引文格式:肖春,高晋峰,曹琼,等. 基于双重注意力机制的有源配电网安全态势感知方法[J]. 太原理工大学学报,2026,57(5):1083-1093.

XIAO Chun, GAO Jinfeng, CAO Qiong, et al. An active distribution grid security situational awareness approach based on dual attention mechanisms[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2026, 57(5): 1083-1093.

基于双重注意力机制的有源配电网安全态势感知方法

肖 春[1,2],高晋峰[1],曹 琼[1],韩肖清[2]

(1. 国网山西省电力公司营销服务中心,山西 太原;2. 太原理工大学 电气与动力工程学院,山西 太原)

摘 要:**【目的】**配电网安全态势感知是当前提升有源配电网稳定运行能力的关键技术。针对当前有源配电网量测能力有待提升、运行态势复杂化的现状,提出一种基于双重注意力机制的长短期记忆网络(LSTM,Long Short-Term Memory)的态势预测及评估方法。**【方法】**首先,构建了融合特征注意力和时间注意力机制的LSTM时间序列预测模型,挖掘大量智能电表量测的运行态势要素之间的相关性以及时间规律,有效提升预测精度;其次,针对融合多注意力机制的LSTM神经网络模型,利用蚁群寻优的启发式算法对超参数空间进行探索,确定适合所提模型的最优超参数,进一步提升模型预测效果;再次,从节点电压、支路电流等角度对有源配电网态势指标进行构建,提升运行态势对配电网状态的表征能力。**【结果】**利用真实电表量测数据在IEEE33节点经典算例中验证方法可行、有效。

关键词:有源配电网;态势感知;多重注意力机制;长短期记忆网络;态势指标

中图分类号:TM727 **文献标识码**:A

DOI:10.16355/j.tyut.1007-9432.20240583 **文章编号**:1007-9432(2026)05-1083-11

An Active Distribution Grid Security Situational Awareness Approach Based on Dual Attention Mechanisms

XIAO Chun[1,2], GAO Jinfeng[1], CAO Qiong[1], HAN Xiaoqing[2]

(1. *State Grid Shanxi Marketing Service Center, Taiyuan, Shanxi, China*; 2. *College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi, China*)

Abstract:**【Purposes】** Distribution grid security situational awareness is a current key technology to improve the stable operation capability of active distribution grid. Aiming at the current status quo of improving the measurement capability and complicating the operation situation of active distribution networks, in this work, a situation prediction and evaluation method based on the Long Short-Term Memory Network (LSTM) with dual attention mechanism is proposed. **【Methods】** First, an LSTM time series prediction model integrating feature attention and temporal attention mechanisms was constructed to explore the correlation and temporal pattern between the operating situation elements of a large number of smart meter measurements, so as to effectively improve the prediction accuracy. Second, for the LSTM neural network model integrating multi-attention mechanisms, an ant colony heu-

收稿日期:2024-07-22;**修回日期**:2024-10-23

基金项目:国网山西省电力公司科技项目资助(52051L230103)

第一作者:肖春,博士研究生,高级工程师,主要从事电力营销技术、电力系统运行与控制研究等,(E-mail)tyutxiaochun@163.com

通信作者:韩肖清,博士,教授,博士生导师,研究方向为电力系统运行与控制、微电网及新能源技术,(E-mail)hanxiaoqing@tyut.edu.cn

ristic algorithm for finding the optimal hyper-parameters was utilized to explore the hyper-parameter space, and the optimal hyper-parameters for the proposed model were determined, so as to further improve the model and its prediction accuracy. Third, for the LSTM neural network model incorporating multi-attention mechanism. 【**Results**】 An ant colony optimization heuristic algorithm is used to explore the hyper-parameter space and determine the optimal hyper-parameters suitable for the proposed model, so as to further improve the prediction effect of the model.

Keywords: active distribution grid; situational awareness; multiple attention mechanisms; LSTM; situational indicators

引言

近年来,随着我国向“碳达峰、碳中和”目标推进,国内清洁能源发电规模扩展迅速,光伏发电因其布灵活广泛、光能资源丰富和零污染的优点成为了我国可再生能源发电的主要形式[1]。在配电网结构不断复杂化的情况下,有源配电网的运行态势越来越难辨别,有必要展开对于有源配电网的态势感知研究[2,3]。

配电网安全态势感知是指在特定时空条件下,识别和分析配电系统中的关键安全因素,并对系统的安全状况进行动态监测和预警的过程。其能够揭示潜在威胁,为配电网的稳定运行提供预测性的安全分析。同时,高比例新能源接入配电网由原来的单电源辐射状结构变为多电源复杂的网络,潮流的大小和方向都会发生改变,系统运行状态逐渐向系统稳定极限逼近,电压、电流问题变得愈加复杂,配电网稳定性面临着巨大的挑战[4]。目前,配电网的安全态势感知已取得一定研究成果,建立了对配电网安全态势进行实时预警的模型[5],以及态势预警模型的评价指标体系[6]。

进行电力系统的态势预测需选择合适的模型利用时间序列预测方法。随着人工智能的发展以及配电网复杂程度的增加,机器学习算法因其对于非线性复杂问题的优异性能成为了主流方法,被广泛应用于电力工业之中,涵盖源荷预测[7,8]、电网调度[9]以及电力设备状态预测[10]等多种方面。随着当前配电网量测能力的提升,基于量测数据驱动的态势感知方法的研究深度逐步深入,文献[11]基于信息熵原理构建了适用于同步向量测量装置的配电网分层方法,在此基础上利用LSTM神经网络实现配电网状态判断;文献[12]利用改进深度卷积生成对抗网络对于配电网的电气量测数据进行数据增强,并利用支持向量描述设定预警边界,提高了态势预测的预测精度及速度。但是,上述文献中的方法没有考虑大量特征输入数据的信息重要性,结合配电网时间与空间的强相关性,需充分考虑不同特征参数、不同时间断面下系统实时运行态势的学习能力。

基于以上问题,部分学者在时间序列预测模型的基础上,添加注意力机制以提升时间序列预测模型的精度。文献[13]引入注意力机制的LSTM神经网络对电力系统暂态稳定态势进行了状态感知及分析,为配电网态势感知提供了新的方法与思路;文献[14]将频率注意力机制模块加入到时间卷积神经网络中来改善网络残差块,提升了风电功率预测精度;文献[15]利用时序注意力机制对基于双向LSTM的短期电力负荷预测,并进一步利用序列成分重组提升了预测精度;文献[16]利用粒子群优化算法解决了LSTM模型的超参数选择难题并将其应用于电力设备状态预测之中。前述文章虽然将注意力机制融入到了电力工业之中,但缺乏在所提方法基础上对有源配电网态势的理解与分析。

针对有源配电网的态势理解问题,文献[17]提出了一种基于图注意力网络(Graph Attention Networks,GAT)和长短期记忆网络的静态电压稳定裕度预测方法,特别考虑了新能源的不确定性;文献[18]提出了一种集成学习方法,用于配电网节点电压的短期预测,提升了配电网对分布式能源资源(DER)的理解和调控能力;文献[19]利用配电网数据挖掘结合支持向量机,对有源配电网各类事件进行检测、分类、判别。文献[20]通过历史量测电压数据对当前时刻进行状态估计,并预测下一时刻配电网的各节点电压相量,进而实现配电网的态势预测。应当指出,前述文章并没有在构建当前态势预测方法的基础上,进一步选取符合有源配电网运行特性的典型指标,搭配态势感知模型以实现运行态势的评估表征。

综上所述,基于当前态势预测模型与有源配电网智能电表的大量复杂量测数据适应度差,以及其

与态势指标表征结合不足的问题。本文将启发式寻优算法及多重注意力模块引入LSTM神经网络，提出基于特征及时间的双重注意力机制的短期态势预测及评估方法。首先，为了适应大量特征的时间序列数据，构建融合了特征、时间注意力的双重注意力机制LSTM的DA-LSTM（Dual-Attention LSTM）有源配电网态势预测模型，同时选择蚁群寻优启发式算法对该预测模型进行超参数寻优，有效提升了模型的性能；其次，通过山西省某地区真实用户电表数据与标准配电网模型构建数据集，使用DA-LSTM模型对于有源配电网进行多时间断面的稳态态势时间序列预测，并根据预测模型评判指标对所提模型与其他模型进行对比，确定了本预测模型的性能；最后，提出有源配电网的电压越限裕度、支路负载风险裕度的态势指标以及电压、电流波动系数指标，提升对有源配电网的态势理解能力，并将所提模型预测的指标与实际指标值对比，验证了本文所提模型及方法的准确及有效性。

1　基于多重注意力机制的态势预测模型

本文所提基于多重注意力机制的态势预测模型由LSTM神经网络模型和多重注意力机制两部分组成。对于有源配电网的态势预测问题是一类多元时间序列预测问题。基于LSTM的神经网络适用于时间序列预测问题，而注意力机制可以有效提升LSTM在这类问题中的性能。所提多重注意力机制包含特征注意力模块和时序注意力模块，特征注意力模块用于挖掘各电表输入特征对预测目标的贡献度，时序注意力模块用于学习光伏出力背景下电表采集数据的时间特性，以提升基于智能电表测量的配电网态势预测精度。

1.1　LSTM神经网络

LSTM是一种用于处理序列数据的深度学习模型，作为循环神经网络（Recurrent Neural Network，RNN）的一种变体，相对于普通的RNN模型，LSTM引入了三种门控机制，即遗忘门、输入门、输出门来解决RNN的梯度爆炸和梯度消失问题对模型的影响。通过对输入的序列信息对记忆细胞进行更迭，提升对时间序列数据的记忆与理解能力。LSTM的记忆单元结构如图1所示。

LSTM单元内存在两个数据流向，分别是：单步时间中单元输入数据与形成的单元隐藏层数据的映射，即图中x_t与h_t的迭代关系；随着时间序列

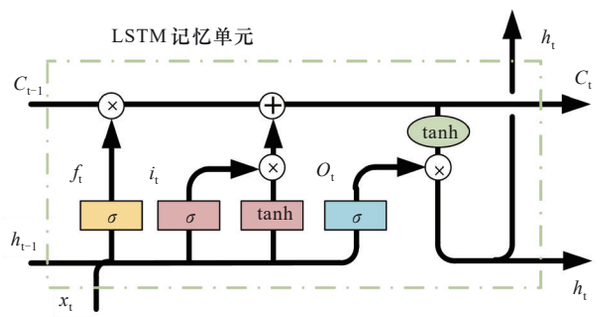


图1　LSTM的记忆单元结构

Fig. 1　Memory unit structure of LSTM

数据进入LSTM单元中，其记忆细胞C_t随着时间步进行记忆内容的更迭。

遗忘门：

$$f_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_f h_{t-1}+\boldsymbol{W}_f' x_t+b_f\right). \tag{1}$$

决定记忆状态需要丢弃的信息f_t，更新部分记忆状态。其中$\boldsymbol{W}_f$和$\boldsymbol{W}_f'$是随时间状态更新的遗忘权值矩阵，由t时刻输入x_t和t-1时刻的隐藏状态h_{t-1}决定，b_f表示遗忘门的偏置向量，$\sigma(\cdot)$为Sigmoid激活函数。

输入门：

$$i_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_i h_{t-1}+\boldsymbol{W}_i' x_t+b_i\right). \tag{2}$$

$$\tilde{C}_t=\tanh\left(\boldsymbol{W}_C h_{t-1}+\boldsymbol{W}_C' x_t+b_C\right). \tag{3}$$

决定应当输入记忆状态中的新信息，其中$\tilde{C}_t$是当前输入数据经tanh激活函数处理的待判断向量，通过输入门i_t决定是否依赖$\tilde{C}_t$进行更新。$\boldsymbol{W}_i$和$\boldsymbol{W}_i'$为当前时间步的判断矩阵，$\boldsymbol{W}_C$和$\boldsymbol{W}_C'$为当前时间步的候选值向量矩阵，b_i和b_C为偏置项量。

记忆细胞状态：

$$C_t=f_t*C_{t-1}+i_t*\tilde{C}_t. \tag{4}$$

由输入门和遗忘门控制更新当前时间步的记忆状态C_t，分别删除和输入前述两个门的信息，记忆现在的细胞状态。

输出门：

$$o_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_o h_{t-1}+\boldsymbol{W}_o' x_t+\boldsymbol{b}_o\right), \tag{5}$$

$$h_t=o_t*\tanh\left(C_t\right). \tag{6}$$

根据当前时间步输入x_t和前一步隐藏状态h_{t-1}经Sigmoid函数激活后形成输出判断矩阵$\boldsymbol{W}_o$来决定记忆细胞确定当前时间步的输出状态o_t，$\boldsymbol{W}_o'$为输出权重矩阵，$\boldsymbol{b}_o$为偏置向量。Sigmoid函数和tanh函数如式（7-8）所示，用于引入非线性，控制LSTM内部神经元激活状态。

$$\sigma(x)=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-x}}, \tag{7}$$

$$\tanh(x)=\frac{e^{x}-e^{-x}}{e^{x}+e^{-x}}. \tag{8}$$

1.2 多重注意力机制

配电网智能电表中存在大量低压用户台区的运行要素信息,包括电压幅值、有功功率、无功功率以及电能示数等实时数据,这些数据随时间变化且种类繁多。本文通过将特征、时间注意力机制融入LSTM的时间序列模型中,形成双重注意力机制的态势预测模型。

1.2.1 特征注意力建模

特征注意力机制是一种自注意力机制,其主要关注序列中每个时间步的特征对其他特征的注意力权重。特征注意力机制可以有效提升某时刻模型对于不同输入特征与预测目标关系的理解。具体来说,特征注意力机制对有源配电网运行的态势要素组成的某一时刻的数据集进行深度空间特征提取,以挖掘某时刻不同量测数据对于预测目标的深度相关性。

设向量$\boldsymbol{x}$为配电网t时刻的态势要素组成的特征矩阵,M为多层配电网的输入特征的种类数,则有输入特征向量:

$$\boldsymbol{x}_t=\left[x_{t,1},x_{t,2},\cdots,x_{t,M}\right]. \tag{9}$$

将特征向量输入单层神经网络中进行计算得到特征权重向量$\boldsymbol{e}_t$。

$$\boldsymbol{e}_t=\boldsymbol{W}_e'\sigma(\boldsymbol{W}_e x_t+\boldsymbol{b}_e). \tag{10}$$

式中:$e_t=\left[e_{t,1},e_{t,2},\cdots,e_{t,M}\right]$为$t$时刻各输入特征对应的注意力权重系数组合;$\boldsymbol{W}_e$和$\boldsymbol{W}_e'$为可训练权重矩阵;$\boldsymbol{b}_e$为计算特征注意力权重的偏置向量;$\sigma(\cdot)$为Sigmoid激活函数,用于将特征进行归一化至(0,1)区间内。

对于特征注意力部分,旨在分析各特征对于预测模型的影响程度,因此利用Softmax函数对于权重进行归一化处理,则有特征注意力权重向量:

$$\boldsymbol{\alpha}_t=\left[\alpha_{t,1},\alpha_{t,2},\cdots,\alpha_{t,M}\right]. \tag{11}$$

式中:$\alpha_{t,M}$为第M个特征的注意力权重值,对其Softmax处理的公式如式(12)所示,式中各特征权重和为1:

$$\alpha_{t,M}=\frac{\exp(e_{tM})}{\sum_{i=1}^{M}e_{ti}} \tag{12}$$

如式(13)所示,将特征注意力与原输入特征向量乘积得到新的加权处理后的特征输入向量$\boldsymbol{y}_t$。

$$\boldsymbol{y}_t=\alpha_t\odot x_t=\left[\alpha_{t,1}\cdot x_{t,1},\alpha_{t,2}\cdot x_{t,2},\cdots,\alpha_{t,M}\cdot x_{t,M}\right]. \tag{13}$$

得到新的特征向量后,将其作为下一层LSTM层中的输入特征进行迭代训练。

1.2.2 时序注意力建模

时间注意力机制用于提升模型对预测目标与过去一定时间内配电网中各量测数据参数之间深度关系的理解,从时间维度上提升预测精度。

在时序注意力模块部分输入为经特征注意力处理后,经LSTM神经网络模型迭代至t时刻的LSTM神经网络的隐藏层状态:

$$\boldsymbol{h}_t=\left[h_{t,1},h_{t,2},\cdots,h_{t,k}\right]. \tag{14}$$

其中k为t时刻起的输入时间窗格长度。经过ReLU激活函数后,得出t时刻对各历史时刻的注意力权重向量:

$$\boldsymbol{l}_t=\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{W}_{\mathrm{d}}h_t+\boldsymbol{b}_{\mathrm{d}}). \tag{15}$$

其中W_{d}是可训练的权重矩阵,$\boldsymbol{b}_{\mathrm{d}}$为偏置向量,ReLU函数为激活函数,用于加速训练并增强特征表现。

下一步利用Softmax函数对各时间区段的注意力权重系数进行归一化,得到新的时间注意力权重向量:

$$\boldsymbol{\beta}_t=\left[\beta_{t,1},\beta_{t,2},\cdots,\beta_{t,\tau},\cdots,\beta_{t,k}\right]. \tag{16}$$

其中,β_t意义为对于时刻的注意力权重值,对其Softmax处理的公式表示如式(17)所示:

$$\beta_{t,\tau}=\frac{\exp(l_{t\tau})}{\sum_{j=1}^{k}l_{tj}}. \tag{17}$$

将向量与各相应历史时刻的隐藏层状态进行加权,得到综合时序信息状态z_t。加权方法为对向量进行矩阵乘积即$z_t=\boldsymbol{\beta}_t\otimes\boldsymbol{h}_t$,有效反映历史时间的权重。

1.3 DA-LSTM建模

结合双重注意力机制的LSTM配电网态势预测网络模型的完整流程如图2所示。步骤如下:

1)构建态势特征输入层,确定输入数据集的形态,构建特征集和标签数据特征矩阵,具体包括配电网节点的运行参数及某节点下低层配电网的运行参数,形成包含时间标签t的特征输入。

2)在特征注意力层将特征输入矩阵经过线性层、Sigmoid激活、Softmax归一化处理后得到的特征权重矩阵$\boldsymbol{\alpha}_t$与输入层的输入数据矩阵x_t,进行Hadamard积,进一步得到考虑了不同特征权重的新输入矩阵$\boldsymbol{y}_t$并将其作为下一步的输入。

3)将输入矩阵$\boldsymbol{y}_t$输入LSTM神经网络进行迭代,对时间序列数据进行隐藏时序关联信息提取,完成时序迭代运算,得到LSTM隐藏层的状态矩阵$\boldsymbol{h}_t$。

4)在时序注意力层将隐藏层状态矩阵经过线

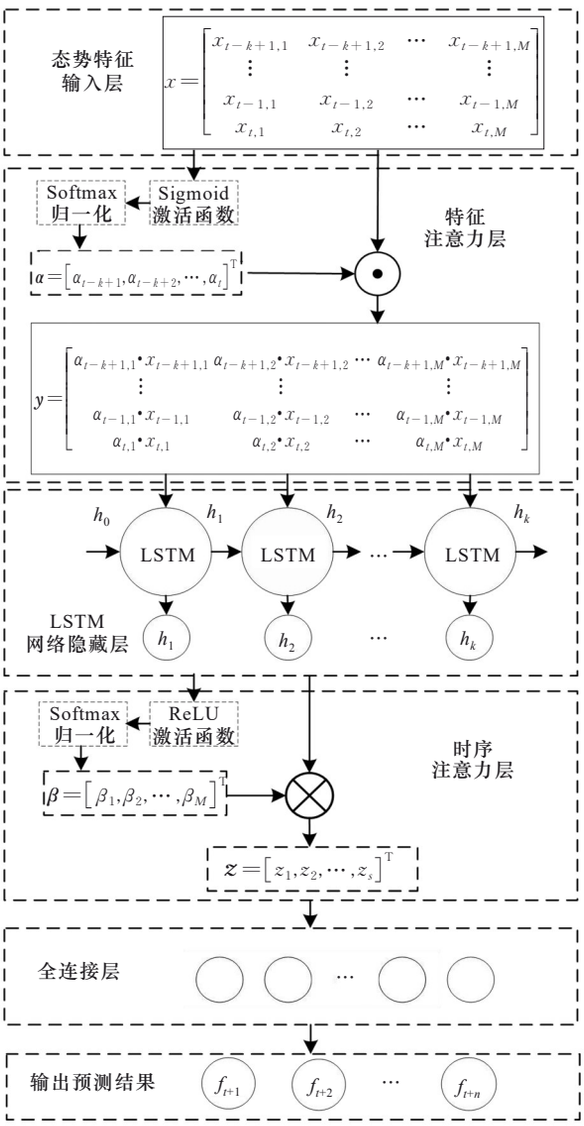


图 2　双重注意力机制的 LSTM 建模

Fig. 2　LSTM modeling of dual attention mechanisms

性层、ReLU 激活、Softmax 归一化处理后，得到对关键时刻进行了强化表达的时间序列特征矩阵 $\boldsymbol{\beta}_t$，将时间序列特征矩阵与 LSTM 隐藏层得到的状态矩阵 h_t 进行矩阵乘积，得到综合时序信息状态 z_t，考虑不同历史时刻的状态与将预测时刻状态的关联性。

5）将融合各特征权重和各历史时刻信息的全局隐藏层状态 z_t 输入至全连接层，即时间序列预测层，输出配电网各参数未来时刻的预测结果 f_{t+n}。

2　基于蚁群算法的超参数优化

为提升所提 DA-LSTM 模型在有源配电网源-荷波动场景下的适应性，需在训练和预测过程中频繁调整超参数，提出使用蚁群算法（Ant Colony Optimization，ACO）方法对调参过程进行优化以提升模型效果。

2.1　蚁群寻优算法

ACO 是一种启发式寻优算法，它通过模仿自然界蚂蚁的寻径方式进行模拟[21]。其模拟蚂蚁在觅食行动中，多只蚂蚁觅食时会逐渐提高最短路径的信息素的浓度，达到最终的寻优目的。其优势在于较强的全局搜索能力和在复杂超参数空间的可行性，可以有效解决超参数选取给模型性能带来的复杂且非线性问题。

2.1.1　蚁群寻优路径构建

蚁群算法的超参数优化过程中，第一步应设定 DA-LSTM 的时间序列预测模型的超参数取值范围，并将其与蚁群算法结合设计其路径空间。

本文对 DA-LSTM 的 p 个超参数进行优化，即定义从出发点到终点共有 $p+1$ 个节点，每个超参数的精度不同代表不同节点之间路径的数量不同，从共定义出 $p+1$ 个节点，根据不同超参数的寻优精度得到总路径数，如式（18）所示

$$N_{\text{Road}}=\prod_{i=1}^{p}A_i\,. \tag{18}$$

式中，N_{Road} 为总路径数，A_i 为超参数的解析精度，共 p 个超参数。

构建蚂蚁在旅行迭代过程中的转移概率函数，转移概率参数，即蚂蚁从当前超参数组合转到另一组合的概率，这一参数与该路径的信息素浓度有关，信息素浓度越高转移概率越高，信息素浓度随迭代过程更新。

$$P_{ij}^{k}=\begin{cases}\dfrac{\left[\tau_{ij}(t)\right]^{\alpha}\cdot\left[\eta_{ij}(t)\right]^{\beta}}{\sum\limits_{s\in\text{allow}_k}\left[\tau_{is}(t)\right]^{\alpha}\cdot\left[\eta_{is}(t)\right]^{\beta}}, & s\in\text{allow}_k\\ 0, & s\notin\text{allow}_k\end{cases}. \tag{19}$$

式中，t 为迭代的次数，k 为蚂蚁的编号，P_{ij}^{k} 代表蚂蚁从路径 i 转至路径 j 的概率。$\tau_{ij}(t)$ 为信息素浓度，$\eta_{ij}(t)$ 为启发函数，代表目前在 i 路径时 j 路径的信息素浓度；α 和 β 分别为信息素和启发函数的重要因子；allow_k 为设置的超参数路径集合，注意设置方向为单向寻路。

2.1.2　信息素的蚁周模型

在蚁群算法迭代过程的从出发点向终点行进的过程中，路径短的蚂蚁会释放信息素以强化走过路径的信息素浓度，因此需设置评估性能的指标即定义路径长度。

使用均方根误差（RMSE）作为路径长度指标，其特点在于可以体现误差较大的路径，适合排除多

数不合适的路径以加快寻优速度。

$$\eta_i(t)=\frac{1}{\mathrm{RMSE}}. \tag{20}$$

启发函数如式(20)所示,由均方根误差的倒数构成,即寻优过程更倾向于选择均方根误差小的超参数组合。

蚁群算法蚂蚁信息素更新模型包括蚁周模型、蚁量模型、蚁密模型。其中,蚁周模型的信息素增量与某超参数组合代表路径有关,在蚂蚁完成对整条路径搜索后更新信息素;蚁量模型的信息素增量与某超参数代表路径有关,在蚂蚁对单步路径搜索完之后更新信息素。

利用蚁周模型进行信息素的更迭控制,其信息素总量设置为固定值。而浓度增量只与选择搜索的整体线路相关,并且完成一整次路径搜索后根据全局路径进行信息素更新。同时,设定信息素浓度挥发比例,提升优化模型寻找全局优解的能力。

$$\tau_j(t+1)=(1-\rho)\tau_j(t)+\Delta\tau_j^k,0<\rho<1, \tag{21}$$

$$\Delta\tau_j^k=\frac{Q}{\mathrm{RMSE}}. \tag{22}$$

式中,ρ为信息素的挥发程度,$\Delta\tau_j^k$为从蚂蚁k走过j路径后的信息素增量,其值由固定的全局信息素释放总量Q与路径长度即均方根误差大小的比值决定。

相比于蚁量模型和蚁密模型,该模型更能适合人工神经网络的超参数寻优的复杂环境,避免过早陷入某参数的相对优解之中。

2.2 ACO优化DA-LSTM模型流程

在DA-LSTM模型中,利用ACO对DA-LSTM中的各类参数进行寻优,包括学习率、丢弃率、注意力机制神经单元数等参数进行寻优,选用均方根误差作为DA-LSTM的适应度进行路径搜索,寻求最优的超参数数组,具体流程如图3所示。

1)设置超参数解空间,根据前文所述路径构建部分将解空间问题转化成蚁群寻优的路径寻优问题。具体地,设定学习率、丢弃率、注意力机制神经单元数、批次大小作为寻优节点构建解空间矩阵。

2)根据经验对解空间某超参数数组的对DA-LSTM进行模型训练及测试,记录其测试集表现的RMSE(均方根误差)写入解空间路径,将其作为初始化信息素浓度。

3)初始化蚁群算法的蚂蚁数量k,信息素释放浓度Q,设定信息素重要因子α和启发函数重要因子β,设定最大迭代次数iter。

4)迭代过程中,蚂蚁个体选择某组超参数进行DA-LSTM模型的训练,经计算确定该数组的适应度表现,根据式(21-22)更新该选择超参数路径的信息素浓度,并输出当前信息素浓度最高的路径数组。

5)判断是否已经迭代到最大次数iter。若未达到,则根据式(19)的转移概率选择路径,选择路径后执行步骤4);若已达到则执行步骤6)。

6)获取当前信息素浓度最高的超参数数组作为最优超参数配置DA-LSTM模型。

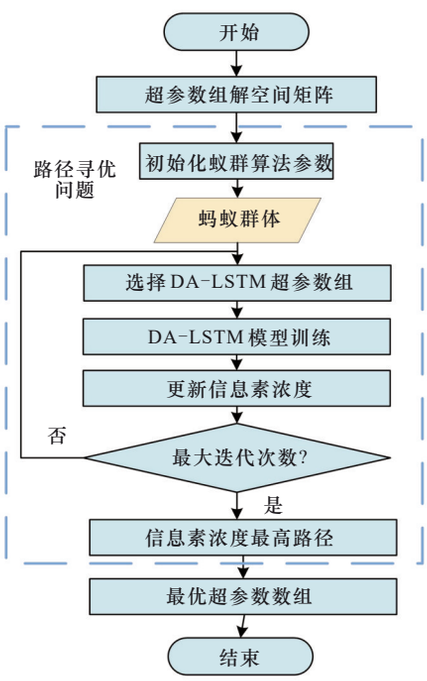


图3 ACO方法的DA-LSTM超参数寻优流程图

Fig. 3 Flowchart of DA-LSTM hyper-parameter optimization search for ACO

3 有源配电网态势预测及评估

3.1 有源配电网运行态势指标选取

在利用所提模型对有源配电网的基本运行状态参数,即节点电压、支路电流进行预测之后,可以根据电网已有拓扑结构及线路参数,进一步计算运行态势指标以对当前有源配电网运行状态进行评估与理解。

本文以接入大量分布式光伏的有源配电网为例。具体包括以下态势指标[22]。

1)节点电压越限风险指标。电压指标是一项重要的配电网的安全状态指标,其受配电网场景情况的影响变化较明显,如负荷变化、设备短路、光伏出力变化均会对节点电压产生影响,可以有效反映当前配电网的电压越上、下限问题。本文设计节点电压越限裕度,表示当前对于节点电压越限的可承受度。

$$E_{Ui}=1-\left|\frac{U_i-\dfrac{U_{ia}+U_{ib}}{2}}{\dfrac{U_{ia}+U_{ib}}{2}}\right|. \tag{23}$$

式中：E_{Ui}第 i 节点电压越限裕度指标值；U_i、U_{ia}和 U_{ib}分别为第 i 节点电压值、电压上、下限值。标幺制电压上、下限分别为 1.10 和 0.95。

2）支路过载严重度风险指标。支路过载严重度指标可反映配电网能量损失及潜在安全问题，尤其是能体现配电网中功率过载问题的危险程度。本文通过分段函数及指数函数的特性提出了支路负载越限风险指标 E_{Ii}。

$$L_{ol}=\left|\frac{I_{lt}}{I_{lN}}\right|. \tag{24}$$

$$E_{Ii}=\begin{cases}0.3, & L_{ol}\leqslant 0.3\\ \mathrm{e}^{L_{ol}-0.3}-1, & 0.3<L_{ol}\leqslant 1\\ 1.2, & L_{ol}>1\end{cases}. \tag{25}$$

式中，L_{ol}表示流过某条配电网线路的电流与其额定电流的比值。式（25）中 E_{Ii}表示支路负载越限风险指标，当流过电流小于或者等于额定电流的 30% 时，E_{Ii}取为 0；当流过电流大于额定电流的 30% 且小于 100% 时，设置指数函数体现负载快速增大的趋势；当运行电流大于额定电流时，将其设定为固定值反映危险信号。

3）电压/电流波动系数指标。电压/电流波动系数可以体现一段时间内有源配电网的电压和电流受分布式光伏发电、用户用电影响的变化程度，为此提出基于均方根误差的电压/电流波动系数 C_i。

$$C_i=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(X_i-\bar{X}_i)^2}.$$

式中，X_i为节点 i 的电压/电流数据样本，$\bar{X}_i$为节点 i 的电压/电流数据样本平均值，N为样本总数量。

经过 DA-LSTM 模型进行态势预测之后，利用已有的未来时刻的节点电压、支路电流以及配电网线路参数计算以上配电网态势指标，形成对一定时长的未来时刻的安全态势评估，实现对配电网可能的运行状态和潜在安全问题进行分析，对后续配电网的各类操作提供指导作用。

3.2　基于 ACO-DA-LSTM 模型的有源配电网态势感知流程

综合前文的各个环节，确定最终的基于 ACO-DA-LSTM 的有源配电网态势感知总流程，如图 4 所示。

对于模型性能采用式（26）—（29）分别计算平均绝对误差（MAE）、平均绝对百分比误差（MAPE）、均方根误差（RMSE）、Nash-Sutcliffe 系数（E_{NS}）进行评价，多个角度分析模型性能。

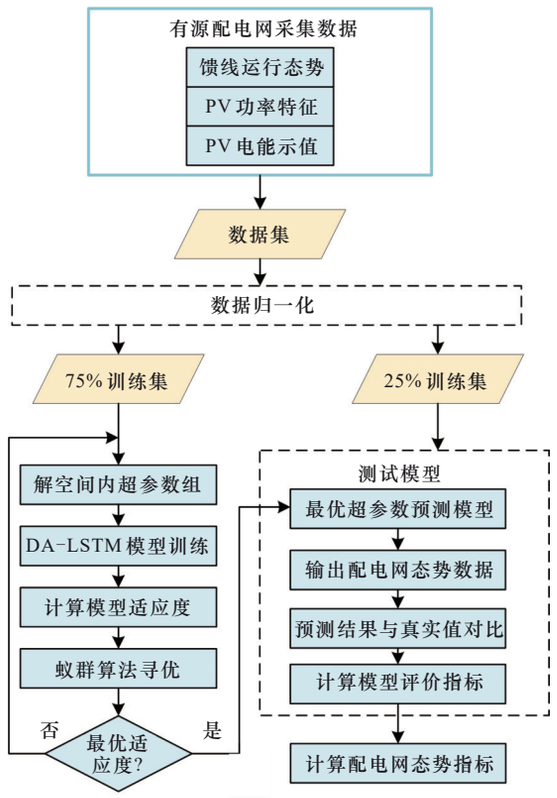


图 4　基于 ACO-DA-LSTM 的有源配电网态势感知流程

Fig. 4　Active distribution grid situational awareness process based on ACO-DA-LSTM

$$\mathrm{MAE}=\frac{\sum_{i=1}^{N_i}|X_i-x_i|}{N_i}. \tag{26}$$

$$\mathrm{MAPE}=\frac{\sum_{i=1}^{N_i}\left|\dfrac{X_i-x_i}{x_i}\right|}{N_i}. \tag{27}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_i}(X_i-x_i)^2}{N_i}}. \tag{28}$$

$$E_{\mathrm{NS}}=1-\left[\frac{\sum_{i=1}^{N_i}(X_i-x_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_i}(X_i-\bar{x}_i)^2}\right]. \tag{29}$$

4　算例分析

4.1　改进的 IEEE33 节点模型

本文以改进的 IEEE33 节点主动配电网作为研究对象，其拓扑结构如图 5 所示，中等电压等级即 12.66 kV 层包含 33 个节点、32 条支路，分别由 13、

19、23、29节点经变压器接入380 V低压台区内搭建含分布式光伏的用户模型，其实时功率及电能示值等参数作为量测得到的态势要素。选取2023年1月1日—6月30日山西省某县负荷功率数据和光伏出力数据作为历史数据，采样间隔为15 min，所用数据均已经过异常数据处理。各个节点负荷接入量按照IEEE33节点的初始数据中各节点负荷量等比分配接入，光伏出力按照真实测量的光伏数据曲线接入PV节点。

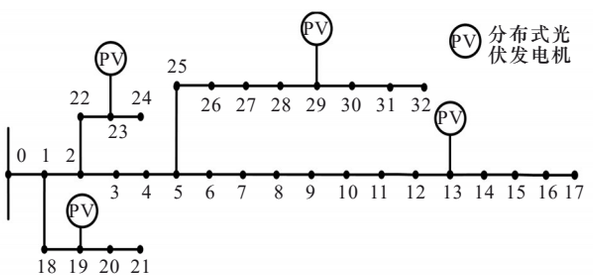


图5 改进的IEEE 33节点配电网模型

Fig. 5 Improved IEEE 33-node distribution grid model

随后，采用本文所提的DA-LSTM模型及优化算法，对未来24 h即96个时间步长下系统中节点的电压进行预测，并通过配电网潮流计算获取配电网运行态势。

4.2 基于ACO-DA-LSTM的电压预测分析

该部分实验将针对改进的IEEE33节点中的节点19进行分析。将采集到的智能电表数据以及有源配电网的运行态势作为输入数据，以前75%作为训练集进行迭代，后25%作为测试集测试性能。选择2023年3月24日的0:00作为起始时刻对未来进行步长15 min的时间序列预测，得到2023年3月24日全天的配电网运行态势数据。

4.2.1 蚁群优化算法结果分析

首先，验证所选的ACO算法对于所提DA-LSTM模型的优化性能。超参数优化过程中，将DA-LSTM中各模块的隐藏神经元数量、学习率、丢弃率以及批次大小作为超参数进行寻优。分别设定各超参数空间，其中学习率l_r，丢弃率d_r，注意力机制神经元数量D_a，批次大小S_b的超参数解空间范围分别为[0.001,0.1]、[0,0.05]、[64,96,128]以及[32,64,96]，根据本节所述的指标对模型性能进行评估。

为了展现性能，将ACO算法与粒子群算法（Particle Swarm Optimization，PSO）、遗传算法（Genetic Algorithm，GA）进行对比。设置各算法参数，其中ACO算法的蚂蚁数量k设为50，信息素重要因子α和启发函数重要因子β设定为2和4，设定信息素挥发速度为5%，信息素释放总量为100，最大循环迭代值取40。根据均方根误差RMSE作为ACO、PSO和GA的优化适应度。3种算法对DA-LSTM网络迭代所得到的寻优超参数适应度如图6所示。

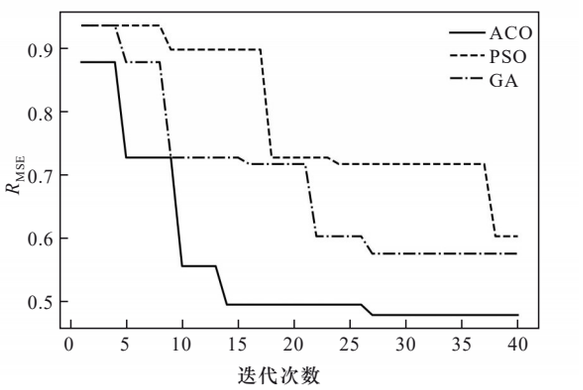


图6 优化算法的最优均方根误差对比

Fig. 6 Comparison of optimal root mean square error of optimization algorithms

由图6可分析得到，PSO与GA算法相比于ACO算法收敛效果差、适应度差。其中GA算法易收敛至局部最优解，得到了适应度较差的超参数解空间；PSO算法快速收敛后，对于更好解的寻求能力较差，容易得到解空间内的次优解。相比之下蚁群优化算法更适用于对于解空间的探索，因此后续采用蚁群算法对于所提DA-LSTM模型进行超参数优化。

如图7和图8所示为蚁群算法对于本文所提DA-LSTM模型及其数据环境所得到的最终寻优结果。可以看到最优超参数数组分别为学习率l_r=0.025，丢弃率d_r=0.02，注意力单元数D_a=128，批次大小为S_b=64。

4.2.2 基于ACO-DA-LSTM的节点电压预测

在通过蚁群算法得到最优超参数后，须通过实验证明所提DA-LSTM模型在态势预测上的性能。选择改进的IEEE33节点20的节点电压作为预测目标，对比原版的LSTM、特征注意力机制（Feature-attention LSTM，FA-LSTM）、时间注意力机制（Time-attention LSTM，TA-LSTM）以及所提模型，各模型对节点电压的预测结果如图9所示，预测性能参数对比如表1所示。

通过图9和表1的结果进行数值分析可以得出，本文所提的DA-LSTM模型相比LSTM模型有较大的提升。其中，含特征注意力机制的FA-LSTM模型对比LSTM模型，MAE降到了78.33%、MAPE相差无几、RMSE降低到了85.86%、E_{NS}提

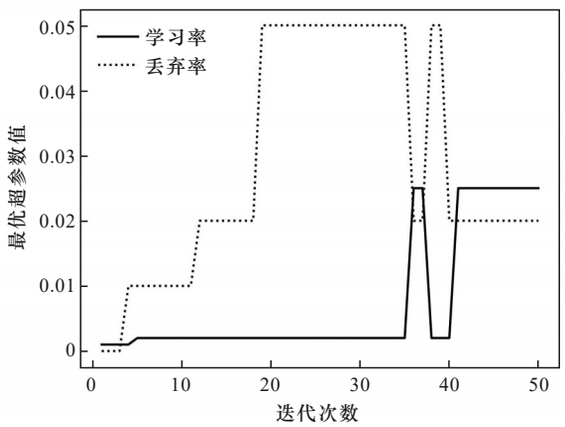


图 7　学习率和丢弃率的寻优过程

Fig. 7　Optimization processes for learning rate and dropout rate

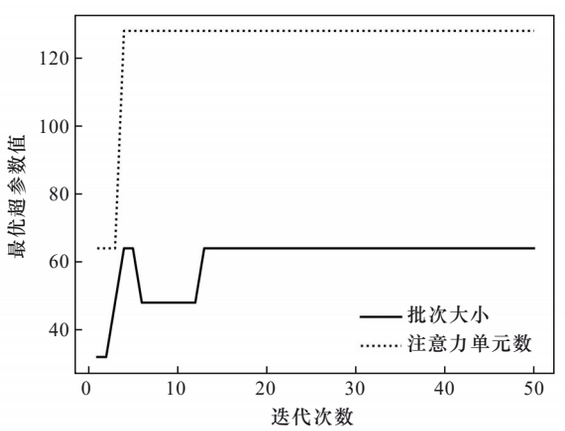


图 8　批次大小和注意力单元数的寻优过程

Fig. 8　Optimization processes for batch size and number of attention dims

表 1　不同模型态势预测结果性能指标比较

Table 1　Comparison of performance metrics of different model situation predictions

预测模型	MAE	MAPE	RMSE	E_{NS}
LSTM	0.327 6	2.198 0	0.589 0	0.692 0
FA-LSTM	0.256 6	2.206 7	0.505 7	0.770 4
TA-LSTM	0.279 3	1.914 1	0.491 8	0.780 0
DA-LSTM	0.256 9	1.644 1	0.478 3	0.820 0

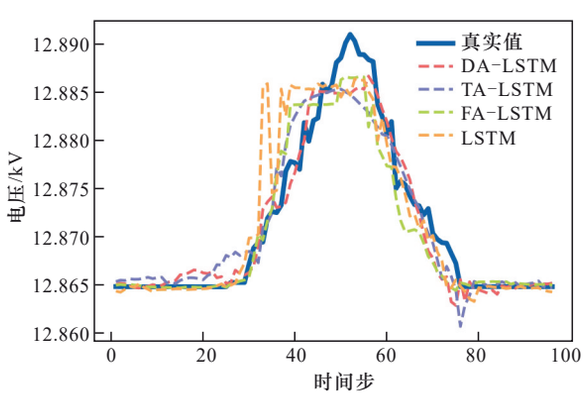


图 9　不同模型的态势预测结果

Fig. 9　Situation prediction results from different models

升了 11.33%；含时间注意力机制的 TA-LSTM 对比 LSTM 模型，MAE 降到了 85.26%、MAPE 降到了 87.08%、RMSE 降低到了 83.50%、E_{NS} 提升了 12.72%。且融合了特征、时间注意力机制的 DA-LSTM 模型对比 LSTM 的模型，平均绝对误差、平均绝对百分比误差、均方根误差分别降低到了原来的 78.42%、78.80%、81.21%；而 Nash-Sutcliffe 系数提高了 18.50%。说明了本文所提的预测模型对多步预测、输入特征复杂的数据条件下有着较强的模型性能和适用性。

4.3　基于 ACO-DA-LSTM 的有源配电网态势指标计算

针对多节点的有源配电网态势预测，利用所提模型对改进的 IEEE33 节点进行态势预测，并计算相关态势指标，进一步分析所提模型，在应用中的性能。首先，以 15 min 为时间步长基于智能电表及配电网模型多节点态势参数进行多目标预测，得到配电网模型的基础态势参数；其次，进一步计算未来 24 h 内前文所提的节点电压越限风险、支路过载严重度指标、电压/电流波动系数；最后，将各指标预测值与真实值进行对比，验证模型在有源配电网态势预测中的有效性。

4.3.1　电压越限裕度指标

各节点电压越限情况如图 10 所示，可以看出多数节点处于[1.10，1.14]的未越限范围内，处于正常状态；其中节点 6 因负载过大导致节点越限较严重，处于[1.10，1.14]之间，因此需进行进一步调压处理。该指标有效地反映了节点 2、节点 5 这类负荷较大节点的越限严重度。

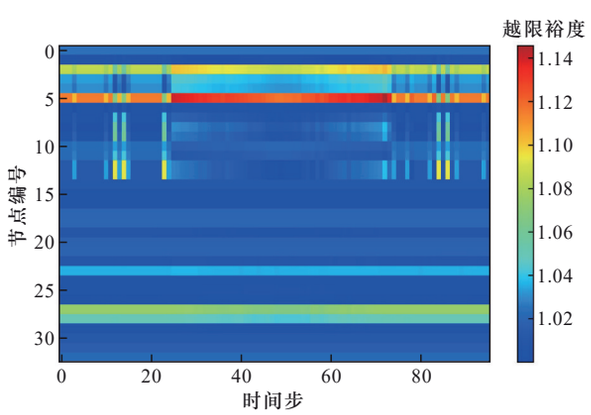


图 10　各节点的电压越限裕度指标

Fig. 10　Voltage crossing margin indicator for each node

如图 11 所示，各节点的电压越限裕度指标误差均小于 0.04，处于良好水平。因此，所提方法可以有效对有源配电网的电压态势进行感知及预测。

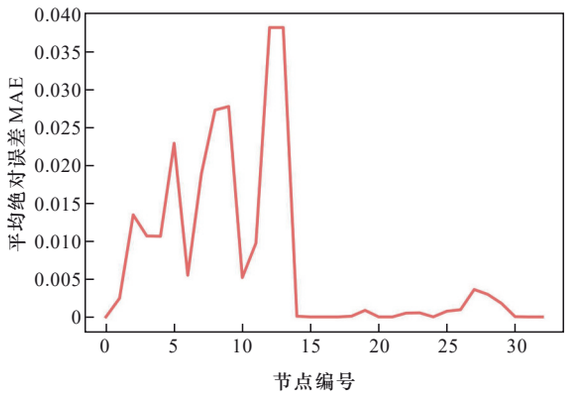


图11 各节点的电压越限裕度指标的平均绝对误差

Fig. 11 Mean absolute error of voltage crossing margin indicator for each node

4.3.2 支路负载严重度指标

各支路过载严重度指标如图12所示，可以看到支路11、17、26、29经常处于重载状态，存在运行风险；多数支路处于[0.5,1.0]的正常运行状态，仍需要时刻关注。同时可以发现，接入分布式光伏的节点附近的支路过载严重度较低，通常处于安全运行状态。

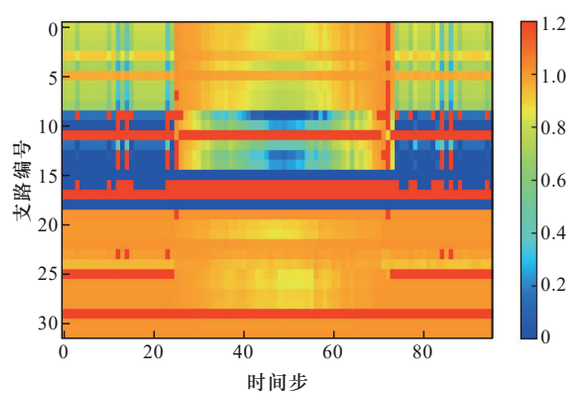


图12 各节点的支路过载严重度指标

Fig. 12 Branch overload severity metric for each node

如图13所示，各支路过载严重度指标的平均绝对误差均小于0.06，较为精确。因此，所提方法可以有效对有源配电网的负载参数的态势进行感知及预测。

4.3.3 电压/电流波动系数

如图14—15所示，对各节点、各支路的电压、电流波动系数的真实值与预测值进行了对比。可以看到所提的态势预测模型对电压、电流波动系数的预测精度较高，预测值与实际值基本吻合。其中，节点5、8、9、12、13电压波动较大，这与同一馈线上大规模接入分布式光伏有关，因此需要对分布式光伏出力进行调控；支路9、10、13电流波动较大，这几条支路也与分布式光伏接入节点相连，需要格外关注。

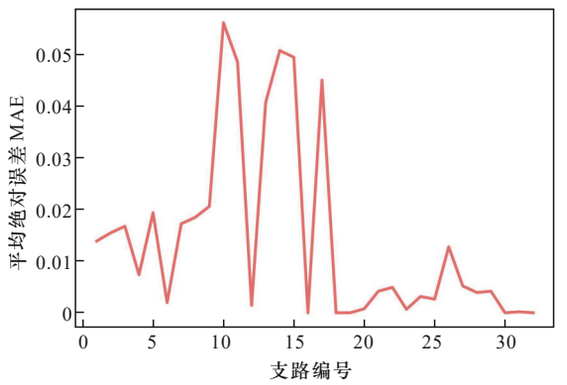


图13 各支路的支路过载严重度指标的平均绝对误差

Fig. 13 Mean absolute error of branch overload severity metrics at each node

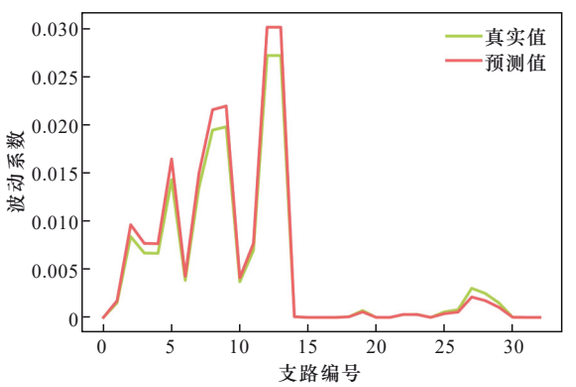


图14 各节点电压波动系数

Fig. 14 Voltage fluctuation factor at each node

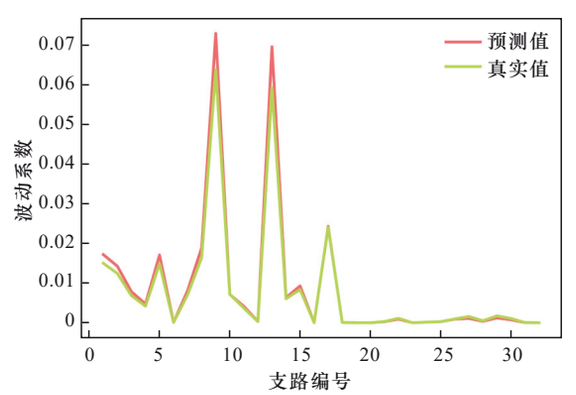


图15 各支路电流波动系数

Fig. 15 Coefficient of current fluctuation of each branch circuit

5 结论

主要结论如下：

1）融合特征注意力和时间注意力模块的LSTM神经网络用于大量复杂量测数据时可以有效挖掘数据不同尺度的相关性，有效提高LSTM神经网络的预测精度。

2）蚁群寻优的启发式优化算法对于含注意力模块的LSTM神经网络模型有较好适配性。该方

法通过构建超参数解空间路径，可以有效地对复杂模型参数进行调优，可以提高DA-LSTM态势预测模块的性能。

3）所使用的有源配电网态势指标可通过所提态势预测模型进行预测及评估，精度及其表达的有效性对于提高有源配电网态势感知能力具有实际参考价值。

后续研究应考虑有源配电网实际量测数据特性，对所得数据进行分析及处理，进一步提升对有源配电网的感知能力；同时基于已有态势感知能力，展开对有源配电网的多尺度优化运行。

参考文献：

[1] 康重庆，姚良忠．高比例可再生能源电力系统的关键科学问题与理论研究框架[J]．电力系统自动化，2017，41(9)：2-11.

[2] 葛磊蛟，李元良，陈艳波，等．智能配电网态势感知关键技术及实施效果评价[J]．高电压技术，2021，47(7)：2269-2280.

[3] 黄蔓云，卫志农，孙国强，等．数据挖掘在配电网态势感知中的应用：模型、算法和挑战[J]．中国电机工程学报，2022，42(18)：6588-6599.

[4] 闫炯程，李常刚，刘玉田．数据驱动的新型电力系统安全风险预警综述[J/OL]．电网技术，1-12[2024-07-19]．https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2023.0720.

[5] 张亮，屈刚，李慧星，等．智能电网电力监控系统网络安全态势感知平台关键技术研究及应用[J]．上海交通大学学报，2021，55(S2)：103-109.DOI：10.16183/j.cnki.jsjtu.2021.S2.017.

[6] 辛保安，李明节，贺静波，等．新型电力系统安全防御体系探究[J]．中国电机工程学报，2023，43(15)：5723-5732.DOI：10.13334/j.0258-8013.pcsee.230954.

[7] 王继东，于俊源，孔祥玉．基于双重分解和双向长-短时记忆网络的中长期负荷预测模型[J/OL]．电网技术，1-17[2024-07-18]．https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.0137.

[8] 苏向敬，周汶鑫，李超杰，等．基于双重注意力LSTM神经网络的可解释海上风电出力预测[J]．电力系统自动化，2022，46(7)：141-151.

[9] Shang Y，Yu H，Shao Z，et al.Achieving efficient and adaptable dispatching for vehicle-to-grid using distributed edge computing and attention-based LSTM[J].IEEE Transactions on Industrial Informatics，2022，18(10)：6915-6926.

[10] 杨子坚，司马文霞，杨鸣，等．融合流-热场耦合仿真与EEMD-LSTM网络的油浸式变压器热点温度快速预测方法[J/OL]．高电压术，1-14[2024-07-18]．https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20232054.

[11] 田书欣，李昆鹏，魏书荣，等．基于同步相量测量装置的配电网安全态势感知方法[J]．中国电机工程学报，2021，41(2)：617-632.DOI：10.13334/j.0258-8013.pcsee.192078.

[12] 李晓露，陈思羽，柳劲松，等．基于数据增强的配电网运行态势预警方法[J/OL]．电网技术，1-13[2024-07-18]．http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.TM.20240511.1335.002.html.

[13] 解治军，张东霞，韩肖清，等．基于改进长短期记忆网络的电力系统暂态稳定评估方法研究[J]．电网技术，2024，48(3)：998-1010.DOI：10.13335/j.1000-3673.pst.2023.1482.

[14] 柳天虹，乔显著，菅利彬，等．引入注意力机制和参数优化的TCN短期风电功率预测[J/OL]．电力系统及其自动化学报，1-7[2024-07-18]．https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001489.

[15] 易雅雯，娄素华．基于序列成分重组与时序自注意力机制改进TCN-BiLSTM的短期电力负荷预测[J/OL]．电力系统及其自动化学报，1-11[2024-07-18]．https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001488.

[16] 张其霄，董鹏，王科文，等．基于贝叶斯优化LSTM的发动机剩余寿命预测[J]．火力与指挥控制，2022，47(4)：85-89

[17] Liu T，Gu X，Li S，et al.Static voltage stability margin prediction considering new energy uncertainty based on graph attention networks and long short-term memory networks[J].IET Renew，Power Gener，2023：17，2290-2301.

[18] Wang Y，Leandro Von Krannichfeldt，Zufferey T，et al.Short-term nodal voltage forecasting for power distribution grids：An ensemble learning approach[J].Applied Energy，2021，304：117880，ISSN 0306-2619.

[19] 李欣桐，俞小勇，阳国燕，等．基于微型PMU数据挖掘的智能配电网态势感知方法研究[J]．电测与仪表，2024，61(7)：34-40.DOI：10.19753/j.issn1001-1390.2024.07.006.

[20] 李延真，郭英雷，彭博，等．基于多时间尺度状态估计的配电网实时态势预测[J]．电力工程技术，2020，39(2)：127-134.

[21] 段海滨，王道波，朱家强，等．蚁群算法理论及应用研究的进展[J]．控制与决策，2004(12)：1321-1326，1340.DOI：10.13195/j.cd.2004.12.1.duanhb.001.

[22] 刘舒，姚尚坤，周敏，等．基于ICEEMDAN-TA-LSTM模型的主动配电网短期运行态势预测[J]．电力科学与技术学报，2023，38(6)：175-186.DOI：10.19781/j.issn.1673-9140.2023.06.019.

（编辑：贾丽红）