

基于支持向量机的电力系统静态电压稳定评估

赵万明^{1,2}, 黄彦全¹, 谌贵辉²

(1. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031; 2. 西南石油大学电子信息工程学院, 四川 南充 637001)

摘要: 为了预防电压崩溃, 需要评估系统运行状态到电压极限点的距离。该距离通常用潮流方程计算, 但对于高维电力系统, 这种方法计算速度较慢, 难以满足实时电压稳定评估的要求。为减少评估时间, 应用快速且可靠的评估技术是很重要的。本文提出了一种基于支持向量机的静态电压稳定评估方法, 该方法充分发挥支持向量机在解决高维、非线性和有限样本问题方面体现出的优势, 保证了电压稳定评估模型的泛化能力, 具有较快的评估速度和较高的预测精度。在 WSCC 9 节点测试系统中的应用结果证明了该方法的有效性。

关键词: 电力系统; 电压稳定评估; 支持向量机; 参数选择

Power system steady-state voltage stability assessment based on support vector machine

ZHAO Wan-ming^{1,2}, HUANG Yan-quan¹, CHEN Gui-hui²

(1. Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China; 2. Southwest Petroleum University, Nanchong 637001, China)

Abstract: To prevent voltage collapse, it is necessary to evaluate the distance of the operation state to the voltage collapse point. This distance is calculated with power flow equations normally. The calculation speed of this technique is slow for power system with high dimension, so it is difficult to realize real-time voltage stability assessment. The application of a fast and reliable evaluation technique is very important to diminish the evaluation time. This paper presents a method of model construction for the power system steady-state voltage stability assessment based on support vector machine (SVM). This method takes full advantage of SVM's ability to solve the problem with high dimension, nonlinear and small sample. Hence better generalization ability is guaranteed, and the model works with the quicker assessment speed and the higher forecast precision. The WSCC 9-bus test system is employed to demonstrate the validity of the proposed approach.

Key words: power system; voltage stability assessment; support vector machine; parameter selection

中图分类号: TM712 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2008)16-0016-04

0 引言

现代电力系统已发展成为大机组、超高压、远距离输电的互联大电网, 由于环保的压力以及电力市场的竞争机制使电网运行在电压极限点附近, 电压稳定问题变得越来越严重。因电压崩溃而导致电力系统瓦解的事故在国内外的一些大电网中曾多次发生^[1], 造成了巨大的经济损失和严重的社会生活紊乱, 电压崩溃已成为威胁电力系统安全运行的重要问题之一。虽然电压稳定在本质上是一种动态现象, 但是静态电压稳定分析能够判断电力系统具有多大的静态电压稳定裕度, 对确定采取何种合适的控制措施使电力系统运行在安全裕度之内具有参考价值, 可作为调度运行人员判断电压稳定程度的一

种简单、快捷的工具, 从而在电力工业界获得了广泛的应用。

静态电压稳定裕度计算的关键是如何确定电压极限点, 计算极限点的方法有很多种, 主要的有直接法^[2]、连续潮流法^[3]、非线性规划方法^[4]等。其中, 连续潮流法可以较好地克服潮流方程在极限点附近的病态, 方便地考虑电力系统的一些约束条件, 可靠地跟踪系统稳态运行随负荷的变化情况, 得到静态电压稳定裕度, 是电压稳定分析的一种非常有效的方法。但是, 连续潮流法计算非常耗时, 难以满足在线评估的要求。

为实现电压稳定的在线评估, 人工神经网络 ANN (Artificial Neural Network) 技术被引入了电压稳定的研究中^[5, 6]。通过训练, 在系统运行状态与系统稳定水平之间建立一种映射, 那么, ANN 便可用于在线电压稳定评估。然而, ANN 存在以下主要问题:

基金项目: 四川省应用基础研究基金项目 (07J13-071)

(1) 无法保证电压稳定评估的泛化误差。电力系统的高维特性决定了有限数据在输入空间中仅表现为一个稀疏分布, 无法覆盖整个输入空间。而神经网络算法训练目标则过分强调在训练样本上的学习误差^[7], 训练出的模型无法保证在整个输入输出空间上的泛化误差, 从而出现过拟合现象。

(2) 模型参数选择困难、训练结果不够稳定。神经网络在学习阶段普遍存在局部极值和学习速度较慢等问题, 其训练模型的优劣与隐单元数目、权值的初始值有关, 当在指定训练时间内无法得出理想的结果时, 仍然无法判断究竟是问题本身无解还是模型参数不够好或是训练时间不够所致^[8]。这些问题限制了其在电压稳定评估中的应用。

针对以上问题, 本文提出了一种基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的电压稳定评估模型。该模型可充分发挥支持向量机在解决高维、非线性及有限样本方面表现出的优势, 以控制住预测模型的泛化误差。在 WSCC 9 节点测试系统中的应用结果证明了该方法的有效性。

1 支持向量回归算法简介

由统计学习理论发展而来的支持向量机算法能够有效地解决高维、非线性及有限样本下的回归问题。

设已知训练集 T 包含 l 个样本点^[9],

$$T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (\mathcal{X} \times \mathcal{Y})^l \quad (1)$$

式中: $x_i \in \mathcal{X} = \mathcal{R}^n$ 为输入向量, 描述系统的状态, $y_i \in \mathcal{Y} = \mathcal{R}$ 为系统输出向量, n 为输入向量维数。

根据支持向量回归算法, 输入向量 x_i 可通过满足 Mercer 条件的非线性变换 $K(x_i, x)$ 映射到一个高维空间 (Hilbert 空间), 在该空间中构造最优超平面 $f(x)$ 为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(x_i, x) + \bar{b} \quad (2)$$

式中: 非线性变换 $K(x_i, x)$ 称为核函数; $\bar{\alpha}_i, \bar{\alpha}_i^*$ 为 Lagrange 乘子; \bar{b} 为偏移量。

$\bar{\alpha}_i, \bar{\alpha}_i^*$ 为以下最优化问题的解:

$$\begin{aligned} \min W(\alpha_1, \dots, \alpha_l, \alpha_1^*, \dots, \alpha_l^*) = \\ \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, x_j) + \\ \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C/l], \quad i=1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (4)$$

式中: C 是惩罚系数, ε 是不敏感损失参数。

偏移量 \bar{b} 按下列方式计算: 选择位于开区间 $(0, C/l)$ 中的 $\bar{\alpha}_j$ 或 $\bar{\alpha}_k^*$ 。若选到的是 $\bar{\alpha}_j$ 则

$$\bar{b} = y_j - \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(x_i, x_j) + \varepsilon \quad (5)$$

若选到的是 $\bar{\alpha}_k^*$, 则

$$\bar{b} = y_k - \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(x_i, x_k) - \varepsilon \quad (6)$$

根据 Karush-Kuhn-Tucker(KKT)条件^[9], $\bar{\alpha}_i \neq 0$ 或 $\bar{\alpha}_i^* \neq 0$ 的样本为影响结果的关键样本, 被称为支持向量。

2 支持向量回归算法的参数选择

研究发现, 惩罚系数 C 、不敏感损失参数 ε 和核函数中的参数对 SVM 算法的性能表现起着非常重要的作用。文献[10]提出使用梯度下降法选择支持向量机的参数, 但该方法受核函数必须可导的限制, 且在搜索过程中容易陷入局部极小^[11]。

为合理确定这三个参数, 本文采用 Grid-search 方法^[12]进行参数选择。Grid-search 是一种原始的数学规划法, 也可以称为“穷举法”, 其方法是把规划问题在一定范围内划分网线, 每一个交点就是一个对应的规划方案。在设定的区间内以固定步长逐点计算对应方案的性能指标, 不受目标函数必须可导的限制, 并可避免因目标函数存在多个极值而陷入局部最优。

对于支持向量回归模型中惩罚系数 C 、不敏感损失参数 ε 及核函数中的参数的选择可视为一个规划问题, 而每种参数的组合为其相应的规划方案。为评判各种方案的性能优劣, 将训练集随机分成 n 个相同大小的子集, 先用其中 $n-1$ 个子集作为训练样本得到一个支持向量回归模型, 用它预测没有参加训练的子集并计算出均方根相对误差 e_{MSE} , 这样循环进行 n 次, 直到所有的子集都作为测试样本被预测一遍, 取 n 次预测所得的均方根相对误差的平均值作为性能指标。均方根相对误差越小则表明该模型具有更高的预测精度。

$$e_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[\frac{A(i) - F(i)}{A(i)} \right]^2} \times 100\% \quad (7)$$

式中, m 是测试样本数, $A(i)$ 和 $F(i)$ 分别表示实际值和预测值。

由于三个待选参数是相互独立的, 因此该方法易于实现并行求解, 即将整个搜索区域划分为 N 个子区域, 分别进行参数选择, 从而缩短搜索时间。

3 静态电压稳定数据仿真

为了获得样本数据, 本文采用连续潮流法进行仿真, 其中负荷节点的 P 、 Q 保持初始工作点时的功率因数和各节点间的比例不变, 同步增长, PV 节点上的 P 按同一比例增长, 不考虑 PV 节点的无功限制。仿真步骤如下:

(1) 设定电网基态负荷水平。

(2) 从基态负荷水平开始进行连续潮流计算, 求得与之相应的电压极限点。

(3) 在基态负荷水平和与基态负荷水平相应的电压极限点之间随机设定负荷水平, 并按比例在 PV 节点上分配有功负荷, 获得一个初始工作点。

(4) 对初始工作点进行常规潮流计算, 求得相应的系统潮流, 并记录潮流结果。

(5) 从初始工作点开始进行连续潮流计算, 求得与之相应的电压极限点, 记录极限点处总的负荷有功功率 P_{\max} , 形成一个样本。

(6) 重复步骤 3~5, 直到样本数量达到要求。

4 实验研究

本文采用典型的 WSCC 9 节点测试系统作为研究对象, 如图 1 所示, 系统数据见参考文献[13]。其中, 节点 1 为平衡节点, 节点 2 和 3 为 PV 节点, 节点 5、6 和 8 为负荷节点。

主要实验流程如下:

(1) 样本的仿真计算。利用电力系统分析工具箱 PSAT^[14], 根据第 3 节中的方法, 生成 100 个静态电压稳定样本, 随机选择 80 个样本组成训练集, 其余 20 个样本组成测试集。

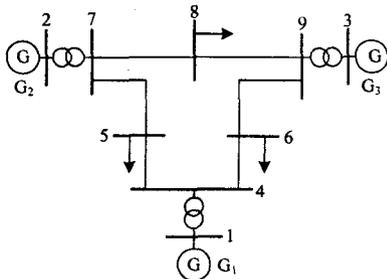


图 1 WSCC 9 节点测试系统接线

Fig. 1 WSCC 9-node test system

(2) 输入输出变量选择。由于电力系统电压稳定高度依赖于线路潮流^[15], 因此本文选择常规潮流计算中全部线路的有功功率和无功功率作为输入变量, 共计 18 个输入变量。以极限点处总的负荷有功功率作为支持向量机的输出变量。

(3) 数据预处理。为了获得良好的性能, 对原始数据作归一化处理, 即通过线性变换将输入变量变换至 $[-1, 1]$ 区间中, 将输出变量变换至 $[0, 1]$ 区间中。

(4) 核函数的选择。常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、RBF 核函数和 Sigmoid 核函数。本文选用 RBF 核函数: $K(x,y) = \exp(-\gamma\|x-y\|^2)$, 因为: (a) RBF 核函数可以将样本非线性地投影到更高维的空间中, 从而实现非线性映射。(b) RBF 核函数的参数只有一个, 相比之下多项式核函数参数比 RBF 核函数多, 因此其模型选择更为复杂。(c) RBF 核函数的数值限制条件少。RBF 核函数使数值被限制在 0 和 1 之间, 而多项式核函数的值可能会趋于不定值或零值且幂值更高, Sigmoid 核函数在取某些参数值时则可能无效。

(5) 参数的选择。利用 Grid-search 方法, 首先选择参数搜索空间: $C = 2^{-5} \sim 2^{15}$, 步长为 1; $\epsilon = 2^0 \sim 2^{-15}$, 步长为 -1; $\gamma = 2^0 \sim 2^{-10}$, 步长为 -1。然后将训练集随机等分为 5 份, 作 5-fold 交叉验证, 即可确定出最优参数组合为: $C = 2^{13}$, $\epsilon = 2^{-13}$, $\gamma = 2^{-8}$ 。

(6) 支持向量机的训练。本实验选用 LIBSVM2.84^[16] 作为训练与测试工具, 用经过预处理的训练集和上一步得到的参数进行训练, 获得支持向量回归模型。

(7) 模型的测试。利用得到的支持向量回归模型, 对测试集中的数据进行测试。结果如表 1 所示。

表 1 中, 输出变量是指极限点处总的负荷有功功率, 其实际值为用 PSAT 进行连续潮流计算所得的值, 预测值为用支持向量机软件 LIBSVM2.84 测试所得的值, 二者均为基准功率 100 MVA 下的标么值。从表中可以看出, 最大相对误差为 0.6063%, 而平均相对误差仅为 0.2228%, 这说明基于支持向量机的评估结果具有较高的精度。为确定极限点处总的负荷有功功率, 连续潮流法的平均计算时间为 604 ms, 而支持向量机方法的平均计算时间仅为 18.5 ms (电脑配置为: AMD Sempron 3400+ 1.81 GHz, 512 MB RAM), 这说明支持向量回归模型生成后, 其评估静态电压稳定性的速度较快, 因而适用于实时安全评估, 能够留给紧急控制较多的时间。

表 1 测试集中输出变量的预测结果

Tab. 1 Forecast result of the output variables

序号	实际值	预测值	相对误差/(%)
1	8.488	8.4828	0.0608
2	8.3413	8.3182	0.2766
3	8.1321	8.1468	0.181
4	7.9528	7.9736	0.2612
5	7.5945	7.5974	0.0377
6	7.5454	7.5912	0.6063
7	7.9959	7.9979	0.0252
8	7.8925	7.8909	0.02
9	8.6685	8.6562	0.1419
10	7.7046	7.7405	0.4653
11	7.4789	7.5002	0.2847
12	7.9414	7.981	0.4986
13	9.6363	9.6875	0.5318
14	8.827	8.8385	0.1297
15	9.0084	9.0223	0.1546
16	8.8558	8.8617	0.0665
17	8.4465	8.4461	0.0046
18	8.4563	8.4451	0.1328
19	7.7803	7.8141	0.4348
20	8.6642	8.6764	0.1411

5 结束语

本文基于统计学习理论,提出了用支持向量机建立系统当前运行状态与最大负荷功率之间的映射关系的方法。通过数据预处理和 Grid-search 技术,获得了良好的支持向量回归模型。在 WSCC 9 节点测试系统中的应用结果证明了该方法对电力系统电压稳定监测的有效性,为电力系统静态电压稳定评估问题提供了新的思路。但该方法还有待完善,例如:网络拓扑改变后模型的适应性、考虑 PV 节点无功越限时模型的精度等,都是需要进一步研究的问题。

参考文献

- [1] 程浩忠. 电力系统电压崩溃的研究(上)[J]. 电力系统自动化, 1995, 19(11): 59-61.
CHENG Hao-zhong. Review of Voltage Collapse in Electric Power System[J]. Automation of Electric Power Systems, 1995, 19(11): 59-61.
- [2] 刘永强, 严正, 倪以信. 基于辅助变量的潮流方程二次转折分岔点的直接算法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(5): 9-13.
LIU Yong-qiang, YAN Zheng, NI Yi-xin. An Auxiliary-variable-based Direct Method for Quadratic Turning Bifurcation Points of Power Flow Equations[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(5): 9-13.
- [3] Ajjarapu V, Christy C. The Continuation Power Flow: a Tool for Steady State Voltage Stability Analysis[J]. IEEE

- Trans on Power Systems, 1992, 7(1): 416-423.
- [4] 郭瑞鹏, 韩桢祥, 王勤. 电压崩溃的非线性规划模型及算法[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(4): 14-17.
GUO Rui-peng, HAN Zhen-xiang, WANG Qin. Nonlinear Programming Model and Algorithm for Point of Collapse[J]. Proceedings of the CSEE, 1999, 19(4): 14-17.
- [5] La Scala M, Trovato M, Torelli F. A Neural Network Based Method for Voltage Security Monitoring[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1996, 11(3): 1332-1341.
- [6] El-Keib A A, Ma X. Application of Artificial Neural Networks in Voltage Stability Assessment[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1995, 10(4): 1890-1896.
- [7] 瓦普尼克. 统计学习理论的本质[M]. 张学工, 译. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [8] 许涛, 贺仁睦, 王鹏, 等. 基于统计学习理论的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(11): 51-55.
XU Tao, HE Ren-mu, WANG Peng, et al. Power System Transient Stability Assessment Based on Statistical Learning Theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(11): 51-55.
- [9] 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.
- [10] Chapelle O, Vapnik V. Choosing Multiple Parameters for Support Vector Machines[R]. New York: AT&T Research Labs, 2001.
- [11] 吴宏晓, 侯志俭. 基于免疫支持向量机方法的电力系统短期负荷预测[J]. 电网技术, 2004, 28(23): 47-51.
WU Hong-xiao, HOU Zhi-jian. A Short-term Load Forecasting Approach Based on Immune Support Vector Machines[J]. Power System Technology, 2004, 28(23): 47-51.
- [12] Hsu Chih-Wei, Chang Chih-Chung, Lin Chih-Jen. A Practical Guide to Support Vector Classification[EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>.
- [13] 安德逊 P M, 佛阿德 A A. 电力系统的控制与稳定(第一卷)[M]. 北京: 水利电力出版社, 1979.
- [14] Power System Analysis Toolbox – PSAT, Version 2.0.0[M]. Canada: Federico Milano, 2006.
- [15] Chen L, Tomsovic K, Bose A, et al. Estimating Reactive Margin for Determining Transfer Limits[A]. In: IEEE Power Engineering Society Summer Meeting[C]. Seattle:(USA): 2000.
- [16] Chang Chih-Chung, Lin Chih-Jen. LIBSVM: a Library for Support Vector Machines[EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

收稿日期: 2007-11-16; 修回日期: 2008-01-10

作者简介:

赵万明(1973-), 男, 硕士研究生, 讲师, 主要研究方向为电力系统电压稳定; E-mail: zhaowm@126.com

黄彦全(1961-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电力系统分析与运行、状态估计和微机保护等。