

引用格式: 田增堃, 彭飞, 孟庆东, 等. 基于降噪循环神经网络的风电功率预测 [J]. 微电子学与计算机, 2021, 38(3): 27-32.
[TIAN Z Y, PENG F, MENG Q D, et al. Wind power prediction based on denoising recurrent neural network model[J]. Microelectronics & Computer, 2021, 38(3): 27-32.]

基于降噪循环神经网络的风电功率预测

田增堃¹, 彭 飞¹, 孟庆东¹, 王汉军², 田长翼², 陈志奎³

(1 国家电网公司 东北分部, 辽宁 沈阳 110180;

2 中国科学院 沈阳计算技术研究所有限公司, 辽宁 沈阳 1101681;

3 大连理工大学 软件学院, 辽宁 大连 116620)

摘 要: 针对风电功率数据的时序性特点, 提出降噪循环神经网络模型对电场中短期内的风电功率进行预测. 通过模型能够挖掘其蕴含的知识, 提高电力系统的稳定性, 优化电力调度. 模型首先采用循环神经网络构建一个编码-解码结构, 设计编码器从序列变量中获取相应的深度特征, 再通过解码器对深度特征进行解码, 还原输入序列的状态并预测下一时刻的输出. 进而, 模型在解码器中设计降噪模块和预测模块, 克服一般循环神经网络难以对带噪声数据进行预测的问题, 使得模型能够对含有噪声的输入变量进行分析. 通过利用电力物联网所采集的数据进行实验, 结果证明提出的方法能很好地对风电功率进行预测, 达到较好的预测效果.

关键词: 风电功率预测; 时间序列; 序列模型; 编码-解码结构; 降噪循环神经网络

中图分类号: TP181

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2021)03-0027-06

Wind power prediction based on denoising recurrent neural network model

TIAN Zeng-yao¹, PENG Fei¹, MENG Qing-dong¹,

WANG Han-jun², TIAN Chang-yi², CHEN Zhi-kui³

(1 Northeast Branch of State Grid Corporation of China, Shenyang 110180, China;

2 Shenyang Institute of Computing Technology Co. Ltd, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110168, China;

3 School of Software Technology, Dalian University of Technology, Dalian 116620, China)

Abstract: Aiming at time series characteristics of wind power data, the Denoising Recurrent Neural Network model is proposed to predict the wind power in the short and medium term of the electric field. Through the model, the knowledge contained in it can be mined to improve the stability of the power system and optimize the power dispatching. An encoding-decoding structure is first designed in the recurrent neural network model, and the encoder is designed to obtain corresponding depth features from the sequence variables, and then the decoder decodes the depth features, restore the state of the input sequence and makes a prediction. Furthermore, the model designs the denoising module and prediction module in the decoder to overcome the difficulty of predicting noisy data with traditional recurrent neural networks, enabling the model to analyze input variables containing noise. By using the data collected by the power Internet of things to conduct experiments, the results show that the proposed method can forecast the wind power well and achieve a better prediction effect.

Key words: wind power prediction; time series; sequence model; encoder-decoder structure; denoising recurrent neural network

1 引言

为了缓解日益严重的能源枯竭问题和工业发展带来的环境污染问题,开发利用新能源,对未来社会的可持续发展具有重要意义.目前,风能作为一种清洁高效的能源已经被广泛的使用,其中风力发电是获取风能的主要手段.但是风力发电系统在进行大规模电场并网的过程中经常出现不稳定的现象,给风电系统的调度带来困难.为了保证风电系统运行的稳定性,缓解风电系统的调度压力,需要在电力系统中应用风电场功率预测技术^[1].

风功率预测任务根据预测时间的不同进行分类,划分为超短期、短期、中期和长期预测几类.短期预测以“小时”为单位,通常对次日 24 小时内的功率情况进行预测,目的是为了便于调整发电计划.超短期预测以“分钟”或“几分钟”为单位,主要是用于风力发电机的实时分析.在超短期和短期预测的任务中,风电场功率的具体预测方式又可根据使用数据不同分为两类,一类为基于数值气象预报(Numerical Weather Prediction, NWP)的功率预测^[2],另一类为基于历史数据的功率预测^[3].在基于历史数据的功率预测方面,有很多时序模型被应用于此类任务,包括 ARIMA 线性模型^[4],SVM 算法^[5]等.但是风电功率数据的采集过程中常面临不确定因素的影响,常用的基于传统序列方法的预测技术^[6-9]很难分析数据的变化规律.近年来,随着深度学习的发展,利用深度神经网络的预测方法受到国内外学者的重视,文献[10]使用 LSTM 模型进行风电功率的预测工作,已经取得了不错的效果.循环神经网络模型在对时间序列数据进行特征提取时可以学习序列数据的非线性关系,对不定长输入数据的分析很有效果,所以 RNN 模型被广泛应用于现实中的时序分析、语音识别、机器翻译等任务.

目前,传统的 RNN 模型如 LSTM(Long Short-Term Memory)模型^[11]、GRU(Gate Recurrent Unit)模型^[12]虽然能很好地对序列数据进行预测,但是当数据存在噪声,一般的循环神经网络模型很难对这种带噪声的序列进行分析,无法得到很好的预测效果.但是在风力发电的实际环境中,风电机组长期处于载荷交变的工作环境中,电力系统得到的风电功率数据可能是含有噪声的,所以风电功率预测模型需要在有噪声的环境下对风电功率进行准确预测,保证模型在噪声条件下的预测能力.

因此为了提高模型在噪声因素影响下的风电功

率预测精度,挖掘数据中隐含的知识,本文设计降噪循环神经网络模型进行风电功率预测,对风电功率序列数据进行分析.降噪循环网络模型引入降噪自动编码器的思想^[13],分为编码和解码两个阶段,编码阶段用于提取序列变量的深度特征,在解码阶段加入降噪模块和预测模块,降噪模块将中间特征映射到输入空间,将特征还原成输入的序列状态,预测模块输出下一时刻序列的预测值.模型通过电力物理网采集的数据进行实验,实验结果表明,该方法能够较为准确地预测风电场发电功率.

2 降噪循环神经网络模型设计

本文提出一种降噪循环神经网络模型,如图 1 所示,该模型分为编码器和解码器两个部分,编码器是一个循环神经网络,利用编码器提取序列数据中的特征;解码器包含两个模块,第一个模块用于对编码器提取的特征进行序列预测任务,预测下一时刻的输出;第二个模块融合降噪自动编码器的思想,将编码器得到的中间特征还原成一个输入向量,以此提高模型对噪声的鲁棒性.

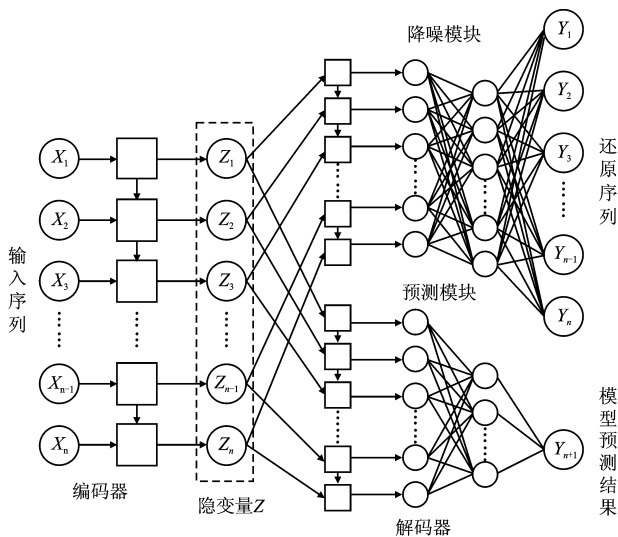


图 1 降噪循环神经网络模型结构图

首先,本文提出构建一个序列到序列的架构以实现噪声数据的处理并提取数据中的隐含特征.本文设计的序列到序列模型的主要包含两个部分,分别是编码模块和降噪模块.首先将一个序列作为输入,输入到编码器中,编码器是一个循环神经网络模型,在本文实际实现时采用 GRU 模型,通过编码器获取序列的隐含特征,再通过降噪模块将特征映射到输出空间,通过这个架构还原输入的序列状态,以此提高模型的鲁棒性并提高编码器提取数据特征

的能力.其公式如公式(1)所示:

$$z = \text{Encoder}(W * x + b) \quad (1)$$

式中, z 表示模型的中间特征, W 表示编码器的权重,编码器使用的一种循环神经网络模型,可以是LSTM模型或者是GRU模型,本文采用GRU模型进行实验.再通过解码器将 y 映射到输入空间,如公式(2)所示:

$$x' = \text{Denoise}(W' * z + b') \quad (2)$$

式中, W' 表示解码器中降噪模块的权重, y 表示输出的序列状态.降噪模块由一个循环神经网络和一个全连接层连接而成,通过循环神经网络对每个时间步的序列进行预测,再通过全连接层将预测结果解码成序列输出.在模型训练过程中通过更新权重使得隐变量 z 可以学习数据的固有结构,让 y 与输入状态尽可能接近,以达到降噪目的.

解码器的预测模块仍然采用主流的循环网络模型,GRU模型的基本单元包括重置门和更新门,根据上一时刻的输出 h_{t-1} 和当前的输入 x_t 计算下一时刻的输出 h_t ,先根据和计算重置门 z_t 和更新门 r_t ,并将得到的重置门 z_t 与上一时刻的结果 h_{t-1} 相乘,得到新的记忆单元,通过重置门对历史信息进行分析,提取其中的关键信息.最终输出的记忆单元与LSTM模型类似,根据当前的记忆单元和历史单元得到最后的结果.如公式(3~6)所示:

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (3)$$

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (4)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t]) \quad (5)$$

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t \quad (6)$$

在得到循环网络的输出后,也利用全连接层进行解码,对下一时刻进行预测.

模型的损失函数包含两个部分,还原输入序列的还原损失和和序列预测的损失,还原损失计算还原的序列状态与输入序列之间的误差,以此让模型学习序列数据中深度特征;预测损失计算模型的预测值和下一时刻的序列数据之间的误差,计算其损失能够完成对序列数据进行预测的任务.其损失函数如公式(7)所示.

$$\begin{aligned} \text{total_loss} = & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (x_{\text{res}}^{(i)} - x_{\text{real}}^{(i)})^2 \\ & + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (y_{\text{pred}}^{(i)} - y_{\text{true}}^{(i)})^2 \end{aligned} \quad (7)$$

式中, N 表示样本数目, x_{res} 是还原的序列, x_{real} 是输入的序列, y_{pred} 是预测的结果, y_{true} 是真实结果.

3 降噪循环神经网络模型实现

该模型采用端到端架构,直接通过反向传播进行训练.模型分为编码和解码两部分,在编码器提取序列特征的基础上,实现将特征转化成下一时刻的输出并生成序列当前状态的两项工作.

时序变量降噪算法通过编码器得到的序列特征还原数据的输入状态,具体流程如下:

- (1)先对输入变量进行加噪声操作,然后输入到GRU模型,得到隐藏状态和细胞状态;
- (2)生成一个噪声向量用于解码网络的输出;
- (3)将噪声向量和编码器输出的隐藏状态一起输入GRU模型,其中噪声向量当作GRU的输入,隐藏状态用于初始化GRU的隐藏状态;
- (4)将上一步骤得到的输出输入全连接层,得到最后的输出.

降噪算法实现步骤如下所示:

- (1)让序列变量 T 按照设定序列长度从1到 $N_t - 1$ 输入;
- (2)将输入变量输入一个线性层,进行噪声处理,让输入变量中某一随机位置的元素置0;
- (3)将上一层的输出输入到GRU模型中得到隐藏状态 encoder_h 和细胞状态 encoder_c ;
- (4)构建一个随机变量 d 作为噪声向量,用于输入降噪模块;
- (5)将 d 作为降噪模块中GRU模型的输入,从编码网络得到的隐藏状态 encoder_h 作为GRU模型预定义的隐藏状态,并运行GRU模型获取它的输出 denoising ;
- (6)将 denoising 输入到全连接层中得到最后的输出状态 Final_T ;

时序变量预测算法先得到序列特征,再通过循环神经网络模型输出对下一时刻的预测,其流程如下:

- (1)与时序预测算法相同,先获取编码网络的输出,但是在本算法不需要输出的隐藏状态;
- (2)对输出进行扩充维度操作,根据需要预测的序列的时间长度进行调整;
- (3)将结果作为GRU模型的输入,得到它的输出;
- (4)将输出放入全连接层中,在不改变步长的情况下,调整结果的维度;

序列预测算法的步骤如下所示:

- (1)序列:变量 T 的输入与时序变量降噪算法的输入相同,算法首先在输入变量中噪声;

- (2)将加噪声的序列变量输入到编码网络中得到隐藏状态 `encoder_h` 和细胞状态 `encoder_c`;
- (3)对 `encoder_h` 进行扩充维度操作,调整特征维度与需要预测的序列维度相符;
- (4)通过 GRU 模型得到输出 `c`;
- (5)输入 `c` 到一个特殊的全连接层,在不改变步长的前提下,对 `c` 的维度进行压缩;
- (6)将上一层的输出进行一维化的压缩,得到下一时刻的预测 `F`.

4 对比实验

在本节中,本文利用实际风电预测的历史数据对提出的模型进行分析,模拟验证模型风功率预测的效果.在训练模型时,优化器采用 RMSprop 方法, batch size 的值为 32,设置模型最大的迭代次数为 50 次.误差函数采用常见的均方误差函数对模型进行训练,在评估实验结果时采用 MAPE 度量作为实验的评价指标.

本文首先对数据集进行划分,将 2016 年 10 月 1 日之前的数据作为训练集,2016 年 12 月 20 号之后的结果作为测试集,通过对四个不同地区的数据进行测试,并对测试结果进行分析.由于神经网络分析数据的非线性关系的强大能力,实验所采用的算法均使用神经网络模型.

本文一共进行三组实验,前两组实验通过与其他算法进行对比的方式,分别对模型的预测效果和降噪效果进行测试,最后一组实验验证模型在拟合数据的同时进行风电功率预测的能力.第一组实验在不加入噪声处理的情况下,将模型与神经网络回归算法进行比较,如表 1 所示,回归算法能够很好地拟合数据,在预测任务中经常被使用,本文使用神经网络回归算法由多个全连接层组成,与传统回归模型一样,是一种监督学习算法,通过全连接层的输出对输入序列进行预测.从表 1 的第一组实验的结果可以看出,比起回归算法,本文提出的模型在四个数据集上都具有更小的平均百分比误差,表明模型具有很好的序列预测能力.

表 1 与拟合数据模型的对比实验

电力数据集	算法	MAPE
东北直调	神经网络回归算法	0.066 1
	降噪循环神经网络模型	0.034 3
吉林	神经网络回归算法	0.113 2
	降噪循环神经网络模型	0.054 6
黑龙江	神经网络回归算法	0.128 3
	降噪循环神经网络模型	0.045 0
辽宁	神经网络回归算法	0.143 1
	降噪循环神经网络模型	0.068 0

第二组实验是对模型的降噪能力进行测试,如表 2 所示,实验分别在 GEFCom2014 数据集^[14]和电力数据集上进行测试. CEFCOM2014 数据集采集了 2012 至 2014 三年间的电荷和温度每小时的数据,本次实验只采用电荷数据进行实验.在相同的实验条件下,实验对模型的降噪能力进行测试,加入噪声对输入样本进行转换,通过随机方法选择样本中任意位置中的一个元素,并将它转换成 0,用这样的方式,达到在样本中添加噪声的效果.将本文提出的模型与 GRU 模型进行对比,从表 2 中第二组实验的结果表明模型可以在噪声条件下对数据预测的误差更小,比起 GRU 模型,对噪声数据的分析更有效,说明模型具有很好的鲁棒性.

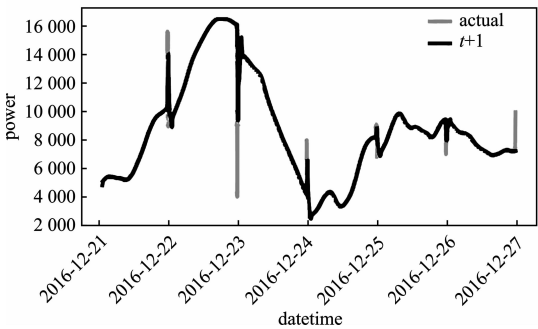
表 2 噪声条件下的对比实验

数据集	算法	MAPE
GEFCom2014	GRU 模型	0.37
	降噪循环神经网络模型	0.29
东北直调	神经网络回归算法	0.042 8
	降噪循环神经网络模型	0.027 5
吉林	神经网络回归算法	0.070 9
	降噪循环神经网络模型	0.067 9
黑龙江	神经网络回归算法	0.038 9
	降噪循环神经网络模型	0.032 1
辽宁	神经网络回归算法	0.069 2
	降噪循环神经网络模型	0.032 1

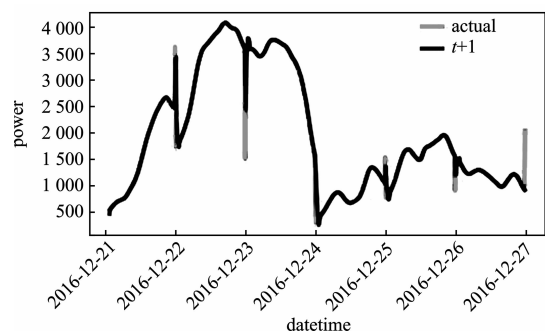
最后,通过实验对比模型的预测结果与真实数据,如图 2 所示.从图中可以发现模型预测的结果和真实数据的曲线的变化趋势基本一致,误差相对较小.

5 结束语

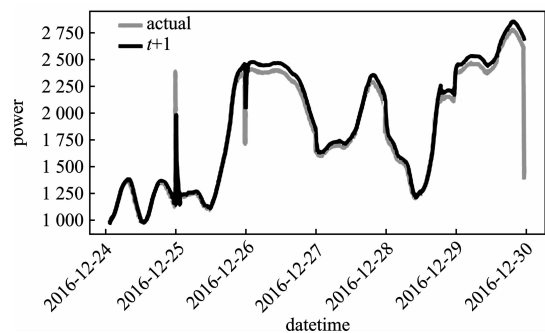
本文提出了基于降噪循环神经网络模型的短期风功率预测方法,结合降噪自动编码器的思想,对循



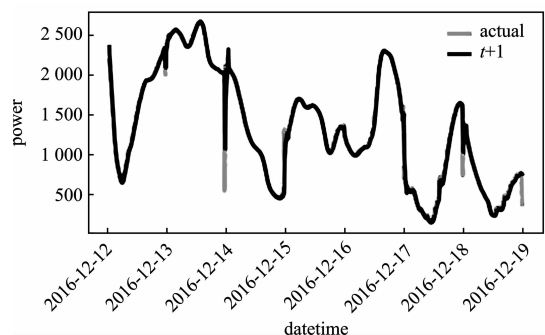
(a) 东北直调



(b) 吉林



(c) 黑龙江



(d) 辽宁

图2 不同地区的风功率预测结果图

环神经网络进行改进。算法首先对电场数据进行序列模型建模,构建编码器-解码器结构,在编码阶段对数据进行特征提取,分析风电功率数据的时序关系;在解码阶段使用解码器中的预测模块对下一时刻序列进行预测,并利用降噪模块克服一般循环神经网络难以处理噪声数据的问题,提高模型的鲁棒性。本文通过实验验证模型可以取得较好的预测结果,而且可以达到降噪的效果。在未来的工作中,将考虑利用其它风功率信息进行预测,进一步探究提高预测精度的方案。

参考文献:

[1] DU P, WANG J Z, YANG W D, et al. A novel hybrid model for short-term wind power forecasting[J].

Applied Soft Computing, 2019(80): 93-106. DOI: 10.1016/j.asoc.2019.03.035.

[2] DONG X Z, WANG L, KHAHRO L J, et al. Wind power day-ahead prediction with cluster analysis of NWP[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016(60): 1206-1212. DOI: 10.1016/j.rser.2016.01.106.

[3] WAN C, WANG J H, LIN J, et al. Nonparametric prediction intervals of wind power via linear programming[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 1074-1076. DOI: 10.1109/TPWRS.2017.2716658.

[4] 曹俊波,周任军,邓学华,等.考虑优化ARIMA模型差分次数的风功率预测[J].电力系统及其自动化学报,2019,31(1):105-111. DOI:10.3969/j.issn.1003-8930.2019.01.020.

CAO J B, ZHOU R J, DENG X H, et al. Wind power forecast considering differential times of optimal ARIMA model[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2019, 31(1): 105-111. DOI: 10.3969/j.issn.1003-8930.2019.01.020.

[5] 岳晓宇,彭显刚,林俐.鲸鱼优化支持向量机的短期风电功率预测[J].电力系统及其自动化学报,2020,32(2):146-150. DOI:10.19635/j.cnki.csu-epsa.000249.

YUE X Y, PENG X G, LIN L. Short-term wind power forecasting based on whales optimization algorithm and support vector machine[J]. The CSU-EPSC, 2020, 32(2): 146-150. DOI: 10.19635/j.cnki.csu-epsa.000249.

[6] 刘江永,刘文翰,易灵芝.多时序协同中期负荷预测模型[J].电力系统及其自动化学报,2020,32(2):48-53. DOI:10.19635/j.cnki.csu-epsa.000245.

LIU J Y, LIU W H, YI L Z. Multi-sequence coordinated medium-term load forecasting model[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2020, 32(2): 48-53. DOI: 10.19635/j.cnki.csu-epsa.000245.

[7] 余洋,万定生.基于WNN-SVM的水文时间序列预测方法研究[J].计算机技术与发展,2019,29(9):13-17. DOI:10.3969/j.issn.1673-629X.2019.09.003.

YU Y, WAN D S. Research on hydrological time series prediction method based on WNN-SVM[J]. Computer Technology and Development, 2019, 29(9): 13-17. DOI: 10.3969/j.issn.1673-629X.2019.09.003.

[8] 王贺,胡志坚,陈珍,等.基于集合经验模态分解和小波神经网络的短期风功率组合预测[J].电工技术学报,2013,28(9):137-144. DOI:10.3969/j.issn.1000-6753.2013.09.017.

- WANG H, HU Z J, CHEN Z, et al. A hybrid model for wind power forecasting based on ensemble empirical mode decomposition and wavelet neural networks[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(9): 137-144. DOI: 10.3969/j.issn.1000-6753.2013.09.017.
- [9] 叶林, 任成, 赵永宁, 等. 超短期风电功率预测误差数值特性分层分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3): 692-700. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.2016.03.012.
- YE L, REN C, ZHAO Y N, et al. Stratification analysis approach of numerical characteristics for ultra-short-term wind power forecasting error[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 692-700. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.2016.03.012.
- [10] HAN L, ZHANG R C, WANG X S, et al. Multi-step wind power forecast based on VMD-LSTM[J]. IET Renewable Power Generation, 2019, 13(10): 1690-1700. DOI 10.1049/iet-rpg.2018.5781.
- [11] 邓玉婧, 武志昊, 林友芳. 基于多粒度时间注意力 RNN 的航班客座率预测[J]. 计算机工程, 2020, 46(1): 294-301. DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0053569.
- DENG Y J, WU Z H, LIN Y F. Flight passenger load factors prediction based on RNN using multi-granularity time attention[J]. Computer Engineering, 2020, 46(1): 294-301. DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0053569.
- [12] 潘伟靖, 陈德旺. 基于 GRU-SVR 的短时交通流量预测研究[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(10): 11-14. DOI: 10.3969/j.issn.1673-629X.2019.10.003.
- PAN W J, CHEN D W. Research on short-term traffic flow prediction based on GRU-SVR[J]. Computer Technology and Development, 2019, 29(10): 11-14. DOI: 10.3969/j.issn.1673-629X.2019.10.003.
- [13] VINCENT P, LAROCHELLE H, LAJOIE I, et al. Stacked denoising autoencoders: learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2010(11): 3371-3408.
- [14] HONG T, PINSON P, FAN S, et al. Probabilistic energy forecasting: Global Energy Forecasting Competition 2014 and beyond[J]. International Journal of Forecasting, 2016, 32(3): 896-913. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2016.02.001.

作者简介:

田增垚 男, (1979-), 硕士研究生. 研究方向为电力系统及其自动化.

彭 飞 男, (1972-), 硕士研究生. 研究方向为电力系统及其自动化.

孟庆东 男, (1984-), 硕士研究生. 研究方向为电力系统及其自动化.

王汉军 男, (1974-). 研究方向为计算机科学与技术.

田长翼 男, (1980-), 硕士研究生. 研究方向为计算机科学与技术.

陈志奎(通讯作者) 男, (1968-), CCF 会员, 博士生导师, 教授. 研究方向为大数据计算、物联网和人工智能.

E-mail: zkchen@dlut.edu.cn.

(上接第 26 页)

- [18] FU X Y, ZENG D L, HUANG Y, et al. A weighted variational model for simultaneous reflectance and illumination estimation[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV: IEEE, 2016: 2782-2790. DOI: 10.1109/CVPR.2016.304.

作者简介:

何 贵 男, (1995-), 硕士研究生. 研究方向为计算机视觉、

图像处理与应用.

钟羽中 女, (1987-), 博士研究生. 研究方向为人工智能、深度学习、计算机视觉.

李振阳 男, (1995-), 硕士研究生. 研究方向为计算机视觉、图像处理与应用.

吴克江 男, (1996-), 硕士研究生. 研究方向为计算机视觉、深度学习.

佃松宜(通讯作者) 男, (1972-), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为先进控制、感知与人工智能算法.

E-mail: scudiansy@scu.edu.cn.