

# 基于人工免疫加权支持向量机的电力负荷预测

卢志刚, 周凌, 杨丽君, 冀而康, 周旭

(燕山大学, 河北 秦皇岛 066004)

摘要: 提出了一种人工免疫加权支持向量机负荷预测模型, 针对各训练样本重要性的差异, 提出了给各个样本的参数赋予不同权重的加权支持向量机方法, 并用人工免疫算法对支持向量机的核函数和参数进行寻优, 从而很好的解决支持向量机应用中核函数和参数选择这一公认的难题, 减少了人工凭经验选择的盲目性。经过仿真, 证明了其在短期负荷预测中的有效性。

关键词: 支持向量机; 电力系统; 负荷预测; 人工免疫算法

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2005)24-0042-03

## 0 引言

支持向量机 (Support Vector Machine, 简称 SVM) 是由 Vapnik<sup>[1]</sup> 及其领导的 AT&T Bell 实验室研究小组提出的一种新的非常有发展前景的机器学习方法。SVM 是对结构化风险最小化归纳原则 (Structural Risk Minimization Inductive Principle) 的近似。支持向量机方法根据有限的样本信息在模型的复杂性 (即对特定训练样本的学习精度, Accuracy) 和学习能力 (即无错误地识别任意样本的能力) 之间寻求最佳折衷, 以期获得最好的推广能力 (Generalization Ability)。

与神经网络方法相比, SVM 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<sup>[2]</sup>。然而尽管 SVM 有比较坚实的理论基础和严格的理论分析, 但其中还有很多问题仍需人为决定。例如 SVM 中的内积函数和参数的选择等, 尚没有明确的理论结果指导我们如何进行这些选择。

本文首先针对传统 SVM 回归预测算法对于不同的样本均采用相同的参数, 无法体现样本的重要程度差异的问题, 提出加权支持向量机的方法。并结合人工免疫算法对核函数及参数进行优化选择。

## 1 用加权支持向量机法改进参数

在回归型支持向量机中, 设计参数  $C$  和  $\gamma$  的选择对构造回归函数是至关重要的。参数  $\gamma$  表明了系统对估计函数在样本数据点上误差的期望。 $\gamma$  越小, 估计函数在样本数据点上的误差要求越小, 函数估计的精度越高, 但支持向量越多。参数  $C$  是对于估计函数误差大于  $\gamma$  的样本数据的惩罚。 $C$  越大, 惩罚越大。在标准回归型支持向量机方法中, 所有样

本对应的  $C$  和  $\gamma$  都是相同的, 即对于不同的样本数据, 对它的精度要求、偏离精度要求的惩罚是一视同仁的。但在实际应用中, 常常发现某些样本数据重要性大, 要求小的训练误差; 而有些样本数据的重要性相对低一些, 容许一定大小的训练误差, 电力负荷预测等动态变化比较剧烈的时间序列预测问题, 近期数据的重要性要远远高于早期数据的重要性。也就是说, 不同的样本数据, 其精度要求也会不同。因此, 在描述优化问题时, 每个样本数据应具有不同的误差要求和惩罚系数, 即每个  $\gamma_i$ 、 $C_i$  不同, 从而得到更准确的回归估计。文献 [3~4] 也提出了类似思想。

在加权支持向量机中, 参数  $C$  和  $\gamma$  是针对各个样本来选择的, 其最优化问题为

$$\min_{b, \gamma} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l S_i (\gamma_i + \gamma_i^*)$$

$$s.t. \begin{cases} \gamma_i - \gamma_i^* \leq \phi(x_i) - b - \gamma_i + \gamma_i^* \\ \gamma_i^* - \gamma_i \leq \phi(x_i) + b - \gamma_i + \gamma_i^* \\ \gamma_i \geq 0 \\ \gamma_i^* \geq 0; i = 1, 2, \dots, l \end{cases}$$

其中:  $\gamma_i, \gamma_i^*$  分别表示第  $i$  个训练样本对参数  $C$  和  $\gamma$  的加权系数。采用拉格朗日乘子法求解这个具有线性不等式约束的二次规划问题, 即

$$\max_{b, \gamma} \min_{b, \gamma} L = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l S_i (\gamma_i + \gamma_i^*) - \sum_{i=1}^l \lambda_i (\gamma_i + \gamma_i^* - \phi(x_i) - b - \gamma_i + \gamma_i^*) - \sum_{i=1}^l \lambda_i^* (\gamma_i^* - \gamma_i - \phi(x_i) + b - \gamma_i + \gamma_i^*)$$

$$- \sum_{i=1}^l \mu_i \gamma_i - \sum_{i=1}^l \mu_i^* \gamma_i^* \quad (1)$$

式中:  $\lambda_i, \lambda_i^*, \mu_i, \mu_i^* \geq 0 (i = 1, 2, \dots, l)$  为拉格朗日乘子。可得:

$$\frac{\partial L}{\partial a} = 0 \text{ 可得 } \sum_{i=1}^l (\partial_i - \partial_i^*) \phi(x_i) \quad (2)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \text{ 可得 } \sum_{i=1}^l (\partial_i - \partial_i^*) = 0 \quad (3)$$

$$\frac{\partial L}{\partial c_i} = 0 \text{ 可得 } C s_i - \partial_i - \partial_i^* = 0 \quad (4)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \partial_i^*} = 0 \text{ 可得 } C s_i - \partial_i - \partial_i^* = 0 \quad (5)$$

将式(2)~(5)代入式(1),得对偶最优化问题:

$$\begin{aligned} \max_x \{L\} = & -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\partial_i - \partial_i^*) (\partial_j - \partial_j^*) \\ & \phi(x_i) \phi(x_j) - \sum_{i=1}^l t_i (\partial_i + \partial_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\partial_i - \partial_i^*) \\ & = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\partial_i - \partial_i^*) (\partial_j - \partial_j^*) k(x_i, x_j) - \\ & \sum_{i=1}^l t_i (\partial_i + \partial_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\partial_i - \partial_i^*) \\ \text{s t } & \sum_{i=1}^l (\partial_i - \partial_i^*) = 0, 0 \leq \partial_i \leq C s_i, 0 \leq \partial_i^* \leq C s_i; i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (6)$$

式中:  $k(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$  成为核函数。由式(6)的最优化问题,可以计算得到最优值  $\partial_i$  和  $\partial_i^*$ , 从而得到回归估计函数为:

$$\begin{aligned} f(x) = & \sum_{i=1}^l (\partial_i - \partial_i^*) \phi(x_i) \cdot \phi(x) + b = \\ & \sum_{i=1}^l (\partial_i - \partial_i^*) k(x_i, x) + b \end{aligned} \quad (7)$$

加权系数  $s_i$ 、 $t_i$  根据样本的重要性来选择。由于在负荷预测中近期样本的重要性远远高于早期样本。可以认为样本中时间最早的样本重要性最低,  $s_i$  设定为小于 1 的值;时间最近的样本重要性最高,  $s_i$  设定为 1。其他样本的加权系数  $s_i$  采用线性插值法进行计算。

针对各训练样本重要性的差异,提出了给各个样本的惩罚参数  $C$  和误差要求参数赋予不同权重的加权支持向量机方法。训练样本的重要性越大,惩罚参数的权重就越大,误差要求参数的权重就越小。

## 2 人工免疫算法<sup>[5]</sup>应用于核函数参数的选择

核函数对算法的推广预测能力和算法的效率都有很大的影响。对一个地区可能适合的参数,用于其它地区负荷预测就有可能达不到理想的预测效果。通常的方法是采用人工的方法,通过对多个参数的比较来确定较好的参数,这种方法盲目性大,效

率低。不利于实际的应用和负荷预测软件的推广。

常用的核函数<sup>[6~7]</sup>有:

- 1) 线性核函数  $k(x_i, y) = x_i \cdot y$ ;
- 2) 径向基函数  $k(x_i, y) = \exp\left[-\frac{y - x_i}{2}^2\right]$ ;
- 3) sigmoid核函数  $k(x_i, y) = \tanh[b \cdot (x_i \cdot y) + ]$

本文采用免疫算法对核函数的参数进行选择。

免疫算法实际上是一种基于免疫机制的改进进化算法。该算法主要借鉴了体细胞成熟理论和免疫网络理论,实现了类似于生物免疫系统的自我调整机制和抗体多样性形成机制。同人工免疫算法、进化规划等随机优化方法相比,免疫算法通过基于记忆单元的免疫记忆机制,提高了算法的总体搜索能力,确保算法能够快速收敛于全局最优解;通过基于计算亲和度的操作,实现了类似生物免疫系统的抗体多样性保持机制和自我调节功能,在一定程度上避免了未成熟收敛问题。

免疫算法的抗原相当于被优化的网络目标函数,抗体(相当于进化算法中的个体)对应了网络隐层参数的编码。计算的亲和度包括计算抗原和抗体  $v$  的亲和度  $ax_v$  以及抗体  $v$  和  $u$  之间的亲和度  $ay_{v,u}$ 。 $ax_v$  体现了抗体解对抗原目标的匹配程度,因此用对应网络的适应度函数来表示也就是  $ax_v = f(v)$ ;  $ay_{v,u}$  体现了抗体(个体)间类似度。

算法的实现

- 1) 产生初始抗体。初始抗体来自记忆单元群体。记忆单元群体由包含当前最佳抗体的数据库组成。在初始步骤中,这些抗体从可行的解空间中随机产生。
- 2) 计算亲和度。根据每个抗体对应的网络的适应度确定  $ax_v$ , 计算  $ay_{v,u}$ 。
- 3) 记忆单元更新。将与抗原具有高亲和度的抗体加入记忆单元。由于记忆单元的容量有限,其中与新加入抗体的亲和度最高的抗体将被新加入抗体取代。
- 4) 抗体产生的促进和抑制。计算抗体  $v$  的期望繁殖率  $e_v$ ,  $e_v$  低的抗体将被消除:  
 $e_v = ax_v / v_v$ ,  $v_v$  为抗体  $v$  的密度。
- 5) 抗体更新。根据期望繁殖率,按照排序选择机制选择一部分抗体通过变异和交叉产生进入下一代的抗体。
- 6) 对抗体解码构造网络隐层。
- 7) 采用最小二乘法确定网络输出层,计算抗体

适应度。

8) 如果满足终止条件,优化过程结束。否则返回 2),直到满足终止条件为止。

### 3 算例分析

本文运用传统的 SVM 算法和免疫加权支持向量机方法对某地区供电公司提供的负荷数据进行预测。分别预测了 2004 年 7 月 1 日当天的 24 点负荷,结果见图 1 和图 2 (图中实线代表实际负荷,虚线代表预测负荷),2004 年 7 月 5 日到 8 月 1 日连续 20 个工作日 11 点负荷结果见表 1。

表 1 一般工作日预测结果比较

Tab 1 Comparison of load forecasting result of a workday

日期	SVM		免疫加权 SVM	
	平均相对误差	均方根相对误差	平均相对误差	均方根相对误差
	$(E_{\text{mpc}}/\%)$	差 $(E_{\text{mse}}/\%)$	$(E_{\text{mpc}}/\%)$	差 $(E_{\text{mse}}/\%)$
2004-07-05	2.50	3.18	2.44	3.09
2004-07-06	2.84	3.21	2.70	3.16
2004-07-07	2.70	3.40	2.57	3.20
2004-07-08	1.35	1.48	1.29	1.46
2004-07-09	1.69	2.01	1.57	1.98
2004-07-12	3.34	3.80	3.23	3.56
2004-07-13	1.77	2.20	1.69	2.13
2004-07-14	3.96	4.24	3.89	4.13
2004-07-15	1.16	1.28	1.08	1.19
2004-07-16	3.36	3.71	3.31	3.67
2004-07-19	1.73	1.89	1.65	1.83
2004-07-20	3.54	3.79	3.49	3.74
2004-07-21	2.76	3.50	2.69	2.45
2004-07-22	2.30	2.97	2.25	2.89
2004-07-23	3.70	4.49	3.64	4.45
2004-07-26	1.80	2.17	1.73	2.13
2004-07-27	2.09	3.20	1.96	3.12
2004-07-28	3.56	4.11	3.49	4.02
2004-07-29	2.21	3.10	2.13	2.97
2004-07-30	2.56	2.89	2.39	2.67
平均值	2.55	3.03	2.46	2.89

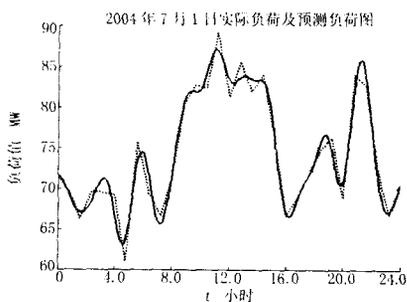


图 1 支持向量机算法预测结果

Fig 1 Forecasting results with SVM algorithm

### 4 结论

1) 为了克服普通支持向量机方法在负荷预测中参数和核函数选择的依赖于人的主观判断,具有很大的盲目性,不利于负荷预测软件的应用和推广等固有缺陷。本文提出了免疫加权支持向量机负荷

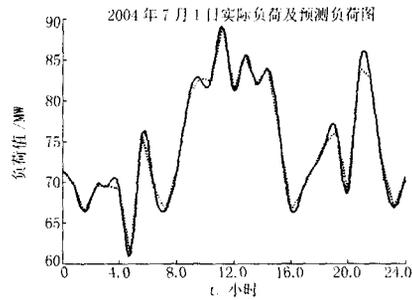


图 2 免疫加权支持向量机算法预测结果

Fig 2 Forecasting results with immune weight SVM algorithm

预测模型,综合免疫算法和 SVM 的优点,在免疫优化的基础上对参数和核函数进行选择,减少了选择的盲目性,从而达到最优的拟合效果,有效地提高预测精度和速度,满足短期负荷预测工作对时间和精度的要求。

2) 通过大量实际仿真计算验证,本文所提方法比普通支持向量机负荷预测模型的预测精度高和计算速度快,预测结果证明了该方法具有良好的预测性能和较好的发展前景。

### 参考文献:

- [1] Vapnik V. Statistical Learning Theory[M]. New York: New York Wiley, 1998.
- [2] Mukherjee S, Osuna E, Girosi F. Nonlinear Prediction of Chaotic Time Series Using Support Vector Machines[A]. Proceedings of IEEE NNISP '97. Amelia Island: 1997.
- [3] LN Chun-fu, WANG Sheng-de. Fuzzy Support Vector Machines[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2002, 13 (2): 464-471.
- [4] Toy F E H, Cao L J. Descending Support Vector Machines for Financial Time Series Forecasting[J]. Neural Processing Letters, 2002, 15 (2): 179-195.
- [5] Alaa F S, Ah Med M. Forecasting Using Genetic Programming [A]. Proceedings of Southeastern Symposium on System Theory. 2001. 343-347.
- [6] Burges C J C. A Tutorial on Support Vector Machine for Pattern Recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2 (2).
- [7] Vapnik V N. 统计学理论的本质 [M]. 张学工,译. 北京:清华大学出版社, 2000.  
Vapnik V N. Statistics Theory [M]. ZHANG Xue-gong, Trans Beijing: Qinghua University Press, 2000.

收稿日期: 2005-05-11; 修回日期: 2005-07-07

(下转第 71 页 continued on page 71)

运行管理工作; E-mail: liufengs@snepc.com

兰莉红(1965-),女,助理工程师,主要从事电力系统

刘健(1962-),男,高级工程师,从事继电保护运行及整定计算管理工作;

高压电气试验研究工作。

### Analysis of a reclosure mis trip

LU feng<sup>1</sup>, LU Jian<sup>2</sup>, LAN Li-hong<sup>2</sup>

(1. Shaanxi Electric Power Dispatching Center, Xi'an 710004, China;

2 Northwest Electric Power Test and Research Institute, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** By analysing the reason of breaker refusing reclosing of a 330kV transmission line when twice instantaneous earthing fault, this paper proposes the essentiality for relay protection's exterior check-up. To find out reason of relay's maloperation, combining the phenomena and the result is necessary.

**Key words:** reclosure; breaker; protection

(上接第 44 页 continued from page 44)

作者简介:

周凌(1978-),男,硕士研究生,主要研究方向人工

卢志刚(1963-),男,博士后,教授,研究生导师,研究方向为电力系统理论线损和人工智能;

智能及负荷预测。E-mail: xiangel978@126.com

### Power load forecasting based on artificial immune algorithm-weighted-SVM model

LU Zhi-gang, ZHOU Ling, YANG Li-jun, JI Er-kang, ZHOU Xu

(School of Electric Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** A new artificial immune algorithm weighted support vector machine forecasting model is presented in this paper. Different training example has different importance, so the author gives different weight to the parameter of different training example. And artificial immune algorithm to select the most suitable kernel function and parameter are also employed. It is well known that there are few theories about how to select the kernel function and parameter, the problem can be solved by this way rather than by experience. Simulation results have proved its validity and effectiveness.

**Key words:** support vector machine; power system; power load forecasting; artificial immune algorithm

(上接第 58 页 continued from page 58)

[10] 杜雄,周维维,谢品芳. 直流侧 APF 主电路参数与补偿性能的关系[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(11): 39-42

DU Xiong, ZHOU Luo-wei, XIE Pin-fang. The Relationship Between Compensation Performance and Main Circuit Parameter of DC Side APF[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(11): 39-42

收稿日期: 2005-04-25; 修回日期: 2005-05-08

作者简介:

王奇(1980-),男,硕士研究生,研究方向为电力电子在电力系统中的应用; E-mail: devilwh@sohu.com

陈柏超(1960-),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为电力电子在电力系统中的应用、电力系统过电压。

### A new design of hybrid active power filter

WANG Qi, CHEN Bai-chao

(School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

**Abstract:** According to commonly used hybrid active power filter, the injecting active power filter is introduced to reduce the capacitance as much as possible without taking first-harmonic voltage. This paper illustrates the working principle of hybrid and injecting active power filter and proves the results with the experiment.

**Key words:** active power filter; harmonic; injecting circuit; reactive power compensation