

BP 神经网络在计及气温因素的短期 日负荷预测中的应用

Application of BP Neural Network in Short-term Load
Forecast Considering Temperature Factor

张震宇, 吕育青, 蒋 锋

(金华电业局, 浙江 金华 321017)

摘要 随着社会经济的快速发展, 空调及取暖负载在总用电负荷中的比重日益增加, 气温变化引起的负荷波动趋势越来越明显。通过分析2006年6~8月份金华市总用电负荷和气温数据, 提出在传统短期负荷预测方法上增加气温数据作为辅助输入变量, 对于提高短期日负荷预测精度、增加电力系统调度效率以及缓解区域供电不足等方面具有重要意义。

关键词 气温变化; 短期负荷; 预测; BP神经网络; 调度

Abstract : Along with the fast developing economy , the proportion of the air conditioning and heating load in the whole load increase day by day , the load undulation tendency caused by the temperature change is obvious more and more . This article analyzes the load and the temperature data in Jinhua from June to August in 2006 . Propose adding the temperature data into the traditional short -term load forecast as the assistant input variable . This method has the vital significance in enhancing the precision of short -term forecast , increasing the efficiency of power system dispatch , as well as alleviating the insufficiency in region power supply and so on .

Key words : temperature change ; short -term load forecast ; power system dispatching

中图分类号 : TM714

文献标识码 : B

文章编号 : 1007 -1881(2007)01 -0006 -04

0 引言

电力系统负荷预测是电力生产管理的重要环节之一, 按预测周期长短可以分为长期、中期和短期负荷预测。其中短期负荷预测中的日负荷预测对于电力系统的实时运行调度至关重要: 依据准确的日负荷预测数据, 可以经济合理地安排机组启停, 减少旋转备用容量, 合理安排检修计划, 降低发电成本, 提高经济效益。因此日负荷预测结果的准确性对电力系统的安全稳定运行和经济性具有重要影响。许多学者对此进行了研究, 继而提出了相应的预测方法并及时地将数学领域的最新研究成果应用到负荷预测中

去, 使预测水平得到了迅速提高, 预测研究取得了较大进展^[1~4]。

目前已有的负荷预测方法包括回归法、时间序列法、神经网络法、灰色方法和模糊方法等^[5~7], 根据不同的预测要求用于不同的场合。应用较多的为BP神经网络预测, 它实际上是一种非线性拟合的方法, 对于训练样本分布较全且预测点在样本空间附近的短期日负荷预测有较好的效果。但它在实际应用具有的局限性导致其预测精度受到较大影响: 绝大多数神经网络训练样本仅采用过去的负荷数据, 而没有区分各种变化规律。

如前所述, 日负荷变化包含了多种不同类型的诱因, 这使得日负荷的预测过程成为

包含气温变化、日期变更、以及电力负荷自身变化趋势等因素的多重估算,显然仅从近期日负荷数据中难以获得全面包含以上信息的样本。另一方面,随着短期气温预报技术、手段的不断完善,24 h 时段预报精度得到了极大提高。针对这种情况,本文在传统 BP 神经网络预测算法的基础上试图将日负荷变化的第 3、4 种规律从负荷数据中剥离,作为训练样本中的独立输入变量,从而更合理有效地利用气温预报数据和日期变更信息,所提出的方法具有物理意义明确、计算过程简单、预测值较传统方法精度提高显著等优点。

1 BP 神经网络预测算法

BP 神经网络是一个多层感知模型,通常在负荷预测应用中指的是三层网络:输入层、隐层、输出层。设它们的节点数分别为 i 、 j 、 k ,神经元的输入、输出、联结权值以及阈值分别为 X 、 Y 、 W 、 θ ,则 BP 神经网络的结构如图 1 所示。

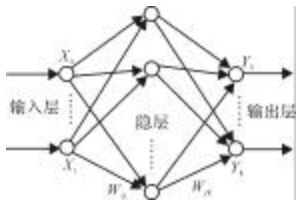


图1 BP 神经网络的网络结构

BP 网络中每个神经元的输出由该神经元的输入和阈值决定,即由网络结构和它的前层输出决定,输出公式可以表示为:

$$Y = f(W_{kj}X_i - \theta_j) \quad (1)$$

其中 X 为电力负荷历史数据、气温数据(包括气温历史数据和预报数据), Y 为电力负荷预测值,其中激活函数是 S 型曲线,是激活函数的斜率。

$$y = f(x) = 1 / [1 + \exp(-x)] \quad (2)$$

BP 网络的训练方式采用反向误差传播学习过程,是按照误差大小由输出层经隐层逐步向输入层调整各神经元的阈值以及联结权值的过程。对给定的输入样本,经当前网络

参数映射可以得到一个输出,该输出与给定的输出样本相比较,若误差不满足要求,则按上述规则调整阈值和联结权值,直至网络输出与输出样本间的偏差小于给定值。这里的误差通常采用最小二乘误差,即网络的能量函数:

$$E = \frac{1}{2} (Y_j - Y_0)^2 \quad (3)$$

其中: Y_j ——神经元的实际输出;

Y_0 ——输出样本。

神经元的第 n 次权值和阈值调整规则分别用式(4)和式(5)表示为:

$$W_{jk(n)} = \eta Y_k + W_{jk(n-1)} \quad (4)$$

$$\theta_k(n) = \eta Y_k + \theta_k(n-1) \quad (5)$$

其中: η ——学习系数;

θ ——冲量系数。

它们的值域均为 $0 \sim 1$,用于控制学习迭代过程的收敛速度和精度。将选定的输入输出样本经过适当规模的 BP 神经网络的迭代直至收敛为止,就得到了由固定阈值和权值数组描述、与样本数据对应的该系统数学模型。

采用 BP 神经网络进行短期日负荷预测时,首先要依据强关联性原则合理组织训练样本,即样本数据和待预测时段在负荷变化规律上应具有较强的内在相似性。考虑到神经网络的预测推广能力主要通过实验确定,在组织输入输出样本时也主要依据经验判断:一般采用近期的历史负荷数据以及相应的日期和天气数据,它们包含了导致负荷波动的主要因素。此外,为了获得良好的训练和预测效果,还应根据样本数据量选择适当的网络规模以保证良好的收敛速度和精度。

2 气温与负荷变化趋势分析

金华市地处浙江省的中部,属亚热带季风气候,年温差较大。夏季最高气温超过 35 的一般为 32 天,最多年份有 63 天;冬季最低气温一般不低于 -7。近年来,随着居民生活水平的提高,空调类负载在总用电负载中所占的比例急剧增加。到 2004 年为止,全市空调类负载总容量已经达到 120 MW。这

直接导致气温与总用电负荷之间的联系越来越紧密。以2006年7、8月的负荷和气温数据为例,图2给出了连续两个月的日平均负荷和日平均温度曲线。从图2不难看出在连续两个月时间内日平均负荷和日平均温度始终保持较一致的变化趋势,平均气温和平均负荷两者之间显然包含较强的内在关联性。

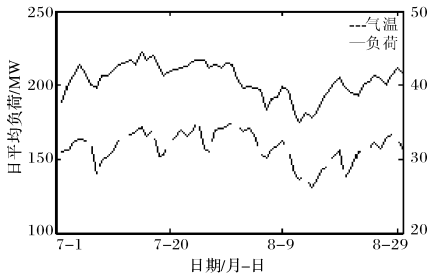


图2 平均负荷及气温曲线

图3给出了2006年7、8月的日最大负荷和日最高气温曲线。它表明日最大负荷与日最高温度在局部时段内仍具有较好的关联性,但是其长期走势的一致性与图2的平均曲线相比则较差。这主要是由于最大负荷采集的是单一时刻数据,其本身就具有较大的随机性,易受到诸如大型设备启动、停机、线路设备故障等偶然因素的影响。

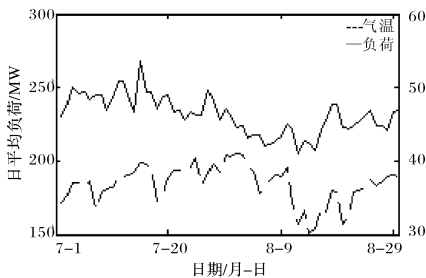


图3 最大负荷及气温曲线

以上实例数据分析表明:气温变化与短期及日电力负荷的波动间存在较强的内在联系,高温天气会显著促进负荷的增长,并且这种作用趋势正在逐渐加强。因此在短期日负荷预测过程中考虑未来24h的气温变化因

素对于提高预测结果精度显得尤为必要。

3 气温变化因素的引入

气温参量在短期日负荷预测过程的引入可以通过合理组织BP神经网络训练样本方式来实现。训练样本包含了负荷预测的物理模型,是决定预测精度的主导因素,它主要包含以下两种类型的数据:

(1) 历史负荷数据。主要是指历史上每天的实际负荷大小。它被用来反映一段时期内的负荷水平。根据相关性分析,在负荷预测中预测日的相邻日即预测日的前一天和一周以前(上星期的同一天)的负荷相关性比较好,在历史负荷数据的选择上,采用了提前一天和提前一周的最大、平均负荷、对应小时以及对应小时前后各2h的负荷。

(2) 气温-负荷相关数据。用来反映气温变化对负荷的作用机制。为了突出气温参数的影响,屏蔽其它因素的干扰,在组织样本时将不包含节假日的星期一至星期五作为一类数据处理,星期六和星期日以及其它国家法定节假日作为例外数据处理。在该分类方法下,日负荷数据样本包含的变化因素除了电力负荷自身具有的24h周期性变化规律之外主要受到外部气温变化因素的影响。

4 算例

以2006年7月金华市的气温、负荷数据作为样本,分别采用传统的BP算法以及本文提出的考虑气温因素的预测算法对BP神经网络进行了训练。两种方法训练采用的样本特征量分别如下:

传统BP预测算法采用的样本特征量包括:前一天和前一一周的最大负荷、平均负荷,对应小时以及对应小时前后各2h的负荷值。

而考虑气温因素的BP预测算法采用的样本特征量包括:前一天和前一一周的最大负荷、平均负荷、对应小时以及对应小时前后各两小时的负荷值,日最高气温、日平均气温、最低气温和天气状态数据(如晴、阴、多云、雨等)。

其中，日最高气温、日平均气温特征量进行数据处理如下：

如果气温 $t \geq 25$ ，该特征量 $T = t/25$ ；

如果气温 $25 < t < 35$ ，该特征量 $T = 1 + 1.5 \times (t - 25)/25$ ；

例外，天气状态特征量的量化过程如下：

若天气状态晴，则令该特征量 = 1；

若天气状态阴，则令该特征量 = 2；

若天气状态多云，则令该特征量 = 3；

若天气状态雨，则令该特征量 = 4。

利用两种方法训练得到各自训练好的BP神经网络，然后分别对2006年8月4日的负荷进行预测。两种方法得到预测结果如表1所示。预测值1和误差1为采用传统BP算法得到日负荷预测值及其与真实值间的误差；预测值2和误差2为考虑气温因素影响并采用当天的气温预报数据后所得的日负荷预测值及其与真实值间的误差。其中传统BP算法的最大预测误差达到7.18%，而本文所提方法的最大误差仅为-1.64%，并且误差分布较传统方法更为均匀，预测结果的精度提高显著。

表1 金华市2006年8月4日负荷预测数据

| 时间/h | 气温/ | 真实值/MW | 预测值1/MW | 误差1 | 预测值2 | 误差2 |
|------|------|---------|---------|-------|---------|-------|
| 2 | 27 | 206.829 | 210.924 | 1.98 | 210.076 | 1.57 |
| 4 | 26.7 | 210.685 | 204.407 | -2.98 | 207.230 | -1.64 |
| 6 | 26 | 196.493 | 201.956 | 2.78 | 195.393 | -0.56 |
| 8 | 28.6 | 185.836 | 194.069 | 4.43 | 186.078 | 0.13 |
| 10 | 31 | 199.198 | 197.425 | -0.89 | 198.063 | -0.57 |
| 12 | 33 | 198.590 | 205.660 | 3.56 | 197.041 | -0.78 |
| 14 | 34.5 | 193.903 | 185.139 | -4.52 | 196.501 | 1.34 |
| 16 | 33.6 | 189.926 | 188.141 | -0.94 | 188.046 | -0.09 |
| 18 | 32.7 | 191.079 | 184.812 | -3.28 | 192.321 | 0.65 |
| 20 | 29.6 | 202.120 | 210.953 | 4.37 | 201.069 | -0.52 |
| 22 | 28.6 | 197.725 | 203.222 | 2.78 | 197.863 | 0.07 |
| 24 | 27.3 | 203.367 | 195.273 | -3.98 | 205.441 | 1.02 |

两种方法的预测平均误差(MRE)、最大预测误差(REmax)以及均方根误差(RMSE)如表2所示。

表2的结果表明考虑气象因素的BP预测误差比传统BP预测误差要小很多。

表2 两种方法的预测误差对比

| 预测误差 | 传统BP预测误差 | 考虑气象因素的BP预测误差 |
|-------|----------|---------------|
| MRE | 0.340 | 0.208 |
| REmax | 7.18 | -1.64 |
| RMSE | 3.653 | 0.916 |

表3的结果表明在合理组织训练样本的前提下，充分利用已有的气温预报数据可以显著提高日峰荷和日平均负荷的预测精度，这也证明了考虑气温因素的日负荷预测结果效果更好。

表3 金华市2006年8月日负荷预测数据

| 日期 | 气温/ | 峰荷/MW | 预测峰值/MW | 误差/% | 平均负荷/MW | 预测值/MW | 误差/% |
|----|-----|--------|---------|-------|---------|--------|-------|
| 1 | 35 | 205.6 | 208.31 | 1.32 | 186.166 | 188.21 | 1.10 |
| 2 | 38 | 213.22 | 215.59 | 1.11 | 192.75 | 194.81 | 1.07 |
| 3 | 38 | 225.24 | 227.13 | 0.84 | 201.583 | 203.28 | 0.84 |
| 4 | 38 | 226.73 | 228.43 | 0.75 | 205.833 | 207.25 | 0.69 |
| 5 | 36 | 225.89 | 227.83 | 0.86 | 205 | 206.72 | 0.84 |
| 6 | 28 | 189.94 | 184.51 | -2.86 | 172.541 | 171.2 | -0.78 |
| 7 | 34 | 207.43 | 208.99 | 0.75 | 176.25 | 177.62 | 0.78 |
| 8 | 30 | 193.26 | 195.64 | 1.23 | 172.45 | 174.59 | 1.24 |
| 9 | 35 | 199.17 | 204.27 | 2.56 | 176.833 | 179.4 | 1.45 |
| 10 | 34 | 219.74 | 221.65 | 0.87 | 187.875 | 188.95 | 0.57 |

5 结论

通过分析2006年金华的用电负荷及气温数据，提出了一种基于BP神经网络预测技术考虑气温参量影响的短期日负荷预测方法。研究结果表明在合理组织训练样本的前提下充分利用已有的气温预报数据可以显著提高日负荷预测结果的精度。

参考文献：

- [1] 刘晨晖. 电力系统负荷预报理论与方法[M]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学出版社，1987.
- [2] 施泉生. 短期负荷预报模型库研究[J]. 系统工程理论与实践，1996，16(7)：99-105.
- [3] 杨延西，刘丁，李琦，等. 基于BP-GA混合学习算法的神经网络短期负荷预测[J]. 信息与控制，2002，31(3)：284-288.
- [4] 杨靖研，杜德生. 一种电力系统短期负荷预测的新方

(下转第32页)

(上接第9页)

- 法[J]. 自动化技术与应用, 2004, 23(2): 14 - 17.
- [5] 李林川, 夏道止, 杨振平. 应用人工神经网络进行短期负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 1994, 6(3): 33 - 41.
- [6] 施泉生, 杨予红. 电力系统负荷预测的周期性可调灰色模型[J]. 上海电力学院学报, 1996, 12(1): 46 - 51.
- [7] 王辛, 孟昭敦. 短期负荷预报最优算法的模糊判据[J]. 电力系统自动化, 1995, 19(12): 41 - 43, 69.

收稿日期: 2006 - 09 - 26

作者简介: 张震宇(1963 -), 男, 工程师, 主要从事电网运行管理工作。

吕育青(1977 -), 女, 工程师, 主要从事金华电力调度自动化工作。