

DOI:10.3969/j.issn.1674-1951.2021.04.008

基于短期负荷打捆预测的售电公司偏差考核 控制方法

Deviation assessment and control method for electricity sales companies based on
short-term load bundling forecast

胡倩¹, 孙志达², 江珂滕^{3*}, 雷一³, 李海波³
HU Qian¹, SUN Zhida², JIANG Keteng^{3*}, LEI Yi³, LI Haibo³

(1. 杭州市电力设计院有限公司, 杭州 310004; 2. 国网浙江省电力有限公司电力科学研究院, 杭州 310014;
3. 清华四川能源互联网研究院, 成都 610213)

(1. Hangzhou Electric Power Design Institute Company Limited, Hangzhou 310004, China; 2. Electric Power
Research Institute, State Grid Zhejiang Electric Power Company Limited, Hangzhou 310014, China;
3. Sichuan Energy Internet Research Institute, Tsinghua University, Chengdu 610213, China)

摘要: 偏差电量考核是电力市场改革至关重要的一个过渡环节, 部分售电公司缺乏针对偏差电量考核进行的负荷预测分析, 导致偏差考核准确性较低。针对上述问题, 提出了基于负荷打捆和反向传播(BP)神经网络模型的负荷预测方法, 同时分析了负荷预测精度对偏差考核结果的影响机理。根据重庆地区某售电公司10家用户历史负荷数据进行负荷打捆预测并计算偏差考核结果, 结果表明该方法可有效减少售电公司的偏差考核电量。

关键词: 售电公司; 偏差电量考核; 负荷预测; 负荷打捆; 反向传播神经网络; 预测精度

中图分类号: F 27: TM 73 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-1951(2021)04-0047-09

Abstract: Assessment on electricity deviation is a crucial transitional link in the electric market reform. For lack of scientific and effective load forecasting analysis on electricity deviation assessment, some power sales companies are of low assessment accuracy. In view of the above situation, a load forecasting method based on the load bundling forecasting and BP neural network model is proposed. The influence of load forecasting on the accuracy of deviation assessment is analyzed. Ten power sales companies in Chongqing executed forecast on their bundled load based on their customers' power consumption data. According to the calculated results of the deviation assessment, this method can alleviate the deviated electricity in the assessment of power sales companies.

Keywords: electricity sales company; electricity deviation assessment; load forecasting; load bundling; BP neural network; forecasting accuracy

0 引言

为进一步推动我国电力行业体制改革与市场发展, 党中央、国务院出台了一系列相关政策并在关键问题上进行了部署。针对我国电力市场的现状与未来发展规划, 2017年国家能源局印发了《电力中长期交易基本规则(暂行)》^[1], 其中针对合同电量偏差处理提出了新的要求。偏差电量的结算处罚是先行的过渡机制, 是指在电力交易中心进行月度市场交易的售电公司实际用电量与申报购买电

量出现差额时, 针对超出免考核部分的电量进行月度竞价价差绝对值的偏差考核, 不同省份交易中心的免考核比例系数以及处罚系数会有所不同。

偏差电量考核不仅对电力行业良性发展具有重要意义, 更有利于市场经济体制的进一步完善, 许多专家学者和相关从业人员都对此展开了探讨和研究, 针对偏差产生的原因也提出了不同的看法^[2-4]。文献[4]通过蒙特卡洛法进行随机抽样产生预测负荷, 再通过高斯分布函数得到真实负荷, 计算结果表明对商业负荷的模拟具有较大偏差; 文献[5]提出用新能源收益补偿电力市场基数分配不均的问题; 文献[6]通过捆绑合同不仅帮助售电公司降低了考核成本, 也帮用户降低了成本, 但缺少对

负偏差的分析。有学者研究了降低偏电量考核的方法,文献[7]提出了适应电网调度的偏差电量结算方式,文献[8]针对跨区电网交易结算,提出将计划电量与偏差电量分开进行结算,建立了一种基于频率平均偏差的偏差电量判断模型,但没有考虑用户侧电量偏差考核问题。

电力负荷预测实质上是对企业消耗电量的预测,准确有效的电力负荷预测能够降低售电公司偏差考核成本^[9-13]。已有较多学者针对电网负荷预测开展研究,提出了基于广义需求侧资源聚合的预测模型、动态权值相似日选取算法、线性相关分析法等负荷预测算法^[14-18],同时也有针对中长期负荷模型进行的分析^[19-20]以及从用户侧角度进行的方法改进^[21]。然而,企业用户由于生产用电行为不确定,其负荷缺乏规律性和周期性,从而造成预测的不准确,由此可能会直接或间接造成售电公司交易电量的不确定和不准确,最终导致电量偏差和偏差考核;同时,缺乏针对偏差电量考核进行的负荷预测分析,没有在行业内形成相关的指导性规范,导致偏差考核的执行受到阻碍^[22-26]。

针对目前用户呈报数据准确性低、缺乏适用于偏差考核的科学预测方法等问题,考虑到一般售电公司由多个用户构成,本文提出了基于用户打捆和神经网络模型的负荷预测方法。结合售电公司负荷预测特点,提出了神经网络预测模型和样本选择策略,推导了负荷预测偏差对偏差考核结果的影响机理,最后基于重庆地区 10 家企业的数据,对比本文方法和传统多元线性回归预测的效果,证明本文提出预测方法具有一定的合理性与有效性。

1 偏差电量考核

1.1 偏差电量考核的意义

偏差电量考核机制作为部分地区现行政策的关键环节,在很大程度上影响着售电公司的经营发展,为了减小因偏差考核造成的额外考核成本,企业对政策中提出的电网利用效率等要求倍加重视。而对于售电公司而言,一方面需要其加强对用户的整体把控,另一方面需要提供更为有效的应对措施来降低考核费用,推动售电公司向更为高效智能化运作的方向发展。

1.2 偏差电量考核模型

假设售电公司第 i 月的市场交易申报需求总电量为 $Q_p(i)$, $Q_p(i)$ 由长协分月电量 $Q_c(i)$ 及月竞价电量 $Q_b(i)$ 组成,即

$$Q_p(i) = Q_c(i) + Q_b(i)。(1)$$

设售电公司年长协价差为 ΔP_y 。若该售电公司

代理用户第 i 月的实际用电量为 $Q_{r,u}(i)$, 代理用户的数量为 U , 则售电公司第 i 月的市场交易总偏差电量为 $\Delta Q_w(i)$, 即

$$\Delta Q_w(i) = \sum_{u=1}^U Q_{r,u}(i) - Q_p(i)。(2)$$

偏差电量结算费用 $\Delta C_d(i)$ 为偏差费用 $C_{pd}(i)$ 和考核费用 $C_{ad}(i)$ 之和, 应对二者进行分别计算。

$$\Delta C_d(i) = C_{pd}(i) + C_{ad}(i)。(3)$$

当总偏差量 $\Delta Q_w(i)$ 为正值, 即 $\Delta Q_w(i) > 0$ 时, 设正偏差免考核比例系数为 α , 即第 i 月免考核的电量为

$$Q_e(i) = \alpha Q_p(i), (4)$$

相应的, 需要考核的电量为

$$Q_a(i) = \Delta Q_w(i) - \alpha Q_p(i)。(5)$$

设月度集中竞价成交价差为 $\Delta P_b(i)$, 正偏差考核价差系数为 p^+ , 则偏差费用 $C_{pd}(i)$ 和考核费用 $C_{ad}(i)$ 为

$$C_{pd}(i) = \Delta Q_w(i) \Delta P_b(i), (6)$$

$$C_{ad}(i) = Q_a(i) p^+ |\Delta P_b(i)|。(7)$$

当总偏差量 $\Delta Q_w(i)$ 为负值, 即 $\Delta Q_w(i) < 0$ 时, 设负偏差免考核比例系数为 β , 即第 i 月免考核的电量为 $Q_e(i)$ 以及需要考核的电量为 $Q_a(i)$ 分别为

$$Q_e(i) = \beta Q_p(i), (8)$$

$$Q_a(i) = |\Delta Q_w(i) - \beta Q_p(i)|。(9)$$

设负偏差考核价差系数为 p^- , 则偏差费用和考核费用分别为

$$C_{pd}(i) = \Delta Q_w(i) |\Delta P_b(i)|, (10)$$

$$C_{ad}(i) = Q_a(i) p^- |\Delta P_b(i)|。(11)$$

根据上述计算可以分别得到偏差费用和考核费用, 结合竞价的具体情况可以得到售电公司的总收益。综上所述, 设用户第 i 月的结算电费为 $C_{us}(i)$, 则第 i 月交易结算的总费用, 即运营收益 $P(i)$ 为

$$P(i) = Q_c(i) \Delta P_y + Q_b(i) \Delta P_b + \Delta C_d(i) - C_{us}(i)。(12)$$

2 预测方法

2.1 基于打捆的售电公司负荷预测模型

偏差考核模型中, 长协分月电量 $Q_c(i)$ 与市场交易申报需求总电量相关, 直接影响偏差考核的最终结果。实际应用中, $Q_c(i)$ 往往根据用户负荷预测得到, 因此负荷预测的精度与偏差考核的结果密切相关, 很大程度上影响售电公司的运营收益。

目前的负荷预测方法主要用于大型区域电网, 如果直接采用该方法对单个用户进行预测, 由于用

户用能行为的不确定性,预测精度往往较差。因此,本文提出了基于反向传播(BP)神经网络的售电公司负荷打捆预测模型,如图1所示。首先,收集售电公司多个用户的历史用电负荷数据;然后对用户的负荷数据进行求和,得到总负荷曲线(用户打捆);售电公司基于打捆负荷曲线进行负荷预测并上报电网公司,电网公司根据用户实际负荷情况进行偏差计算和考核。

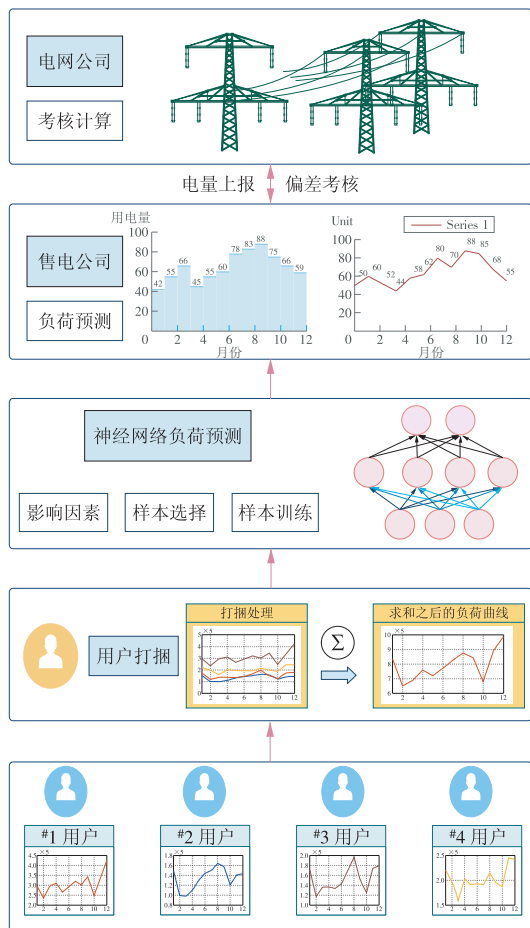


图1 基于BP神经网络的售电公司负荷打捆预测模型

Fig. 1 Load bundling forecasting model of electricity sales companies based on BP neural network

2.2 神经网络模型

BP神经网络通常是指基于误差反向传播算法的多层前向神经网络(MFNN),其原理是对实际值与预测值之间的误差进行反向传递,在这个过程中,通过求误差对权值或阈值的导数,沿着导数的负梯度方向不断地对权值或阈值进行调整修正,直到最后输出误差(实际值与预测值误差的平方和)在允许范围内。

一个完整的BP网络由3部分组成,分别为输入层、输出层以及隐含层,其中输入层与输出层都只有1层,隐含层可以是1层也可以是多层(图2为多层BP网络),实际应用中隐含层层数的确定需要视

具体情况而定。

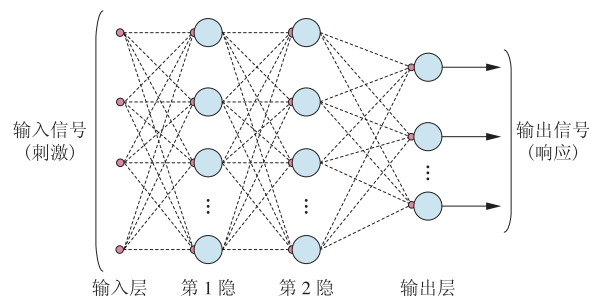


图2 BP神经网络结构

Fig. 2 Structure of BP neural network

标准的BP神经网络主要包括2个方面:一方面是输入信号的前向传播;另一方面是预测值与期望值之间误差的反向传递。

2.3 负荷预测影响因素

分析电力负荷的影响因素通常从时间、气候、电价以及随机因素等方面展开,得益于电网中电负荷数据本身所具有的规律性(如气候对电负荷的影响规律较易把握),通过构建BP神经网络来预测电网负荷特性具有可行性。

与此同时,数据的选取以及迭代的方式均对预测存在一定的影响。本文所使用的BP神经网络负荷预测实际上是一种非线性拟合方法,负荷的预测范围设定为短期且结合面向偏差考核的背景,考虑了电价的影响因素,在以往单纯考虑用电量历史数据的基础上进行完善,尽可能提高预测的精准度。

2.4 样本选择策略

如何在大量数据中选择合适的部分进行训练是负荷预测的关键,为进行较为合理的长期负荷预测,应先对短期负荷预测进行归纳和分析。针对未来1年12个月的负荷预测,有以下几种样本选择策略:(1)预测未来1天24h的负荷情况,通过整理每天的预测情况得到未来1年每天的情况,再按月份进行求和得到对应的用电情况;(2)先预测未来1周的负荷情况,再以周为单位进行分析;(3)先对历史数据进行分月整理,然后直接预测未来1年每月的负荷情况。

上述3种方法中,第1种方法涉及的数据量较大,影响计算速度;第3种数据的分散性较大,规律不如前2种明显,影响预测精度;相比较而言,第2种方法计算速度较快且能够反映数据的规律性。因此,本文以周负荷为BP神经网络长期负荷预测的样本,即预测未来1周的用电情况,相加得到该月总用电量。

3 负荷预测对偏差考核的影响机制

基于上述研究,本节将重点分析负荷预测的准确性对偏差电量的影响,从而为售电公司降低电量偏差率、减少额外成本提供依据。总体偏差率是指在考虑不同用户正负偏差相抵消情况下的偏差率,平均偏差率是指对偏差率的绝对值求均值后的计算结果。根据偏差考核模型,设预测得到的电量为 $Q_c(i)$ 及 $Q_b(i)$,而最终运营收益为 $P(i)$,根据式(1)—(12),可以推导得到式(13)、式(14)。

$$\begin{aligned} & \text{当 } \sum_{u=1}^U Q_{r,u}(i) > Q_b(i) + Q_c(i) \text{ 时} \\ P(i) = & \left[(1 + \alpha) p^+ + \Delta P_y - 1 \right] \Delta P_b(i) Q_c(i) + \\ & \left[(1 + \alpha) p^+ \right] \Delta P_b(i) Q_b(i) + \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} & (1 - p^+) \Delta P_b(i) \sum_{u=1}^U Q_{r,u}(i) - C_{us}(i) \\ & \text{当 } \sum_{u=1}^U Q_{r,u}(i) < Q_b(i) + Q_c(i) \text{ 时} \\ P(i) = & \left[1 - (\beta - 1) p^- + \Delta P_y \right] \Delta P_b(i) Q_c(i) + \\ & \left[2 - (\beta - 1) p^- \right] \Delta P_b(i) Q_b(i) + \end{aligned} \quad (14)$$

$$(p^- - 1) \Delta P_b(i) \sum_{u=1}^U Q_{r,u}(i) - C_{us}(i)$$

从式(13)、式(14)可以看出:运营收益 $P(i)$ 与用电量预测值 $Q_c(i)$ 及 $Q_b(i)$ 存在直接关系;同时,受免考核比例系数以及年长协价差等影响,在其他条件相对固定的情况下,电量预测值对运营收益的影响最为直接,这也间接说明了预测的准确性非常重要。

4 算例分析

4.1 参数设置

为了进一步研究负荷预测对售电公司运营收益的影响,本文选取重庆地区2013—2017年的负荷数据,对2013—2016年的数据进行分析和学习,利用BP神经网络对2017年的负荷进行预测并与2017年实际负荷进行比对,检验预测效果。

在实际预测过程中,首先要对数据进行归一化处理并确定隐藏层节点的数目。在本模型中,激励函数采用的是正切型S型函数即tansig函数,需要将样本数据转化为 $(-1, 1)$ 之间的数值。与此同时,选取最大训练步数为10 000,学习速率为0.1,目标误差取 10^{-5} 。根据上述设置,可以得到图3所示的网络误差训练曲线以及图4所示的回归曲线,从图3、图4可以看出,达到预期误差范围所需要的训练步数为8且数据拟合效果较好。

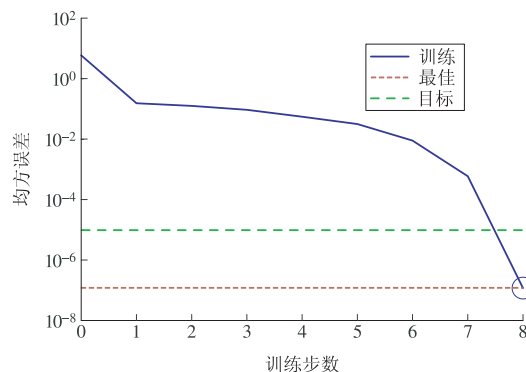


图3 网络误差训练曲线

Fig. 3 Errors in network training

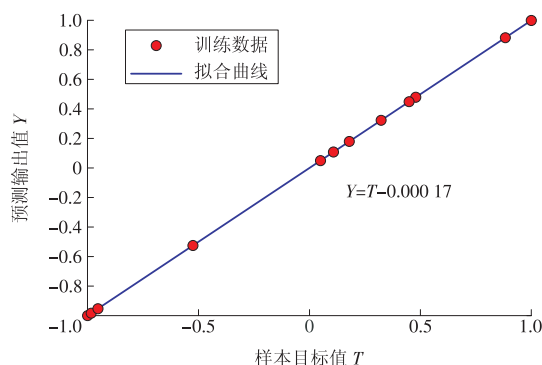


图4 回归曲线

Fig. 4 Regression curve

4.2 预测结果分析

4.2.1 基于神经网络进行独立企业负荷预测

根据上述参数设置并结合上一章的样本选择策略,分别对重庆地区10家企业(编号为“1—10”)2013—2017年的用电情况进行分析,预测2017年12个月的负荷情况,如图5所示。

在预测过程中不难发现,部分企业5年用电量曲线逐年变化且个别企业变化较大,规律性较差,这直接导致负荷预测的准确性大大降低。

除此之外,当考虑企业1年12个月的用电规律时,10家企业大致相似,即普遍存在7—9月用电量较其他月高的现象。

4.2.2 企业负荷打捆预测

4.2.2.1 基于多元线性回归进行企业负荷打捆预测

针对上述特点,将10家企业的每月用电量视为整体,即按月求和之后,采用多元线性回归法对数据进行预测(如图6所示),预测值、期望值以及相对偏差见表1。为了对正负预测结果进行全面分析,定义相对偏差绝对值的平均值为平均相对偏差。当采用多元线性回归法进行预测时,预测值与期望值的平均相对偏差为11.66%。

4.2.2.2 基于神经网络进行企业负荷打捆预测

为了与多元线性回归的结果对比,将10家企业的每月用电量视为整体进行打捆,即按月求和之后

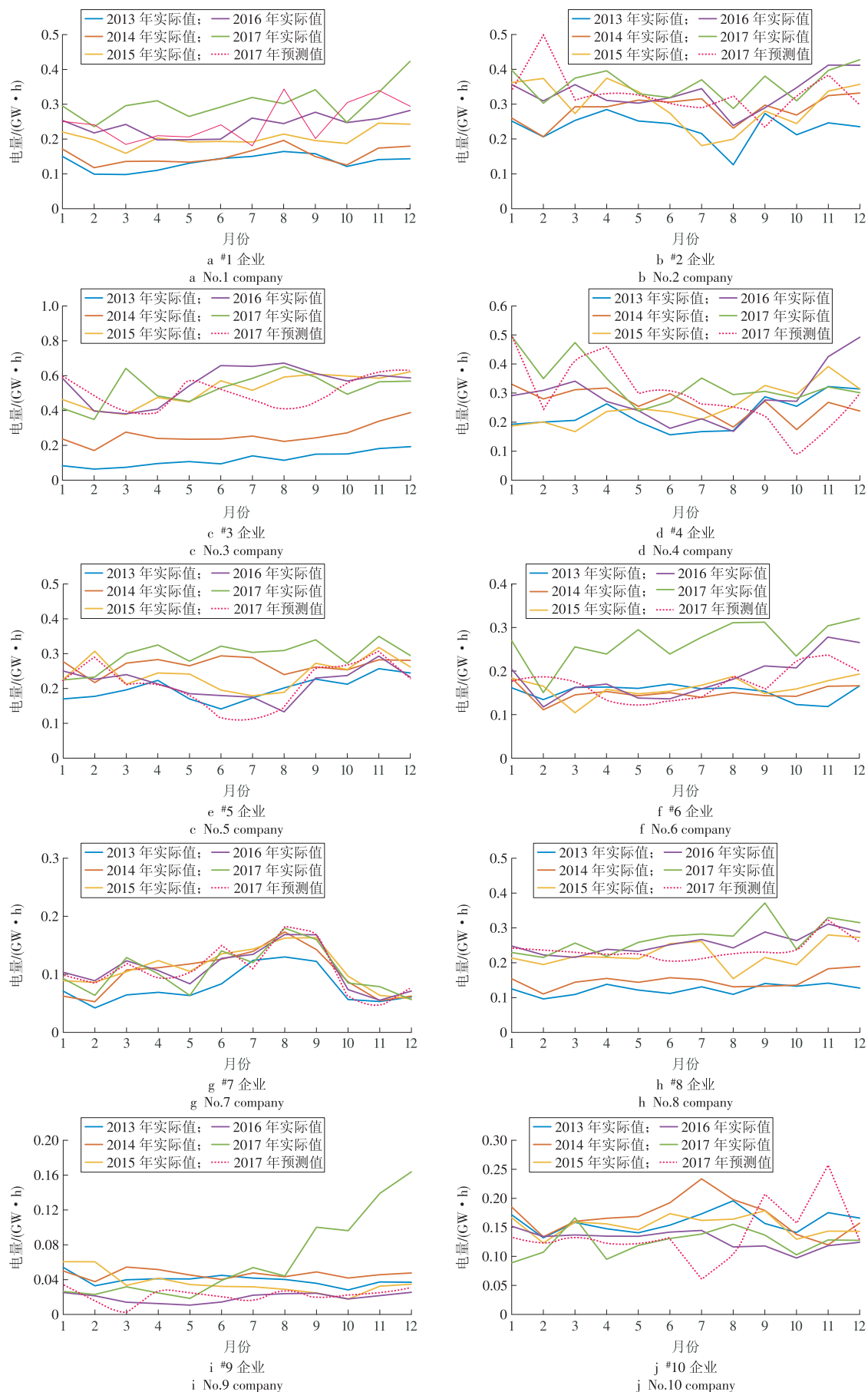


图5 5年实际用电量及用电量预测值

Fig. 5 Measured and predicted electricity consumptions in five years

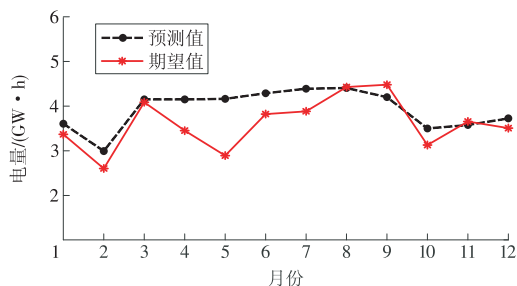


图 6 多元线性回归法预测 2017 年用电量

Fig. 6 Electricity consumption in 2017 predicted by multivariate linear regression

表 1 多元线性回归法预测值与期望值对比

Tab. 1 Predicted and expected values obtained by multivariate linear regression

月份	预测值/(kW·h)	期望值/(kW·h)	相对偏差/%
1	3 605 746	3 367 626	-7.070 84
2	2 993 355	2 603 650	-14.967 60
3	4 151 472	4 087 003	-1.577 42
4	4 149 477	3 450 795	-20.247 00
5	4 162 358	2 891 701	-43.941 50
6	4 287 959	3 822 399	-12.179 80
7	4 389 988	3 884 121	-13.024 00
8	4 405 069	4 427 350	0.503 26
9	4 200 764	4 479 331	6.218 94
10	3 499 168	3 128 333	-11.854 10
11	3 576 883	3 655 073	2.139 22
12	3 724 683	3 507 531	-6.191 03

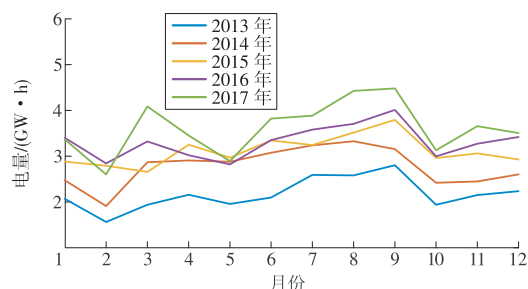
重复上述预测过程,如图 7 所示。

从图 7a 可以看出,将多家企业捆绑处理后,5 年的曲线趋势较之前更为相似。为了进一步说明该规律,将 10 家企业捆绑前、后的用电量预测值相对标准偏差整理成箱线图(如图 8 所示)。从图 8 可以清晰地看出,打捆后的预测值相对标准偏差小于 10 家企业的平均值,即打捆后具有较好的离散性,趋势相近。

在此基础上,统计 10 家企业打捆前、后 2017 年用电量预测值与期望值的平均相对误差,如图 9 所示。从图 9 可以看出,由于打捆后数据的离散性减小,平均相对误差小于任何一家企业的平均相对误差,预测准确性优于分别对 10 家企业进行预测的结果。

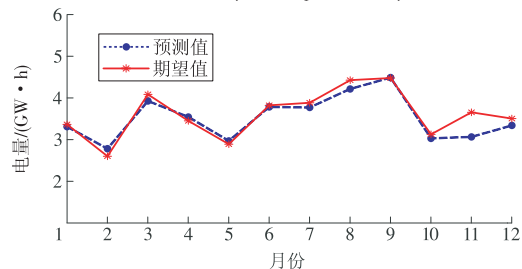
10 家企业打捆之后的预测值和实际用电量(即期望值)见表 2,其中相对偏差为带有正负考量的平均相对误差值。由表 2 可见,预测值与期望值之间的平均相对误差为 4.22%,准确性明显高于多元线性回归的分析结果。

从平均相对误差值角度分析,神经网络预测方法的结果明显要优于传统的多元线性回归预测法,



a 5 年实际用电量

a Electricity consumption in five years



b 用电量预测值与期望值对比

b Forecasted and expected electricity consumptions

图 7 10 家企业打捆后 5 年实际用电量及用电量预测值与期望值对比

Fig. 7 Forecasted value, expected value and electricity consumption of ten companies after load bundling in five years

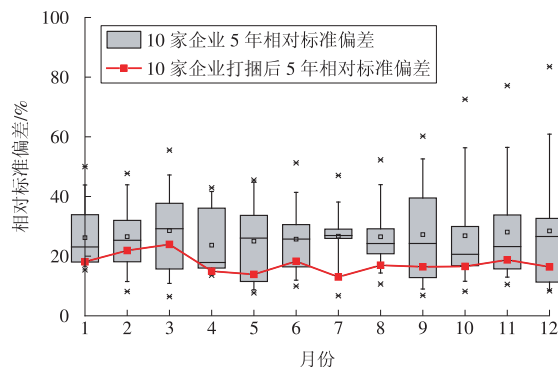


图 8 打捆前、后用电量预测值相对标准偏差对比

Fig. 8 Relative standard deviation of the expected value before and after bundling

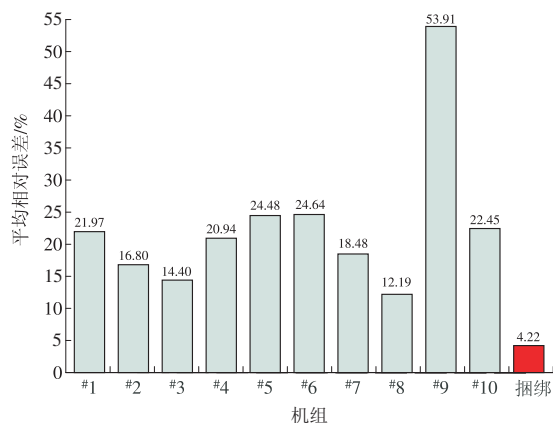


图 9 打捆前、后用电量预测值与期望值平均相对误差

Fig. 9 Average relative error between predicted value and expected value before and after bundling

表 2 10 家企业打捆后预测值与期望值对比

Tab. 2 Predicted and expected values of ten companies after bundling

月份	预测值/(kW·h)	期望值/(kW·h)	相对偏差/%
1	3 312 148.405	3 367 626	1.647 38
2	2 783 715.480	2 603 650	-6.915 89
3	3 928 201.186	4 087 003	3.885 53
4	3 544 558.127	3 450 795	-2.717 15
5	2 971 631.086	2 891 701	-2.764 12
6	3 785 150.997	3 822 399	0.974 47
7	3 772 178.220	3 884 121	2.882 06
8	4 216 468.183	4 427 350	4.763 16
9	4 488 805.269	4 479 331	-0.211 51
10	3 032 913.794	3 128 333	3.050 16
11	3 066 103.121	3 655 073	16.113 77
12	3 340 908.740	3 507 531	4.750 41

即预测更为准确。

4.3 偏差考核结果

为了进一步说明预测准确性对考核结果的影响,以广东省电力市场 2017 年交易数据作为算例分析的基础,分别采用本文所述偏差电量考核模型以及多元线性回归法对 2017 年 10 家企业捆绑后的偏差电量结算费用进行计算,计算结果见表 3。其中费用为 0 的月份表示相对偏差小于该月的考核系数,即不需考核。

表 3 2017 年偏差电量结算费用

Tab. 3 Bill of the deviated electricity in 2017 万元

月份	神经网络预测	多元线性回归预测
1	0	8.295 374
2	6.239 736	15.268 490
3	0.024 353	0.397 925
4	2.029 828	28.082 480
5	1.759 459	53.041 690
6	0	17.826 100
7	0	19.526 100
8	0.614 346	0
9	0	1.608 302
10	0	14.150 450
11	6.785 040	0
12	0.479 945	7.310 930
合计	17.932 700	165.507 80

从表 3 可以看出,采用神经网络预测方法对用电量进行预测时,偏差电量结算费用明显小于多元线性回归预测法,这得益于神经网络法预测的精准度较高,也可以说明精确的预测可以很大限度降低结算费用,具有一定的实际意义。

5 结论

偏差考核对售电公司提出了更高的要求,在影响偏差考核结果的因素中,电量负荷预测作为关键问题之一直接影响偏差电量结算费用。为了进一步说明负荷电量预测的准确性对偏差考核过程中电量结算费用的影响,首先引出神经网络预测模型,并根据模型分析预测值对结算费用的影响;结合算例分析捆绑预测与独立预测准确性的差异,得到适用于本研究的样本选择策略以及预测所需参数;最后根据实际数据分别计算通过神经网络预测法以及多元线性回归预测法得到的市场电量值,通过该值计算得到偏差考核中产生的偏差考核电量结算费用。

相关计算结果表明,当计及偏差考核方式时,打捆处理后的数据具有较小的离散性,可以降低因用电量逐年变化而带来的影响。除此之外,神经网络预测得到的电量准确性要优于多元线性回归预测,计算得到的电量结算费用更少,对售电公司具有一定的积极意义。

参考文献:

[1]电力中长期交易基本规则(暂行)[Z].国家发展改革委,2016.

[2]江健健,陈玮,黄滔,等.区域电力市场考核结算新方法[J].电力系统自动化,2008,32(13):40-44.

JIANG Jianjian, CHEN Wei, HUANG Tao, et al. New settlement methods in regional electricity markets [J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32 (13) : 40-44.

[3]谢登,尚超,杨琦.跨区电力交易结算中的偏差电量分析[J].智慧电力,2015,43(2):5-8.

XIE Deng, SHANG Chao, YANG Qi. Analysis of power deviation in settlement of interregional electricity trade [J]. Shaanxi Electric Power, 2015, 43(2):5-8.

[4]郭曼兰,陈皓勇,张聪,等.偏差电量考核机制下售电公司的最优经营策略[J].电力系统自动化,2017,41(20):17-25.

GUO Manlan, CHEN Haoyong, ZHANG Cong, et al. Optimal market strategy of retailers under energy deviation penalty [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41 (20) : 17-25.

[5]刘敦楠,汤洪海,杨沫,等.促进新能源消纳的电力交易偏差结算补偿机制[J].电力系统自动化,2017,41(24):105-111.

LIU Dunnan, TANG Honghai, YANG Mo, et al. Settlement compensation mechanism of power trading deviation with

- promotion of renewable energy consumption[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(24): 105-111.
- [6] 喻小宝, 谭忠富, 马佳乐, 等. 计及需求响应的售电公司正偏差电量考核优化模型[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(7): 120-128.
- YU Xiaobao, TAN Zhongfu, MA Jiale, et al. Optimal model for positive deviation penalty of power retailers considering demand response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(7): 120-128.
- [7] 邱煜涵, 邵振国. 调度成本最小化的偏差电量结算方式[J]. 电力与电工, 2012, 32(1): 13-15.
- QIU Yuhan, SHAO Zhenguo. Settlement mode for deviation electric quantity based on minimizing of cost for dispatch[J]. Electric Power and Electrical Engineering, 2012, 32(1): 13-15.
- [8] 丁坚勇, 张银芽, 杨东俊, 等. 基于频率偏差的跨区电网交易偏差电量责任判定及定价方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(16): 105-110.
- DING Jianyong, ZHANG Yinya, YANG Dongjun, et al. Responsibility determination and pricing method of deviation electric quantity based on frequency deviation of cross-regional grid strading[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(16): 105-110.
- [9] 廖旋煊, 胡智宏, 马莹莹, 等. 电力系统短期负荷预测方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(1): 147-152.
- LIAO Nihuan, HU Zhihong, MA Yingying, et al. Review of the short-term load forecasting methods of electric power system[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(1): 147-152.
- [10] 陶莉, 朱小光. 数据预处理对电力负荷预测精度的影响[J]. 华电技术, 2015, 37(9): 8-10.
- TAO Li, ZHU Xiaoguang. Research on data pre processing to improve the accuracy of load forecasting[J]. Huadian Technology, 2015, 37(9): 8-10.
- [11] 张钦, 王锡凡, 王建学. 需求侧实时电价下供电商购售电风险决策[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(3): 22-27.
- ZHANG Qin, WANG Xifan, WANG Jianxue. Electricity purchasing and selling risk decision for power supplier under real-time pricing[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(3): 22-27.
- [12] 林顺富, 郝朝, 汤晓栋, 等. 基于数据挖掘的楼宇短期负荷预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7): 83-89.
- LIN Shunfu, Hao Chao, TANG Xiaodong, et al. Study of short-term load forecasting method based on data mining for buildings[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7): 83-89.
- [13] 彭显刚, 胡松峰, 吕大勇. 基于RBF神经网络的短期负荷预测方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(17): 144-148.
- PENG Xiangang, HU Songfeng, LV Dayong. Review on grid short-term load forecasting methods based on RBF neural network[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(17): 144-148.
- [14] 陈丽娜, 张智晟, 于道林. 基于广义需求侧资源聚合的电力系统短期负荷预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(15): 45-51.
- CHEN Lina, ZHANG Zhisheng, YU Daolin. Short-term load forecasting model of power system based on generalized demand side resources aggregation[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(15): 45-51.
- [15] 李伟, 闫宁, 张振刚. 基于粗糙集的混合支持向量机长期电力负荷预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(13): 31-34.
- LI Wei, YAN Ning, ZHANG Zhengang. Study on long-term load forecasting of MIX-SVM based on rough set theory[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(13): 31-34.
- [16] 陈涛, 吕松, 任廷林, 等. 基于最小二乘支持向量机的周用电量预测方法[J]. 华电技术, 2020, 42(1): 35-40.
- CHEN Tao, LYU Song, REN Tinglin, et al. Prediction method for weekly electricity consumption based on LSSVM algorithm[J]. Huadian Technology, 2020, 42(1): 35-40.
- [17] 李啸骢, 李春涛, 从兰美, 等. 基于动态权值相似日选取算法的短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(6): 1-8.
- LI Xiaocong, LI Chuntao, CONG Lanmei, et al. Short-term load forecasting based on dynamic weight similar day selection algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(6): 1-8.
- [18] 黎祚, 周步祥, 林楠. 基于模糊聚类与改进BP算法的日负荷特性曲线分类与短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(3): 56-60.
- LI Zuo, ZHOU Buxiang, LIN Nan. Classification of daily load characteristics curve and forecasting of short-term load based on fuzzy clustering and improved BP algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(3): 56-60.
- [19] 袁铁江, 袁建党, 晁勤, 等. 电力系统中长期负荷预测综合模型研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(14): 143-146.
- YUAN Tiejiang, YUAN Jiandang, CHAO Qin, et al. Study on the comprehensive model of mid-long term load forecasting[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(14): 143-146.
- [20] 王效. 基于综合模型的电力系统中长期负荷预测方法研究[J]. 华电技术, 2013, 35(6): 40-41.
- WANG Xiao. Study on power system load prediction method for medium and long term based on comprehensive

- model[J].Huadian Technology, 2013, 35(6): 40-41.
- [21]刘云,张杭,张爱民.需求侧响应下基于负荷特性的改进短期负荷预测方法[J].电力系统保护与控制,2018,46(13):126-133.
- LIU Yun, ZHANG Hang, ZHANG Aimin. Improved load forecasting method based on load characteristics under demand-side response [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(13): 126-133.
- [22]胡晨,杜松怀,苏娟,等.新电改背景下我国售电公司的购售电途径与经营模式探讨[J].电网技术,2016,40(11):3293-3299.
- HU Chen, DU Songhuai, SU Juan, et al. Preliminary research of trading approach and management modes of Chinese electricity retail companies under new electricity market reform [J]. Power System Technology, 2016, 40(11): 3293-3299.
- [23]杨萌,艾欣,唐亮,等.计及风险规避的售电公司平衡市场优化交易策略研究[J].电网技术,2016,40(11):3300-3308.
- YANG Meng, AI Xin, TANG Liang, et al. Optimal trading strategy in balancing market for electricity retailer considering risk aversion [J]. Power System Technology, 2016, 40(11): 3300-3308.
- [24]邹鹏,李春晖,郭静,等.考虑可中断负荷的配售电公司最优购售电策略[J].南方电网技术,2017,11(2):71-77.
- ZOU Peng, LI Chunhui, GUO Jing, et al. Optimal marketing strategy of distribution and retail companies considering interruptible load [J]. Southern Power System Technology, 2017, 11(2): 71-77.
- [25]舒畅,钟海旺,夏清.基于优化理论市场化的日前电力市场机制设计[J].电力系统自动化,2016,40(2):55-62.
- SHU Chang, ZHONG Haiwang, XIA Qing. Day-ahead electricity market design based in market interpretation of optimization theory [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(2): 55-62.
- [26]郭乐,张丹丹.几种基于可靠性指标的容量支持机制电力市场分析[J].华电技术,2019,41(11):12-17.
- GUO Le, ZHANG Dandan. Analysis on several capacity support mechanisms in electric market based on reliability index [J]. Huadian Technology, 2019, 41(11): 12-17.

(本文责编:刘芳)

作者简介:

胡倩(1990—),女,湖北武汉人,工程师,工学硕士,从事电网规划工作(E-mail:806545575@qq.com)。

孙志达(1991—),男,河南信阳人,工程师,工学硕士,从事电力系统自动化、配电自动化等方面的研究(E-mail:sunpalstar@163.com)。

江珂滕*(1993—),女,四川内江人,科研助理,工学硕士,从事中低压交直流配电网运行规划与控制、综合能源的信息物理系统分析等方面的研究(E-mail:jiangketeng@tsinghua-eiri.org)。

雷一(1985—),男,重庆人,正高级工程师,工学博士,从事综合能源、电力电子及电力系统方面的研究(E-mail:leiyi@tsinghua-eiri.org)。

李海波(1990—),男,河南平顶山人,助理研究员,工学博士,从事可再生能源并网、柔性电力系统等方面的研究(E-mail:lihaibo@tsinghua-eiri.org)。