一种基于变权动态组合模型的电力负荷预测方法

王战友，赵耀培
（山东管理学院，济南，250357）

摘　要：基于单项预测模型进行电网负荷预测已不能适应当前电网管理的要求。组合预测模型在很大程度上能够弥补单一预测方法的片面性，但在组合模型中固定负荷预测方法也存在预测不准确、可信度低等一系列问题。本文在电力负荷预测系统中引入动态组合的思想，通过自动筛选预测方法、动态配置权重，构建最优组合预测模型。实践证明，该组合预测方法比单个预测方法具有更高的预测准确性。

关键词：短期负荷预测；动态配置；组合预测模型；自动筛选
中图分类号：TP183

0　引　言

短期负荷预测是电力系统运行、控制和规划不可缺少的一部分，准确的负荷预测在保证社会正常生产和生活的条件下，可以有效降低发电成本，减少碳排放，提高经济效益和社会效益，对电力系统安全稳定运行和国民经济的可持续发展具有重要意义。

由于电力负荷预测不仅具有周期性的特点，还容易受到气温、降水、湿度等各种环境因素的制约[1]，短期电力负荷的不确定性和变化性决定了单一的方法，如时间序列法[2]、神经网络法[3]、回归分析法[4]等很难做出准确的预测，而由多种方法构成的组合预测方法能在很大程度上弥补单一预测方法的不足，有效提高预测的准确性。但目前的组合预测[5—6]研究多集中在方法的确定和其权重的分配上。固定组合的负荷预测方法不完全适用每次预测场景，即便赋予这些方法较小的权重，也在一定程度上降低了预测的准确性。

针对以上不足，本文以华北某电力公司“智能有序用电管理平台”为背景，基于模型最优化思想，基于负荷预测方法的筛选和权重系数的动态配置构建组合预测模型，并将该模型应用至该系统。实践表明，该组合预测比其他单个预测方法具有更高的预测准确性。

收稿日期：2018-06-04
基金项目：山东省高校科研发展计划（J14LN17）。

1　变权动态配置模型

1.1　组合预测的原理

组合预测是通过模拟、检验多种单一预测方法所得的结果，然后为相应方法设置适当权重而进行加权平均的一种预测方法。这种方法可以综合各预测方法的优点，得到更为准确的预测结果。组合预测的原理可以描述为：假设在某一预测问题中，对预测对象 f 有 k 种预测方法，其中利用第 i 种方法对 t 时刻的预测值为 $f_{it}(i=1,2,L,k)$，利用这 k 个预测值构成一个对 f 的最终预测结果，即 $f=Y(f_1,f_2,L,f_k)$，如果各种方法的权重 $W=[w_1,w_2,L,w_k]^T$，满足 $\sum_{i=1}^{k}w_i=1$，则组合预测模型可以表示为：

$$y(f_1,f_2,L,f_k)=\sum_{i=1}^{k}w_kf_{it},t=1,2Ln \quad (1)$$

1.2　变权动态配置预测模型设计

变权动态配置预测模型是基于多种方法模拟预测构建的一种最优组合模型，其终极目标是确保预测结果最优化。该模型的基本思想为：在一次预测中，首先通过方法库存储的预测方法以及选择的样本进行模拟预测，然后根据预测值与真实值之间的误差筛选合适的预测方法，并根据预测结果对每种预测方法的权重进行动态配置，从而构建一种最优化的组合预测模型。具体预测模型如图 1 所示。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

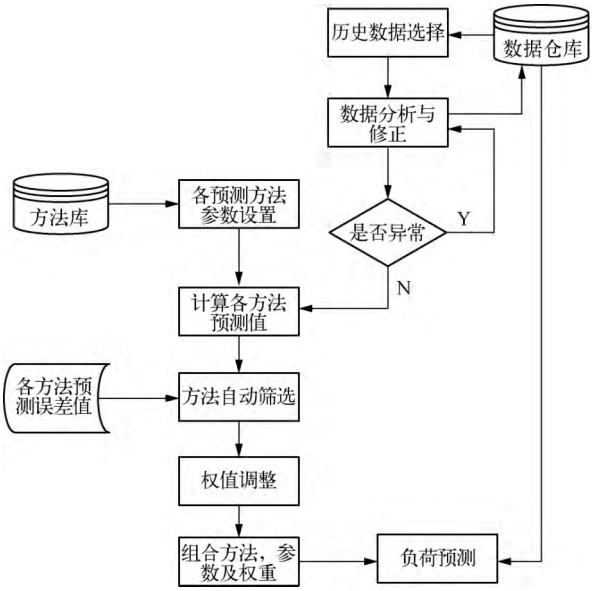

图1　变权动态配置模型

1）模型构成要素

（1）数据仓库：平台数据仓库作为一个用于支持管理决策的数据集合，具有面向主题、高度集成、相对稳定、反映历史变化等特点。数据仓库主要用来存储两大类数据：基础数据和业务数据。其中基础数据是为支撑业务正常运转的有关数据，包括区域、行业、售电分类、经济及气象类数据等；业务数据主要为大客户信息、各供电区域的电量、电力负荷等数据。

（2）方法库：主要包括的传统预测方法和现代预测方法[7]两大类。

2）历史负荷数据预处理

在进行负荷预测时，历史负荷数据作用非常重要。因为对短期负荷而言，相邻正常用电日之间一般具有较强关联性，所以在进行负荷预测时，需要选择一定量的待预测日之前的历史数据，同时，还需对历史数据进行分析和修正。

本文在对历史数据进行分析时通过横向相似性检查异常值，采用均值填补法进行异常值的修正。即将某一时刻的负荷值分别与其前段时间相同时刻的负荷值进行对比，如果差值大于某一阈值，则用平均值进行替代。

异常值检验的算法采用 T 检验准则。它将 n 个样本数据中可疑数据 X_i 先剔除，计算余下 $(n-1)$ 个数据平均值 $\overline{X}$ 和标准差 δ，如果 $|X_i-\overline{X}|>K\delta$，则认为 X_i 含有异常，此时以 $\overline{X}$ 值替换 X_i。k 根据样本数量 n 所选取的显著度 α 从表中查得。

3）参数设置与方法筛选

基于前文构建方法库中所包含的负荷预测方法，针对不同的预测需求自动筛选变权动态配置模型所需要的负荷预测方法。

首先确定各预测方法所需参数的初始值，如历史同期负荷、温度、湿度等参数，然后计算该方法的预测值，假设可接受的平均误差为 E，当计算出的误差 E_i（即第 i 个方法的平均误差 $e_i(t)=y_i(t)-y(t)$）大于 E 时，在动态配置模型构建时将该方法删除，通过上述操作筛选后剩余的 k 个方法即是上述变权动态配置模型中所需要的预测方法。

4）模型权重系数的配置

该步骤基于人工神经网络[8]引入能量函数和跳跃因子对第 i 种预测方法的第 t 期预测值 $y_i(t)$ 在模型中所占权重的配置，主要步骤如下：

（1）初始化输入层和隐层间的权值 V_{rp}、隐层和输出层间的权值 W_p，相应的阈值为 φ_p、θ（其中 $r=1,2,L,i,p=1,2,L,j$），并用遗传算法给权值和阈值赋予$[-1,1]$之间的初值。

（2）随机选择一组训练模式 $F(t)=(y_1(t),y_2(t),L,y_i(t))$，其中，$(i=1,2,L,k)$。

（3）数据预处理，为避免引起神经元饱和，在对网络进行训练之前对输入数据进行处理，降低原始数据因量纲不统一而产生的误差，采用下述公式对输入数据进行归一化处理。

$$\overline{y}_i(t)=\frac{y_i(t)-y_{\min}(t)}{y_{\max}(t)-y_{\min}(t)} \tag{2}$$

其中，$\overline{y}_i(t)$ 为归一化后的数据，取值范围为$[0,1]$，$y_i(t)$ 为原始数据，$y_{\max}(t)$、$y_{\min}(t)$ 分别为变量的最大、最小值。

（4）计算网络的实际输出 f_i

① 计算隐层输出：

$$h_{pi}=f_{hp}\left(\sum_r V_{rp}y_{ri}(t)-\varphi_p\right)$$

本文中取 $f_{hp}(x)=\dfrac{1}{1+\exp(-x)}$ 为隐层第 p 个节点的作用函数。

② 计算输出层输出：

$$f_i=f\left(\sum_p W_p h_{pi}-\theta\right)$$

f 为输出层的作用函数，本文中取 $f(X)=X$。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

(5) 权值修正

$$W_p(T+1)=W_p(T)+\beta_p(T)\delta_i(T)h_{pi}+\alpha_p(T)[W_p(T)-W_p(T-1)]$$

$$V_{rp}(T+1)=V_{rp}(T)+\beta_p(T)\delta_{ri}(T)y_{ri}(t)+\alpha_p(T)[V_{rp}(T)-V_{rp}(T-1)]$$

式中：$\beta(T)=e^{w\cos\varphi}\times\beta_p(T-1)$ 为时变学习率；φ 为 2 次循环学习之间误差超曲面的夹角；w 为比例系数，$0.1<w<0.2$；$W_p(T)-W_p(T-1)$、$V_{rp}(T)-V_{rp}(T-1)$ 为动量项；$\alpha_p(T)$ 为时变动量因子：

$$\alpha_p(T)=\delta_i^2(T)/\sum_{m=1}^{T-1}\delta_i^2(m)$$

$\delta_i(T)$ 为输出层单元的一般化误差：

$$\delta_i(T)=(\overline{y}(t)-y(t))y(t)(1-y(t))$$

$\delta_{ri}(T)$ 为隐含层单元对于 $\delta_i(T)$ 的误差：

$$\delta_{ri}(T)=h_{pi}(1-h_{pi})\delta_i(T)W_p$$

(6) 如果达到误差精度或循环次数要求，则输出结果，否则转(2)。

5) 根据权重配置变权动态配置模型

设某区域电力负荷预测过程中在某一时段的实际值为 $y(t)(t=1,2,L,N)$，针对此预测问题有 n 种可行的预测方法，其相应预测值或模型拟合值分别为 $y_i(t)(t=1,2,L,N,i=1,2,L,n)$ 又设 n 种预测方法的加权向量为 $W=(W_1,W_2,L,W_n)^T$ 于是变权动态配置预测模型可以表示为

$$\overline{y}(t)=\sum_{i=1}^{n}w_iy_i(t)$$

式中：$\overline{y}(t)$ 为组合预测模型的第 t 期的值；$y_i(t)$ 为第 i 种预测方法预测的第 t 期的值$(i=1,2,L,n)$；W_i 为第 i 种预测方法的加权系数，在这里 W_i 并非常数，其值由步骤 4 确定，并有 $\sum_{i=1}^{n}W_i=1$。

2　模型应用效果

本节以华北某电力公司“智能有序用电管理平台”的搭建对变权动态配置负荷预测模型的应用进行介绍。该系统基于 B/S 架构，采用 J2EE 开发平台和 Oracle 10 g 数据库实现。

2.1　平台架构

华北某电力公司有序用电管理平台自顶向下分为以下 4 层：

(1) 表示层即用户界面层，提供用户操作的图形化界面。

(2) 逻辑层即业务逻辑层，用于处理业务逻辑。它处于数据交互层与表示层中间。

(3) 数据交互层用于与数据库进行交互。

(4) 数据库层包含了大量用户自定义方法、存储过程、作业等，主要用于数据的自动获取、预处理，以及各种复杂的数据处理。

2.2　算例应用

下面分别以人工神经网络方法[9]、多元线性回归分析法[10]及小波分析[11] 3 种方法对该地区 2017 年 8 月中旬的负荷状况进行预测，具体预测情况如表 1 所示，根据负荷预测经验，可接受的误差一般不超过 2%，故可以此为标准对变权动态配置模型所用到的预测方法进行筛选。

表 1　华北某地区 2017 年 8 月中旬负荷预测结果

时间	实际负荷	预测负荷			相对误差%		
		神经网络	多元线性回归	小波分析	神经网络	多元线性回归	小波分析
00:00	8 134.32	8 047.29	8 031.55	8 090.27	−1.069 9	−1.263 4	−0.541 5
01:00	7 884.37	7 804.91	7 866.95	7 819.65	−1.007 8	−0.220 9	−0.820 9
02:00	7 775.18	7 932.45	7 945.61	7 921.24	2.022 7	2.192 0	1.878 6
03:00	7 655.6	7 807.77	7 825.36	7 806.84	1.987 7	2.217 4	1.975 6
04:00	7 688.95	7 810.83	7 700.61	7 812.71	1.585 1	0.151 7	1.609 6
05:00	7 871.97	7 977.18	7 733.20	7 978.11	1.336 5	−1.762 8	1.348 4
06:00	8 171.62	7 909.20	7 965.65	7 987.03	−3.211 3	−2.520 6	−2.258 9
07:00	8 746.14	8 653.26	8 709.55	8 662.49	−1.061 9	−0.418 3	−0.956 4
08:00	8 800.24	8 871.77	9 012.80	8 917.12	0.812 8	2.415 5	1.328 1
09:00	9 599.44	9 630.24	9 642.46	9 626.47	0.320 9	0.448 2	0.281 6
10:00	9 775.28	9 734.88	9 734.86	9 740.36	−0.413 3	−0.413 5	−0.357 2
11:00	9 933.81	9 923.12	9 881.02	9 915.17	−0.107 6	−0.531 4	−0.187 6
12:00	9 495.5	9 955.94	9 940.40	9 130.29	4.849 0	4.685 4	−3.846 1

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

为预测华北某地区 2017 年 8 月中旬零点负荷，本文采用 3-7-1 的改进 BP 神经网络，隐含层的选择是根据经验公式 $2n+1$（n 为输入节点的个数）得到的，输入分别为神经网络、多元线性回归及小波分析 3 种预测方法在此刻的预测值，经过权值优化配置后，在零点时刻神经网络、多元线性回归、小波分析 3 种负荷预测方法所得到的预测值其对应权值为：$k_1=0.314\ 6$，$k_2=0.285\ 3$，$k_3=0.400\ 1$。

基于设计的变权动态配置模型对华北某地区 2017 年 8 月中旬零点负荷进行负荷预测，即 $\overline{y}(t)=k_1\cdot y_1(t)+k_2\cdot y_2(t)+k_3\cdot y_3(t)$

$=0.314\ 6\times 8\ 133.25+0.285\ 3\times 813\ 3.05+0.400\ 1\times 813\ 3.77$

$=813\ 3.40$

基于该方法得到相对误差值为 0.013 1，均小于神经网络、多元线性回归及小波分析任一种预测方法，体现了模型的优越性，极大地提高了负荷预测的精确性。系统实际运行效果如图 2 所示。

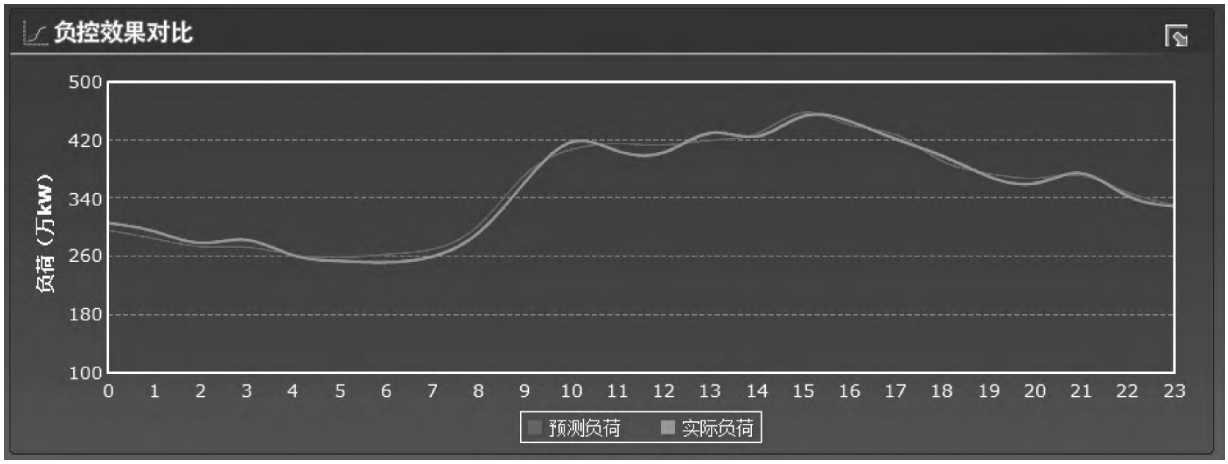

图 2　系统实际运行效果图

3　结束语

本文研究以组合预测思想为核心，通过变权动态配置短期电力负荷组合预测模型。该模型基于模拟预测的思想，首先对预测日前段时间的历史数据进行分析与修正，通过 T 值检验发现异常并用均值填补法消除异常，然后根据误差可接受的范围对模型所需负荷预测方法进行自动筛选，最后基于人工神经网络引入能量函数和跳跃因子对组合模型中各方法占权重进行动态配置，进而获得最优化的组合预测模型。将变权动态配置组合模型应用至华北某电力公司“智能有序用电管理平台”，结果显示该模型不仅具有较高的预测准确性，还具备较强的扩展性，同时还具有数据处理方便快捷、操作简便、展现方式灵活多样等特点。平台的成功运行表明，本文提出的变权动态配置组合预测模型具有较高的应用价值。

参 考 文 献

[1] 亚奇，周国亮，朱永利. 智能电网大数据处理技术现状与挑战[J]. 电网技术，2013，37(04)：927-935.

[2] 张云歌，高健，唐环. 电力系统的负荷预测方法研究[J]. 工业控制计算机，2015(12)：152-154.

[3] 朱建平. 神经网络在电力负荷预测中的应用研究[J]. 科技资讯，2015(23)：32-34.

[4] 潘超，鲁宝春，孙丽颖，等. 电力系统负荷预测方法综述[J]. 辽宁工业大学学报(自然科学版)，2016(05)：296-299.

[5] 李永斌. 短期电力负荷预测模型的建立与应用[J]. 计算机仿真，2011，28(10)：316-319.

[6] 王保义，赵硕，张少敏. 基于云计算和极限学习机的分布式电力负荷预测算法[J]. 电网技术，2014(02)：526-531.

[7] Pappas S S，Ekonomou L，Karampelas P，et al. Electricity demand load forecasting of the hellenic power system using anarma model[J]. Electric Power Systems Research，2010，80(03)：256-264.

[8] Amjady N，Farshid，Keynia. A New Neural Network Approach to Short Term Load Forecasting of Electrical Power

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

Systems[J]. Energies，2011，17(2)：489-492.
[9] 张素香，赵丙镇，王风雨，等. 海量数据下的电力负荷短期预测[J]. 中国电机工程学报，2015(01)：37-42.
[10] 姚佳馨，田慧欣. 基于改进数据驱动子空间算法的电力负荷预测[J]. 计算机工程，2015(05)：311-315.
[11] 吴桂峰，王轩，陈东雷. 基于优化神经网络的短期电力负荷预测[J]. 计算机仿真，2013(11)：95-99，111.
[12] 蔡夏，邢骏. 电力系统负荷预测方法综述[J]. 信息化研究，2010，36(06)：5-7，25.

王战友(1982—　)，男，博士在读，讲师，主要研究方向为数据挖掘及信息管理等。

A Method of Power Load Forecasting Based on Variable Weight and Dynamic Combined Model

Wang Zhanyou，Zhao Yaopei

(Shandong Management University，Jinan 250357，China)

Abstract：It has already failed to comply with the requirements on the network management to forecast the network load with the simple forecasting model. Combination forecasting model can largely make up for the one-sidedness of the simple forecast method，but fixing load forecasting method in combination model also exist inaccurate forecasts，low credibility and other problems. In this paper we applied the combined forecasting idea to power load forecasting system，built a combined optimal forecasting model through automatic sifting of the forecasting methods and weight dynamic configuration. Practice has proved that the combined forecasting method has higher forecast accuracy than a single forecast method.

Key words：short-term load forecasting；auto filter；combination forecasting model；dynamic configuration

欢迎投稿：xinxi@vip.163.com

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net