

9-14-2020

## Wind Power Prediction Based on the Pricing Strategy of Electric Vehicle Charging

Shurong PENG

*School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology ,  
Changsha 410114 , China*

Shijun HUANG

*School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology ,  
Changsha 410114 , China*

Bin LI

*School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology ,  
Changsha 410114 , China*

Junzhe PENG

*School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology ,  
Changsha 410114 , China*

Fulu XU

*School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology ,  
Changsha 410114 , China*

Follow this and additional works at: <https://jepst.researchcommons.org/journal>

*See next page for additional authors*

---

### Recommended Citation

PENG, Shurong; HUANG, Shijun; LI, Bin; PENG, Junzhe; XU, Fulu; and SHI, Liangyuan (2020) "Wind Power Prediction Based on the Pricing Strategy of Electric Vehicle Charging," *Journal of Electric Power Science and Technology*. Vol. 35: Iss. 3, Article 15.

DOI: 10.19781/j.issn.16739140.2020.03.015

Available at: <https://jepst.researchcommons.org/journal/vol35/iss3/15>

This Article is brought to you for free and open access by Journal of Electric Power Science and Technology. It has been accepted for inclusion in Journal of Electric Power Science and Technology by an authorized editor of Journal of Electric Power Science and Technology.

---

# Wind Power Prediction Based on the Pricing Strategy of Electric Vehicle Charging

## Authors

Shurong PENG, Shijun HUANG, Bin LI, Junzhe PENG, Fulu XU, and Liangyuan SHI

# 基于风电功率预测的电动汽车调价策略

彭曙蓉, 黄士峻, 李 彬, 彭君哲, 许福鹿, 石亮缘

(长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114)

**摘 要:** 为了提高风电入网的稳定性, 提出一种基于风电功率预测的电动汽车双阶段调价策略。该策略通过预测风电和调节电动汽车价格来提高电网对风电的消纳能力。预测阶段, 采用对时间序列有记忆能力的 LSTM 神经网络来预测风电功率, 并与时间序列预测做对比。定价阶段, 以预测风电功率曲线与充电负荷曲线相似度高、充电成本小为目标函数建立调价优化模型, 通过预测的风电功率制定价格, 用价格调节负荷, 让充电负荷量随时间贴近风电功率。最后, 通过模拟得到电动汽车原始充电负荷曲线, 求解调价优化模型后, 将优化前后的充电负荷对比, 后者更加贴近预测风电功率, 证明了该策略的有效性。

**关 键 词:** 深度学习; 长短期记忆神经网络; 双目标优化模型; 风电功率预测; 调价策略

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.03.015 中图分类号: TM863 文章编号: 1673-9140(2020)03-0114-06

## Wind Power Prediction Based on the Pricing Strategy of Electric Vehicle Charging

PENG Shurong, HUANG Shijun, LI Bin, PENG Junzhe, XU Fulu, SHI Liangyuan

(School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

**Abstract:** In order to improve the power network stability involving the wind power, a two-stage price adjustment strategy is proposed for electric vehicles based on the wind power prediction. This strategy promotes the wind power accommodation by predicting wind power and then regulating the price of electric vehicles. In the prediction stage, the LSTM neural network with a memory ability of time series is utilized to predict the wind power. At the pricing stage, an optimization model of price adjustment is established with an objective function of the high similarity between the predicted wind power curve and the charging load curve, and the small charging cost. The price is set based on the forecast wind power and then it is utilized to adjust the load so that the charging load is close to the wind power over time. Finally, a simulation is included to verify the effectiveness of the strategy. The charging load before and after optimization is compared. It is shown that the latter is closer to the prediction of wind power.

**Key words:** deep learning; lstm neural network; two-objective optimization model; wind power prediction; price adjustment strategy

收稿日期: 2018-03-07; 修回日期: 2018-07-22

基金项目: 湖南省教育厅创新平台开放基金(17K001)

通信作者: 彭曙蓉(1975-), 女, 博士, 副教授, 主要从事智能信息处理研究; E-mail: 173764138@qq.com

随着世界经济的迅猛发展,能源的需求量也越来越大,传统的化石能源却面临着枯竭的问题。绿色能源成为世界各国能源的主要发展方向,它不仅解决传统化石能源短缺问题还能解决传统化石能源带来的环境污染问题,在中国的“十三五规划”中也提出了对能源安全、绿色生产方面的要求<sup>[1]</sup>。目前,风电功率预测方法根据使用的数据来源不同主要分为统计学习方法和物理方法<sup>[2-4]</sup>。统计学习方法主要是根据风电厂的历史数据建立预测模型,时间序列分析模型、人工神经网络(artificial neural networks, ANN)模型、支持向量机(support vector machine, SVM)模型、改进 GPR 和 Bagging 的短期风电功率组合预测模型<sup>[5]</sup>等机器学习方法是常用的统计学习模型。也有依据概率的风电功率预测方法,采用的是 ELM 模型<sup>[6-7]</sup>。研究表明基于以上模型预测的风电功率,预测精度都会随着预测时长的增长下降,而且风电功率的预测精度一直也都是研究热点。所以用预测模型进行风电功率的短期预测是解决预测精度问题的一个有效方法。深度学习中的 LSTM 神经网络在预测短期用电负荷问题方面取得了很好的效果<sup>[8]</sup>,证明了该方法的可行性。

与此同时,全球各国的电动汽车也在政策的倡导下迅速发展,中国有关部门以及各地政府也在积极的参与,2015 年 9 月底,国务院出台了《关于加快电动汽车充电基础设施建设的指导意见》,意见指出在 2020 年部署 500 万套电动汽车充电桩。该意见直接导致了电动汽车市场的火爆发展<sup>[9-10]</sup>。电动汽车接入电网时,负荷代理商是整合负荷侧资源的必不可少的一环<sup>[11]</sup>。通过对负荷代理商的零售价格整体调整,可以在一定程度上控制用户的充电时段。文献[12]提出一种综合考虑电网负荷水平和用户充电需求的前提下,以削峰填谷为目标的电动汽车动态分时电价充电策略。文献[13-14]研究了分时电价下用户响应行为,证明了价格对负荷的调节能力。

综上所述,该文首先采用深度学习中 LSTM 模型对风电功率进行预测,然后根据预测值对电动汽车充电价格进行调节,让充电负荷曲线随时间更加贴近风电功率曲线,增加风电的消纳能力。

## 1 基于深度学习的风电功率预测

目前在机器学习中应用较为广泛的模型是深度学习模型,近年来深度学习也得到了很好的发展。1997 年由 Hochreiter 和 Schmidhuber 提出了一种长短期记忆神经网络(long short term memory networks, LSTM),能够很好地解决序列的长期依赖问题<sup>[15]</sup>。LSTM 可以表示成链状结构,其重复模块中有 4 个神经网络层,其主要结构如图 1 所示。

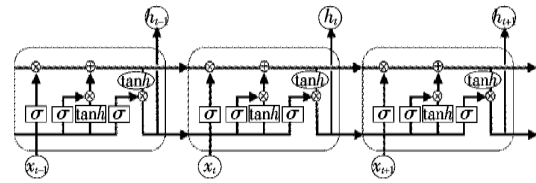


图 1 LSTM 网络结构

Figure 1 LSTM network structure

图 1 被称作一个元胞(Cell),LSTM 有 4 个门,第 1 层神经元是遗忘门(forget gate)的 sigmoid 控制层(1);第 2、3 层分别是输入门(input gate)(2)和更新记忆因子 tanh 层(3)、(4);输出门(output gate)(5)。

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

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

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

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

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

$$h_t = O_t \cdot \tanh(C_t) \quad (6)$$

## 2 电动汽车调价策略

### 2.1 用户响应度曲线及数学模型

#### 2.1.1 用户负荷电价弹性矩阵

对于用户充电量对电价的响应,主要有 4 种建模方法,其中应用最广、最有效的是电量电价弹性矩阵法<sup>[16]</sup>。根据经济学的定义,电力负荷的弹性系数可表示为

$$\epsilon = \frac{\Delta p}{p} \frac{q}{\Delta q} \quad (7)$$

式中  $\Delta p$  表示为电量  $p$  的相对增量;  $\Delta q$  表示电价  $q$  的相对增量。

电力负荷弹性系数通常可以分为自弹性系数和交叉弹性系数。可表示为

$$\epsilon_{ii} = \frac{\Delta P_i}{P_i} \cdot \frac{q_i}{\Delta q_i} \quad (8)$$

$$\epsilon_{ij} = \frac{\Delta P_i}{P_i} \cdot \frac{q_j}{\Delta q_j} \quad (9)$$

式中  $\epsilon_{ii}$  和  $\epsilon_{ij}$  分别表示自弹性系数和交叉弹性系数;  $i$  和  $j$  分别表示第  $i$  和第  $j$  时段。

通过自弹性系数以及交叉弹性系数的定义,得到电量电价弹性矩阵:

$$E = \begin{bmatrix} \epsilon_{11} & \epsilon_{12} & \cdots & \epsilon_{1n} \\ \epsilon_{21} & \epsilon_{22} & \cdots & \epsilon_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \epsilon_{n1} & \epsilon_{n2} & \cdots & \epsilon_{nn} \end{bmatrix} \quad (10)$$

### 2.1.2 用户价格型需求响应

$t$  时段的用户响应后,用电功率变化率:

$$\begin{bmatrix} \frac{\Delta P_1}{P_1} \\ \frac{\Delta P_2}{P_2} \\ \vdots \\ \frac{\Delta P_t}{P_t} \end{bmatrix} = E \begin{bmatrix} \frac{\Delta q_1}{q_1} \\ \frac{\Delta q_2}{q_2} \\ \vdots \\ \frac{\Delta q_t}{q_t} \end{bmatrix} \quad (11)$$

需求响应前的电量为  $P_t$ , 求得响应后的电量:

$$P_{r,t} = P_t + \Delta P_t = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} P_1 & & & \\ & P_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & P_t \end{bmatrix} E \begin{bmatrix} \frac{\Delta q_1}{q_1} \\ \frac{\Delta q_2}{q_2} \\ \vdots \\ \frac{\Delta q_t}{q_t} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中  $P_t$  为优化前  $t$  时段的充电量;  $\Delta P_t$  为在用户价格型需求响应后调整充电负荷用电状态所得的  $t$  时段的电量变化量;  $\Delta q_t$  为优化后在  $t$  时间段内的电价变化量;  $P_{r,t}$  为响应后用户在  $t$  时间段的充电量。

## 2.2 定价模型

### 2.2.1 目标函数

1) 用户充电费用最小。

$$f_1 = \min \sum_{t=1}^n P_{r,t} q_t \quad (13)$$

式中  $f_1$  为用户日充电费用最少;  $q_t$  表示各时段电价。

2) 风电功率与负荷差异最小。

$$f_2 = \min \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (P_{r,t} - P_p^t)^2 \quad (14)$$

式中  $f_2$  表示风电功率与充电负荷差异率最低;  $P_t$  表示充电负荷;  $P_p^t$  表示风电功率。

3) 多目标优化的目标函数。

$$f = \alpha f_1 + \beta f_2 \quad (15)$$

式中  $\alpha$  表示  $f_1$  的权重系数, 而  $\beta$  则表示  $f_2$  的权重系数。当  $\alpha$  和  $\beta$  均为介于  $0 \sim 1$  之间的系数时, 则目标函数是综合考虑了用户侧和发电侧, 使得风电被充电负荷使用更多。当  $\alpha=1, \beta=0$  时, 表明目标函数仅从用户的角度考虑, 使得用户利益最大化; 当  $\alpha=0, \beta=1$  时, 目标函数仅从风电使用度考虑。

### 2.2.2 约束条件

1) 用户充电负荷上下约束。

$$P_t^{\min} \leq P_t, P_{r,t} \leq P_t^{\max} \quad (16)$$

式中  $P_t^{\min}$ 、 $P_t^{\max}$  分别为用户充电负荷的最小值、最大值。

2) 用户充电费用上下限。

$$q_t^{\min} < q_t < q_t^{\max} \quad (17)$$

式中  $q_t^{\min}$  代表  $t$  时段充电费用的最小值;  $q_t^{\max}$  代表  $t$  时段充电负荷的最大值。

综上所述, 首先将历史风电功率数据进行预处理, 然后在预测阶段将已预处理的数据输入进 LSTM 神经网络风电功率预测模型进行训练和预测。该部分为图 2 右侧所指流程。最后建立以风电功率曲线与充电负荷曲线相似度高、用户充电费用少为目标建立双目标优化模型, 通过预测阶段预测出风电功率和未来 24 h 的充电负荷, 采用遗传算法求解出未来 24 h 价格调整后的充电负荷曲线, 该部分是图 2 左边所指流程。

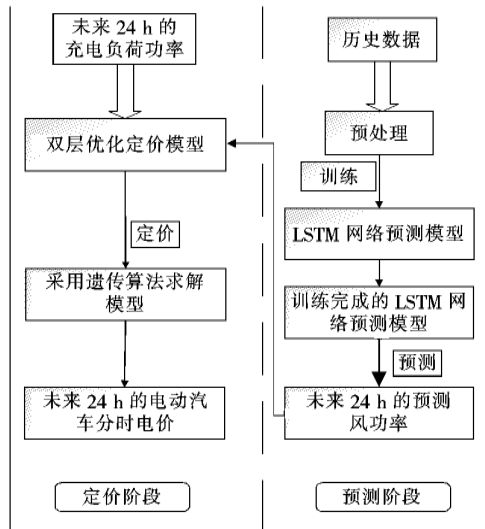


图 2 策略流程

Figure 2 Strategy process

### 3 算例分析

该文采集了美国 PJM 上 MIDATL 地区 2014 年 8 月 2 日至 2017 年 8 月 20 日的小时级风力发电量部分数据,总数据 27 096 条。

#### 3.1 数据预处理

对数据进行异常值分析,箱线如图 3 所示,检查出 1 601.0 MW 和 1 491.0 MW 超过数据内数值太多,所以判定为异常值。

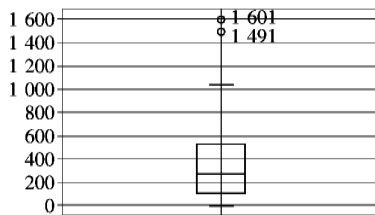


图 3 原始数据箱线

Figure 3 Raw data box chart

将挑选出来的异常值,用拉格朗日插值替换成 1 008 MW 和 800 MW。替换后的风电功率数据如图 4 所示。

从图 4 可以看出风电功率随季节呈现周期性的变化,每年的 6 月到 9 月左右是该地区风电功率最高的时段,同时每天随机性也非常强,这种波动性对电网有很大挑战。

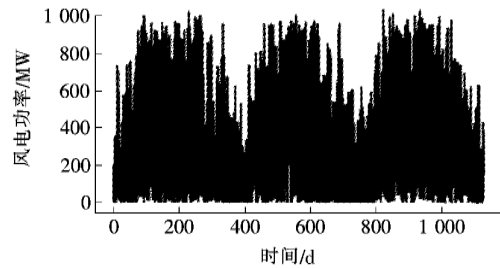


图 4 美国风电数据

Figure 4 American wind power data

#### 3.2 风力发电量的预测

仿真在 CPU i7-7000、GPU 1050Ti、内存 8G 的计算机上进行,采用深度学习框架 Keras 去训练 LSTM 神经网络预测模型。为了证明该模型的预测准确性,用时间序列预测模型和 LSTM 神经网络预测模型来分别预测之后的 24 h 的风电功率,从图 5 可以看出基于 LSTM 模型的预测效果明显优于时间序列模型。

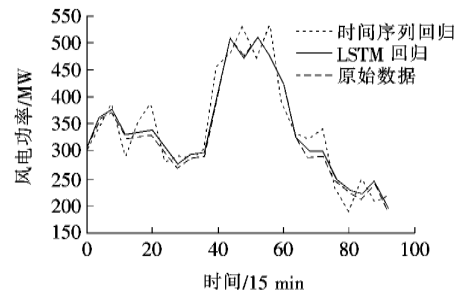


图 5 风电功率预测

Figure 5 Wind power prediction

#### 3.3 定价策略

##### 3.3.1 模拟充电负荷

采用文献[17]蒙特卡洛模拟出的 24 h(间隔 15 min,共 96 个时段)电动汽车充电负荷的 4 倍负荷,如图 6 所示。

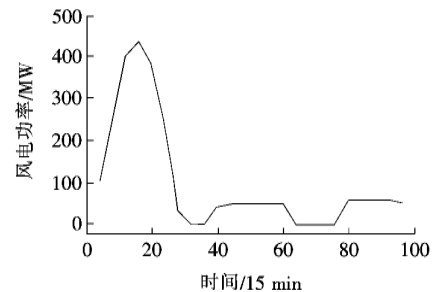


图 6 电动汽车充电负荷模拟

Figure 6 Electric vehicle charging load

### 3.3.2 求解调价模型

采取改进遗传群算法<sup>[18]</sup>对该文调价模型进行求解,其中图 5 为预测的风电出力曲线,图 6 为电动汽车原始负荷曲线。根据文献[16]研究所得出的经验值,价格型需求响应的交叉弹性系数取 0.03,自弹性系数取-0.2。

调价前后的充电负荷仿真结果如图 7 所示,在价格型需求响应条件下,以充电负荷与风电功率相似度高以及用户充电费少为目标,负荷曲线有明显的消峰填谷、负荷转移的现象。调整后的电价见表 1,根据结果可以看出电动汽车的负荷曲线比调价之前更加贴近风电功率的曲线,在电网中考虑负荷特性的价格型需求响应,不仅能有效消纳风电,而且能在提高用户自身效益的基础上减少发电成本,实现源荷协调优化。

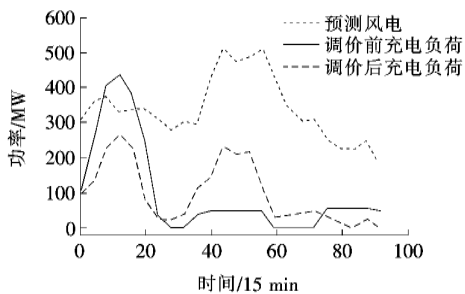


图 7 调价前后充电负荷

Figure 7 Price adjustment charge before and after the load map

表 1 调价后充电电价表

Table 1 Charging price list after the price adjustment

元			
时间	电价	时间	电价
1	1.34	13	1.79
2	1.49	14	1.82
3	1.84	15	1.42
4	2.00	16	1.12
5	1.85	17	1.13
6	1.30	18	1.16
7	1.09	19	1.18
8	1.07	20	1.12
9	1.15	21	1.06
10	1.42	22	1.01
11	1.54	23	1.09
12	1.87	24	1.00

## 4 结语

考虑风电功率的随机性太大和电动汽车目前的分时电价方法,先采用目前对时间序列预测效果较好的 LSTM 神经网络模型进行预测。然后建立电动汽车充电定价优化模型,进行求解定价。这样,既可以提高电网对风电的消纳能力,也可以节省电动汽车用户的充电费用,加速电动汽车的推广。

### 参考文献:

- [1] 钱政,裴岩,曹利霄,等. 风电功率预测方法综述[J]. 高电压技术,2016,42(4):1047-1060.  
QIAN Zheng, PEI Yan, CAO Lixiao, et al. Review of wind power forecasting method[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(4): 1047-1060.
- [2] 陈昊,张建忠,许超,等. 基于多重离群点平滑转换自回归模型的短期风电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(1): 73-79.  
CHEN Hao, ZHANG Jianzhong, XU Chao, et al. Short-term wind power forecast based on MOSTAR model [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(1): 73-79.
- [3] 刘强,胡志强,周宇,等. 基于 CEEMD 和随机森林算法的短期风电功率预测[J]. 智慧电力, 2019, 47(6): 71-76+94.  
LIU Qiang, HU Zhiqiang, ZHOU Yu, et al. Short-term wind power forecasting based on CEEMD and random forest algorithm [J]. Smart Power, 2019, 47(6): 71-76+94.
- [4] 据垚,祁林,刘帅. 基于改进乌鸦算法和 ESN 神经网络的短期风电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(4): 58-64.  
JU Yao, QI Lin, LIU Shuai. Short-term wind power forecasting based on improved crow search algorithm and ESN neural network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(4): 58-64.
- [5] 李应求,安勃,李恒通. 基于 NARX 及混沌支持向量机的短期风速预测[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(23): 65-73.  
LI Yingqiu, AN Bo, LI Hengtong. Short-term wind speed prediction based on NARX and chaos-support

- vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(23): 65-73.
- [6] Wan C, Xu C, Pinson P, et al. Probabilistic forecasting of wind power generation using extreme learning machine[J]. IEEE Trans. Power Systems 2014, 29(3): 1033-1044.
- [7] 朱抗, 杨洪明, 孟科. 基于极限学习机的短期风力发电预测[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(2): 106-111.
- ZHU Kang, YANG Hongming, MENG Ke. Short-term wind power forecast using extreme learning machine[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(2): 106-111.
- [8] 张宇航, 邱才明, 贺兴, 等. 一种基于 LSTM 神经网络的短期用电负荷预测方法[J]. 电力信息与通信技术, 2017, 15(9): 19-25.
- ZHANG Yuhang, QIU Caiming, HE Xing, et al. A short-term load forecasting based on LSTM neural network[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2017, 15(9): 19-25.
- [9] 高赐威, 张亮. 电动汽车充电对电网影响的综述[J]. 电网技术, 2011, 35(2): 127-131.
- Gao Ciwei, Zhang Liang. A survey of influence of electric vehicle charging on power grid[J]. Power System Technology, 2011, 35(2): 127-131.
- [10] 刘卓然, 陈健, 林凯, 等. 国内外电动汽车发展现状与趋势[J]. 电力建设, 2015, 36(7): 25-32.
- LIU Zhuoran, CHEN Jian, LIN Kai, et al. Domestic and foreign present situation and the tendency of electric vehicles[J]. Electric Power Construction, 2015, 36(7): 25-32.
- [11] 杨亚雄, 杨洪明, 张俊. 电动汽车代理商电力市场竞争策略研究[J]. 电力科学与技术学报, 2015, 30(2): 104-110.
- YANG Yaxiong, YANG Hongming, ZHANG Jun. Research on bidding strategy of electricity market for electric vehicle aggregators[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2015, 30(2): 104-110.
- [12] 徐智威, 胡泽春, 宋永华, 等. 基于动态分时电价的电动汽车充电站有序充电策略[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(22): 3638-3646.
- XU Zhiwei, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Coordinated charging strategy for PEV charging stations based on dynamic time-of-use tariffs[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(22): 3638-3646.
- [13] 刘继东, 韩学山, 韩伟吉, 等. 分时电价下用户响应行为的模型与算法[J]. 电网技术, 2013, 37(10): 2973-2978.
- LIU Jidong, HAN Xueshan, HAN Weiji, et al. Model and algorithm of customers' responsive behavior under time-of-use price[J]. Power System Technology, 2013, 37(10): 2973-2978.
- [14] 阮文骏, 王蓓蓓, 李扬, 等. 峰谷分时电价下的用户响应行为研究[J]. 电网技术, 2012, 36(7): 86-93.
- RUAN Wenjun, WANG Beibei, LI Yang, et al. Customer response behavior in time-of-use price[J]. Power System Technology, 2012, 36(7): 86-93.
- [15] Li X G, Wu X H. Constructing long short-term memory based deep recurrent neural networks for large vocabulary speech recognition[C]//2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Brisbane, QLD, Australia: IEEE, 2015.
- [16] 秦祯芳, 岳顺民, 余贻鑫. 零售端电力市场中的电量电价弹性矩阵[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(5): 16-19+24.
- QIN Zhenfang, YUE Shunmin, YU Yixin. Price elasticity matrix of demand in current retail power market[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(5): 16-19+24.
- [17] 刘青, 戚中译. 基于蒙特卡洛法的电动汽车负荷预测建模[J]. 电力科学与工程, 2014, 30(10): 14-19.
- LIU Qing, QI Zhongyi. Electric vehicles load forecasting model based on monte carlo simulation[J]. Electric Power Science and Engineering, 2014, 30(10): 14-19.
- [18] 江卓翰, 何禹清, 曹丽璐, 等. 基于改进遗传算法的含分布式电源和储能装置配电系统网络重构[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 68-72.
- JIANG Zhuohan, HE Yuqing, CAO Lili, et al. Reconfiguration of distribution network with distributed generations and energy storing devices based on improved genetic algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 68-72.