

基于分区逐时气象信息的全网负荷预测研究

李新炜¹, 王子琦¹, 方鸣², 周鹏¹, 王启明², 李同¹, 鞠平²

(1. 河南省电力公司, 河南 郑州 450052; 2. 河海大学电气工程学院, 江苏 南京 210098)

摘要: 负荷与气象是密切相关的, 尤其在夏冬两季。以省网负荷预报为例, 在传统的电力负荷预测中, 所采用的气象信息一般是全省、全天的气象信息, 比如全省最高温度、最低温度等等。当前, 气象预报技术已经可以做到分区、逐时预报。该文总体思路是将分区逐时气象预测数据应用于负荷预报, 以进一步提高负荷预测精度。指出了按照行政区域和气候区域相结合来分区, 定义了基于负荷的综合气象因素, 提出了根据网供电与综合气象因素进行预测的策略, 给出了将相似日方法与支持向量机相结合的负荷预测方法。最后给出在河南电网应用的实际结果, 对比表明采用逐时气象信息的预测精度比采用全天气象指标的预测精度更高。

关键词: 电力系统; 负荷预测; 气象预测

Daily load forecasting based on hourly area weather data

LI Xin-wei¹, WANG Zi-qi¹, FANG Ming², ZHOU Peng¹, WANG Qi-ming², LI Tong¹, JU Ping²

(1. Henan Electric Power Corporation, Zhengzhou, 450052, China;

2. College of Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing, 210098, China)

Abstract: It is well known that electric load is closely related to weather especially in summer and winter. Taking the load forecasting in a provincial power grid as example, the weather data used in traditional load forecasting are globally and whole date, such as maximum and minimum temperature in the province. The weather forecasting has been developed to be able to predict hourly in area of a province. This paper uses the hourly area weather data for load forecasting. The issues discussed include: dividing areas, weather data synthesis, load forecasting strategies and so on. Finally, the practical application results in Henan Power Grid are given to validate the methods.

Key words: electric power system; load forecasting; weather forecasting

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)03-0036-05

0 引言

随着电力市场的发展, 作为 EMS 重要组成部分的负荷预测越来越受到电力系统运行和管理者的重视, 当前世界各国电力公司都在积极进行满足电力市场要求的短期负荷预测研究。英国的研究结果表明, 短期负荷预测的误差每增加 1% 将导致每年运行成本 1 千万英镑。在挪威, 1% 的短期负荷预测的误差的增加将导致 5~10 百万克郎的附加运行成本^[1]。

负荷预测研究早在 50、60 年代就开始了, 时至今日已经提出了很多方法^[1,10], 具有代表性的有时间序列方法、相似日方法、神经网络方法、支持向量机方法。

时间序列方法的优点是: (1) 原理成熟、应用简便; (2) 主要根据过去的负荷值及干扰值来推算未来的负荷, 不需要相关因素的资料, 因此在一些相关因素的预测值和某些常数难以得到时, 不失为一种可行的方法。缺点是: (1) 对数据的要求较高; (2) 用线性模型表达负荷之间非线性关系有一定局限性; (3) 不能方便地考虑天气情况等对负荷有重要影响的相关因素。

相似日方法的优点是模拟经验丰富的人员进行负荷预测的思路, 能方便地考虑温度、天气情况等对电力负荷有重要影响的因素的作用, 实用、简便。然而也存在以下缺点: (1) 找到的相似日不一定具有和预测日最相近的负荷, 有时甚至相差较大; (2) 由于各个因素共同影响负荷的复杂非线性特性, 用曲线拟合或经验方法来修正由于各个因素的差异而引起的负荷差异, 难以达到好的效果。

基金项目: 国家杰出青年科学基金项目 (50725723)

人工神经网络 (ANN)方法的优点是能够实现复杂的非线性映射。但是,大范围映射往往带来较大的误差,而且需要大量的训练样本。

支持向量机 (SVM)是一种新型的机器学习算法,它与传统神经网络仅实现经验风险最小化归纳原则不同,它的训练等价于解决一个线性约束的二次规划问题,存在唯一解,避免了陷入局部极小。与神经网络方法相比,有着显著的优越性,被认为是人工神经网络方法的替代方法。

在传统的电力负荷预测中,所采用的气象信息一般是全省、全天的气象信息,比如全省最高温度、最低温度等。但是,全省范围的气象条件实际上并不相同,对于比较大的省份相差可能较大,采用全省气象信息将带来负荷预测的误差。另外,一天的气象条件实际上也不相同,早中晚相差可能较大,采用全天气象信息也将带来负荷预测的误差。

现代气象预报技术已经可以做到分区、逐时预报,所以将这种新技术应用于负荷预测,以期进一步提高负荷预测精度。涉及到分区问题、气象数据的利用问题、负荷预测的策略问题等,下面逐一加以研究。最后,根据实际应用结果来进行对比。

1 负荷预测的分区

负荷预测原来是全省一个区域,现在需要划分为若干个区域。一个问题是划分为多少个区域?显然,区域太少对于提高预测精度不利,但区域太多会增加工作量,而且能够提高多少预测精度也很难说。另外一个问题是如何划分区域?有三种可能的方案:

(1) 按照行政区域来分区。由于与电力管理的区域是一致的,这显然是最简单的方案,资料的收集、上报和处理都比较方便。

(2) 按照气候条件来分区。在考虑气候因素影响的情况下,一般来说,气候条件相近的地理区域内,负荷特征也比较接近。因此,按照气候条件相近来划分负荷预测区域可以提高预测精度。由于某些行政区域内气候条件有明显差异,某个气候区域可能包含几个行政区域以及某些行政区域的一部分,而不一定是几个完整的行政区域,这会给资料收集、预测等方面带来困难。

(3) 按照行政区域和气候区域相结合来分区。负荷预测的分区应该首先有利于提高预测精度,其次有利于操作方便。所以首先还是考虑气候区域,如果气候区域内包含非完整行政区域,则根据该非完整行政区域的负荷量大小来判断是否要包含在气候区域内,如果负荷量大则考虑在本区域,如果负

荷量小则合并到另外的区域。

本文推荐采用第3种区域划分方案。以河南电网为例,经过电力部门与气象部门的共同研究协商,最终将河南电网负荷预测分为5个区域,即豫东、豫西、豫南、豫北、豫中。

2 分区逐时气象数据的综合

经过分析,考虑下列5个气象因素:温度、湿度、降水量、风、天空状况。但如果要考虑分区气象因素进行全网负荷的预测,则需要考虑的气象因素共有 $5 \times 5 = 25$ 个,很难建立全网负荷与这25个气象因素之间的关系。那么,有没有可能将这些因素综合起来考虑?

为此,本文定义了两种综合气象因素:

$$C_{\Sigma}(t) = \sum_{i=1}^5 \frac{1}{5} C_i(t) \quad (1)$$

$$C_{\Sigma}(t) = \sum_{i=1}^5 \frac{P_i(t)}{P_{\Sigma}(t)} C_i(t), \quad P_{\Sigma}(t) = \sum_{i=1}^5 P_i(t) \quad (2)$$

式中: C 代表某个气象因素(比如温度), t 代表时间, P 代表负荷功率,下标 i 代表地区号,下标 Σ 代表综合。

公式(1)对5个区域的气象平均加权,实际上可以理解为气象上的综合气象因素。公式(2)则根据该地区负荷的比例作为权来加权求和,是结合电力负荷预测的实际情况来定义的,不妨称之为基于负荷的综合气象因素。

3 全网负荷预测的策略

在下面的讨论中,地方电厂是指地方投资建设和管理的电厂;自备电厂是指大型企业投资建设和管理的电厂;直调电厂是指省调或者国调直接调度的电厂,包括能调度的自备电厂;上报主变是指各地电力部门上报负荷曲线数据的220 kV或者110 kV变电站。

日负荷预测输出结果为全省的网供电 $\hat{P}_{\Sigma A}$ 的96点曲线,其表示为:

$$\hat{P}_{\Sigma A} = \sum P_{Gw} \pm \text{联络线功率(省网与外网)} \quad (3)$$

$\sum P_{Gw}$ 中包含省调以及国调直接调度的直调电厂,包括能调度的自备电厂。

各个地方供电局上报所管辖地区的220(110)kV变电站网供的负荷数据,包括历史的实际数据和明天的预测数据,表示为:

$$\hat{P}_{\Sigma B} = \sum P_{\text{上报主变}} \pm \text{联络线功率(该地区与外部)} \quad (4)$$

由于全网发电与用电相平衡,即:

$$\sum P_G = \sum P_L \quad (5)$$

而发电与用电分为几个部分, 即:

$$\sum P_{GW} + \sum P_{GD} = \sum P_{\text{上报主变}} + P_{\text{网损}} + \sum P_{\text{厂用电}}$$

$$\text{故 } \sum P_{GW} = \sum P_{\text{上报主变}} + (P_{\text{网损}} + \sum P_{\text{厂用电}} - \sum P_{GD}) \quad (6)$$

由于自备电厂和地方电厂都在上报主变以下, 即已经包含在上报功率中。所以, $\hat{P}_{\Sigma A}$ 与 $\hat{P}_{\Sigma B}$ 之间相差: (1) 网损; (2) 所有直调电厂的厂用电; (3) 非统计电厂, 即直调电厂和上报主变以下均没有包含的电厂, 一般是有的。

上述关系如图 1 所示。

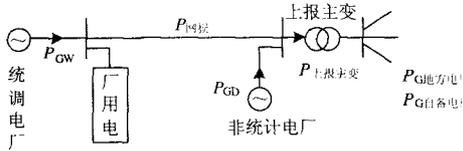


图 1 负荷预测关系图

Fig.1 Relationship in the load forecasting

考虑分区逐时气象数据, 负荷预测策略有三种可能的方案:

(1) 先分区预测再累加。其基本步骤是: ①对某一个负荷预测区域内, 逐一预测各区域负荷, 其中充分考虑该区域气象因素, 设每个区有气候数据 T_i , 根据历史数据建立 $P_{Bi}(T_i)$ 的关系, 然后根据第二天的气候数据得出预测值 \hat{P}_{Bi} ; ②对全省各个负荷预测区域进行累加, $\hat{P}_{\Sigma B} = \sum \hat{P}_{Bi}$, 获得总的负荷; ③考虑网损、所有直调电厂厂用电以及非统计电厂的估算值, 得到最终的 $\hat{P}_{\Sigma A}^{(1)}$ 。需要注意的是第 ③步会带来误差。

(2) 根据网供电 $P_{\Sigma A}$ 与分区气象因素进行预测。先建立网供电与分区气象因素之间的关系 $P_{\Sigma A}(T_1, \dots, T_5)$, 然后再根据预测日的气候数据来预测第二天的值 $\hat{P}_{\Sigma A}^{(2)}$ 。该策略避免了第 1 种预测策略的修正误差, 但问题是 5 个分区气象因素太多 (达 25 个) 而且相互关联, 要建立网供电与这么多因素之间的关系非常困难。

(3) 根据网供电与综合气象因素进行预测。先建立网供电与综合气象因素之间的关系, 然后根据预测日的分区逐时气象数据获得综合气象因素, 最后代入预测模型获得预测值 $\hat{P}_{\Sigma A}^{(3)}$ 。该策略可以避免第 1 种预测策略的修正误差, 同时可以克服第 2 种分区气象因素太多的问题, 而且可以采用以往比较成熟的方法。因此, 本文推荐采用这种策略。

在获得预测值之后, 还需要进行人工修正。主要包括 3 个方面: (1) 加入地方电厂开停机状态 (包括历史数据、明天发电计划); (2) 加入大用户的开停机状态 (包括历史数据、明天用电计划); (3) 突发事件。

4 负荷预测方法

本文将相似日方法与支持向量机 (SVM) 相结合, 基本步骤是: (1) 取预测日前 14 天作为待选的样本日, 从中选择评估函数最小的 7 天作为比较相似的相似日; (2) 将 7 天相似日作为训练样本, 对 SVM 模型进行训练; (3) 根据预测日的输入求出预测日各点的负荷值。

以往的 SVM 预测, 春秋季和夏冬季往往采用同一种模型, 而且往往采用全天性气象因素作为模型的输入节点, 如最高温度、平均温度、最低温度等。本文提出引入逐时气象数据, 而且区别对待春秋季和夏冬季预测。因为在春秋季, 负荷变化的日周期和周周期规律性很强, 与气象因素的相关性不是很强。而在夏冬季, 经过对大量负荷数据及气象数据的研究发现: (1) 当两天的温度与湿度最接近时, 负荷变化最相近。因此, 选相似日时, 天气差异可以只考虑温度和湿度。(2) 温度与湿度变化大部分情况下是相对应的, 即温度升高则湿度下降, 且两者的拐点重合。温度升高导致负荷增加, 湿度下降同样导致负荷增加, 温度湿度的拐点与负荷变化的拐点几乎重合, 即气象因素的峰谷值与负荷的峰谷值相对应。因此可以近似认为实时气象因素与负荷的变化无时差。(3) 相同气象条件下, 前一天的负荷值不同也会导致预测日负荷值的不同, 这在高温天以后的日负荷预测中显得尤为明显。(4) 负荷变化还与所处的时段有关, 这体现了负荷序列的日周期性, 例如高峰时刻的负荷的变化规律与其他时刻的负荷变化规律不同。(5) 负荷变化的周周期规律性比较差, 即周末不一定就比工作日负荷低, 有时甚至更高。

将一年分为春秋季 (一般为 3-5 月、9-11 月) 和夏冬季 (一般为 6-8 月、12-2 月), 分别对应两个预测模型。对每日 96 点负荷分别建立 96 组训练样本, 训练得到每点的支持向量机预测模型。

夏冬季模型输入节点的数学模型为:

$$\hat{x}(t, h) \sim [x(t-1, h-1), x(t-1, h), x(t-1, h+1), x(t-2, h-1), x(t-2, h), x(t-2, h+1), x(t-3, h-1), x(t-3, h), x(t-3, h+1), T(t, h), humi(t, h), rain(t, h), daytype(t)] \quad (7)$$

春秋季模型输入节点的数学模型为:

$$\begin{aligned} \hat{x}(t, h) \sim & [x(t-1, h-1), x(t-1, h), x(t-1, h+1), \\ & x(t-2, h-1), x(t-2, h), x(t-2, h+1), \\ & x(t-7, h-1), x(t-7, h), x(t-7, h+1), \\ & T(t, h), humi(t, h), rain(t, h), daytype(t)] \end{aligned} \quad (8)$$

其中: $\hat{x}(t, h)$ 表示预测日 t , 时刻点 h 的负荷预测值, $x(t-k, h)$ 表示预测日 t 前 k 天 h 时刻的负荷值。 $T(t, h)$, $humi(t, h)$, $rain(t, h)$, $daytype(t)$ 分别为预测日当天当前时刻的温度、湿度、降水量以及日类型。本文中工作日取 1, 双休日取 2。

为了避免出现计算饱和现象, 要对负荷及气象数据进行归一化处理, 公式如下:

$$\hat{L}_t = \frac{L_t - 0.5L_{\min}}{L_{\max} - 0.5L_{\min}} \quad (t = 1, 2, \dots, 96) \quad (9)$$

其中: L_{\min} 乘以 0.5 是为了避免当数据为最小值时归一化后值为 0 时导致预测网络的不稳定。

5 实际应用结果

本文方法和软件已经在河南电网试运行。取 2007 年 4 月的一周内预测结果, 来进行对比分析。

5.1 两种气象数据的预测精度对比

传统负荷预测是采用全天性气象数据来预报负荷的, 比如日最高温度、日平均温度等; 而本文则采用逐时气象数据进行预报。将两种方法的预测结果进行比较, 结果如表 1。

表 1 两种气象数据的预测精度对比

Tab.1 Forecasting results with different weather data

预测日期	日平均预测精度/(%)	
	全天气象	逐时气象
2007-04-23	97.21	97.63
2007-04-24	97.61	98.33
2007-04-25	98.09	98.90
2007-04-26	97.44	98.41
2007-04-27	96.72	97.84
2007-04-28	97.16	98.20
2007-04-29	98.39	99.13

从预测结果的比较来看: 采用逐时气象信息的预测精度比采用全天性气象指标的预测精度更高。

5.2 两种预测策略的精度对比

策略 1 是先分区预测再累加, 策略 3 是采用网供电与综合气象因素的关系直接进行省网负荷预报。两种策略的预测结果对比如表 2。

表 2 两种预测策略的预测精度对比

Tab. 2 Forecasting results with different strategies

预测日期	日平均预测精度/(%)	
	策略 1	策略 3
2007-04-23	96.71	97.63
2007-04-24	97.02	98.33
2007-04-25	97.38	98.90
2007-04-26	97.21	98.41
2007-04-27	97.06	97.84
2007-04-28	96.70	98.20
2007-04-29	97.76	99.13

从表 2 可以看出: 策略 3 明显优于策略 1, 即根据网供电与综合气象因素进行预测的精度高于一分区预测再累加。这证明了本文推荐使用策略 3 是正确的。

5.3 两种综合气象因素的预测精度对比

两种综合气象因素分别采用式 (1) 和式 (2) 定义, 按照网供电与综合气象因素进行预测, 两种情况下的预测精度对比如表 3。

表 3 两种综合气象因素的预测精度对比

Tab.3 Forecasting results with different weather synthesis methods

预测日期	日平均预测精度/(%)	
	气象上的综合气象因素	基于负荷的综合气象因素
2007-04-23	97.65	97.63
2007-04-24	98.09	98.33
2007-04-25	98.89	98.90
2007-04-26	98.43	98.41
2007-04-27	97.82	97.84
2007-04-28	98.11	98.20
2007-04-29	99.13	99.13

从表 3 可以看出: 采用两种综合气象因素所得预测结果相近, 这是因为本文采用的预测方法是基于相似日的, 基于分区负荷求出的权重与五分之一较为接近, 虽然两种方法求出的综合气象因素的值并不相等, 但按综合气象因素选出的相似日却在绝大多数情况下是一样的, 也就是说进行预测网络训练的样本是一样的, 因此预测输入差异导致的预测结果差异并不是很大。

限于篇幅, 这里只给出了 4 月一个星期的结果。对于春秋季节, 预测结果大体与之相同。对于夏冬两季, 误差稍大, 日平均预测精度在 94% 到 99% 之间, 但对比规律完全相同。

6 结论

本文提出基于分区逐时气象信息的全网负荷预测新策略,即根据全网负荷与综合气象因素之间的关系进行负荷预测。指出按照行政区域和气候区域相结合来分区,定义了基于负荷的综合气象因素。河南电网实际应用结果证明基于逐时分区气象信息获得综合气象信息进行负荷预测的有效性。

参考文献

[1] Liu K.: Comparison of Very Short-term Load Forecasting Technique. IEEE Trans. on Power Systems, Vol.11(1996), No.2, 877-882

[2] 康重庆, 夏清, 张伯明. 电力系统负荷预测研究综述与发展方向探讨. 电力系统自动化, 2004, 28(3):1-11.
KANG Chong-qing, XIA Qing, ZHANG Bo-ming. Review of Power System Load Forecasting and Its Development. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(3):1-11.

[3] 汪峰, 于尔铿, 阎承山, 等. 基于因素影响的电力系统短期负荷预报方法的研究. 中国电机工程学报, 1999, 19(8): 54-58.
WANG Feng, YU Er-keng, YAN Cheng-shan, et al. Study of Short-term Loadforecast Model Involved Meteorological Elements [J]. Proceedings of the CSEE. 1999, 19(8): 54-58.

[4] 康重庆, 周安石, 王鹏, 等. 短期负荷预测中实时气象因素的影响分析及其处理策略. 电网技术, 2006, 30(7):5-10
KANG Chong-qing, ZHOU An-shi, WANG Peng, et al. Impact Analysis of Hourly Weather Factors in Short-Term Load Forecasting and Its Processing Strategy. Power System Technology, 2006, 30(7):5-10

[5] 康重庆, 程旭, 夏清, 等. 一种规范化的处理相关因素的短期负荷预测新策略. 电力系统自动化, 1999, 23(18): 32-35.
KANG Chong-qing, CHENG Xu, XIA Qing, et al. A

New Unified Approach to Short-term Load Forecasting Considering Correlated factors Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(18): 32-35.

[6] 李晶, 王恕. 辽宁电网负荷与气象要素相关分析. 辽宁气象, 2005, 2:15-16.
LI JING, WANG Shu, The Analysis of Relativity Between Meteorologic Factors and Power Load of LiaoNing. LiaoNing Meteorology, 2005, 2:15-16.

[7] 李明, 王智灵, 杨晓宇, 等. 突变期电力负荷预测方法及其研究. 电力系统自动化, 2006, 30(10):93-96.
LI Ming, WANG Zhi-ling, YANG Xiao-yu, et al. Short-term Load Forecasting for Abnormal Changes and Its Application. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(10):93-96.

[8] 程松, 李乃湖, 等. 一种新的基于相似日的短期负荷预计方法. 江苏电机工程, 1999, 18(12):14-17.
CHENG Song, LI Nai-hu, et al. A New Short-term Load Forecast Method Based on the Similar Day. Jiangsu Electrical Engineering, 1999, 18(12):14-17.

[9] 周晖, 王玮, 秦海超, 王书春, 姜红. 基于多时段气象数据判断相似日的日负荷曲线预测研究. 继电器, 2005, 33(23):41-45.
ZHOU Hui, WANG Wei, QIN Hai-chao, et al. Study of Next-day Load Curve Prediction Based on Similar Days Determined by Daily Multi-intervals Meteorological Data. Relay, 2005, 33(23):41-45.

[10] 鞠平, 姜巍, 赵夏阳等. 96 点短期负荷预测方法及其应用. 电力系统自动化 2001, 22:32-36.
JU Ping, JIANG Wei, ZHAO Xia-yang, et al. Ninety-six Points Short-term Load forecasting—The theory & applications. Automation of Electric Power Systems. 2001, 22:32-36.

收稿日期: 2008-03-30; 修回日期: 2008-04-23

作者简介:

李新炜 (1973-), 男, 高级工程师, 长期从事电力市场运营方面的工作. E-mail: pju@hhu.edu.cn

(上接第 35 页 continued from page 35)

[7] Dugan R C, McDermott R E. Distributed Generation. IEEE Industry Applications Magazine, 2002 8(2): 19-25.

[8] El-Khattam W. Distribution System Planning using Distributed Generation. Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, IEEE CCECE 2003. 2003, Vol. 1: 579-582.

[9] 王宾, 潘贞存, 董新洲. 基于电压跌落状态估计的复杂配电网络故障路径搜索算法[J]. 电网技术, 2007, 31, (10):55-60.
WANG Bin, PAN Zhen-cun, DONG Xin-zhou. A Fault Path Searching Algorithm Based on Voltage Sag State Estimaion for Complicated Distribution Systems[J].

Power System Technology, 2007, 31, (10):55-60.

[10] IEEE Distribution Planning Working Group Report. Radial Distribution Test Feeders. IEEE Trans. on Power Systems, 1991, 6(3): 975-985.

收稿日期: 2008-03-31; 修回日期: 2008-05-06

作者简介:

牟旭涛 (1976-), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电力系统继电保护; E-mail: mxt.761103@163.com

王 宾 (1978-), 男, 博士, 出站博士后, 助理研究员, 研究方向为电力系统继电保护、电能质量监测分析等;

潘贞存 (1962-), 男, 教授, 博士生导师, 长期从事电力系统继电保护以及电能质量等领域的研究。