

# 基于 DFT 灰色预测理论在日电量 负荷预测中的应用

陈毛昌, 穆 钢, 孙 羽, 彭茂君

(东北电力学院 研究生部, 吉林 吉林 132012)

**摘要:** 提出了一种基于离散傅里叶变换(DFT)的灰色预测方法,首先将电量负荷序列采用离散傅里叶变换,分解出表征负荷规律性的各种频率分量,再对其进行组合重构,组合成周期  $T > 7\text{ d}$  的低频分量和周期  $T \leq 7\text{ d}$  的剩余高频分量两部分,对低频分量采用灰色 GM(1,1)模型预测,对高频分量单独进行处理,最后将两个处理结果结合起来,即得到最终结果。该方法从一定程度上屏蔽了随机因素对负荷预测造成的不利影响,提高了预测精度。计算结果表明了该方法的正确性和有效性。

**关键词:** 电力系统; 负荷预测; 灰色模型; 离散傅里叶变换

中图分类号: TM 734

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2005)09-0029-04

## 0 引言

在电力系统负荷预测中,电量预测是基础,它不仅关系到电力建设的规模,而且关系到能源的需求与平衡,准确的电量负荷预测可以有效地提高资源的利用率,从而提高经济效益和社会效益等<sup>[1]</sup>。

日电量预测不同于日电力预测,每天的各时刻电力值有明显的以日为周期的变化特性,通过对日电量负荷历史数据的分析可知,由于周末节假日和季节等因素,日电量数据具有一个以周为周期和以月为周期的波动增长性质<sup>[2,3]</sup>,而且日电量预测经常采用多步预测即一次预测多天的电量,从而对预测方法也提出了一个更高的要求。

随着中国电力市场化改革的深入,电量负荷预测也变得越来越重要,国内许多专家都对负荷预测进行了大量的理论研究,提出了许多方法,主要分为以下几大类:经验预测法;趋势外推法;回归预测法;时间

序列法;灰色理论法;还有近几年研究较多的神经网络法和小波分析法等<sup>[4]</sup>。预测方法已经得到了很大发展,并且各种方法都已经投入了实际应用中,但是由于影响负荷规律性的因素众多,尤其是一些随机性的因素,而这些随机性因素往往又与该地区的经济结构、季节气候等密切相关,使得负荷的规律性更加复杂。尽管这些随机性因素对电量的数值影响很小,但依旧是造成预测误差的重要组成部分,因此目前各种方法在负荷预测时都无法摆脱时空特性的影响,即在某地区某时段预测精度较好,换个地区或者时段则预测精度较差。

本文提出了一种基于离散傅里叶变换(DFT)的灰色预测法。该方法结合灰色预测理论,具有只需较少样本、不考虑负荷分布规律和变化趋势、原理简单、计算方便等优点和离散傅里叶变换可以对时间序列的各频率构成进行定量分析的特点,将负荷序列分成低频分量和剩余高频分量两部分分别处理。该方法能够有效地分析负荷规律性,并将表征随机性因素的高频分量部分单独处理,一定程度上减少了高频分量

收稿日期: 2005-06-02; 修回日期: 2005-07-01

## On-line voltage stability monitoring for electric power system

### Part 2: On-line calculation of load margin

FU Xu, WANG Xi-fan

(Department of Electric Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** A method for on-line static voltage stability margin calculation is presented. Based on the static voltage stability index VSI proposed in part one, linearization is further applied to VSI variation curve for calculating the maximal load coefficient. The load margin index LS is then deduced for on-line load margin evaluation in combination with generator var coefficient margin index GS. The proposed method is tested on IEEE 30-bus systems and the simulative results indicate that it is fast and effective for on-line power system state monitoring.

This project is supported by Special Fund of the National Priority Basic Research of China (2004CB217905).

**Key words:** load margin; static voltage stability; on-line monitoring

对负荷预测总体上带来的不利影响,从而达到了提高预测精度的目的。

## 1 灰色预测 GM(1,1)模型简介

灰色预测理论不是把观测数据序列视为一个随机过程,而是看作随时间变化的灰色量或灰色过程<sup>[5]</sup>,通过累加生成或者累减生成的方法逐步使灰色量白化,使得原本没有规律或者规律性不强的数据变成一个有较强规律性的数列,从而建立相应的微分方程模型并作出预报。

GM 模型即指灰色模型,GM(1,1)是最常用、最简单的一种灰色模型,它由一个只包含单变量的一阶微分方程构成。下面介绍其建模步骤<sup>[6]</sup>。

**a.** 假设有原始数列  $x^{(0)} = [x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)]$ , 对原始数列进行一次累加生成数列:

$$\begin{aligned} x^{(1)} &= [x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)] \\ x^{(1)}(k) &= \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad k=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (1)$$

由于序列  $x^{(1)}(k)$  具有指数增长规律,而一阶微分方程的解正好是指数增长形式的解,因此,可以认为新生成的序列满足下面一阶线性微分方程模型:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (2)$$

式中  $a$  为模型的发展参数,反应  $x^{(1)}$  及原始数列  $x^{(0)}$  的发展趋势;  $u$  为协调系数,反应数据间的变换关系。

**b.** 计算 G(1,1) 模型中微分方程的参数  $\hat{a}, \hat{u}$ 。式(2)中的参数  $a, u$  可以由下式求得:

$$\begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{u} \end{bmatrix} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{Y} \quad (3)$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} x^0(2) \\ x^0(3) \\ \vdots \\ x^0(n) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(1)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(3) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(n) + x^{(1)}(n-1)) & 1 \end{bmatrix}$$

将所求出的参数  $\hat{a}, \hat{u}$  代入微分方程式(2):

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + \hat{a}x^{(1)} = \hat{u} \quad (4)$$

式(4)解的表达式为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(1)}(1) - \frac{\hat{u}}{\hat{a}}) e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{u}}{\hat{a}} \quad (5)$$

**c.** 进行累减还原。

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (6)$$

当  $k \geq n$  时,  $\hat{x}^{(0)}(k+1)$  即为预测值。

## 2 离散傅里叶变换简介

在自然界中,任何一个复杂的波形都可以看成是由频率为基波整数倍的简谐振动合成的,以时间  $t$  为

横坐标,以位移  $x$  为纵坐标的坐标系称为时域,而以频率为横坐标,振幅为纵坐标的坐标系称为频域。某一个波形由时域或由频域表示各有其特点,在时域中可以看到完整的波形,在频域中可以很快分辨出组成这一波形的谐波特征。

根据研究问题的不同,可以选择感兴趣的频率波形进行研究。傅里叶变换是将时域信号变换到频域或者将频域信号变换至时域的一个重要工具。由于计算机无法处理连续信号,为了便于计算机进行傅里叶变换,需要对连续信号进行采样,从而得到一系列离散数据,对这些离散数据的变换就称为离散傅里叶变换,简称 DFT。

设有限长序列  $x(n) (0 \leq n \leq N-1)$  有  $N$  个样本值,其傅里叶变换  $X(j\omega)$  在频率区间  $(0 \leq \omega \leq 2\pi)$  的  $N$  个等间隔分布的点上也有  $N$  个取样值<sup>[1]</sup>。

变换公式为

$$X(k) = X(j\omega) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j \frac{2\pi kn}{N}} \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (7)$$

离散傅里叶反变换公式为

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) e^{j \frac{2\pi kn}{N}} \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (8)$$

负荷值也是离散值,通过对负荷值的序列进行离散傅里叶变换,可以对包含在负荷序列的各个周期分量进行定量分析。

## 3 基于 DFT 的灰色预测方法

文献[1]中,将日负荷曲线分解成低频分量和高分量的曲线叠加,并得出结论:高频分量是对负荷内在非规律性的刻画,体现了负荷变化的随机性。

基于 DFT 的灰色预测方法正是基于这种思想,认为日电量负荷序列中的高频分量是表征负荷受到外界随机性因素影响的一个综合变化特征(如天气的突变等),这是预测中产生误差的重要组成部分。为了对这部分分量单独处理,采用频谱分析,将低频分量提取出来,并采用灰色预测法进行预测。对于剩余高频分量有以下 3 种处理方式:

**a.** 预测结果不加上剩余高频分量,认为预测日期中这种随机因素不会产生,由于高频分量部分一般相对占整个数据比较小的一部分,不会产生很大的误差;

**b.** 认为未来日随机因素的影响还将以此变化频率进行下去,最后再将低频分量的灰色预测结果加剩余高频部分分量就得到最终结果;

**c.** 对剩余高频分量作进一步分析,再将分析结果加到低频灰色预测结果中,作为最终预测结果。

本文采用了前 2 种方法进行处理。

基于 DFT 的灰色预测方法有以下计算步骤。

**a.** 对负荷序列进行频谱分析并提取低频分量。设有历史数据序列  $x = [x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]$ , 对时域内的负荷曲线采用式(7)进行离散傅里叶变换,得到频率为  $0/N, 1/N, 2/N, \dots, (N-1)/N$  的复频域内各个频率的傅里叶变换系数,而傅里叶系数正是表征各频率

分量的振荡幅值与相角。

考虑到电量负荷序列以周和月为周期具有一定波动增长性质,一般采用周的整数倍的数据作为历史数据,本文将周期  $T > 7$  d 的分量作为低频分量。

要提取的低频分量傅里叶变换系数为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-j\frac{2\pi kn}{N}} \quad 0 \leq k < N/7 \quad (9)$$

满足上式的频率分量即为要提取的低频分量。

**b.** 将提取出的低频分量采用式(8)进行反变换,得到时域中各个频率的分量,再将时域中这些提取出的低频分量相加,得到将要提取出的时域分量。计算公式为

$$x_n^L = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N/7} X_k e^{j\frac{2\pi kn}{N}} \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (10)$$

**c.** 使用灰色预测法预测低频分量。对提取出的低频分量采用灰色 GM(1,1) 模型进行预测,得到预测结果。设多步预测结果序列为

$$x^R = [x_0^R, x_1^R, \dots, x_{D-1}^R]$$

式中  $D$  表示多步预测的天数( $D \leq N$ )。

**d.** 低频分量灰色预测结果加上对剩余高频分量的处理结果。剩余高频分量为

$$x_n^H = x_n - x_n^L \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (11)$$

得到高频分量序列为

$$x^H = [x_0^H, x_1^H, \dots, x_{N-1}^H]$$

对于剩余高频分量本文采用以下 2 种方式处理。

方法 1 为预测结果不加上剩余高频分量,即最终结果为

$$x_k^F = x_k^R \quad 0 \leq k \leq D-1 \quad (12)$$

方法 2 为加上剩余高频分量,即最终结果为

$$x_k^F = x_k^R + x_k^H \quad 0 \leq k \leq D-1 \quad (13)$$

## 4 实例分析

以某供电公司提供的日电量数据为例,预测每天的总电量(多步预测)。预测时间为 2004-04-01~2004-04-08。考虑到电量负荷序列以周和月为周期的波动增长特性,采用最近的 35 天电量为历史数据。

首先对历史数据进行频谱分析,根据式(9)得

表 2 预测结果  
Tab.2 Forecast results

预测日期	实际电量/(GW·h)	回归预测法		灰色预测法		本文方法 1		本文方法 2	
		预测结果/(GW·h)	误差率/%	预测结果/(GW·h)	误差率/%	预测结果/(GW·h)	误差率/%	预测结果/(GW·h)	误差率/%
2004-04-01	27.4486	27.0696	1.3808	27.0464	1.4651	27.2432	0.7482	27.9486	1.8218
2004-04-02	27.7868	27.0053	2.8126	26.9813	2.8991	27.1873	2.1576	27.4007	1.3895
2004-04-03	26.7952	26.9410	0.5440	26.9164	0.4521	27.1314	1.2543	26.5465	0.9285
2004-04-04	25.9808	26.8767	3.4486	26.8516	3.3518	27.0756	4.2139	26.2006	0.8462
2004-04-05	26.8581	26.8124	0.1700	26.7869	0.2652	27.0199	0.6025	27.2955	1.6285
2004-04-06	26.9098	26.7481	0.6009	26.7224	0.6965	26.9642	0.2022	27.3943	1.8002
2004-04-07	27.1019	26.6838	1.5426	26.6581	1.6377	26.9088	0.7125	27.4731	1.3696
2004-04-08	27.0500	26.6196	1.5913	26.5939	1.6862	26.8535	0.7264	27.5606	1.8878
平均误差率/%		1.5113		1.5567		1.3272		1.4590	

到历史数据在频域内各低频分量的幅值与相角,如表 1 所示。

表 1 低频分量的幅值和相角

Tab.1 Amplitude and angle of low frequency

频率/Hz	频谱幅值	频谱相角/°
0/35	987.9369	0.0000
1/35	19.0849	-112.3457
2/35	8.4821	-124.1944
3/35	1.9635	-152.8022
4/35	2.1573	42.3244

根据式(10)(11)得到历史数据中所要提取的时域中低频分量和剩余高频分量如图 1 所示。

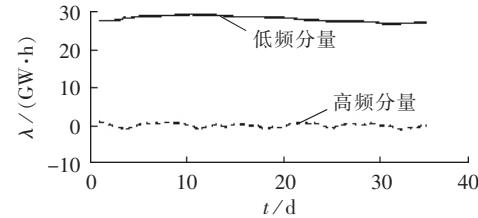


图 1 时域内历史数据高频和低频分量值

Fig.1 Components of historic data in time-domain

从图 1 中可以看到,低频分量波动较小,高频分量波动性比较大。尽管高频分量数值很小,所占总电量的比重不大(0.5%~4%),但是从后面的预测结果比较中可以看出这部分分量对预测结果的影响是非常明显的。再经过上述基于 DFT 灰色预测方法的步骤 c,d 得到预测结果如表 2 所示。

从表 2 可看出,采用本文方法预测结果都达到了较好的精度,其中“本文方法 1”平均误差率最低。

由于篇幅有限,这里统计了多步预测天数不同时,平均误差率的比较,如表 3 所示。表中给出了 15,20,25,30 这些不同预测天数的平均误差率。可以看出,随着预测天数的增加,采用各种方法所得到的预测误差率明显有上升趋势,但是本文提出的基于离散傅里叶变换的灰色预测方法,随着预测天数的增加误差率始终比其他方法低,而且上升速度慢,预测精度较为稳定。这说明该方法使得高频分量对负荷预测的不利影响得到了很好的抑制,从而提高了预测精度。

表3 平均误差率统计比较

Tab.3 Comparison of average error ratio

多步预测 天数/d	平均误差率/%			
	回归预测法	灰色预测法	本文方法1	本文方法2
15	1.4414	1.4579	1.4301	1.4113
20	1.5274	1.5419	1.5119	1.2763
25	1.6327	1.6485	1.6485	1.3247
30	1.9975	2.0093	1.6559	1.4170

## 5 结论

a. 采用离散傅里叶变换对负荷数据序列进行变换,能够对负荷序列中按不同周期变化的分量进行定量的分析,使得对负荷的规律性有了进一步认识。

b. 基于离散傅里叶变换的灰色预测方法,将负荷序列分为低频分量和剩余高频分量两部分,并对两部分分量分别进行处理。尽管影响负荷的因素众多,但是此方法能够将随机因素对负荷预测的不利影响在一定程度上进行屏蔽,从而达到提高预测精度的目的。

c. 大量的试验表明,该方法具有较好的鲁棒性,预测精度较为稳定,且较其他传统方法预测精度有较大的提高。

本论文的研究得到东北电网有限公司电力市场交易处的大力支持与资助,在此表示衷心的感谢!

## 参考文献:

- [1] 肖国泉,王春,张福伟. 电力负荷预测[M]. 北京:中国电力出版社,2001.
- [2] 李媛媛,牛东晓. 基于最优可信度的月度负荷综合最优灰色神经网络预测模型[J]. 电网技术,2005,29(5):16~19.  
LI Yuan-yuan, NIU Dong-xiao. An optimum credibility based integrated optimum gray neutral network model of monthly power load forecasting[J]. **Power System Technology**, 2005, 29(5):16~19.
- [3] 牛东晓,陈志业,邢棉,等. 具有二重趋势性的季节型电力负荷预测组合优化灰色神经网络模型[J]. 中国电机工

程学报,2002,22(1):29~32.

NIU Dong-xiao, CHEN Zhi-ye, XING Mian, et al. Combined optimum gray neural network model of the seasonal power load forecasting with double trends[J]. **Proceedings of the CSEE**, 2002, 22(1):29~32.

- [4] 候凯元. 基于负荷规律性评价的短期电力负荷预测研究[D]. 吉林:东北电力学院,2001.  
HOU Kai-yuan. The research of short term load forecast which based on load regularity evaluating method [D]. Jilin:Northeast Electrical Institute of Electric Power, 2001.
- [5] 牛东晓,曹树华,赵磊,等. 电力系统负荷预测技术及其应用[M]. 北京:中国电力出版社,1998.
- [6] 曹国建,黄纯,隆辉,等. 基于GM(1,1)改进模型的电网负荷预测方法[J]. 电网技术,2004,28(13):50~53.  
CAO Guo-jian, HUANG Chun, LONG Hui, et al. Load forecasting based on improved GM(1,1) model[J]. **Power System Technology**, 2004, 28(13):50~53.
- [7] 蒋平,鞠平. 应用人工神经网络进行中期电力负荷预测[J]. 电力系统自动化,1995,19(6):11~17.  
JIANG Ping, JU Ping. Apply artificial neural network to forecast middle power load forecasting[J]. **Automation of Electric Power Systems**, 1995, 19(6):11~17.
- [8] 冯丽,邱家驹. 基于电力负荷模式分类的短期电力负荷预测[J]. 电网技术,2005,29(4):23~26.  
FENG Li, QIU Jia-ju. Electrical load forecasting based on load patterns[J]. **Power System Technology**, 2005, 29(4):23~26.

(责任编辑:李育燕)

## 作者简介:

- 陈毛昌(1981-),男,江西鹰潭人,硕士研究生,研究方向为电力系统负荷预测;
- 穆钢(1957-),男,辽宁大连人,教授,博士,博士研究生导师,研究方向为电力系统分析与电力市场;
- 孙羽(1979-),男,辽宁营口人,硕士研究生,研究方向为电力系统负荷预测;
- 彭茂君(1981-),女,江西九江人,硕士研究生,研究方向为电力系统空间负荷预测。

## Application of DFT-based grey model in daily load forecast

CHEN Mao-chang, MU Gang, SUN Yu, PENG Mao-jun

(Northeast Electrical Institute of Electric Power, Jilin 132012, China)

**Abstract:** A grey forecast method based on DFT(Discrete Fourier Transform) is presented. The load sequence is processed by DFT to decompose its frequency components, which are the token of load features. These frequency components are re-combined into low-frequency component ( $T > 7$  d) and high-frequency component ( $T \leq 7$  d). Forecast is carried out with grey forecast method for the low-frequency component and the high-frequency component is processed separately, the final result is the combination of both results. This method masks the influences of random factors on load forecast in a certain extent to improve the forecast precision. The calculative results show it correct and effective.

**Key words:** power system; load forecast; grey model; discrete Fourier transform