

基于 Haar 小波与 ARIMAX 模型进行短期负荷预测

党亚峥, 徐腾飞, 高 岩

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: 为了提高对非稳态负荷的预测精度, 提出了基于 Haar 小波分析和 ARIMAX 模型的短期负荷预测方案。首先, 通过 Haar 小波将高频信息序列与低频信息序列分别从电价与负荷序列中分解出来; 其次, 分别利用电价序列的高、低频率序列对负荷序列的高、低频率序列进行 ARIMAX 模型构建和预测; 最后, 将含有电价信息的高、低频负荷预测值进行 Haar 小波重构, 得到负荷序列的预测值。通过实例验证表明, 本文采用 ARIMAX 模型添加的电价信息, 弥补了多次预测产生的误差, 对短期负荷的预测精度高于传统时间序列方法。

关键词: Haar 小波; ARIMAX 模型; 电价信息; 负荷; 短期负荷预测

中图分类号: TM 734 **文献标志码:** A

Electric Load Forecasting Based on the Haar Wavelet Analysis and an ARIMAX Model for Electric Information

DANG Yazheng, XU Tengfei, GAO Yan

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: To improve the prediction accuracy of unstable electric load time series, a prediction method was proposed based on the decomposition of Haar wavelet and the coordination of ARIMAX model. First, the high and low frequency information sequences were separated by the Haar wavelet decomposition from the mixed information sequence, which consists of the informations of electricity price and electric load. Then, the high and low frequency sequences of the electricity price series were used to establish an ARIMAX model for prediction. Finally, the historic load series was obtained by the Harr wavelet reconstruction according to the prediction values, resulted from the ARIMAX analysis, and the results were compared with the traditional time series. The practical use of the method presented shows that it is helpful to increase the prediction accuracy of the instable load time series.

Keywords: Haar wavelet; ARIMAX model; electric price information; load; electric load forecast

随着我国电力供给改革的进一步深化, 电力供给方式出现多样化发展, 其中, 最具潜力的就

是电力竞标, 而电力竞标的依据之一就是短期负荷预测。短期负荷预测的精度直接影响到电网管

收稿日期: 2017-11-30

基金项目: 上海市自然科学基金资助项目(14ZR1429200); 上海市教委创新计划项目(15ZZ073); 河南省高等学校重点科研项目指导计划(17B120001)

第一作者: 党亚峥(1973-), 女, 副教授。研究方向: 组合优化、智能电网优化。E-mail: jgdzyz@163.com

理系统的规划、调度, 甚至电网的安全性和运营能力, 始终是电力系统研究的一个重点^[1-2]。

由于电力负荷对天气、线路规划、政策以及电力系统运行等外部环境敏感, 使得电力负荷预测的难度要比电力价格预测的高。但是, 鉴于负荷与电价的高度相关性, 许多用以预测电价的方法能在预测负荷方面使用^[3-5]。较为流行的方法是将经典 ARIMA (auto regressive integrated moving average) 预测模型^[6]、神经网络法^[7-8]与小波分析法^[9]进行有机组合。采用经典 ARIMA 预测模型对已经进行小波降噪处理的电力负荷值进行预测, 虽比单一使用 ARIMA 预测的精度高, 但没有考虑到电价信息对电力负荷的潜在影响, 将部分属于电价信息的因素作为噪声进行了消除^[10-11]。采用神经网络 (artificial neural network) 预测方法对电力负荷进行小波变换后的序列值进行预测, 但神经网络由于过度依赖人为调节阈值, 使得环境的适应性较低^[12-13]。其他研究都充分利用了小波分析在处理时间与频率信息、聚焦峰值与细节方面的优异性能, 使得处理信息丢失少, 这种对非平稳信号的处理能力会随着研究的深入而逐步增强^[14-16]。

本文凭借小波分析适应非平稳信号程度高、对时域和频域的多尺度刻画精细等优点, 充分利用 ARIMAX 模型对被解释变量滞后值的解释能力强的特性, 加入电价信息序列, 构建新的 W-ARIMAX 模型预测方案。

1 理论基础

1.1 小波分析

小波分析基于傅里叶变换, 具有对局部分析能力强、非平稳序列拟合程度高、时频多、分辨率高的优点, 且对环境的自适应度高, 应用广泛^[17-18]。小波定义: 在能量有限的空间 $\psi \in L^2(\mathbb{R})$ 中, 满足变换条件(式(1)), 则称 ψ 为小波。

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad b \in \mathbb{R}, \quad a \in \mathbb{R} - \{0\} \quad (2)$$

式中: $L^2(\mathbb{R})$ 为平方可积的实数空间; $\hat{\psi}(\omega)$ 为 ψ 的傅里叶变换; ω 为 $f(t)$ 的逆变换; $\psi_{a,b}(t)$ 为依赖参数 a, b 的连续小波, 为基本小波。

小波的逆变换

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \iint W_f(a,b) \psi_{(a,b)}(t) \frac{dad b}{a^2} \quad (3)$$

式中, $W_f(a,b)$ 是 $f(t)$ 在函数 $\psi_{(a,b)}(t)$ 上的投影。

在对历史电价、负荷序列分解测试中, 比较 Mexico 草帽小波、Daubechies 法、Mallat 法与 Haar 小波法, 采用对数据平滑趋向拟合较好的方法, 本文优选出 Haar 正交小波作为分解工具^[19-20]。同时, 由于每一层分解都会产生误差, 分解层数越多, 误差越大, 预测精度也会越低。对电价的分解层数进行论证, 分解一层为宜^[21-22], 本文支持该论断。

1.2 ARIMAX 模型理论

在随机序列中, 对其单位根检验结果不能显著拒绝原假设, 说明存在单位根, 是非平稳序列。显然, 电价与负荷均是非平稳的时间序列, 电价与负荷序列在时间上有密切的正相关均衡关系, 本文对历史电价与负荷进行整协检验, 并未出现虚假回归问题, 证实含有电价信息与负荷信息确实可以构成 ARIMAX 模型对负荷预测。

而 ARIMAX 模型的构成单元是 ARIMA (autoregressive integrated moving average model) 模型, 且 ARIMA 经过差分 d , 平稳化处理后即为 ARMA。ARMA 模型为

$$x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \cdots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

式中: x_t 为序列值; ε_t 是均值为 0 的随机干扰序列; ϕ_p 与 θ_q 是时间序列 x_t 的未知数参数; p 为自回归阶数; q 为移动平均阶数。

加入季节延迟因子 Φ_p 和 Θ_q , ARMA(p, q) 模型表示为

$$\Phi_p(B)x_t = \Theta_q(B)\varepsilon_t \quad (5)$$

ARIMAX 模型需要对参数 p, d, q 进行优选定参, 主要方法是 AIC 法与 BIC 法^[23]。AIC 法是指提取观测值最大信息量后产生的 ε_t 下降至最小, 以此定参数, 但需要已知白噪声的概率分布, 这种基于先验论的方法进行定阶就会出现偏误。理论已经证明, 样本数量长度的无限变大, 其计算值不会越来越接近真实值; BIC 法是对前者的改进, 强调模型高阶数与低阶数的影响权重, 但因权重大小会引起区间震荡, 在波动性很强的领域, 如电价与负荷, 单一采用 BIC 法会产生严重的偏离值。因此, 本文首先采用 AIC 法约定数个阶数, 再采用 BIC 法核定阶数, 选出最优阶数用来预测负荷。

2 短期负荷预测的 W-ARIMAX 模型

2.1 W-ARIMAX 模型思想

小波分析是对周期电价、负荷序列进行多频

率的分解与重构,将电价、负荷的低频部分作为函数的近似,是概貌信息序列;将电价、负荷的高频部分作为函数的分量,是细节信息序列。从信号角度分析,将后者分离属于“降噪”过程。去噪后的电价、负荷概貌信息序列,采用 ARIMAX 模型可以大致预测出负荷的未来值,但是,由于初始信息被剥离一层,因此,需要细节信息序列来补充。这两者采用 ARIMAX 模型均是基于小波分析(wavelet analysis)为前提,故本文命名为“W-ARIMAX”模型。

W-ARIMAX 预测方案:首先,将电力负荷与电力价格的混合模块信息带进行小波分解,得到时域的概貌信息序列与频域的细节信息序列;其次,对两者的概貌与细节分别进行协同 ARIMAX 模型预测,得出短期负荷概貌与细节的预测值;然后,将两组拥有电价信息的预测值进行小波重构,得出最终的短期负荷预测值;最后,运用本文构建的 W-ARIMAX 模型对 PJM(Pennsylvania New Jersey Maryland)公司的历史电力负荷值进行预测。建模过程中验证了对负荷和电价的最优小波分解层数是 1,对多变量参数进行优化是必要的,负荷分解后进行单一预测会产生较大偏误。

研究表明,W-ARIMAX 模型预测方案可以提高短期负荷预测精度。

2.2 W-ARIMAX 模型步骤与流程图

W-ARIMAX 模型需要对非平稳的电价、负荷时间序列实施小波分解,然后以电价作为自变量,以负荷作为因变量,依靠历史数据进行短期负荷预测。其建模流程如图 1 所示。建模步骤:

- a. 对历史电价、负荷分别进行自相关(AIC)与偏自相关(PAC)检验,通过检验(证明两者不是白噪声序列)后进行下一步;
- b. 分别对历史电价、负荷序列进行二进制的正交 Haar 连续小波分解,得到两者的概貌信息序列与细节信息序列;
- c. 针对概貌信息序列,以历史电价为自变量、负荷为因变量套用 ARIMAX 模型,首先识别两者的相关性,然后优选 AIC 法与 BIC 法定阶数,建立回归预测模型,对残差序列进行单位根检验,并预测未来负荷的概貌信息序列;
- d. 对细节信息序列仍使用 ARIMAX 模型,预测未来负荷的细节信息序列;
- e. 将负荷的概貌信息序列与细节信息序列预测值作为小波重构,基函数仍为 Haar 小波。

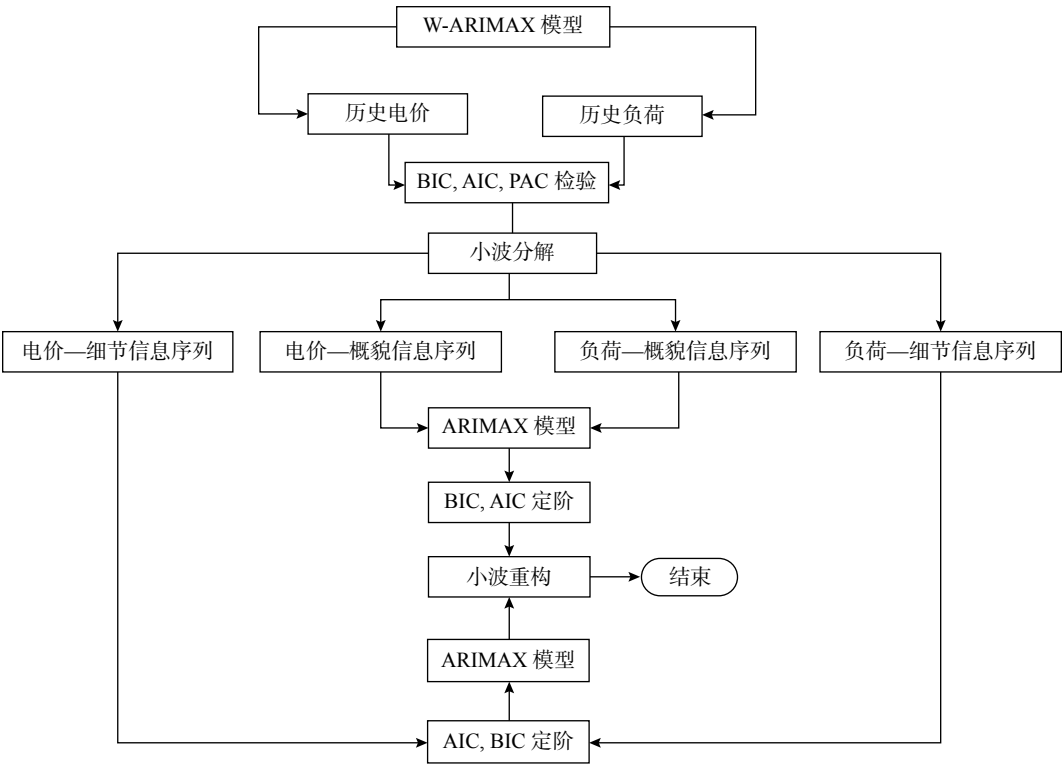


图 1 W-ARIMAX 模型流程

Fig.1 Flow-process diagram of the W-ARIMAX model

3 算例证明

小波分析结合电价信息, 构建的 W-ARIMAX 模型对负荷值进行预测, 这一新的组合方法需要运用实例证明。本文采用美国联合 PJM 公司 2017 年 1 月的历史电价、负荷。由于电价与负

荷的单位以及体量值不同, 本文将负荷数值缩小 10^9 倍, 处理后的数值将不再带有单位。数据可从官网下载, <http://www.pjm.com/markets-and-operations/energy/real-time/monthlylmp.aspx>, 两者的时间序列如图 2 所示。 t 为时间, X 为电价, Y 为负荷。

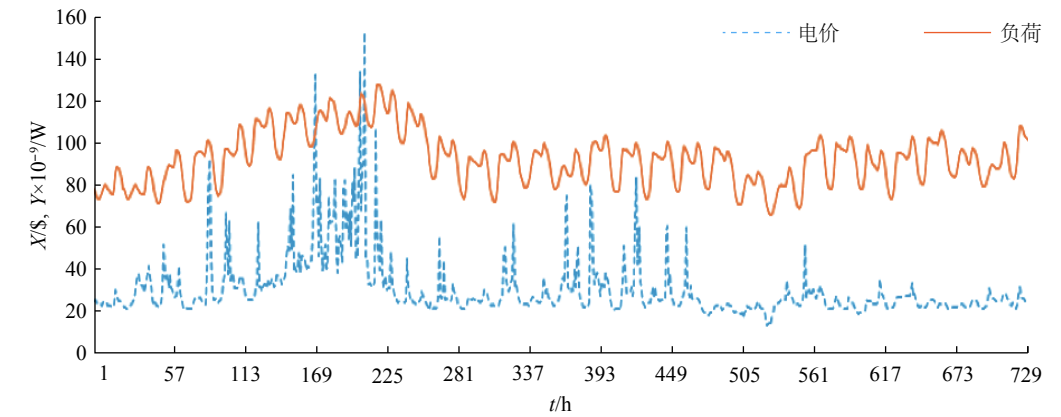


图 2 电价和负荷时间序列折线图
Fig.2 Time series lines graph of the electricity price and load

首先, 对历史电价与负荷的时间序列进行白噪声检验, 结果表明, 两者都有强的自相关和偏自相关, 这是能对未来负荷进行预测的基础。然后, 分别利用 Mexico 草帽小波、Daubechies 法、Mallat 法和 Haar 小波法进行分解与重构, 分

别将每种方法模拟效果最佳的序列进行比较, 优选 Haar 小波。基于 Haar 小波对历史电价与负荷的时间序列进行分解, 分别得到两者的概貌信息序列 (aprox) 与细节信息序列 (detail), 如图 3 和图 4 所示。

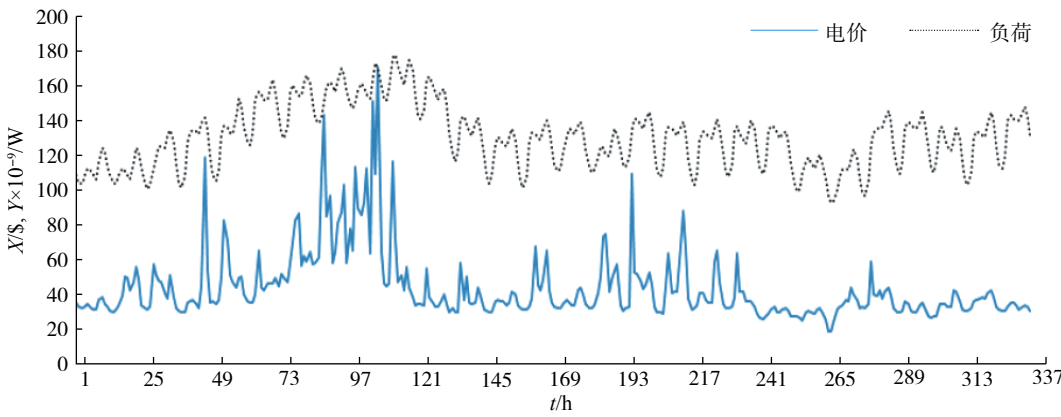


图 3 电价与负荷的概貌序列折线图
Fig.3 Low frequency sequence line graphs of the electricity price and load

对分解后的负荷概貌信息序列, 加入电价概貌信息序列作为信息, 构建为概貌信息序列的 W-ARIMAX 模型, 并且对参数进行择优后, 对未来 3 天的负荷概貌信息序列进行预测, 得到概貌模型与预测时序图 5。概貌模型的差分为一阶差分, 步长为 24, 移动平均阶数 q : $1-0.403\ 94B(1)$, 自回归阶数 p :

$1-1.886\ 12\ B(1)+1.279\ 62\ B(2)-0.482\ 04\ B(3)+0.217\ 31\ B(4)-0.213\ 56\ B(5)+0.067\ 31\ B(6)+0.110\ 31\ B(7)+0.075\ 29\ B(8)$
其中, $B(N)$ 是指第 N 个参数。
对分解后的负荷细节信息序列, 加入电价细节信息序列作为信息, 构建为细节信息序列的 W-ARIMAX 模型, 对参数进行择优后, 对未来 3 天

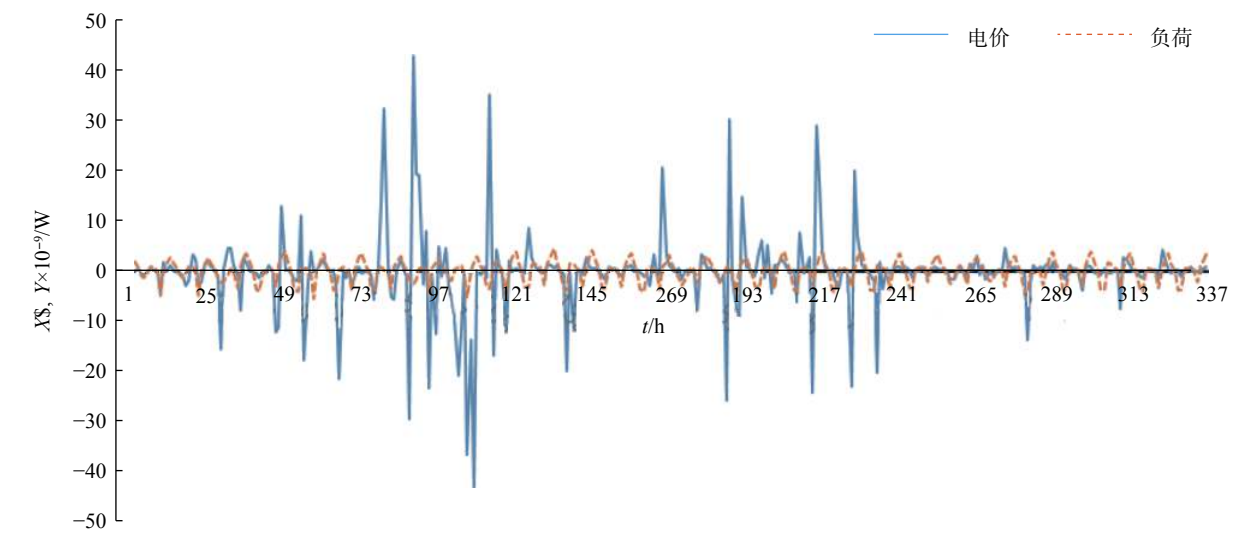


图 4 电价与负荷的细节序列折线图

Fig.4 High frequency sequence line graphs of the electricity price and load

的负荷细节信息序列进行预测，得到细节模型与预测时序图 6。细节模型的差分为一阶差分，步长为 24，自回归阶数 p 为

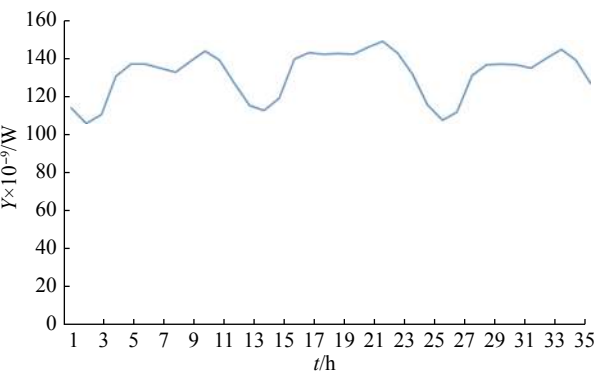
$$1 - 0.459\,97\,B(1) + 0.259\,61\,B(2) + 0.045\,26\,B(3) + 0.077\,74\,B(4) + 0.042\,07\,B(5) + 0.011\,98\,B(6) +$$


图 5 概貌序列预测折线图

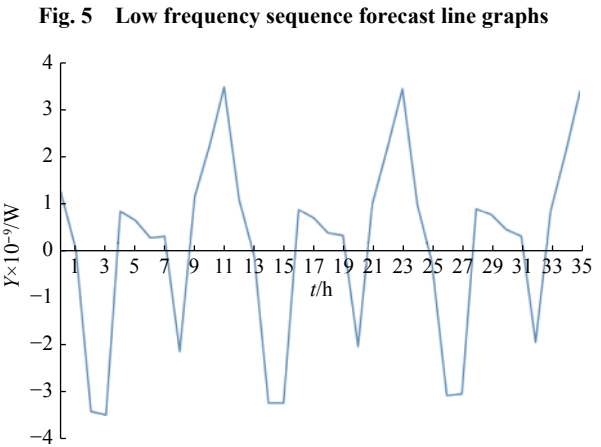


图 6 细节序列预测折线图

$$0.063\,74\,B(7) + 0.109\,27\,B(8) + 0.021\,09\,B(9) + 0.014\,38\,B(10) + 0.079\,54\,B(11) - 0.858\,69\,B(12) + 0.462\,72\,B(13) - 0.218\,72\,B(14) + 0.046\,43\,B(15)$$

为了进一步验证引入 Haar 小波分解对负荷预测效果的影响，本文构造了基于小波的 ARIMA 模型(W-ARIMA 模型)，对未来负荷概貌信息序列与负荷细节信息序列的预测值进行小波重构，得到未来 3 天的负荷预测值，将含有电价信息和小波分析 ARIMAX 模型的预测结果(W-ARIMAX)、不含有电价信息与小波分析的经典 ARIMA 模型的预测结果(ARIMA)、不含有电价信息(含有小波分析)的经典 ARIMA 模型的预测结果(W-ARIMA)同真实负荷值(Real)进行对比，如表 1 所示，并输出直观的 3 种模型预测时序同真实值的对比，如图 7 所示。

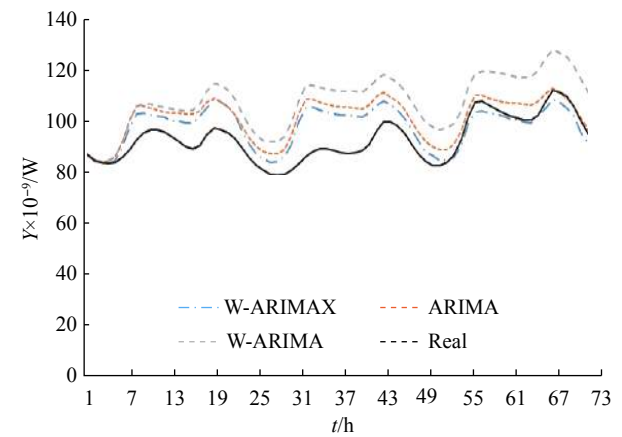


图 7 3 种模型的预测时序同真实值的对比图

Fig. 7 Comparison of the predicted time series by the three models with the real values

Fig. 6 High frequency sequence forecast line graphs

表 1 3 种预测方法输出值与真实值

Tab.1 Output values of the three forecasting methods and real values

时间/h	Real	ARIMA	W-ARIMAX	W-ARIMA	时间/h	Real	ARIMA	W-ARIMAX	W-ARIMA
1	87.340 91	86.943 16	87.524 70	87.279 32	37	88.112 43	102.830 80	105.864 10	112.038 45
2	85.140 08	85.452 02	85.620 20	85.676 45	38	87.853 31	102.584 30	105.809 70	112.076 78
3	84.207 12	83.918 09	84.848 60	84.538 29	39	88.026 23	102.177 30	105.328 90	111.804 68
4	83.854 76	84.144 79	84.884 80	85.091 67	40	88.860 60	101.992 50	105.130 60	111.679 10
5	84.449 86	84.955 41	86.760 60	86.759 74	41	91.135 68	103.429 10	106.504 40	113.255 53
6	86.338 69	90.003 73	92.151 00	91.707 65	42	96.430 71	106.549 80	109.809 80	116.639 74
7	89.510 19	98.032 44	100.764 50	100.788 17	43	100.096 60	107.986 00	111.466 10	118.494 27
8	93.082 47	103.181 60	106.288 90	106.316 47	44	99.902 43	106.824 50	109.727 20	116.812 34
9	95.710 55	103.629 30	106.322 00	106.826 72	45	98.644 64	104.604 90	107.946 50	115.236 98
10	96.961 11	102.676 70	105.348 40	106.746 40	46	95.809 81	101.755 90	104.840 10	112.171 81
11	96.957 81	102.486 50	104.496 10	106.321 42	47	91.495 88	97.177 83	100.461 00	107.994 58
12	96.060 51	101.826 80	103.843 90	105.891 36	48	87.373 57	92.556 04	95.740 40	103.315 65
13	94.202 85	100.548 60	103.562 40	105.044 95	49	84.606 56	88.225 50	92.301 40	99.830 89
14	92.287 75	100.424 30	103.549 80	104.635 26	50	83.379 77	87.121 85	90.308 50	98.164 52
15	90.455 03	99.717 19	103.109 80	104.296 55	51	83.309 14	85.034 96	89.451 00	97.146 93
16	89.639 81	99.541 83	102.951 00	104.738 07	52	84.332 39	85.584 95	89.403 60	97.624 51
17	90.863 53	102.312 30	104.363 20	106.929 61	53	86.959 55	86.285 55	91.198 20	99.418 65
18	95.017 91	105.567 30	107.706 10	111.936 77	54	93.081 36	90.850 78	96.509 60	104.292 17
19	97.584 53	109.063 90	109.398 70	114.844 39	55	102.029 70	99.250 64	105.046 30	113.500 89
20	97.073 33	107.678 90	107.695 20	114.041 83	56	107.782 20	103.777 80	110.496 00	118.949 15
21	95.703 21	105.597 30	105.948 90	112.375 96	57	107.985 30	104.397 10	110.456 60	119.595 16
22	93.502 48	102.648 20	102.875 90	108.910 42	58	106.516 00	103.377 90	109.412 40	119.425 17
23	90.168 65	96.438 40	98.529 20	103.590 29	59	104.871 10	103.139 70	108.491 50	119.141 69
24	86.249 62	91.781 40	93.840 20	98.394 05	60	103.392 10	102.312 80	107.772 60	118.620 27
25	83.052 61	87.244 18	90.431 90	94.809 58	61	102.292 80	101.064 90	107.426 30	117.918 54
26	81.140 89	85.953 57	88.468 80	92.872 96	62	101.674 20	100.731 50	107.350 70	117.412 82
27	79.921 12	84.434 70	87.640 30	92.204 60	63	100.905 10	99.965 59	106.849 40	117.225 15
28	79.435 53	84.834 08	87.621 00	92.309 54	64	100.783 10	99.814 13	106.631 10	117.562 44
29	79.789 72	86.647 59	89.443 00	94.302 80	65	102.592 00	102.557 40	107.985 40	119.910 81
30	81.276 11	91.430 32	94.781 00	99.797 73	66	108.105 50	105.552 90	111.272 10	124.810 50
31	83.830 50	100.561 30	103.343 50	108.553 90	67	112.218 10	108.833 10	112.910 00	127.878 21
32	86.638 44	105.370 70	108.818 40	114.145 42	68	111.705 20	107.862 90	111.153 30	126.964 77
33	88.718 90	105.662 70	108.803 40	114.340 37	69	109.814 70	105.333 50	109.355 40	125.464 01
34	89.794 87	104.672 30	107.783 00	113.442 06	70	106.059 00	102.599 90	106.232 20	121.881 10
35	89.657 39	103.783 60	106.885 10	112.733 19	71	100.751 30	96.103 17	101.836 80	116.731 31
36	88.804 82	103.041 00	106.188 70	112.172 73	72	95.629 71	91.550 95	97.100 30	111.413 72

4 结 论

a. 选用 Haar 小波作为小波分解的基, 模型在定阶过程中, 先采用 AIC 法定出 p 与 q , 并且比对 BIC 法定出的 p 与 q , 在有限的几组参数中选取最佳值, 既提高了精确度, 又节省了调参时间, 预测效率明显提高。

b. 在 ARIMA 模型、W-ARIMA 模型、W-ARIMAX 模型预测值对比过程中发现, 构建的含有电价信息的 W-ARIMAX 模型, 丰富了数据信息, 弥补了两次误差序列丢失的信息, 用该模型预测达到 5.74% 相对精度 (7.1% 绝对精度), 比 W-ARIMA 模型的相对精度提高了 3.59% (绝对精度提高了 2.25%), 更比经典 ARIMA 模型的相对精度提高了 10.23% (绝对精度提高了 8.88%)。

c. 从 3 个模型的预测序列图中发现, 在负荷趋势走向明显的情况下, 新构建的 W-ARIMAX 模型的拟合效果好, 但出现尖峰时就会出现预测值爬升与回荡乏力的情况, 下一步工作需要构建合适的动量因子加以改善。

参考文献:

- [1] 李永斌. 短期电力负荷预测模型的建立与应用[J]. 计算机仿真, 2011, 28(10): 316–319.
- [2] 唐敏. 电力行业市场主体构造的理论基础分析[J]. 能源技术经济, 2011, 23(2): 13–19.
- [3] ALAYWAN Z, ALLEN J. California electric restructuring: a broad description of the development of the California ISO[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1998, 13(4): 1445–1452.
- [4] 周佃民, 赖菲, 刘亚安, 等. 电力系统负荷预测与电价预测[J]. 继电器, 2000, 28(10): 31–33.
- [5] VUCETIC S, TOMSOVIC K, OBRADOVIC Z. Discovering price-load relationships in California's electricity market[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2001, 16(2): 280–286.
- [6] 饶正富, 冯尚友. 电力峰荷需求预测的 ARIMA 模型[J]. 水电能源科学, 1988, 4(1): 42–48.
- [7] 蒋平, 鞠平. 应用人工神经网络进行中期电力负荷预报[J]. 电力系统自动化, 1995, 19(6): 11–17.

- [8] 陈亚, 李萍. 基于神经网络的短期电力负荷预测仿真研究[J]. 电气技术, 2017(1): 26–29.
- [9] 牛晓东, 邢棉, 谢宏, 等. 短期电力负荷预测的小波神经网络模型的研究[J]. 电网技术, 1999, 23(4): 21–24.
- [10] 李晨熙. 基于 ARIMA 模型的短期电力负荷预测[J]. 吉林电力, 2015, 43(6): 22–24.
- [11] CHARYTONIUK W, CHEN M S. Neural network design for short-term load forecasting[C]//Proceedings of 2000 International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. London, UK: IEEE, 2000: 554–561.
- [12] 尹成群, 康丽峰, 李丽, 等. 基于小波变换和混合神经网络的短期负荷预测[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(5): 40–44.
- [13] 牛丽肖, 王正方, 臧传治, 等. 一种基于小波变换和 ARIMA 的短期电价混合预测模型[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(3): 688–691.
- [14] 李志刚, 刘伯颖, 李玲玲, 等. 基于小波包变换及 RBF 神经网络的继电器寿命预测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(14): 233–240.
- [15] 唐圣学, 付滔, 张雪辉. 基于小波自适应阈值滤波的 VMD 降噪方法[J]. 电测与仪表, 2018, 55(9): 10–14.
- [16] 向世强, 唐求, 宋鹏, 等. 非线性负荷电能计量方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(4): 181–186.
- [17] 李世雄. 小波变换及其应用[J]. 地球物理学进展, 1992, 7(2): 45–53.
- [18] 邵能灵, 侯志俭, 李涛, 等. 基于小波分析的电力系统短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(1): 45–50.
- [19] 贺晓, 刘爱国, 孙蕾, 等. 基于小波神经网络的中长期电力负荷预测[J]. 陕西电力, 2012, 40(2): 4–8, 22.
- [20] 蒋继楠. 基于小波去噪和人工神经网络的短期电力负荷预测[D]. 南宁: 广西大学, 2013.
- [21] 王艳君, 刘群, 任一平. AIC 与 BIC 在亲体-补充量模型选择中的应用及比较[J]. 中国海洋大学学报, 2005, 35(3): 397–403.
- [22] 黄羹墙, 杨俊杰. 基于 BP 神经网络与马尔可夫链的短期电价预测[J]. 上海电力学院学报, 2017, 33(1): 1–3.
- [23] 张帆, 张峰, 张士文. 基于提升小波的时间序列分析法的电力负荷预测[J]. 电力系统及其自动化, 2017, 39(3): 72–76.

(编辑: 石 瑛)