

基于日周期多点外推法的超短期 负荷预测及其误差分析

周劼英¹, 张伯明¹, 尚金成², 姚佳², 程满²

(1. 清华大学 电机工程与应用电子技术系, 北京 100084;
2. 河南省电力公司 调度通信中心, 河南 郑州 450052)

摘要: 具有预测功能的超前自动发电控制 AGC(Automatic Generation Control)可以提高 AGC 的控制性能, 同时, 电力市场中的实时交易也需要一种较为精确的超短期负荷预测方法。从目前常用的周期外推法出发, 针对该方法的误差来源提出一种多点外推方法, 并使用随机信号和数理统计方法对其精度作了分析。对预测结果的分析表明, 多点外推法不仅减少了平均误差, 也使最大误差降低, 能有效提高预测精度。该方法简单实用, 能满足电力市场实时调度的需要。

关键词: 多点外推法; 超短期负荷预测; 误差分析

中图分类号: TM 715; F 123.9

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2005)02-0015-03

0 引言

超短期负荷预测一般预测 5~60 min 后的负荷, 由于预测周期短, 因此它更关注负荷的变化趋势, 而不是负荷水平。

目前, 使用较多的是周期外推法^[1~4]。该方法利用了负荷的日周期特性, 简单快速, 精度较好。

针对单点外推预测精度不够高, 本文提出一种在周期外推法基础上的改进方法, 即多点外推法, 能有效提高精度, 该算法已在河南电网电力市场实时交易系统中应用。

1 筛选负荷数据的实用方法

在负荷预测中, 需要先对负荷的历史数据进行筛选。坏数据筛选有两种方法。

a. 按限值筛选: 根据时间、季节的不同, 由有经验的调度员给出上下限值, 超出此限值的均作为坏数据处理。

b. 按负荷变化率限值筛选: 负荷是连续变化的, 不能突变, 连续两点之间的变化率应在一定范围内。根据地区用电水平的不同, 应选择合适的大变化率; 一般地, 对于一个最大方式负荷达到 10 000 MW 的电网, 最大变化率应选择约 10 MW/min。

实际负荷一般毛刺比较多, 还需要对负荷进行平滑处理。

2 周期外推法

众所周知, 负荷曲线的日周期特性非常明显, 预测时要充分使用日周期特性^[5,6]。

设预报周期为 T , 在 $i \times T$ 时刻的负荷为 $L(i)$ 。当前时刻为 nT , 当前负荷为 $L(n)$ 。为叙述方便, 设对应于负荷 $L(n)$ 所在时刻的昨日负荷为 $L_{-1}(n)$, 如果一天有 N 个周期, $L_{-1}(n) = L(n-N)$ 。同样地, 前天的负荷表示为 $L_{-2}(n)$, 依此类推。

超短期预测一般都是用对变化量 $\Delta L(n)$ 的预测代替对总负荷 $L(n+1)$ 的预测:

$$L^*(n+1) = L(n) + \Delta L^*(n) \quad (1)$$

式中 上标 * 表示估计值。

日周期模型的外推法认为每天同时刻的负荷增量相近, 于是可以用历史上相似日的负荷增量来代替今日同时刻的负荷增量。例如, 使用前 D 日作为相似日, 就得到:

$$L^*(n+1) = L(n) + \sum_{d=1}^D [L_{-d}(n+1) - L_{-d}(n)] / D = \sum_{d=1}^D [L(n) + L_{-d}(n+1) - L_{-d}(n)] / D \quad (2)$$

式(2)就是周期外推法的计算公式^[3], 即用前 D 日的数据, 可以得到 D 个负荷增量的预测值。使用 D 个预测值的平均值, 作为最终的预测结果。

但是, 这种方法也存在一些缺点。下面分析其误差来源, 以便引出改进的预测方法。

一般地, 把负荷分解为确定分量与随机分量。即

$$L(n) = L_d(n) + L_r(n)$$

式中 $L_d(n)$ 为确定分量; $L_r(n)$ 为随机分量。

假定 $L_r(n)$ 符合正态分布, 标准偏差为 σ , 且各时刻的 L_r 无相关性。根据数理统计和随机信号理论, 标准偏差分别为 σ_1 和 σ_2 的两个正态分布的随机信号相加, 和的标准偏差为 $\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$ 。

这种日周期外推法由于使用了前 D 日的负荷增量 $\Delta L_{-d}(n), d=1, \dots, D$, 求算术平均得到 $\Delta L^*(n)$ 。

于是,某一天的 $\Delta L_{-d}(n)$ 标准偏差为 $\sqrt{2}\sigma$ 。使用前 D 天的平均负荷预测出的 $\Delta L^*(n)$ 的标准偏差为 $(\sqrt{2D}/D)\sigma$ 。

由公式(1),下一时刻的负荷预测 $L^*(n+1)$ 由当前负荷 $L(n)$ 和负荷趋势的预测 $\Delta L^*(n)$ 两部分构成。 $L(n)$ 标准偏差为 σ ;当寻找的相似日较多时, D 比较大, $\Delta L^*(n)$ 的标准偏差为 $(\sqrt{2}/\sqrt{D})\sigma$,预测结果的误差标准偏差为 $(\sqrt{2+D}/\sqrt{D})\sigma$,主要误差来源是 $L(n)$ 的随机分量。

3 日周期多点外推法

使用日周期外推法,主要误差来源于 $L(n)$,要降低这个误差,就必须在预测 $L(n+1)$ 时,减少对 $L(n)$ 的依赖性。本文的方法是希望取用更多的历史数据,参与取平均,减少对某一点的负荷依赖,最后改进预测精度。

考虑使用当天前 m 个点的连续负荷数据,分别为 $L(n), L(n-1), \dots, L(n-m+2), L(n-m+1)$ 。与之对应的昨日数据为 $L_{-1}(n), L_{-1}(n-1), \dots, L_{-1}(n-m+2), L_{-1}(n-m+1)$ 。使用昨日和今日同一点的每对负荷,都可得出一个预测值。

$$L^*(n+1) = L(n-i) + [L_{-1}(n+1) - L_{-1}(n-i)]$$

$$i=0, 1, \dots, m-1$$

如果使用前 D 天的历史负荷数据,每天都可以得到 m 个预测值,共有 $D \times m$ 个预测值,本文求平均作为最终结果:

$$\begin{aligned} L^*(n+1) &= \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \{ L_{-d}(n+1) + \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} [L(n-i) - \\ &\quad L_{-d}(n-i)] \} = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D L_{-d}(n+1) + \\ &\quad \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} L(n-i) - \frac{1}{mD} \sum_{d=1}^D \sum_{i=0}^{m-1} L_{-d}(n-i) \end{aligned} \quad (3)$$

4 误差分析

式(3)右侧三项的标准偏差分别为 $(\sqrt{D}/D)\sigma$, $(\sqrt{m}/m)\sigma$, $(\sqrt{mD}/mD)\sigma$ 。于是得到最终结果的标准偏差为 $(\sqrt{m+D+1}/\sqrt{mD})\sigma$ 。与周期外推法的 $(\sqrt{2+D}/\sqrt{D})\sigma$ 相比,已经有了明显的减少,例如,当 $D=4, m=10$ 时, $(\sqrt{2+D}/\sqrt{D})\sigma$ 是 1.225,而 $(\sqrt{m+D+1}/\sqrt{mD})\sigma$ 是 0.612。也就是说,由于使用多点外推法减少了对某一负荷的依赖性,使标准偏差大大减少。

5 有缺漏数据时的实用计算方法

历史负荷数据有时会有缺漏,需要进行一些处理才能进行负荷预测。为解决这个问题,先定义如下参数量:

$$\mathbf{C} = [L(n), L(n-1), \dots, L(n-m+2), L(n-m+1)]^T$$

$$\mathbf{T} = [L_{-1}(n+1), L_{-2}(n+1), \dots, L_{-D}(n+1)]^T$$

式中 \mathbf{C} 为当日历史负荷矢量($m \times 1$ 维); \mathbf{T} 为前 D 日的目标负荷矢量。

前 D 日每日共有 m 个历史负荷组成的矩阵:

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} L_{-1}(n) & L_{-1}(n-1) & \cdots & L_{-1}(n-m+1) \\ L_{-2}(n) & L_{-2}(n-1) & \cdots & L_{-2}(n-m+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ L_{-D}(n) & L_{-D}(n-1) & \cdots & L_{-D}(n-m+1) \end{bmatrix}$$

利用以上的矩阵和矢量,式(3)可写为

$$\begin{aligned} L^*(n+1) &= \frac{1}{m} \mathbf{I}_m^T \times \mathbf{C} + \frac{1}{D} \mathbf{T}^T \times \mathbf{I}_D - \\ &\quad \frac{1}{m \times D} \mathbf{I}_m^T \times \mathbf{L} \times \mathbf{I}_D = \frac{1}{m} \text{sum}(\mathbf{C}) + \\ &\quad \frac{1}{D} \text{sum}(\mathbf{T}) - \frac{1}{m \times D} \text{sum}(\mathbf{L}) \end{aligned} \quad (4)$$

式中 \mathbf{I}_m 是元素都为 1 的 m 维列矢量; \mathbf{I}_D 为元素都是 1 的 D 维列矢量。

负荷矩阵 \mathbf{L} 的每一行代表同一天的负荷,每一列代表不同天同一时刻的负荷,用 $D \times m$ 个负荷数据可以得到 $D \times m$ 个预测值。如果考虑每个预测值的权重,对每一行设置一个日期权重,每一列设置一个时间权重,则某一个预测值的权重就是该值的日期权重和时间权重的乘积。

考虑权重后,式(4)可写为

$$\begin{aligned} L^*(n+1) &= \frac{1}{\text{sum}(\mathbf{W}_m)} (\mathbf{W}_m^T \times \mathbf{C}) + \frac{1}{\text{sum}(\mathbf{W}_D)} (\mathbf{T}^T \times \mathbf{W}_D) - \\ &\quad \frac{1}{\mathbf{W}_m \mathbf{W}_D} \cdot (\mathbf{W}_D^T \times \mathbf{L} \times \mathbf{W}_m) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\mathbf{W}_D = (w_{01}, w_{02}, \dots, w_{0D})^T, \quad \mathbf{W}_m = (w_{10}, w_{20}, \dots, w_{m0})^T$$

式中 \mathbf{W}_D 为日期权重矢量; \mathbf{W}_m 为时间权重矢量。

式(5)没有考虑负荷有缺漏的情况,在处理负荷有缺漏数据时使用起来并不方便。例如,在矢量 \mathbf{C} 中的某一项被过滤时,并不能简单的把该项设为 0 来计算,而应该把这一点的权重设为 0,使该点在预测中不起作用。所以,特设计了适合处理数据缺漏的方法。将式(5)变形为

$$L^*(n+1) = \text{sum}(\mathbf{W}_D \times \mathbf{W}_m^T \cdot (\mathbf{I}_D \times \mathbf{C}^T + \mathbf{T} \times \mathbf{I}_m^T - \mathbf{L})) / \text{sum}(\mathbf{W}_D \times \mathbf{W}_m^T) \quad (6)$$

式中 $\mathbf{W}_D \times \mathbf{W}_m^T, \mathbf{I}_D \times \mathbf{C}^T, \mathbf{T} \times \mathbf{I}_m^T$ 和 \mathbf{L} 都是 $D \times m$ 维矩阵;函数 sum 求矩阵所有元素的和,运算符·表示两个矩阵中的对应元素相乘。

计算时,若 \mathbf{C} 矢量中缺数据,则使 \mathbf{W}_m 中对应元素为 0;若 \mathbf{T} 矢量中缺数据,则使 \mathbf{W}_D 中对应元素为 0;计算 $\mathbf{W}_D \times \mathbf{W}_m^T$;若 \mathbf{L} 矩阵中有缺漏数据,则使 $\mathbf{W}_D \times \mathbf{W}_m^T$ 中对应元素为 0;处理完后计算 $\text{sum}(\mathbf{W}_D \times \mathbf{W}_m^T)$ 。按照这样的流程,就能保证既筛掉了坏数据,又保证最终的计算结果正确。式(6)就是日周期多点外推法的计算公式。

6 实际结果和参数讨论

日周期多点外推法可配置的参数主要有:天数 D 、点数 m 、日期权重矢量 \mathbf{W}_D 、时间权重矢量 \mathbf{W}_m 。

根据第4节中的误差分析可知,找到的相似日越多,预测结果会越精确。但在实际应用系统中无气象实时数据,只是简单的使用了前5天作为相似日。

对于点数的选择,不能太少,但也不是越多越好,太旧的数据对预测没有参考价值。本文使用实际系统一个月的负荷数据作负荷预测,对选用不同点数时的预测误差作了对比分析。数据存储周期是1 min,预测周期是15 min。图1为误差均方根 σ_{RMS} 的变化曲线,图2为日最大误差 σ_{max} 变化曲线(图中横坐标n是多点外推使用的点数)。

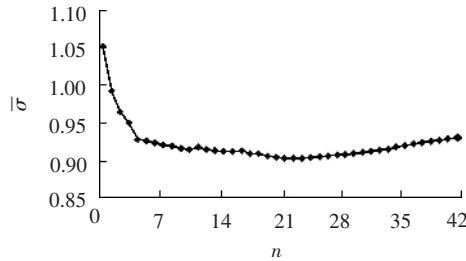


图1 点数与相对误差均方根的关系

Fig.1 The relationship between relative error RMS and sample number

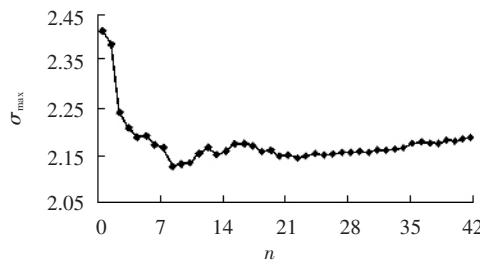


图2 点数与日最大误差平均值的关系

Fig.2 The relationship between daily maximum error mean and sample number

从图1中可看出,开始时点数增加误差明显减少,在点数大于5时,误差均方根没有明显变化了。在图2中,点数为10时,最大误差达到极小值。这说明,使用前10 min到当前共10个负荷数据预测15 min之后的负荷,效果最好。New England ISO也在文献[5]中指出,使用从1.5 h以前到现在的数据预测5 min之后的负荷,效果是最好的。在实际系统中,点数m选择了12个。

实际数据分析发现,日期权重 W_D 并不能提高预测精度。但是采用合适的时间权重 W_m ,可以增加准确性。在实际应用中,为了反映负荷的最新变化,根据近大远小的原理,往往对时间越近的点,设置的权重越大,所以设计了2个权重函数: $w_i = 1/a^{t_2-t_1}$ 以及 $w_i = 1/(t_2-t_1)^b$,表示预测 t_2 时刻负荷时, t_1 时刻历史负荷的权重,其中a和b是常数。2个函数都把权重与负荷时间差相关联,遵循了近大远小的原则。实际应用中,a取值为1.3,b取值1。

该方法在河南电网运行已经超过1 a,预测间隔为15 min,全年准确率达到99.27%。表1是2003年平均准确率统计表。

表1 2003年平均准确率统计

Tab.1 The monthly precisions of 2003

月份	平均准确率/%	月份	平均准确率/%
1	99.19	7	99.29
2	99.24	8	99.31
3	99.28	9	99.28
4	99.25	10	99.28
5	99.22	11	99.34
6	99.16	12	99.42

7 结论

日周期多点外推法超短期负荷预测有以下优点:

- a. 概念简单,容易理解,计算快速;
- b. 减少了预测结果对单一负荷的依赖程度,精度较高;
- c. 对历史数据缺漏不敏感,鲁棒性强;
- d. 能预测一定的远期负荷。

综上所述,基于日周期多点外推法的超短期负荷预测能满足电力市场环境下实时电力交易的需要。

参考文献:

- [1] 汪峰,谢开,于尔铿,等.一种简单实用的超短期负荷预报方法[J].电网技术,1996,20(3):41-43.
WANG Feng,XIE Kai,YU Er-keng,*et al.* A simple and effective ultrashort term load forecasting method[J]. *Power System Technology*,1996,20(3):41-43.
- [2] 马新,潘明惠,葛维春,等.东北电网超短期负荷预报[J].东北电力技术,1996,17(7):5-7.
MA Xin,PAN Ming-hui,GE Wei-chun,*et al.* Super short term load prediction in northeast power system[J]. *North-eastern Electric Power Technology*,1996,17(7):5-7.
- [3] 吴劲晖.负荷求导法在电网超短期负荷预测中的实践[J].中国电力,2003,36(3):81-82.
WU Jin-hui. Practice of load derivation for super-short load forecast in power system [J]. *Electric Power*, 2003,36(3):81-82.
- [4] 包丹.一种简单易行的超短期负荷预报方法[J].东北电力技术,2000,21(3):50-52.
BAO Dan. A simple easy method for supershort period load prediction[J]. *Northeastern Electric Power Technology*,2000,21(3):50-52.
- [5] SHAMSOLLAHI P,CHEUNG K W,QUAN Chen,*et al.* A neural network based very short term load forecaster for the interim ISO New England electricity market system [A]. *22nd IEEE Power Engineering Society International Conference on Power Industry Computer Applications*[C]. [s. l.]:IEEE,2001. 217-222.
- [6] TRUDNOWSKI D J,MCREYNOLDS W L,JOHNSON J M. Real-time very short-term load prediction for power system automatic generation control[J]. *IEEE Trans. on Power Systems*,2001,9(2):254-260.

(责任编辑:柏英武)

(下转第21页 continued on page 21)

(上接第 17 页 continued from page 17)

作者简介：

周勘英(1977-),男,河北唐山人,博士研究生,研究方向为电力系统调度自动化和实时电力市场 (E-mail:chaujy00@mails.tsinghua.edu.cn);

张伯明(1948-),男,山西霍县人,教授,博士研究生导师,长期从事调度自动化方面的科研和教学工作,主要研究

方向为电力系统分析、电力系统稳定和控制、电力市场等;

尚金成(1966-),男,河南唐河人,高级工程师,博士,主要从事电网优化调度、电力市场竞价交易理论及风险管理等方面的研究与管理工作;

姚佳(1974-),女,四川重庆人,工程师,主要从事电力市场运营工作;

程满(1977-),男,河南洛阳人,工程师,主要研究方向为调度自动化和电力市场。

Very short term load forecast based on multi-sample extrapolation and error analysis

ZHOU Jie-ying¹,ZHANG Bo-ming¹,SHANG Jin-cheng²,YAO Jia²,CHENG Man²

(1. Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: Both future-oriented AGC (Automatic Generation Control) and spot power market need very short term load forecast. Based on the error source analysis of general extrapolation method, a multi-sample extrapolation method is presented. Stochastic signals and statistics theory are applied to analyze its precision. Practical results show that the proposed method lowers both average error and maximum error and improves forecasting precision. It is suitable for spot market for its convenience and practicality.

Key words: multi-sample extrapolation; very short term load forecast; error analysis