

基于 SVM 的电力系统动态负荷建模的研究

章健, 王雷涛, 张锋

(郑州大学电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 随着电网规模的扩大, 电网的动态稳定和电压稳定问题变得越来越重要, 而准确的负荷模型将对电网的分析计算与实际情况的吻合程度起着重大作用。由于电力负荷的时变性、多样性和非线性等特点, 这就要求建立非线性的动态负荷模型, 以便更好地描述负荷的动态行为。针对以上问题, 阐述了支持向量机回归理论, 并把其应用于动态负荷建模之中, 利用 Matlab 软件和仿真数据对支持向量机的动态模型进行了辨识, 验证了此种方法建模的可行性和有效性。

关键词: 电力系统; 负荷模型; 动态负荷建模; 支持向量机; Matlab

Study of dynamic load modeling for power systems based on SVM

ZHANG Jian, WANG Lei-tao, ZHANG Feng

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: With the enlargement of the grid scale, dynamic stability and voltage stability of the grid become more and more important. While accurate load model is especially important for analysing and calculating of the power grid and coincidences of the fact. Owing to the time variance, diversity, nonlinearity and so on, it is required to model nonlinear dynamic load by power system to better describe the dynamic characteristics of the load. In order to solve these problems, this paper introduces the theory of support vector machine regression and uses it in dynamic load modeling. A numerical simulation is taken to demonstrate the feasibility and validity of the proposed modeling method with Matlab.

Key words: power system; load model; dynamic load modeling; support vector machine; Matlab

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2008)07-0038-04

0 引言

随着我国主要电网的全国性互联进程的推进, 电网规模不断扩大, 复杂程度愈来愈高, 电网的动态稳定性以及电压稳定性问题更加突出。为了使电力系统的分析结果更加可信, 使分析真正起到定量的作用, 从而为电力系统规划、运行和控制提供准确的依据, 因此有必要建立切合实际的负荷模型。

支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 是一种新的通用的机器学习方法, 它的理论基础是 Vapnik^[1]等提出的统计学习理论, 其基本思想是通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 并在这个新空间中求取最优线性分类面。SVM 具有严格的理论和数学基础, 较好地解决了传统学习算法中存在的小样本、非线性、高维数、局部极小点等实际问题, SVM 对样本数量的依赖性较弱, 为解决非线性有限样本和高维识别提供了一个非常有力

的工具。因此成为继神经网络研究之后的热点, 已在许多领域得到了广泛应用, 如模式识别、回归估计、数据挖掘、控制理论等^[2]。本文研究了 SVM 在电力系统动态负荷建模中的应用, 利用 Matlab 软件和仿真数据对 SVM 的动态负荷模型进行了辨识, 验证了 SVM 负荷建模的可行性与有效性。

1 支持向量机 (SVM)

1.1 SVM 回归理论简介

给定样本集: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l) \in R^n \times R$, 其中 $x_i \in R^n$, $y_i \in R$, 所要求的拟合函数形式为: $f(x) = W^T \Phi(x) + d$, 式中: W 为参数列矢量; d 为偏差; $\Phi(\cdot)$ 是一个把输入空间映射到一个高维(可能无限维)特征空间中的列矢量映射函数, 可以用核函数来代替, 核函数可以用原空间中的函数来实现, 而不必知道 $\Phi(\cdot)$ 的具体形式。所求得的拟合函数 $f(x)$ 要使下面的结构风险指标最小:

$$R_{reg}^e = \frac{1}{2} W^T \cdot W + C \cdot R_{emp}^e$$

式中: 正实数 C 是调节常数, 它能够在训练误差和模型复杂度之间取一个折中值, 以便使所求的函数具有较好的泛化能力。 R_{emp}^e 为经验风险, 且

$$R_{emp}^e = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l |y_i - f(x_i)|_\varepsilon$$

上式中 ε 为给定精度, 它的定义如下:

$$|y - f(x)|_\varepsilon = \begin{cases} 0 & , |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon & , \text{其它} \end{cases}$$

以上思想等价于解下列最优化问题:

$$\min_{W, \xi} J(W, \xi) = \frac{1}{2} (W^T \cdot W) + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi'_i)$$

$$W^T \Phi(x_i) + d - y_i \leq \varepsilon + \xi_i$$

$$y_i - W^T \Phi(x_i) - d \leq \varepsilon + \xi'_i$$

$$\xi_i, \xi'_i \geq 0, \varepsilon \geq 0 \quad i=1, 2, \dots, l$$

优化函数 $J(W, \xi)$ 为二次型, 约束条件是线性的, 因此以上优化是个典型的二次规划问题, 引入 Lagrange 乘子 a_i, a'_i, ξ_i, ξ'_i , 其中 ξ_i, ξ'_i 为引进的松弛变量

$$\begin{aligned} L(W, d, \xi_i, \xi'_i) = & \frac{1}{2} W^T \cdot W + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi'_i) - \\ & \sum_{i=1}^l a_i (\varepsilon + \xi_i + y_i - d - W^T \Phi(x_i)) - \\ & \sum_{i=1}^l a'_i (\varepsilon + \xi'_i - y_i + d + W^T \Phi(x_i)) - \\ & \sum_{i=1}^l (\xi_i \xi_i + \xi'_i \xi'_i) \end{aligned} \quad (1)$$

在最优化处有:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial W} = W - \sum_{i=1}^l (a_i - a'_i) \cdot x_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial d} = \sum_{i=1}^l (a_i - a'_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = C - a_i - \xi_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi'_i} = C - a'_i - \xi'_i = 0 \end{cases} \quad (2)$$

根据泛函的有关理论, 只要有一种核函数 $K(x_i, x)$ 满足 Mercer 定理^[3], 特征空间的点积就可以用此核函数来求得, 即 $K(x_i, x) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x)$, 将式 (2) 代入式 (1), 可得到下面的二次型优化问题:

$$\max U(a) = \sum_{i=1}^l y_i (a_i - a'_i) - \varepsilon \sum_{i=1}^l (a_i + a'_i) -$$

$$\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (a_i - a'_i)(a_j - a'_j) K(x_i, x_j)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^l (a_i - a'_i) = 0, 0 \leq a_i \leq C, 0 \leq a'_i \leq C \quad i=1, 2, \dots, l$$

因此得到支持向量机的输出非线性估计函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (a_i - a'_i) K(x_i, x) + d$$

d 值为:

$$\text{当选用 } a_j \text{ 计算时, } d = y_j - \sum_{i=1}^l (a'_i - a_i) K(x_i, x_j) + \varepsilon$$

$$\text{当选用 } a'_k \text{ 计算时, } d = y_k - \sum_{i=1}^l (a'_i - a_i) K(x_i, x_k) - \varepsilon$$

1.2 核函数

1.2.1 核函数的选取和定义

在使用支持向量机解决实际问题时, 核函数 $K(\cdot, \cdot)$ 起着直接的作用, 我们不需要知道具体的映射, 只要选定核函数就可以了。对核函数的定义^[4]如下:

设 \mathcal{X} 是 R^n 中的一个子集, 称定义在 $\mathcal{X} \times \mathcal{X}$ 上的函数 $K(x, x')$ 是核函数 (正定核或核), 如果存在着从 \mathcal{X} 到某一个 Hilbert 空间 H 的映射

$$\Phi: \begin{matrix} \mathcal{X} \rightarrow H \\ x \mapsto \Phi(x) \end{matrix}$$

使得 $K(x, x') = (\Phi(x) \cdot \Phi(x'))$, 其中 (\cdot) 表示 H 中的内积。

1.2.2 选取核函数的条件

核函数 $K(x, x')$ 是对称正实数函数, 选择不同的核函数可以构造不同的支持向量机, 但必须满足 Mercer 条件^[5]:

$$\iint K(x, x') \phi(x) \phi(x') dx dx' \geq 0 \quad \phi \in L_2$$

常用的核函数如下:

1) p 阶多项式核:

$$K(x, x') = (1 + x^T x')^p$$

2) 高斯径向基 RBF 核:

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

3) B 样条核函数:

$$K(x, x') = B_{2N+1}(\|x - x'\|)$$

4) 神经网络核:

$$K(x, x') = S(v(x, x') + c)$$

5) 正切双曲核:

$$K(x, x') = \tan h(\beta x^T x' + k)$$

6) sigmoid核函数:

$$K(x, x') = \tan h(k(x, x') + v) \quad k > 0, v < 0$$

7) 傅立叶核函数:

$$K(x, x') = \frac{\sin(N + \frac{1}{2})(x, x')}{\sin \frac{1}{2}(x - x')}$$

2 SVM 在动态负荷建模中的应用

电力系统动态负荷模型描述当前有功功率及无功功率与当前和历史电压幅值和频率之间的函数关系, 因此动态负荷模型是有记忆的, 某一时刻的响应除了与此时刻的激励有关系外, 还与历史激励和响应有关系。从负荷建模的角度看, 动态负荷模型一般可分为: 机理模型和非机理模型。动态负荷模型的一般形式是^[6]:

$$P = C(U, f, t)$$

$$Q = H(U, f, t)$$

其中: P, Q 分别表示负荷有功功率和无功功率; U, f 分别为负荷母线电压幅值和频率; t 为时间; C, H 为线性或非线性函数。

由于电力负荷在本质上具有非线性的特点, 并且在电力系统动态过程中会面临较大跨度的电压、频率扰动使其非线性特性更加充分的表现出来, 因此这就要求建立非线性的负荷模型, 以便更准确地描述负荷的动态行为。针对以上特点, 下面把SVM 回归理论引入电力系统动态负荷建模之中。

设单输入单输出非线性动态系统的模型为:

$y(k) = f(y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-N_y), u(k), \dots, u(k-N_u), \theta)$ 式中: $y \in R$ 为输出变量, 代表 P 或 Q ; $u \in R$ 为输入变量; N_y, N_u 分别为输出、输入变量的延迟阶数; $\theta \in R^p$ 为模型参数。

若令: $x(k) = [y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-N_y),$

$$u(k), \dots, u(k-N_u)]^T, \quad x \in R^{N_y+N_u+1}$$

则 $y(k) = f(x(k), \theta)$

设测量数据为: $u(k), y_m(k) (1 \leq k \leq N)$, 建立训练样本对:

$$(x_1, y_1) = [(y_m(L-1), \dots, y_m(L-N_y),$$

$$u(L), \dots, u(L-N_u)), y(L)]$$

$$(x_2, y_2) = [(y_m(L), \dots, y_m(L+1-N_y),$$

$$u(L+1), \dots, u(L+1-N_u)), y(L+1)]$$

.....

$$(x_l, y_l) = [(y_m(N-1), \dots, y_m(N-N_y),$$

$$u(N), \dots, u(N-N_u)), y(N)]$$

式中: $L = \max(N_y, N_u) + 1, \quad l = N - L + 1。$

由训练样本对组成训练样本集:

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\}$$

$$x_i \in R^{N_y+N_u+1}, \quad y_i \in R$$

利用样本集 T , 根据上述 SVM 回归算法, 可以训练得到基于 SVM 的模型。

3 基于 SVM 的动态负荷建模算例

负荷建模数据来源于在清华大学国家重点实验室所做的动模实验。实验接线如图 1 所示。负荷由两台风机(均为 1.0 kW)、一台感应电动机(1.2 kW)及两组白炽灯(1.2 kW, 2.4 kW)构成, 其中感应电动机负载为发电机带电炉。电压扰动幅度通过改变与负荷串联及并联的阻抗的值来控制, 电压扰动起始时刻、持续时间由一台故障发生器控制。

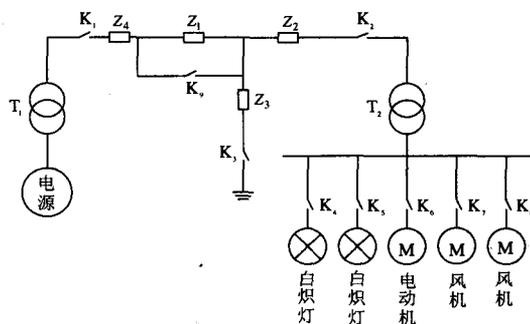


图 1 动模试验接线图

Fig. 1 Connection diagram of the tests

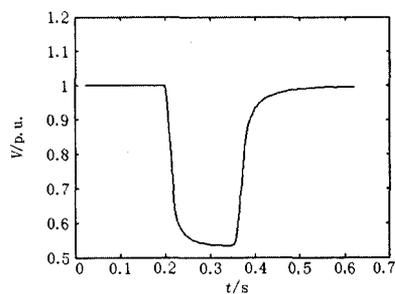


图 2 42% 实测电压激励

Fig. 2 The measured voltage excitation of 42%

选择三组不同电压扰动情况下的测量数据进行支持向量机动态负荷建模与验证。第一组电压扰动幅度为 42% 的数据用于 SVM 动态负荷建模, 第二组和第三组电压扰动幅度分别为 50% 和 62% 的实测数据用于模型的验证。模型选择三阶, 即 $x(k) = [y(k-1), y(k-2), y(k-3), u(k), u(k-1)]^T$, SVM 的核函数取高斯径向基 RBF 核, 训练时的有关控制

参数和训练所得支持向量的数量见表 1。

表 1 SVM 参数

Tab. 1 The parameters of SVM

ϵ	RBF 核宽度 σ	参数 C	支持向量个数
0.001	0.7	150	97

图 3 和图 4 所示分别为训练的 SVM 模型在 50% 和 62% 电压扰动情况下的测试响应与实测响应的对比。通过对不同电压扰动响应与实测响应的对比可以看出, 与训练扰动电压越接近的电压其测试结果会越好。此外, 可以通过调整 SVM 的核函数、核参数、控制参数、模型阶数等使得所训练的 SVM 模型具有更好的泛化能力。

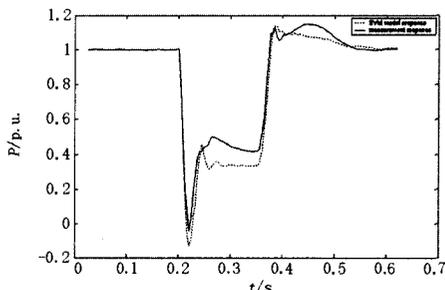


图 3 50% 电压扰动时的响应

Fig. 3 The measured response curve and the SVM model curve within 50% of voltage disturbance

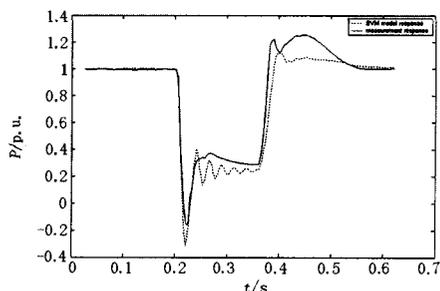


图 4 62% 电压扰动时的响应

Fig. 4 The measured response curve and the SVM model curve within 62% of voltage disturbance

4 结论

支持向量机是一种基于结构风险最小化原理的学习技术, 克服了传统神经网络存在的局部极小、收敛速度慢、结构确定无理论依据等缺点, 具有严格的理论基础, 通过学习有限的样本而建立的模型, 具有很强的泛化能力。本文把 SVM 回归理论应用于电力系统动态负荷建模之中, 并根据动模实验数据对模型进行了辨识, 验证了 SVM 动态负荷建模的可行性与有效性, 因此将该理论应用于解决实际问题的研究具有重要意义。然而在计算中关于核函数

和相关参数的选择还缺乏统一的规律可循, 主要是靠反复调整试算来进行的, 这样必然会增加对模型的计算量和计算时间, 降低对最终参数选择的速度, 因此在这方面还需要进一步的研究。

参考文献

- [1] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1999.
- [2] Vapnik V. Statistical Learning Theory [M]. New York: John Wiley, 1998.
- [3] John C P. Fast Training of Support Vector Machines using Sequential Minimal Optimization [A]. In: Advances in Kernel Methods-Support Vector Learning [C]. Cambridge: MIT Press, 1999. 185-208.
- [4] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法—支持向量机 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.
DENG Nai-yang, TIAN Ying-jie. A New Method in Data Mining-Support Vector Machine [M]. Beijing: Science Press, 2004.
- [5] 郝文斌, 李群湛, 等. 基于支持向量机的磁化曲线拟合新方法 [J]. 变压器, 2006, 43 (7): 8-12.
HAO Wen-bin, LI Qun-zhan, et al. New Fitting Method for Magnetic Curve Based on Support Vector Machine [J]. Transformer, 2006, 43 (7): 8-12.
- [6] 李力, 朱守真, 沈善德, 等. 负荷动态模型集结 [J]. 电力自动化设备, 1999, 19 (4): 6-10.
LI Li, ZHU Shou-zhen, SHEN Shan-de, et al. Aggregation for Dynamic Load Modeling in Power System [J]. Electric Power Automation Equipment, 1999, 19 (4): 6-10.
- [7] 马振平, 孟辉, 安金龙. 基于 SVM 的复杂非线性黑箱系统在线辨识方法 [J]. 河北工业大学学报, 2006, 35 (1): 6-11.
MA Zhen-ping, MENG Hui, AN Jin-long. A Method of On-line Identification for Complex Nonlinear System Based on SVM [J]. Journal of Hebei University of Technology, 2006, 35 (1): 6-11.
- [8] 鞠平. 电力系统负荷建模理论与实践 [J]. 电力系统自动化, 1999, 23 (19): 1-7.
JU Ping. Theory and Practice of Load Modeling in Power Systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23 (19): 1-7.
- [9] 鞠平, 戴琦, 黄永皓, 等. 我国电力负荷建模工作的若干建议 [J]. 电力系统自动化, 2004, 28 (16): 8-12.
JU Ping, DAI Qi, HUANG Yong-hao, et al. The Advices of Chinese Load Modeling [J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28 (16): 8-12.
- [10] 张浩然, 韩正之, 李昌刚. 基于支持向量机的非线性系统辨识 [J]. 系统仿真学报, 2003, 15 (1): 19-121.
ZHANG Hao-ran, HAN Zheng-zhi, LI Chang-gang. Support Vector Machine Based Nonlinear Systems Identification [J]. Journal of System Simulation, 2003, 15 (1): 119-121.

(下转第 46 页 continued on page 46)

σ_0 值的选择对于优化结果影响很大,如表 2 和表 3 所示。当 σ_0 过小,对线路负荷不均衡度反应不敏感,允许了部分不均衡度大的开关操作,因此会错过部分最优解。两个算例都说明了当 $\sigma_0=0.8$ 时效果较好,但也有增大搜索域的可能性。在实际应用中,电网调度人员应该综合考虑重构的网损目标和运行时间,选择合适的 σ_0 。

5 结论

在配电网重构领域,大多数的研究都集中于优化算法的改进。随着人们对配电网特殊网络结构的逐渐认识,根据网络结构设计编码从而改进优化算法,促进了配电网重构研究的进一步发展,也增大了智能算法的应用空间。尽管如此,由于计算量大,智能算法离在线应用还有不少距离。本文提出一种基于负荷类型的配电网重构算法。首先从负荷与配电网损耗的关系上进行了相关分析,提出了按负荷类型进行三步式搜索。算法大大的减少了需要考虑的开关的数量,缩小了优化算法的搜索空间。

参考文献

- [1] 毕鹏翔,刘健,张文元.配电网重构的改进之路交换法[J].中国电机工程学报,2001,21(8):98-103.
BI Peng-xiang, LIU Jian, ZHANG Wen-yuan. A Refined Branch Exchange Algorithm for Distribution Networks Reconfiguration[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(8): 98-103.
- [2] 吴本悦,赵登福,刘云,等.一种新的配电网重构最优流模式算法[J].西安交通大学学报,1999,33(4):22-24.
WU Ben-yue, ZHAO Deng-fu, LIU Yun, et al. An Improved Optimal Flow Pattern Algorithm for Distribution Network Reconfiguration[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1999, 33(4): 22-24.
- [3] 胡敏莹,陈元.配电系统最优网络重构的模拟退火算法[J].电力系统自动化,1994,18(2):24-28.
HU Min-you, CHEN Yuan. Simulated Annealing Algorithm of Optimal Reconfiguration in Distribution System[J]. Automation of Electric Power Systems, 1994, 18(2): 24-28.
- [4] Nara K, Shiose A, Kitagawa M, et al. Implementation of Genetic Algorithm for Distribution Systems Loss Minimum Re-configuration[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1992, 7(3): 1044-1051.
- [5] 葛少云,刘自发,余贻鑫.基于改进禁忌搜索的配电网重构[J].电网技术,2004,28(23):22-26.
GE Shao-yun, LIU Zi-fa, YU Yi-xin. An Improved Tabu Search for Reconfiguration of distribution Systems[J]. Power System Technology, 2004, 28(23): 22-26.
- [6] 许立雄,吕林,刘俊勇.基于改进粒子群优化算法的配电网重构[J].电力系统自动化,2006,30(7):27-30.
XU Li-xiong, Lu Lin, LIU Jun-yong. Modified Particle Swarm Optimization for Reconfiguration of Distribution Network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(7): 27-30.
- [7] Baran M E, Wu F F. Networks Reconfiguration in Distribution System or Loss Reduction and Load Balancing[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1989, 4(2): 1401-1407.
- [8] 蔡中勤.配电网 Newton 法潮流及功率矩法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2000.
CAI Zhong-qin. Newton Load Flow and Power Moment Method Research on Distribution Network[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2000.
- [9] 屠强,郭志忠.辐射型配电网重构的二次电流矩法[J].中国电机工程学报,2006,26(16):57-61.
TU Qiang, GUO Zhi-zhong. The Quadratic Current Moment Method for Radial Distribution Network Reconfiguration[J]. Proceedings of CSEE, 2006, 26(16): 57-61.

收稿日期:2007-09-05; 修回日期:2007-11-12

作者简介:

罗 绮(1982-),男,硕士研究生,研究方向为配电网经济运行; E-mail:cityhunterluo@163.com

吕 林(1963-),男,副教授,硕士生导师,主要从事配电网自动化方面的研究。

(上接第 41 页 continued from page 41)

收稿日期:2007-08-25; 修回日期:2007-11-08

作者简介:

章 健(1963-),男,博士,副教授,硕士生导师,主

要研究方向为电力负荷建模、电力系统分析与运行;

王雷涛(1979-),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统监测与控制; E-mail: wlt1234@126.com

张 锋(1982-),男,硕士研究生,主要研究方向为电力电子在电力系统中的应用。