

改进的灰色 Verhulst 模型 在中长期负荷预测中的应用

周德强

(长江大学 信息与数学学院, 湖北省 荆州市 434023)

Application of Improved Gray Verhulst Model in Middle and Long Term Load Forecasting

ZHOU De-qiang

(School of Information and Mathematics, Yangtze University, Jingzhou 434023, Hubei Province, China)

ABSTRACT: According to such features in middle and long term load forecasting as small samples, poor information, uncertainty and nonlinearity, an improved Verhulst model based on least square-support vector machine (LS-SVM) algorithm and equal-dimension and new-information technique is built and applied to the middle and long term load forecasting for load growth in S-type or load growth being saturated. The parameters of the model are evaluated by LS-SVM algorithm and the load data is forecasted by equal-dimension and new-information addition prediction. Case study results show that the relative errors of forecasting results by the proposed modes are less than 3%, thus in comparison with traditional forecasting models, the proposed model can offer more accurate forecasting results.

KEY WORDS: middle and long term load forecasting; gray Verhulst model; least square support vector machines algorithm; equal dimension and new information technology

摘要: 针对中长期电力负荷预测“小样本”、“贫信息”、“不确定”、“非线性”等特点,提出了基于最小二乘支持向量机算法与等维新息技术的改进灰色 Verhulst 模型,并将该模型用于具有“S 型”增长或处于饱和和增长状态的中长期电力负荷预测。根据原始数据建立了灰色 Verhulst 模型,利用 LS-SVM 算法对模型中的参数进行了估计,基于等维新息递补预测法对负荷数据进行了预测。实例计算结果表明,基于该模型得到的预测结果相对误差在 3% 以内,与传统预测模型相比,采用文中的模型可获得更高的预测精度。

关键词: 中长期负荷预测; 灰色 Verhulst 模型; 最小二乘支持向量机算法; 等维新息技术

0 引言

电力负荷预测是实现电力系统安全生产、经济运行的基础。准确的负荷预测有利于提高电网运行

的稳定性与经济性^[1]。根据预测周期的不同,电力负荷预测通常可分为超短期电力负荷预测、短期电力负荷预测^[2-6]和中期电力负荷预测^[1,7-9]。节假日或季节性负荷变化大以及国民经济等因素的影响,使得电力负荷与所能利用的因素之间存在复杂的非线性关系,加上给定的历史数据较少,往往无法直接找出良好的电力负荷分布规律,采用传统的负荷预测理论也不能满足预测精度的要求^[2]。因此,研究具有良好推广能力的非线性预测方法,对中长期电力负荷预测的研究很有意义。

灰色系统理论^[10]克服了经典统计分析方法的不足,以“部分信息已知、部分信息未知”的“小样本”、“贫信息”、“不确定性”系统为研究对象,弥补了采用数理统计方法进行分析时的缺点,对样本量的多少和样本有无规律性没有特殊要求,不会出现量化结果与定性分析结果不符的情况。该理论符合中长期电力负荷预测的特点,相关文献也提出将灰色 GM(1,1)模型^[8]、灰色 Verhulst 模型用于中长期电力负荷预测^[9],尤其对近似“S 型”增长的负荷进行预测时,灰色 Verhulst 模型给出了较灰色 GM(1,1)模型更好的预测效果^[8-9]。20 世纪 90 年代发展起来的支持向量机(support vector machines, SVM)^[11]算法建立在统计学习理论的 VC 维和结构风险最小化原则之上,较好地解决了小样本、非线性、高维数和局部极小等实际问题,具有很强的泛化能力。Suykens 在 SVM 算法的优化函数中引入方差项,并将 SVM 算法中的不等式约束条件改为等式约束,提出了一种以 2 次等式约束条件为基础的改进型向量机,即最小二乘支持向量机(least square support

vector machines, LS-SVM)^[12]。LS-SVM 通过引入方差项, 将经典 SVM 优化函数的不等式约束改成了等式约束, 这样 LS-SVM 的求解问题从标准 SVM 的 2 次函数寻优问题转换为线性方程求解问题, 大大简化了问题的复杂性^[5]。随着理论不断完善, 支持向量机算法在模式识别、信号处理、时间序列预测等领域得到了广泛应用。文献[3-5]将该算法引入电力负荷预测, 其中文献[3-4]是基于支持向量机算法的单一预测方法, 文献[5]是最小二乘支持向量机与小波技术相结合的预测方法, 但这些文献均是对短期电力负荷进行预测。

对于电力负荷的中长期预测, 根据上文分析, 灰色系统理论适合中长期电力负荷“小样本”、“贫信息”、“不确定”的特点, 统计学习理论适合中长期电力负荷“小样本”、“非线性”的特点。将上述理论有机结合, 发挥各自在电力负荷中长期预测中的优势, 进而建立针对“小样本”, 且具有良好推广能力的非线性预测方法是本文着重研究的问题。为此, 本文将灰色系统理论中的 Verhulst 模型与统计学习理论中的 LS-SVM 算法有机结合, 融入等维新息技术^[13], 提出一种改进的用于具有“S 型”增长或处于饱和增长状态的中长期电力负荷预测的灰色 Verhulst 模型。

1 灰色 Verhulst 模型

Verhulst 模型主要用于对具有饱和状态的“S”型序列进行预测, 当中长期电力负荷发展趋势近似为上述形态时, 可考虑利用灰色 Verhulst 模型进行预测。建立灰色 Verhulst 模型的一般步骤如下^[9-10]:

1) 设原始数据序列 $\mathbf{X}^{(0)} = [x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}]$ 。

2) 令 $x_k^{(1)} = \sum_{j=1}^k x_j^{(0)}$, 其中 $k = 1 \sim n$, 得到 $\mathbf{X}^{(1)} = [x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}]$ 。

3) 建立如下模型:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b(x^{(1)})^2 \quad (1)$$

式中: a 、 b 为参数; t 为时间。用原始数据序列 $x_k^{(0)}$ 近似代替微分方程中的 $dx^{(1)}/dt$, 并利用 $z_k^{(1)} = 0.5(x_k^{(1)} + x_{k-1}^{(1)})$, 其中 $k = 2, 3, \dots, n$ 作紧邻均值, 生成 $\mathbf{Z}^{(1)} = [z_2^{(1)}, z_3^{(1)}, \dots, z_n^{(1)}]$, 用 $\mathbf{Z}^{(1)}$ 代换 $x^{(1)}$, 则式(1)变换为

$$\mathbf{X}^{(0)} + a\mathbf{Z}^{(1)} = b(\mathbf{Z}^{(1)})^2 \quad (2)$$

4) 求解模型。对应 n 个时间序列, 式(2)可构

成如下方程组:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{B}\boldsymbol{\alpha} \quad (3)$$

$$\text{式中: } \mathbf{B} = \begin{bmatrix} -z_2^{(1)} & (z_2^{(1)})^2 \\ -z_3^{(1)} & (z_3^{(1)})^2 \\ \vdots & \vdots \\ -z_n^{(1)} & (z_n^{(1)})^2 \end{bmatrix}; \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} x_2^{(0)} \\ x_3^{(0)} \\ \vdots \\ x_n^{(0)} \end{bmatrix}; \boldsymbol{\alpha} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}。$$

对参数 a 、 b 作最小二乘估计, 则

$$\min_{a,b} \sum_{k=2}^n [x_k^{(0)} + az_k^{(1)} - b(z_k^{(1)})^2]^2 \quad (4)$$

解得 $(\hat{a}, \hat{b})^T = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{Y}$, 求解式(1), 取 $\hat{x}_1^{(1)} = x_1^{(0)}$, 则上述模型的时间响应式为

$$\hat{x}_{k+1}^{(1)} = \frac{\hat{a}x_1^{(0)}}{\hat{b}x_1^{(0)} + (\hat{a} - \hat{b}x_1^{(0)})e^{ak}} \quad (5)$$

从而可得原始数据的拟合值, 即

$$\hat{x}_{k+1}^{(0)} = \hat{x}_{k+1}^{(1)} - \hat{x}_k^{(1)} \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

在实际预测中, 常遇到原始序列 $\mathbf{X}^{(0)}$ 本身为“S 型”的情况, 这样可取原始序列为 $\mathbf{X}^{(1)}$, 其 1 阶累减生成序列为 $\mathbf{X}^{(0)}$, 建立 Verhulst 模型直接对 $\mathbf{X}^{(1)}$ 进行模拟, 同样可取得较好的预测效果^[9]。

对 Verhulst 模型的建模过程进行分析, 发现影响预测精度的因素主要来自 2 个方面: 1) 模型的参数估计方法存在局限性, 灰色预测模型所用统计数据一般较少、信息不完全, 式(4)采用最小二乘法进行参数估计, 依据的是经验风险最小化^[11]原则。该原则以大样本理论为基础, 在样本有限时往往无法保证得到好的结果。2) 式(5)自身存在缺陷, 式(5)的 $x_1^{(0)}$ 是原始序列的第 1 个数据, 与未来关系不密切, 且不是通过累加生成得到的, 规律性不强^[14], 这会影响到模型的推广性。为了提高模型的预测精度, 针对模型存在的问题, 在参数估计方法上应注重采用针对小样本的估计原则, 在预测方法上应注重采用保证模型具有良好推广性的技术。

2 基于 LS-SVM 算法与等维新息技术的改进 Verhulst 模型

2.1 LS-SVM 算法

假定训练样本为 (x_i, y_i) , 其中 $i = 1 \sim L$, $x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}$, 用非线性映射 $\varphi(x)$ 将样本从原空间映射到一个维数为 k 的高维特征空间 Z 中, 在该空间中构造最优线性回归函数, 即

$$f(x) = \boldsymbol{\omega}^T \varphi(x) + b \quad (7)$$

式中: 权向量 $\boldsymbol{\omega} \in \mathbf{R}^k$; 偏移量 $b \in \mathbf{R}$ 。

为使实际风险最小, 根据结构风险最小化原则, LS-SVM 算法可表述为如下优化问题^[12]:

$$\min_{\omega, b, \xi} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (8)$$

$$\text{s.t. } y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i \quad (i=1, 2, \dots, l)$$

式中： ξ_i 为误差项； λ 为调节因子，当 λ 为无穷大时，所得解为最小二乘解。

2.2 等维新息递补预测法

对于中长期电力负荷预测，真正具有实际意义且精度较高的预测值仅仅是最近的一些数据。采用等维新息递补数据处理技术可对灰色 Verhulst 模型进行改进。每当预测出一个新值时，把它加入到样本序列同时去掉样本序列中最早的 1 个数据，以保证在序列维数不变的前提下，样本数据中始终含有最新的数据信息。然后据此样本序列重新建立灰色 Verhulst 模型，这样周而复始直到完成预测目标为止^[9]。用这种新陈代谢的数据处理方式可明显提高模型的预测精度^[1]。

2.3 建立改进 Verhulst 模型的步骤

1) 根据原始数据，基于灰色 Verhulst 模型建立模型，如式(2)所示。

2) 用 LS-SVM 算法估计模型中的参数，首先将式(2)变形为 $X^{(0)} = -Z^{(1)} + b(Z^{(1)})^2$ ，进一步令 $Y = X^{(0)}$, $X = [-Z^{(1)}, (Z^{(1)})^2]$ ，其中 $Y = [x_2^{(0)}, x_3^{(0)} \dots, x_n^{(0)}]^T$, $Z^{(1)} = [z_2^{(1)}, z_3^{(1)}, \dots, z_n^{(1)}]$ 。因此估计参数 a 和 b 的问题可转化为利用如下训练样本在样本空间构造最优线性回归函数的问题：

$$\{(x_k, y_k) | (x_k, y_k) = [-z_k^{(1)}, (z_k^{(1)})^2, x_k^{(0)}]\}_{k=2}^n \quad (9)$$

$$y = \omega^T x = [a, b][[-z^{(1)}, (z^{(1)})^2]^T \quad (10)$$

利用 LS-SVM 算法求解最优线性回归函数的参数 a 和 b ，等价于求解如下优化问题：

$$\min_{\omega, \xi} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{k=2}^n \xi_k^2 \quad (11)$$

$$\text{s.t. } y_k = \omega^T x_k + \xi_k \quad (k=2, 3, \dots, n)$$

求解式(11)时，引入如下拉格朗日函数：

$$L(\omega, \xi, \alpha) =$$

$$\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{k=2}^n \xi_k^2 - \sum_{k=2}^n \alpha_k (\omega^T x_k + \xi_k - y_k)$$

式中 α_k 为拉格朗日乘子。根据库恩-图克优化条件，有 $\partial L / \partial \omega = 0$, $\partial L / \partial \xi_k = 0$, $\partial L / \partial \alpha = 0$ 。因此得到如下等式约束条件：

$$\begin{cases} \omega = \sum_{k=2}^n \alpha_k x_k \\ \alpha_k = \lambda \xi_k \\ \omega^T x_k + \xi_k - y_k = 0 \end{cases} \quad (12)$$

对于式(9)，消去 a 和 ξ ，问题归结为求解如下线性方程组：

$$(\Omega + I / \lambda) \alpha = y \quad (13)$$

式中： I 为 $n-1$ 维的单位阵； $\alpha = [\alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_n]^T$ ； $y = [y_2, y_3, \dots, y_n]^T$ ； $\Omega = (x_i^T x_j)$ 。

根据 Mercer 条件^[11]，定义线性(多项式)核函数 $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$ ，并将其代入式(13)，利用最小二乘法求出拉格朗日乘子 α^* 。根据式(12)中的 $\omega = \sum_{k=2}^n \alpha_k x_k$ ，可得到最优线性回归函数的系数，因此 Verhulst 模型的参数估计为

$$\hat{\omega} = (\hat{a}, \hat{b})^T = \sum_{k=2}^n \alpha_k^* x_k \quad (14)$$

3) 采用等维新息递补预测法对未来负荷进行预测，将所得参数代入式(1)，解微分方程，取 $\hat{x}_1^{(1)} = x_1^{(1)} = x_1^{(0)}$ ，得到如下预测公式：

$$\hat{x}_{k+1}^{(1)} = \frac{\hat{a} x_k^{(0)}}{\hat{b} x_k^{(0)} + (\hat{a} - \hat{b} x_k^{(0)}) e^{ak}} \quad (15)$$

从而可得原始序列的灰色预测值，即

$$\hat{x}_{k+1}^{(0)} = \hat{x}_{k+1}^{(1)} - \hat{x}_k^{(1)} \quad (k=1, 2, \dots, n) \quad (16)$$

根据式(16)计算出 $\hat{x}^{(0)}(n+1)$ ，把它加入到原样本序列后同时去掉样本序列中最早的 1 个数据，然后据此序列重新建立灰色 Verhulst 模型，并利用 LS-SVM 算法进行参数估计，采用等维新息递补预测法对下一个未来负荷进行预测，这样周而复始直到完成预测目标为止。

该方法不仅可发挥灰色 Verhulst 模型在处理具有“S 型”增长或处于饱和增长状态的负荷的优势，而且保留了 LS-SVM 算法在处理非线性问题上的特点，有利于提高模型的推广性。同时该方法还融入了等维新息技术新陈代谢的数据处理方式，使模型得到了有效修正，并具有动态的预测性能。

3 实例计算结果与分析

为了说明该改进模型的有效性，下文根据文献[9]中的用电量，以陕西省某市 1984—1990 年用电量为预测样本，对该市 1996 和 1997 年的用电量进行预测。该市年用电量历史数据见表 1。

表 1 陕西省某市 1984—1990 年用电量数据

Tab. 1 The electric energy data of a certain city from 1984 to 1990

年份	1984	1985	1986	1987
用电量/GWh	2 783.20	3 028.26	3 290.55	3 477.77
年份	1988	1989	1990	—
用电量/GWh	3 685.02	3 935.09	4 210.29	—

为便于处理,采用上述步骤进行预测时,式(11)中的调节因子 $\lambda=0.5$ 。基于传统灰色 Verhulst 模型、文献[9]的模型与本文模型得到的预测结果及其相对误差见表2,其中1996和1997年的用电量分别为6078.16和6364.68 GWh。

表2 基于不同模型得到的预测结果及其相对误差
Tab. 2 The forecasting results and relative errors based on different models

年份	预测结果/GWh			相对误差/%		
	Verhulst 模型	文献[9]	本文	Verhulst 模型	文献[9]	本文
1996	5 673.40	5 871.22	5 898.70	-6.659 3	-3.404 6	-2.952 5
1997	5 899.60	6 177.15	6 205.00	-7.307 2	-2.946 3	-2.508 8

对于城市电网中长期规划,当当年用电量预测相对误差小于10%时,该年的预测结果可视为高精度预测^[8],由表2可见,基于本文模型得到的1996和1997年该市用电量预测相对误差均在 $\pm 5\%$ 以内,预测精度较好。

4 结论

针对中长期电力负荷预测的特点,将LS-SVM算法与等维新息技术相结合,提出了用于中长期电力负荷预测的改进灰色Verhulst模型。该预测方法充分利用了LS-SVM求解速度快、模型参数确定方便的特点,将具有新陈代谢处理方式的等维新息技术用于模型预测,增强了模型的预测精度。实例计算结果表明,在中长期电力负荷预测中,采用该模型可很好解决“S型”增长或处于饱和增长状态的负荷预测问题,并获得较高的预测精度。

参考文献

- [1] 俞明生, 冯桂宏, 杨祥. 组合优化灰色模型在中长期电力负荷预测中的应用[J]. 沈阳工业大学学报, 2007, 29(2): 450-453.
Yu Mingsheng, Feng Guihong, Yang Xiang. Application of combined optimum grey model to mid and long term load forecasting [J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2007, 29(2): 450-453(in Chinese).
- [2] 徐军华, 刘天琪. 基于小波分解和人工神经网络的短期负荷预测[J]. 电网技术, 2004, 28(8): 30-33.
Xu Junhua, Liu Tianqi. An approach to short-term load forecasting based on wavelet transform and artificial neural network[J]. Power System Technology, 2004, 28(8): 30-33(in Chinese).
- [3] 李元诚, 方廷健, 于尔铿. 短期负荷预测的支持向量机方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 55-59.
Li Yuancheng, Fang Tingjian, Yu Erkeng. Study of support vector machines for short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 55-59(in Chinese).
- [4] 吴景龙, 杨淑霞, 刘承水. 基于遗传算法优化参数的支持向量机短期负荷预测方法[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2009, 40(1): 180-184.
Wu Jinglong, Yang Shuxia, Liu Chengshui. Parameter selection for support vector machines based on genetic algorithms to short-term power load forecasting[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2009, 40(1): 180-184(in Chinese).
- [5] 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 Yanxi, 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).
- [6] 马文晓, 白晓民, 沐连顺. 基于神经网络和模糊推理的短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2003, 27(5): 29-32.
Ma Wenxiao, Bai Xiaomin, Mu Lianshun. Short-term load forecasting using artificial neural network and fuzzy inference [J]. Power System Technology, 2003, 27(5): 29-32(in Chinese).
- [7] 高强, 王胜辉, 徐建源. 基于神经网络的中期电力负荷预测[J]. 沈阳工业大学学报, 2004, 26(1): 41-43.
Gao Qiang, Wang Shenghui, Xu Jianyuan. Study of mid-term electric load forecasting based on ANN[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2004, 26(1): 41-43(in Chinese).
- [8] 王成山, 杨军, 张崇见. 灰色系统理论在城市年用电量预测中的应用: 不同预测方法的分析比较[J]. 电网技术, 1999, 23(2): 15-18.
Wang Chengshan, Yang Jun, Zhang Chongjian. Application of grey system theory in city electricity demand forecasting[J]. Power System Technology, 1999, 23(2): 15-18(in Chinese).
- [9] 张伏生, 刘芳, 赵文彬, 等. 灰色 Verhulst 模型在中长期负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2003, 27(5): 37-40.
Zhang Fusheng, Liu Fang, Zhao Wenbin, et al. Application of grey Verhulst model in middle and long term load forecasting [J]. Power System Technology, 2003, 27(5): 37-40(in Chinese).
- [10] 邓聚龙. 灰色预测与决策[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1990: 33-58.
- [11] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. Heidelberg: Springer Verlag, 1995: 91-97.
- [12] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999(9): 293-300.
- [13] 拜存有, 冯旭, 张升堂, 等. 灰色等维新息模型在灌溉用水量预测中的应用研究[J]. 西北农林科技大学学报: 自然科学版, 2004, 32(9): 115-118.
Bai Cunyou, Feng Xu, Zhang Shengtang, et al. The application research on the grey equal-dimension and new-information in the prediction of irrigation water consumption [J]. Journal of Northwest A&F University: Natural Science Edition, 2004, 32(9): 115-118(in Chinese).
- [14] 张大海, 汪世芳, 史开泉. 灰色预测公式的理论缺陷及改进[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(8): 140-142.
Zhang Dahai, Wang Shifang, Shi Kaiquan. Theoretical defect of grey prediction formula and its improvement[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2002, 22(8): 140-142(in Chinese).



周德强

收稿日期: 2009-03-24。

作者简介:

周德强(1975—),男,讲师,主要从事统计学学习理论、模式识别理论和系统工程等方面的研究工作, E-mail: zdqmfk@yahoo.com.cn。

(责任编辑 杜宁)