

# 基于气象因子的华中电网负荷预测方法研究\*

胡江林 陈正洪

(湖北省气象科学研究所,武汉 430074)

洪斌 王广生

(华中电管局动能经济研究所,武汉 430077)

## 提 要

在分析各种节假日负荷变化规律的基础上,利用气象因子作预报变量,使用动态的综合线性回归和自回归相结合的混合线性回归方法及非线性的人工神经网络方法来进行华中电网日负荷和日最大负荷及日最小负荷的预测。对12个月共365天的独立样本试预报表明,该客观方案对华中电网负荷的预测精度可满足业务调度的需要。

关键词:电网负荷 线性回归 人工神经网络 气象因子

## 引 言

负荷预测,对电力系统的安全、经济运行起着重要的作用,无论是电网的经济调度、水火协调、发电计划,还是系统安全评估等都需要有可靠的负荷预测数据作为前提。不恰当地考虑负荷运行模型,会使预测结果与系统实际情形有较大出入,从而构成电网运行的潜在危险或造成不必要的投入,从而降低系统运行的经济效益。

由于构成电网的负荷多样性,影响负荷的预测因素很多,例如负荷水平、气象条件、季节因素、生活习惯、社会经济环境等都对负荷变化起着一定的作用,加之负荷变化本身具有不确定性,因此要准确地预测负荷有相当的难度<sup>[1~2]</sup>。目前,业务的负荷预测流程正由调度员的主观预测逐步过渡到基于统计规律的客观预测,使用的客观预测方法主要包括相似法、模型法、人工智能法和综合法等。但是,由于各种条件的限制,现有的许多预测方法一般只是定性地考虑气象条件对电网负荷变化的影响,加之一些模型没有仔细分析负荷本身的变化规律和特点,现阶段负荷的客观预测仍存在较大误差<sup>[3]</sup>。

本文在分析各种节假日负荷变化规律的基础上,利用气象因子作预报变量,使用动态的综合线性回归和自回归相结合的混合线性回归方法及非线性的人工神经网络方法来进行华中电网日负荷和日最大负荷及日最小负荷的预测。对12个月共365天的独立样本试预报表明,对华中电网的日负荷、日最大负荷和日最小负荷的预测误差分别为1.62%、1.56%和1.93%,因而该客观方案对华中电网负荷的预测精度可满足业务调度的需要。

\* 2001-04-29收到,2001-12-11收到修改稿。

## 1 选用资料

本文所用负荷资料是华中电网各省(湖北、河南、湖南、江西)逐日的日负荷、日最大负荷和日最小负荷,华中电网负荷是四省负荷的累加值,资料年限从1997年2月至2000年5月,总计1264天的样本资料。根据以前的研究结果,电网负荷与气象因子中的气温关系最为密切。因而我们选用的气象资料是四省的省会武汉、郑州、长沙、南昌四城市的日平均气温、日最高气温、日最低气温,其中日平均气温由02:00、08:00、14:00和20:00(北京时间)4个正点时次的观测气温取平均值得到。

## 2 负荷预测方案设计

### 2.1 负荷资料预处理及预测方案概述

根据对华中电网负荷资料的分析,本文把实际总负荷  $L$  分解成3部分:随时间呈某种增长程度变化的长期趋势项  $L_t$ 、节假日效应项  $L_h$  和以一年为周期的季节波动项  $L_m$ ,其中最后一项季节波动项  $L_m$  与气象条件密切相关,可认为主要是由于气象因子的变化造成的,即

$$L = L_t + L_h + L_m \quad (1)$$

其中长期趋势项  $L_t$  是以简单的线性关系来表示对  $L$  的拟合:

$$L_t = at + b \quad (2)$$

$t$  表示时间(资料序号或天数),  $a$ 、 $b$  是系数,由建模的样本确立。而  $L_h$  是节假日效应项,由最近3年的节假日负荷资料分析得出。季节波动项  $L_m$  是负荷预测方案中的主要预报内容,它定义为实际负荷  $L$  与长期趋势项  $L_t$  和节假日效应项  $L_h$  之差:

$$L_m = L - L_t - L_h \quad (3)$$

由于负荷变化的复杂性和不可预测性,预测模型必须是动态的,选用的样本也必须与预报日期较接近,否则模型在实际运用时可能不能实现模型的自适应和自我调整。本方案主要是预测由气象因子造成的季节波动项  $L_m$ ,考虑到天气的相似性和连续性,预测模型选用的样本取预报日之前的1年又1个月的数据,即每天在预报“明天”的负荷时,以过去的395天资料样本建模。

### 2.2 $L_t$ 、 $L_h$ 和 $L_m$ 的确定

#### 2.2.1 长期趋势项 $L_t$ 确定

使用395天样本数据和最小二乘法,确定系数  $a$  和  $b$ ,从而可由式(2)确定每个样本建模时的  $L_t$ 。同理,由式(2)也可确定预测日的  $L_t$ 。

由于业务运行时调度员主要考虑的是负荷变化的百分比而不是具体的数值本身,在确定长期趋势项  $L_t$  后,定义变量  $L_p$ :

$$L_p = (L - L_t) / L_t \quad (4)$$

$L_p$  实际上包含节假日效应项  $L_h$  与季节波动项  $L_m$  之和。已知  $L_p$  后由式(4)即可求出负

荷  $L$ 。

### 2.2.2 节假日效应项 $L_h$ 的确定

节假日和非节假日的负荷有明显变化,特别是我国人民的传统节日春节,电网负荷明显减少。要预测好节假日的负荷变化,必须对节假日作特别的考虑。本文使用节假日效应项  $L_h$  来处理节假日和非节假日的负荷变化关系,即在节假日时增加一项  $L_h$  (非节假日  $L_h$  项为 0) 来表示节假日对负荷的影响。

对样本中的节假日,要从  $L_p$  中分离出节假日效应项  $L_h$  和与气温变化有关的季节波动项  $L_m$ 。要准确区分这两项是困难的,这里先统计非节假日情况下气温与  $L_p$  的关系,再将此关系运用到节假日,假定节假日中的  $L_m$  中气温对负荷的影响是非节假日气温对负荷的影响的平均情况,从而分离出历史样本中各个节假日的  $L_h$ ,再以多年(本文为 3 年)历史样本的平均作为每个节假日的  $L_h$ 。

为方便比较各项的相对重要性,将  $L_h$  与  $L_t$  的比值定义为  $l_h$ :

$$l_h = L_h / L_t \quad (5)$$

本文中考虑的节假日有:春节、五一节、国庆节和周六、周日。表 1 给出了根据 1997 ~ 1999 年春节期间资料计算的  $l_h$ ,从表中可知春节期间农历初二的  $l_h$  项绝对值最大,其日负荷比正常工作日下降 30% 以上,而 1 h 的最大和最小负荷分别下降 25% 和 24%,在此之前或之后,节假日效应项  $l_h$  的影响逐步减少,但在 1 个星期之内节假日效应项  $l_h$  一般要在 10% 以上。五一节和国庆节的节假日效应项  $l_h$  最大在 -0.05 至 -0.10 之间,即可使负荷变化下降 5% 以上。而周六和周日的假日效应项  $l_h$  较小。

表 1 华中电网日负荷、日最大及日最小负荷在春节期间的节假日效应项  $l_h$

	距农历初二天数(d)							
	0	±1	±2	±3	±4	±5	±6	±7
日负荷	-0.310	-0.296	-0.260	-0.244	-0.205	-0.168	-0.144	-0.113
日最大负荷	-0.249	-0.233	-0.195	-0.178	-0.141	-0.120	-0.098	-0.083
日最小负荷	-0.239	-0.240	-0.226	-0.204	-0.187	-0.152	-0.137	-0.105

### 2.2.3 气象负荷及其与气象因子的关系

仿式(5),将  $L_m$  与  $L_t$  的比值定义为气象负荷  $l_m$ :

$$l_m = L_m / L_t \quad (6)$$

根据研究,华中电网负荷与日平均气温的相关关系明显<sup>[4]</sup>,在日平均气温大于 20 °C 时为正相关,小于 20 °C 时为负相关,且相关系数的绝对值在 0.5 以上。但如果使用日平均气温和负荷直接建立回归方程,正相关和负相关对回归方程方差的贡献将相互抵消,因而引入和气温有关的新变量  $T_n$ :

$$T_n = \begin{cases} T - 20 & T > 20 \text{ } ^\circ\text{C} \\ 0 & T = 20 \text{ } ^\circ\text{C} \\ k(20 - T) & T < 20 \text{ } ^\circ\text{C} \end{cases} \quad (7)$$

其中  $k$  是与电网有关的常量。经式(5)对日平均气温变换后,气温变量  $T_n$  与气象负荷即为正相关,二者可直接建立回归方程。

例如,图1显示的是华中电网逐日的气象负荷  $l_m$  与式(7)定义的气温变量  $T_n$  随时间变化的关系,图中可见总的来说一年四季气象负荷与气温变量  $T_n$  都有较好相关,特别是二者变化的大趋势基本一致。由计算可知,气象负荷  $l_m$  与气温变量  $T_n$  的相关系数(0.715)比气象负荷与日平均气温的相关系数(0.107)大得多。

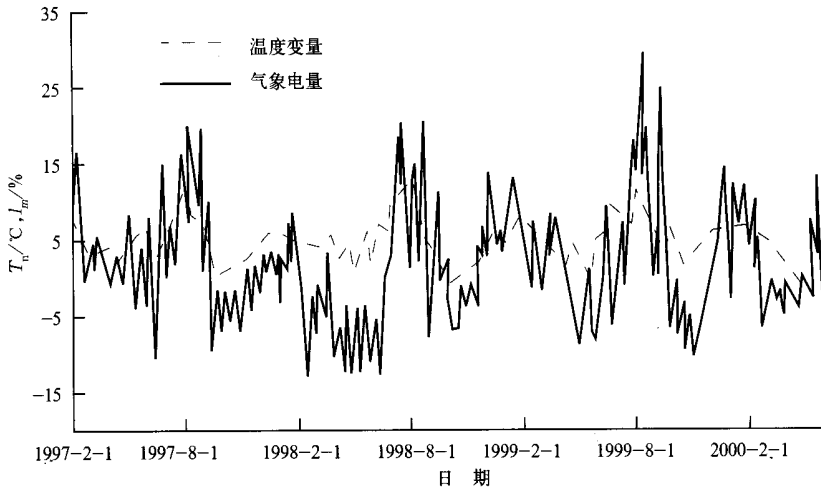


图1 1997年2月1日至2000年4月30日华中电网逐日的气象负荷( $l_m$ ,单位:%)和气温变量( $T_n$ ,单位:°C)的时间序列变化关系

### 3 预测模型简介

#### 3.1 动态混合线性回归方法

电力负荷中的基础负荷是随时间有很大的变化,要做出无系统偏差的预测,预测方程必须是动态的。本文使用动态的综合线性回归和自回归相结合的混合线性回归方法<sup>[5]</sup>来预测  $l_m$ :

$$Y_t = a_0 Y_{t-1} + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 + a_4 X_4 + a_5 \quad (8)$$

$Y_t$  是预报变量,  $Y_{t-1}$  是预报变量前一天的值,  $X_1$  是预报的气温变量  $T_n$ ,  $X_2$  是预报的最高气温与最低气温之差,  $X_3$  是前一天的  $T_n$  值,  $X_4$  是前一天的最高气温与最低气温之差,  $a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5$  是回归系数。实际应用时  $X_1$  和  $X_2$  取气象台的预报值,线性回归和自回归相结合的混合模型既可考虑其他变元对因变元的作用,又可体现出因变元自身前后的变化。加之模型是动态的,该模型可以较好地反映负荷的变化。

#### 3.2 人工神经网络方法

人工神经网络是一个可自动提取一组预报变量和另一组自变量之间非线性关系的数据处理系统。该网络的建立过程称为人工神经网络的训练过程,它是用自适应算法递归迭代求解因变量与自变量之间的非线性关系,训练后的神经网络模型可用来估算或预报预测变量。到目前为止,已经出现许多神经网络模型及相应的学习方法。其中反向传播

神经网络模型(简称 BP 模型)是应用较广泛的一种,这种模型在输入层和输出层之间插入若干个隐含层,相邻层次之间的神经网络元之间用连接权系数作相互连接,而各层内的神经元之间没有连接。本文使用的神经网络模型只含 1 个隐含层,其数学模型是:

$$Y = f(\omega_1 X + \theta_1) \quad (9)$$

$$Z = f(\omega_2 Y + \theta_2) \quad (10)$$

这里  $X, Y, Z$  分别是输入层、隐含层和输出层矢量(节点向量),  $\omega_1, \theta_1$  和  $\omega_2, \theta_2$  表示输入层与隐含层和隐含层与输出层之间的权重和阈值,  $f(x)$  为网络激活函数,这里采用 S 型函数,即

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (11)$$

神经网络“学习”或“训练”过程,就是求解  $\omega_1, \theta_1$  和  $\omega_2, \theta_2$ ,使得,

$$E = \frac{1}{2} \sum (Z - Z_0)^2 \quad (12)$$

达到最小值的过程,这里  $Z_0$  是期望输出矢量。

神经网络的学习训练过程,就是用迭代方法确定  $\omega_1, \theta_1$  和  $\omega_2, \theta_2$  的过程,具体的算法可参阅文献[6]。

神经网络模型的主要优点是它具有强大的学习功能,神经网络的连接权和连接结构都可通过网络训练得到,并不需人们预先掌握两组变量之间的关系,且训练得到的是变量之间非线性关系。神经网络的非线性是通过网络激活函数  $f(x)$  导入的,通过它可解决非线性问题。

本文中使用的神经网络模型的输入变元与混合线性回归模型所使用的变元相同。即输入节点数 5,隐含层节点数为 2,输出层节点数为 1。迭代次数为 10000。

## 4 预测效果分析

对 1999 年 6 月 2 日至 2000 年 5 月 31 日共 365 天进行独立样本试验,试验效果分析如下:

### 4.1 总体预测效果

对  $l_m$  作出预测后加上  $l_h$ ,由  $L_t$  和式(5)、(6)、(1)即可求出电网的负荷,图 2 给出了独立样本试验期间的试验结果。从图中可见无论是动态混合线性回归方法还是神经网络方法,均可对日最大负荷和最小负荷的季节变化和春节期间的变化作出较准确的预测,对 1999 年 7 月和 9 月高温时节的预测也基本能反映实况的变化,因而两种方法对负荷变化的总体趋势有较好的把握,预测模型能较好地跟踪实况负荷的变化规律,不存在一段时期内长期高于或低于实际负荷的情况。

但从图 2 也可见每日的预测仍存在一定的偏差,特别是在负荷变化的转折时期或是剧烈时期有时预测模型不能反映实际负荷的变化。例如 1999 年 7 月的几个用电高峰,预测基本都偏小,其中的原因仍需进一步研究。

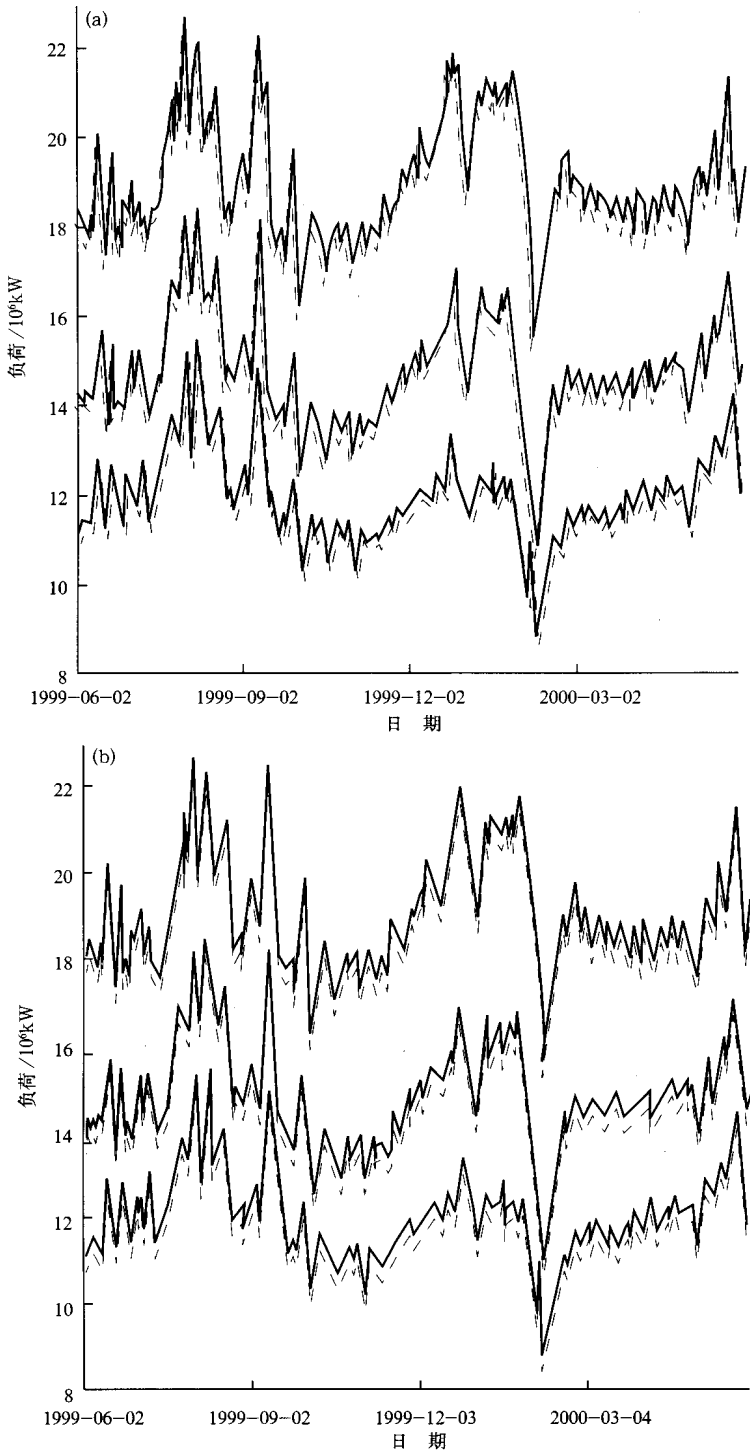


图2 365天的独立样本试验结果(a)动态混合线性回归方法;(b)人工神经网络方法  
(图中上、中、下曲线分别为日最大、平均和最小电量负荷(单位: $10^6$  kW)的预测(虚线)和实况(实线))

#### 4.2 预测效果的统计结果

表 2 列出了试验期间动态混合线性回归和人工神经网络两种方法对华中电网负荷的预测效果的一些统计参数。从表中可见两种方法的系统误差都表现为较小的正偏差,平均误差也在 2% 之内,其中人工神经网络方法的系统正偏差很小,且平均误差和误差均方差也是人工神经网络模型比动态混合线性回归模型略小,显示两种方法的预测误差都较小,且人工神经网络方法较动态混合线性回归方法略好,但这种差别很小,在实际运用中对具体的预测个例的预测效果难以区分。例如从两种方法预测的正最大误差和负最大误差来看,由人工神经网络方法作的预测的极大误差可能比动态混合线性回归方法略大,特别是对日最大负荷的预测,由人工神经网络方法作的预测的负最大误差比动态混合线性回归方法大得多。

分析表 2 可知,总的来看对华中电网负荷的预测,日最大负荷的预测误差最小,日最小负荷的预测误差最大,日负荷的预测误差居中,两种预测方法的平均误差都小于 2%。但预测的最大误差仍较大,可超过 6%,特别是对日最小负荷而言,最大误差可超过 10%。

表 2 试验期间华中电网负荷的预测效果

预测量	系统误差		正最大误差		负最大误差		平均误差		误差均方差	
	I	II	I	II	I	II	I	II	I	II
日负荷	0.3	0.2	6.9	7.3	-9.4	-8.3	1.68	1.62	2.23	2.16
日最小负荷	0.3	0.2	13.5	13.0	-10.3	-11.6	1.96	1.93	2.67	2.16
日最大负荷	0.4	0.0	6.2	6.2	-7.7	-11.2	1.57	1.56	2.13	2.06

\* I:动态混合线性回归, II:人工神经网络。

统计试验期间预报误差的分布可得表 3。华中电网的日最大负荷和日平均负荷,预报误差小于 2% 的天数超过 71%,日最小负荷预报误差小于 2% 的天数超过 63%。加上误差在 2% 和 3% 之间的情况,预报误差小于 3% 的情形占 80% 到 90% 左右,而预报误差超过 6% 的情况对日最大负荷和日平均负荷而言不超过总数的 2%,对日最小负荷预报误差不超过总数的 4%,因而日最大负荷和日平均负荷的预报效果较佳,日最小负荷预报效果略为逊色。

表 3 试验期间华中电网日负荷、日最大及日最小负荷预报误差分布

负荷种类	≤2%		2%~3%		3%~4%		4%~6%		6%~8%		8%~10%		≥10%	
	I	II	I	II	I	II	I	II	I	II	I	II	I	II
日负荷	71.5	74.2	12.9	11.6	7.4	6.0	6.6	5.5	1.3	1.6	0.3	0.3	0.0	0.0
日最小负荷	63.6	63.3	15.9	19.2	9.3	7.1	7.9	6.8	1.9	2.5	0.6	0.0	0.8	1.1
日最大负荷	71.0	71.8	17.8	14.0	4.9	9.0	4.9	3.8	1.4	1.1	0.0	0.0	0.0	0.3

\* 说明同表 2。

表 3 中显示除极个别例子外,日最大负荷和日平均负荷的预报误差都不超过 10%,但是使用人工神经网络方法作的日最小负荷预报有总数 1.1% 的个例预测误差超过 10%,因而使用中调度员仍需综合考虑其它因素。

#### 4.3 华中各省电网的预测效果

仿照对华中电网的预测试验,也可作出华中四省各省电网的日负荷、日最大及日最小

负荷的预测。从总体上看,对各省电网负荷的预测结果与对华中电网负荷的预测结果二者基本一致,但预测的误差都有不同程度的增加。限于篇幅本文只给出了预测的平均误差(表4)。从表4可见各省电网负荷的平均预测误差总体上在2%到3%之间,其中对日负荷和日最大负荷的预测效果较对日最小负荷的预测效果为好,四省中又以湖北省的预测效果最好,江西最差,河南和湖南介于两者之间。仔细比较两种预测方法的预报效果,人工神经网络方法可能比动态混合线性回归方法略好(例如江西的情况),但整体差别也不明显,实际工作中应对具体问题分别考虑。

表4 华中四省各省电网日负荷、日最大及日最小负荷的预测平均误差 %

负荷种类	湖北		河南		湖南		江西	
	I	II	I	II	I	II	I	II
日负荷	2.12	1.91	2.24	2.34	2.28	2.25	2.23	2.24
日最小负荷	2.98	2.64	2.76	2.89	2.76	2.70	3.32	2.87
日最大负荷	2.15	2.36	2.43	2.28	2.31	2.54	3.02	2.24

\* 说明同表2。

## 5 结 论

本文在分析气象因子和负荷变化及各种节假日负荷变化规律的基础上,利用气象因子作预报变量,使用动态的综合线性回归和自回归相结合的混合线性回归方法及非线性的人工神经网络方法来进行电网日负荷和日最大负荷及日最小负荷的预测。对12个月共365天的独立样本试预报表明:

(1) 华中电网的日负荷、日最大负荷和日最小负荷预测的平均误差小于2%,对华中各省的预测平均误差小于3%,因而该客观方案对华中电网负荷的预测精度可满足业务调度的需要。

(2) 混合线性回归方法和非线性的人工神经网络方法基本相当,但人工神经网络方法的预测效果可能略好。

(3) 本方案对日负荷和日最大负荷的预测效果好于对日最小负荷的预测效果。

但本方案的预测误差在某些情形下仍可能较大,实际运用时应对此有所估计。另外,负荷变化是一个复杂的系统,要准确预测几乎不可能,即便是气象因子对它的影响也仍有许多问题有待进一步研究。

## 参 考 文 献

- 1 Douglas M L C, Henry E W. Modeling the impact of summer temperatures on national electricity consumption. *J. Appl. Meteor.*, 1981, 20:1415~1419.
- 2 Quayle R G, Diaz H F. Heating degree day data applied to residential heating energy consumption. *J. Appl. Meteor.*, 1980, 19:241~246.
- 3 陈正洪,杨荆安,洪斌.华中电网用电量与气候的变化及其相关性诊断分析.华中师范大学学报,1998,32(4):515~520.
- 4 胡江林,陈正洪,洪斌,等.华中电网日负荷与气象因子的关系研究.气象,2002,28(3):14~18.
- 5 杨位钦,顾岚.时间序列分析与动态数据建模.北京:北京理工大学出版社,1988.537~542.
- 6 李学桥,马莉.神经网络·工程应用.重庆:重庆大学出版社,1996.37~41.



## FORECAST TECHNIQUE OF ELECTRIC NETWORK LOADS IN CENTRAL CHINA BASED ON METEOROLOGICAL ELEMENTS

Hu Jianglin    Chen Zhenghong

(*Meteorological Research Institute of Hubei Province, Wuhan 430074*)

Hong Bin    Wang Guangsheng

(*Energy Research Institute of Electric Power Bureau of Centre China, Wuhan 430074*)

### Abstract

Based on the variation analysis of electric network loads on various holidays, the models for forecasting the daily load of the electric power network and its maximum and minimum loads per day in the Central China are given. Using meteorological variables as predictor, the dynamical colligating linear regression combined with auto-regression and the dynamical non-linear artificial neural network methods are used. The prediction with 365 independent samples shows that the methods have a high precision in electric load forecasting in Central China and can be used for the operational practice.

**Key words:** Electric loads    Linear regression    Artificial neural network    Meteorological elements