

文章编号:1672-058X(2012)09-0065-05

# 基于最优组合预测模型的电力负荷预测研究\*

王 蒙,张国友,田 丽,周明龙,王 静

(安徽工程大学 电气工程学院,安徽 芜湖 241000)

**摘 要:**电力负荷预测是电力规划及安全运行的基础,提高预测精度是电力负荷预测研究的重点,由于负荷预测的变化性和不确定性,单一的预测模型很难满足所有的预测情况;组合预测是将各个单项预测所得的结果选取适当的权系数进行加权平均的一种预测方法;采用灰色和时间序列作为单项预测模型,然后进行最优组合建立组合预测模型进行电力系统短期负荷预测;仿真实例表明:最优组合预测模型比单项预测模型具有更高的预测精度,具有一定的优越性。

**关键词:** 负荷预测;组合预测;加权平均

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

在电力系统的运行管理中,负荷预测是合理安排发电、输电以及电能分配的必要前提。提高负荷预测的精度对保持电力系统供需平衡和满足各类用户的负荷要求起着重要的作用,当然也更有利于提高电力系统的经济效益和社会效益,对电力系统的安全经济运行以及国民经济的发展有着重要的影响<sup>[1]</sup>。现在负荷预测的方法有很多,比如回归、时间序列、神经网络、灰色、专家系统等等,但是由于负荷预测的变化性和不确定性,单一的预测模型很难满足所有的预测情况,预测的精度也会受到影响。组合预测是对各个单项预测所得结果选取适当的权重进行加权平均的一种预测方法,组合预测模型可以综合各个单项模型的有用信息及优点,提高预测的准确性。鉴于此首先采用灰色理论(GM(1,1)模型)和时间序列(ARIMA模型)进行单项预测,然后将两种方法进行最优组合,并通过实例仿真验证了该方法的优越性。

## 1 最优组合预测模型的构建

### 1.1 灰色 GM(1,1)模型

灰色系统理论是对既含有已知信息又含有未知或非确定信息的系统进行预测,是对在一定范围内变化的、与时间有关的灰色过程的预测。负荷预测是根据电力负荷的过去值和现在值来推测未来值,它所研究的对象是不肯定事件,可以用灰色预测方法,其中 GM(1,1)是最为广泛应用的模型<sup>[2]</sup>。GM(1,1)的建模过程如下:

选定原始数据序列:  $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$

对原始数据序列作一次累加生成得:  $X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$

收稿日期:2012-02-28;修回日期:2012-03-14.

\* 基金项目:国家自然科学基金(71171002);安徽省自然科学基金(11040606M24).

作者简介:王蒙(1988-),男,安徽宿州人,硕士研究生,从事复杂系统建模研究.

其中,  $X^{(1)}(1) = X^{(0)}(1), X^{(1)}(t) = \sum_{k=1}^t X^{(0)}(k), t = 2, 3, \dots, n$

利用  $X^{(1)}$  构成一阶微分方程:  $\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = u$ 。其中,  $a$  为模型的发展系数, 反映了  $X^{(1)}$  和  $X^{(0)}$  的发展趋势;  $u$  为模型的协调系数, 反映了数据之间的变化关系<sup>[2]</sup>。利用最小二乘法求解出模型参数进而得到模型的时间响应方程:

$$\hat{X}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{\hat{a}}\right)e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{u}}{\hat{a}} \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

对式(1)进行累减生成还原, 可以得到原始数据序列  $X^{(0)}$  的 GM(1, 1) 预测模型:

$$\hat{X}^{(0)}(k+1) = \hat{X}^{(1)}(k+1) - \hat{X}^{(1)}(k) = (1 - e^{\hat{a}}) \left(x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{\hat{a}}\right) e^{-\hat{a}k} \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

## 1.2 时间序列 ARIMA 模型

ARIMA 模型是随机时间序列分析、预测与控制方法(即 B-J 方法)中最为重要的模型之一, 已经被广泛地应用到预测与控制的很多领域<sup>[3]</sup>。

ARIMA( $p, d, q$ ) 模型结构:

$$\begin{cases} \varphi(B) \nabla^d X_t = \Theta(B) \varepsilon_t \\ E(\varepsilon_t) = 0, \text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2, E(\varepsilon_t \varepsilon_s) = 0, s \neq t \\ E(x_s \varepsilon_t) = 0, \forall s < t \end{cases} \quad (3)$$

对  $d$  阶齐次非平稳序列  $\{X_t\}$  而言,  $\{\nabla^d X_t\}$  是一个平稳序列, 设其适合 ARMA( $p, q$ ) 模型, 即  $\varphi(B) \nabla^d X_t = \Theta(B) \varepsilon_t$ 。

$$\begin{aligned} \varphi(B) &= 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p \\ \Theta(B) &= 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \end{aligned} \quad (4)$$

式(3)为求和自回归滑动平均模型(Integrated Autoregressive Moving Average Model), 记为 ARIMA( $p, d, q$ )。其中  $p, d, q$  分别表示自回归系数、差分阶数和移动平均阶数<sup>[4]</sup>。

## 1.3 最优组合预测模型的构建

组合预测的关键是如何恰当地确定各个单项预测方法的加权系数, 而且采用不同的最优准则就会有不同的最优组合预测模型, 其权系数的获得当然也就存在着一定的差异。通常都是把预测精度作为衡量预测模型优劣的指标<sup>[5]</sup>。采用“误差平方和最小”作为组合预测的最优准则, 建立组合预测模型。

首先, 设某一预测问题在某一时段的实际值为  $y_t (t = 1, 2, \dots, n)$ , 对此问题有  $k$  种可行的单项预测方法, 其预测值分别为  $y_i(t) (i = 1, 2, \dots, k; t = 1, 2, \dots, n)$

构造如下的二次规划方程组:

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{i=1}^k \omega_i y_i(t))^2 \\ \text{S. t. } \sum_{i=1}^k \omega_i = 1 \end{cases} \quad (5)$$

求解这个二次规划问题得到权系数  $\omega_i$ , 可构建最优组合预测模型:

$$f(t) = \omega_1 y_1(t) + \omega_2 y_2(t) + \dots + \omega_k y_k(t) \quad (6)$$

在此采用灰色 GM(1, 1) 模型、ARIMA 模型作为单项预测模型, 分别用  $y_1(t), y_2(t)$  表示, 则可构建基于

这两种单项预测模型的最优组合预测模型:  $f(t) = \omega_1 y_1(t) + \omega_2 y_2(t)$ 。

## 2 算例仿真

选取某地区3月1日-3月15日每天24h的电力负荷数据为原始数据,分别用灰色GM(1,1)模型、ARIMA模型和最优组合预测模型对3月16日24h的电力负荷进行预测。

首先采用灰色GM(1,1)模型,选取3月5、6日及3月9-3月13日一般工作日7d 24h的负荷数据作为原始数据,按照上述方法进行建模预测。然后选取3月2日-3月15日一般工作日10d 24h的负荷数据,采用ARIMA模型进行建模,在分析了样本数据序列之后,选择ARIMA(1,1,2)模型进行预测。最后很据两种单项预测方法所得到的预测结果,求解式(3)的二次规划问题,得到两种单项预测方法的权系数,从而建立最优组合预测模型:  $f(t) = 0.5968y_1(t) + 0.4032y_2(t)$ 。

采用相对误差、平均相对误差及均方误差作为分析指标,仿真所得到的结果及误差分析如表1、表2、图1所示。

表1 3种方法的预测值和相对误差比较

预测时刻	实际负荷(MW)	GM(1,1)		ARIMA		组合预测	
		模型预测值(MW)	相对误差	模型预测值(MW)	相对误差	模型预测值(MW)	相对误差
00:00	194.64	200.56	-3.04%	185.41	4.74%	194.45	0.096%
01:00	192.97	196.08	-1.61%	186.25	3.48%	192.12	0.44%
02:00	187.73	185.27	1.31%	195.84	-4.32%	189.53	-0.96%
03:00	185.36	182.08	1.77%	195.43	-5.43%	187.46	-1.13%
04:00	187.28	183.01	2.23%	193.2	-3.16%	187.12	-0.095%
05:00	194.39	199.15	-2.45%	183.78	5.46%	192.95	0.76%
06:00	221.05	225.56	-2.04%	215.81	2.37%	223.94	-1.31%
07:00	212.84	214.88	-0.96%	203.11	4.57%	210.13	1.27%
08:00	225.57	220.11	2.42%	236.15	-6.02%	226.58	-0.45%
09:00	239.46	235.56	1.63%	250.86	-4.76%	241.73	-0.95%
10:00	242.87	234.20	3.57%	253.43	-4.35%	241.95	0.38%
11:00	259.14	263.10	-1.53%	251.73	2.86%	258.52	0.24%
12:00	231.78	239.52	-3.34%	218.2	5.85%	230.92	0.37%
13:00	227.49	225.62	0.82%	239.02	-5.07%	231.02	-1.55%
14:00	237.35	233	1.83%	245.14	-3.28%	237.89	-0.23%
15:00	236.05	233.83	0.94%	247.76	-4.96%	239.45	-1.44%
16:00	242.34	236.74	2.31%	253.83	-4.74%	243.63	-0.53%
17:00	261.31	257.34	1.52%	268.73	-2.84%	261.93	-0.24%
18:00	259.07	254.77	1.66%	251.17	3.05%	253.31	2.22%
19:00	287.45	284.9	0.87%	280.44	2.44%	283.1	0.89%
20:00	266.91	274.41	-2.64%	250.55	6.13%	264.79	0.79%
21:00	239.54	247.42	-3.29%	230.01	3.98%	240.40	-0.36%
22:00	214.32	208.77	2.59%	226.73	-5.79%	216.01	-0.78%
23:00	206.42	208.59	-1.05%	200.17	3.03%	205.20	0.59%

表 2 3 种预测模型的预测误差评价表

预测模型	平均相对误差	均方误差
GM(1,1)预测模型	1.98%	0.045 5%
ARIMA 预测模型	4.28%	0.196 8%
最优组合预测模型	0.75%	0.016 7%

由上面的图表结果可以看出,对于 1 d 24 h 的负荷预测,灰色 GM(1,1)模型的平均相对误差为 1.98%,均方误差为 0.045 5%,时间序列 ARIMA 模型的平均相对误差为 4.28%,均方误差为 0.196 8%,最优组合预测模型的平均相对误差为 0.75%,均方误差为 0.016 7%,显然,最优组合预测模型的预测精度更高,预测数据曲线与实际数据曲线的趋势基本一致,拟合效果也是最好。

### 3 结 论

通过对实例仿真的分析,对建立的最优组合预测模型和灰色 GM(1,1)和时间序列 ARIMA 模型进行比较,结果表明最优组合预测模型的预测精度要更高一些,最优组合预测模型相比单项预测模型具有一定的优越性,是进行短期负荷预测的一种有效的方法,具有一定的实际意义和应用价值。

#### 参考文献:

- [1] 莫玲. 基于时间序列和人工神经网络的电力系统短期负荷预测[D]. 南昌大学硕士学位论文,2006
- [2] 李小燕. 基于灰色理论的电力负荷预测[D]. 华中科技大学硕士学位论文,2007
- [3] 戴钰. 最优组合预测模型的构建及其应用研究[J]. 经济数学,2010,27(1):92-98
- [4] 肖枝洪,郭明月. 时间序列分析与 SAS 应用[M]. 武汉:武汉大学出版社,2009
- [5] 郑鹏辉. 基于 ARIMA 模型的组合模型研究[D]. 燕山大学硕士学位论文,2008
- [6] 蒋晓艳,何川,方蕾. 基于最优组合预测法的电网用电量预测[J]. 中国西部科技,2010,9(14):36-38
- [7] 杨春波. 基于灰色模型和人工神经网络的改进组合预测模型及其应用研究[D]. 山东师范大学硕士论文,2009
- [8] HIROYUKI M, NORIYUKI K. A Data Mining Method for Short-term Load Forecasting in Power Systems[J]. Electrical Engineering in Japan,2002,139(2):12-22
- [9] TANG X W, ZHOU Z F, SHI Y. The variable weighted functions of combined forecasting[J]. Computers and Mathematics with Applications,2003,45(4):723-730
- [10] 邓聚龙. 灰理论基础[M]. 华中科技大学出版社,2002
- [11] 程松林,任利伟. 基于灰色和神经网络的最优组合预测分析[J]. 上海电机学院学报,2009,12(2):157-160
- [12] 林智星. 基于组合模型的电力系统短期负荷预测[D]. 华北电力大学硕士学位论文,2009

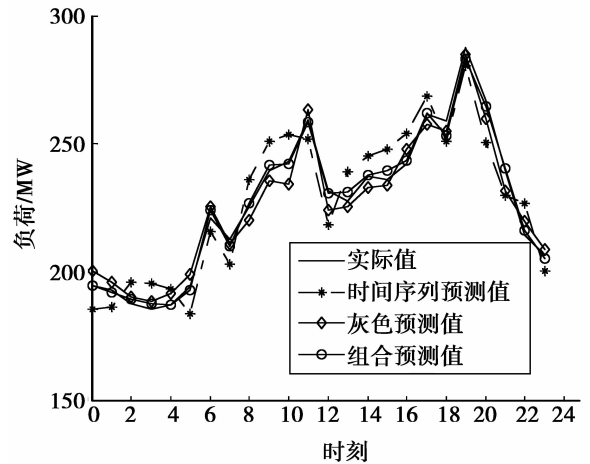


图 1 3 种方法的预测曲线和实测曲线拟合图

## Research on the Forecast of Electric Power Load Based on Optimal Combination Prediction Model

**WANG Meng, ZHANG Guo-you, TIAN Li,  
ZHOU Ming-long, WANG Jing**

(School of Electric Engineering, Anhui Polytechnic University, Anhui Wuhu 241000, China)

**Abstract:** Electric power load forecast is the basis for the planning and safe operation of electric power, and the improvement of forecast accuracy is the important point for the research on electric power load forecast. Because of the changeable characteristics and uncertainty of load forecast, single forecast model is difficult to satisfy all forecast conditions and combined forecast is a kind of forecast method by using prediction results from each prediction to choose appropriate weight and coefficient for weighted average. Grey and time-series are used in single prediction model, then combined prediction model is set up by optimal combination for short-term load prediction of electric power system and simulation experiment shows that optimal combination prediction model has higher prediction accuracy than single prediction model and has certain advantage.

**Key words:** load prediction; combined prediction; weighted average

责任编辑:代小红

---

(上接第 64 页)

## Research on Logistic Demand Forecast Based on Support Vector Machines and Neural Network

**TIAN Li, CAO An-zhao, WANG Meng, ZHOU Ming-long, WANG Jing**

(School of Electric Engineering, Anhui Polytechnic University, Anhui Wuhu 241000, China)

**Abstract:** The quantitative data of logistic demand are the important basis for regional logistic development policy and planning, there are many factors influencing logistic demand, so traditional forecast method can not overall consider all kinds of factors and has lower forecast accuracy. In order to improve the forecast accuracy of logistic demand, combined forecast method is used to set up the combined forecast model based on support vector machines and neural network, firstly support vector machines are used to forecast and forecast basic data are obtained, then residual modification is conducted by BP neural network, and numerical example simulation analysis indicates that the combined forecast model has higher accuracy, is a kind of effective forecast model and provides a new idea for logistic demand forecast.

**Key words:** logistic demand; support vector machines; neural network

责任编辑:田 静