度较高。因此,引入注意力机制提取2个子模型多维输入数据中的关键特征信息,降低系统复杂度。汽轮机调速系统的惯性和迟延时间与燃烧系统、汽水系统相比极小,时序特性不显著,阀门流量特性的非线性为其主要特征,因此采用MLP描述汽轮机调速系统特性。

本文方法通过LSTM神经网络独特的记忆机制将历史数据中的动态特征信息存储在网络内部状态中,实现对机组蓄热状态变化的预估。而闭环运行状态下的机组为满足负荷调节需求,其蓄热状态不断发生变化,闭环运行状态下调频能力估计是一难点。本文方法的优势与该难点相契合,因此,相较于传统方法,本文方法在应用于闭环运行火电机组的一次调频能力估计时具有更大的优势。

### 3 算例分析

分别采用本文方法和基于机理模型的一次调频能力估计传统方法进行调频能力估计试验,以验证本文方法的有效性。试验平台硬件环境为Intel i5-10400、NVIDIA GeForce RTX 3080Ti 和 16 GB DDR5、4 400 MHz 内存,软件环境为MATLAB/Simulink。试验样本数据取自河南省鹤壁丰鹤发电有限公司2号机组,机组额定负荷600 MW,汽轮机为东方汽轮机有限公司生产的N600-24.2/566/566型超临界、一次中间再热、三缸四排汽、凝汽式汽轮机,锅炉为东方锅炉有限公司生产的DG-1900/25.4-1型超临界直流炉。样本数据为2021年4月12日00:00:00至2021年4月21日23:59:59之间机组深度调峰工况运行历史数据和2021年1月8日00:00:00至2021年

1月17日23:59:59之间机组常规工况运行历史数据,采样时间为1 s,共1 728 000组样本数据,其中80%作为训练集,20%作为测试集。试验采用离线训练与在线估计相结合的方式进行,通过离线训练获取模型网络参数,通过在线估计使网络内部状态逼近机组蓄热状态,进而实现对机组调频能力的估计。试验中每个估计周期预测未来70 s的一次调频过程,每个估计周期耗时约30 ms,满足一次调频系统反应和调节需求。

试验中所选取的一次调频能力估计传统模型采用电力系统分析综合程序PSASP中9型调速器模型,该模型主要参数见表2。

表2 传统模型参数取值  
Tab.2 Traditional model parameter values

项目	数值	项目	数值
转速不等率/%	4.5	油动机关闭延迟时间/s	0.025
转速偏差死区/(r.min <sup>-1</sup> )	±2	高压缸功率所占比例/%	30.4
一次调频转速上限/(r.min <sup>-1</sup> )	3 010	中压缸功率所占比例/%	25.5
一次调频转速下限/(r.min <sup>-1</sup> )	2 990	低压缸功率所占比例/%	44.1
一次调频负荷上下限/MW	±36	高压缸前汽室容积时间常数/s	0.280
油动机开启时间常数/s	1.365	再热器容积时间常数/s	23.200
油动机开启延迟时间/s	0.025	再热器容积延迟时间/s	0.500
油动机关闭时间常数/s	0.845	交叉管容积时间常数/s	1.000

分别在机组工作于600 MW(100.0%额定负荷)和200 MW(33.3%额定负荷)负荷下的稳态工况时,将转速由3 000 r/min强制降为2 996 r/min,机组进入一次调频,采用本文方法与传统方法对该调频过程进行估计,本文方法和传统方法的估计结果对比如图4所示,估计结果的误差对比见表3,其中,一次调频动作发生在第30 s,对30~100 s内共70 s时长进行预测。

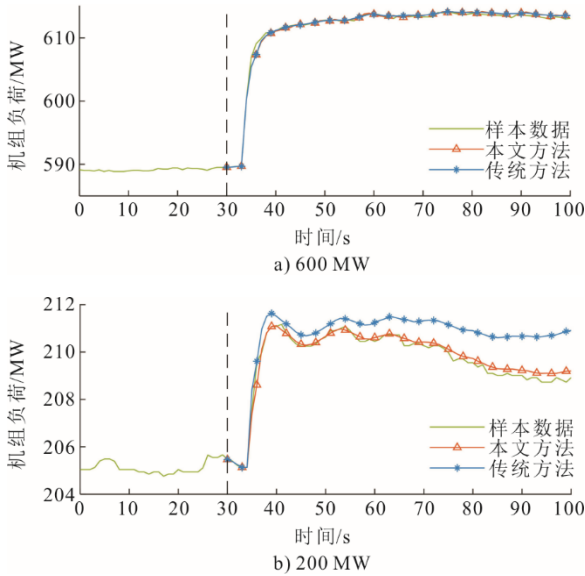


图 4 一次调频能力短期预报对比  
Fig.4 Comparison of short-term forecast of primary frequency modulation capability

表 3 额定与深度调峰工况下一次调频能力估计误差对比  
单位: MW

**Tab.3 Comparison of errors in the estimation results of the primary frequency modulation capability between rated condition and depth peak regulation condition**

	600 MW		200 MW	
	平均绝对误差	最大绝对误差	平均绝对误差	最大绝对误差
传统方法	0.16	0.58	0.97	2.38
本文方法	0.17	0.53	0.15	0.48

由图 4 与表 3 可以看出: 在额定工况下, 本文方法与传统方法没有明显差异, 都保持了较高精度; 在深度调峰工况下, 本文方法较传统方法明显具有更高精度, 平均绝对误差减少 84.54%、最大绝对误差减少 79.83%。试验结果表明, 由于蓄热减少的原因, 深度调峰下发生一次调频后, 其负荷跌落速度较额定工况下更快, 传统方法难以准确预测, 而本文方法利用 LSTM 神经网络对机组蓄热状态进行更新和校正, 弥补了传统方法的缺陷, 在额定工况和深度调峰工况下都具有较高精度和良好泛化能力。

机组在稳态工况和变负荷工况下的一次调频过程存在一定差异, 机组在降负荷过程中参与向上一级调频时, 会由于机组原本的负荷变化趋势导致实际一次调频负荷较稳态工况下衰减更快。为验证本文方法与传统方法对机组负荷动态变化过程中参与一次调频时的估计能力, 分别对机组在稳态和动态情况下参与的一次调频过程进行估计, 该机组在 4 月 15 日 03:00:00—03:58:20 的变负荷过程如图 5 所示。

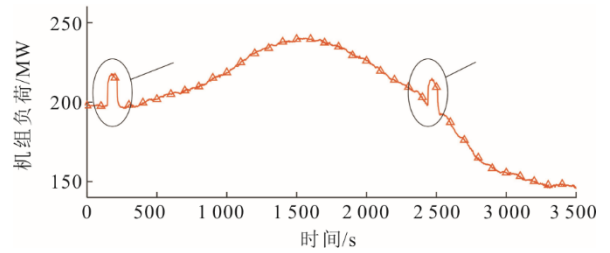


图 5 机组变负荷过程  
Fig.5 Unit variable load process

在该变负荷过程中, 机组在 197.7 MW 负荷左右共参与 2 次一次调频。其中, 一次调频过程 A 处于稳态, 一次调频过程 B 处于降负荷状态。分别利用本文方法和传统方法对 A、B 2 次调频过程进行估计, 估计结果对比如图 6 所示, 估计结果的误差对比见表 4, 其中, 一次调频动作发生在第 20 s, 对 20~90 s 内共 70 s 时长进行预测。

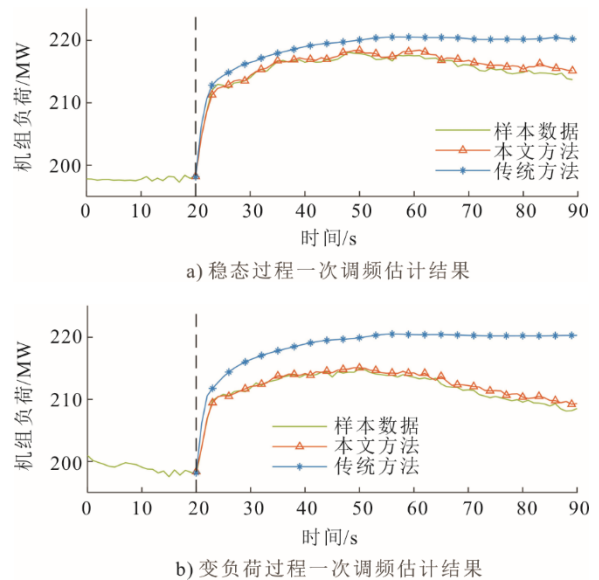


图 6 稳态工况与变负荷工况一次调频能力对比  
Fig.6 Comparison of primary frequency regulation capability between steady state condition and variable load condition

由图 6 与表 4 可以看出, 在稳态与变负荷 2 种工况下, 本文方法误差均小于传统方法。稳态工况下, 本文方法平均绝对误差减小 85.33%、最大绝对误差减小 82.95%; 变负荷工况下, 本文方法平均绝对误差减小 91.95%、最大绝对误差减小 91.43%。试验结果表明, 传统方法对 2 种工况下的估计结果基本一致, 不能对稳态和变负荷 2 种工况进行区分, 而本文方法能够通过 LSTM 神经网络提取机组运行过程中的负荷变化特征, 得到更加精准的估计结果, 对于不同工况均有良好的泛化能力, 具有较高的工程应用价值。

表4 稳态与变负荷工况一次调频能力估计结果误差对比  
单位: MW

**Tab.4 Comparison of errors in the estimation results of the primary frequency modulation capability between steady state condition and variable load condition**

	稳态过程		变负荷过程	
	平均绝对误差	最大绝对误差	平均绝对误差	最大绝对误差
传统方法	3.34	6.10	6.96	12.02
本文方法	0.49	1.04	0.56	1.03

## 4 结 论

1) 针对传统火电机组一次调频估计方法在深度调峰工况下出现较大偏差的问题, 提出一种基于LSTM神经网络的深度调峰火电机组一次调频能力在线估计方法, 并以丰鹤电厂2号机组为对象进行了试验验证。

2) 本文方法能够估计深度调峰、变负荷等工况下机组蓄热状态的变化, 有较高的估计精度和良好的泛化能力。试验结果表明, 在深度调峰工况下, 本文方法较传统方法误差减小超过85.33%。

3) 与离线估计方法相比, 本文方法通过对机组蓄热状态在线更新和校正得到了更高精度。本文方法进行一次调频估计耗时约30 ms, 满足机组闭环运行实时性的需要, 具有较高的工程可行性。

### [参 考 文 献]

- [1] 国家统计局. 中国统计年鉴 2021[EB/OL]. (2021-01-12) [2022-08-20]. <http://www.stats.gov.cn/tjsj/ndsj/2021/indexch.htm>.  
National Bureau of Statistics. China statistic yearbook 2021[EB/OL]. (2021-01-12)[2022-08-20]. <http://www.stats.gov.cn/tjsj/ndsj/2021/indexch.htm>.
- [2] 高春辉, 肖冰, 尹宏学, 等. 新能源背景下储能参与火电调峰及配置方式综述[J]. 热力发电, 2019, 48(10): 38-43.  
GAO Chunhui, XIAO Bing, YIN Hongxue, et al. Energy storage participating in thermal power peaking and configuration in background of new energy: a review[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(10): 38-43.
- [3] 丁宁, 廖金龙, 陈波, 等. 大功率火电机组一次调频能力仿真与试验[J]. 热力发电, 2018, 47(6): 85-90.  
DING Ning, LIAO Jinlong, CHEN Bo, et al. Primary frequency control ability of thermal power units with large capacity: simulation and experiment[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(6): 85-90.
- [4] 张小科, 王子杰, 夏大伟, 等. 一种面向深度调峰运行火电机组的一次调频能力建模新方法[J]. 电网技术, 2022, 46(12): 4947-4953.  
ZHANG Xiaoke, WANG Zijie, XIA Dawei, et al. New modeling for primary frequency regulation capability of

- thermal power units under deep peak regulation[J]. Power System Technology, 2022, 46(12): 4947-4953.
- [5] 崔伟, 李武璟, 王聪, 等. 深度信念网络在水火电力系统一次调频能力预测中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(3): 99-108.  
CUI Wei, LI Wujing, WANG Cong, et al. Research on application of deep belief network in primary frequency modulation capability of hydrothermal power system[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(3): 99-108.
- [6] 廖金龙. 大功率火电机组一次调频能力建模与优化[D]. 杭州: 浙江大学, 2020: 1.  
LIAO Jinlong. Primary frequency control ability modeling and optimization of large-scale thermal power units[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020: 1.
- [7] 庞昊, 高金峰, 杜耀恒. 基于时间卷积网络分位数回归的短期负荷概率密度预测方法[J]. 电网技术, 2020, 44(4): 1343-1350.  
PANG Hao, GAO Jinfeng, DU Yaoheng. A short-term load probability density prediction based on quantile regression of time convolution network[J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1343-1350.
- [8] 陈浩文, 刘文霞, 李月乔. 基于奇异谱分析与神经网络的中期负荷预测[J]. 电网技术, 2020, 44(4): 1333-1347.  
CHEN Haowen, LIU Wenxia, LI Yueqiao. Medium-term load forecast based on singular spectrum analysis and neural network[J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1333-1347.
- [9] 盛锴, 周年光, 宋军英, 等. 再热凝汽式汽轮机阀门流量特性在线监测优化[J]. 中国电力, 2017, 50(12): 62-67.  
SHENG Kai, ZHOU Nianguang, SONG Junying, et al. Online monitoring and optimization of valve discharge characteristics for a reheat turbine[J]. Electric Power, 2017, 50(12): 62-67.
- [10] 李冰天, 王强, 张军科, 等. 考虑阀门管理函数的汽轮机调速系统稳定性分析[J]. 热力发电, 2021, 50(2): 150-156.  
LI Bingtian, WANG Qiang, ZHANG Junke, et al. Stability analysis for turbine speed control system considering valve management function[J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(2): 150-156.
- [11] 张艳军, 高凯, 曲祖义. 基于发电机组出力曲线特征的一次调频性能评价方法[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(7): 99-103.  
ZHANG Yanjun, GAO Kai, QU Zuyi. An evaluation method of primary frequency modulation performance based on characteristics of unit output power curves[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(7): 99-103.
- [12] 张琦兵, 徐春雷, 刘栋, 等. 基于广域相量测量系统的电网一次调频能力预测[J]. 电力工程技术, 2019, 38(2): 64-68.  
ZHANG Qibing, XU Chunlei, LIU Dong, et al. Ability of primary frequency regulation estimate based on wide area measurement system[J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(2): 64-68.

(责任编辑 杜亚勤)