

基于小波聚类的配变短期负荷预测方法研究

沈沉¹, 秦建¹, 盛万兴², 方恒福²

(1. 清华大学 电机工程与应用电子技术系, 北京市 海淀区 100084;

2. 中国电力科学研究院, 北京市 海淀区 100192)

Study on Short-Term Forecasting of Distribution Transformer Load Using Wavelet and Clustering Method

SHEN Chen¹, QIN Jian¹, SHENG Wanxing², FANG Hengfu²

(1. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Haidian District, Beijing 100084, China;

2. China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China)

ABSTRACT: In order to realize subtilized compensation of reactive power for distribution transformers (DT), load forecast for DT is necessary. Based on strong stochastic characteristic of DT load, applicability of traditional short-term load forecasting and bad data identification method, usually used in large area load forecast, is analyzed and tested. A new method using wavelet and hierarchical clustering is proposed. This method forecasts per-unit curve and base value respectively. Wavelet transform is adopted to acquire detailed information of per-unit curve. Hierarchical clustering is used to find similar curves. Per-unit load curve is obtained by means of kernel smoothing. Base value of load is acquired using proportions smoothing method. Test results obtained with practical transformer load data in Jinan show that this method has higher accuracy compared with traditional methods of frequency decomposition, proportions smoothing and point to point scaling. Therefore, this method is more applicable to DT load forecast.

KEY WORDS: distribution transformer; load forecasting; wavelet; clustering

摘要: 为了进一步实现对配电变压器的精细化无功补偿控制, 从配电变压器负荷随机性强的特点出发, 分析并实测了传统的负荷预测方法和数据预处理方法在配变负荷预测上的适用性, 提出了基于小波变换和层次聚类分析的配变短期负荷预测方法。对标么曲线与基值分别进行预测, 利用小波变换获取标么负荷曲线的细节信息, 通过聚类分析寻找相似曲线, 并使用核函数平滑的方法获得标么预测曲线, 最后通过倍比平滑法获得预测基值, 从而完成预测。对济南某配电变压器1个月的实际负荷进行预测的结果表明, 所提方法的预测精度优于传统的频域分量法、倍比平滑法和点对点倍比法, 在台区的负荷预测方面适用性更强。

关键词: 配电变压器; 负荷预测; 小波; 聚类

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2016.02.027

0 引言

目前我国正在大力推动节能减排工作, 降低配电变压器电能损耗是配电网研究的重要课题。为了实现配电变压器精细化分相无功补偿, 支持有载调容变压器控制策略研究, 针对配电变压器负荷预测的研究非常必要。具体地, 可以通过负荷预测在日前对电压无功控制策略进行规划, 并在当日做实时修正, 从而降低调节次数, 提高调节开关寿命等。

对系统级负荷的预测方法众多^[1], 而对配变负荷预测的研究成果却很少见诸已有文献^[2], 本文受到系统级预测方法的启发, 提出了更适用于配变的负荷预测方法。

短期负荷预测主要用于预测未来1 d内的电力负荷。日负荷存在明显的周期性。具体而言, 体现在以下几点:

- 1) 不同日的日负荷曲线其整体规律相似。
- 2) 同一星期类型日负荷规律相似。
- 3) 工作日、休息日负荷规律各自相似。
- 4) 不同年度法定节假日的规律相似。

上述负荷规律为短期负荷预测工作提供了指导。在国内外学者的努力下, 形成了很多较为成熟的负荷预测方法, 如回归分析法、指数平滑法、频率分量法、支持向量机、人工神经网络、小波变换等^[3-7]。然而, 任何负荷预测方法都有其适用条件^[8], 对于配变这样容量很小的负荷区域来说, 尽管基本满足上述规律, 但随着随机负荷成分的增加, 传统方法适用性较差。

负荷预测的准确性需要数据的可靠性和预测算法的适用性两方面的保证^[8]。负荷预测过程中, 对坏数据的处理, 除了采用简单的横向比较方法,

基于 K 均值(K-means)聚类、改进模糊 C 均值(fuzzy C-means, FCM)算法和频率分解等方法在母线及以上级别的负荷预测中使用效果较好^[9-12]。然而,当负荷量级减小,随机性和波动性增大时,坏数据的辨识变得较为困难,需要探讨方法的适用性。

在预测算法上,将数据挖掘方法应用于负荷分析和预测是近年来的新思路。数据挖掘算法意在从大量数据中发现规律,本文主要也是沿此思路构建负荷预测算法。

随着高级量测体系(advanced metering infrastructure, AMI)的推广,国外学者对用户用电习惯的研究越来越多。通过自适应的 K-means 聚类方法,可以从大量用户和大范围的数据中寻找不同用户的用电规律^[13-15]。因配变负荷仅为 100~150 户用户负荷的总和,若将其看做一个用户的负荷,即可通过寻找其规律进行负荷预测。

将聚类方法与传统方法相结合的预测算法也有文献报道。文献[16]针对电力负荷的周期性,利用小波变换将不同周期的负荷分开,投影到不同的尺度上,从而辨识负荷的内部和细节特征。也有文献先对负荷数据做小波分解,然后对不同尺度序列分开预测,再将各预测序列合并^[17-18]。近年来亦有方法将小波变换应用于负荷曲线的分解,通过核函数平滑方法对城市级负荷进行预测^[19]。将小波变换用于配变负荷这种随机性大的负荷时,有助于寻找其内部规律。

针对低容量负荷,基值与标幺负荷曲线分开预测的解耦预测方法可降低负荷突变和随机性的影响,亦有利于分析负荷规律,从而提高预测精度^[20]。

本文提出的基于小波变换和聚类分析的配变负荷预测方法,通过比较分析数据预处理方法的实用性,将标幺曲线和基值分开预测。利用济南某配变实际负荷数据进行仿真测试,并就负荷预测精度与几种传统的负荷预测算法进行比较。仿真结果证明,本文算法的预测精度优于传统方法。

1 本文的整体预测理念

本文的预测方法的流程如图 1 所示,首先结合配变负荷数据的特点,选择合适的数据预处理方法,进而通过小波变换和聚类分析,从用电习惯的角度对配变日负荷进行预测。预测方法分为标幺曲线预测和基值预测两部分。通过对标幺曲线的小波变换和聚类分析,将用户的总体用电习惯分为几个大类,找到相似日负荷曲线,并使用核函数平滑的方法对相似日的曲线进行加权,获得标幺预测曲

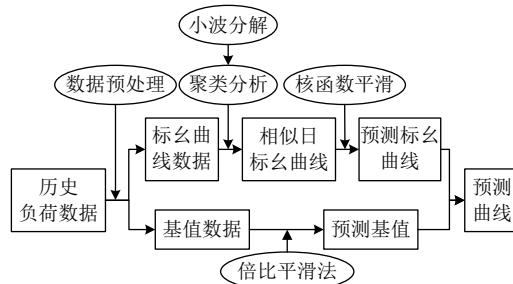


图 1 预测方法流程图

Fig. 1 Flow chart of forecasting method

线。通过倍比平滑法预测基值,将基值与标幺曲线相乘得到最终的预测曲线。

2 配变负荷数据预处理方法

2.1 坏数据辨识

负荷预测的效果需要准确的负荷数据来支撑。设负荷数据为

$$P_d(t), d=1,2,\dots,M, t=1,2,\dots,N \quad (1)$$

式中: M 为历史负荷天数; N 为每日历史数据点数,一般为 24 或 96。

一般而言,采用以下两条准则判断负荷数据是否是坏数据:

- 1) 认为缺失和为零的数据是坏数据。
- 2) 认为相邻两点负荷变化“反常”的点也是坏数据。

2.2 常规坏数据处理方法

经过辨识,坏数据被定位,下一步需要对找到的坏数据进行修正。电力负荷的周期性主要体现在日周期性和周周期性较强,故可以通过频率分量法对坏数据进行处理。

具体方法是,首先对缺失和为零的数据做线性补全,然后以日为单位对历史数据进行频域分解,仅保留日分量 D 和周分量 W 。定义特征曲线为 F :

$$F(t) = D(t) + W(t), t=1,2,\dots,N \quad (2)$$

特征曲线代表了典型的日负荷曲线的形状,以此对坏数据进行修正。用 F 上的点(段)修正上一节中找到的坏数据点(段)时,应根据坏数据两端的正确点的数据对 F 上的点进行幅度修正,从而保证用以替换坏数据的 F 上的点(段)能够与坏数据两端正确点的幅度相吻合。

2.3 数据预处理结果及讨论

通过实际测试,认为仅使用第一条坏数据辨识准则即可,其原因是:与更高量级的负荷相比,配变负荷的波动性和随机性更大,在坏数据的处理上难度更大。一方面,配电变压器的数据采集会受到不确定的干扰和所处环境的影响,测量数据难免有

误差;另一方面,由于配变容量较小,当有用户打开或关断大功率用电器时,就会在变压器侧反映为负荷波动(尖峰),故配变负荷随机性很大。所以,对于负荷曲线上的波动,难以区分其是测量误差还是实际的负荷波动。

另外,配变负荷上升沿到来的时间常有不同,并不稳定,如果使用第二条,则某些到来较早或者较晚的上升沿可能会被定位为坏数据,进而进行修正。对坏数据的错误定位减少了历史数据所蕴含的信息,将会进一步影响数据挖掘工作,从而对预测产生影响。

文献[12]中使用切比雪夫不等式寻找“反常”数据,本文借助此方法验证准则2在配变负荷预测上的效果。通过实际比较,可以认为仅考虑缺失和为零的数据为坏数据在配变负荷预测中是更合适的。具体而言:

1)对济南市某配变2014年10月前4d负荷数据进行预处理,结果如图2所示(实线为方法1辨识,虚线为方法2辨识)。可以看出,方法2使得数据变得更加平滑,其原有随机性被大大削弱。

2)将该配变2014年11月的数据按方法1补充,分别用方法1和方法2处理10月份的历史数据,并用倍比平滑法预测11月负荷,比较两种方法的预测精度,如表1所示。使用相对误差指标对负荷预测精度进行衡量,具体地,第 d 日日负荷预测精度 A_d 为

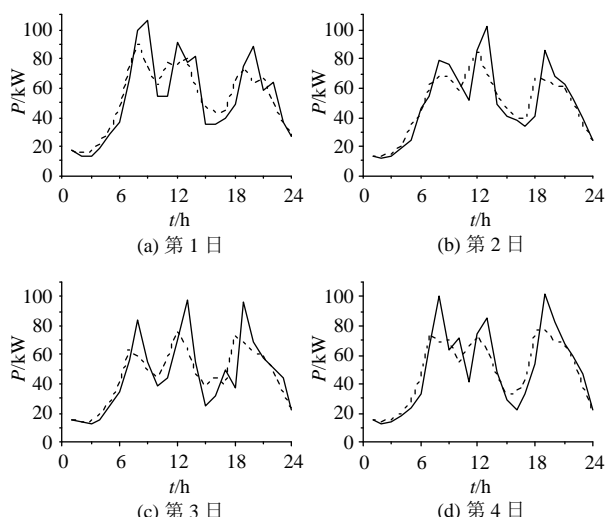


图2 数据预处理效果

Fig. 2 Result of historical data processing

表1 数据预处理方法效果比较

Tab. 1 Comparison of historical data processing methods	
数据处理方法	平均预测精度
方法1	0.775 6
方法2	0.580 2

$$A_d = (1 - \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_{dt}^2}) \times 100\% \quad (3)$$

式中 e_{dt} 为第 d 日第 t 点的预测相对误差。取31d预测精度平均值为衡量指标。

根据结果来看,方法2在配变负荷预测的数据处理上是不合适的。可以认为,配变负荷的波动幅度大、规律性小是其随机性导致的,而非坏数据。所以应该保留其随机性以备预测使用。

2.4 标么化

为了进行聚类分析以辨识负荷模式,对去除坏点的负荷数据做标么化处理,从而重点分析日负荷的变化规律。选择日负荷均值 \bar{P}_d 作为基值进行标么化,可以降低负荷尖峰对变化规律的影响,则标么负荷曲线表达式为

$$p_d = P_d / \bar{P}_d, d=1, 2, \dots, M \quad (4)$$

3 基于小波-聚类的配变负荷预测方法

3.1 标么负荷曲线预测

为辨识负荷曲线中相邻点反常变化的规律,需要对历史负荷数据做频域分析。传统的信号分析方法是建立在傅立叶分析的基础上的。而傅立叶分析存在许多局限性,不能辨识频率分量出现的时间。小波变换解决了这一问题,通过对母小波的平移和伸缩,可以在任意的时间尺度和位置上对信号进行分析。

为了获得标么负荷预测曲线,本文从所有标么负荷历史数据中,利用小波分解和聚类的方法找到相似的曲线,然后利用核函数对其进行平滑和加权得到待预测日的标么负荷曲线。曲线之间的相似性通过对曲线的分析得到,具体方法如下所示。

对于经过数据处理的日负荷数据 p_1, p_2, \dots, p_M ,对每条负荷曲线做离散小波变换,分解至最大可能阶层 L :

$$L = \text{floor}(\log_2 N) \quad (5)$$

将 p_d 所对应的离散小波分解系数记做

$$D_1^d, D_2^d, \dots, D_L^d, C_L^d \quad (6)$$

式中 C_L^d 为最高级的近似系数,其余为各级的细节系数。

将第 d 日各级系数用相同的形式 λ_i^d 表示,即

$$[\lambda_1^d, \lambda_2^d, \dots, \lambda_{L-1}^d, \lambda_L^d] = [D_1^d, D_2^d, \dots, D_{L-1}^d, (D_L^d, C_L^d)] \quad (7)$$

设上述各系数向量的长度为

$$[n_1, n_2, \dots, n_L] \quad (8)$$

文献[19]给出了系数向量之间的距离,据此定

义两个标么负荷曲线 p_i, p_j 的“距离”为 $D(p_i, p_j)$, 具体按下式计算:

$$\begin{cases} d(\lambda_k^i, \lambda_k^j) = \sqrt{\sum_{t=1}^{n_k} \|\lambda_k^i(t) - \lambda_k^j(t)\|^2} \\ D(p_i, p_j) = \sum_{k=1}^L 2^{-k/2} d(\lambda_k^i, \lambda_k^j) \end{cases} \quad (9)$$

对 p_1, p_2, \dots, p_M 按照它们之间的相似性进行聚类。根据层次聚类的定义^[21], 设定聚类数目 B , 使用从下而上的层次聚类方法。先假设所有标么负荷曲线各自成一类, 即共 M 类, 下一步将这 M 类逐渐聚合至 B 类。

以 G_p, G_q 表示两个类, N_p, N_q 为它们包含的元素个数, 定义类间平均距离为

$$D_{pq} = \frac{1}{N_p N_q} \sum_{p_i \in G_p} \sum_{p_j \in G_q} D(p_i, p_j) \quad (10)$$

每次合并类平均距离最近的两类, 直至聚合至 B 类, 聚类结果记做 G_1, G_2, \dots, G_B 。

得到聚类结果后, 需要研究如何对负荷曲线进行加权, 从而获取待预测日的负荷预测曲线。为此, 将两个连续日的负荷联合起来看作一种负荷模式, 认为今天的负荷规律将从概率上影响明天的负荷规律, 从而可以通过待预测日前 1 d 的负荷规律来预测待预测日的负荷情况, 也即希望通过历史数据中的一些 (p_d, p_{d+1}) 的组合来预测 (p_M, \hat{p}_{M+1}) 。因为要预测的是 \hat{p}_{M+1} , 所以只能通过 p_d 与 p_M 的相近性来推断 (p_d, p_{d+1}) 与 (p_M, \hat{p}_{M+1}) 的相似性, 从而预测 \hat{p}_{M+1} 。

具体地, 聚类结果中与 p_M 属于同一类的元素与之有着最大相似性, 设这类为 G_b , 其中共有 C 个元素, 记 G_b 中的元素在所有负荷曲线中的编号为 b_1, b_2, \dots, b_C , 则一定有

$$p_{bC} = p_M \quad (11)$$

由于历史上出现了 (p_{bi}, p_{bi+1}) 这样的组合, 而 G_b 中所有元素(除了 p_M 自己之外)又都与 p_M 有很大的相似性, 这就意味着 p_M 的后一日 \hat{p}_{M+1} 很有可能再次出现 p_{bi+1} 的情况, 这个可能性可以用一个权重系数来衡量。从而可以通过对 G_b 中除了 p_M 之外所有元素的后 1 d 负荷曲线做加权平均, 来获得待预测日的负荷预测曲线。即

$$\hat{p}_{M+1} = \sum_{i=1}^{C-1} \omega_i p_{bi+1} \quad (12)$$

式中 ω_i 为权重系数, 需要满足条件:

$$\begin{cases} \sum_i \omega_i = 1 \\ \omega_i \in [0, 1] \end{cases} \quad (13)$$

在许多文献中, 核函数方法是非参数统计估计的常用方法。在本文的问题中, 需要预测的负荷曲线与选中的历史负荷曲线没有确定的参数关系, 用核函数进行估计是合适的。

本文此处参考文献[19]中的应用方法。具体地, 认为选中的历史负荷曲线 p_{bi+1} 的权重与它和 p_M 之间的距离大小成反比, 通过对距离进行核函数平滑来得到权重系数, 即

$$\omega_i = \frac{K(\|p_{bi} - p_M\|)}{\sum_{j=1}^{C-1} K(\|p_{bj} - p_M\|)} \quad (14)$$

式中 $K(\cdot)$ 为选择的核函数。

在预测过程中, 为了获得较高而且稳定的预测精度, 需要合理的设置聚类数目 B , 选择适当的历史数据的长度 M 以及合适的核函数 $K(\cdot)$ 。在这方面, 通过对参数的遍历, 总结预测精度随参数变化的关系, 从而合理地选择参数。

3.2 基值预测

在负荷预处理的时候, 对负荷进行了标么化, 故为了完成预测, 需预测基值 \hat{P}_{M+1} 。本文中, 负荷基值选择的是日平均负荷, 它反映的是配变日电量的变化情况。采用倍比平滑法可以用近 2 周的负荷基值估计待预测日的基值, 计算简单, 也较为准确。其大致思路如下式所示, 具体方法参见文献[1]。

$$\frac{\text{待预测日负荷基值}}{\text{本周期负荷水平}} = \frac{\text{同类型日负荷基值}}{\text{上周期负荷水平}} \quad (15)$$

将基值与标么曲线相乘即得到预测的日负荷曲线为

$$\hat{P}_{M+1} = \hat{P}_{M+1} \hat{p}_{M+1} \quad (16)$$

基值由于是在整体上对负荷的幅值进行影响, 所以影响重大。但在本文中, 由于选择基值为日负荷均值, 相比于负荷最大值和最小值, 其值波动较小, 较为稳定, 使用倍比平滑方法可以较好地预测。

4 算例及比较

使用山东省济南市某配变在 2014 年 6—10 月份的历史数据进行验证, 取前 4 个月为历史数据 ($M=122$), 对 10 月份的日负荷曲线进行虚拟预测, 共计预测 31 d。配变容量 400 kVA, 历史数据为 24 点日负荷 ($N=24$)。同时测试本文的小波-聚类预测方法和 3 种传统算法。

经过预测试, 母小波选择 db4 小波, 聚类数目设定为 8 类, 共测试 8 类常见的核函数, 最终选定 Epanechnikov 函数, 其表达式为

$$K(u)=\frac{3}{4}(1-u^2), |u|\leq 1 \tag{17}$$

表 2 为 31 d 虚拟预测的精度平均值, 相对 3 种传统方法, 本文提出的坏数据处理及小波-聚类的方法在平均精度上可以提升 2% 以上。由于测试时间长达 31 d, 可以认为这种精度的提升是稳定的, 是算法本身的优势带来的。

表 2 虚拟预测精度比较	
Tab. 2 Comparison of accuracy of prediction	
预测方法	平均精度
点对点倍比法	0.763 5
倍比平滑法	0.831 0
频率分量法	0.814 6
小波-聚类方法	0.851 1

该配变 2014 年 10 月 23 日的预测曲线和实际负荷曲线如图 3 所示, 预测精度为 85.38%, 代表了预测的平均效果。从预测曲线与实际曲线的贴近性可以看出, 本文方法可以较好地预测负荷曲线的形状。两者之间没有出现整体的偏离, 这表明基值预测较为准确。

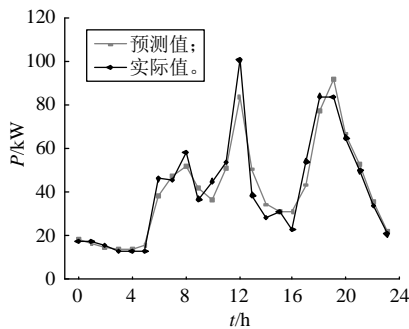


图 3 10 月 23 日预测结果
Fig. 3 Prediction chart on October 23rd

对于 31 d 的预测结果, 图 4 分析了各点预测的绝对误差与各点负荷大小的关系, 从图中可以看出, 预测误差的均值与日负荷的均值的“形状”很相似。在负荷大的时候, 预测的误差相对较大, 负荷小的时候, 预测误差也相对较小。对两者做相关分析表明, 他们基本成正相关关系, 相关系数为

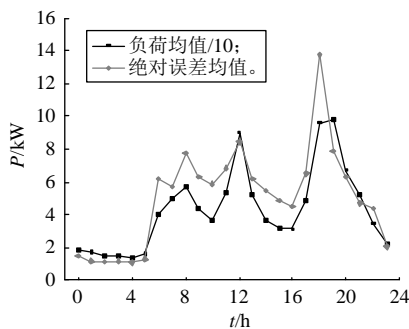


图 4 各点预测绝对误差均值与实际负荷均值的关系
Fig. 4 Average absolute error and average load

0.896, 相关程度很高。这说明, 对于同一个配变的负荷而言, 在对其进行负荷预测时, 在白天负荷较高的时候功率预测的偏差会更大, 利用预测数据进行控制策略设计可能会引起大的偏差。

图 5 和图 6 分析了日间(6:00—17:00)各点的预测绝对误差在 31 d 内的分布情况。在绝大多数时间点上, 本文方法都有着更低的绝对误差均值, 精度更高。同时, 误差的标准差也较小, 精度较为稳定。图 5 和图 6 中: *c* 代表小波聚类方法; *f* 代表频率分量法; *p* 代表点对点倍比法; *s* 代表倍比平滑法; 色块代表了中间 50% 的误差数据所包含的范围; 横线代表误差中位数; 直线段代表误差最大与最小值之间所包含的范围。

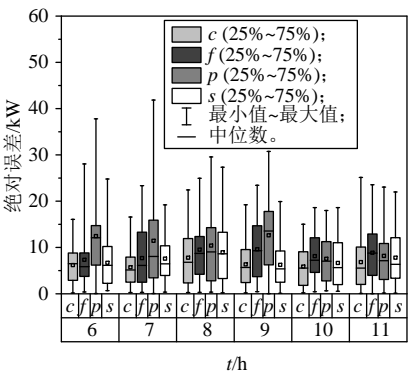


图 5 6:00—11:00 的预测绝对误差分布
Fig. 5 Distribution of absolute error of prediction on 6:00—11:00

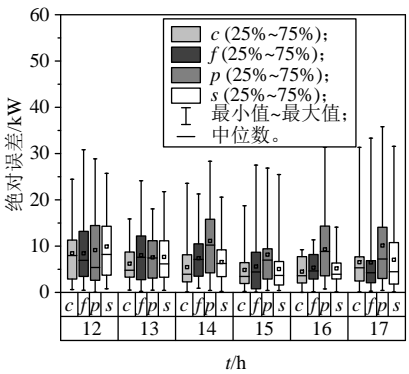


图 6 12:00—17:00 的预测绝对误差分布
Fig. 6 Distribution of absolute error of prediction on 12:00—17:00

5 结论

- 1) 针对配变负荷波动性、随机性大的特点, 本文对比分析了其原因, 认为只应处理缺失和为零的坏数据, 并选择频域分解的方法对坏数据加以修补即可。
- 2) 本文提出了基于小波聚类思想的配变短期负荷预测方法。此方法将基值与标幺曲线分开预测, 使用小波分解获取负荷曲线信息, 并通过聚类

及核函数平滑的方法得到预测曲线, 提高了配变的负荷预测精度。对 31 d 日负荷曲线的虚拟预测结果表明, 本文方法平均精度可以达到 85% 以上, 优于测试的 3 种传统算法。

参考文献

- [1] 康重庆, 夏清, 刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007: 170-184.
- [2] 朱健峰. 基于群集智能手段的低压台区电网负荷预测手段研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2011.
- [3] 冉启文, 单永正. 电力系统短期负荷预报的小波-神经网络-PARIMA 方法[J]. 中国电机工程学报. 2003, 23(3): 38-42.
Ran Qiwen, Shan Yongzheng. Wavelet-neural networks-parima method for power system short term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE. 2003, 23(3): 38-42(in Chinese).
- [4] 王奔, 冷北雪, 张喜海, 等. 支持向量机在短期负荷预测中的应用概况[J]. 电力系统及其自动化学报. 2011, 23(4): 115-121.
Wang Ben, Leng Beixue, Zhang Xihai, et al. Application profiles of support vector machine in short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA. 2011, 23(4): 115-121(in Chinese).
- [5] 尤勇, 盛万兴. 一种新型短期负荷预测模型的研究及应用[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(9): 15-18.
You Yong, Sheng Wanxing. The study and application of the electric power system short-term load forecasting using a new model[J]. Proceedings of the CSEE. 2002, 22(9): 15-18(in Chinese).
- [6] 赵宏伟, 任震. 考虑周期性的短期负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 1997, 17(3): 211-213.
Zhao Hongwei, Ren Zhen. Short-term load forecasting considering weekly period based on PAR[J]. Proceedings of the CSEE, 1997, 17(3): 211-213(in Chinese).
- [7] 邵能灵, 侯志俭, 李涛, 等. 基于小波分析的电力系统短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(1): 45-50.
Tai Nengling, Hou Zhijian, Li Tao, et al. New principle based on wavelet transform for power system short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(1): 45-50(in Chinese).
- [8] 廖旋煊, 胡智宏, 马莹莹, 等. 电力系统短期负荷预测方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(1): 147-152.
Liao Nihuan, Hu Zhihong, Ma Yingying, et al. Review of the short-term load forecasting methods of electric power system[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(1): 147-152(in Chinese).
- [9] 李光珍, 刘文颖, 云会周, 等. 母线负荷预测中样本数据预处理的新方法[J]. 电网技术, 2010, 34(2): 149-154.
Li Guangzhen, Liu Wenying, Yun Huizhou, et al. A new data preprocessing method for bus load forecasting[J]. Power System Technology, 2010, 34(2): 149-154(in Chinese).
- [10] 李刚, 张凯峰, 王一清, 等. 基于改进 K-means 的负荷坏数据修正[C]//中国高等学校电力系统及其自动化专业第二十四届学术年会. 北京: 中国农业大学, 2008: 838-841.
- [11] 蒋雯倩, 李欣然, 钱军. 改进 FCM 算法及其在电力负荷坏数据处理的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2011, 23(5): 1-5.
Jiang Wenqian, Li Xinran, Qian Jun. Application of improved FCM algorithm in outlier processing of power load[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2011, 23(5): 1-5(in Chinese).
- [12] Chen Xinyu, Kang Chongqing, Tong Xing, et al. Improving the accuracy of bus load forecasting by a two-stage bad data identification method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(4): 1634-1641.
- [13] Smith B A, Wong J, Rajagopal R. A simple way to use interval data to segment residential customers for energy efficiency and demand response program targeting[C]//Proceedings of 2012 ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings. Pacific Grove, California: ACEEE, 2012: 5374-5386.
- [14] Albert A, Rajagopal R. Smart meter driven segmentation: what your consumption says about you[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 4019-4030.
- [15] Kwac J, Flora J, Rajagopal R. Household energy consumption segmentation using hourly data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(1): 420-430.
- [16] 于龙. 基于模糊聚类选取相似日的短期电力负荷预测[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
- [17] 顾洁. 应用小波分析进行短期负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2003, 15(2): 40-44.
Gu Jie. Application of wavelet analysis to short-term load forecasting of power system[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2003, 15(2): 40-44(in Chinese).
- [18] 宋超, 黄民翔, 叶剑斌. 小波分析方法在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2002, 14(3): 8-12.
Song Chao, Huang Minxiang, Ye Jianbin. The application and problems of wavelets used in short-term power load forecasting[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2002, 14(3): 8-12(in Chinese).
- [19] Antoniadis A, Paparoditis E, Sapatinas T. A functional wavelet - kernel approach for time series prediction[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 2006, 68(5): 837-857.
- [20] 黎灿兵, 刘梅, 单业才, 等. 基于解耦机制的小地区短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2008, 32(5): 87-92.
Li Canbing, Liu Mei, Shan Yecai, et al. Short-term load forecasting method of small region based on decoupling mechanism[J]. Power System Technology, 2008, 32(5): 87-92(in Chinese).
- [21] 孙吉贵, 刘杰, 赵连宇. 聚类算法研究[J]. 软件学报, 2008, 19(1): 48-61.
Sun Jigui, Liu Jie, Zhao Lianyu. Clustering algorithms research[J]. Journal of Software, 2008, 19(1): 48-61(in Chinese).

收稿日期: 2015-07-15。

作者简介:

沈沉(1970), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为新能源及微电网技术、电力系统运行与控制、互联电力大系统的分布式计算及大系统解列控制等, E-mail: shenchen@mail.tsinghua.edu.cn;

秦建(1993), 男, 硕士研究生, 研究方向为配电网台区负荷预测及应用;



沈沉

盛万兴(1965), 男, 教授级高级工程师, 博士生导师, 主要从事农电技术、智能配电网、电力系统自动化、计算机控制、人工智能、电力系统节能技术及电网经济运行等方面的研究工作;

方恒福(1984), 男, 硕士, 工程师, 主要从事配电网节能、电能质量以及农电技术等方面的研究工作, E-mail: fanghengfu@epri.sgcc.com.cn。

(责任编辑 王金芝)