

文章编号: 1001-0920(2009)12-1903-06

短期负荷预测 Volterra 滤波器模型

杜杰^{1,2}, 徐立中², 曹一家³, 郭创新², 侯荣涛¹, 徐昕¹

(1. 南京信息工程大学 计算机与软件学院, 南京 210044; 2. 浙江大学 电气工程学院, 杭州 310027; 3. 湖南大学 电气工程学院, 长沙 410082)

摘要: 讨论依据相空间邻近轨道演化相似性的特点构造训练模式, 建立短期负荷预测 Volterra 滤波器模型的问题. 以距离相似度和趋势相似度来衡量电力负荷吸引子轨道的相似度, 提出了电力负荷吸引子邻近轨道判别的新方法. 从模型训练充分性的角度出发, 探讨了模型训练集规模的选择依据. 仿真结果表明该模型是有效的.

关键词: 短期电力负荷预测; Volterra 滤波器模型; 相空间邻近轨道; 训练集规模

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Short-term load forecasting model based on Volterra filters

DU Jie^{1,2}, XU Li-zhong², CAO Yi-jia³, GUO Chuang-xin², HOU Rong-tao¹, XU Xin¹

(1. Institute of Computer and Software, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. School of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 3. School of Electrical Engineering, Hu'nan University, Changsha 410082, China. Correspondent: DU Jie, E-mail: dj_8203@163.com)

Abstract: The short-term load forecasting model with Volterra series based on the similarity of evolve tendency of the neighbor orbits in phase space is discussed. A new method of choosing neighbor orbits in phase space is presented by considering the Euclidean distance and the evolve tendency. In addition, the criterion for the choice of the training data set size according to the performances of the model is discussed in this paper. Simulation example results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: Short-term load forecasting; Volterra filters model; Neighbor orbits in phase space; Training data set size

1 引言

电力负荷数据弱混沌性的发现, 为短期电力负荷预测提供了新的研究方法. 混沌时间序列预测模型的最大特点是无需事先建立主观数学模型, 完全根据建模对象的规律或特征指数来建立模型, 从而提高了模型的准确度和可信度. 许多学者对电力负荷的非线性特性进行深入研究, 建立了多种短期负荷预测非线性模型, 如神经网络模型、最大 Lyapunov 指数模型、支持向量机模型等^[1-5].

近年来, 随着泛函理论的发展, 以 Volterra 滤波器为代表的混沌时间序列自适应预测模型受到广泛的关注^[6-8]. Volterra 滤波器模型的最大特点是 Volterra 非线性映射函数综合考虑混沌系统的非线性因素, 充分利用混沌系统的高阶矩信息, 因而更符合其本质. 现有的 Volterra 滤波器模型通过对混沌吸引子轨道逐点进行拟合训练, 实现对其非线性特

征的联想记忆. 然而, 当训练数据中包含的与预测轨道相关的信息过少或夹杂许多无关的信息时, 极易造成训练的不充分或过拟合, 其多步预测性能远低于单步预测性能, 并且训练数据量的选择缺乏规范的标准.

本文依据相空间中混沌吸引子邻近轨道演化趋势相似性的特点, 建立了 Volterra 映射函数, 提出优化训练模式的 Volterra 滤波器预测模型; 从衡量吸引子轨道相似性的角度出发, 提出一种负荷吸引子邻近轨道选择的新方法; 从模型训练充分性的角度出发, 探讨训练集规模的选择依据. 短期负荷预测实例验证了本文模型的有效性.

2 Volterra 自适应滤波器模型

2.1 Volterra 自适应滤波器模型原理

设序列 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 为某混沌系统的观测序列, 采样间隔为 Δt , 序列总长度为 N . 重构相空

收稿日期: 2008-02-25; 修回日期: 2008-06-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(50875175); 国家 973 计划项目(2004CB217902).

作者简介: 杜杰(1978—), 男, 南京人, 博士后, 从事非线性系统智能建模的研究; 曹一家(1969—), 男, 湖南邵阳人, 教授, 博士生导师, 从事进化计算、计算智能等研究.

间中点的矢量为 $X_j = [x_j, x_{j-\tau}, \dots, x_{j-(m-1)\tau}]$, $j = 1, 2, \dots, M$. 其中: m 为嵌入维数, τ 为延迟时间, $M = N - (m-1)\tau$ 为相空间点数.

Takens 定理指出:混沌系统一维观测序列经相空间重构,与原系统的混沌吸引子微分同胚.可通过动力系统的状态反过来构造原系统

$$X_{n+1} = \Phi(X_n), \quad (1)$$

其中 $\Phi(\cdot)$ 为重构的预测模型.研究表明,可用 Volterra 级数对式(1)的混沌系统建立模型,但由于 Volterra 无穷级数展开难以实现,且级数的输入维数不能无限长,实际应用中常采用有限截断的形式.式(1)的 p 阶截断求和形式的 Volterra 滤波器模型如下式所示:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{n+1} = & h_0 + \sum_{m_1=0}^{m-1} h_1(m_1)x_{n-m_1\tau} + \\ & \sum_{m_1=0}^{m-1} \sum_{m_2=m_1}^{m-1} h_2(m_1, m_2)x_{n-m_1\tau}x_{n-m_2\tau} + \dots + \\ & \sum_{m_1=0}^{m-1} \dots \sum_{m_p=0}^{m-1} h_p(m_1, \dots, m_p)x_{n-m_1\tau} \dots x_{n-m_p\tau}. \quad (2) \end{aligned}$$

其中: $h_p(m_1, m_2, \dots, m_p)$ 为 p 阶 Volterra 核, m 为滤波器的输入维数.

式(2)模型中滤波器的个数为 m 的幂指数关系,相应的计算量也呈同等级别增长,大大增加了工程实现的难度,因而只适合低维混沌系统的建模.一些学者对 Volterra 滤波器的简化问题进行讨论,如文献[9]采用 Laguerre 正交基描述 Volterra 核; [10]采用多维快速傅立叶变换实现对 Volterra 滤波器核的估计; [11]从混沌信号高阶奇异谱的特点进行分析,发现混沌信号可表示为一个高阶稀疏的 Volterra 级数展开式,即

$$\begin{aligned} \hat{x}_{n+1} = & h_0 + \sum_{i=0}^{m-1} h_1(i)x_{n-i\tau} + \sum_{i=0}^{m-1} h_2(0, i)x_{n-i\tau}^2 + \\ & \sum_{i=0}^{m-1} h_2(1, i)x_n x_{n-i\tau} + \dots + \sum_{i=0}^{m-1} h_p(0, i)x_{n-i\tau}^p + \\ & \sum_{i=0}^{m-1} h_p(1, i)x_n^{p-1} x_{n-i\tau} + \sum_{i=0}^{m-1} h_p(2, i)x_n^{p-1} x_{n-i\tau}. \quad (3) \end{aligned}$$

同式(2)相比,式(3)模型中滤波器的个数降为 $3(p+1)m - 2p$,其复杂性大大降低.该模型符合混沌信号的特点,适合高阶非线性系统并有较高的预测精度,因此本文采用该模型作为短期负荷预测的模型.

Volterra 滤波器模型的阶数 p 和输入维数 m ,对模型预测性能有很大影响,但目前还没有统一的选择标准.本文依据短期电力负荷预测模型的预测

效果,对这两个参数进行选择.

2.2 现有 Volterra 滤波器模型预测性能分析

现有 Volterra 滤波器模型的训练方式,均以预测起始点 X_M 为终点,向后倒推 S 个点 ($X_{M-S+1}, X_{M-S+2}, \dots, X_M$) 进行拟合训练.若以混沌吸引子拟周期 P 为间隔,则这 S 个点所构成的 S/P 个周期训练轨道,未必都与预测点所在轨道的演化趋势相同.尤其是对电力系统负荷数据,不仅工作日和休息日的负荷模式差别较大,而且不同季节的负荷模式也各有不同,因此现有 Volterra 滤波器模型对短期负荷预测的精度和模型稳定性不能满足要求.另外,训练数据量 S 选择的随意性更加重了模型构建的难度.

从文献[11]的对比实验结果看,现有 Volterra 滤波器模型的多步预测性能远低于单步预测性能,采用 3 阶模型针对 Mackey-glass 方程的 2 步预测相对误差是单步预测的 3.45 倍,4 步预测相对误差是单步预测的 16.41 倍.

3 优化训练模式的 Volterra 滤波器模型

3.1 模型思路

相空间中混沌吸引子邻近轨道演化具有自相似性的特点,因此本文模型的出发点在于:从相空间中寻找与预测轨道演化趋势相似的 N_p 个周期轨道作为训练数据,从而提升模型的性能.问题的关键在于:1)选取与预测轨道的邻近轨道作为模型的训练数据,提高模型的学习性能;2)在模型训练充分性的前提下,合理控制训练集规模,降低模型计算复杂度.

3.2 负荷吸引子邻近轨道的选取

现有的相空间邻近轨道的选取大致可分为欧氏距离法^[3]和相关系数法^[4].这些方法均从某一角度切入问题,如欧氏距离法仅以距离作为参考标准,易引入伪邻近点;相关系数法重点对线段的相关性进行研究,未能从整个轨道的角度考虑问题.邻近轨道的选取需要对轨道点的欧氏距离和轨道多步演化趋势进行综合分析,本文由此提出一种新的负荷吸引子邻近轨道选取策略.

设 X_M 为混沌吸引子的预测起始点, $\{X_i, i = 1, 2, \dots, k\}$ 为 X_M 邻域内的 k 个近邻点并限制短暂分离(即 X_i 分属于不同的混沌轨道), X_{M-p} 和 X_{i-p} 分别为 X_M 和 X_i 回溯第 p ($p = 1, 2, \dots$) 步长点, $[\cdot]$ 表示向量的内积, $\|\cdot\|$ 表示向量的距离范数, $|\cdot|$ 表示绝对值.在此前提下给出如下定义:

定义 1 X_i 与 X_M 的距离相似度

$$\delta(M, i) =$$

$$\frac{\max(\|X_M - X_i\|) - \min(\|X_M - X_i\|)}{\max(\|X_M - X_i\|) + \min(\|X_M - X_i\|)},$$

$$\delta(M, i) \in [0, 1]. \quad (4)$$

其值越大表示相空间中两点越靠近。

定义 2 X_i 与 X_M 的方向相似度

$$\varphi(M, i) = \left| \frac{[X'_M - X_{M-1}, X_i - X_{i-1}]}{\|X_M - X_{M-1}\| \|X_i - X_{i-1}\|} \right|,$$

$$\varphi(M, i) \in [0, 1]. \quad (5)$$

方向相似度由向量的余弦夹角关系演化而来。当向量正交时, $\varphi(M, i)$ 取最小值 0; 当向量平行时, $\varphi(M, i)$ 取最大值 1。

定义 3 X_i 与 X_M 的向量相似度

$$\mu(M, i) = \alpha\delta(M, i) + (1 - \alpha)\varphi(M, i),$$

$$\alpha \in [0, 1]. \quad (6)$$

其中 α 为调节 $\delta(M, i)$ 和 $\varphi(M, i)$ 的比例因子。

定义 4 X_i 与 X_M 所在轨道的相似度

$$\zeta_i = \sum_{j=0}^s \mu(M - j, i - j)e^{-\lambda_1 j}. \quad (7)$$

其中 ζ_i 为衡量轨道 s 步演化的相似性, 它综合考虑了邻近轨道发散率(最大 Lyapunov 指数 λ_1) 对轨道相似性的影响程度。随着回溯步数 j 的增加, $\mu(M - j, i - j)$ 的影响力呈 $e^{-\lambda_1}$ 递减。

3.3 训练所用数据量的选择

训练数据量实际上就是轨道数 N_p 。设 $N_p = n$ ($n = 1, 2, \dots$) 时模型的预测误差为 $E(n)$, 随着 n 的增加, 模型训练不断充分, $E(n)$ 不断降低。当 $n > k$ ($k = 1, 2, \dots$) 时, 模型已达到精度要求或 $E(n)$ 降低到一定的范围, 这时模型训练最为充分, k 即为最佳训练轨道数。继续增加 k 不仅加重了模型的训练负担, 而且有可能影响到训练效果。

4 计算实例

4.1 数据准备

选用某地区电网 2003 ~ 2004 年每天 24h 整点负荷时间序列进行预测建模实验。事先采用文献 [12] 方法对其进行去噪声和数据补缺处理, 并计算其延迟时间 $\tau = 6$, 嵌入维数 $m = 5$, 重构吸引子如图 1 所示。模型评价指标为相对误差 E_{APE} , 平均相对误差 E_{MAPE} , 最大相对误差 E_{max} , 相对误差分别小于 1% 和 2% 的时刻百分比 N_{P1} 和 N_{P2} 。其中

$$E_{APE} = |\hat{y}_i - y_i| / y_i \times 100, \quad (8)$$

$$E_{MAPE} = \sum_{j=1}^l E_{APE} / l. \quad (9)$$

式中: \hat{y}_i 和 y_i 分别为第 i 步预测值和真实值, l 为预测步长。

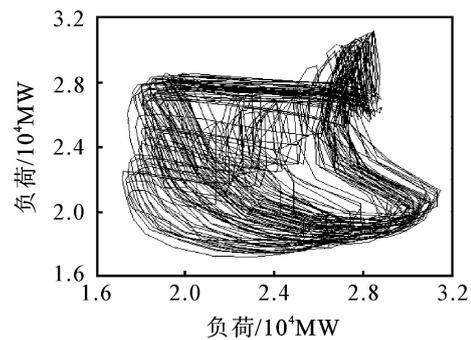


图 1 电力负荷重构吸引子

4.2 模型构造

由于不同季节中工作日与非工作日负荷的差异性, 本文以建模效果为依据, 按不同季节和是否为工作日来划分, 对选择的滤波器阶数 p , 输入维数 m , 回溯步长 s 和训练轨道数 N_p 进行实验。

采用本文模型和原有 Volterra 滤波器模型^[11], 对 2004 年 1 月 12 日(冬季)工作日类型的日负荷, 预测 p 和 N_p 的对比实验如表 1 所示。以 E_{MAPE} 作为误差评判标准, 其余参数分别为 $m = 5, s = 3$ 。

从实验结果可得出以下结论:

表 1 滤波器阶数对模型精度的影响

模型	p	E_{MAPE}						平均
		$N_p = 19$	$N_p = 20$	$N_p = 21$	$N_p = 22$	$N_p = 23$	$N_p = 24$	
本文模型	2	5.2673	3.6309	3.6312	4.3281	4.2184	4.1785	4.2091
	3	2.4266	2.0043	1.4801	2.6079	2.8460	3.2216	2.4311
	4	1.7847	1.9232	1.3703	1.4551	1.8581	2.0228	1.7357
	5	2.0514	1.7761	1.6014	2.2789	1.4320	2.6336	1.9622
	平均	2.8825	2.3336	2.0275	2.6675	2.5886	3.0141	
原有模型	2	14.8311	15.4555	15.5838	13.7295	13.3555	14.2509	14.5344
	3	11.7855	5.3193	3.2233	2.4798	3.4113	3.4680	4.9479
	4	4.7782	2.9118	1.6324	1.9567	1.8900	1.9754	2.5240
	5	3.7261	3.5108	2.3770	2.1329	1.8932	3.0344	2.7790
	平均	8.7802	6.7994	5.7041	5.0747	5.1375	5.6821	

表2 短期负荷预测 Volterra 滤波器模型参数

	实验1		实验2		实验3		实验4	
季节	冬季		春季		夏季		秋季	
季节月份	12,1,2		3,4,5		6,7,8		9,10,11	
预测日期	1.12-1.18		4.12-4.18		7.12-7.18		10.11-10.17	
日类型	W	R	W	R	W	R	W	R
滤波器阶数	4	4	4	4	4	4	4	4
输入维数	5	5	5	5	5	5	5	5
回溯步长	3	2	3	2	2	2	3	2
训练轨道数	21	21	22	21	21	19	23	21

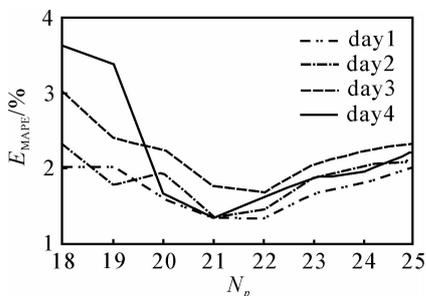
1) 两种模型的预测精度均随 p 的增加而明显提高,并在 $p = 4$ 时整体预测效果达到最优.当 p 继续增加时,整体预测精度反而有所降低,说明 Volterra 滤波器的阶数并非越大越好.这与文献[11]的结论相吻合.

2) 本文模型的预测精度优于原有模型,特别是对低阶 Volterra 滤波器模型.本文模型对 2 阶 Volterra 滤波器模型的 E_{MAPE} 平均为 4.2091%,而原有模型则高达 14.5344%,表明本文模型的训练方式能显著提高低阶 Volterra 滤波器模型的预测精度.

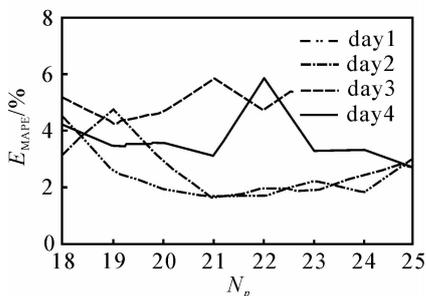
3) 当 $p = 4, N_p = 21$ 时,本文模型的 $E_{MAPE} = 1.3703%$,达到最小;各 p 和 N_p 下 E_{MAPE} 的平均值也最小.原有模型的最小 E_{MAPE} 同样出现在 $p = 4$ 的模型中,但 E_{MAPE} 最小值为 1.6324%,大于本文模型的 E_{MAPE} 最小值,且原有模型在 p 和 N_p' 下 E_{MAPE} 的平均最小值位置并不吻合,因此增加了训练数据量选择的难度.

表1是对一天的计算结果,缺乏普遍性.图2为该日周围连续4个工作日对4阶模型的计算结果.可以看出,本文模型的整体预测精度高于原有模型,而且预测误差随着训练数据量的增加呈现先降后升的情形,在 $N_p = 21$ 附近模型的预测性能最高.这说明并非训练数据量越多模型精度越高, N_p 过大只会引入与预测日负荷演化趋势相似性较弱的训练数据,反而影响了模型精度.原有模型整体预测精度较低,性能不稳定,预测精度与所采用的训练数据量之间没有明显的对应关系.

对 m 的选择仍以 2004 年 1 月 12 日为例,且 $p = 4, N_p = 21, s = 3$,实验结果如图3所示.可见当 m 等于负荷吸引子的嵌入维时,模型预测精度最高.



(a) 本文模型



(b) 原有模型

图2 训练集大小对模型精度的影响

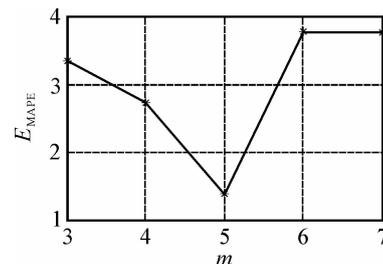


图3 输入维数对模型精度的影响

不同季节模型参数的选择结果如表2所示.其中:W为工作日,R为非工作日.

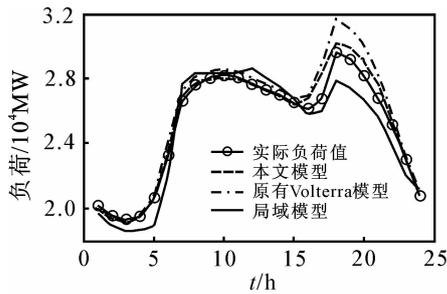
4.3 预测结果

采用本文模型(模型1)、原有 Volterra 滤波器模型(模型2)和线性局域模型(模型3),分别对2004年不同季节和日类型进行日负荷预测对比实验.原模型采用预测日前21天的历史数据作为训练集,线性局域模型采用的邻近轨道数为21.

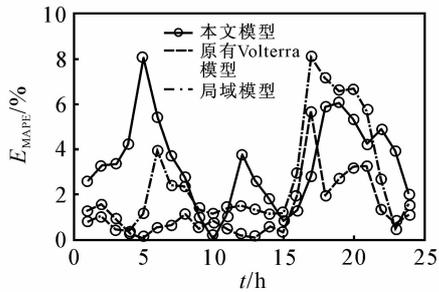
(1) 单日电力负荷预测结果

图4为2004年1月15日共24h的预测结果.由图可见,3种模型在负荷变化平缓区域(对应为第7h~第15h)的预测精度明显高于负荷变化剧烈的区域(对应为第1h~第6h,第16h~第24h).其中:本文模型的 $E_{MAPE} = 1.329%$,预测精度最高;原有模型的 $E_{MAPE} = 1.657%$,预测精度居中;线性局域模

型的 $E_{MAPE} = 3.382\%$ ，预测精度最低。



(a) 日负荷预测结果



(b) 预测相对误差

图 4 24h 日负荷预测结果

表 3 2004 年不同季节周负荷预测结果 %

日类型	误差	模型 1	模型 2	模型 3
实验 1 工作日	E_{MAPE}	1.680	2.287	3.612
	E_{max}	6.111	9.088	10.187
	NP_1	52.5	41.67	40
	NP_2	76.67	63.33	57.5
实验 1 休息日	E_{MAPE}	2.638	4.289	4.476
	E_{max}	8.162	12.56	11.45
	NP_1	47.92	35.42	37.5
	NP_2	66.67	54.17	52.08
实验 2 工作日	E_{MAPE}	1.586	1.828	2.137
	E_{max}	4.981	7.24	10.862
	NP_1	54.17	50.83	48.33
	NP_2	74.16	57.5	55
实验 2 休息日	E_{MAPE}	1.810	1.920	2.479
	E_{max}	4.190	5.128	5.832
	NP_1	52.08	52.08	47.92
	NP_2	70.83	66.67	58.33
实验 3 工作日	E_{MAPE}	2.865	4.568	6.637
	E_{max}	8.878	11.172	13.680
	NP_1	43.33	40.83	37.5
	NP_2	57.5	54.17	47.92
实验 3 休息日	E_{MAPE}	3.589	5.201	6.171
	E_{max}	7.107	13.175	14.187
	NP_1	39.58	35.42	29.17
	NP_2	52.08	47.91	43.75
实验 4 工作日	E_{MAPE}	1.490	1.887	2.018
	E_{max}	4.682	6.182	5.980
	NP_1	56.67	51.67	52.5
	NP_2	74.17	66.67	67.5
实验 4 休息日	E_{MAPE}	1.888	2.301	2.980
	E_{max}	5.020	6.801	7.001
	NP_1	52.08	45.83	45.83
	NP_2	68.75	66.67	62.5

(2) 不同季节负荷预测结果

2004 年不同季节工作日和休息日的周负荷预测统计结果如表 3 所示。

从以上 3 种模型的预测统计结果可以得出：

1) 总体而言，本文模型的预测精度优于另两种模型；工作日的预测精度好于休息日的预测精度。

2) 由于受天气等因素的影响，本文选用的该地区夏季负荷变化远比其他 3 个季节剧烈，导致夏季电力负荷预测精度低于其他季节。

3) 通过对比可以发现：线性局域模型直接依据多条邻近轨道构造线性预测函数，计算量最小，但由于线性本质，使其对复杂非线性系统的拟合性能较弱。Volterra 滤波器模型利用混沌系统的高阶矩信息，构造针对相空间中混沌吸引子轨道的非线性拟合函数，其整体预测精度高于局域模型，但其计算量远大于局域模型。本文依据相空间中邻近轨道演化相似性的特点来构造 Volterra 滤波器模型，并在模型训练方式、训练集规模选取等方面作出多项改进，因而其模型计算量、多步预测性能等均优于原有 Volterra 滤波器模型。

5 结 论

1) 本文提出短期负荷预测 Volterra 滤波器模型，依据相空间中邻近轨道演化相似性原理对模型进行训练，增强了模型的学习和泛化能力，简化了模型的计算量。

2) 提出了负荷吸引子邻近轨道的选取策略，该方法的最大特点是以距离和方向双重标准来衡量吸引子轨道多步演化的相似性。

3) 短期电力负荷预测结果表明：训练模式的改善和训练集规模的选择能有效提高 Volterra 滤波器模型的预测精度和可靠性，降低建模难度，其整体预测精度高于局域模型。

参考文献 (References)

[1] Hippert H S, Pedreira C E, Souza R C. Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2001, 16(1): 44-55.

[2] Michanos S P, Tsakoumis A C, Fessas P, et al. Short-term load forecasting using a chaotic time series[C]. Int Symp on Signals, Circuits and Systems, Lasi, 2003, 2: 437-440.

[3] 吕金虎, 占勇, 陆君安. 电力系统短期负荷预测的非线性混沌改进模型[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(12): 80-83.

(Lv J H, Zhan Y, Lu J A. The non-linear chaotic improved model of the electric power system short-term load forecasting[J]. Proc of the CSEE, 2000, 20(12):

80-83.)

- [4] 蒋传文, 袁智强, 侯志俭, 等. 高嵌入维混沌负荷序列预测方法研究[J]. 电网技术, 2004, 28(3): 25-28.

(Jiang C W, Yuan Z Q, Hou Z J, et al. Research of forecasting method on chaotic load series with high embedded dimension [J]. Power System Technology, 2004, 28(3): 25-28.)

- [5] 牛东晓, 刘达, 陈广娟, 等. 基于遗传优化的支持向量机小时负荷滚动预测[J]. 电工技术学报, 2007, 22(6): 148-153.

(Niu D X, Liu D, Chen G J, et al. Support vector machine models optimised by genetic algorithm for hourly rolling forecasting [J]. J of China Electrotechnical Society, 2007, 22(6): 148-153.)

- [6] Bondon P, Combettes P L, Picinbono B. Volterra prediction models and higher order whiteness[C]. IEEE Int Conf on Acoustics, Speech and Signal Processing. Minneapolis, 1993, 4: 212-215.

- [7] Mirri D, Iuculano G, Traverso P A, et al. Non-linear dynamic system modelling based on modified Volterra series approaches[J]. Measurement, 2003, 33(1): 9-21.

- [8] 张家树, 肖先赐. 混沌时间序列的 Volterra 自适应预测[J]. 物理学报, 2000, 49(3): 403-406.

(Zhang J S, Xiao X C. Predicting low-dimensional chaotic time series using Volterra adaptive filters [J]. Acta Physica Sinica, 2000, 49(3): 403-406.)

- [9] Ricardo J G B Campello, Wagner C do Amaral, Gérard Favier. A note on the optimal expansion of Volterra models using Laguerre functions[J]. Automatica, 2006, 42(4): 689-693.

- [10] Bernardini R. A fast algorithm for general Volterra filtering[J]. IEEE Trans on Communications, 2000, 48(11): 1853-1864.

- [11] 张家树, 肖先赐. 混沌时间序列的自适应高阶非线性滤波预测[J]. 物理学报, 2000, 49(7): 1221-1227.

(Zhang J S, Xiao X C. Prediction of chaotic time series by using adaptive higher-order nonlinear fourier infrared filter[J]. Acta Physica Sinica, 2000, 49(7): 1221-1227.)

- [12] 杨争林, 宋燕敏, 曹荣章, 等. 超短期负荷预测在发电市场中的应用[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(11): 14-17.

(Yang Z L, Song Y M, Cao R Z, et al. Application of ultra-short term load forecasting in power market [J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(11): 14-17.)

(上接第 1902 页)

- [3] 郭亚锋, 李少远. 网络控制系统的 H_∞ 状态反馈控制器设计[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(3): 414-420.

(Guo Y F, Li S Y. H_∞ state-feedback controller design for networked control systems [J]. Control Theory and Applications, 2008, 25(3): 414-420.)

- [4] 李金娜, 张庆灵, 韩世迁. 具有饱和非线性约束的网络控制系统鲁棒 H_∞ 优化控制[J]. 东北大学学报, 2008, 29(5): 617-620.

(Li J N, Zhang Q L, Hang S Q. Optimal robust H_∞ control for networked control systems with saturated non-linear restriction [J]. J of Northeastern University, 2008, 29(5): 617-620.)

- [5] 邱占芝. 广义网络控制系统分析、建模与控制[D]. 沈阳: 东北大学, 2006: 51-59.

(Qiu Z Z. The analysis, modeling and control for descriptor networked control systems [D]. Shenyang: Northeastern University, 2006: 51-59.)

- [6] 崔家骥. 现代控制系统设计理论的新发展[M]. 第 2 版. 北京: 科学出版社, 2007.

(Cui J J. The new development of modern control system design theory [M]. 2nd ed. Beijing: Science

Press, 2007.)

- [7] 苏宏业, 褚健, 鲁仁全, 等. 不确定时滞系统的鲁棒控制理论[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 43-47.

(Su H Y, Chu J, Lu R Q, et al. The robust control theory of uncertain time-delay system [M]. Beijing: Science Press, 2007: 43-47.)

- [8] 樊卫华, 蔡骅, 胡维礼, 等. 时延网络控制系统的稳定性[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(6): 880-884.

(Fan W H, Cai H, Hu W L, et al. Stability of networked control systems with time-delay [J]. Control Theory and Applications, 2004, 21(6): 880-884.)

- [9] 梅生伟, 申铁龙, 刘康志. 现代鲁棒控制理论与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.

(Mei S W, Shen T L, Liu K Z. Modern robust control theory and applications [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003.)

- [10] 俞立. 鲁棒控制——线性矩阵不等式处理方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.

(Yu L. Robust control — Linear matrix inequality approach [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002.)