

SVM 与 Fourier 算法在电网短期负荷预测中的应用

杨镜非, 谢宏, 程浩忠

(上海交通大学电气工程系, 上海 200030)

摘要: 将 Fourier(傅立叶)算法与 SVM(支持向量机)共同引入电网短期负荷预测。对于波动性较大的负荷, Fourier 算法用于滤除高次谐波分量。SVM 用于对滤除了高次分量的数据进行统计学习,它首先筛选与预测点相关的历史数据构成训练样本,再将预测的平滑性和误差损失函数相结合构成问题的目标函数进行求解。编制了相应的软件,对某实际电网进行了短期负荷预测,取得了理想的结果。

关键词: 负荷预测; 支持向量机; 傅立叶算法; 损失函数; 核函数

中图分类号: TM715 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2004)04-0017-03

0 引言

电力系统负荷预测是电网能量管理系统的重要内容,通过精确的负荷预测,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。常用的方法有非线性回归、神经网络法、时间序列法、模糊理论等。非线性回归和时间序列法在电网情况正常、生产和气象变化不大的时候预测效果良好,但不能考虑一些影响负荷的要素,如休息日、气象等,当这些因素发生突变时预测精度受到影响。神经网络和模糊理论考虑到了影响负荷的一些不确定因素,但没有彻底解决网络结构设计的难题,且需要较长的训练时间。

SVM(支持向量机)是由 Vapnik^[1]最早提出的一种统计学习方法,近年来已经被成功地应用于语音识别、文字识别、时序数列预测等领域。研究显示,该统计学习方法具有学习速度快、全局最优和推广能力强的优点,其学习结果经常明显好于其它的模式识别和回归预测方法。本文将 SVM 理论应用于电力系统短期负荷预测,既考虑了影响负荷的诸因素,又建立了完善的数学模型。

SVM 算法对于预测负荷曲线较平滑的系统,能够取得较理想的效果。但是,对于惯性较小、随机波动性较强的中小型电网,其效果相对较差。改进的方法是,先采用 Fourier 算法将历史负荷曲线分解为平滑曲线和随机波动曲线两部分,只采用平滑部分作为 SVM 的历史训练数据,能够取得更好的效果。

1 SVM 线性回归模型

假设有一组训练数据,其中第 i 个数据包含变量 $x_i \in R^n$ 和与之相对应的变量 $y_i \in R$, SVM 定义了一种机器(machine),用于确定 x 到 y 的映射关系 $X \rightarrow f(X, \cdot)$, \cdot 为可调参数,通过对已知数据的学习来确定它。在线性回归中,定义映射函数 $f(x) = \langle \cdot, x \rangle + b$, $\cdot \in R^n, y \in R$,并要求:1) 找到最小的 \cdot 以保证曲线的平滑性,一种常用的方法是使得 \cdot 的欧氏二范数最小;2) 映射的误差在允许的范围之内。可以写成下列数学模型:

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \frac{1}{2} \|\cdot\|^2 & (1) \\ & \text{subject to } \begin{cases} y_i - \langle \cdot, x_i \rangle - b \\ \langle \cdot, x_i \rangle + b - y_i \end{cases} & (2) \end{aligned}$$

A method of power system short-term load forecasting based on fuzzy wavelet neural networks

WANG Xir xiu, WU Yao-wu, XIONG Xir yin, HUANG A-qiang
(Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: A novel short-term load forecasting model based on fuzzy wavelet neural networks(FWN) is presented in this paper. Because FWN combines the time-frequency localization ability of wavelet, fuzzy inferring and the education character of ANN together, its ability to reach the global best results is greatly improved. The FWN includes a set of fuzzy rules and several sub-WNNs. Every sub-WNN, corresponding to a certain fuzzy rule, consists of wavelets with a specified dilation. By adjusting the translation parameters of the wavelets and the shape of membership functions, the accuracy and generalization capability of FWN can be remarkably improved. The calculation result shows that the presented model is effective.

Key words: load forecasting; wavelet; fuzzy wavelet neural networks(FWN)

满足式(2)有时候会使问题的求解变得非常困难,可以通过在目标函数中增加损失函数来进行处理,损失函数有多种形式,本文中只考虑 ρ -intensive 损失函数:

$$\rho(y) = \begin{cases} 0 & \text{当 } |f(x) - y| < \tau \\ |f(x) - y| - \tau & \text{其它情形} \end{cases} \quad (3)$$

为此引入变量 ξ_i 和 η_i^* 来解决在某些点误差大于 τ 的情形,(1)、(2)式可改写为

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \eta_i^*) \\ & \text{subject to } \begin{cases} y_i - \tau < w \cdot x_i < \tau + b + \xi_i \\ w \cdot x_i > b - \tau + \eta_i^* \\ \xi_i, \eta_i^* > 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

式中 C 为常数,是回归精度超过允许值的惩罚因子。式(4)为有条件约束的优化问题,根据非线性规划对偶性理论,对其建立没有约束条件的 Lagrange 方程,并将最小值问题转化为对偶的最大值问题:

$$\begin{aligned} \text{maximize } L = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \eta_i^*) - \\ & \sum_{i=1}^l \lambda_i (w \cdot x_i - \tau - \xi_i) - \sum_{i=1}^l \mu_i (w \cdot x_i - \tau + \eta_i^*) \\ & + \sum_{i=1}^l \nu_i (\xi_i) + \sum_{i=1}^l \omega_i (\eta_i^*) \end{aligned} \quad (5)$$

2 非线性回归模型及其核函数

当然,现实中的大部分问题并不是简单的线性问题,对非线性问题进行回归,可以通过映射 $\phi: X \rightarrow H$ 把 x_i 映射到特征空间 H ,然后用核函数 $k(x, x) = \langle \phi(x), \phi(x) \rangle$ 来代替线性回归中的 $\langle x, x \rangle$,根据文献[1],支持向量回归的算法就可以改写为:

$$\begin{aligned} \text{maximize } & - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\xi_i - \eta_i^*) (\xi_j - \eta_j^*) k(x_i, x_j) \\ & - \sum_{i=1}^l (\xi_i + \eta_i^*) + \sum_{i=1}^l (\xi_i - \eta_i^*) y_i \\ \text{subject to } & \begin{cases} \xi_i - \eta_i^* = 0 \\ \xi_i, \eta_i^* \in [0, C] \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

而回归函数可写为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\xi_i - \eta_i^*) k(x_i, x) + b \quad (7)$$

无论线性和非线性模型,都可采用内点法求解。

3 短期负荷预测的 SVM 与 Fourier 方法

3.1 样本及其输入输出量的选择

本文采用 SVM 方法来解决短期负荷预测问题。

对于训练样本,首先通过聚类找出和预测点在星期属性、节假日属性、预测时段都相同的数据作为 SVM 中的 y 值,相应的 x 值(即样本输入量)分为如下几类:

1) $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, 预测日之前 n 日内的在预测时段的负荷数据;

2) $B = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$, 预测日前一预测时段之前 m 个时段的负荷数据;

3) $C = \{c_1, c_2, \dots, c_s\}$, 预测日的气象预报,共 s 个数据,包含平均气温、最高气温、最低气温、风力、湿度等;

4) $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, 预测日之前 n 日内的每日气象数据,其中任何一个元素 d_i 包含 s 个如上所述的气象数据;

5) $E = \{e_1, e_2, \dots, e_7\}$, 预测日的周属性,代表周一到周日,每个变量用 1 或 0 来表示;

6) F , 一些从已知变量中通过某种计算演化而来的、对负荷的结果可能影响较大的数据(例如前一日温度与该日预测温度的差值、前二日与前一日在预测时段的负荷差值、该日前一一周每天在预测时段的负荷平均值等)。

3.2 负荷预测的支持向量机模型

为了选择合适的核函数,本文使用线性函数、多项式函数、径向基函数、对数 S 型等多种核函数进行测试,发现径向基函数的模型对于负荷预测问题精度最高,因此本文选用径向基函数作为核函数。

假设按照上述样本及其输入输出量的选择构造的 l 个样本集合为 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\}$, 则负荷预测的支持向量机模型可写为式(6)的形式,其中

$$k(x, x) = e^{-\gamma \|x - x'\|^2} \text{ 为径向基函数。}$$

3.3 Fourier 算法对历史数据进行平滑处理

经数字实验证明,上述短期负荷预测的 SVM 方法对于负荷惯性较大的大型电网有较理想的效果,但是,如果将它应用于具有较多冲击性负荷的电网(如轧钢厂),其误差较大。为了改进算法的预测效果,本文提出用 Fourier 算法对每日历史负荷曲线进行 Fourier 变换,分解为平滑曲线和随机波动曲线两部分,只采用平滑部分作为历史训练数据,方法如下。

1) 对欲进行处理的一日负荷数据,检验其初始点负荷 $f(0)$ 与终点负荷 $f(24)$ 的差值是否小于给定的阈值 ϵ 。如果是,说明该曲线基本满足 Fourier 分解的基本条件 $f(0) = f(T)$; 否则,进行时间轴的旋转变换,使得 $f(0) = f(T)$;

2) 根据下式求解出负荷曲线的平滑部分:

$$p(t) = C_0 + \sum_{n=1}^k (a_n \cos n_1 t + b_n \sin n_1 t) \quad (8)$$

其中: $n_1 = 2\pi / T$; $a_n = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \cos n_1 t dt$; $b_n = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \sin n_1 t dt$; $C_0 = \frac{1}{T} \int_0^T f(t) dt$ 。

如果未经坐标轴变换, T 取 24 h; 否则, 取坐标变换后的时间轴对应初始负荷点与终点的坐标差值。

k 的取值视电网负荷曲线的波动情况而定。 k 取值越大, 拟合效果越好, 但是其滤波作用越差。经过数字实验发现, k 取 15 对波动性较大的地区性电网能有较理想的滤波效果且与原曲线拟合较好。

3) 如果经过了坐标轴变换, 将数据再还原到原始时间坐标轴。

4 计算结果与误差

本文采用的算例是根据常州电力公司提供的 2003 年 3 月 1 日至 4 月 24 日每天的气温数据和每天 288 点的负荷数据, 预测 4 月 25 日全天 96 点的数据。为了考察本文所使用方法的精度, 还采用 BP 神经网络法和 SVM 算法(无 Fourier 分解)进行了预测。图 1 到图 3 分别示出三种方法该日的预测情况。

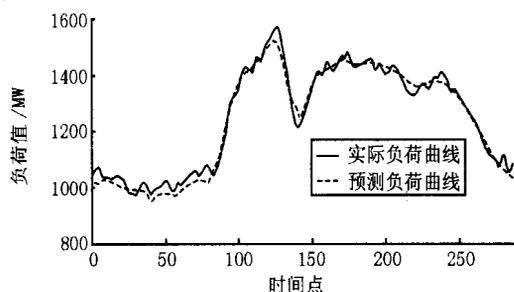


图 1 SVM 与 Fourier 算法预测结果

Fig. 1 Forecasting results with SVM and Fourier algorithm

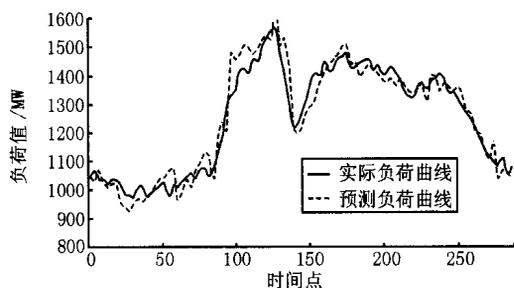


图 2 BP 神经网络法预测结果

Fig. 2 Forecasting results with BP ANN algorithm

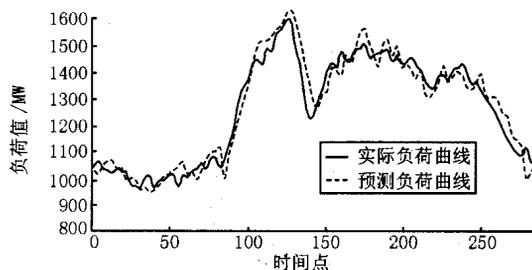


图 3 单纯 SVM 算法预测结果

Fig. 3 Forecasting results with pure SVM algorithm

本文所提出的算法计算的该日最大相对误差(绝对值)为 5.2%, 平均误差为 2.4%。对比神经网络法(平均误差 4.1%, 最大相对误差 11.9%)和单纯 SVM 算法(平均误差 3.7%, 最大误差 10.1%)的误差结果, 该法具有较高的精度。本文所提算法对每个点进行预测, 训练程序运行时间都在 400 ms 到 1500 ms 之间(含滤波时间), 测试时间则小于 20 ms, 具有较快的速度。

5 结论

本文介绍了 SVM 和 Fourier 算法及其在电力系统短期负荷预测中的应用。算法考虑到影响负荷的要素, 对历史数据聚类, 找出与预测点属同一类的数据进行训练。Fourier 算法将负荷曲线平滑化, 防止了随机波动对预测的干扰。算例证明, 该方法结果合理, 运行速度快, 精度较高, 是一种很有应用价值的新兴算法。

参考文献:

- [1] Vapnik V. Statistical Learning Theory[M]. NY: New York Wiley, 1998.
- [2] Keerthi S S, Shevade S K, Bhattacharyya C, et al. Improvements to Platt's SMO Algorithm for SVM Classifier Design [J]. Neural Computation, 2001, 13: 637 - 649.
- [3] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>. 2002.
- [4] 惠永杰, 等(HUI Yong-jie, et al). 地区电网短期负荷预测系统的研究(Research on Load Forecasting System for Distribution Grid) [J]. 电力系统自动化(Automation of Electric Power Systems), 2001, 25(5): 37 - 40.
- [5] 任国全, 张培林(REN Guo-quan, ZHANG Pei-lin). 时间序列模型的 Delphi 编程实现(Delphi Programming to Realize Time Series Model) [J]. 计算机自动测量与控制(Computer Automatic Measure and Control), 2001, 9(1): 74 - 76.

(下转第 43 页 continued on page 43)

它优化方法相比,本算法具有较强的鲁棒性,且能解决电力市场交易系统中不同报价曲线的最优发电计划问题,这为电力市场的运行和发展提供了可靠的技术支持。

参考文献:

- [1] 余尔铿,周京阳,吴玉生 (YU Er-keng, ZHOU Jing-yang, WU Yr-sheng). 发电报价曲线研究 (A Study on Generator Bidding Curves) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2001, 25(2): 23-26.
- [2] Hobbs W J, Hermon G, Warner S, et al. An Enhanced Dynamic Programming Approach for Unit Commitment [J]. IEEE Trans on PWRS, 1988, 3(3).
- [3] 蔡超豪,蔡云宇 (CAI Chao-hao, CAI Yun-yu). 机组优化组合的遗传算法 (Optimization of Unit Commitment by Ge-

netic Algorithm) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 1997, 21(1): 44-47.

- [4] 陈国良,王煦法,庄镇泉,等 (CHEN Guo-liang, WANG Xurfa, ZHUANG Zhen-quan, et al). 遗传算法及其应用 (Genetic Algorithm and Its Application) [M]. 北京:人民邮电出版社 (Beijing: People's Posts & Telecommunications Publishing House), 1996.

收稿日期: 2003-05-07; 修回日期: 2003-05-23

作者简介:

邓长虹(1963-),女,副教授,从事电力市场、电力系统运行与控制的研究工作;

黄娟娟(1978-),女,硕士研究生,研究方向为电力系统运行与控制;

王任军(1976-),男,工商管理硕士,研究方向为营销管理。

Realization of optimal generation scheme based on genetic algorithm for electricity market

DENG Chang-hong, HUANG Juan-juan, WANG Ren-jun
(Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: The paper proposes a mathematical model and an algorithm on the optimization of generation scheme based on genetic algorithm aiming at the features of load allocation in electricity market. The starting and stopping of units are taken into account. The calculation and analysis show that the model and algorithm can solve the practical problem of optimization of generation scheme of any bidding curves. The calculation velocity is fast as well.

Key words: electricity market; genetic algorithm; optimal generation scheme; load allocation; generation bidding

(上接第 19 页 continued from page 19)

- [6] 崔伟东,周志华,李星 (CUI Wei-dong, ZHOU Zhi-hua, LI Xing). 支持向量机研究 (Research on Support Vector Machine) [J]. 计算机工程与应用 (Computer Engineering and Application), 2001, 27(1): 58-61.
- [7] 谢宏 (XIE Hong). 电力系统日负荷预测理论与方法的研究 (Research on Power System Daily Load Forecasting Theories) [D]. 保定:华北电力大学 (Baoding: North China Electric Power University), 2001.
- [8] 程浩忠 (CHENG Hao-zhong). 电力系统谐波技术 (Technique of Harmonics in Power System) []. 上海:上海交通大学

大学出版社 (Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press), 1998.

收稿日期: 2003-06-02; 修回日期: 2003-10-10

作者简介:

杨镜非(1974-),男,博士研究生,从事电力网络分析方法的研究;

谢宏(1962-),男,博士,教授,硕士生导师,从事负荷预测、电力市场等领域的研究;

程浩忠(1962-),男,教授,博士生导师,从事电网优化、电压稳定、负荷预测等方面的研究。

Application of SVM and Fourier algorithm to power system short-term load forecast

YANG Jing-fei, XIE Hong, CHENG Hao-zhong
(Department of Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: This paper introduces Fourier algorithm and SVM algorithm to short-term load forecasting of power system. Fourier algorithm is used to get rid of the high frequency harmonics. The data without high frequency harmonics are then utilized in statistic study with SVM. Sample data are got by filtering the historical data which are interrelated to forecasting points. The object function takes both the flatness of prediction and error loss function into consideration. Corresponding software is developed and used to forecast the short-term load of a practical power system, and the final result is satisfactory.

Key words: load forecasting; support vector machine (SVM); Fourier Algorithm; loss function; kernel function