

基于支持向量机的短期风速预测研究综述

杨 茂¹,陈新鑫¹,张 强¹,李大勇²,孙 涌³,贾云彭⁴

(1. 东北电力大学 电气工程学院,吉林 吉林 132012;2. 国网吉林省电力有限公司通化供电公司,吉林 通化 130022;3. 国网淄博供电公司,山东 淄博 25500;4. 国网吉林供电公司 客户服务中心计量室,吉林 吉林 132012)

摘 要:介绍了支持向量机(SVM)的理论基础,从两个方面归纳了目前国内外支持向量机算法在短期风速预测应用中的现状。首先,介绍了确定性支持向量机的预测方法:使用数据挖掘算法结合支持向量机的预测模型和对核函数参数改进优化的支持向量机预测模型。其次,介绍了结合模糊、粗糙和未确知等不确定性支持向量机的预测方法。对现有支持向量机在短期风速预测的应用现状介绍后,分析了 SVM 核函数的选取和参数优化对预测精度影响的问题,最后展望了基于支持向量机的短期风速预测研究的前景。

关 键 词:短期风速预测;支持向量机;确定性;核函数;参数优化

中图分类号: TM614

文献标识码: A

随着化石能源的日益匮乏,可再生能源如风能的开发将成为改善气候以及重构能源结构的重要手段。截止到 2015 年,中国的风电总装机容量为 145.1 GW,位居世界第一。依据国家能源局发布的关于可再生能源开发的目标,至 2050 年前后,风机总装机容量将达到 4 亿 kW-5 亿 kW,届时风电将占总发电总能的 1/5 左右,成为主力电源之一^[1-2]。随着区域大规模的风电接入电网,对电力系统的安全稳定性运行提出更高的要求,风电的准确预测可以为电网的发电调度提供有利的参考。风电预测包括风速的预测以及风速转换为电能的预测,分开处理两种不同机理的不确定性,可以提高风电的预测精度^[3]。所以,本文仅针对风速的预测进行讨论。

从科学研究的范式角度来讨论^[4],风速的预测方法可分为统计型方法^[5]、一致性方法^[6]、因果型方法^[7]和混合型方法^[8]。统计型方法的前提为:天气未来的演化统计规律要和样本窗口内相同,依赖大量历史统计数据且对数据的完整性要求较高,因此该方法一般用于风速短期预测。目前常用的统计方法包括卡尔曼滤波法^[9]、时间序列法^[10-11]、智能算法^[12-14]、模糊逻辑法^[15]以及支持向量机法^[16-17]等。一致性方法即持续法,不需要建模和历史风速数据,只是将当前时刻的实测风速值作为下个时刻的风速预测值,因此不能反应风速的变化趋势^[18]。因果型方法也称为物理方法,不依赖历史统计数据,通过结合地理位置、环境的等条件进行分析研究,从而建立风速的预测模型,适用于中长期预测^[19]。混合型方法是将统计型方法和因果型方法相结合起来的方法,但是两种方法优势的结合受阻于融合技术细节上的困难。

目前统计型方法类型较多,研究的热度很高,本文针对其结构风险最小化的支持向量机法展开了讨论。利用支持向量机泛化能力好的特点来构建短期风速预测模型,避免了交叉检验的盲目性,提高了建

收稿日期:2017-03-12

基金项目:国家重点基础研究发展计划项目(973 计划)(2013CB228201);吉林省产业技术研究与开发项目(2014Y124)

作者简介:杨 茂(1982-),男,博士,副教授,主要研究方向:风力发电。

电子邮箱: yangmao820@163.com(杨茂); islandairfan722@gmail.com(陈新鑫); 672721879@qq.com(张强); lidy0101@sina.com(李大勇); 1017249662@qq.com(孙涌); 512516884@qq.com(贾云彭)

模的效率^[20]。随着短期风速预测的研究的深入,传统支持向量机的预测效果逐渐失去优越性。本文从确定性向量机的预测、不确定性向量机的预测两个方面对基于 SVM 的短期风速预测方法进行介绍。最后,从提高风速预测的精度出发,探讨了核函数的选取和预测模型的参数优化对预测精度的影响,最后对支持向量机在风速预测中的发展方向进行了展望。

1 支持向量机理论

支持向量机(SVM)是 Vapnik 等人基于统计学理论构建的一种机器学习算法^[21]。SVM 具有良好的泛化能力,适合处理小样本问题;避免了人工神经网络的结构参数确定难和容易陷入局部最优问题,并克服了维数灾难等问题^[22]。

支持向量机回归基本思想是:将输入空间的数据 X 通过一个非线性映射,映射到高维特征空间 M 中,并在这个特征空间进行非线性回归分析,找到一个最优的函数 $f(x)$,从而利用 $f(x)$ 根据输入量 X 预测输出量 Y ^[23]。

对于给定训练样本集: $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中 $x_i \in R^d$ (R 为实数域, d 为维数), $i = 1, 2, \dots, n$, 为了考虑真实值和预测值之间的偏差,引入不敏感损失参数 ε , 形式如公式(1):

$$|y - f(x)| = \begin{cases} 0, & |y - f(x)| \leq \varepsilon, \\ |y - f(x)| - \varepsilon, & |y - f(x)| > \varepsilon, \end{cases} \quad (1)$$

其中: $f(x)$ 为预测值; y 为相应的真实值; $\varepsilon > 0$ 作为损失参数,受损失函数的敏感程度的影响。

对于线性回归估计函数

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b, \quad (2)$$

考虑到结构风险最小化的原则,回归最优化问题如公式(3):

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i, \\ \text{s. t.} \quad & |y_i - (w \cdot x_i) - b| \leq \varepsilon + \xi_i, \\ & |y_i - (w \cdot x_i) + b - y_i| \leq \varepsilon + \xi_i, \\ & \xi_i \geq 0, \end{aligned} \quad (3)$$

式中: C 为惩罚因子; ε 为损失函数。

Lagrange 乘子把公式(3) 有条件的最值问题转化为无约束条件的二次规划问题求解。二次规划问题可以避免在局部最优点收敛,根据鞍点定理将上述问题转化为对偶问题,提出:

$$\begin{aligned} \max W(\alpha_i, \alpha_i^*) = & -\varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) (x_i \cdot x_j) \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, n. \end{aligned} \quad (4)$$

求解上式,得到最优解 $\alpha^* = (\alpha_1, \alpha_1^*, \dots, \alpha_n, \alpha_n^*)$, 通过最优解可以推导出 w 和 b , 最终求得回归函数为公式(5):

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (x \cdot x_i) + b, \quad (5)$$

引入核函数处理上式得到最优回归函数(6):

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x \cdot x_i) + b, \quad (6)$$

式中: $K(x \cdot x_i)$ 为核函数,常用的核函数有:多项式核函数, Sigmoid 核函数, 高斯径向基 (RBF) 核函数和傅立叶级数核函数^[24]。

2 基于确定性支持向量机的预测

支持向量机虽然泛化能力强,但也存在一定的局限性。SVM 预测精度受风速间歇性、波动性影响较大,训练样本的选取会影响到预测的精度,可以通过对输入样本进行处理来提高预测精度^[20]。目前单预测模型得到的短期风速预测误差较大,大约为 30% 左右^[25]。由此可见,单预测模型的预测精度已不能满足实际需求,利用不同模型的优势建立组合预测模型将成为研究趋势。

实际风速的波动虽然剧烈,但也有一定的周期分量,文献[26]利用小波变换将波动性强的风速数据进行多层分解后,利用 SVM 各个分解后的信号分别建模,进行超前 4 小时的滚动预测,最后将各个预测结果叠加得到最终的预测结果。该模型预测结果较单一的 SVM 预测模型的平均误差减小了 4.66%,预测精度有很大的提高。影响 SVM 预测精度的因素有很多,模型本身就是其中一种。文献[27]提出了用最小二乘法支持向量机 (LS-SVM) 代替 SVM 对风电场短期风速进行提前 1h 预测。其中最小二乘法支持向量机避免了标准 SVM 在二次凸规划问题中求解繁琐的问题,将不等式约束问题转化为线性方程组求解,大大提高了其收敛速度。预测结果显示,该模型比标准 SVM 预测模型的平均绝对百分比误差降低了 1.04%,证明了 LS-SVM 在短期风速预测中的有效性。文献[28]提出一种小波分解结合 LS-SVM 的混合短期风速预测模型。通过该模型对风速进行预测的平均相对误差了降低 2.5%,再次体现小波分解对预测精度的提高起很大作用。文献[29]运用 SARIMA (Seasonal Auto-Regression Integrated Moving Average) 模型建模,根据最小二乘法支持向量机理论对得到的残差进行建模预测,修正之后得到最终的预测结果。结果表明,季节自回归滑动平均与最小二乘支持向量机 (SARIMA-LSSVM) 的组合模型,提高了 LS-SVM 模型的预测精度。

针对风速呈现非平稳性的波动特点,文献[30]先对风速序列进行经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 得到若干不同特征尺度的序列,在结合 SVM 对不同序列分别预测,将各个预测结果叠加得到原风速序列的预测风速,最后经过标准风功率曲线得到最终的预测功率。进行了提前 2h 的风电功率预测,结果显示该组合方法相比于标准 SVM 预测结果的平均百分比误差降低了 5.8%,得出 EMD-SVM 组合预测模型的预测精度明显高于标准 SVM 模型。

SVM 模型的性能受其核函数参数设置的影响很大。SVM 模型的具体核函数参数包括:惩罚因子 C 和核函数宽度 σ 。常见的核函数参数选择的方法有:网格搜索法,微分进化法,遗传算法、粒子群算法、混沌优化等,其中后三种方法的寻优速度相对更快更有效^[31-32]。文献[32-33]分别利用遗传优化和蚁群优化算法对 LS-SVM 的模型核参数进行优化,两种模型的预测结果显示,平均绝对误差分别为 8.32% 和 9.53%,相对于传统 25% -40% 误差水平有很大的改善。由于以上模型参数只是依据混沌理论中相空间重构的概念来确定,并不是根据实际预测模型来选取最优解,这就会降低预测精度。

3 基于不确定性支持向量机的预测

不确定性 SVM 结合了不确定性理论如粗糙集、灰色、相似和模糊等理论,能有效解决各种分类、回归、聚类等不确定性前提下的问题。目前,不确定性支持向量机的研究正处于快速发展阶段。

为了减小 SVM 预测模型的学习复杂度,文献[34]根据粗糙集理论对影响负荷的各种因素进行约

简,并通过约简后的因素建立 SVM 负荷预测模型,预测结果表明该模型达到负荷预测的要求并有较高精度。文献[35]将灰色关联度方法运用到最小二乘支持向量机模型中,利用灰色模型对原始数据需求少、建模和运算简单等优点,提高短期负荷预测的精度。文献[36]利用相似数据理论来提高 SVM 的预测精度。从大量风速数据中提取与训练样本相似度最高的数据作为训练样本,建立相似数据结合小波分析的混合 SVM 短期风速预测模型,对建立的预测模型进行训练,从而提高预测的精度。结果显示,采用相似数据建模得到的平均相对误差相对于非相似数据建模降低了 17%,说明采用相似数据建模有效提高了预测的精度。

混沌相空间重构技术是预测风速非平稳随机特性的新兴算法^[37]。文献[38]根据混沌相空间重构技术,确定了 SVM 的特征提取参数中的嵌入维数 d 和时间延迟 τ ,建立基于混沌理论与 SVM 相结合的短期风速预测模型。测试结果显示,该模型的预测精度要优于人工神经网络,证明此预测模型的有效性。文献[39]利用最大熵原理来确定特征提取参数,从而选取训练样本,建立贝叶斯框架下的最小二乘支持向量机模型进行短期风速预测。提前 2h 的风速预测结果的平均相对误差为 11.04%,比标准 SVM 的误差减少 3.23%,说明混沌理论的引入一定程度上提高了预测模型的预测精度。

随着短期风速预测研究的深入,传统 SVM 逐渐显现出泛化能力不足的问题,如对数据本身含有的噪声比较敏感等。针对 SVM 泛化能力不足的问题,文献[40]提出了一种模糊流形支持向量机,利用模糊技术对不同样本分类处理,从而到达降噪的目的;利用流形判别来提高支持向量机的性能。日前风速预测的结果显示,该模型的平均绝对误差相比于 LS-SVM 降低了 1.85%,一定程度上证明了该方法的有效性。

4 支持向量机应用于短期风速预测的关键技术评述

4.1 核函数的选取

支持向量机在分类和回归问题中的广泛应用得益于核函数的引入。核函数将原样本空间映射到高维空间,通过转换特征空间有效解决了样本分类和回归难的问题。核函数的选取对 SVM 预测模型的预测性能影响很大^[25]。

Mercer 定理是确定函数 $K(x,y)$ 是否符合核函数要求的条件,确定核函数的同时也要充分发掘训练样本的分布特征^[41]。核函数的选取一直没有定论,应用最广泛的是径向基核函数(RBF),但它存在着对样本区分度不够和局部泛化风险的问题^[42]。文献[30]通过经验模态分解(EMD)将风速分解为不同特征尺度的序列,针对不同的序列选取不同的核函数,其中波动频率大的高频分量采用径向基核函数;较平稳的中频分量用多项式核函数;剩余分量采用线性核函数,然后将各个分量的预测结果叠加得到最终预测结果。预测结果显示,预测精度较传统 SVM 有明显提高,并进一步说明了选取不同的核函数建模对预测精度的提高有很大帮助。文献[41]通过数据仿真分析研究了径向基核、多项式核、Sigmoid 核等三种核函数在选取时须注意的具体问题。单一核函数在实际应用中存在缺陷,故考虑将核函数进行优化重组,以此来适应不同的预测需求。然而,核函数的种类很多,确定各个重组核函数的权重是个难点,这正是核函数重组难以推广开的原因所在,还需更多学者进一步深入研究此问题。

4.2 参数的优化

短期风速预测模型的参数优化也是影响预测精度的重要因素之一。基于 SVM 的短期风速预测模型的具体参数包括:模型参数中的惩罚因子 C 和核函数宽度 σ ,特征提取参数中的嵌入维数 d 和时间延迟 τ 。

传统的短期风速预测模型中,只对 SVM 模型参数进行了优化;对于特征提取参数,通常采用混沌理论中的相空间重构概念来确定^[38]。该特征提取参数的确定只是单独的从时间序列的动力特性的角度

考虑,但从短期风速预测的模型考虑,这只是对 SVM 模型参数进行了优化,而忽略了特征提取参数的对预测模型的影响,因此并不能保证预测模型的预测精度。文献[31]提出利用 PSO 对模型参数和特征提取参数共同优化,并结合和 LS-SVM 建立短期风速预测模型。进行了两组风速预测实验,预测结果显示,4 参数同时优化比只优化 2 个模型参数的预测平均相对误差分别减少了 2.43% 和 3.77%,证明了优化特征提取参数的必要性,并说明从预测模型本身出发的 4 参数优化方法对模型预测精度提高的有效性。对模型参数和特征提取参数同时优化的理论思路提高了 SVM 用于短期风速预测的泛化能力,为今后进一步提高风速预测精度提供了理论基础。

根据以上核函数的加权组合和预测模型参数优化的思想,给出基于 SVM 的短期风速预测基本框架的建模过程,如图 1 所示。其中,支持向量机的核函数加权组合的方法需要深入探究,依托该框架可以进一步提高短期风速预测的精度。

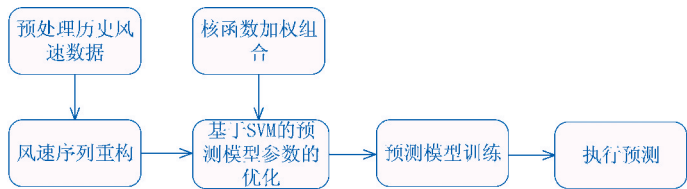


图 1 基于 SVM 的短期风速预测基本框架

5 结 语

本文介绍了支持向量回归机的原理,分别针对确定性和不确定性支持向量机算法在短期风速预测研究中的应用进行了综述,最后对选取不同的核函数和参数优化对预测精度的影响进行了归纳总结,并提出以下几点建议:

(1) 由于 SVM 的核函数经过和、乘积和数乘后仍是核函数,故对不同核函数进行加权重组得到集不同优势的核函数,以此来适应风速的非平稳性和波动性对预测精度的影响,是今后要深入研究的趋势。为了进一步提高基于 SVM 的短期风速预测模型的精度,应当同时优化预测模型的模型参数和特征提取参数。

(2) 短期风速预测中训练样本的选取将直接影响预测精度,利用高效的数据修正算法对训练样本中的坏点和缺失点进行预处理,而具体的处理算法需要进一步探讨。

(3) 在风速预测领域,除了需要研究不同的预测模型算法之外,还应该进一步研究不同时空尺度下风速本身的波动特性,将波动特性、预测方法和预测误差特征三者联合起来进行研究。

参 考 文 献

- [1] 钱政,裴岩,曹利霄,等. 风电功率预测方法综述[J]. 高电压技术,2016,42(4):1047-1050.
- [2] 刘波,贺志佳,金昊. 风力发电现状与发展趋势[J]. 东北电力大学学报,2016,36(2):7-13.
- [3] I. G. Damousis, P. Dokopoulos. A fuzzy expert system for the forecasting of wind speed and power generation farms[C]//IEEE Power and Energy Society International Conference on Innovative Computing for Power-Electric Energy Meets and Market, Sydney, Australia, 2001(21):63-69.
- [4] 薛禹胜,赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合:(二)应用及探索[J]. 电力系统自动化,2016,40(8):1-13.
- [5] E. Cadenas, O. A. Jaramilo, W. Rivera. Analysis and forecasting of wind velocity in Chetumal, Quintana Roo, using the single exponential smoothing method[J]. Renewable Energy, 2010, 35(5):925-930.
- [6] C. W. Potter, M. Negnevitsky. Very short-term wind forecasting for Tasmanian power generation[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(2):965-972.
- [7] M. Lange, U. Focken. New developments in wind energy forecasting[C]//IEEE Power and Energy Society General Meeting, Pittsburgh, USA, 2008(19):1-8.

- [8] P. S. Chang, L. Li. Ocean surface wind speed and direction retrievals from the SSM/I[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(6): 1866-1871.
- [9] E. Cadenas, W. Rivera. Wind speed forecast in the south coast of Oaxaca, Mexico[J]. Renewable Energy, 2007, 32(12): 2116-2128.
- [10] 潘迪夫, 刘辉, 李燕飞. 基于时间序列分析和卡尔马滤波算法的风电场风速预测优化模型[J]. 电网技术, 2008, 35(3): 82-86.
- [11] 岳莉莉. 基于时间序列分析的风速短期预测方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2012.
- [12] 杨秀媛, 肖阳, 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, 25(11): 1-5.
- [13] Li Xingpei, Liu Yibing, Xin Weidong. Wind speed prediction based on genetic neural network[C]//IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, Ahwaz, Iran, 2009(3): 664-667.
- [14] 范高峰, 王伟胜, 刘纯, 等. 基于人工神经网络的风电功率预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(34): 118-123.
- [15] 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, 36(1): 27-32.
- [16] Wang Xiaolan, Li Hui. One-month ahead prediction of wind speed and output power based on EMD and LSSVM[C]//International Conference on Energy and Environment Technology. Guilin, China: IEEE, 2009(1): 431-442.
- [17] Yang Xiyun, Cui Yuqi, Zhang Hongsheng, et al. Research on modeling of wind turbine based on LS-SVM[C]//International Conference on Sustainable Power Generation and Supply, Nanjing, China, 2009(7): 1-6.
- [18] 彭怀武, 杨晓峰, 刘方锐, 等. 基于 SVM 方法的风电场短期风速预测[J]. 电网与清洁能源, 2009, 25(7): 48-52.
- [19] WU Yuankang, HONG Jingshan. A literature of wind forecasting technology in the world[C]//IEEE Lausanne Power Tech, Lausanne, Switzerland, 2007(74): 504-509.
- [20] B. Candy, S. J. English, S. J. Keogh. A comparison of the impact of QuikScat and WindSat wind vector products on met office analyses and forecasts[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(6): 1632-1640.
- [21] N. Cristianini, J. S. Taylor. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods[M]. England: Cambridge University Press, 2000.
- [22] V. N. Vapnik. The nature of statistical learning theory[M]. NY: Springer-Verlag, 1996.
- [23] 鲍永胜, 吴振升. 基于 SVM 的时间序列短期风速预测[J]. 中国电力, 2011, 44(9): 61-64.
- [24] Zhang Lin, Liu Xianshan, Yin Hejun. Application of support vector machines based on time sequence in power system load forecasting[J]. Power System Technology, 2004, 28(19): 38-41.
- [25] 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.
- [26] 李胜刚. 基于支持向量机的短期风电功率预测[D]. 湖南: 湖南工业大学, 2015.
- [27] 张华, 郁永静, 冯志军, 等. 基于小波分解与支持向量机的风速预测模型[J]. 水力发电学报, 2012, 31(1): 208-212.
- [28] 曾杰, 张华. 基于最小二乘支持向量机的风速预测模型[J]. 电网技术, 2009, 33(18): 144-147.
- [29] G. M. Stephane. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. IEEE Tran on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [30] Guo Zhenhai, Zhao Jing, Zhang Xinfang, et al. A corrected hybrid approach for wind speed prediction in Hexi Corridor of China[J]. Energy, 2011, 36(3): 1668-1679.
- [31] 叶林, 刘鹏. 基于经验模态分解和支持向量机的短期风电功率组合预测模型[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(31): 102-108.
- [32] 朱霄珣, 韩中合. 基于 PSO 参数优化的 LS-SVM 风速预测方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(23): 6337-6342.
- [33] 杨洪, 古世甫, 崔明东, 等. 基于遗传优化的最小二乘支持向量机风电场风速短期预测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(11): 44-48.
- [34] 曾杰, 张华. 基于蚁群优化的最小二乘支持向量机风速预测模型研究[J]. 太阳能学报, 2011, 32(3): 296-300.
- [35] 刘耀年, 庞松岭, 李鉴, 等. 基于粗糙集理论和最小二乘支持向量机的中长期负荷预测[J]. 中国电力, 2007, 40(10): 42-44.
- [36] 唐杰明, 刘俊勇, 杨可, 等. 基于灰色模型和最小二乘支持向量机的电力短期负荷组合预测[J]. 电网技术, 2009, 33(3): 63-68.
- [37] 杨锡运, 孙宝君, 张新房, 等. 基于相似数据的支持向量机短期风速预测仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 35-42.
- [38] Lei Shaolan, Sun Caixin, Zhou Quan, et al. The research of local linear model of short-term electrical load on multivariate time series[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(2): 25-29.
- [39] 王富强, 王东风, 韩璞, 等. 基于混沌相空间重构与支持向量机的风速预测[J]. 太阳能学报, 2012, 33(8): 1321-1326.
- [40] 杨薛明, 边继飞, 朱霄珣, 等. 基于最大熵混沌时间序列的支持向量机短期风速预测模型研究[J]. 太阳能学报, 2016, 37(9): 2173-2179.
- [41] 刘忠宝. 新型支持向量机在风速预测模型中的应用研究[J]. 电子科技大学学报, 2014, 43(5): 754-757.
- [42] 尹嘉鹏. 支持向量机核函数及关键参数选择研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- [43] 付阳, 李昆仑. 支持向量机模型参数选择方法综述[J]. 电脑知识与技术, 2010, 6(28): 8081-8082, 8085.

A Review of Short-term Wind Speed Prediction Based on Support Vector Machine

Yang Mao¹, Chen Xinxin¹, Zhang Qiang¹, Li Dayong²,
Sun Yong³, Jia Yunpeng⁴

(1. Electrical Engineering College, Northeast Electric Power University, Jilin Jilin 132012; 2. State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd. Tonghua Power Supply Company, Tonghua Jilin 130022; 3. State Grid Zibo Power Supply Company, Shandong Zibo 25500; 4. State Grid Jilin Power Supply Company Customer Service Center Measurement Room, Jilin Jilin 132012)

Abstract: This paper introduces the theoretical basis of support vector machine (SVM), and summarizes the present situation of support vector machine (SVM) algorithm in short-term wind speed forecasting. Firstly, the forecasting method of deterministic support vector machine is introduced. Using the data mining algorithm combined with the support vector machine prediction model and an improved support vector machine prediction model for parametric optimization of kernel functions. Secondly, the forecasting method of support vector machine with fuzzy, rough and unascertained is introduced. After the introduction of the existing support vector machine (SVM) in short-term wind speed prediction, the selection of SVM kernel function and the influence of parameter optimization on prediction accuracy are analyzed. Finally, the prospect of short-term wind speed prediction based on SVM is prospected.

Key words: Short-term wind speed prediction; Support vector machine; Ascertained; Kernel function; Parameter optimization