

基于短期负荷预测的超短期负荷预测曲线外推法

路 轶, 王民昆

(四川省电力公司通信自动化中心, 四川省成都市 610041)

摘要: 针对短期和超短期负荷预测的特点, 提出了一种基于短期负荷预测的超短期负荷预测曲线外推算法。该算法充分利用了短期负荷预测已取得的成果, 解决了传统采用负荷历史数据进行超短期负荷预测时在拐点、天气剧烈变化和节假日期间负荷预测精度下降的问题。为了提高负荷预测精度, 还讨论了在进行超短期负荷预测时, 对历史坏数据的处理以及对短期负荷预测中对拐点预测不准的修正等实用性问题。通过在四川电网调度自动化系统中的应用结果表明, 该方法速度快, 精度高, 运行可靠稳定, 具有较强的适应性。

关键词: 超短期负荷预测; 短期负荷预测; 能量管理系统; 实时; 电力系统调度

中图分类号: TM715

0 引言

电网频率作为一项重要的基本指标, 要求电网的发、用电必须保持平衡。经济调度、在线安全监视、自动发电控制(AGC)将根据超短期负荷的预测结果调整电网中各发电厂的机组出力, 使系统发、用电达到新的平衡, 维持电网频率。可见, 超短期负荷预测对提高电网频率质量有着举足轻重的作用^[1]。

目前, 超短期负荷预测的算法很多。常用的有时间序列法^[2]、Kalman 滤波法^[3]、外推法^[4]、替代法^[5]等。由于这些算法模型认为在时间较短时负荷变化主要是随机波动负荷, 因此, 当预测时间延长时很容易在负荷趋势变化的拐点处产生较大的误差, 且对突发事件、节假日、温度的大幅波动、非计划削减负荷等考虑也不够, 不能得到令人满意的效果。

基于以上考虑, 本文提出一种简单、实用的基于短期负荷预测的超短期负荷预测。该算法的数学模型建立在短期负荷预测结果之上, 因此可以对负荷趋势变化的拐点做出较为准确的预测, 并充分考虑了突发事件和温度的因素, 弥补了上述方法的不足。且由于使用的是当天的历史数据, 对非计划减负荷、事故等不可预测事件也有一定的补偿作用。

1 数学模型

1.1 基本模型

电力系统总负荷预测模型一般可以按 4 个分量模型描述为:

$$Y(t) = B(t) + W(t) + S(t) + V(t) \quad (1)$$

式中: $Y(t)$ 为 t 时刻的系统总负荷; $B(t)$ 为 t 时刻的

基本正常负荷分量; $W(t)$ 为 t 时刻的天气敏感负荷分量; $S(t)$ 为 t 时刻的特别事件负荷分量; $V(t)$ 为 t 时刻的随机负荷分量^[6-7]。

传统的超短期负荷预测方法没有考虑 $W(t)$, 对于 $S(t)$ 考虑也不够, 因此, 造成超短期负荷预测结果在天气剧烈变化及特别事件发生时预测精度下降, 而短期负荷预测算法则充分考虑了这 2 个分量。由此, 本文提出了基于短期负荷预测的超短期负荷预测方法。

$t+i$ 时刻的电网实际负荷值由短期负荷预测结果表示为:

$$Y(t+i) = F(t+i) + \Delta Y(t+i) \quad (2)$$

式中: $Y(t+i)$ 为 $t+i$ 时刻的电网实际负荷值; $F(t+i)$ 为 $t+i$ 时刻的短期负荷预测值; $\Delta Y(t+i)$ 为 $t+i$ 时刻的短期负荷预测误差值。

实际上, 由于负荷变化和短期负荷预测的结果都具有连续性, 因此二者的误差值也具有连续性。由此可见, 预测时刻的误差值 $\Delta Y(t+i)$ 一定是在当前时刻短期负荷预测误差值的基础上发展变化的。因此, 在当前时刻短期负荷预测误差值已知的情況下, 如果能知道超短期负荷预测时刻的短期负荷预测误差变化, 就可以得到预测结果, 整个超短期负荷预测问题就变成了对短期负荷预测误差进行预测。

式(2)中, $F(t+i)$ 已知, 预测的关键是获得 $\Delta Y(t+i)$ 。现将式(2)改写为:

$$Y(t+i) = F(t+i)(1 + \alpha(t+i)) \quad (3)$$

式中: $\alpha(t+i)$ 为 $t+i$ 时刻实际负荷和短期负荷预测结果的相对误差。

由此可见, 对负荷进行超短期负荷预测即为对 $t+i$ 时刻的 α 值进行预测。由式(2)可得:

$$\alpha(t+i) = \left(\frac{Y(t+i)}{F(t+i)} - 1 \right) \times 100\%$$

由于短期负荷预测已经考虑了相似日的历史数据,因此,对 α 值的预测主要使用当日 α 历史数据,而相似日 α 历史数据主要是用来对短期负荷预测结果进行拐点修正。

从历史数据库中选取预测时刻向前 N 个 α 历史数据(这 N 个历史数据之间的时间间隔相同为 Δt ,共选用了超短期负荷预测启动前 $N\Delta t/60$ 内的 α 历史数据),采用指数平滑法获得典型曲线变化模式,即

$$\begin{cases} \alpha_1^{\text{typ}} = \alpha_1^{\text{HIS}} \\ \alpha_i^{\text{typ}} = \beta \alpha_i^{\text{HIS}} + (1.0 - \beta) \alpha_{i-1}^{\text{typ}} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $i=2,3,\dots,N$; β 为平滑系数;上标 HIS 为历史数据;上标 typ 为平滑数据; α_i^{typ} 为第 i 点短期负荷预测和实际负荷相对误差值; α_i^{typ} 为第 i 点平滑后的短期负荷预测和实际负荷相对误差值。

从而可以得到:

$$\alpha(t+i) = \frac{\sum_{i=1}^N X_{w_i} \alpha_i^{\text{typ}}}{\sum_{i=1}^N X_{w_i}} \quad (5)$$

式中: X_{w_i} 为第 i 点误差值的权重,其值可以使用时序法得到。

1.2 历史坏数据的预处理

由于远动等系统的故障, α 的历史数据中不可避免地会包含一些坏数据,而这些坏数据的存在会影响曲线模式的计算,因此要对其进行预处理。

由于坏数据是由实测负荷数据的错误而产生的,因此对历史坏数据的判断和处理是通过与 α_i 对应的 i 时刻的实测负荷数据进行的。

设 i 时刻实测负荷数据为 $L(i)$,其中 $i=1,2,\dots,N$; $L(i) \leq \epsilon$ (ϵ 为零漂数据)时,判定为0数据;若

$$\begin{cases} \frac{L(i) - L(i-1)}{L(i-1)} > \delta & i \neq 1 \\ \frac{L(i) - L_N^{\text{last}}}{L_N^{\text{last}}} > \delta & i = 1 \end{cases} \quad (6)$$

即实测负荷数据变化率过大则判定为奇异数据。 δ 反映了2个相邻采样间隔时间内负荷变化率的上限; L_N^{last} 为上一预测周期的第 N 个数据。

如果 $L(i)$ 满足式(6),即可判断相应时刻的 α_i 值为坏数据。对于判定出的坏数据要进行数据恢复,即使用前一采样周期的短期负荷预测误差值替代 α_i 值。

1.3 对短期负荷预测值数据拐点误差的修正

由于短期负荷预测对负荷拐点处的预测常有误差,如果根据这种有拐点误差的短期负荷预测结果

进行超短期负荷预测会产生较大误差,因此需要对其进行修正。由于负荷拐点主要集中在1d中相对固定的几个点上,如7时等,因此,只需对这几个点进行拐点修正。

而这种短期负荷预测在负荷拐点处的预测误差可以看做是误差 α 值在一段时间内单调升/降的线性模型。其升/降持续时间可以从相似日的 α 历史数据中找到^[8-9]。

其基本算法是根据超短期负荷预测启动前 $n \min$ 误差 α 变化的趋势进行修正,亦即根据启动前 $n \min$ 误差 α 的历史数据对误差 α 的变化趋势进行预测,而这种变化的持续时间是通过与 α 历史数据库中相似日同时段同变化斜率的持续时间进行统计计算得到的。

1.3.1 预测公式

这里使用线性变化模型 $y(t_k) = \mu t_k + b$ 作为预测公式,使用最小二乘法计算出变化趋势参数 μ 。最小二乘法公式如下:

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^n (\mu t_k + b - y(t_k)) t_k = 0 \\ \sum_{k=1}^n (\mu t_k + b - y(t_k)) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

由式(7)可得:

$$\mu = \frac{\sum_{k=0}^n y(t_k) \sum_{k=0}^n t_k - (n+1) \sum_{k=0}^n t_k y(t_k)}{\left(\sum_{k=0}^n t_k \right)^2 - (n+1) \sum_{k=0}^n t_k^2} \quad (8)$$

如果参数 μ 大于阈值,即对上面计算处的误差 α 值进行修正,阈值是根据对拐点处误差 α 值变化趋势的历史数据统计分析来确定的,目前取为0.005%~0.008%。

1.3.2 对估算出的 α 值的处理

为了消除 α 估计值的高频分量,需要对 α 历史值进行滤波。基本算法是将 $n \min$ 的历史数据按照时间顺序进行分段,将其分为 N 段,再使用最小二乘法对每段的 μ 值进行估计,得到 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N$,然后求其加权平均值:

$$\begin{cases} \mu = \mu_i X_{w_i} & \mu_i \leq \epsilon \\ X_w = X_{w_i} + X_w \end{cases} \quad (9)$$

式中: μ_i 为式(7)计算出的第 i 段变化趋势值;权重 X_{w_i} 的确定使用时序法,以体现 α 值最近的变化趋势; $i=1,2,\dots,N$ 。

由 $\mu = \mu / X_w$ 可以得出估计值 μ 。

1.3.3 计算同斜率误差持续时间

得到误差的变化趋势后,还需计算出该误差变化趋势 μ 在超短期负荷预测启动后所要持续的时间 t 。本文给出的算法由相似日的历史数据计算得到。

基本算法如下:根据计算出的误差变化斜率 μ 在历史相似日的同时段历史数据中进行查找,得到相似日同时段同斜率的历史数据组,并根据这些历史数据组中的各项对同斜率持续时间进行积分。对积分结果进行线性滤波计算,得到持续时间 t 。将持续时间 t 减去本次预测启动时该趋势 μ 已持续时间 t_1 ,得到 t 。

最后,对超短期负荷预测的拐点误差进行修正,即 $\alpha = \alpha + \mu t$ 。

2 实际算例

本文算法已应用于实际运行的四川省调度自动化系统。以15 min作为预报间隔为例,四川省电力公司2005年9月、10月的平均相对误差分别为0.86,0.83。

四川省电力公司某日96点短期负荷预测误差和超短期负荷预测误差对比如图1所示。

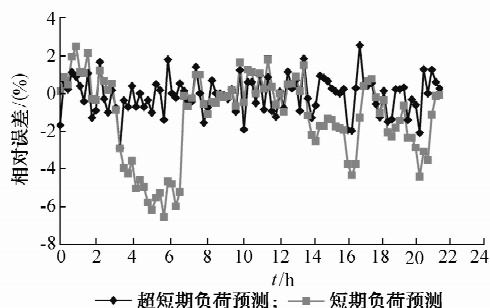


图1 短期和超短期负荷预测相对误差对比

Fig. 1 Comparison of error results between short-term load forecasting and ultra-short term load forecasting

分析以上结果可见:该种超短期负荷预测算法充分利用了短期负荷预测的成果,对节假日和温度的剧烈变化都能得到比较稳定的预测结果。另外,对于事故和非计划减负荷的情况也能在下个预测周期中得到弥补。如图1中当日在4时左右事故跳闸,切除了部分负荷,造成超短期负荷预测结果在该点处不准确,但由于系统切除的负荷值并没有达到判断坏数据所必须的门槛值(该门槛值的整定应大于全网负荷最大的变电站所带负荷值),因此该算法并未将其作为量测坏数据进行处理。由图1可见,在其后的预测周期中该算法对由于切除部分负荷所造成的短期负荷预测误差进行了有效的弥补。

3 结语

本文根据超短期负荷预测的特点及其与短期负荷预测的关系,提出了一种基于短期负荷预测的超短期负荷预测算法。该算法充分利用了短期负荷预测对气象等影响时间较长的因素和负荷拐点预测等

方面取得的成果。通过在四川电网的实际应用表明,该方法简单、可靠、实用、精度较高,能够满足实际需求。

参考文献

- [1] 丁恰,卢建刚,钱玉妹,等.一种实用的超短期负荷预测曲线外推法.电力系统自动化,2004,28(16):83-85.
DING Qia, LU Jiangang, QIAN Yumei, et al. A practical method for ultra-short term load forecasting. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(16): 83-85.
- [2] 陆海峰,单渊达.电力系统的递推自适应超短期负荷预报.电网技术,2000,24(3):28-31.
LU Haifeng, SHAN Yuanda. Recursive and adaptive super-short term load forecast method. Power System Technology, 2000, 24(3): 28-31.
- [3] 谢开,汪峰,于尔铿,等.应用Kalman滤波方法的超短期负荷预报.中国电机工程学报,1996,16(4):245-249.
XIE Kai, WANG Feng, YU Erkeng, et al. Very short-term load forecasting by Kalman filter algorithm. Proceedings of the CSEE, 1996, 16(4): 245-249.
- [4] 高宗和,丁恰,温伯坚.利用超短期负荷预报实现AGC的超前控制.电力系统自动化,2000,24(11):42-44.
GAO Zonghe, DING Qia, WEN Bojian. AGC-in-advance based on super-short-term load forecasting. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(11): 42-44.
- [5] 杨争林,宋燕敏,曹荣章,等.超短期负荷预测在发电市场中的应用.电力系统自动化,2000,24(11):14-17.
YANG Zhenglin, SONG Yanmin, CAO Rongzhang, et al. Application of ultra-short term load forecasting in power market. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(11): 14-17.
- [6] 牛东晓,曹树华,赵磊,等.电力负荷预测技术及其应用.北京:中国电力出版社,1998.
NIU Dongxiao, CAO Shuhua, ZHAO Lei, et al. Power load forecasting technology and its application. Beijing: China Electric Power Press, 1998.
- [7] 于尔铿,刘广一,周京阳.能量管理系统(EMS).北京:科学出版社,2001.
YU Erkeng, LIU Guangyi, ZHOU Jingyang. Energy management system. Beijing: Science Press, 2001.
- [8] 杨争林,宋燕敏,曹容章,等.超短期负荷预测在发电市场中的应用.电力系统自动化,2000,24(11):14-17.
YANG Zhenglin, SONG Yanmin, CAO Rongzhang, et al. Application of ultra-short-term load forecasting in power market. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(11): 14-17.
- [9] 杨争林,唐国庆,宋燕敏,等.改进的基于聚类分析的超短期负荷预测方法.电力系统自动化,2005,29(24):83-87.
YANG Zhenglin, TANG Guoqing, SONG Yanmin, et al. Improved cluster analysis based ultra-short term load forecasting method. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(24): 83-87.

路 轶(1977—),男,硕士,工程师,从事电网调度自动化工作。E-mail: luyi_1230@hotmail.com

王民昆(1973—),男,硕士,处长,从事电网调度自动化工作。