

基于支持向量机的风速与风功率预测方法研究

戚双斌¹, 王维庆², 张新燕¹

(1. 新疆大学 电气工程学院, 乌鲁木齐 830008; 2. 新疆大学 科研处, 乌鲁木齐 830008)

摘要: 风力发电具有波动性、间歇性和随机性的特点, 大容量的风力发电接入电网, 对电力系统的安全、稳定运行带来严峻挑战。对风速风功率进行预测, 对风电场的出力进行短期预报, 是解决这一问题的有效途径。对风速风功率预测方法进行了研究, 从物理和统计方法对 SVM (支持向量机) 预测方法作了分析, 支持向量机在风速风功率预测中有非常大的应用空间, 并进行了预测实验。

关键词: 支持向量机; 风电场; 风速; 风功率; 预测

基金项目: 国家自然科学基金项目 (50867004, 50767003); 新疆维吾尔自治区重大攻关计划项目 (200732141-3)

作者简介: 戚双斌 (1981-), 男, 硕士研究生, 研究方向为风速与风功率预测。

中图分类号: TK83 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-9529 (2009) 09-1600-04

Wind speed and wind power prediction based on SVM

QI Shuang-bin¹, WANG Wei-qing², ZHANG Xin-yan¹

(1. College of Electrical Engineering, Xinjiang Univ., Urumqi 830008, China;

2. Dept. of Science Research, Xinjiang Univ., Urumqi 830008, China)

Abstract: Due to the features of being fluctuant, intermittent, and stochastic of wind power, interconnection of large capacity wind farms with the power grid will bring about impact on the safety and stability of power systems. To predict the wind speed and wind power as well as the short-term wind farm output is an effective way to solve the problem. The Support Vector Machine (SVM) based methods for predicting the wind speed and wind power were studied and analyzed, and a prediction test was conducted.

Key words: support vector machine (SVM); wind farm; wind speed; wind power; prediction

短期风电功率预测可以增强系统的安全性、可靠性和可控性。根据风电场预测的出力曲线优化常规机组的出力, 达到降低运行成本的目的。在风电参与电力市场的系统中, 优化电力市场中电力的价值^[1]。丹麦、德国、西班牙等风电技术较发达国家, 已经普遍应用风电场出力预报技术, 为欧洲国家不断提高风电比重做出重大贡献。由于地形和环境的不同, 我国正在发展的风电场大部分是集中在一个区域内的大型风电场。这更需要自主研究与开发适用于我国风电场的出力短期预报系统。

1 风速风功率预测方法

风功率预测方法: 根据数值天气预报的数据, 用物理方法计算风电场的输出功率; 或是根据数值天气预报与风电场功率输出的关系、在线实测的数据进行预测的统计方法^[2], 见图 1。

(1) 数值天气预报

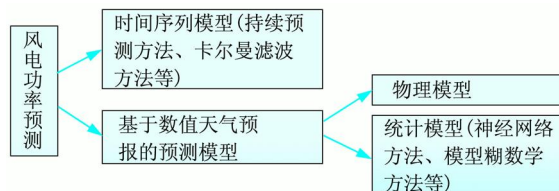


图 1 风电功率预测方法分类

根据大气实际情况, 在一定初值和边界条件下, 通过数值计算求解描写天气演变过程的流体力学和热力学方程组来预报未来天气的方法。这种预报是定量和客观的预报。常用的预测方法输入数据: 1) 风速、风向、气温、气压等的 SCADA 实时数据; 2) 等高线、障碍物、粗糙度等数据; 3) 数值天气预报数据。对于超过 6 h 的功率预测。现在的预测系统几乎都用到了数值天气预报的数据。

(2) 物理方法

考虑地形、粗糙度等信息的预测方法。见图

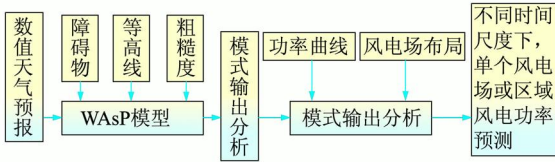


图 2 基于物理方法的风电功率预测示意图

(3) 风电场功率预测

风电场功率曲线是一族曲线,这是因为风电场输出功率是由风速、风向、气压、气温共同决定的,在不同的风向和温度条件下,即使风速相同,风电场输出功率也不相等,同时还应考虑风电机组故障和检修的情况。

(4) 统计方法

从历史数据分析,用一定的数学模型来预测未来,如神经网络方法、模糊逻辑方法以及 SVM 即支持向量机方法^[3,4]。

还有 2 种方法可以对整个区域进行风电功率预测:1)对所有的风电场输出功率进行预测,然后求和得到风电功率;2)只对几个风电场进行预测,然后用一种扩展算法得到整个区域的风电场输出功率。

2 支持向量机

支持向量机的最大特点是改变了传统的经验风险最小化原则,具有很好的泛化能力。另外,支持向量机在处理非线性问题时,首先将非线性问题转化为高维空间中的线性问题,然后用一个核函数来代替高维空间中的内积运算,从而巧妙地解决了复杂计算问题,并且有效地克服了维数灾难以及局部极小问题^[5,6]。

2.1 支持向量机分类

SVM 训练与分类的过程^[7],见图 3。



图 3 SVM 训练与分类的过程

SVM 分类问题可细分为线性可分、近似线性可分及非线性可分 3 种情况。

分类即寻找一条直线或曲线或一个面把所有样本点分在它们两侧。

设有 2 类线性可分的数据样本集合 (x_i, y_i) , $i = 1, \dots, n$, $x_i \in R^d$, $y_i \in \{+1, -1\}$ 。线性判别函数的一般形式为 $f(x) = w \cdot x + b$, 对应的分类平

方程

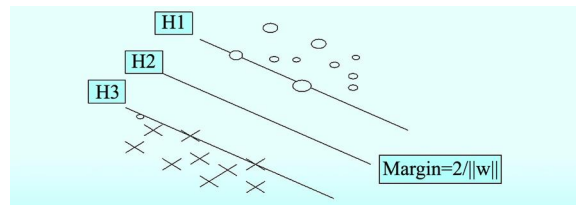
$$w \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

式中, w ——权向量; b ——偏置值。

将判别函数进行归一化,是 2 类所有样本多满足 $|f(x)| \geq 1$, 此时离分类面最近的样本的 $f(x) = 1$, 要求分类面所有样本都能正确分类, 既满足

$$y_i [w \cdot x_i + b] - 1 \geq 0, i = 1, \dots, n \quad (2)$$

此时分类间隔等于 $2 / \|w\|$, 间隔最大等价于 $\|w\|^2$ 最小。满足式 (2) 且使 $\|w\|^2 / 2$ 最小的分类面就是最优分类面, 见图 4。



H2——分类线; H1、H3——各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线, 之间距离为分类间隔

图 4 最大分类面解释图

分类面问题可以表示为约束优化问题, (x) = $\|w\|^2 / 2$ 即求 (x) 的最优化问题。

列出为此定义的 Lagrange 函数

$$L(w, b, a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n a_i [y_i (w \cdot x_i + b) - 1] \quad (4)$$

转化为凸二次规划寻优的对偶问题

$$\begin{aligned} \max_{a_i} \quad & \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ \text{s.t.} \quad & a_i \geq 0, i = 1, \dots, n \\ & \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0 \end{aligned}$$

式中 条件 $y_i [w \cdot x_i + b] - 1 \geq 0, i = 1, \dots, n$; a_i ——对应的拉格朗日乘子。

b 为分类阈值得到的最优分类函数为

$$f(w) = \text{sgn} \left\{ (w \cdot x) + b \right\} = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right\}$$

式中, 求和实际上只对支持向量进行, 值就是 SVM 分类的最一般表述。

2.2 支持向量机回归

回归问题就是给定一个新的输入样本 x , 根据给定的数据样本推断它所对应的输出 y 是多少, 这个输出 y 是一个实数, 数学解释^[8]。

规定的样本集合为 $\{(x_i, y_i), \dots, (x_s, y_s)\}$
 式中, $x_i \in R^n; y_i \in R; i=1, 2, 3, \dots, s$

寻找 R^n 上的一个函数 $f(x)$, 以便用 $y=f(x)$ 来推断任意输入 x 所对应的 y 值。

SVM 估计回归函数, 基本思想就是通过一个非线性映射, 将输入空间的数据 x 映射到高维特征空间 G 中, 并在这个空间进行线性回归。

给定的样本数据 $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, s\}$
 $R^n, y_i \in R$
 式中 y_i ——期望值;
 s ——数据点的总数。

SVM 通过引入损失函数来解决回归问题。一般采用下式来估计函数

$$y = f(x) = [w \cdot \phi(x)] + b$$

对优化目标取极值

$$\min Q = \frac{1}{2} w^2 + C \sum_{i=1}^n (a_i^* + a_i)$$

$$y_i - [w \cdot \phi(x_i)] - b = a_i^* + a_i$$

s.t. $[w \cdot \phi(x_i)] + b - y = a_i^* + a_i$
 $a_i^*, a_i \geq 0, i=1, \dots, s$

式中 C ——惩罚因子, 实现经验风险和置信范围的折中;
 a_i^*, a_i ——松弛因子;
 $\phi(x)$ ——损失函数。

损失函数能够用稀疏数据点表示决策函数。引入具有良好的损失函数, 其定义为

$$L(y) = \begin{cases} 0 & |f(x) - y| < 1 \\ |f(x) - y| - 1 & |f(x) - y| \geq 1 \end{cases}$$

引入拉格朗日乘子 a_i 和 a_i^* , 把凸优化问题简化为最大化二次型

$$\max_{a_i^*} W(a_i, a_i^*) = \sum_{i=1}^n y_i (a_i - a_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i - a_i^*) (a_j - a_j^*) (x_i - x_j)$$

s.t. $a_i = a_i^*, i=1, 2, \dots, n$
 $0 \leq a_i, a_i^* \leq C$

式中 C ——控制模型的复杂度和逼近误差的折中, 越大则对数据的拟合程度越高;
 C ——控制回归逼近误差和模型的泛化能力。

对于非线性问题, 用核函数来代替内积计算。常用的核函数有: 多项式核函数、线性核函数、高斯核函数和径向基核函数等。引入核函数后, 优

化目标为

$$\max_{a_i^*} W(a_i, a_i^*) = \sum_{i=1}^n y_i (a_i - a_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i - a_i^*) (a_j - a_j^*) k(x_i, x_j)$$

s.t. $a_i = a_i^*, i=1, 2, \dots, n$
 $0 \leq a_i, a_i^* \leq C$

只有不等于 0 的拉格朗日乘子 a_i 和 a_i^* 才能用来进行预测和回归。回归函数表示为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) K(x_i, x_j) + b$$

3 支持向量机应用于风速风功率预测

现在用于风速风功率预测方面的方法大多是神经网络, 尤其是在西方国家。SVM 可以克服过学习、维数灾难、计算过程中出现局部极小值等问题的能力。把 SVM 应用于风速风功率预测定会有很多的优点^[9-11]。

采用某风力发电厂一些数据作测试性试验, 其中只选择了风速作为参数 (实际详细预测的参数应考虑: 风速、风向、气温、气压等的 SCADA 实时数据)。核函数用的是径向基核函数^[12-14]。

径向基核函数

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

构造支持向量机的判别函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^s a_i \exp \left(- \frac{\|x - x_i\|^2}{2} \right) - b \right)$$

式中 s ——支持向量 x_i 可确定核函数的中心位置, 是中心的数目。

简单回归函数为

$$y_j = \sum_{i=1}^{n-m} (a_i - a_i^*) K(x_i, x_j) + b$$

$j = m+1, \dots, n$

得到第 1 步预测为

$$x_{n+1} = \sum_{i=1}^{n-m} (a_i - a_i^*) K(x_i, x_{n-m+1}) + b$$

式中, $x_{n-m+1} = \{x_{n-m+1}, x_{n-m+2}, \dots, x_n\}$ 得到一个样本 $x_{n-m+2} = \{x_{n-m+2}, x_{n-m+3}, \dots, x_n, x_{n+1}\}$, 则第 2 步预测为

$$x_{n+2} = \sum_{i=1}^{n-m} (a_i - a_i^*) K(x_i, x_{n-m+2}) + b$$

一般可以得到第 1 步预测

$$x_{n+l} = \sum_{i=1}^{n-m} (a_i - a_i^*) K(x_i, x_{n-m+l}) + b$$

式中 $x_{n-m+l} = \{x_{n-m+l}, x_{n-m+l+1}, \dots, x_{n+l-1}\}$

基于以上数学原理在 MATLAB 中进行编程运行,得出表 1和图 5。

表 1 实际值预测值误差对比表

预测时刻	某日实际值 /m·s ⁻¹	该日预测值 /m·s ⁻¹	误差/%
1	13.4	13.566	1.238 8
2	15.2	14.256	-6.210 5
3	9.2	9.863	7.206 5
4	9.7	8.993	-7.288 7
5	10.4	11.526	10.826 9
6	10.9	10.554	-3.174 3
7	8.9	16.231	82.370 8
8	11.1	12.458	12.234 2
9	12.7	11.568	-8.913 4
10	13.9	14.698	5.741 0
11	17.3	15.237	-11.924 9
12	17.7	18.245	3.079 1
13	20.3	19.698	-2.965 5
14	22.8	25.396	11.386 0
15	20.3	19.254	-5.152 7
16	22.6	23.565	4.269 9
17	19.3	19.867	2.937 8
18	15	16.245	8.300 0
19	10.1	12.486	23.623 8
20	11.5	13.256	15.269 6
21	9.4	10.456	11.234 0
22	9	8.965	-0.388 9
23	10.9	11.237	3.091 7
24	9.5	10.568	11.242 1

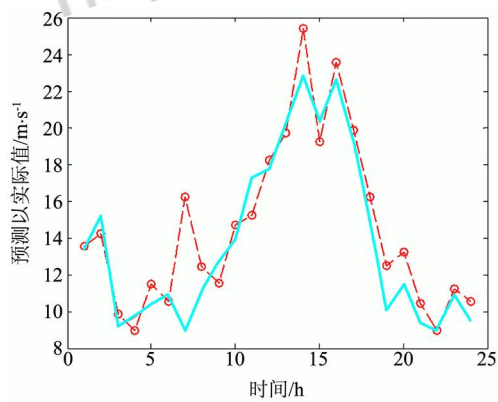


图 5 实际值预测值误差对比图

表 1与图 5是某一天对应的实际值和预测值以及百分误差分析,把一天分为 24个时间点,取 24个实际值和预测值对比,并计算出对应误差。在 MATLAB 中得出对应数据和曲线图,其中带有

圆圈的线是预测值对应曲线,不带圆圈的线是实际值对应曲线,简单预测结果相当可观,预测值与实际值相当接近,百分误差中有个别时刻比较大,这是难以避免的。如果对参数以及核函数选择进一步研究会得出更满意的结果。

4 结论

支持向量机有其内在需要样本少,避免维数灾难,无局部最优值等优点,但其完善性以及 SVM应用于风速风功率的预测在以后有待于进一步研究。

参考文献:

[1] 刘永前,韩爽,胡永生. 风电场出力短期预报研究综述[J]. 现代电力,2007(10).

[2] 谷兴凯,范高锋,王晓蓉,等. 风电功率预测技术综述[J]. 电网技术,2007(12).

[3] 吴国,肖洋,翁莎莎. 风电场短期风速预测探讨[J]. 吉林电力,2005(12).

[4] BERNHARD L, KURT R, BERNHARD E, et al. Wind power prediction in E Germany—recent advances and future challenges[C]. European Wind energy Conference, Athens, 2006.

[5] CRISTIAN N I N, SHAW E J. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods[C].

[6] 陶小龙. 基于支持向量机的股市预测[D]. 北京:北京工业大学,2005.

[7] 白鹏,张喜斌,张斌,等. 支持向量机理论及工程实例[M]. 西安:西安电子科技大学出版社:42-44.

[8] 许葆华,李洪儒,年海涛. 支持向量机在时间序列预测中的应用[J]. 软件天地,2008(1).

[9] 韩爽,杨勇平,刘永前. 三种方法在风速预测中的应用研究[J]. 华北电力大学学报,2008,35(3).

[10] 杨秀媛,肖洋,陈树勇. 风电场风速和发电功率预测研究[J]. 中国电机工程学报,2005(6).

[11] 蔡凯,谭伦农,李春林,等. 时间序列与神经网络法相结合的短期风速预测[J]. 电网技术,32(8).

[12] 冼广铭,曾碧卿,冼广淋. 支持向量机在分类和回归中的应用研究[J]. 计算机工程与应用,2008(1).

[13] 吴兴华,周晖,黄梅. 基于模式识别的风电场风速和发电功率预测[J]. 继电器,2008(1).

[14] 朱树先,张仁杰. 支持向量机核函数选择的研究[J]. 科学技术与工程. 2008,8(16).

收稿日期: 2009-06-08
本文编辑:邵振华

论文降重，论文修改，论文代写加微信:18086619247或QQ:516639237

论文免费查重，论文格式一键规范，参考文献规范扫二维码：



[相关推荐：](#)

[基于支持向量机的风速预测模型研究](#)

[三种基于支持向量机风速预测方法对比研究](#)

[基于支持向量机的短期风速预测研究](#)

[基于SVM的风速风功率预测模型](#)

[基于预测误差校正的支持向量机短期风速预测](#)

[风电场风速及风功率预测方法研究综述](#)

[基于支持向量机的风速与风功率预测方法研究](#)

[金融时间序列数据预测方法探析](#)

[基于改进最小二乘支持向量机方法的短期风速预测](#)

[基于小波分解与支持向量机的风速预测模型](#)