

文章编号 :1673-095X(2020)05-0049-06

基于双向长短期记忆神经网络的风电预测方法

刘永强¹, 续 毅¹, 贺永辉¹, 柳文斌²

(1. 国网吕梁供电公司, 山西 吕梁 032200 2. 山西合邦电力科技有限公司, 山西 太原 030006)

摘 要: 风电受天气条件的影响具有间歇性和波动性的特点, 随着风电在电网中渗透率的提高, 电网面临着新的挑战。对风电进行预测并根据预测值进行合理调度, 可在一定程度上缓解风电的不确定性对电网的影响。本文提出了基于双向长短期记忆神经网络的风电预测方法, 该模型可以同时利用过去和未来的数值天气预报信息, 提高了风力发电的预测精度。首先, 文章阐述了单向长短期记忆神经网络的原理和结构, 在此基础上, 添加反向隐含层成为双向长短期记忆神经网络; 其次, 基于双向长短期记忆神经网络, 构建了风电预测架构, 并分析了风电预测的评价指标; 最后, 利用实际数据进行了仿真验证。结果表明, 相对于长短期记忆模型, 以均方根误差、希尔不等系数和对称均值绝对值百分比误差三个指标衡量, 双向长短期记忆神经网络的预测精度分别提高了 10.25%、6.71% 和 12.18%。

关键词: 风力发电; 预测; 长短期记忆; 数值天气预报; 评价指标

中图分类号: TM614

文献标识码: A

doi: 10.3969/j.issn.1673-095X.2020.05.011

Wind power prediction method based on bidirectional long-short term memory neural network

LIU Yong-qiang¹, XU Yi¹, HE Yong-hui¹, LIU Wen-bin²

(1. Lvliang Power Supply Company of State Grid, Shanxi, Lvliang 032200, China;

2. Shanxi Hebang Electric Power Technology Co. LTD, Shanxi Taiyuan 030006, China)

Abstract: Wind power influenced by weather conditions has features of intermission and volatility. With the increase of wind power penetration in the power grid, the power grid is facing new challenges. Prediction of wind power and reasonable dispatch based on the prediction can alleviate the influence of uncertainty of wind power on power grid to a certain extent. This paper presents a wind power prediction method based on bidirectional short-term memory neural network. The model can use the information of the past and future numerical weather prediction (NWP) data at the same time, and improve the prediction accuracy of wind power generation. Firstly, the paper elaborates the theory and structure of unidirectional long-short term memory neural network. Based on this, adding the backward hidden layer becomes to the bidirectional long-short term memory neural network. Secondly, based on the bidirectional long-short term memory neural network, this paper constructs a wind power prediction framework, and analysis the evaluation index of wind power prediction. Finally, this uses the real data to simulate and verify the method proposed in this paper. Evaluating by the root mean square error (RMSE), Theil inequality coefficient (TIC) and symmetric mean absolute percentage error (SMAPE), the simulation results show that the prediction accuracy of the bidirectional long-short term memory neural network model are 10.25%, 6.71% and 12.18% higher than long-short term memory model respectively.

Key words: wind power generation; prediction; long-short term memory; numerical weather prediction; evaluation index

随着能源短缺和环境问题的日益突出, 开发可再生能源成为应对该问的重要举措^[1-3]。可再生能源如风电、光伏发电等在近年来得到快速发展。截止到 2018 年底, 全球可再生能源总发电量(不包括水电)为 2 480.4 TWh, 比 2017 年增长 14.5%, 其中风力发

电和光伏发电分别为 1 270 TWh 和 584.6 TWh^[4]。中国的可再生能源总发电量(不包括水电)为 640.7 TWh, 其中风力发电和光伏发电分别为 367.7 TWh 和 180.2 TWh, 可再生能源在未来一段时间内还将继续增长^[4]。

收稿日期: 2019-12-05.

基金项目: 国网山西省电力公司科技项目(考虑分布式新能源发电和可控负荷协调互动的虚电厂运行技术研究 5101/2018-15007B)。

作者简介: 刘永强(1984—), 男, 工程师, E-mail: 2486520212@qq.com.

越来越多的可再生能源接入电网,对电网带来了新的挑战^[5-6]. 本文针对风力发电展开相关研究,风电是一种具有间歇性和波动性的可再生能源,这种特性对其并网、调度等带来一定不利影响. 风力发电的预测技术成为缓解这种影响的一种有效方式,它可以根据风力发电的预测数据进行日前或实时的调度,或利用储能系统平抑其波动性^[7-9].

针对风电的预测方法,国内外已有诸多研究. 差分滑动平均自回归模型(Autoregressive Integrated Moving Average model, ARIMA)是一种常见的时序预测模型^[10,11],文献[12]提出了一种基于 ARIMA 模型的风电预测方法,对模型的窗口长度等进行了系统选择. 相对于 ARIMA 模型,神经网络(Neural Networks, NN)模型在拟合变量之间的非线性关系方面具有优势,它是由输入层、隐含层和输出层组成的网络,每个神经细胞间的信息通过加权后传递给下一层,并进行相关计算^[13]. 通过对给定的输入与输出相对应数据的进行训练学习,可以得到细胞间的权重值,进而拟合输入与输出之间的关系. 文献[14]提出了一种改进神经网络的风电预测方法,提高了收敛速度和预测精度.

针对 NN 模型在预测时无法计及较早之前的信息,循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)应运而生,它的特别之处在于在细胞上加入了循环结构,通过该结构来记忆较早之前的信息^[15]. 长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络是一种特殊的 RNN,它将 RNN 的细胞结构进行了改进,避免出现梯度消失或梯度膨胀的问题^[16-17]. 文献[18]提出了一种考虑空间相关性采用 LSTM 的预测方法,考虑了将具有空间相关性的光伏与目标电站的预测结合,提高了光伏预测的准确性. 文献[19]提出了将小波分解与 LSTM 相结合的方法,在对风电进行分解的基础上,利用 LSTM 分别对各个分量进行预测建模.

以上的结构均基于利用过去信息预测当前值,双向长短期记忆(Bidirectional LSTM, BiLSTM)神经网络对 LSTM 进行了改进,增加了反向隐含层,既可以在前向隐含层利用过去数据,又可以在反向隐含层利用未来数据,这样得到的预测结果更加准确^[20]. 文献[21]提出了利用双向 LSTM 对蛋白质残基相互作用进行预测的方法,将预测精度提高 10%以上.

本文基于 BiLSTM 对风力发电进行预测,首先介绍了 LSTM 和 BiLSTM 的基本原理,其次介绍了利用 BiLSTM 进行风电预测的基本框架结构,及预测的评

价指标. 最后在 MATLAB 中编写仿真程序,并与多种预测方法进行了对比,用实际算例表明了仿真结果的正确性.

1 神经网络模型

1.1 单向 LSTM 神经网络

在传统的神经网络中,预测所使用的历史数据是预测时刻前 n 个时刻的信息,每次预测所用的历史信息是向前滚动的,但是在预测时这种方法会造成对较早以前的信息忽略的情况. RNN 的设计则可以避免这一问题,它将隐含层的输出值返回输入当中,成为一个循环的单元,这种学习训练过程可以将较早的信息作为预测参考因素. RNN 的典型单元如图 1 所示,左侧为其在神经网络中的表示方法,右侧为其在时间轴上的展开形式,可见,在 t 时刻的输入细胞的信息中包含了 $t-1$ 时刻的输出值,并依次进行下去.

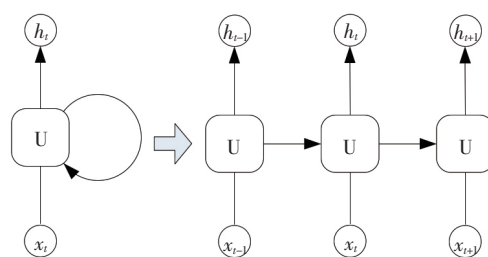


图 1 RNN 的循环结构

Fig.1 The loop structure of RNN

RNN 在每一个时刻的训练都计及了过去所有时刻的部分信息,并将该时刻的信息传递下去. 但是, RNN 的神经单元只包含一个函数,如图 2(a)所示,每经过一个时刻,就要在原来函数的基础上叠加函数,多次叠加则会造成梯度消失或者梯度膨胀问题,即损失了较早之前的信息或者之前的信息占比非常大.

LSTM 是一种特殊的 RNN,由于独特的设计结构, LSTM 适合于处理和预测时间序列中间隔和延迟非常长的重要事件. LSTM 通过设计来避免长期依赖问题. 如前所述,所有 RNN 都具有一种重复神经网络模块的链式的形式,在标准的 RNN 中,这个重复的模块只有一个非常简单的结构,例如一个 \tanh 层. 不同于单一单元结构, LSTM 的单元结构有四个组成部分,四个部分之间存在交互,分别是遗忘门、输入门、信息更新和输出门,如图 2(b)所示.

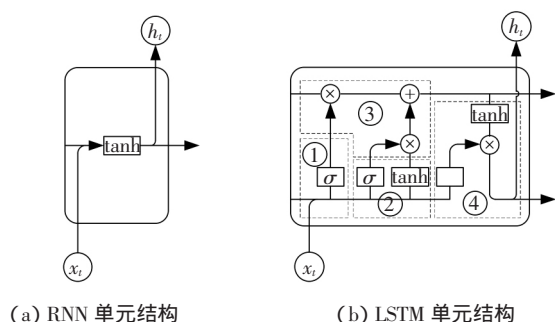


图 2 两种类型的神经单元对比

Fig.2 Comparison of two types of neural units

LSTM 的第一个组成部分为遗忘门,图 2(b)中①所示,即通过 sigmoid 函数从上一个时刻的输出和本时刻的输入值中丢弃部分信息,其表达式为:

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

第二个组成部分为输入门,图 2(b)中②所示,该部门的功能是确定需要更新哪些信息,输入门的输出值分别通过 sigmoid 和 tanh 函数进行选择过滤,需要更新的信息的表达式如下。

经过 σ 函数:

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

经过 tanh 函数:

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

第三部分为信息更新,图 2(b)中③所示,它将遗忘门和上一时刻的信息更新值相乘并与输出门的两个值的乘积相加,细胞状态的更新公式为:

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tilde{C}_t \quad (4)$$

第四个组成部分为输出门,这个输出值基于以上三个步骤。首先,由 sigmoid 函数选择输入门的部分信息;其次,利用 tanh 函数将更新后的信息进行选择过滤;最后,将两个选择后的信息相乘得到该时刻的细胞输出值,其表达式如下。

经过 σ 函数:

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \tanh(C_t) \quad (6)$$

以上各公式中 x_t 为时刻 t 的输入值, h_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的输出值, C_t 为细胞状态更新值, $W_{[\cdot]}$ 为权重值, $b_{[\cdot]}$ 为偏置值。

本文选取神经网络中常用的 sigmoid 函数作为 σ 函数, tanh 函数也为神经网络中的常用函数,其表达式分别如(7)和(8)所示。

$$s(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

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

1.2 双向 LSTM 神经网络

单向 LSTM 具有处理和预测时间序列中间隔和延迟非常长的重要事件的特点,但是它只能考虑过去数据的信息来进行预测,如用过去几个时刻的天气预报预测数据,预测可再生能源发电的功率。这将导致只利用的距离预测时刻最近的若干个历史数据,忽略了较早的历史数据包含的信息。双向 LSTM 具有利用过去和未来数据的信息进行学习的能力,即可以利用过去和未来的天气预报预测数据来推导可再生能源发电功率。双向 LSTM 的示意图如图 3 所示,从下向上依次为输入层、前向层(Forward)、后向层(Backward)和输出层。双向 LSTM 的基本思想是每一个训练的序列向前和向后分别是两个长短期记忆神经网络,而且这两个层都连接着输入层和输出层。输出值综合了过去(前向)和未来(反向)的信息,在风电功率预测中,则是过去和未来的风速预测数据,根据风速的预测信息进而实现对风电功率的预测。

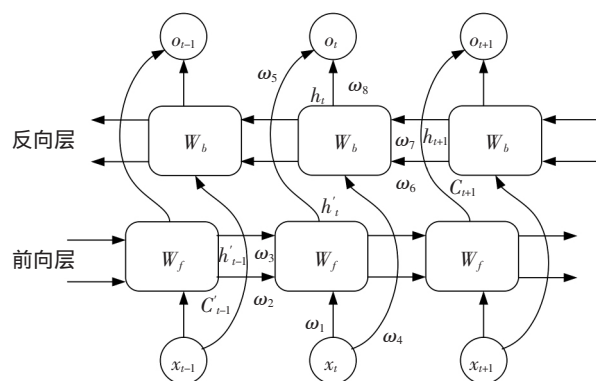


图 3 BiLSTM 示意图

Fig.3 Schematic diagram of BiLSTM

双向 LSTM 的每一个时刻都有 8 个独特的权重值被重复利用,8 个权重值分别对应:输入到前向和后向隐含层的权重值(w_1, w_4),前向隐含层到前向隐含层(w_2, w_3),后向隐含层到后向隐含层(w_6, w_7),前向和后向隐含层到输出层(w_5, w_8)。需要注意的是,前向隐含层和后向隐含层之间没有信息传递,这样可以避免两个隐含层的相邻两个时刻之间形成死循环。其计算方式为:在前向层从 1 时刻到 t 时刻正向计算一遍,得到并保存每个时刻向前隐含层的输出;在后向层沿着时刻 t 到时刻 1 反向计算一遍,得到并保存每个时刻向后隐含层的输出。最后在每个

时刻结合前向层和后向层的相应时刻输出的结果得到最终的输出,数学表达式如下

$$h'_t = f(\omega_1 x_t + \omega_2 C'_{t-1} + \omega_3 h'_{t-1}) \quad (9)$$

$$h_t = f(\omega_4 x_t + \omega_5 C_{t-1} + \omega_7 h_{t-1}) \quad (10)$$

$$o_t = g(\omega_6 h'_t + \omega_8 h_t) \quad (11)$$

2 风电预测模型及评价指标

2.1 双向 LSTM 神经网络风电预测模型

利用神经网络模型进行预测,通常利用历史数据训练神经网络,建立输入与输出的关系,训练完成后,利用现有输入数据预测未来的数据。本文通过对历史数值天气预报(NWP)风速数据与风电功率的历史 SCADA 数据进行分析,使风电的功率与 NWP 风速数据建立联系。由于利用过去的风速数据信息预测风电功率具有一定的局限性,因此,双向 LSTM 利用过去的风速数据信息和未来的风速数据信息进行预测得到的风电功率会更加准确。

基于双向 LSTM 的新能源日前预测方法的框图如图 4 所示,首先对历史 NWP 风速预测数据和历史 SCADA 风电功率数据进行处理,提取对应的值;其次,建立双向 LSTM 预测模型,将对应数据输入预测模型进行训练;再利用评价指标对预测模型进行评价并选择最佳模型;最后,将日前 NWP 的风速预测数据输入训练好的 LSTM 神经网络,得到风电功率的日前预测值。

在预测模型中,用于训练的数据为一年的风速和风电数据,训练时输入层为历史 NWP 风速预测数据,输入层的个数为 $2m+1$ 个,输出层为历史 SCADA 风电功率数据,个数为 1 个,即历史 NWP 风速数据: $S_{t-m}, S_{t-2}, S_{t-1}, S_t, S_{t+1}, S_{t+2}, S_{t+m}$, 其单位为 m/s; 历史 SCADA 风电功率数据: S_t , 其单位为 kW。由于过去和未来的风速数据与此时刻的风电功率之间的关系不同,输入层的数量需要通过敏感度分析确定,神经网络训练的目的在于学习输入变量和输出变量之间的关系,因此通过对输入层个数敏感度的分析,并以预测精度为指标对输入层个数进行评价,进而选择最佳的输入层个数。

2.2 评价指标

不同预测模型的新能源预测结果是不同的,如 BP 神经网络、LSTM 神经网络、双向 LSTM 神经网络等,此外,输入层个数也会影响预测精度。本小节总结了以下几种常用的指标对预测结果进行评价,并

在仿真结果中对三种指标的适用性进行分析。

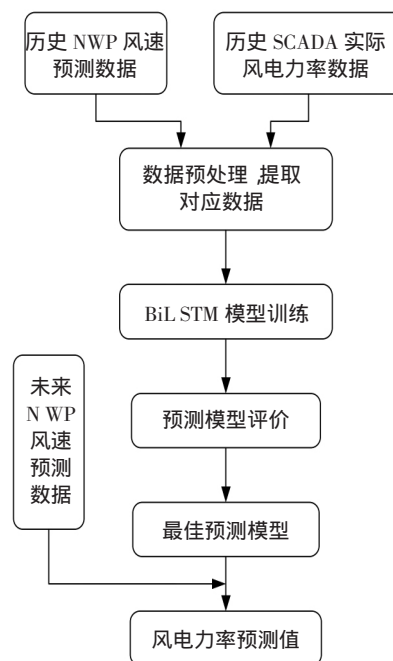


图 4 BiLSTM 风电预测框图

Fig.4 Wind power forecast block diagram of BiLSTM

1) 均方根误差评价指标,指标越小,预测误差越小。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2} \quad (12)$$

2) 对称均值绝对值百分比误差,该指标的值越小表示预测误差越小。

$$SMAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{Y}_i - Y_i|}{\frac{|\hat{Y}_i| + |Y_i|}{2}} \times 100\% \quad (13)$$

3) 希尔不等系数,它介于 0-1 之间,数值越小表示预测误差越小。

$$TCI = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2} / \left(\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i)^2} + \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i)^2} \right) \quad (14)$$

3 算例分析

本文采用某风电场一年的数据对所提出的方法进行仿真验证,采样时间为 15 min。本节截取了一段时间的数据,如图 5 所示,为标么化后的风速和风电功率曲线,风速和风电功率具有很强的相关性。本节

将对 BiLSTM 模型所采用预测数据个数的敏感度进行分析,并对不同方法下的风电预测结果进行对比,根据评价指标选择最佳模型。

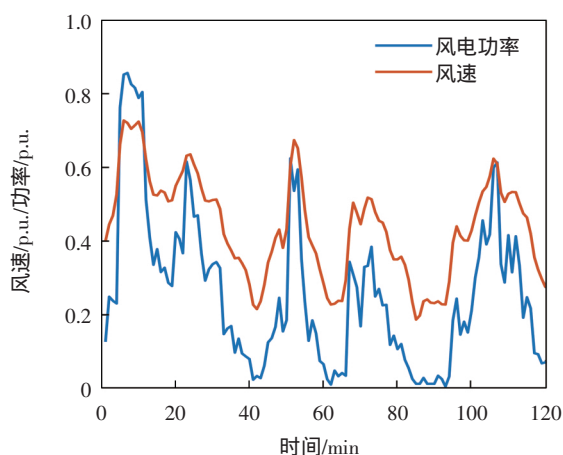


图 5 风速与风电功率曲线

Fig.5 Wind speed and wind power curve

隐含层的神经单元的个数不仅会影响神经网络的学习效果,还会影响训练时间,因此,首先需要确定隐含层神经单元的个数。本文以 RMSE 为指标对不同神经单元个数进行了仿真分析,如图 6 所示,由于以 1 个单元为间隔的 RMSE 值和仿真时间相差明显,本文以 5 为单位进行仿真。随着神经单元数量的增加,训练时间的增长趋势加快,但学习精度减小的趋势变慢,因此,本文中选取隐含层神经单元的个数为 35。

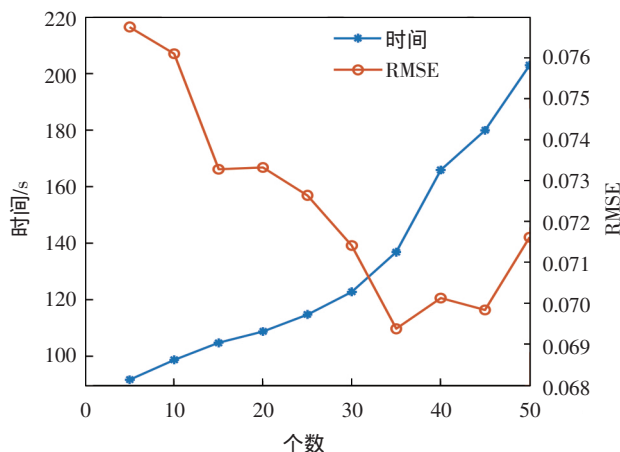


图 6 隐含层神经单元个数与时间、RMSE 关系

Fig.6 The relationship between the number of neural units in the hidden layer and time and RMSE

如 2.1 节中所述,用于预测风电功率的风速预测值数据个数 $2m+1$ 是不确定的,需要以 2.2 节中的评

价指标对预测数据个数进行敏感度分析。如图 7 所示,本文对不同指标下的风速预测值个数的敏感度进行了对比分析。纵轴为指标的大小,横轴为 $2m+1$ 中的 m 。由图可见,指标 RMSE 与 TIC、SMAPE 相比,当 m 变化时, RMSE 没有反复的上下波动,有先减小后增加的趋势; TIC 次之,但其波动幅度不大,也有先减小后增加的趋势; SMAPE 的趋势最不明显,出现多次波动,相对难以确定最佳的 m 。可见三种评价指标中, RMSE 的评价效果最理想,更适用于本文对风电预测结果的评价。RMSE 和 TIC 的最小值均出现在 $m=19$ 的时候,而 SMAPE 在 $m=19$ 出的值也相对较低,因此,在本文的算例中,当 $m=19$ 时,基于 BiLSTM 的风电功率预测效果最好。

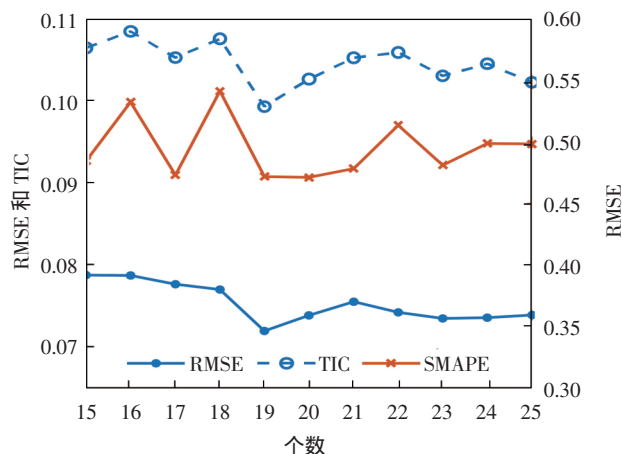


图 7 不同 m 下的指标对比

Fig.7 Index comparison under different m

如图 8 所示,为 BiLSTM 的学习过程,横轴为迭代次数,纵轴为指标 RMSE。由图可见,可以将学习过程分为三个阶段,125 次之前,随着迭代次数增加, RMSE 迅速减小并带有较大的波动性; 253 次之前,出现了明显的趋势变化,波动幅度减小,趋势更加平滑,但 RMSE 仍有较大的减小; 253 代之后,变化趋势减缓, RMSE 的变化很小。整个训练过程的迭代时间为 123 s。如图 9 所示,为 $m=19$ 时, BiLSTM 的风电功率预测值与实际值的曲线,两者相差较小,均方根误差 RMSE 为 0.069。

表 1 为不同风电预测方法的指标对比,对于传统神经网络,其预测效果是最差的,与 LSTM 和 BiLSTM 相比, RMSE 和 TIC 指标均大一倍以上, SMAPE 相差较小。LSTM 次之, BiLSTM 的效果最好。以 RMSE、TIC 和 SMAPE 指标衡量, BiLSTM 效果相对于 LSTM 分别提高了 10.25%、6.71%和 12.18%。

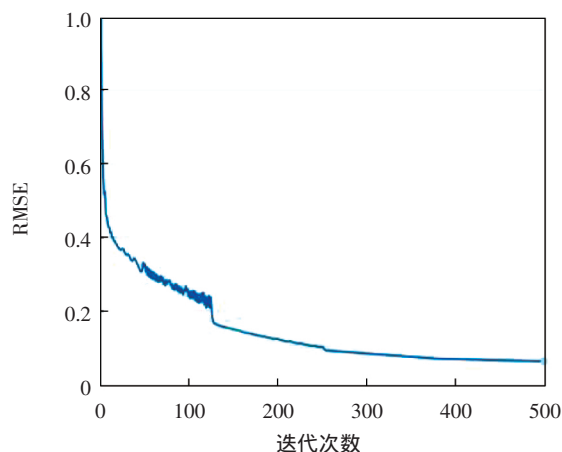


图8 BiLSTM的学习迭代过程

Fig.8 Iterative learning process of BiLSTM

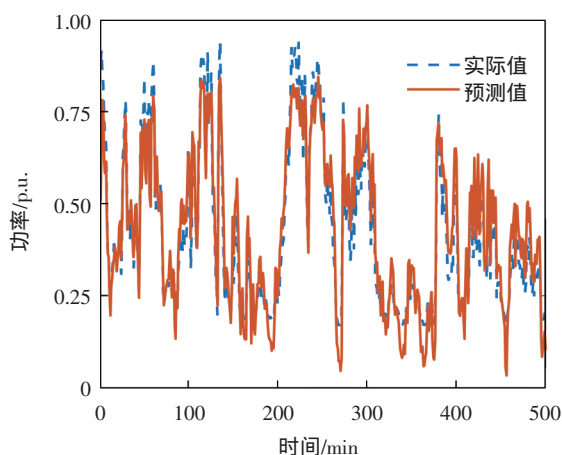


图9 风电实际值与预测值曲线

Fig.9 Curve of actual and forecast wind power values

表1 不同方法的指标对比

Tab.1 Comparison of indicators of different methods

	RMAE	SMAPE	TIC
NN	0.157 5	0.703 2	0.219 3
LSTM	0.077 294	0.507 145	0.108 82
BiLSTM	0.069 369	0.473 133	0.095 569

4 结 论

本文提出了利用 BiLSTM 进行风电功率预测的方法,介绍了 LSTM 和 BiLSTM 的数学模型,建立了利用风速预测数据进行风电功率预测的模型及其评价指标.以实际的风电数据对所提方法进行了仿真验证,得到了 BiLSTM 隐含层的最佳神经单元个数;计算了不同风速个数对预测结果的影响并得到最佳

风速个数.对比了不同预测方法的预测效果,BiLSTM 效果相对于 LSTM 分别提高了 10.25%、6.71%和 12.18%.该方法为风电的预测打下了理论基础,对风电场的调度、平滑功率波动等实际应用提供了一定的依据.

参考文献:

- [1] 贾宏杰,王 丹,徐宪东,等.区域综合能源系统若干问题研究[J].电力系统自动化,2015,7:198-207.
- [2] 张文亮,武 斌,李武峰,等.我国纯电动汽车的发展方向及能源供给模式的探讨[J].电网技术,2009,33(4):1-5.
- [3] 丁 明,王伟胜,王秀丽,等.大规模光伏发电对电力系统影响综述[J].中国电机工程学报,2014,34(1):2-14.
- [4] BP. BP 世界能源统计年鉴[EB/OL].(2019-7-30). https://www.bp.com/zh_cn/china/reports-and-publications/_bp_2019_.html
- [5] 王 进,许建兵.风电接入对电网继电保护影响分析[J].山东电力技术,2016,43(12):8-11.
- [6] 张雪冬.大规模风电集中接入对电力系统稳定性的影响[J].电子技术与软件工程,2019,148(2):256.
- [7] Wu J L, Ji T Y, Li M S, et al. Multistep wind power forecast using mean trend detector and mathematical morphology-based local predictor[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 6(4):1-8.
- [8] Liu M, Quilumba F L, Lee W J. Dispatch scheduling for a wind farm with hybrid energy storage based on wind and LMP forecasting[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2015, 51(3):1970-1977.
- [9] 叶 林,李 智,孙皓皓,等.基于随机预测控制理论和功率波动相关性的风电集群优化调度[J].中国电机工程学报,2018,38(11):3172-3183.
- [10] 赵滨滨,王 莹,王 彬,等.基于 ARIMA 时间序列的分布式光伏系统输出功率预测方法研究[J].可再生能源,2019,37(6):820-823.
- [11] 王 斌.基于时间序列 ARIMA 模型的电力负荷短期预测分析[J].石河子科技,2019,3:43-47.
- [12] Hodge B M, Zeiler A, Brooks D, et al. Improved wind power forecasting with ARIMA models[J]. Computer Aided Chemical Engineering, 2011, 29:1789-1793.
- [13] 司彦娜,普杰信,臧绍飞.基于残差梯度法的神经网络 Q 学习算法[J/OL].计算机工程与应用:1-7[2019-10-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20190926.1044.014.html>.
- [14] 刘增里,杨 静,刘亚林,熊 力.基于改进 BP 神经网络的风电功率超短期预测[J].船舶工程,2019,41(S1):282-287.

(下转第 59 页)

实际,核实负角度靠泊所需要的条件是否满足,对影响船舶的外力如风流、拖轮的影响力要经过一定的科学计算,确保其可行性,要在负角度靠泊和平行靠泊之间找到契合点,实现船舶安全靠泊。

参考文献:

- [1] 陆志材. 船舶操纵[M]. 大连:大连海事大学出版社,1999: 62,66.
- [2] 尤庆华,陈杰,胡基平,等. 集装箱船舶顺流靠泊风险评估与操作要领[J]. 中国航海,2013,36(4):143-146.
- [3] 潘国华. 大型集装箱船舶急顺流离泊技术的研究[D]. 大连:大连海事大学,2010.
- [4] 杜伟杰. 大型集装箱船大风浪时靠、离泊安全分析与探讨[J]. 港口科技,2011,3:20-24.
- [5] 缪岳明. 大型重载散货船偏顺流靠泊马迹山矿石码头操纵[J]. 航海技术,2016,3:17-19.
- [6] 王宏标,谢广伟. 超大型油轮复杂水文条件下靠泊方案探讨[J]. 世界海运,2019,6:41-45.
- [7] 黎造邦. 拖轮协助 VLCC 掉头靠泊操纵仿真研究[D]. 大连:大连海事大学,2012.
- [8] 柯文德. 深圳港蛇口超大型集装箱船靠泊要点分析[J]. 世界海运,2017,40(3):33-37.
- [9] 陈利忠. 重载 VLCC 进靠大树实华码头的操作[J]. 中国水运,2011,3:38-39.
- [10] 吴铸澎. 浅谈大型船舶顺流靠泊[J]. 中国水运:下半月,2019,10:13-14.
- [11] 李树华. 超大型船舶在外高桥水域顺流掉头靠泊的操纵[J]. 科技传播,2016,8(11):201-201,207.
- [12] 黄文峰. 超大型集装箱船舶大风天气顺流掉头靠泊操纵[J]. 世界海运,2013,36(11):28-30.
- [13] 张维仁,谢洪彬. 潮流作用下的半载 VLCC 靠泊时机[J]. 航海技术,2019,5:8-10.
- [14] 陈方杰,李能荣. 超大型油轮进靠洋山港码头操纵方法探讨[J]. 中国航海,2019,2:106-110,114.
- [15] Bandara K, Bergmeir C, Smyl S. Forecasting across time series databases using long short-term memory networks on groups of similar series[J]. Expert Systems with Applications, 2020,140:1-16.
- [16] Xu Liu, Abdelouahed Gherbi, Wubin Li, Mohamed cheriet. multi features and multi-time steps LSTM based methodology for bike sharing availability prediction[J]. Procedia Computer Science, 2019,155: 394-401.
- [17] 晏臻,于重重,韩璐,等. 基于 CNN+LSTM 的短时交通流量预测方法[J]. 计算机工程与设计,2019,40(9): 2620-2624,2659.
- [18] 王志远,王守相,陈海文,等. 考虑空间相关性采用 LSTM 神经网络的光伏出力短期预测方法[J/OL]. 电力系统及其自动化学报:1-8[2019-10-02].<https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.000298>.
- [19] 王朋,孙永辉,翟苏巍,等. 基于小波长短期记忆网络的风电功率超短期概率预测[J]. 南京信息工程大学学报:自然科学版,2019,11(4):460-466.
- [20] 吴雨芯,蔡婷,张大斌. 基于层级注意力机制与双向长短期记忆神经网络的智能合约自动分类模型[J]. 计算机应用,2020,40(4):978-984.
- [21] 曹成远,吕强. 使用双向 LSTM 的深度神经网络预测蛋白质残基相互作用[J]. 小型微型计算机系统,2017,38(3):531-535.

(上接第 54 页)