

文章编号: 2095-4980(2022)04-0378-07

## 基于 QGA-Elman 模型的新能源汽车充电桩负荷预测

甘露, 陈芳芳\*, 孙祥晟, 李润, 王驰鑫, 徐天奇

(云南民族大学 电气信息工程学院, 云南 昆明 650504)

**摘要:** 现代社会新能源汽车的利用率越来越高, 很多城市都开始推广新能源汽车, 政府也开始重视新能源汽车的发展。对于整个配电网来说, 对短期新能源汽车充电桩的负荷的预测是很有必要的。文中提出一种基于自适应噪声完备集合经验模态分解(CEEMDAN)与量子遗传算法(QGA)-Elman 组合的模型对相似日新能源汽车充电桩进行负荷预测。利用新能源汽车充电桩所给的相似日的历史数据作为输入参数训练所建立的模型来预测次日的发电量。该组合模型在减小预测误差方面有所改进, 研究的问题有一定应用价值。

**关键词:** 新能源汽车; 自适应噪声完备集合经验模态分解(CEEMDAN); 量子遗传算法(QGA); Elman 神经网络; 组合预测模型

中图分类号: TM910.6

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020224

## Load forecast of new energy vehicle charging stations based on QEM-Elman model

GAN Lu, CHEN Fangfang\*, SUN Xiangsheng, LI Run, WANG Chixin, XU Tianqi

(School of Electrical and Information Engineering, Yunnan Minzu University, Kunming Yunnan 650504, China)

**Abstract:** In modern society, the utilization rate of new energy vehicles is getting higher and higher. Many cities begin to promote new energy vehicles. The government also begins to attach importance to the development of new energy vehicles. Therefore, it is necessary for the entire distribution network to predict the load of the short-term new energy vehicle charging station. In this paper, a model based on the Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise(CEEMDAN) and Quantum Genetic Algorithm(QGA)-Elman is proposed to perform load forecasting on similar days new energy vehicle charging stations. Taking the historical data of similar days given by the new energy vehicle charging station as input parameters, the model is established to predict the load of the next day. The combination model is improved in reducing prediction errors, and the research problems have certain application value.

**Keywords:** new energy vehicles; Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise(CEEMDAN); Quantum Genetic Algorithm(QGA); Elman neural network; combined forecasting model

第二次工业革命后人类就开始广泛使用电能。传统的不可再生能源日益减少, 而且会造成环境污染<sup>[1]</sup>, 因此, 越来越多企业选择使用新能源。但在新能源汽车并入电网后, 技术人员发现对新能源汽车充电的充电桩会产生一部分的负荷, 这部分负荷将会对配电网产生巨大影响。所以, 对短期新能源汽车负荷的预测很有必要。目前, 很多专家研究得出, 对新能源汽车充电桩负荷电量的影响因素有驾驶人员的生活规律、天气类型等<sup>[2]</sup>。在对这些因素分析时, 需要用到大量的算法模型。自适应加噪的完备集合经验模态分解(CEEMDAN)算法能很好地对数据进行前期处理。此外, 量子遗传算法与神经网络的结合在全局寻找最值的过程中得到更完善的结果。经过对比分析, 本文选用基于 CEEMDAN 分解与 QGA-Elman 算法组合的模型。

收稿日期: 2020-05-22; 修回日期: 2020-06-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61761049)

\*通信作者: 陈芳芳 email:cff2009h@126.com

## 1 新能源汽车充电站短期负荷预测概况与影响因素分析

### 1.1 新能源汽车充电站短期负荷预测概况

由于城市中污染问题愈见突出，政府增加了对新能源汽车的各种政策扶持，新能源汽车产业得以迅猛发展。其负荷特性呈非线性<sup>[3]</sup>，一个比较明显的特点就是与驾驶人的生活作息规律密切相关；而待测日的充电站负荷量则和天气状况以及是否为节假日等情况相关。针对新能源汽车充电站负荷预测这种较为复杂的非线性预测，传统的单一预测方法往往会存在一些不足和预测精确度不够的情况，为了提高预测精确度，往往会结合其他算法进行组合预测。

### 1.2 负荷电量影响因素分析与相似日选取

新能源汽车充电站负荷变化趋势受到多个因素的相互制约与作用。针对 2015 年至 2017 年的数据中驾驶人作息生活规律(充电起始时间和充电频率等)、节假日、天气状况和车辆充电地点等数据进行量化分析。新能源汽车充电站负荷与天气状况、节假日的关系如图 1、图 2 所示。

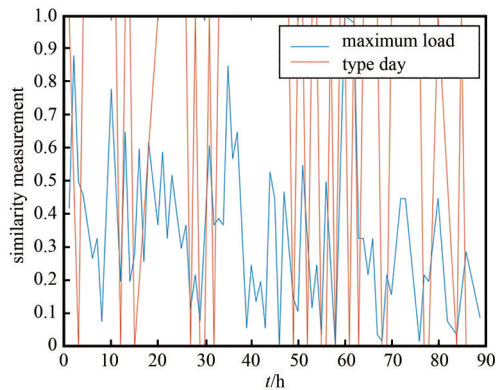


Fig.1 Relationship between the load of new energy vehicle charging station and weather conditions

图 1 新能源汽车充电站负荷与天气状况关系图

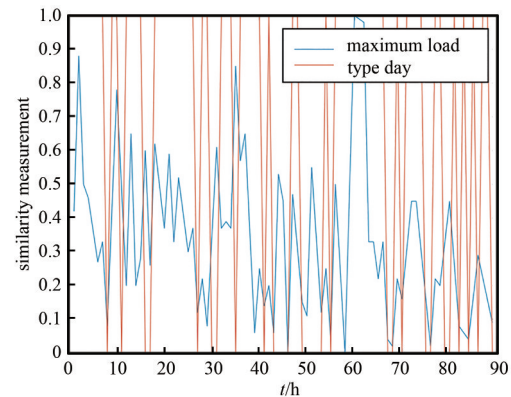


Fig.2 Relationship between new energy vehicle charging station load and holidays

图 2 新能源汽车充电站负荷与节假日关系图

第一步是确定变量的相似性程度，本文中，采取 Pearson 相关系数方法确定影响因素，推导方法如下：

确定变量  $x$  的取值： $(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj}), T \in R_m (j=1, 2, \dots, m)$ 。

其中两个变量  $x_i$  与  $x_k$  的相关系数作为它们的相似性度量：

$$r_{jk} = \frac{\sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ik} - \bar{x}_k)}{\left[ \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \sum_{i=1}^m (x_{ik} - \bar{x}_k)^2 \right]^{1/2}} \quad (1)$$

经过上述公式估计出相关阈值等级。得到结论：驾驶人员的生活规律为主要因素，并与历史负荷数据密切相关，呈较强的周期性；天气类型对负荷数据有较大的影响，要分不同天气情况进行预测，此外天气因素呈一定的正相关性。其他因素例如：充电场所的迁移和日类型等其他因素对其影响较小<sup>[4]</sup>。

在分析了相关因素的基础上，本文选取了晴天、非节假日的相似日以更好地进行分类预测。

### 1.3 新能源汽车充电站负荷预测方法概述

文献[5-6]以我国 21 世纪举办奥运会时期中的新能源汽车样本为基础数据，根据每日影响新能源汽车并网的相关因素进行聚类，模型和相关因素分析后分别运用 GM 模型、BP 模型、模糊聚类和 BP 相互结合的组建的模型，根据前一周期的数据对充电站电动车并网数据进行估计。

CEEMDAN 方法广泛应用于故障分析和预测，对于数据前期处理是很好的选择。另外，由于 GA-BP 神经网络模型存在容易陷入局部极值和无法做出动态响应的问题，而量子遗传优化算法能在一定程度上解决这类问题，故将 QGA 与 Elman 相组合。经过对比分析，本文选用基于 CEEMDAN 分解与 QGA-Elman 组合模型。

## 2 EMD 和 CEEMDAN 分解方法

### 2.1 经验模态分解

Huang N E 认为任何复杂的原始数据都是由数个固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)相互叠加组成现有信号<sup>[7]</sup>。在这个基础上, 提出希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)算法, 即: 用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)把原始数据进行分解得到 IMF, 之后对 IMF 进行 Hilbert 变换, 求解出每一个 IMF 根据时间变化的瞬时频率和振幅<sup>[8]</sup>。

### 2.2 自适应白噪声的完整集成经验模态分解

自适应白噪声的 CEEMDAN 方法为了降低 EEMD<sup>[9]</sup>的重构误差和增加信号分解的完备性, 凭借它在对信号进行分解的每个过程植入自适应的白噪声, 求解出特定且仅有一个的余量信号并以此为依据继续分析过程, 得到其余模态分量<sup>[10]</sup>。

CEEMDAN 通过添加自适应的白噪声, 经 EMD 分解得到各阶 IMF 分量, 具体数学推导如下:

步骤 1) 与 EEMD 分解方法大致相同, CEEMADN 针对信号  $s(n) + \varepsilon_0 v_1(n)$  进行分解, 直到得到第一个 IMF。

$$\overline{IMF}_1 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_1^i(n) = \overline{IMF}_1 \quad (2)$$

步骤 2) 在第一阶段, 得到第一个 IMF 分量后, 计算特定的余量信息:

$$r_1(n) = s(n) - \overline{IMF}_1 \quad (3)$$

步骤 3) 进行  $i$  次试验 ( $i=1, 2, \dots, I$ ), 每次实验中对信号:  $r_1(n) + \varepsilon_1 E_1(v_1(n))$  进行 EMD 分解, 直到得到第一个 IMF 终止。在此基础上, 计算第二个模态分量:

$$\overline{IMF}_2 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_1(n) + \varepsilon_1 E_1(v_1(n))) \quad (4)$$

步骤 4) 对于其每个阶段, 即  $k=2, \dots, K$ , 计算第  $k$  个余量信号, 重复步骤 3)。计算  $k+1$  个 IMF 如下:

$$r_k(n) = r_{k-1}(n) - \overline{IMF}_k(n) \quad (5)$$

$$\overline{IMF}_{k+1}(n) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_k(n) + \varepsilon_k E_k(v^i(n))) \quad (6)$$

步骤 5) 重复循环步骤 4), 直到满足 CEEMDAN 的最后一个本征模态函数无法再分解。即: IMF 的极值点个数至多不超过 2 个。

因此原始信号被分解为:

$$s(n) = \sum_{k=1}^K \overline{IMF}_k + r_k(n) \quad (7)$$

对于具有较强随机性和复杂的数据, 采用 CEEMDAN 分解可以更好地分析原始信号, 从中找到一定的规律和趋势。新能源汽车进行控制或调度前需建立新能源汽车负荷模型, 车辆充电场所、充电起始时刻、行驶里程、充电频率等均为影响新能源汽车充电负荷的重要因素<sup>[11]</sup>。各种因素相互作用导致新能源汽车充电站负荷数据中存在许多随机性和突变性较强的数据, 此时应用 CEEMDAN 分析可以体现其克服模态混叠和分析非线性平稳信号在预测方面的优势。CEEMDAN 分解图如图 3。

分析图 3 的 CEEMDAN 重构数据, 其中 IMF4 和原始新能源汽车充电站负荷信号与原始信号体现出高度的相似性, 反映出影响的最主要因素: 驾驶人员的生活规律, 清晨负荷较低; 傍晚人员结束工作, 充电达到

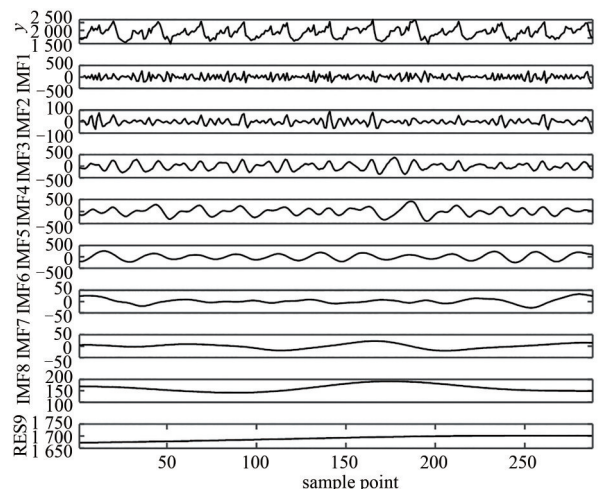


Fig. 3 Short term load data CEEMDAN decomposition of charging station for new energy vehicle

图 3 新能源汽车充电站短期负荷数据 CEEMDAN 分解图

最高；IMF1 和 IMF2 为高频分量，具有很强的随机性和突变性，且幅值较低；IMF3 和 IMF5 呈现一定的周期性；剩余分量 RES 在整体的占比中较高，一定程度上可显示整体新能源汽车充电站负荷变化趋势。

### 3 神经网络简介

#### 3.1 人工神经网络

人工神经网络是一种模仿人类神经系统反映机制的智能算法<sup>[12]</sup>。经典的三层神经网络结构中初始参数大多是网络随机给定，其中权值的调整是网络训练的核心，也是衡量训练结果优劣的标准。神经网络区别于其他预测方法的最大之处就是将知识储存在调整后的权值中，而不是建立具体公式<sup>[13]</sup>。

#### 3.2 Elman 神经网络预测方法

Elman 神经网络一般采用比较经典的三层式与一个关联层相结合的架构，其中关联层用于接收反馈信号<sup>[14]</sup>。结构示意图如图 4。

神经网络的分类有很多，其中 Elman 网络最不同于其他网络的地方就在于它的关联层可以记忆，将前一时刻的隐层信息连同当前时刻的网络输入一起作为隐层的输入，相当于状态反馈<sup>[15]</sup>。

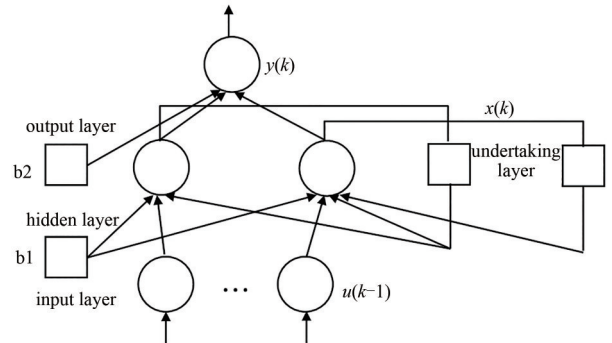


Fig.4 Hierarchical structure of Elman neural network

图 4 Elman 神经网络分层结构示意图

### 4 量子遗传算法(QGA)基本概念

#### 4.1 QGA-Elman 模型

QGA-Elman 组合的中心思想是：设定量子遗传优化算法的初始种群长度，适应度值采用 Elman 神经网络预测的均方误差的倒数。用采集到的数据作为训练样本，在选择、全干扰交叉和量子变异操作中一次次迭代并修正权值和阈值<sup>[16]</sup>。这样就对 Elman 网络初始的权值和阈值进行了优化，不容易陷入局部问题。图 5 为 QGA-Elman 流程图。

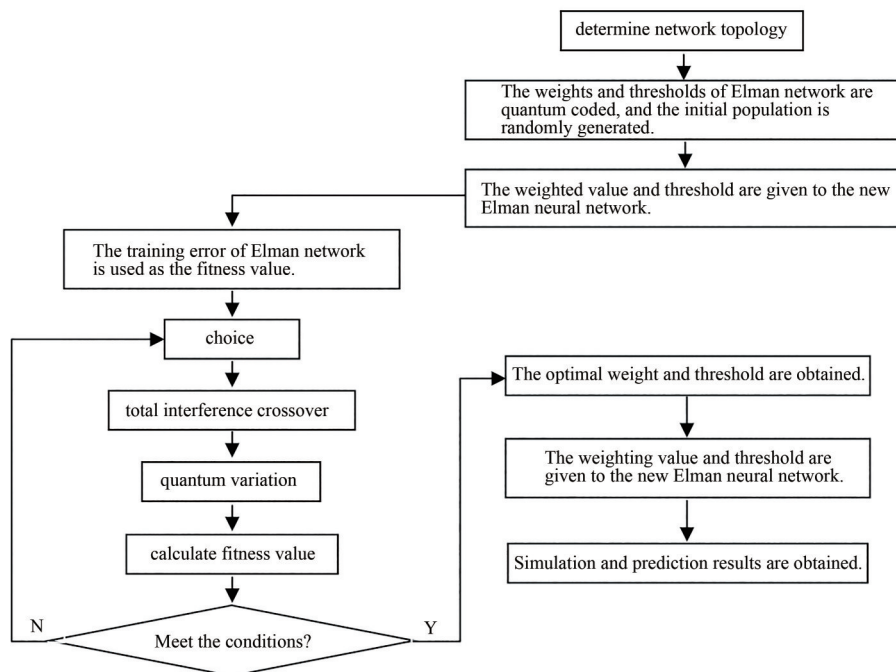


Fig.5 Flow chart of QGA-Elman

图 5 QGA-Elman 流程图

### 4.2 基于 QGA-Elman 神经网络的新能源汽车充电站负荷预测模型构建

根据新能源汽车充电站负荷数据设定对应的网络模型进行预测，把网络设为：输入层、单隐含层、输出层。其中，输入层节点主要为预测日前一天的 24 h 整点的历史负荷数据，输出节点为次日整时数据<sup>[17]</sup>。

完成对网络各种参数设定<sup>[18]</sup>后，以收集到的数据作为训练样本，并将误差反向传播到 Elman 网络<sup>[19]</sup>中。方法为选取相似日第 1 日到第 11 日的数据对网络进行训练，再使用第 11 日数据值预测第 12 日的负荷，通过训练后的模型得到的预测负荷值再与实际的负荷值做比较。

### 4.3 基于 QGA-Elman 神经网络的新能源汽车充电站负荷预测模型参数设定

设定量子遗传优化算法的初始参数，初始种群长度为 45；交叉和变异概率为 0.5；适应度值采用 Elman 神经网络预测的均方误差的倒数。用采集到的数据作为训练样本，在选择交叉和变异操作中迭代并修正权值和阈值。将最终得到的最优参数赋值给 Elman 网络，运行得出结果。QGA-Elman 的进化代数和适应度如图 6。

从图 6 中可以看出在进化 50 代左右，适应度和误差平方和已经达到最佳，QGA-Elman 进化比较理想，寻优过程没有过于复杂以至于耗费较多的前期计算时间。

## 5 基于 CEEMDAN 分解的 QGA-Elman 神经网络新能源汽车充电站负荷预测

基于 CEEMDAN 的组合预测模型充分利用 CEEMDAN 能够分解出具有不同频率特性、变化趋势的信号的特点，对每个信号应用 QGA-Elman 神经网络预测算法进行预测，实现步骤如下：

- 1) 对原始新能源汽车充电站历史数据进行 CEEMDAN 算法处理，分解后有 8 个 IMF 分量和 1 个剩余分量。
- 2) 为了网络的训练效果最优，根据每个 IMF 分量序列的独特数据特点和不同的周期性建立相应的 QGA-Elman 预测模型。
- 3) 用 QGA-Elman 预测不同 IMF 后叠加还原数据<sup>[20-21]</sup>。分别和 QGA-Elman、Elman 预测的数据及原始新能源汽车充电站数据比较，得出结论。
- 4) 分析误差结果和计算时间，得出各个模型的优缺点。

## 6 仿真结果与分析

仿真证明，本文基于 CEEMDAN 分解的 QGA-Elman 神经网络预测方法得到的预测结果比其余两种较为传统的预测方法的误差更小。虽然提高了模型的预测精确度，但却耗费了前期的数据处理时间。然而随着数据的不断补充与网络的不断训练，预测值的准确性也会越来越高，对于趋势的反映也越来越准确。各种预测方法的对比如图 8 所示，预测误差结果如表 1 所示。

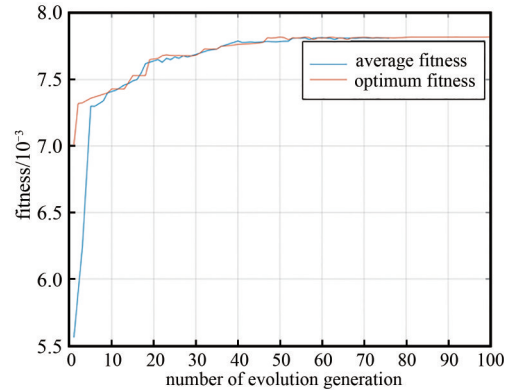


Fig.6 Fitness graph of quantum genetic algorithm  
图 6 量子遗传算法适应度图

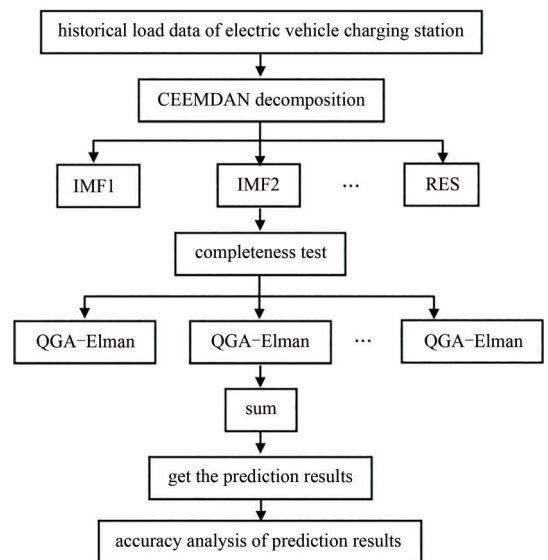


Fig.7 Flow chart of prediction method  
图 7 预测方法流程图

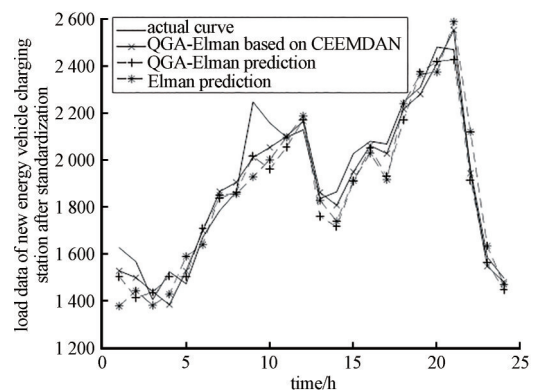


Fig.8 Comparison of various prediction methods  
图 8 各种预测方法的对比图

表1 预测误差结果  
Table1 Prediction error results

prediction model	average error(MAE)	Mean Square Error(MSE)
Elman	92.312 4	14 364.740 1
QGA-Elman	76.189	9 258.849 5
CEEMDAN-QGA-Elman	59.329	5 890.643 4

## 7 结论

利用CEEMDAN分解的QGA-Elman组合模型对电力系统中相似日的新能源汽车充电站短期负荷进行预测,可以有效提高电力调度部门的工作效率和电能的有效即时利用能力。较低误差的短期预测对于电力系统发电机动态优化和电力系统稳定性有着巨大的影响,可以更好地推进智能电网的构建。

### 参考文献:

- [1] 欧阳昌裕. 关于新能源发电发展的若干思考[J]. 中国电力企业管理, 2012(3):28-31. (OUYANG Changyu. Some thoughts on the development of new energy power generation[J]. China Electric Power Enterprise Management, 2012(3):28-31.)
- [2] 李海娟. 电动汽车智能配电网短期负荷预测研究[D]. 南京:东南大学, 2015. (LI Haijuan. Research on short-term load forecasting of electric vehicle intelligent distribution network[D]. Nanjing, China: Southeast University, 2015.)
- [3] 于海洋,张路,任毅龙. 基于出行链的电动汽车充电行为影响因素分析[J]. 北京航空航天大学学报, 2019,45(9): 1732-1740. (YU Haiyang, ZHANG Lu, REN Yilong. Factor analysis of electric vehicle charging behavior based on travel chain[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019,45(9):1732-1740.)
- [4] 陈丽丹. 新能源汽车充电负荷预测及其优化控制[C]// 第33届中国控制会议论文集(E卷). 中国自动化学会控制理论专业委员会、中国系统工程学会:中国自动化学会控制理论专业委员会, 2014. (CHEN Lidan. Charging load prediction and optimal control of new energy vehicles[C]// Proceedings of the 33rd China Control Conference (volume E). Professional Committee of Control Theory of Chinese Society of Automation, Chinese Society of Systems Engineering: Professional Committee of Control Theory of Chinese Society of Automation, 2014.)
- [5] 张维戈, 颇飞翔, 黄梅. 快换式公交充电站短期负荷预测方法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012,4(11):61-66. (ZHANG Weige, PO Feixiang, HUANG Mei. Research on short-term load forecasting method of quick change bus charging station[J]. Power System Protection and Control, 2012,4(11): 61-66.)
- [6] 贺鹏, 徐虹, 艾欣. 电动汽车日充电负荷需求模型比较分析[J]. 电力学报, 2012,27(5):451-454. (HE Peng, XU Hong, AI Xin. Comparative analysis of daily charging load demand models of electric vehicles[J]. Journal of Electric Power, 2012, 27(5): 451-454.)
- [7] HADLEY S W, TSVETKOVA A. Potential impacts of plug-in hybrid electric vehicles on regional power generation[R]. Tennessee: Oak Ridge National Laboratory, 2008.
- [8] ALI Ashtari, ERIC Bibeau, SOHEIL Shahidinejad, et al. PEV charging profile prediction and analysis based on vehicle usage data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012,3(1):341-350.
- [9] 何敏. 基于Hilbert-Huang变换获得睡眠脑电信号特征[J]. 电脑知识与技术, 2015,11(20):161-163. (HE Min. Characteristics of sleep EEG based on Hilbert-Huang transform[J]. Computer Knowledge and Technology, 2015,11(20):161-163.)
- [10] 李军, 李青. 基于CEEMDAN-排列熵和泄漏积分ESN的中期电力负荷预测研究[J]. 电机与控制学报, 2015,19(8): 70-80. (LI Jun, LI Qing. Research on medium-term power load forecasting based on CEEMDAN permutation entropy and leakage integral ESN[J]. Journal of Motor and Control, 2015,19(8):70-80.)
- [11] 邵宁, 许雄, 韩慧. 对LFM信号的阶梯波调频干扰方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2019,17(5):871-876. (TAI Ning, XU Xiong, HAN Hui. Stepped wave FM jamming method for LFM signal[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2019,17(5):871-876.)
- [12] 田秀娟, 于德新, 邢雪. 交叉口短时流量CEEMDAN-PE-OSELM预测模型[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018,50(3):83-89. (TIAN Xiujian, YU Dexin, XING Xue. Ceemdan-pe-oselm prediction model of intersection short-term flow[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018,50(3): 83-89.)
- [13] 王耀武. 电动汽车负荷预测方法适用性与应用研究[D]. 北京:北京交通大学, 2015. (WANG Yaowu. Research on applicability and application of electric vehicle load forecasting method[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2015.)
- [14] 孙祥晟, 陈芳芳, 吴孟礼. 基于EMD分解的AR模型光伏发电预测方法探讨[J]. 电工技术, 2019(11):8-10, 14. (SUN Xiangsheng, CHEN Fangfang, WU Mengli. Discussion on AR model photovoltaic power generation prediction method based on EMD decomposition[J]. Electrotechnical, 2019(11):8-10,14.)

- [15] 陈明. MATLAB 神经网络原理与实例讲解[M]. 北京:清华大学出版社, 2013. (CHEN Ming. MATLAB neural network principle and example explanation[M]. Beijing:Tsinghua University Press, 2013.)
- [16] 孙帆,施学勤. 基于 MATLAB 的 BP 神经网络设计[J]. 计算机与数字工程, 2007(8):124-126,202. (SUN Fan,SHI Xueqin. Design of BP neural network based on MATLAB[J]. Computer and Digital Engineering, 2007(8):124-126,202.)
- [17] 孙文滔. 反向传播神经网络的原理研究及优化方法[J]. 中国科技博览, 2011(32):511-512. (SUN Wentao. Principle research and optimization method of back propagation neural network[J]. China Science and Technology Expo, 2011(32):511-512.)
- [18] 陆冬. 基于 GA-Elman 神经网络的网络态势预测模型研究[D]. 杭州:浙江大学,2017. (LU Dong. Research on network situation prediction model based on GA-Elman neural network[D]. Hangzhou,China: Zhejiang University, 2017.)
- [19] 要震,许继平,孔建磊. 基于 GA-Elman 的河流水位预测方法研究[J]. 长江科学院院报, 2018,35(9):34-37. (YAO Zhen,XU Jiping,KONG Jianlei. Research on river water level prediction method based on GA-Elman[J]. Journal of Changjiang Academy of Sciences, 2018,35(9):34-37.)
- [20] 胡婷. 改进 QGA-BP 模型及其在弥苴河总氮量预测中的应用[D]. 昆明:昆明理工大学, 2015. (HU Ting. Improved QGA-BP model and its application in total nitrogen prediction of Maiju River[D]. Kunming,China: Kunming University of Technology, 2015.)
- [21] 孙祥晟,陈芳芳,贾鉴. 基于经验模态分解的神经网络光伏发电预测方法研究[J]. 电气技术, 2019,20(8):54-58. (SUN Xiangsheng,CHEN Fangfang,JIA Jian. Research on neural network photovoltaic power generation prediction method based on empirical mode decomposition[J]. Electrical Technology, 2019,20(8):54-58.)

#### 作者简介:

甘 露(1994-), 女, 河南省平顶山市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为新能源优化调度 .email: 549092846@qq.com.

陈芳芳(1973-), 女, 昆明市人, 在读硕士研究生, 副教授, 主要研究方向为负荷预测、自动化等 .email: cff2009h@126.com.

孙祥晟(1994-), 男, 河北省沧州市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为新能源汽车负荷预测.