DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190858

负荷预测对新能源电网多目标优化调度的影响规律研究

陈文彬[1]，徐大勇[1]，郭瑞鹏[2]

(1. 广东电网有限责任公司惠州供电局，广东 惠州 516001；2. 浙江大学，浙江 杭州 310027)

摘要：当前负荷预测的主要目标是提高算法精度，无法实现不同预测精度对新能源电网调度影响的量化分析，因此研究了不同负荷预测精度对新能源电网成本和二氧化碳排放量的影响。首先，确立了包含火-水-光-风电机组新能源电网的多目标函数和约束条件。其次，探讨了粒子群算法在新能源电网调度中的优化思路。再次，利用灰色算法对负荷进行预测并给出了预测结果。最后，求解了粒子束优化调度时不同负荷预测精度下新能源电网运行成本和二氧化碳排放量的数值结果，并进行了拟合规律分析。结果表明负荷预测精度和新能源电网的成本和二氧化碳排放满足二次函数关系，可为新能源电网的规划和调度提供借鉴。

关键词：新能源电网；优化调度；负荷预测；运行成本；二氧化碳排放；拟合规律

A study on the influence rule of load forecasting on multi-objective optimal dispatching of a new-energy grid

CHEN Wenbin[1], XU Dayong[1], GUO Ruipeng[2]

(1. Guangdong Power Grid Co., Ltd. Huizhou Power Supply Company, Huizhou 516001, China;
2. Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: The main goal of current load forecasting is to improve the accuracy of the algorithm, and it is impossible to quantify the impact of different forecasting accuracy on the dispatch of a new energy grid. Therefore, this paper studies the impact of a different load forecasting accuracy on the cost of a new energy grid and carbon dioxide emissions. First, the multi-objective function and constraints of the new energy grid including wind-solar-water-thermal power units are established. Second, the calculation using a particle swarm optimization algorithm in the optimal dispatch of the new energy grid is discussed. Third, the load forecasting is carried out using a grey algorithm and the prediction results are given. Finally, the different load forecasting accuracy of a particle beam optimal dispatch is given. The numerical results of new energy grid cost and carbon dioxide emissions are presented and the fitting rules are analyzed. The results show that the load forecasting accuracy and the cost and CO_2 emissions of the new energy grid satisfy the quadratic function relationship. This can provide a reference for the planning and scheduling of a new energy grid.

This work is supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2018YFB090500) and Science and Technology Project of Guangdong Power Grid Company (No. 031300KK52160028).

Key words: new-energy grid; optimized dispatching; load forecasting; running cost; CO_2 emission; fitting law

0 引言

电力系统负荷预测是电力系统规划和优化运行的重要前提，对电力系统规划调度中计算机组出力和组合优化等研究意义重大[1-2]。天气变化、经济发展和社会活动等均会对电力负荷产生重大影响，增加电力系统优化调度的难度。为此，国内外学者对负荷预测开展了广泛而深入的研究，取得了卓有成效的进展[3]。

电力系统负荷预测主要有单一算法预测和组合算法预测两种。单一预测算法采用单一算法模型对负荷进行预测，比如时间序列法[4]，卡尔曼滤波算法[5]，指数平滑法[6]，回归分析法[7]，神经网络算法[8]，小波分析法[9]，混沌理论[10]，支持向量机[11]，聚类算法[12]和模糊算法[13]等。为进一步提高负荷预测的精

基金项目：国家重点研发计划项目资助(2018YFB090500)；
广东电网公司科技项目资助(031300KK52160028)

度，通过两种或以上算法进行组合的优化预测算法也得到了广泛的应用，比如遗传算法和神经网络的结合[14]、模态函数融合粒子束优化算法[15]、小波结合二阶灰色神经网络算法[16]、自回归分析结合神经网络算法[17]等。也有部分学者从环境和相似日等关联因素出发，实现了负荷的有效预测[18-20]。

上述成果多数着眼于负荷的时间序列预测，力图为电力系统的规划和调度提供参考，但负荷预测的结果对电力系统优化调度的影响却鲜有详细论述，而不同精度的预测结果对电网调度的影响是评估和判断预测效果的关键指标，针对电力负荷影响因素众多而难以完全准确预测的特点，探讨不同负荷预测精度对电网调度的作用效果并给出其量化指标，对于电网规划和调度而言尤为重要。

为此，本文拟针对由传统的火电、水电机组和风、光新能源电站构成的电网，综合考量各机组的启、停机状态、爬坡率等约束条件，以碳排放和成本最小为目标，分析不同负荷预测精度对电网调度的影响，计算其量化指标并给出其拟合规律，以期为相关研究提供参考。

1　构建调度目标函数

1.1 目标函数

本文围绕火-水-光-风电机组的可再生能源电网，假定风电、光伏和水电机组运行时不产生碳排放和能耗，并保持风电、光伏发电的全额调度，构建二氧化碳排放和发电成本最低为优化的目标函数如下

$$\left.\begin{aligned}\min M_1 &= \sum_{j=1}^{T}\left(\sum_{j=1}^{N_h}[s_{hjt}C_j(p_{hjt})+C_{jt}]\right)\\ \min M_2 &= \sum_{j=1}^{T}\sum_{j=1}^{N_h}[s_{hjt}C_{\mathrm{co}j}(p_{hjt})]\end{aligned}\right\} \tag{1}$$

式中：$C_j\left(p_{hjt}\right)$为火电机组的运行成本；C_{jt}为t时刻火电机组j的启停成本；$C_{\mathrm{co}j}\left(p_{hjt}\right)$为$t$时段火电机组$j$运行时的碳排放；$N_h$为所有参与调度的火电机组数；$T$为调度周期的时间段数；$s_{hjt}$为火电机组$j$在$t$时段内的启停状态，$s_{hjt}=0$(停机)或1(运行)。

1.2 发电机组约束条件

1) 系统的备用约束

$$\begin{aligned}&\sum_{j=1}^{N_h}s_{hjt}(P_{h\max j}-P_{hjt})+\sum_{i=1}^{N_s}s_{wit}(P_{s\max i}-P_{sit})\geq\\ &\lambda_l P_{Lt}+\lambda_f\sum_{k=1}^{N_f}P_{fkt}+\lambda_g\sum_{n=1}^{N_g}P_{gnt}\end{aligned} \tag{2}$$

式中：s_{wit}用来表征在t时段内水电机组j的启停状态，$s_{wit}=0$ (停机)或1(运行)；λ_g、λ_f和λ_l分别为光伏电站、风力发电机和负荷出力波动系数；N_g、N_f和N_s分别为参与调度光伏电站、风力发电机和水力发电机组数；$P_{h\max j}$和$P_{s\max i}$分别为火电机组j和水电机组i的输出功率最大值。

2) 本文所涉及的其他约束如表1所示[2]。

表1 其他约束条件

Table 1 Other constraint conditions

约束名称	约束条件	变量定义
功率平衡约束	$\sum_{j=1}^{N_h}P_{hjt}+\sum_{i=1}^{N_s}P_{sit}+\sum_{k=1}^{N_f}P_{fkt}+\sum_{n=1}^{N_g}P_{gnt}=P_{Lt}$	P_{gnt}、P_{fkt}、P_{sit}和P_{hjt}分别为t时刻光伏电站n、风电场k、水电机组i和火电机组j的发电量，P_{Lt}为t时刻的负荷值
火力发电上下限	$P_{h\min j}\leq P_{hjt}\leq P_{h\max j}$	P_{gmaxi}、P_{gmini}为机组出力上、下限
火力发电爬坡率	$-F_{dj}\Delta t\leq P_{hj(t+1)}-P_{hjt}\leq F_{uj}\Delta t$	F_{uj}，F_{dj}分别为t时段内机组j输出有功功率允许的最大上爬坡率、下爬坡率
火力发电启停机时间	$T_{jt}^{\mathrm{on}}\geq T_{j\min}^{\mathrm{on}}\quad T_{jt}^{\mathrm{off}}\geq T_{j\min}^{\mathrm{off}}$	$T_{j\min}^{\mathrm{on}}$和$T_{j\min}^{\mathrm{off}}$为火电机组j的最小运行和停运时间；T_{jt}^{on}和T_{jt}^{off}为t时刻火电机组j运行和停运时间
水力发电	$P_{s\min i}\leq P_{sit}\leq P_{s\max i}$	P_{sit}为t时段内水电机组i的总发电量；P_{smaxi}、P_{smini}为t时段内的水电机组i发电量的最大、最小值

1.3 火电机组成本及二氧化碳排放量计算

火电机组运行成本可表示为如下形式

$$C_j(p_{hjt})=B_{1j}+B_{2j}P_{hjt}+B_{3j}(P_{hjt})^2 \tag{3}$$

式中：B_{1j}、B_{2j}、B_3分别为第j个火电机组的生产成本系数。

不同火电机组启动成本可表示为如下形式

$$C_{jt}=\delta_j+\sigma_j\left(1-\exp\left(T_{jt}^{\mathrm{off}}\Big/\tau_j\right)\right) \tag{4}$$

式中，δ_j、σ_j、τ_j均为火电机组i的启动成本系数。

采用不同燃料时，火电机组的CO_2排放量为

$$C_{coj}(P_{hjt})=\varepsilon_l(D_{m2}P_{hjt}^{\ 2}+D_{m1}P_{hjt}+D_{m0}) \tag{5}$$

式中：ε_l 表示采用不同的石化燃料时每百万英热单位排放的二氧化碳磅数；D_{m2}、D_{m1}、D_{m0} 为机组排放系数，具体数值可参考文献[21]。

2　粒子束优化算法求解

粒子群优化算法是一种模拟鸟类群体捕食时，以食物最近区域为优先的原则而提出的算法。其基本思路是将群体中的所有个体作为 N 维空间中的搜索粒子，以当前位置、速度和适应度值等特征对各粒子进行描述，而每一个粒子代表着优化问题的可能解。利用适应度函数确定的适应度值代表每个粒子解的优劣，粒子的新位置由粒子的移动速度和方向确定，每个粒子的移动速度又可以通过自身及其它粒子的移动经验进行动态更新，以得到最优的捕食路径即优化问题的最优解[22-23]。

假定一个种群模型由 D 个粒子组成 $\boldsymbol{X}_x=\left(X_{x,1},X_{x,2},\cdots,X_{x,D}\right)$，粒子存在于 N 维搜索空间内，各粒子速度可表述为 $\boldsymbol{V}_{x,i}=\left(V_{x,i1},V_{x,i2},\cdots,V_{x,iN}\right)^{\mathrm{T}}$，其空间位置可表述为 $\boldsymbol{X}_{x,i}=\left(X_{x,1},X_{x,2},\cdots,X_{x,N}\right)^{\mathrm{T}}$，迭代计算时，粒子按个体和群体最优值动态更新自身的速度和位置，具体为

$$\begin{aligned}V_{\mathrm{x},in}^{k+1}=&g_xV_{x,in}^k+h_{x,1}r_{x,1}(O_{x,in}^k-X_{x,in}^k)+\\&h_{x,2}r_{x,2}(O_{x,gn}^k-X_{\mathrm{x},in}^k)\end{aligned} \tag{6}$$

$$X_{x,in}^{k+1}=X_{x,in}^k+V_{x,in}^{k+1} \tag{7}$$

式中：k 为迭代次数；g_x 为惯性权重；$r_{x,1}$ 和 $r_{x,2}$ 为分布于[0，1]内的随机数；k_{x1}、k_{x2} 均大于等于 0；h_{x1}、h_{x2} 为学习因子；$O_{x,gn}^k$、$O_{x,in}^k$ 为群体和个体最优值。

为避免优化陷入局部最优而非全局最优的结果，鉴于惯性系数的大小表征了粒子对上一时刻搜索速度传递的权重，若惯性系数较大有益于进行全局搜索，反之则有利于局部搜索。为对两者进行综合权衡，采用惯性权重系数如下

$$g_x=g_{x,\max}-(g_{x,\max}-g_{x,\min})k/k_{\max} \tag{8}$$

式中：$g_{x,\min}$、$g_{x,\max}$ 分别为惯性权重的最小值和最大值；$k_{\max}$ 代表最大迭代次数。

采用下式计算学习因子

$$h_{x,1}=h_{x,2}=h_{\mathrm{x},\max}-(h_{x,\max}-h_{x,\min})k/k_{\max} \tag{9}$$

式中，$h_{x,\min}$、$h_{x,\max}$ 为学习因子最小值和最大值。

利用前述对粒子束算法的讨论可知，在预先给定恰当的学习和权重因子后，基于等式(6)和等式(7)能够实现新能源电网的机组目标函数的顺利优化，在后续章节中，将采用上述结论计算多目标函数。

3　基于灰色算法的负荷预测

拟采用灰色模型实现合理的负荷进行预测，灰色理论将随机性质的初始数据进行处理，生成一系列有规律的数组，并以此新数据进行建模，称之为灰色模型(GM)，仅需要少量数据即可实现系统的有效预测[22]，具体流程如图 1 所示。

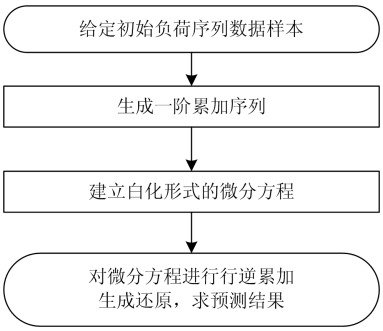

图 1　灰色算法流程图

Fig. 1 Flow chart of grey algorithm

考虑到灰色算法在众多文献中均有详细表述，具体可参考文献[24-25]。为行文的简洁，此处不再给出灰色算法中所涉及的具体数学模型。

本节直接给出基于灰色算法的负荷预测结果如表 2 所示。

表 2　电力负荷预测结果数值表

Table 2 Power load forecasting result

时段	实际/(10^3MW)	预测/(10^3MW)	时段	实际/(10^3MW)	预测/(10^3MW)
1	33.966	34.017	13	38.476	39.994
2	33.115	39.096	14	39.414	40.07
3	32.764	39.175	15	41.133	40.159
4	33.711	39.252	16	41.811	40.245
5	35.013	39.332	17	44.81	40.326
6	37.765	39.417	18	43.991	40.412
7	39.758	39.504	19	43.276	40.493
8	42.429	39.588	20	41.699	40.582
9	41.096	39.671	21	39.636	40.67
10	42.457	39.75	22	38.812	40.751
11	42.896	39.829	23	36.517	40.83
12	41.742	39.92	24	34.128	40.91

进一步对表 2 的负荷预测结果进行计算可知，采用灰色模型预测负荷数据所得结果的平均相对误差约为 2 784 MW，平均相对误差为 7.41%，负荷预测结果的平均相对误差在 5%~10%之间。

4　负荷预测精度的影响与分析

本文拟采用典型的 10 机组系统分析不同负荷预测精度对成本和二氧化碳排放的影响，该 10 机组系统共包含 2 台水电机组、10 台火电机组、96 MW 光伏电站和 400 MW 风电场各 1 组，其中的火电机组和水电机组具体数据可参考文献[26]。

假定风电和光伏电站的出力已知，如图 2 所示。

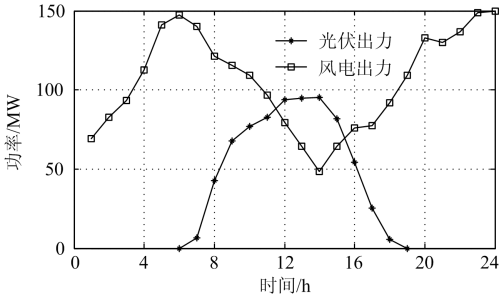

图 2　新能源出力

Fig. 2 Output power of new energy

采用文中所提的多目标算法，在负荷预测误差为 10%时，分别对满足备用约束等条件下风−光−水−火电系统的总成本和二氧化碳排放量最小值进行计算。可得系统各发电机组的输出功率如图 3 所示。

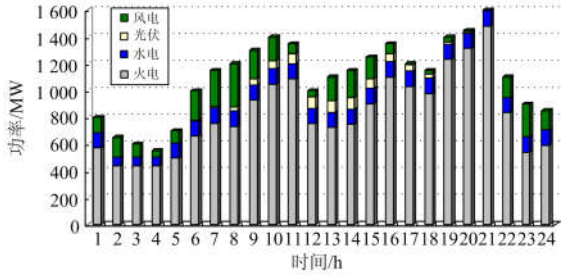

图 3　10%误差下火电、光伏发电、水电和风电输出功率

Fig. 3 Output powers of thermal-PV-hydro-wind at error 10%

利用同样算法计算了在负荷预测误差为 5%和 15%时各发电机组的出力，并基于出力结果计算了系统总成本和二氧化碳排放量的解，得到负荷预测精度不同时，二氧化碳排放和总成本如表 3 所示。

表 3　不同负荷预测误差下的系统成本和二氧化碳排放结果

Table 3 System cost and CO_2 emission results at different load forecasting errors

负荷误差	总成本/$	二氧化碳排放/kg
5%	646 530	76 630
10%	702 800	78 820
15%	784 350	85 120

进一步分析表 3 所示系统的总成本和二氧化碳排放结果可知，在不同的负荷预测误差下系统成本和二氧化碳排放量可以用二次函数拟合，结果如图 4 和图 5 所示。

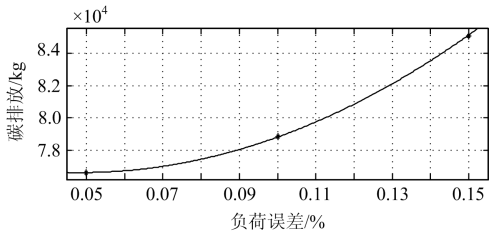

图 4　不同负荷预测误差下的碳排放

Fig. 4 CO_2 emissions at different load forecasting errors

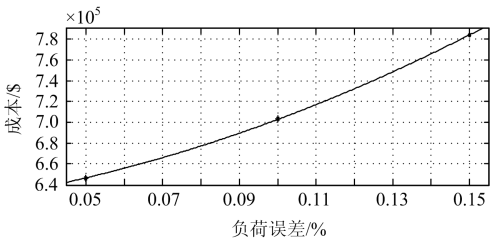

图 5　不同负荷预测误差下的成本

Fig. 5 Cost at different load forecasting errors

分别给出图 4 二氧化碳排放 y_{co_2} 和图 5 系统总成本 y_{cost} 对负荷预测误差 x 的二次函数拟合如下

$$y_{co_2} = 8220\times10^3 x^2 - 795\times10^2 x + 78550 \quad (10)$$

$$y_{cost} = 5056\times10^3 x^2 + 367\times10^3 x + 615500 \quad (11)$$

可见，对包含新能源机组进行多目标优化调度时，不同的负荷预测误差导致系统成本和二氧化碳排放并不相同，系统成本和二氧化碳排放随着误差的增加而增加，并且满足二次函数关系。也就是说随着负荷预测误差的增大，系统成本和碳排放呈二次函数增加。

上述现象的原因在于负荷预测误差较小时，系统无需提供过多的备用容量，而在负荷预测误差较大时，系统需要提供更多的备用容量方能保证系统供电的可靠性和安全性。因此，负荷预测精度越高，系统运行时所需总成本和运行时的碳排放额较小，反之亦然。该结果与理论定性分析的结果相一致，从另一个侧面论证了本文所得计算结果的合理性和正确性。

5　结论

构建了火−水−光−风电机组新能源电网的多目标优化函数，给出了粒子束优化算法在新能源电网优化调度时的具体思路，分析了不同负荷预测精度对新能源电网成本和二氧化碳排放量的影响，给出

了数值计算结果，并探讨了不同负荷预测精度下系统成本和二氧化碳排放的拟合规律，以期为负荷预测的精度评估和新能源复杂电网的优化调度提供参考。

参考文献

[1] 孟安波, 胡函武, 刘向东, 等. 基于纵横交叉算法优化神经网络的负荷预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7): 102-106.
MENG Anbo, HU Hanwu, LIU Xiangdong, et al. Short-term load forecasting using neural network based on wavelets and crisscross optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7): 102-106.

[2] 师楠. 含 CO2 排放和成本的多火电与 风-水电的优化调度[J]. 黑龙江科技大学学报, 2017, 27(3): 276-280.
SHI Nan. Optimal dispatch for various types of thermal- and wind-hydro power with CO2 emission and cost consideration[J]. Journal of Heilongjiang University of Science & Technology, 2017, 27(3): 276-280.

[3] 顾熹, 廖志伟. 基于相空间重构和高斯过程回归的短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(5): 73-79.
GU Xi, LIAO Zhiwei. Short-term household load forecasting based on EMD-SLSTM[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(5): 73-79.

[4] 刘升. 基于时间序列的台区配电负荷峰值预测[J]. 电力科学与工程, 2018, 34(7): 56-60.
LIU Sheng. Peak value forecasting for district distribution load based on time series[J]. Electric Power Science and Engineering, 2018, 34(7): 56-60.

[5] 张民, 鲍海, 晏玲, 等. 基于卡尔曼滤波的短期负荷预测方法的研究[J]. 电网技术, 2003, 27(10): 39-42.
ZHANG Min, BAO Hai, YAN Ling, et al. Research on processing of short-term historical data of daily load based on Kalman filter[J]. Power System Technology, 2003, 27(10): 39-42.

[6] 陈娟, 吉培荣, 卢丰. 指数平滑法及其在负荷预测中的应用[J]. 三峡大学学报: 自然科学版, 2010, 32(3): 37-41.
CHEN Juan, JI Peirong, LU Feng. Exponential smoothing method and its application to load forecasting[J]. Journal of China Three Gorges University: Natural Sciences, 2010, 32(3): 37-41.

[7] 穆海振. 分位数回归方法在盛夏日用电量预测中的应用[J]. 电力需求侧管理, 2018, 20(3): 24-27.
MU Haizhen. Application of quantile regression method in prediction of daily electricity consumption in mid-summer[J]. Power Demand Side Management, 2018, 20(3): 24-27.

[8] 李龙, 魏靖, 黎灿兵, 等. 基于人工神经网络的负荷模型预测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(8): 225-230.
LI Long, WEI Jing, LI Canbing, et al. Prediction of load model based on artificial neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(8): 225-230.

[9] 张涛, 朱建良. 小波回归分析法在短期电力系统负荷预测中的应用[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2008, 13(1): 74-76.
ZHANG Tao, ZU Jianliang. The application of wavelet transform and regression analysis used in short-term power load forecasting[J]. Journal of Harbin Science & Technology, 2008, 13(1): 74-76.

[10] 何洋, 邹波, 李文启, 等. 基于混沌理论的电力系统短期负荷预测的局域模型[J]. 华北电力大学学报: 自然科学版, 2013, 40(4): 43-50.
HE Yang, ZOU Bo, LI Wenqi, et al. A chaos theory based local model for short-term load forecasting[J]. Journal of North China Electric Power University: Natural Science Edition, 2013, 40(4): 43-50.

[11] 王奔, 冷北雪, 张喜海, 等. 支持向量机在短期负荷预测中的应用概况[J]. 电力系统及其自动化学报, 2011, 23(4): 115-121.
WANG Ben, LENG Beixue, ZHANG Xihai, et al. Application profiles of support vector machine in short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2011, 23(4): 115-121.

[12] 高靖, 张明理, 邓鑫阳, 等. 基于特征聚类的多能源系统负荷预测方法研究[J]. 可再生能源, 2019, 37(2): 232-236.
GAO Jing, ZHANG Mingli, DENG Xinyang, et al. Research on multi energy system load forecasting method based on feature clustering[J]. Renewable Energy Resources, 2019, 37(2): 232-236.

[13] 顾洁. 电力系统中长期负荷预测的模糊算法[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(2): 255-258.
GU Jie. Fuzzy methods for medium and long-term load forecasting of power system[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2002, 36(2): 255-258.

[14] 梁海峰, 涂光瑜, 唐红卫. 遗传神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2001, 25(1): 49-53.
LIANG Haifeng, TU Guangyu, TANG Hongwei. Application of genetic algorithm neural network for short term load forecasting of power system[J]. Power System Technology, 2001, 25(1): 49-53.

[15] 乔维德. 基于改进 PSO-BP 神经网络的短期电力负荷

预测研究[J]. 继电器, 2007, 35(17): 17-21.
QIAO Weide. Study of short-term power load forecasting based on improved PSO-BP neural network model[J]. Relay, 2007, 35(17): 17-21.

[16] LI B, ZHANG J, HE Y, et al. Short-term load-forecasting method based on wavelet decomposition with second-order gray neural network model combined with ADF test[J]. IEEE Access, 2017(5): 16324-16331.

[17] NOSE-FILHO K, LOTUFO A D P, MINUSSI C R. Short-term multinodal load forecasting using a modified general regression neural network[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(4): 2862-2869.

[18] 方八零, 李龙, 赵家铸, 等. 动态相似与静态相似相结合的短期负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(15): 29-35.
FANG Baling, LI Long, ZHAO Jiazhu, et al. Short-term load forecasting based on the combination of dynamic similarity and static similarity[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(15): 29-35.

[19] LIU D, ZENG L, LI C, et al. A distributed short-term load forecasting method based on local weather information[J]. IEEE Systems Journal, 2018, 12(1): 208-215.

[20] 刘翊枫, 周国鹏, 刘昕, 等. 基于智能相似日识别及偏差校正的短期负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(12): 138-145.
LIU Yifeng, ZHOU Guopeng, LIU Xin, et al. A short-term load forecasting method based on intelligent similar day recognition and deviation correction[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(12): 138-145.

[21] SHAO M, JEWELL W T. CO_2 Emission-incorporated AC optimal power flow and its primary impacts on power system dispatch and operations[C] // IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 25-29, 2010, Minneapolis, USA: 1-8.

[22] 陈祎熙, 许洁, 徐谷超, 等. 基于粒子群算法的并网风电场最大接入容量研究[J]. 可再生能源, 2017, 35(9): 1347-1351.
CHEN Yixi, XU Jie, XU Guchao, et al. Study on the maximum capacity of grid-connected wind farms based on particle swarm optimization[J]. Renewable Energy Resources, 2017, 35(9): 1347-1351.

[23] LI Han, ESEYE A T, ZHANG Jianhua, et al. Optimal energy management for industrial microgrids with high-penetration renewables[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 122-135. DOI: 10.1186/s41601-017-0040-6.

[24] 朱显辉, 崔淑梅, 师楠, 等. 电动汽车电机可靠性的灰色预测模型[J]. 电机与控制学报, 2012, 16(8): 42-46.
ZHU Xianhui, CUI Shumei, SHI Nan, et al. Grey prediction model of motor reliability of electric vehicle[J]. Electric Machine and Control, 2012, 16(8): 42-46.

[25] 王继业, 魏晓菁, 郝悍勇, 等. 基于灰色投影随机森林算法的配网故障量预测模型[J]. 自动化技术与应用, 2018, 38(4): 75-88.
WANG Jiye, WEI Xiaoqing, HAO Hanyong, et al. Distribution network fault prediction model based on random forest with grey relation projection[J]. Automation Technology and Application, 2018, 38(4): 75-88.

[26] CARRION M, ARROYO J M. A computationally efficient mixed-integer linear formulation for the thermal unit commitment problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2006, 21(3): 1371-1378.

收稿日期：2019-07-22；　修回日期：2019-12-26

作者简介：

陈文彬(1978—)，男，硕士，工程师，研究方向为电力系统运行与规划、电网系统运行风险辨识与控制；

徐大勇(1981—)，男，本科，高级工程师，研究方向为电力系统稳定性分析、电网仿真技术等；E-mail: dayong811225@163.com

郭瑞鹏(1972—)，男，副研究员，主要研究方向为电力系统状态估计、最优化技术及其在电力系统中的应用等。E-mail: eegrp@zju.edu.cn

(编辑　葛艳娜)