

一种基于深度学习的FRS-CLSTM风速预测模型

姚万业, 黄 璞, 姚吉行, 贾昭鑫

(华北电力大学自动化系, 保定 071003)

摘 要: 为了实现高精度的风速预测,提出一种基于深度学习的模糊粗糙集(FRS)-神经网络(CLSTM)风速预测模型,该模型由FRS和CLSTM深度学习模型2部分组成。首先由FRS对自然特性时间序列参数进行属性约简,对庞大的数据集进行数据降维;然后结合风电机组风速软测量理论,优化确定CLSTM深度学习模型的输入参数;最后CLSTM深度学习利用卷积神经网络提取短期的多维度时间变量的依赖关系,利用循环神经网络捕获输入时间序列时间跨度上的长期特性,进而得到最终的预测风速。以某风电场实测数据为例进行仿真测试,结果表明所提出的FRS-CLSTM风速预测方法可有效提高风速的预测精度。

关键词: 风力发电;深度学习;LSTM;模糊粗糙集;风速预测

中图分类号: TM614

文献标志码: A

0 引 言

风电具有很强的不可控性,其输出功率的波动范围通常较大,速度较快,导致电网调峰,无功及电压控制十分困难^[1-2]。对风电场的风速进行短期预测是解决上述问题的有效途径。该技术不仅可在网侧及时调整电网计划提高风电的经济性,还能在发电侧通过预估的风速优化控制策略提高发电效率,保证电能质量、降低电力系统运行成本。国内外对风电机组的风速预测进行了大量研究,时间序列法和神经网络法^[3-7]一直是研究热点。前者主要包括自回归模型(AR)、移动平均模型(MA)和自回归移动平均模型(ARIMA)方法等,该方法只需知道风电机组的单一风速时间序列即可建立模型预测,模型简单方便,但在随机性因素变化大且数据集存在不良数据的情况下,预测效果不理想。神经网络对模型输入数据的要求较苛刻,过多或过少的属性都会影响训练精度,此外在训练学习过程中神经网络还易出现过拟合,陷入局部最优。实际操作中,影响风速演变的因素较多,且各因素之间相互作用,导致风速序列表现出较强的不确定性和随机性,而实质上这些方法只考虑了时间因素,未考虑外界具体因素的影响,因此随着预测步长的增加精度下降较

多,无法达到令人满意的程度^[8]。

从目前研究成果可知,单一预测模型误差较大,很难实现精准的预测要求。针对单一预测模型的不足,组合预测模型是提高短期风速预测精度的发展方向,将不同预测模型综合起来,取长补短,进而提高预测精度和增加预测可靠性^[9]。因此本文提出一种基于深度学习的模糊粗糙集(FRS)-神经网络(CLSTM)风速预测模型^[10-13],该模型由FRS和CLSTM深度学习模型2部分组成。首先利用模糊粗糙集对输入数据进行降维,然后结合风速软测量技术确定优化神经网络的输入参数,最后利用改进的神经网络模型对风速进行预测,通过Pytorch深度学习框架搭建神经网络模型,实现最终预测,达到提高预测精度的目的。

1 基于模糊粗糙集和风速软测量的输入参数确定

1.1 模糊粗糙集理论

用模糊集合代替精确集合,通过在论域上引入模糊相似关系代替精确相似关系,相应的上近似集和下近似集被扩展为模糊上近似集和模糊下近似集^[14-17]。定义为:

收稿日期: 2018-04-02

基金项目: 中央高校基本科研业务专项资金(2014MS138)

通信作者: 黄 璞(1994—),女,硕士研究生,主要从事智能算法以及新能源方面的研究。306738955@qq.com

$$u_{\text{pix}}(F_i) = \inf_x \max\{1 - u_{F_i}(x), u_{\chi}(x)\}, \forall i \quad (1)$$

$$u_{\text{psx}}(F_i) = \sup_x \max\{1 - u_{F_i}(x), u_{\chi}(x)\}, \forall i \quad (2)$$

式中, F_i ——属于 U/P 的模糊等价类; P ——条件属性; Q ——决策属性。

模糊等价类的模糊正域定义为:

$$u_{\text{posp}}(F_i) = \sup_{x \in \frac{U}{P}} u_{\text{pix}}(F_i) \quad (3)$$

论域 U 中对象 x 对模糊正域的隶属度定义为:

$$u_{\text{posp}}(x) = \sup_{F_i \in \frac{U}{P}} \min[u_{F_i}(x), u_{\text{posp}}(F_i)] \quad (4)$$

为表达条件属性 P 对决策属性 Q 的依赖程度, 模糊依赖度函数被定义为:

$$\gamma_P(Q) = \frac{|U_{\text{posp}}(x)|}{|U|} = \frac{\sum_{x \in U} u_{\text{posp}}(x)}{|U|} \quad (5)$$

属性 $p \in P$ 关于 Q 的重要性定义为:

$$\sigma_{PQ}(p) = \gamma_{P \cup \{p\}}(Q) - \gamma_P(Q) \quad (6)$$

1.2 属性约简

利用模糊粗糙集理论进行属性约简, 首先将预测时刻的风速 $v(t+1)$ 设定为决策属性, 选取影响因素作为条件属性, 确定初始决策表; 然后根据各属性的物理特性, 选取合适的模糊隶属度函数对各属性模糊, 部分模糊隶属度函数如图 1 所示; 最后, 根据上文确定的各属性隶属度函数, 选用常用的 Quick Reduct 算法, 对影响因素条件属性进行约简, 计算属性添加之后依赖度的变化。若依赖度增大, 说明加入该属性后重要性提高, 否则, 重要性降低。从单属性开始, 对当前时刻风速 $v(t)$

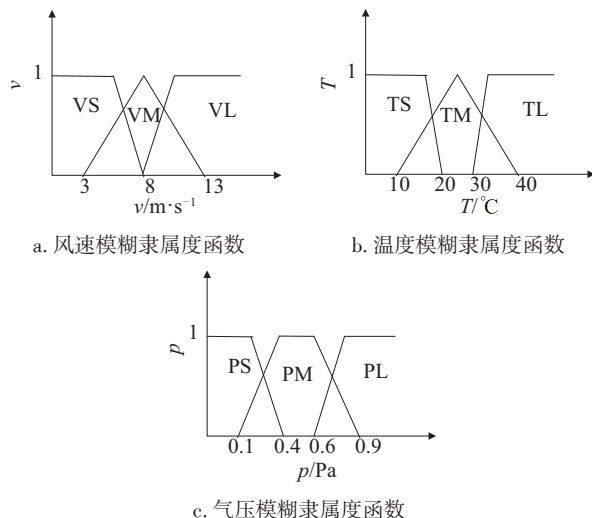


图1 风速、温度和气压的模糊隶属度函数

Fig. 1 Wind speed, temperature and pressure fuzzy membership function

的依赖度最大, 所以 $v(t)$ 必然存在于约简中。继续添加属性, 与设定阈值依次作比较。确定最终属性集为:

$$R = \{v(t), v(t-1), v(t-2), v(t-3), T(t), T(t-1)\} \quad (7)$$

集合中的各属性分别代表各时刻的风速和温度, 从最终属性约简集可看出, 空气密度、湿度、风向等对风速影响不大, 去掉这些冗余参数可很好地降低神经网络的训练速度, 提高训练精度。

1.3 结合风速软测量的改进输入参数集

通过测量辅助变量而对主导变量进行估计的软测量技术在风速预测中已有应用。实际风电机组控制系统中, 桨距角、转速和功率是容易测量得到的风力发电机组输入输出变量, 因此通常选择上述三者作为辅助变量, 利用与等效风速之前关联的高度非线性关系反推出等效风速, 进而实现风速的软测量。为了使预测更加精准, 本文采用桨距角、转速和功率 3 个辅助变量, 与自然特性时间序列参数融合在一起作为深度学习预测模型的输入参数。改进输入参数模型逻辑图, 如图 2 所示。

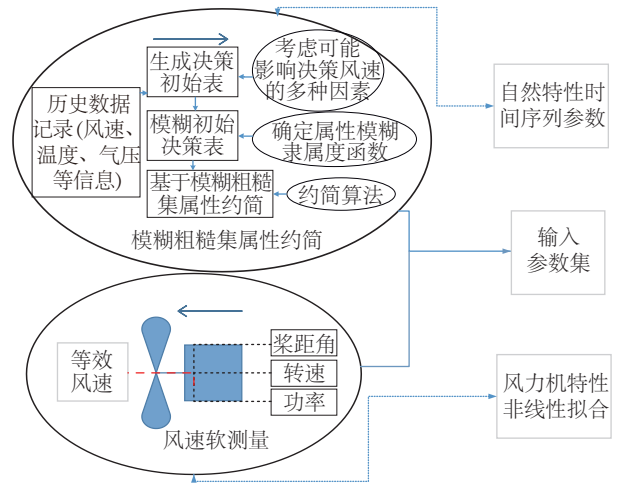


图2 输入参数集模型

Fig. 2 Input parameter set model

综上, 结合模糊粗糙集的最终属性约简参数和风电机组软测量输入参数, 最终确定 CLSTM 深度学习预测风速模型的主要输入参数为: 风速 (前 4 个时刻的风速)、温度 (前 2 个时刻的温度)、桨距角 β 、转速 v 、功率 P , 即:

$$RI = \{v(t), v(t-1), v(t-2), v(t-3), T(t), T(t-1), \beta, v, P\} \quad (8)$$

2 CLSTM深度学习预测模型设计

2.1 问题描述

风速预测本质上是多元的时间序列预测, 将风速问

题用数学语言描述:给定序列的完全观测时间序列信号 $Y=\{y_1, y_2, y_3, \dots, y_T\}$, 其中 $y_T \in R_n$, n 代表变量的维度, 本文目标是滚动的预测未来的趋势。假设 $\{y_1, y_2, y_3, \dots, y_T\}$ 已知, 可预测 y_{T+i} , 其中 i 表示为提前于当前时间 T 的时间段。同理, 如果预测 y_{T+i+1} , 需已知 $\{y_1, y_2, y_3, \dots, y_{T+i}\}$, 因此, T 时刻的输入为: $X_T=\{y_1, y_2, y_3, \dots, y_T\} \in R_n \cdot T$ 。

2.2 模型结构

卷积神经网络(CNN)是空间深度的神经网络, 循环神经网络(RNN)是时间深度上的神经网络, 考虑到各信息的关联度和时间延展度, 在时间序列风速的预测上提出融合 CNN 和 RNN 神经网络结构 CLSTM^[18-19]。所提出的 CLSTM 深度学习预测模型由深度学习和线性预测 2 部分组成, 前者由 1 层卷积神经网络, 2 层 RNN(1 层完整 RNN 和 1 层跳跃 D-RNN)和 1 层全连接层组成, 后者为 AR 线性预测模型, 如图 3 所示。

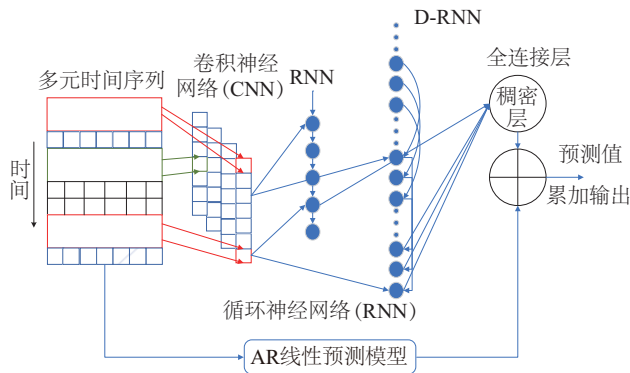


图3 CLSTM深度学习预测模型结构

Fig. 3 CLSTM deep learning prediction model structure

2.2.1 卷积层(CNN)

第1层为不带有池化层的卷积神经网络, 主要目的是提取短期多维度时间变量之间的依赖关系, 卷积核为 $w \cdot n$, 其中 w 为宽度, n 为高度, 设定为变量数目, 第 k 个卷积核扫过输入数据 X 的输出为:

$$h_k = \text{RELU}(\mathbf{W}_k \cdot \mathbf{X} + \mathbf{b}_k) \quad (9)$$

式中, $\text{RELU}(X) = \text{MAX}(0, X)$ 。

2.2.2 循环层(RNN)

卷积层的输出同时输出给循环层和跳跃循环层。循环层为带有 GRU 的循环神经网络, 主要将单一时间尺度模型变成多个时间尺度的模型, 使得模型不仅可在细粒度时间尺度完成操作还能在粗时间尺度上把握全局, 把跳跃的过去有效信息渗透过来, 采用 RELU 作为激活函数, 循环层单元在 t 时刻时:

$$r_t = \sigma(x_t \mathbf{W}_x^r + h_{t-1} \mathbf{W}_h^r + \mathbf{b}_r) \quad (10)$$

$$u_t = \sigma(x_t \mathbf{W}_x^u + h_{t-1} \mathbf{W}_h^u + \mathbf{b}_u) \quad (11)$$

$$c_t = \text{RELU}[x_t \mathbf{W}_x^c + r_t \otimes (h_{t-1} \mathbf{W}_h^c) + \mathbf{b}_c] \quad (12)$$

$$h_t = (1 - u_t) \otimes h_{t-1} + u_t \otimes c_t \quad (13)$$

式中, σ ——sigmoid 函数; x_t —— t 时刻的输入值; \mathbf{W}_x 、 \mathbf{W}_h ——输入权重矩阵和循环权重矩阵; \mathbf{b} ——偏置向量。

2.2.3 跳跃循环层(D-RNN)

本文中季节性预测的一个技巧是利用历史上点位记录的時刻来推断此时刻, 这种长时间跨度跳跃的依赖关系在具备周期性的时间序列预测中很有效, 但往往很难捕捉, 为此特定一个具备跳跃结构的 RNN 层来延长信息流的时间跨度。该层的输入来自卷积层的输出, p 是时间跳跃间隔, 根据当地的风场风速数据集推断。因为跳跃循环层的整体逻辑类似深度学习中防止过拟合的方法 Dropout, 所以把该层命名为 D-RNN, 跳跃循环层数学描述为:

$$r_t = \sigma(x_t \mathbf{W}_x^r + h_{t-p} \mathbf{W}_h^r + \mathbf{b}_r) \quad (14)$$

$$u_t = \sigma(x_t \mathbf{W}_x^u + h_{t-p} \mathbf{W}_h^u + \mathbf{b}_u) \quad (15)$$

$$c_t = \text{RELU}[x_t \mathbf{W}_x^c + r_t \otimes (h_{t-p} \mathbf{W}_h^c) + \mathbf{b}_c] \quad (16)$$

$$h_t = (1 - u_t) \otimes h_{t-p} + u_t \otimes c_t \quad (17)$$

采用一层稠密层(全连接层)结合常规 RNN 层和跳跃 RNN 层的输入:

$$h_t^D = \mathbf{W}^R h_t^R + \sum_{i=0}^{p-1} \mathbf{W}_i^S h_{t-i}^S + \mathbf{b} \quad (18)$$

式中, h_t^D ——在 t 时刻的预测结果; $\mathbf{W}^R h_t^R$ ——RNN 层的输入; $\sum_{i=0}^{p-1} \mathbf{W}_i^S h_{t-i}^S$ ——从 $t-p+1$ 到 t 时刻的跳跃输入。

2.2.4 AR 线性预测模型

输入信号的尺度在非周期中不断变化会使神经网络的预测精度变差, 为此将预测模型的输出分解为线性部分和神经网络的非线性部分 2 部分。采用 AR 模型作为线性部分模型, 设定类似可学习的门限机制, 在此机制下, 部分信息流未衰减的通过网络层。AR 部分的预测结果表示为 h_t^1 , 输出为:

$$h_{t,i}^1 = \sum_{k=0}^{q^{\text{ar}}-1} \mathbf{W}_k^{\text{ar}} y_{t-k,i} + b^{\text{ar}} \quad (19)$$

式中, \mathbf{W}^{ar} 、 b^{ar} ——AR 模型的系数; q^{ar} ——输入矩阵中输入窗口的大小。

最终预测模型的输出为:

$$\hat{Y}_t = h_t^D + h_t^1 \quad (20)$$

3 算例分析

3.1 数据说明

原始数据采自新疆某风力发电厂 2014 年 1 月 1 日~2017 年 1 月 1 日数据,风速采样高度为 50 m,采样间隔为 10 min,具体采集参数为风速、空气密度、温度、风向、空气湿度以及气压。其中风速的时间序列如图 4a 所示,作为典型的大陆性干旱气候,新疆地区早晚温差较大,温度变化范围很广,温度的箱线图如图 4b 所示。数据中有大量缺失和无效数据,这些数据会影响风速精度的正确估量,所以本文中风速、风向、温度和大气密度等天气外界因素采用组均值填充法,功率、转速和桨距角因为其相关性采用基于时延相关性重构法。

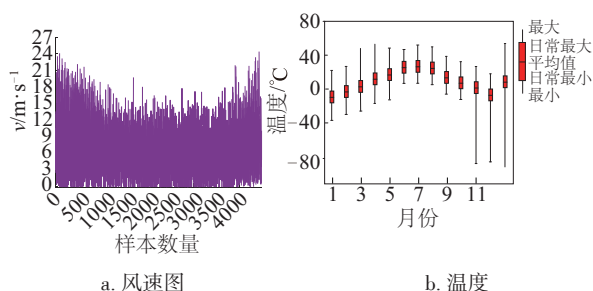


图 4 风参数
Fig. 4 Wind parameters

组均值填充法采取前十和后十个采集时刻的数据分为若干组进行均值处理,用缺失数据所在组的均值进行数据填充,提高了变量变异程度的估计水平,使数据更具有实用意义。基于时延相关性重构法假设时间序列 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, 假设丢失的时间段为 $[i, j]$, 取另一个相关时间序列的数据,计算 X 与 Y 数据的最大时延相关点和时延系数,此时即可利用数列 Y 的数据对 X 的数据进行重构, X 与 Y 的数据关系可线性回归拟合为:

$$x_i \approx ay_{i+1}^k + b \quad (21)$$

3.2 模型搭建

预测策略由模糊粗糙集(FRS)因素约简和神经网络(CLSTM)预测 2 部分组成。利用 FRS 对噪声的敏感性,将输入信息的空间维数简化为 CLSTM 神经网络预测部分的输入,然后通过后者的训练学习抽取输入输出非线性关系得到风速预测的效果。预测策略如图 5 所示。本文使用 Python 语言,基于 PyTorch 深度学习框架完成 CLSTM 神经网络的搭建,使用滚动预测法选取数据的前 10 天数据作为训练样本,对第 11 天的 144 个

风速进行预测,选取第 2~11 天数据为训练样本,对第 12 天 144 个时刻风速进行预测,依次类推。搭建步骤为:

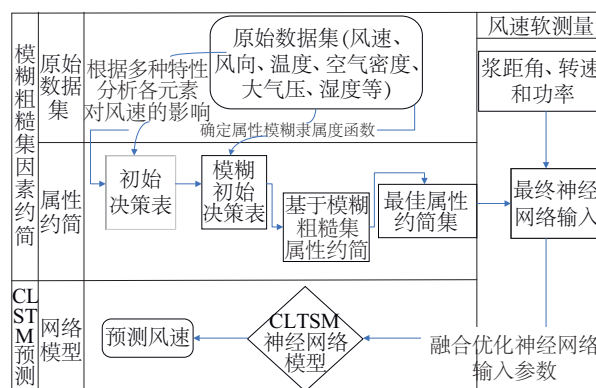


图 5 预测策略

Fig. 5 Forecast strategy

1) 确定 CLSTM 模块的激活函数为 RELU。RELU 激活函数(rectified linear units),表达式为: $f_x = \max(0, x)$, 相比 sigmoid 和 tanh 函数,RELU 激活函数在反向传播过程中可减轻梯度弥散的问题,在正向传播过程中仅需设置阈值就能加快正向传播的计算速度,极大地提高了收敛速度。

2) 确定接收 CLSTM 输出的完全连接人工神经网络的激活函数,选用默认激活函数 linear。

3) 确定每一层网络节点的舍弃率,为了防止预测风速训练过程中的过度拟合(overfit),设定为 0.2。

4) 确定误差评价指标,选用平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE):

$$E_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |v_i - v_i'| \quad (22)$$

$$E_{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|v_i - v_i'|}{v_i} \quad (23)$$

5) 确定权重参数的迭代更新方式,选择优化器。变量主要为全局学习速率 ε 、初始参数 θ 、数值稳定量 δ 、衰减速率 ρ 、梯度累计量 r 。每步的迭代过程为:首先从训练集中的随机抽取一批容量为 m 的样本 $\{x_1, \dots, x_m\}$, 以及相关的输出 y_i , 然后采用 RMSprop 算法计算梯度和误差更新 r , 再根据 r 和梯度计算参数更新量,最终根据 r 和梯度计算参数更新量,公式为:

$$\tilde{g} \leftarrow + \frac{1}{m} \nabla \sum_i L[f(x_i; \tilde{\theta}), y_i] \quad (24)$$

$$r \leftarrow \rho r + (1 - \rho) \tilde{g} \otimes \tilde{g} \quad (25)$$

$$\Delta \theta = - \frac{\varepsilon}{\delta + \sqrt{r}} \otimes \tilde{g} \quad (26)$$

$$\theta \leftarrow \theta + \Delta \theta \quad (27)$$

6)加入 Batch Normalization。在深度神经网络的训练中,输入的分会随参数的变化而变化导致额外的参数转换开销。Batch Normalization 进行深度学习训练时依照各小批次进行正则化,可有效解决该问题,提高训练速度。

7)确定训练中的 time-steps。过低收敛速度快但精度不高,过高可能会降低模型精度。time-steps 应在反复测试中谋求一个最优值。

8)确定跳跃循环层(D-RNN)的跳跃常数 P ,初始化

是分布采样器数值,手动将其设定为固定值 24。

3.3 结果对比分析

分别运用 BP、ARIMA、LSTM、CLSTM、FRS-CLSTM 进行预测,预测模型输入参数如表 1 所示。BP 神经网络和 LSTM 神经网络的输入参数相同,时间序列 ARIMA 仅将风速作为输入参数,CLSTM 融入风速软测量参数,FRS-CLSTM 使用模糊粗糙集的属性约简和风速软测量参数。

表 1 5 种预测模型输入参数

Table 1 Five predict model input parameters

BP	LSTM	ARIMA	CLSTM	FRS-CLSTM
$\{V, \rho, T, D, P\}$	$\{V, \rho, T, D, P\}$	$\{V\}$	$\{V, \rho, T, D, P, v\}$	$\{V, T, \beta, P, v\}$

在相同时间尺度下,通过与实际风速相近程度来鉴别各种预测方法的精度如图 6 所示,预测结果通过 MAE 和 MAPE 来衡量,如图 7 所示。

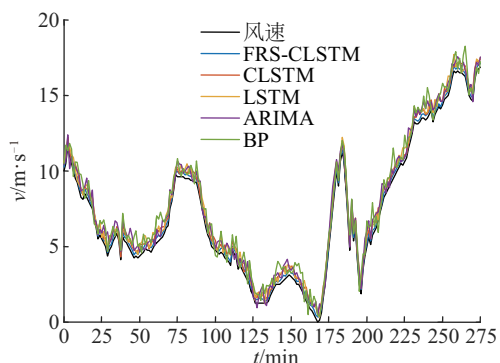


图 6 风速预测对比

Fig. 6 Wind speed forecast comparison

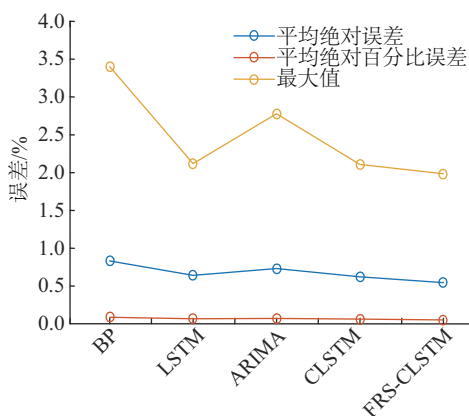


图 7 预测结果

Fig. 7 Forecast results

综合对比发现:

1) LSTM 明显优于 BP 神经网络和 ARIMA 神经网络。

RNN 循环神经网络的特性使其优于传统的 BP 神经网络和传统的时间序列预测方法;

2) CLSTM 预测模型精度较单纯的 LSTM 预测精度有所提高,加入卷积神经网络的模型,使得预测精度提高;

3) FRS-CLSTM 拥有最佳效果。采用 FRS 的属性约简很好地提高了训练速度,避免了非关键因素的影响,提高了预测精度。

4 结 论

将深度学习的理念引入风电机组,所提出的 FRS-CLSTM 深度学习预测模型使用模糊粗糙集理论对影响风速的众多因素进行属性约简,结合风速软测量理论,优化了深度学习预测模型的输入,CLSTM 融合了 CNN 和 RNN 的特性,通过对各种参数的学习实现了风速的提前预测。FRS-CLSTM 风速预测模型的 MAE 和 MAPE 均为最低,具有较好的预测效果,更具实用意义。

[参考文献]

- [1] 张宇泽. 大规模风电接入对电力系统 AGC 控制参数的影响[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
ZHANG Z Y. Effect of large scale wind power integration on power system AGC control parameters [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016.
- [2] 于强, 孙华东, 汤涌, 等. 双馈风电机组接入对电力系统功角稳定性的影响[J]. 电网技术, 2013, 37 (12): 3399-3405.
YU Q, SUN H D, TANG Y, et al. Impact on angle stability of power system with doubly fed induction generators connected to grid [J]. Power system

- technology, 2013, 37(12): 3399-3405.
- [3] 赵洪山, 刘兴杰, 李聪. 基于机组动态风速信息的风电场有功控制策略[J]. 电力科学与工程, 2013, 29(1): 9-15.
ZHAO H S, LIU X J, LI C. Active control strategy based on wind speed dynamic information for units in wind farm[J]. Electric power science and engineering, 2013, 29(1): 9-15.
- [4] 赵辉, 李斌, 李彪, 等. 基于小波变换的ARMA-LSSVM短期风速预测[J]. 中国电力, 2012, 45(4): 78-81.
ZHAO H, LI B, LI B, et al. Short-term wind speed forecasting model based on ARMA-LSSVM and wavelet transform[J]. Electric power, 2012, 45(4): 78-81.
- [5] 吴俊利, 张步涵, 王魁. 基于Adaboost的BP神经网络改进算法在短期风速预测中的应用[J]. 电网技术, 2012, 36(9): 221-225.
WU J L, ZHANG B H, WANG K. Application of Adaboost-based BP neural network for short-term wind speed forecast[J]. Power system technology, 2012, 36(9): 221-225.
- [6] 王松岩, 李碧君, 于继来, 等. 风速与风电功率预测误差概率分布的时变特性分析[J]. 电网技术, 2013, 37(4): 967-973.
WANG S Y, LI B J, YU J L, et al. Analysis on time-varying characteristics of probability error in forecast of wind speed and wind power[J]. Power system technology, 2013, 37(4): 967-973.
- [7] 尹东阳, 盛义发, 蒋明洁, 等. 基于粗糙集理论-主成分分析的Elman神经网络短期风速预测[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(11): 46-51.
YIN D Y, SHENG Y F, JIANG M J, et al. Short-term wind speed forecasting using Elman neural network based on rough set theory and principal components analysis[J]. Power system protection and control, 2014, 42(11): 46-51.
- [8] 刘兴杰, 郑文书. 基于STCP-BP的风速实时预测方法研究[J]. 太阳能学报, 2015, 36(8): 1799-1805.
LIU X J, ZHENG W S. Study on real-time forecast method of wind speed based on STCP-BP[J]. Acta energiae solaris sinica, 2015, 36(8): 1799-1805.
- [9] 田中大, 李树江, 王艳红, 等. 基于ARIMA与ESN的短期风速混合预测模型[J]. 太阳能学报, 2016, 37(6): 1603-1610.
TIAN D Z, LI S J, WANG Y H, et al. Short-term wind speed hybrid prediction model based on ARIMA and ESN[J]. Acta energiae solaris sinica, 2016, 37(6): 1603-1610.
- [10] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [11] PULVER A, LYU S. LSTM with working memory[J]. 2017.
- [12] ZHAO R, YAN R, WANG J, et al. Learning to monitor machine health with convolutional bi-directional LSTM networks[J]. Sensors, 2017, 17(2): doi: 10.3390/s17020273.
- [13] LIU L, CHEN W, CAO G. Prediction of neonatal amplitude-integrated EEG based on LSTM method[C]//IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, IEEE Computer Society, 2016: 497-500.
- [14] 唐勇波, 桂卫华, 彭涛, 等. PCA和KICA特征提取的变压器故障诊断模型[J]. 高电压技术, 2014, 40(2): 557-563.
TANG Y B, GUI W H, PENG T, et al. Transformer fault diagnosis model based on PCA and KICA feature extraction[J]. High voltage engineering, 2014, 40(2): 557-563.
- [15] 邓大勇, 徐小玉, 裴明华. F-模糊粗糙集及其约简[J]. 浙江师范大学学报(自然科学版), 2015, 30(1): 58-66.
DENG D Y, XU X Y, PEI M H. F-fuzzy rough sets and its reducts[J]. Journal of Zhejiang Normal University (natural sciences), 2015, 30(1): 58-66.
- [16] 王鲜芳, 王岁花, 杜昊泽, 等. 基于模糊粗糙集和支持向量机的化工过程故障诊断[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 353-356.
WANG X F, WANG S H, DU H Z, et al. Fault diagnosis of chemical industry process based on FRS and SVM[J]. Control and decision, 2015, 30(2): 353-356.
- [17] 许金权. 模糊粗糙集的表示及应用[J]. 模糊系统与数学, 2011, 25(1): 146-152.
XU J Q. Representations of fuzzy rough sets with applications[J]. Fuzzy systems and mathematics, 2011, 25(1): 146-152.
- [18] WOO W C, WONG W K, SHI X J, et al. A deep-learning method for precipitation nowcasting[C]//WMO WWRP, International Symposium on Nowcasting and Very-Short-Range Forecast, 2016.
- [19] ZHAO Z, CHEN W, WU X, et al. LSTM network: a deep learning approach for short-term traffic forecast[J]. IET intelligent transport systems, 2017, 11(2): 68-75.

A FRS-CLSTM WIND SPEED PREDICTION MODEL BASED ON DEEP LEARNING

Yao Wanye, Huang Pu, Yao Jixing, Jia Zhaoxin

(*Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China*)

Abstract: In order to achieve high-precision wind speed prediction, this paper proposed a FRS-CLSTM wind speed prediction model based on deep learning. The model consists of two parts: Fuzzy Rough Set (FRS) and CLSTM deep learning model. This method firstly simplifies the properties of natural characteristic time series parameters by FRS, and reduces the size of huge data sets. Then the model combines fan wind speed soft-sensing theory to optimize the input parameters of CLSTM deep learning model. Finally, CLSTM deep learning uses convolutional neural network to extract dependencies of short-term multi-dimensional time-variable, uses cyclic neural network to capture the long-term characteristics of the input time-series time span, and obtains the final forecasted wind speed. Taking the measured data of a wind power plant as an example, the results indicate that the proposed FRS-CLSTM wind speed prediction method can effectively improve the prediction accuracy of wind speed.

Keywords: wind power; deep learning; long short-term memory; fuzzy rough set; wind speed forecast