

经验模态分解及支持向量机在风电功率短时预测中的应用

朱立位¹, 张旭东²

(1.连云港供电公司 江苏 连云港 222004; 2.南京理工大学 能源与动力工程学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 风电功率预测有助于电力系统的可靠运行。本文利用经验模态分解对英国某地区风功率数据进行训练, 再用支持向量机建立了风功率预测模型, 并将预测结果与单一经验模态分解方法的预测结果进行了对比。结果表明, 相比单一经验模态分解预测方法, 本文方法具有更高的预测精度。

关键词: 经验模态分解; 支持向量机; 风电功率; 预测

0 引言

作为重要的新型能源发电技术, 风力发电逐步成熟, 从单一电网供电发展到如今的并网发电。由于环境风速大小并非恒定, 故风力发电具有波动性、间歇性和随机性的特点, 这在一定程度上影响了风电功率的输出, 并对电网的频率稳定性及电压稳定性带来负面影响, 制约了风电技术的发展。风电功率的预测技术可短时预测未来一段时间内的发电功率, 有助于电力调度部门通过制定发电策略或改变潮流运行方式来确保电网的可靠运行, 具有重要理论及工程价值。

目前来看, 短期功率预测一般采用ARMA模型、小波分析^[1], 人工神经网络^[2]等方法。但是ARMA方法对于非稳态随机序列的预测效果不佳, 小波分析可以获得功率数据的频率分量, 但无法良好的预测特定环境或时刻内功率突变点, 一般作为其他预测方法的辅助方法。人工神经网络预测需要一定量的样本集进行训练, 当样本空间改变后, 预测结果可能出现较大的误差。近年来, 支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[3-5]的预测方法在电力系统中获得了应用。与其他方法相比, SVM有着良好的学习性能, 同时还可考虑到气象条件, 能使预测精度在一定程度上提高。但为了进一步提高预测精度, SVM方法还应与其他数据处理方法, 如经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[6-8]等方法结合应用。

本文首先利用EMD方法对历史气象数据进行预处理, 把大量的非线性非稳定气象数据分解或筛选出更适合SVM处理的独立分量, 再通过SVM方法

进行学习。样本数据训练后, 预测未来气象条件, 提高预测精度。

1 EMD 方法

EMD方法, 即经验模态分解方法, 是一种有效处理信号的方法。该方法无须设定基函数, 依据自身的时间尺度特征, 理论上可以对所有类型的信号进行分解, 相当于扩大了希尔伯特变换的使用范围, 并打破了傅里叶变换的局限, 对非线性非稳定信号的处理有着明显的优势, 故适用于分解随机性较强的风电功率数据。经验模态分解的基本筛选过程是: 首先获得信号的极值, 三次样条插值法取其上下包络, 求得均值, 利用原始信号与均值的差分解信号获得基本模式分量。

假设信号为 $s(t)$, EMD算法的流程图如图1所示。

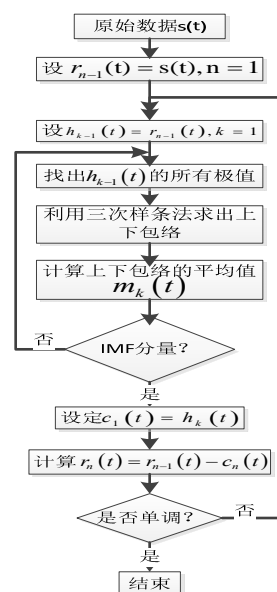


图1 信号 $s(t)$ 的EMD算法流程图

定义连续两个处理结果的标准差 S_d 如下:

$$S_d = \sum_{\infty}^T \frac{|h_{(k-1)}(t) - h_k(t)|^2}{h_k^2(t)}$$

当 S_d 小于某个阈值后, 算法终止。

2 SVM 算法

SVM 算法, 即支持向量机算法, 这是一种基于统计的学习方法。该方法通过学习样本数据, 建立模型, 然后对数据进行预测。支持向量机本身是一个二类分类器, 对于线性可分或大致可分的数据, 直接在原始空间中寻找最优分类面。针对复杂的非线性的数据, SVM 方法把非线性的数据从低维输入空间映射到更高维的空间中, 并在高维空间里建立一个有最大间隔的最优超平面, 如图 2 所示。在分开数据的超平面的两边建有两个互相平行的平面, 分隔超平面使两个平行平面的距离最大化。平行超平面间的间距越大, 分类器的总误差越小。

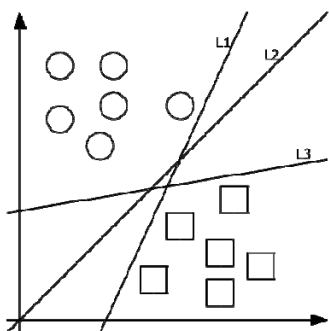


图 2 最优超平面

3 结合 EMD 及 SVM 的风电功率预测算法验证

利用英国某地区风电数据进行预测, 该组数据每四分钟采样一个点, 取其中 24 小时内的 360 个点, 前 180 个点作为训练模型数据, 后 180 个点用来与预测出的数据进行对比。

数据处理时, 首先通过如下归一化公式处理风速数据。

$$V_g = \frac{v_t - v_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}}$$

其中, V_g 为归一化后的风速值; V_t 为实际风速; V_{\min} 是风速序列的最小值; V_{\max} 为实际风速序列的最大值。

将风速数据 EMD 分解成若干个 IMF 和一个剩余分量 r , 再通过 SVM 的方法对各个 IMF 分量进行训练建立模型得到若干个训练模型, 再由 SVM 回归预测出后一段各个分量的风速, 最后将各分量求和得出预测的风速。

其流程图如图 4 所示。

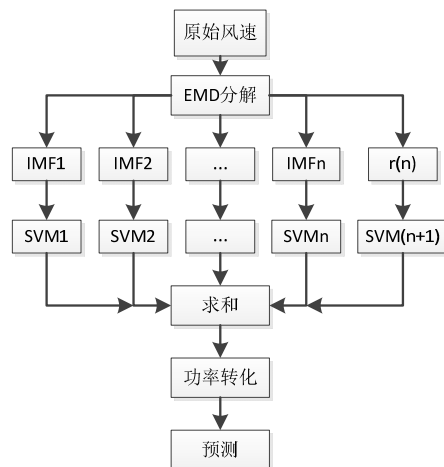


图 4 EMD-SVM 预测步骤

图 5 为风速信号的 EMD 分解结果。由图所见, 原本的非线性非平稳的风速序列被分解为 6 个波动较小的时间序列分量 IMF (C1~C5) 分量和 1 个剩余分量 r_6 。

以上述 IMF 分量 (C1~C5 和 r_6) 作为 SVM 的输入, 以径向基函数作为核函数建立预测模型。得出风速预测结果后, 由风电功率转化曲线得到风功率的预测值。风功率可由下式得到:

$$P = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 C_p v^3。$$

其中: C_p 为风机的风能利用系数; ρ 为空气密度, kg/m^3 ; R 为风轮半径; v 为实际风速, m/s 。

图 6 为风电功率的预测结果对比图。由图 6 可知, EMD-SVM 组合方法的风电功率预测值与实际值吻合较好。单一预测方法 (SVM) 相比, 预测精度有了一定的提高, 尤其在一些功率波动较大的转折点附近最为明显, 这表明本文所用方法可提高风电场风电功率预测的准确性。

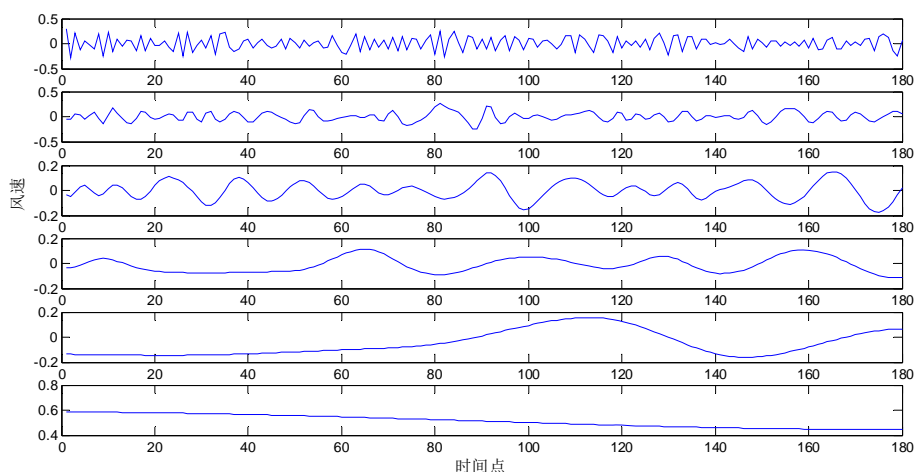


图5 风速信号归一化后的 EMD 分解结果

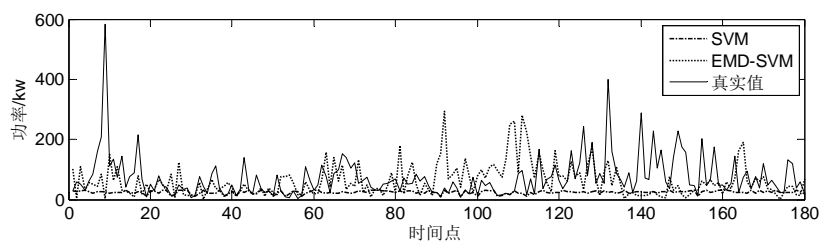


图6 风电功率预测值与真实值对比

4 结论

本文将经验模态分解法和支持向量机相结合对风功率进行预测，并通过与单纯支持向量机预测方法对比发现，本文所用方法在风功率预测方面可有效降低预测误差，提高预测精度。

参考文献:

- [1] 王世谦, 苏娟, 杜松怀. 基于小波变换和神经网络的短期风电功率预测方法[J]. 农业工程学报. 2010(S2).
- [2] 范高峰, 王伟胜, 刘纯, 戴慧珠. 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.
- [3] 肖嵘, 王继成, 张福炎. 支持向量机理论综述[J]. 计算机科学, 2000, 27(3):1-3.
- [4] 王晓云. SVM 算法分析与研究[J]. 渝西学院学报(自然科学版), 2005,4(3):15-18.

- [5] 祁享年. 支持向量机及其应用研究综述[J]. 计算机工程, 2004, 30(10):6-9.
- [6] 王鹏, 陈国初, 徐余法等. 改进的 EMD 及其在风电功率预测中的应用[J]. 控制工程, 2011, 18(4):588-599.
- [7] 邓拥军, 王伟, 钱成春, 王忠, 戴德君. EMD 方法及 Hilbert 变换中边界问题的处理[J]. 科学通报. 2001(03).
- [8] 刘慧婷, 倪志伟, 李建洋. 经验模态分解方法及其实现[J]. 计算机工程及应用, 2006.32: 44-47.

作者简介:

朱立位 (1981—), 男, 江苏高邮人, 工程师, 从事科技管理工作, E-mail: zhuliwei4760@163.com;

张旭东 (1986—), 男, 江苏灌云人, 研究生, 从事电气工程研究工作。