

基于 SVR 算法的短期负荷快速预测研究

王李东¹,李志宇²,文劲宇¹

(1. 华中科技大学电气与电子工程学院,湖北 武汉 430074; 2 柳州水利电力勘测设计研究院,广西 柳州 545000)

摘要: 将支持向量回归 (SVR) 算法引入短期负荷预测,为提高预测速度,根据负荷预测的特点,提出了一种 SVR 的在线训练算法,该算法通过不断输入新的负荷数据来更新回归函数,以获得更快的计算速度和较好的预测结果。和传统的 SVR 算法比较,它能在保证精度的同时大大减少支持向量的数目,具有更快的收敛性。仿真结果表明了算法的有效性。

关键词: 短期负荷预测; 支持向量机; 支持向量回归

中图分类号: TM715 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2005)09-0017-04

0 引言

短期负荷预测是电力系统调度和计划部门安排购电计划和制定运行方式的基础。经典的短期负荷预测方法有时间序列法、线性外推法、卡尔曼滤波分析法^[1]等。这些方法理论成熟、算法简单,但是它们都无法处理负荷与各影响因素之间的非线性关系。随着人工智能技术的发展,又陆续出现了专家系统法^[2]和人工神经网络法^[3]等新方法,它们在处理非线性问题上取得了很大的进展,尤其是人工神经网络法,由于其良好的多元非线性映射能力和自学习能力,在过去十年里引起了众多的关注。然而,在实际应用中,人工神经网络法存在结构难以确定、学习速度慢等不足。随着分时电价的市场化运营,对短期负荷预测算法的精度和速度提出了更高的要求。

目前,一些学者针对分类问题提出了一种新的机器学习算法——支持向量机 SVM (Support Vector Machine)^[4]。SVM 方法基于结构风险最小化原理,明显优于传统的基于经验风险最小化原理的人工神经网络法。经验风险最小只能使相对于训练数据的误差最小化,结构风险最小则可使 VC 维数 (泛化误差) 的上限最小化^[4],这使得 SVM 具有更好的泛化能力。由于 SVM 方法具有数学理论基础坚实、收敛速度相对较快、能找到全局最优解等特点,它越来越受到重视。随着研究的深入,原来只是针对分类问题提出来的 SVM 已经被推广到回归问题中^[5],这使得将 SVM 引入电力系统负荷预测领域成为可能^[6-8]。

基金项目: 中华电力基金会许继奖教金资助项目

当前的支持向量回归 SVR (Support Vector Regression) 方法需要花较长的时间去求解二次规划问题以获得回归函数,这意味着用 SVR 进行短期负荷预测时可能会遇到计算时间的问题。本文以 SVR 理论为基础,提出了一种 SVM 在线训练算法,与传统的 SVR 算法相比,在线训练算法在保证预测精度的同时,使 SVR 的计算时间减少了 2 个数量级,完全能满足目前电力系统对短期负荷预测的快速性和精度的要求。

1 支持向量回归

因为 SVR 是一种较新的学习算法,下面先介绍 SVR 用于回归问题求解时的计算过程。

设有训练样本集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, 其中 $x_i \in R^n$, $y_i \in R$, 分别为输入值和对应的输出值, N 为样本的个数, R^n 和 R 分别为 n 维和 1 维实数空间。SVR 采用如下的回归函数:

$$y = f(x) = w \cdot (x) + b \quad (1)$$

式中: (x) 是输入空间到高维特征空间的非线性映射, SVR 就是将实际问题通过非线性映射转换到高维特征空间,在高维特征空间中构造线性回归函数来实现原空间中的非线性回归函数,其特殊性质保证了 SVR 有较好的推广能力,同时也巧妙地解决了维数问题,使算法复杂程度与样本维数无关。系数 w 和 b 通过最小化下式来估计:

$$R(w) = c \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e(f(x_i) - y_i) + \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (2)$$

式中: $e(\cdot)$ 代表了经验风险,它通常用式 (3) 给出的不敏感损失函数来度量。

$$e(f(x) - y) = \begin{cases} 0, & |f(x) - y| < \frac{1}{2} \\ |f(x) - y| - \frac{1}{2}, & |f(x) - y| \geq \frac{1}{2} \end{cases} \quad (3)$$

$\frac{1}{2} w^2$ 是正则化部分, c 是正常数, 用来平衡经验风险和正则化部分。为了寻找 w 和 b , 需要引入松弛变量 α_i 和 α_i^* , 使下式最小化:

$$\min \phi(w, b, \alpha, \alpha^*) = \frac{1}{2} w^2 + c \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (4)$$

$$\text{s t } \begin{cases} y_i - w(x_i) - b + \alpha_i - \alpha_i^* = 0 \\ w(x_i) + b - y_i + \alpha_i^* - \alpha_i = 0 \end{cases}$$

因为特征空间维数很高, 甚至是无穷维, 因此直接求解 (4) 不现实, SVR 通过构造核函数 $K(x_i, x_j)$ 来克服维数灾难, 只要核函数 $K(x_i, x_j)$ 满足 Mercer 条件, 它就对应某一映射空间的内积, 即 $K(x_i, x_j) = (x_i) \cdot (x_j)$ 。这样, 高维特征空间中的内积运算就可以用输入空间中的函数实现, 直接在输入空间中计算核函数, 而没有必要知道非线性映射的具体形式。

利用核函数的上述特性, 运用对偶技巧, 引入拉格朗日乘子 α_i 和 α_i^* , 就可以把式 (4) 的凸优化问题简化为一个二次优化问题, 如式 (5) 所示。

$$\begin{aligned} \max & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) - \\ & \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \quad (5) \\ \text{s t } & \begin{cases} \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, c] \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

在这种情况下, 有

$$w = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \quad (6)$$

将式 (6) 代入式 (1), 得:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (7)$$

$f(x)$ 就是回归函数。在式 (7) 中只有少数 α_i, α_i^* 不为 0, 这些 α_i, α_i^* 所对应的点就称为支持向量 (这些点落在 $\frac{1}{2}$ 的边界上或边界外), 回归函数就由支持向量完全表征。令 SV_s 表示支持向量的集合, 式 (7) 可以改写成:

$$f(x) = \sum_{SV_s} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (8)$$

显然, 式 (5) 是一个凸规划问题, 它得到的是全

局最优解, 避免了陷入局部极小。

下面再计算 b , 根据 KKT (Karush - Kuhn - Tucker) 条件, 在最优处满足拉格朗日乘子与约束式的乘积为零, 故有:

$$\begin{cases} \alpha_i (y_i - w(x_i) - b) = 0 \\ \alpha_i^* (w(x_i) + b - y_i) = 0 \\ (c - \alpha_i) \alpha_i = 0 \\ (c - \alpha_i^*) \alpha_i^* = 0 \end{cases} \quad (9)$$

由式 (9) 可以得出以下结论:

- 1) 当 $\alpha_i = c$ 或 $\alpha_i^* = c$ 时, 有 $|y_i - f(x_i)| > \frac{1}{2}$;
- 2) 当 $\alpha_i = 0$ 或 $\alpha_i^* = 0$ 时, 有 $|y_i - f(x_i)| \leq \frac{1}{2}$, α_i 或 α_i^* 不可能同时不为 0;
- 3) 对于 $\alpha_i \in (0, c)$, 有 $\alpha_i^* = 0$, 对应数据点: $b = y_i - w(x_i) - \frac{1}{2}$;
- 4) 对于 $\alpha_i^* \in (0, c)$, 有 $\alpha_i = 0$, 对应数据点: $b = y_i - w(x_i) + \frac{1}{2}$ 。

KKT 条件可以用来检验一个新的数据点是否是支持向量, 这也正是本文提出的在线训练算法的基础。

2 在线训练算法

2.1 基本思想

传统的 SVR 算法一次输入所有数据, 然后成批计算, 由于数据集合比较庞大, 需要花费大量时间去计算得到回归函数, 使得 SVR 的实时性很差。为了解决这个问题, 传统的 SVR 算法大都采用分解算法, 其主要思想是将二次规划问题分解成许多子二次规划问题来求解, 随着子问题的求解, 计算结果会逐步逼近最优解。这的确加快了计算速度, 然而, 对于许多回归问题, 数据是实时在线获取, 按时间顺序依次输入。在线训练算法正是针对这种情况提出来的, 其基本思想叙述如下。

每当获得一个新样本, 用 KKT 条件进行校核, 有两种结果:

- 1) 新样本满足 KKT 条件, 则它不是新的支持向量, 无须更新回归函数;
- 2) 新样本不满足 KKT 条件, 则它是新的支持向量, 重新求解式 (5) 以求得新的回归函数。

设 SV_k 为第 k 步后支持向量的集合, $SV_k = \{(x_i^k, y_i^k) \mid_{i=1}^{|SV_k|}\}$, $|SV_k|$ 代表 SV_k 中支持向量的数目。若在第 k 步获得的新样本 $S_k = (x_k, y_k)$ 满足 KKT 条件, 则 SV_k 就等于第 $k-1$ 步得到的支持向量集合 SV_{k-1} ; 若新样本 S_k 违背了 KKT 条件, 则把 SV_{k-1} 和

S_k 当成第 k 步的输入数据集 W_k , 求解式 (5) 以更新回归函数。一旦回归函数被更新, 重新检查所有 k 个样本是否都满足 KKT 条件, 不满足条件的样本集合 E_k 与第 $k+1$ 个新样本一起进入第 $k+1$ 步。

2.2 算法流程

- 1) 在线训练算法首先由两个样本启动, $W_2 = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^2, |E_2| = 0$, 求解式 (5);
- 2) 获得新样本 S_k , 检查 S_k 是否满足 KKT 条件;
- 3) 若 S_k 满足 KKT 条件, 则回到 2);
- 4) 若 S_k 不满足 KKT 条件, 令 $W_k = SV_{k-1} \cup S_k$, 求解式 (5), 更新回归函数;
- 5) 检查 k 个样本是否都满足 KKT 条件, 不满足的放入集合 E_k , 返回 2);
- 6) 当数据输入完毕且所有样本满足 KKT 条件, 则程序结束。

3 基于 SVR 的短期负荷预测

电力负荷的大小随机性很强, 有着众多的影响因素, 因此短期负荷预测是一个多变量回归预测问题。要将所有的影响因素完整收集到是很困难的。本文仅选取对负荷预测有较大影响的历史负荷作为主要考虑因素, 检验基于在线训练算法的 SVR 的预测效果。具体地, 对训练样本集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N, y_i$ 为某一时刻的负荷值, x_i 为对 y_i 有较大影响的历史负荷数据。

3.1 核函数的选取

SVR 由训练集和核函数完全刻画, 选取不同形式的核函数就可以生成不同的支持向量。常用的核函数有:

1) 线性核函数

$$k(x, y) = x \cdot y \quad (10)$$

2) 多项式核函数

$$k(x, y) = [x \cdot y + c]^d \quad (11)$$

3) 高斯核函数

$$k(x, y) = e^{-x \cdot y^2 / 2} \quad (12)$$

研究表明, SVR 的性能与所选用的核函数的类型关系不大, 核参数和平衡系数 c 才是影响 SVR 性能的主要因素。但是, 选取合适的核函数有利于减小计算量。对于多项式核函数 (线性核函数是多项式核函数的一个特例), 当特征空间维数很高时, 其计算量将大大增加, 甚至对某些情况无法得到正确的结果, 而高斯核函数不存在这个问题。此外, 高斯核函数的选取是隐含的, 每个支持向量会产生一个

以其为中心的局部高斯函数, 使用结构风险最小化 (SRM) 的原理, 能找出全局的基函数宽度。

基于高斯核函数的这些特点, 本文采用它作为核函数。

3.2 参数的选取

在式 (5) 中, 需要预先确定的参数包括平衡系数 c , 误差 ϵ 和高斯核函数的 γ 。通过大量的数字仿真计算表明:

- 1) 当 $\epsilon = 1, \gamma = 0.1$ 时, 随 c 的增大, 训练时间将变长, 训练样本集的标准均方差变小, 并且, 当 $c \in (0, 100)$ 时, 标准均方差随 c 的增大迅速减小; 当 $c \geq 100$ 时, 标准均方差基本维持不变。
- 2) 当 $c = 100, \epsilon = 0.1$ 时, 标准均方差随 γ 的增大而变大, 并且, 当 $\gamma \in (0, 0.1)$ 时, 标准均方差基本维持不变; 当 $\gamma \in [0.1, 1)$ 时, 标准均方差以很小的幅度随着 γ 增大; 当 $\gamma \in (1, \infty)$ 时, 标准均方差迅速增大。
- 3) 当 $c = 100, \epsilon = 1$ 时, 随 γ 的增大, 支持向量数目减少, 标准均方差增大, 并且, 当 $\gamma \in [0, 0.1]$ 时, 随 γ 增大, 支持向量数目逐渐减少, 标准均方差几乎不变; 当 $\gamma \in (0.1, \infty)$ 时, 随 γ 增大, 支持向量数目迅速减少, 标准均方差急剧增大。

综上所述, 取 $c = 100, \epsilon = 1, \gamma = 0.1$ 。在进行短期负荷预测前, 需要进行奇异值校正和归一化处理, 形成样本集, 然后利用在线训练算法求得回归函数, 从而预测出未来某一时刻的负荷值。

4 实例分析

本文运用传统的 SVR 算法和在线训练算法分别对华中电网某地区 2002 年 7 月 1 日到 2002 年 7 月 10 日连续 10 天的负荷进行了预测。历史数据为每 5 分钟采样一次, 每天采样 288 点, 预测时只用预测日前 10 天的负荷数据, 全天共预测 288 个点, 均收到良好的效果。

表 1 列出了每天 12 点时刻的预测结果对比, 其中平均相对误差 ϵ_{MAPE} 和均方根相对误差 ϵ_{MSE} 的计算方法分别见式 (13) 和 (14)。

$$\epsilon_{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{L(i) - \bar{L}(i)}{L(i)} \right| \times 100\% \quad (13)$$

$$\epsilon_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{L(i) - \bar{L}(i)}{L(i)} \right]^2} \times 100\% \quad (14)$$

式中: $L(i), \bar{L}(i)$ 分别表示某时刻的实际负荷值和预测负荷值。

表 2 列出了采用两种算法的平均支持向量数目

和计算时间。

图 1给出了分别用两种方法预测出的 2002年 7月 5日全天的负荷曲线与实际负荷曲线的比较。

表 1 预测结果比较

Tab 1 Comparison of the load forecasting results

| 日期 | 传统的 SVR算法 | | 在线训练算法 | |
|---------------|-----------------|----------------|-----------------|----------------|
| | $\%MAPE / (\%)$ | $\%MSE / (\%)$ | $\%MAPE / (\%)$ | $\%MSE / (\%)$ |
| 2002 - 7 - 1 | 0.957 | 1.962 | 1.257 | 2.312 |
| 2002 - 7 - 2 | 0.994 | 2.107 | 1.207 | 2.475 |
| 2002 - 7 - 3 | 1.768 | 2.794 | 2.016 | 3.294 |
| 2002 - 7 - 4 | 1.806 | 2.801 | 2.183 | 3.349 |
| 2002 - 7 - 5 | 1.883 | 2.852 | 2.348 | 3.395 |
| 2002 - 7 - 6 | 1.451 | 2.399 | 1.794 | 3.182 |
| 2002 - 7 - 7 | 1.367 | 2.312 | 1.543 | 2.693 |
| 2002 - 7 - 8 | 1.673 | 2.707 | 1.968 | 3.110 |
| 2002 - 7 - 9 | 1.832 | 2.825 | 2.209 | 3.375 |
| 2002 - 7 - 10 | 1.007 | 2.142 | 1.313 | 2.541 |
| 平均值 | 1.474 | 2.490 | 1.774 | 2.983 |

表 2 支持向量数目与计算时间比较

Tab 2 Comparison of the number of SVs and training time

| 传统的 SVR算法 | | 在线训练算法 | |
|-----------|---------|--------|---------|
| 支持向量数目 | 计算时间 /s | 支持向量数目 | 计算时间 /s |
| 144 | 669.75 | 48 | 3.26 |

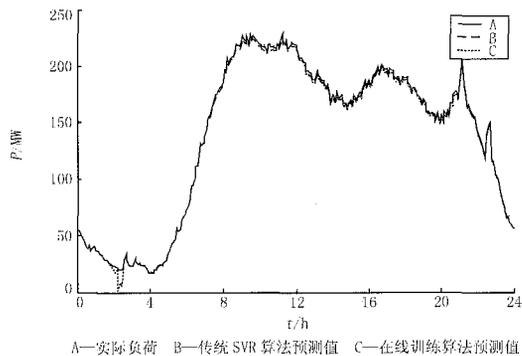


图 1 实际负荷和预测负荷曲线图

Fig 1 Curves of actual loads and predicted loads

5 结论

1) 基于 SVR 的短期负荷预测效果很好,传统的 SVR 算法比在线训练算法精度稍高,这是因为后者在训练过程中忽略了非支持向量对回归函数的影响。

2) 在线训练算法在保证负荷预测精度基本不降低的情况下,大大减少了支持向量的数目,训练时间比传统 SVR 算法缩短了 2 个数量级。

3) 本文的 SVR 的在线训练算法预测精度高,

计算速度快,可望用于超短期负荷在线预测。

参考文献:

- [1] Liu K. Comparison of Very Short-term Load Forecasting Technique[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1996, 11 (2): 877-882.
- [2] Rahman S, Bhatnagar R. An Expert System Based Algorithm for Short Term Load Forecast[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1988, 3(2): 392-399.
- [3] Charytoniuk W, Chen M S. Very Short-term Load Forecasting Using Artificial Neural Networks[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2000, 15(1): 263-268.
- [4] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. Springer-Verlag, 1995.
- [5] Shevade S K, Keerthi S S, Bhattachary C, et al. Improvements to SMO Algorithm for SVM Regression [J]. IEEE Trans on Neural Network, 2000, 11(5): 1188-1193.
- [6] 赵登福,王蒙,张讲社,等. 基于支撑向量机的短期负荷预测 [J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(4): 26-30. ZHAO Deng-fu, WANG Meng, ZHANG Jiang-she, et al. A Support Vector Machine Approach for Short-term Load Forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(4): 26-30.
- [7] 李元诚,方廷健,于尔铿. 短期负荷预测的支持向量机方法研究 [J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 55-59. LI Yuan-cheng, FANG Ting-jian, YU Er-keng. Study of Support Vector Machines for Short-term Load Forecasting [J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 55-59.
- [8] 杨镜非,谢宏,程浩忠. SVM 与 Fourier 算法在电网短期负荷预测中的应用 [J]. 继电器, 2004, 32(4): 17-19. YANG Jing-fei, XIE Hong, CHENG Hao-zhong. Application of SVM and Fourier Algorithm to Power System Short-term Load Forecast[J]. Relay, 2004, 32(4): 17-19.

收稿日期: 2004-08-18; 修回日期: 2004-09-27

作者简介:

王李东 (1979 -),男,硕士,研究方向为电力系统自动化; E-mail: wanglidong007@sina.com

李志宇 (1972 -),男,工程师,主要研究方向为电源和电网规划与设计;

文劲宇 (1970 -),男,副教授,主要研究方向为电力系统的运行和控制。

(下转第 49 页 continued on page 49)

- Power System, Doctoral Dissertation [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2001.
- [3] 卓放,杨君,胡军飞,等. 三相四线制系统并联型有源电力滤波器实验研究 [J]. 电力电子技术, 1999, (12): 16-18
ZHUO Fang, YANG Jun, HU Jun-fei, et al Study on Shunt Active Power Filter Device Used for Three-phase Fourwire[J]. Power Electronics, 1999, (12): 16-18
- [4] WONG Man-chung, ZHAO Zheng-yi, HAN Ying-duo, et al Three-dimensional Pulse-width Modulation Technique in Three-level Power Inverters for Three-phase Fourwired System [J]. IEEE Trans on Power Electronics, 2001, 16(3): 418-427.

收稿日期: 2004-08-11; 修回日期: 2004-09-27

作者简介:

常鹏飞 (1980 -),男,硕士研究生,研究方向为电力电子技术在电力系统中的应用; Email: pfcchang@nari-china.com

王彤 (1971 -),男,硕士,工程师,主要研究方向为大功率电力电子变流器;

曾继伦 (1942 -),男,硕士,教授级高级工程师,主要研究方向为电力系统运行与控制、水轮机调速以及电力电子在电力系统中的应用等。

Simulation research on control method of three-phase four-wire active power filters

CHANG Peng-fei, WANG Tong, ZENG Ji-lun

(Nanjing Automation Research Institute, Nanjing 210003, China)

Abstract: This paper studies on control method of three-phase four-wire active power filters, and introduces the i_p and i_q detecting method based on the theory of instantaneous reactive power. It introduces the space vectors' distribution and the realization of 3D-SVPWM in detail. At the current detecting part, because of the exist of the neutral line, it separates the null current at first, and then detects the three-phase current based on the theory of instantaneous reactive power which can realize the current detecting in three-phase four-wire system. It adopts the 3D-SVPWM technique at the compensation current control part. In the 3D-SVPWM technique, the null vectors which change into the positive vector and the negative vector influence the outputs of the converters. The 3D-SVPWM technique solves the problem of the neutral line current by this influence and realizes the compensation for the imbalance, harmonic and neutral currents. The simulation results show that the 3D-SVPWM technique is valid. It obtains better compensation effect and improves power quality.

Key words: three-phase four-wire; active power filter; instantaneous reactive power; three-dimensional space vector pulse width modulation (3D-SVPWM); power quality

(上接第 8 页 continued from page 8)

(School of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Based on Zhejiang electricity market, the relation between average price and price cap in the different increase rates of bidding bid is analyzed with the relation curve of SCP and average generation price. From the view of the return rate of capital, the adequate price cap could be estimated in accordance with the increase rate of bidding bid and the average cost of electricity-generating.

Key words: price cap; electricity market; system surplus capacity percent (SCP); return rate of capital

(上接第 20 页 continued from page 20)

Short-term load fast forecasting based on support vector regression

WANG Li-dong, LI Zhi-yu, WEN Jin-yu

(1. Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

2. Liuzhou Hydropower Exploration and Design Institute, Liuzhou 545000, China)

Abstract: An online training algorithm for short-term load fast forecasting based on SVR (Support Vector Regression) method is presented. In order to provide the accurate forecasted load, the regression function is updated by inputting new load data in the proposed algorithm. The online training algorithm not only results in a smaller number of support vectors with the same accuracy preserved but also has a much faster convergence and a better generalization performance compared with the conventional SVR algorithms. The results obtained from experiments show that the algorithm can achieve great forecasting accuracy and high computing speed.

This project is supported by XJ Bounty of China Electricity Fund

Key words: short-term load forecasting; support vector machine; support vector regression