

Application of support vector machine in power system

Li Minghui

Hubei Minzu University, Enshi

Abstract: The support vector machine is a learning algorithm that uses fewer training samples to achieve the classification and generalization ability. It has some advantages, like a few adjustable parameters, computing speed and small-time cost, and it can have nothing to do with the data dimension. It has also a good scalability. This paper introduces the basic principle and summarizes the successful applications in load forecast, soft measurement, electrical equipment fault diagnosis and the stability analysis of power system. The results show that the support vector machine has overcome the limitations of the traditional algorithm, such as the difficulty of controlling the convergence and the structural design. All in all, it has broad application prospects.

Key words: SVM; Power system; Application

Received: 2020-03-10; Accepted: 2020-03-25; Published: 2020-03-27

支持向量机在电力系统中的应用 简析

李明辉

湖北民族大学，恩施

邮箱: mhli.20@163.com

摘要: 支持向量机是一种能在训练样本数很小的情况下达到很好分类推广能力的学习算法，具有调节参数少、运算速度快、时间代价小的优点，并且能做到与数据的维数无关，具有很好的扩展性。本文介绍了其基本原理，还总结了其在电力系统负荷预测、电厂软测量、电力设备故障诊断、电力系统稳定性分析中的成功应用。结果表明，支持向量机克服了传统算法的收敛难以控制、结构设计困难等的局限性，具有广泛的应用前景。

关键词: 支持向量机；电力系统；应用

收稿日期：2020-03-10；录用日期：2020-03-25；发表日期：2020-03-27

Copyright © 2019 by author(s) and SciScan Publishing Limited

This article is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>



1 引言

支持向量机是一种小样本学习方法，能在训练样本数目很小的情况下取得很好的推广能力，对非线性分类、非线性回归的处理更加有效。此外，支持向量机的计算量与样本向量的维数基本无关，避免了“维数灾难”。对于小样本的分类、回归问题，支持向量机具有调节参数少、运算速度快、时间代价小的优点。

近年来，许多关于SVM方法的研究，包括算法本身的改进和算法的实际应用，都陆续提了出来。由于较好的理论基础和在一些领域的应用中表现出来的优秀的推广性能，SVM方法得到了广泛的应用。支持向量机不断发展，在电力行业中的应用也表现出相当的优越性。

2 SVM的基本原理

考虑一个模式分类器，给定一个二元训练集 $\Phi = \{ (X_1, y_1), (X_2, y_2), \dots, (X_l, y_l) \}$ ，其中 $X_i, y_i, i=1, 2, 3, \dots$ 分别是样本模式向量和它相应的类别，即 $X_i \in R_n$ 和 $y_i \in \{+1, -1\}$ ，这里假设当

$X_i \in \omega_1$ 时 $y_i=+1$ ，而当 $X_i \in \omega_2$ 时 $y_i=-1$ 。设给定的有穷训练样本集 Φ 可以被超平面

$$W^T X + \omega_0 = 0 \quad (1)$$

正确地分开，一般说来，满足这个条件的分界超平面有无穷多个。选择这样的分界超平面，使每类离开这个超平面最近的样本向量与超平面的距离最大（间隔最大），并将分界超平面定在间隔中间，这个分界超平面称为最优的。

为了描述分界面，通过改变权向量的模，可以改写两类模式的分类规则为

$$y_i [W^T X_i - b] \geq 1, \quad i=1, 2, \quad (2)$$

这时两类模式间隔的距离为 $2/\|W\|$ 。为了使间隔最大，应使 $\|W\|$ 最小。如图1所示，实心点和空心点代表两类样本， H_0 是把两类样本正确分类的分类线， H_1 、 H_2 分别为通过各类样本中离分类线最近的点，且平行于分类线的直线。也

就是要求分类线不但能把两类样本正确的分开，而且要使 H_1 和 H_2 之间的间隔最大，即 $margin=2/\|w\|$ 。因此满足式 (2) 并使得 $\|w\|$ 最小的分类面，就是最优超平面， H_1 和 H_2 上得训练样本就是支持向量。

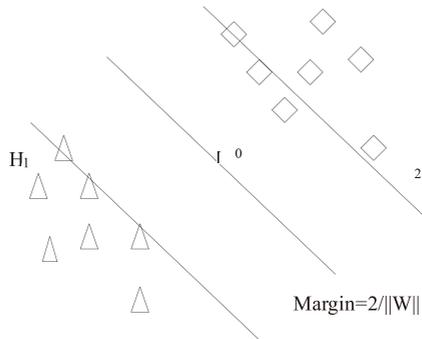


图 1 最优分类面示意图

要使 $\|W\|$ 最小，即等价于使 $\|W\|_2$ 最小，最小的分界超平面就是最优分界面，而距离最优分界面最近的样本模式向量就是支持向量。

3 SVM 在电力行业中的应用现状

3.1 电力负荷预测中的应用

影响负荷变化的因素很多且复杂，给预测工作带来很大困难。早期的时间序列法、回归分析法等计算量小，速度快，但由于模型过于简单而无法模拟复杂多变的电力负荷。近年来，随着人工智能技术的迅猛发展，单向传播的前向网络 (BP)、径向基网络 (RRBF) 及模糊逻辑方法 (FFL) 在短期负荷预测领域得到广泛应用，预测精度较高。但这类方法的最终解过于依赖初值，其收敛速度比较慢，且网络的隐节点数难于确定。针对这些缺点，可以采用改进的序列极小化 (SMO) 训练算法，支持向量机短期负荷预测能力强，能实现全局最优，收敛速度快，与 BP、RBF 方法相比，计算时间减少了 2 个数量级，而预测精度能平均提高 0.5% ~ 0.8%。对于中长期负荷预测，需考虑电力负荷时间序列的趋势分量和周期分量，使负荷预测模型更加符合电力负荷特性，建立支持向量机预测模型相对于 BP 方法具有较好的容错性，收敛速度快，精度高，能保证全

局最优。另外，在小波变换的多分辨率分析理论和模糊概念的基础上，有人也提出一种模糊小波支持向量机的负荷预测新算法。该方法由一个模糊规则集构成，每一条规则对应于一个不同伸缩因子的小波支持向量机，因而不同分辨率的 WSVM (Wavelet Support Vector Machine) 能用来捕获逼近函数的各个细节。模糊集的作用就是决定每一个 WSVM 对 FWSVM (Fuzzy Wavelet Support Vector Machine) 输出的贡献程度，基于这种方法通过调整隶属函数的参数，预测精度和泛化能力得到进一步提高。

3.2 软测量中的应用

随着软测量技术的发展，SVM 也应用到了其中，华北电力大学刘长良老师、孙晓娇和刘站营基于 LS-SVM 方法取某火力发电厂的一套送引风烟风系统作为研究对象，在同一煤质特性下选取了燃料量、氧量、送风量、送风机电流、引风量、引风机电流、一次风量、一次风机电流 8 个工艺参数作为模型的输入，飞灰含碳量作为软测量模型的输出。依此建立了基于最小二乘法支持向量机的火电厂烟气含氧量软测量模型。

通过取该电厂采集的 DCS 数据建立训练样本，选取飞灰含碳量软测量模型的 10 组测试样本的输出值。经过仿真实验，工况实际值与所建立软测量模型的输出值几乎重合。与 BP 神经网络相比，基于支持向量机的方法具有更多优点。它对样本数据的依赖程度和泛化能力比 BP 神经网络要好，训练时间较短，且在给定了初始参数后，支持向量机训练每次都可以得到相近的结果。另外，基于单纯形寻优算法的 LS-SVM 参数优化方法，对锅炉烟气含氧量的理论分析也表现出了这种参数寻优方法的有效性。

3.3 电力系统故障诊断中的应用

在电力系统故障诊断中，SVM 也体现了其优越性。在故障判别过程中，引入模糊支持向量机算法，根据扰动发生时刻不同，定义电能质量扰动信号的模糊因子，即权重，提高了扰动的识别能力。将前向神经网络和支持向量机相结合的方法用于配电系统的故障诊断和定位，较传统的故障区间估计方法也体现

出了优势。基于支持向量机和系统中暂态电压和电流的频率特征，有人提出了新的、有效的高压输电线路故障的混合定位方法，该方法对各种类型的输电线路故障定位精度很高。另外，将支持向量机应用于电力变压器故障识别技术，构建基于 SVM 的电力变压器故障识别过程，包括变压器故障状态的特征提取、网络训练和网络测试 3 个步骤。对象最常见的有 4 种状态：电力变压器的高能放电、低能放电、过热和正常状态，对这四种状态的特征进行提取并加以分类，采用 3 个支持向量机进行 3 级识别，取得了很好的识别效果。同 BP 神经网络识别方法相比，该方法具有较强的鲁棒性，识别正确率极高；训练时间很短，实时性能好；不存在局部极小的显著问题。

3.4 电力系统可靠性分析

在电力系统可靠性分析中可以将蒙特卡罗方法和支持向量机算法结合起来评估系统的可靠性。蒙特卡罗模拟系统可靠性的评估方法是通过随机生成几个系统状态和评估结构函数或系统函数来实现的。另外，利用统计学习理论中的结构风险最小化原理，运用支持向量机算法，结合装袋和近似推理，提出了电力系统暂态稳定评估模型的构造方法。该方法能克服人工智能技术在电力系统暂态稳定评估实际应用中无法保证暂态稳定评估的泛化误差和模型参数选择困难、训练结果不够稳定等问题。

4 结束语

SVM 是一种能在训练样本数很小的情况下达到很好分类推广能力的学习算法，具有调节参数少、运算速度快、时间代价小的优点，并且与数据的维数无关，具有很好的扩展性。在模式识别、故障诊断、电力负荷预测、参数软测量等领域，由于支持向量机具有分类正确率高和泛化能力强等特点而具有广阔的应用前景。虽然支持向量机在一些领域的应用展现出了较好的效果，表现出诸多优点，但作为一种新理论和新技术，它还有许多问题亟待解决。在解决大规模数据的学习问题时，由于时间和空间复杂度的要求较高，限制了其在实际中更广泛的应用。

参考文献

- [1] 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: 23–34.
- [2] Vapnik V N. 统计学习理论的本质 [M]. 张学工译. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [3] 杨光正, 吴岷, 张晓丽. 模式识别 [M]. 安徽: 中国科学技术大学出版社, 2001: 26–29.
- [4] 萧嵘. 一种 SVM 增量学习算法 [J]. 软件学报, 2001, 12 (12): 1818–1824.
- [5] 张林, 刘先珊, 阴和俊. 基于时间序列的支持向量机在负荷预测中的应用 [J]. 电网技术, 2004, 28 (19): 38–41.
- [6] LI Y C, LI B, FANG T J. Short-term load forecast based on fuzzy wavelet support vector machines [C]. Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation, Hangzhou, China, 2004: 15–19.
- [7] 刘长良, 孙晓娇, 刘站营. 支持向量机在锅炉飞灰含碳量软测量中的应用 [J]. 电力科学与工程, 2010, 26 (1): 39–43.
- [8] 刘长良, 李淑娜. 基于 LS-SVM 和单纯形的烟气含氧量软测量 [J]. 热能动力工程, 2010, 25 (3): 292–296.
- [9] Rocco C M, Moreno J A. System reliability evaluation using Monte Carlo & support vector machine [C]. IEEE Symposium on Proceedings Annual Reliability and Maintainability. Caracas, Venezuela, 2003: 482–485.
- [10] HU G S, CHEN Y T. Power system reliability evaluation using support vector machine [C]. Inter Symposium on Computational Intelligence and Industrial Applications. Hainan, 2004.
- [11] Robert S, Stanislaw O. Accurate fault location in the power transmission line using support vector machine approach [J]. IEEE Trans on Power System, 2004, 19 (2): 979–986.

-
- [12] 吕干云, 程浩忠, 董立新. 基于多级支持向量机分类器的电力变压器故障识别 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2005, 17 (1): 19-22.
- [13] Thukaram D, Khincha H P, Vijayn arasim ha H P. Artificial neural network and support vector machine approach for locating fault in radial distribution systems [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2005, 20 (2): 710-721.
- [14] 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.