

基于小波变换和支持向量机的电力系统短期负荷预测

叶淳铮, 常鲜戎, 顾为国

(华北电力大学电力与电子工程学院, 河北 保定 071003)

摘要: 提出一种改进的基于离散小波变换和支持向量机的短期负荷预测方法。运用离散小波变换将负荷时间序列分解为高低频子序列, 采用目前较为成熟的支持向量机方法, 选择适当的参数对每个序列进行滚动式的单支预测, 最后将各分支预测结果相加最终实现负荷预测。实例中负荷数据采用四川省某地区的历史负荷, 对该地区的日 96 点负荷进行全年预测, 并将该算法与支持向量机算法进行比较, 结果表明, 该算法具有较高预测精确性。

关键词: 小波变换; 电力系统; 短期负荷预测; 支持向量机

Short-term load forecasting based on wavelet transform and support vector machines

YE Chun-zheng, CHANG Xian-rong, GU Wei-guo

(North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: This paper presents an improved technique in short-term load forecasting based on discrete wavelet transform (DWT) and support vector machines (SVM). The DWT splits up load time series into low and high frequency components which are to be the features for the SVMs. The SVMs which is improved forecast each components by adopting the appropriate parameters, at the end, all forecasted components are summed up to produce a final forecasted load. The data from an area in Sichuan province is used to verify ninety-six points load forecasting, the performance of algorithm is compared with that of the SVM without DWT, the experimental results show that the proposed algorithm can improve the calculation accuracy.

Key words: wavelet transform; electric power systems; short-term load forecasting; support vector machine

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)14-0041-05

0 引言

短期负荷预测是电力系统运行的重要部分, 特别是在经济调度, 机组开停等方面具有重要的指导意义, 因此对短期负荷预测的精度要求也越来越高^[1,2]。长期以来, 国内外学者对负荷预测的理论和方法做了大量的研究, 现在应用最广泛的是人工智能技术(AI), 如神经网络(NN)^[3,4], 模糊线性回归^[5,6]等, 这些方法考虑了负荷数据和影响负荷性质的特征间的关系。

由 Vapnik 等人提出的统计学习理论及从中发展出的支持向量机方法通过核函数将输入空间映射到高维特征空间, 以线性形式解决问题, 能较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题^[7]。目前支持向量机已经在短期负荷预测中得到广泛的关注^[8,9]。

小波分析在时域和频域具有同样良好的局部化性质, 可以对信号的细节加以提取、分析。特别是离散小波变换(DWT)在处理不稳定离散信号上是十

分有效的。电力负荷具有特殊的变化规律, 具有非线性和不稳定的特性, 负荷变化的波动性反映到“时频”特性上, 该部分负荷可以用非周期分量来描述。如果能提取出线性分量并加以分析, 则可以把模型选择为离散频谱的形式, 更利于负荷预测精确性的提高。目前, 小波变换已经成功应用于电力系统的许多领域, 并取得了一定的成果^[10,11]。

本文提出基于小波变换和支持向量机的预测方法 (WSVM), 用于电力负荷短期预测, 小波变换将电力负荷分解为高低频序列, 从分解出的每个频率成分抽取与预测负荷相关的特征值, 作为支持向量机的输入并进行预测。每个序列选择不同参数提高预测效果, 最后将序列的预测结果相加实现负荷预测。此前刘丁等人已提出将两种方法结合运用于电力系统短期负荷预测^[12], 本文在其基础上进行改进, 采用改进的支持向量机算法, 对各种参数进行交叉验证得到最佳参数, 选用包含气象因素在内的新输入量, 以四川省某地区的日 96 点实际历史负荷作为训练集预测地区全年负荷, 并将实验结果与

传统支持向量机的预测结果相比较,考察本模型的精确性与实用性。

1 基本理论

1.1 小波变换原理

对于一个能量有限函数 $f(t)$, 相应的连续小波变换的逆变换方程为:

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \iint_{R^2} W_f(a,b) \psi_{a,b}(t) \frac{da}{a^2} db \quad (1)$$

其中: C_ψ 满足式 (2):

$$\iint_{R^2} W_f(a,b) \overline{W_f(a,b)} \frac{da}{a^2} db = C_\psi \langle f, h \rangle \quad (2)$$

当尺度因子和平移参数按二进制离散, 即 $a = 2^m$, $b = n \cdot 2^m$ (m 为整数) 时, 其二进正交小波为:

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) \quad (3)$$

使用多分辨分析和双通道滤波器频带分析的小波变换分解和重构步骤如图 1 所示。分解步骤中, 第一个高通滤波器的输出是细节部分 $cd1$, 第一个低通滤波器的输出是近似部分 $ca1$ 。第 2 个高通和低通滤波器将 $ca1$ 分解为 $cd2$ 和 $ca2$ 。重构步骤中, 通过小波系数重构信号, 每个分支相加产生重构数据, 例如 $S = D1 + D2 + A2$

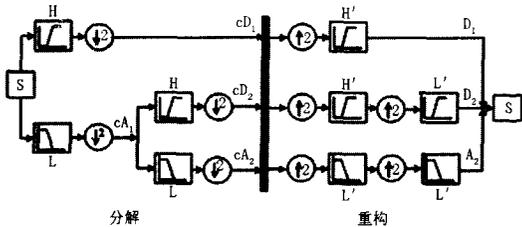


图 1 小波变换分解和重构步骤

Fig.1 Discrete wavelet decomposition and reconstruction

1.2 支持向量机原理

支持向量机 (SVM) 的基本思想是通过用内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 在这个高维空间中寻找输入变量和输出变量之间的一种线性关系。SVM 有严格的理论基础, 是基于结构风险最小化原则的方法。本文采用的是改进的支持向量机回归算法 ν -SVR。

对于训练样本集 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l, x_i \in R^n$ 为输入变量的值, $y_i \in R$ 为相应的输出值, l 为训练样本个数。回归问题就是寻找一个从输入空间到输出空间

的映射 $f: R^n \rightarrow R$, 使得 $f(x) = y$ 。SVM 的目标是寻求回归函数

$$y = f(x) = (\omega \cdot x) + b \quad (4)$$

式中: $\omega \in R^n$ 为权重; $x \in R^n$ 为样本输入值; $b \in R$ 为阈值。根据统计学理论, SVM 通过极小化目标函数来确定回归函数, 即

$$\begin{aligned} & \text{Min} \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C(v\varepsilon + \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\zeta_i + \zeta_i^*)) \right\} \\ & \text{s.t.} \begin{cases} ((\omega \cdot x_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \zeta_i \\ y_i - ((\omega \cdot x_i) + b) \leq \varepsilon + \zeta_i \\ \zeta_i^* \geq 0, \varepsilon \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: C, v 为用来平衡模型复杂性项 $\frac{1}{2} \|\omega\|^2$ 和训练误差项的权重参数; ε 为不敏感损失函数。 ζ, ζ_i^* 为松弛因子。

对于约束条件, 引入相应的乘子 $\alpha_i^{(*)}, \alpha_i, \eta_i, \eta_i^{(*)}, \beta \geq 0$, 根据 wolf 对偶技巧和拉格朗日算法求解上述问题, 将得到 SVM 的回归函数

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

$K(x_i, x) = \phi(x_i)\phi(x_j)$ 为核函数, 通过非线性变换将原问题映射到某个高维特征空间中的线性问题上进行求解。

本文采用目前普遍使用的改进的序列极小化方法 (SMO) 求解 α_i, α_i^* [13]。

2 小波变换-支持向量机预测模型

2.1 小波变换模型

本文选用具有时频紧支撑和高正则性的 Daubechies 小波对历史负荷序列进行分解。根据实验经验, 采用 Daubechies4 作为母小波, 对该负荷序列用小波变换和 Mallat 算法进行 3 层分解, 本文使用的负荷时间序列为日 96 点负荷。

2.2 样本输入量选择

对于电力系统短期负荷预测, 影响预测负荷的预测因子形成训练样本的输入参量。(1) 预测日前 k 日预测时刻的负荷数据; (2) 预测日前一日预测时刻之前 n 个时刻的负荷数据; (3) 预测日的气象数据。根据康重庆, 牛东晓等人的研究 [14-16], 对电力负荷有较大影响的气象数据包括最高温度、最低温度、平均温度, 湿度、降雨、风速等, 但本文写的软件是为四川某电厂所编写的负荷预测软件,

电厂考虑温度对负荷的影响最大, 实际情况中气压, 湿度等其他因素信息电厂较难得到, 而且电厂的气象为人工填写, 气象因子越多人工操作越繁琐, 因此只提供了相关的温度数据, 在本文中只考虑了气象因子中的温度因素, 将预测当日平均温度加入样本输入量中; (4) 预测日的周属性, 代表预测点前一周的同时时间点附近负荷数据。考虑这些因素后本文将输入量定为 16 个, 表 1 为选取的样本输入量。

表 1 各序列预测值选取的输入量

Tab.1 List of input features for different DWT components

序列	样本输入量	预测值
A3	A3(-1)~A3(-7), A3(-1)-1~A3(-7)-1, L(-1), T(0)	A3(0)
D3	D3(-1)~D3(-7), D3(-1)-1~D3(-7)-1, L(-1), T(0)	D3(0)
D2	D2(-1)~D2(-7), D2(-1)-1~D2(-7)-1, L(-1), T(0)	D2(0)
D1	D1(-1)~D1(-7), D1(-1)-1~D1(-7)-1, L(-1), T(0)	D1(0)

表 1 中, L 和 T 代表原始负荷和预测日的实际平均温度, $A3, D3, D2, D1$ 是离散小波变换后的负荷子序列, 标号(0), $(-N), (-N)-1$ 分别表示预测时刻, 预测前 N 天同时刻, 预测前 N 天预测点的上一时刻。

2.3 预测模型

结合小波变换和支持向量机达到短期电力负荷预测, 具体过程图如图 2 所示。

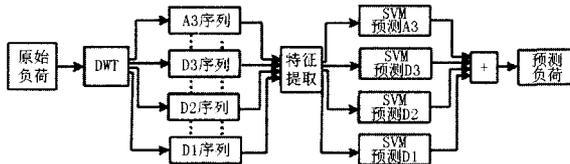


图 2 短期电力负荷预测流程图

Fig.2 WSVM load forecasting model

经实验研究, 本文采用预测效果最佳的高斯径向基函数作为核函数, 即

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (7)$$

对影响 SVM 回归特性的参数进行交叉验证分析和选取研究表明, 参数 C, σ^2 和 ν 对预测精度有直接影响。本文各参数将按照不同小波分解的序列进行交叉实验, 以获得精确度最高的参数组合。

3 实例分析

本文使用的数据集为四川省某地区 2004 年 1 月 1 日~2005 年 12 月 31 日的全天 96 点 (15 min) 的历史负荷数据以及气温数据。表 2 是 2005 年实际历史负荷的相关信息。

表 2 2005 年月负荷信息 (MW)

Tab.2 Summary of 2005 load data(MW)

月份	日最小负荷	日最大负荷	日平均负荷
一	238.55	707.51	442.74
二	138.56	820.11	393.61
三	205.44	718.97	442.87
四	278.62	583.07	442.43
五	262.68	659.70	441.08
六	281.24	616.19	457.26
七	203.6	637.29	464.85
八	303.98	618.00	448.06
九	262.56	629.86	451.61
十	243.81	605.79	451.21
十一	302.99	627.21	467.18
十二	354.23	621.97	491.31

在训练集序列的选取中, 考虑训练集负荷序列时间跨度太短负荷序列无法包含季节, 月, 周等周期规律性, 训练集负荷序列长则训练时间大幅增加影响运算速度, 而且越靠近预测日的负荷对预测的准确度影响越大, 通过实验测试最终将预测日前三个月的历史负荷作为训练集, 再长对预测精度影响很小。预测 2005 年全年的日 96 点负荷, 采用滚动式预测, 预测一日的计算时间约为 8 分 20 秒。

经过参数交叉实验验证, 确定预测 A3 序列的支持向量机最佳参数为 $C=10, \sigma^2=0.01, \nu=0.5$ 。同样对其他序列进行交叉实验发现: 当 σ^2 变化时预测精度有明显变化, 因此 D3, D2, D1 的 C 值和 ν 值不变, σ^2 取为 0.05, 0.1, 5。为验证基于 DWT 和 SVM 的短期负荷预测方法的有效性, 考察模型性能, 在预测结果中与普通的 SVM 方法预测的结果进行比较。SVM 方法核函数采用径向基核函数, 参数取最佳参数为 $C=10, \sigma^2=0.1, \nu=0.5$ 。

实验采用平均误差、平均相对误差和均方误差来衡量预测的整体性能, 定义为

平均误差

$$\frac{\sum_{i=1}^N (y - \hat{y}) / y}{N} \times 100\% \quad (8)$$

平均相对误差 (MAPE)

$$\frac{\sum_{i=1}^N (|y - \hat{y}| / y)}{N} \times 100\% \quad (9)$$

均方误差 (MSE)

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y - \hat{y})^2}{N}} \quad (10)$$

其中： N 为测试集中数据点总数， \hat{y} 为预测值， y 为实际历史负荷值。

表3是预测各分支序列以及用小波支持向量机与支持向量机预测实例短期电力负荷数据的平均相对误差。可以发现A3序列的预测精度远好于3个高序列，也比预测的最终结果要好。WSVM预测样本的MAPE为2.68%，达到良好的预测效果。图3是2005年8月10日星期三96点负荷预测值与实际值的比较，该日为夏季温度最高，变化最为剧烈时期中的普通工作日，较为有代表性。图4为该日两种方法预测的预测误差比较。图中可见WSVM比SVM在负荷波形突变处的预测精度好。图5，图6是2005年8月第二周中的日预测和全年的月预测平均相对误差比较，可见小波变换提高了预测精度，实例证明基WSVM预测方法的预测精度高于SVM方法，且预测精度能够达到实际应用的要求。图7是WSVM法2005年每月预测的平均误差曲线，月均平均误差为1.16%，表4是WSVM法2005年每月预测的均方误差，月均均方误差为26.36 MW，反映了预测的系统误差和准确率。

表3 预测结果平均相对误差

Tab.3 Mean absolute percentage error(MAPE) from the WSVM model

	小波变换序列				WSVM	SVM
	A3	D3	D2	D1		
MAPE	2.11	8.38	76.73	164.2	2.68	3.03

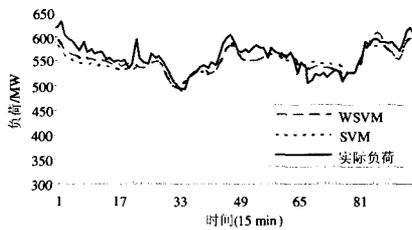


图3 2005年8月10日星期三96点负荷预测值与实际值比较
Fig.3 Comparison of actual and forecasted load from 2 models on Wednesday August 10,2005

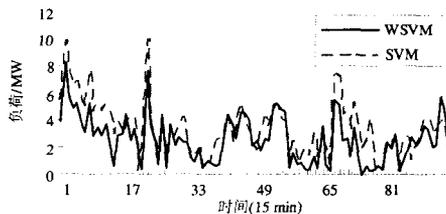


图4 2005年8月10日星期三96点负荷预测误差比较
Fig.4 Comparison of forecasting errors on Wednesday August 10,2005

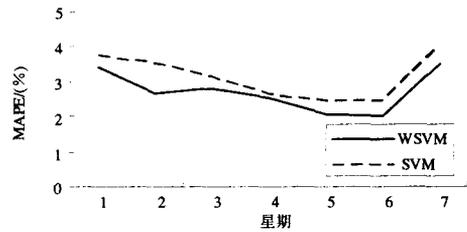


图5 2005年8月第二周的日负荷预测误差比较
Fig.5 Comparison of forecasting errors on day of second week in August,2005

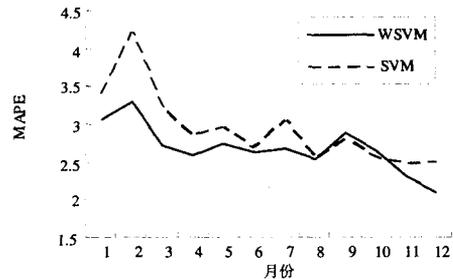


图6 2005年月负荷预测误差比较
Fig.6 Comparison of forecasting MAPE in the month of 2005

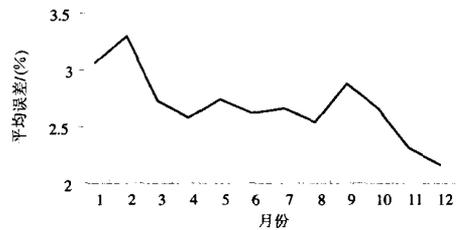


图7 WSVM法2005年预测月平均误差
Fig.7 Forecasting average error in month of 2005 from WSVM model

表4 WSVM法2005年预测月均方误差(MW)

Tab.4 Forecasting MSE in month of 2005 from WSVM model(MW)

月份	一	二	三	四	五	六
MSE	25.70	36.40	24.91	17.08	22.24	24.11
月份	七	八	九	十	十一	十二
MSE	26.55	31.84	27.39	33.79	29.39	16.87

4 结论

本文提出的基于小波变换和支持向量机的短期负荷预测方法利用小波变换提取出电力负荷时间序列的细节成分，获得的序列分支规律性更强，采用不同参数模型的支持向量机方法进行预测更具针对

性。通过与支持向量机法比较表明, 本文方法预测精度更高, 在短期电力负荷预测具有广泛实用性。

参考文献

- [1] 康重庆, 夏清, 张伯明. 电力系统负荷预测研究综述及发展方向探讨[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(17): 1-11. KANG Chong-qing, XIA Qing, ZHANG Bo-ming. Review of Power System Load Forecasting and Its Development[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(17): 1-11.
- [2] 康重庆, 夏清, 胡左浩. 电力市场预测问题的新内涵[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(18): 1-6. KANG Chong-qing, XIA Qing, HU Zuo-hao. New Connotation of Forecasting Issues in Electricity Market[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(18): 1-6(in Chinese).
- [3] Park D C, et al. Electric Load Forecasting Using Artificial Neural Networks[J]. IEEE Trans on PWRs, 1991, 6(2).
- [4] 周佃民, 管晓宏, 孙婕, 等. 基于神经网络的电力系统短期负荷预测研究[J]. 电网技术, 2002, 26(2): 10-13, 18. ZHOU Dian-min, GUAN Xiao-hong, SUN Jie, et al. A Short-term Load Forecasting System Based on BP Artificial Neural Network[J]. Power System Technology, 2002, 26(2): 10-13, 18.
- [5] 刘耀年, 祝滨, 曾令全, 等. 一种利用可加性模糊系统的短期负荷预测新方法[J]. 电网技术, 2003, 27(8): 68-71. LIU Yao-nian, ZHU Bin, ZENG Ling-guan, et al. A New Method for Short-term Load Forecasting Based on Additive Fuzzy Systems[J]. Power System Technology, 2003, 27(8): 68-71(in Chinese).
- [6] Song Kyung-Bin, Baek Young-Sik. Short-term load Forecasting for the Holidays Using Fuzzy Linear Regression Method[A]. in: Power Engineering Society General Meeting, IEEE[C]. 2005.12-16.
- [7] Vapnik V N. Statistical Learning Theory[M]. New York: Wiley, 1998.
- [8] 潘峰, 程浩忠, 杨镜非, 等. 基于支持向量机的电力系统短期负荷预测[J]. 电网技术, 2004, 28(21): 39-42. PAN Feng, CHENG Hao-zhong, YANG Jing-fei, et al. Power System Short-term Load Forecasting Based on Support Vector Machines[J]. Power System Technology, 2004, 28(21): 39-42(in Chinese).
- [9] ZHANG Ming-guang. Short term Load Forecasting Based on Support Vector Machines Regression[A]. in: Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics[C]. Guangzhou: 2005.4310-4314.
- [10] 邵能灵, 侯志俭. 小波模糊神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 24-29. TAI Neng-ling, HOU Zhi-jian. New Short-term Load Forecasting Principle with the Wavelet Transform Fuzzy Neural Network for the Power Systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(1): 24-29.
- [11] 顾洁. 应用小波分析进行短期负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2003, 15(2): 40-44, 65. GU Jie. Application of Wavelet Analysis to Short-term Load Forecasting of Power System[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 15(2): 40-44, 65.
- [12] 杨延西, 刘丁. 基于小波变换和最小二乘支持向量机的短期电力负荷预测[J]. 电网技术, 2005, 29(13): 60-64. YANG Yan-xi, LIU Ding. Short-term Load Forecasting Based on Wavelet Transform and Least Square Support Vector Machines[J]. Power System Technology, 2005, 29(13): 60-64(in Chinese).
- [13] Shevade S K, Keerthi S S, Bhattacharyy C, et al. Improvements to SMO Algorithm for SVM Regression[J]. IEEE Trans on Neural Network, 2000, 11(5): 1188-1193.
- [14] 康重庆, 周安石, 王鹏, 等. 短期负荷预测种实时气象因素影响分析及其处理策略[J]. 电网技术, 2006, 30(7): 6-11. KANG Chong-qing, ZHOU An-shi, WANG Peng, et al. Impact Analysis of Hourly Weather Factors in Short-term Load Forecasting and Its Processing Strategy[J]. Power System Technology, 2006, 30(7): 6-11(in Chinese).
- [15] 谢宏, 陈志业, 牛东晓. 短期电力负荷预测的数据主成份分析[J]. 电网技术, 2000, 24(1): 4 3-4 6. XIE Hong, CHEN Zhi, NIU Dong-xiao. Principle Component Analysis of Data Processing for Short-term Load Forecasting[J]. Power System Technology, 2000, 24(1): 43-46(in Chinese).
- [16] Hippert H S, Pedreira C E. Estimating Temperature Profiles for Short-term Load Forecasting: Neural Networks Compared to Linear Models[J]. IEEE Proceedings on Gener, Transm, and Distrib, 2004, 151(4): 543-547.

收稿日期: 2008-09-01; 修回日期: 2008-11-18

作者简介:

叶淳铮 (1984-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统控制与运行, 电力系统负荷预测; E-mail: yeajia@tom.com

常鲜戎 (1956-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电力系统分析、计算和建模, 电力系统稳定和控制, 非线性控制研究等;

顾为国 (1955-), 男, 工程师, 主要研究方向为电力系统仿真计算与动模实验。