

供热负荷时间序列混沌特性分析及预报模型研究*

张永明[†] 齐维贵

(哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 哈尔滨 150001)

(2010年12月6日收到; 2010年12月25日收到修改稿)

为揭示供热负荷时间序列蕴含的内在动态特性, 采用非线性分析方法对供热负荷时间序列混沌特性进行识别. 以集中供热热源和热力站负荷时间序列为研究对象, 进行相空间重构, 求得了饱和关联维数和最大 Lyapunov 指数, 验证了供热负荷时间序列的混沌特性, 为供热负荷预报研究提供了混沌理论基础. 针对现有供热负荷预报方法多为主观模型方法, 本文提出了一种基于 Volterra 自适应滤波器的供热负荷预报方法, 该方法不必事先建立主观模型, 而直接根据负荷序列本身的特性进行预报, 避免了负荷预报的人为主观性. 最后, 给出了供热负荷预报算例, 仿真结果表明二阶 Volterra 自适应滤波器模型预报精度较高, 可满足供热工程节能控制及热力调度的需要.

关键词: 供热节能, 负荷预报, 混沌, Volterra 自适应滤波器

PACS: 05.45.Tb, 47.53.+n, 88.05.Sv

1. 引言

建筑是节能减排、应对气候变化最重要的领域之一, 而且是刚性的排放领域. 我国既有建筑存量已达 $430 \times 10^8 \text{ m}^2$, 而且平均每年还要建 $20 \times 10^8 \text{ m}^2$ 左右的新建筑, 预计这一过程还要持续 25—30 年, 中国将成为二氧化碳排放量最大的国家, 建筑节能势在必行^[1]. 我国三北地区供热能耗占全社会能耗的 27.2%, 供热不但能耗大, 而且效率低, 单位面积供热能耗是发达国家的 3—4 倍^[2], 为落实国家节能政策、降低碳排放, 研究供热节能意义重大.

供热节能的关键是“负荷预报和系统优化配置”. 近年来国内外学者和供热系统运行管理专家不断探索, 形成了一系列行之有效的供热负荷预报方法, 如时间序列模型^[3]、神经网络模型^[4]、支持向量机模型^[5]等, 但这些方法的共同特点是先建立数据序列的主观模型, 然后根据主观模型进行计算和预报. 随着混沌(chaos)科学的发展, 使得可以不必事先建立主观模型, 而直接根据数据序列本身所计算出来的客观规律进行预报, 这样可以避免预报的

人为主观性, 提高预测的精度和可信度. 我们知道, 对于确定的混沌系统, 可以采用混沌相关理论进行预报, 并能够获得较高的预报精度. 因此确定供热负荷时间序列是否具有混沌特性, 是应用混沌理论进行供热负荷预报的前提.

近年来混沌时间序列建模及预测已成为混沌研究领域中的研究热点, 张家树和肖先赐^[6-9]等创建了混沌信号非线性自适应预测技术的框架, 提出并研究了多种非线性自适应预测算法. 目前, 混沌信号自适应预测法已经广泛应用于通信、图像处理、非线性系统辨识和控制等领域, 本文拟将这一预测方法用于供热负荷预报研究.

本文以采集的供热系统热源和热力站负荷时间序列作为研究对象, 检验供热负荷的混沌特性. 首先, 利用互信息法来确定时间延迟, 利用伪邻域法确定最佳嵌入维数, 对热源及热力站负荷序列进行相空间重构. 然后, 利用饱和关联维数和最大 Lyapunov 指数两个特征量, 来识别供热负荷时间序列的混沌特性. 最后, 利用供热负荷时间序列的混沌特性, 采用 Volterra 自适应滤波器对供热负荷预报进行研究, 以期获得供热负荷预报的新方法、新

* 国家“十一五”科技支撑计划重大项目(批准号:2006BAJ03A04)资助的课题.

[†] E-mail: hit123@163.com

思路,为供热系统节能控制提供工程应用参考.

2. 供热负荷数据采集与预处理

2.1. 供热负荷数据采集

为使研究更具有有一般性,本文分别在集中供热系统的热源和热力站采集负荷相关数据进行研究.从哈尔滨市某热源2007年冬季至2008年春季采暖期,每隔1h采样一次,获得的负荷数据作为热源负荷的原始数据,如图1所示.从大庆市某热力站取得2007年12月—2008年4月,每隔1h采样一次,获得的负荷数据作为热力站负荷的原始数据,如图2所示,由于采样时期是采暖期的中后期,随着室外温度的升高,供热负荷呈下降趋势,并且由于春节期间供热负荷基本不作调节,图中有几段非常平滑.

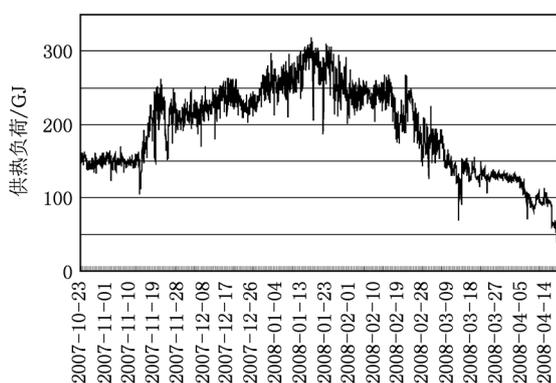


图1 热源供热负荷

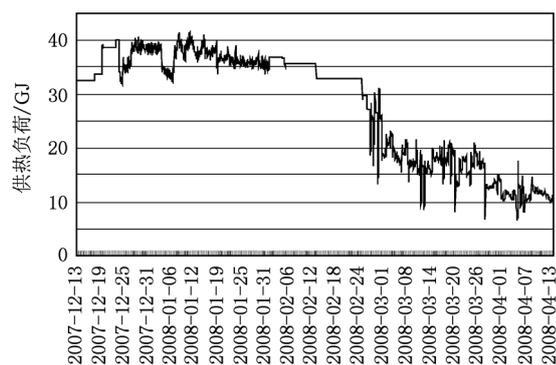


图2 热力站供热负荷

2.2. 供热负荷数据预处理

丰富可信的样本是负荷预报的依据,从热源及

热力站取得的原始数据,由于设备故障、线路检修或突发事件等因素的影响,负荷数据可能不连续,并且可能存在着一些异常值,这些数据会降低预报的准确性和可信性,需对其进行预处理,如何正确合理的识别不良数据,剔除异常数据、补全空缺数据是进行负荷预报研究的基础和前提.

对空缺数据的补全,若负荷数据的空缺值并不是大量连续出现,可以用相邻数据的均值进行代替;若负荷数据表现为某段时间内的值为空值,可采用曲线置换法补全,并对补全接头处进行平滑.对异常数据的处理,常用分时段设定阈值判别法,对区间的负荷数据进行筛选,然后再对筛选出的异常数据进行修正,修正方法主要有经验修正法、曲线置换法、数据横向及纵向对比法、插值法以及概率统计法等.

3. 供热负荷时间序列相空间重构

在重构相空中,时间延迟 τ 和嵌入维数 m 的选取具有十分重要的意义,同时这种选取也是很困难的.时间延迟 τ 和嵌入维数 m 的选取方法较多,其中互信息法^[10]在时间延迟 τ 的选取上比较有优势,伪邻域法^[11]在嵌入维数 m 的选取上效果较好,因此本文采用互信息法和伪邻域法来计算该热源和热力站负荷时间序列的时间延迟 τ 和嵌入维数 m .

3.1. 互信息法确定时间延迟

对于时间序列 $\{x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_n)\}$, 设时间延迟为 τ , 则时间序列变为 $\{x_{i+\tau}, i = 1, 2, \dots, n\}$, x_k 在序列 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 中出现的概率为 $P(x_k)$, $x_{k+\tau}$ 在序列 $\{x_{i+\tau}, i = 1, 2, \dots, n\}$ 中出现的概率为 $P(x_{k+\tau})$, x_k 和 $x_{k+\tau}$ 在两个序列中共同出现的联合概率为 $P(x_k, x_{k+\tau})$, 其中概率 $P(x_k)$ 和 $P(x_{k+\tau})$ 可通过在相应时间序列中出现的频率得到,联合概率 $P(x_k, x_{k+\tau})$ 可通过在平面 $(x_k, x_{k+\tau})$ 上数对应的格子得到,则互信息函数为

$$I(\tau) = \sum_{k=1}^N P(x_k, x_{k+\tau}) \log_2 \frac{P(x_k, x_{k+\tau})}{P(x_k)P(x_{k+\tau})}, \quad (1)$$

其中,最佳时间延迟 τ 取互信息函数的第一个极小值.

利用互信息法求 τ , 计算结果如图3,表1和表2所示.图3分别给出了热源和热力站负荷时间序列平均互信息与时间延迟的关系曲线,表1和表2分

别给出了热源和热力站负荷时间序列时间延迟 τ 从 1 增加到 30 的平均互信息. 由此可看出热源负荷时间序列互信息在 τ 为 9 h 时取得极小值, 因此, 热源负荷时间序列最佳时间延迟 τ 取 9 h; 热力站负荷时间序列互信息在 τ 为 18 h 时取得极小值, 因此, 热力站负荷时间序列最佳时间延迟 τ 取 18 h.

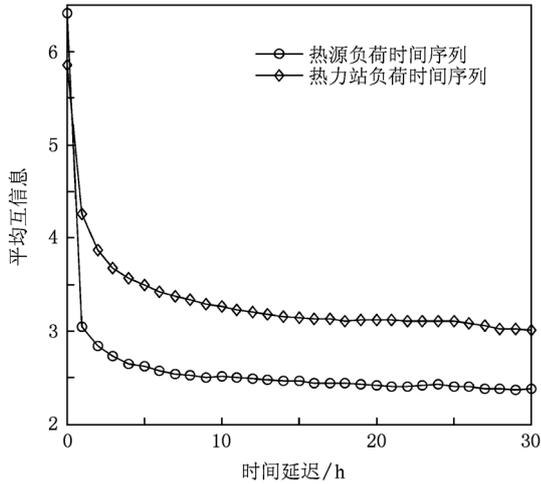


图3 平均互信息-时间延迟关系曲线

表1 热源负荷时间序列平均互信息与时间延迟对应关系表

时间延迟 τ	平均互信息	时间延迟 τ	平均互信息	时间延迟 τ	平均互信息
1	3.0499	11	2.5039	21	2.4087
2	2.8396	12	2.4854	22	2.4100
3	2.7312	13	2.4833	23	2.4137
4	2.6518	14	2.4663	24	2.4279
5	2.6284	15	2.4626	25	2.4091
6	2.5764	16	2.4390	26	2.4025
7	2.5397	17	2.4397	27	2.3855
8	2.5288	18	2.4460	28	2.3853
9	2.5035	19	2.4355	29	2.3708
10	2.5195	20	2.4193	30	2.3764

表2 热力站负荷时间序列平均互信息与时间延迟对应关系表

时间延迟 τ	平均互信息	时间延迟 τ	平均互信息	时间延迟 τ	平均互信息
1	4.2596	11	3.2302	21	3.1158
2	3.8743	12	3.1993	22	3.1121
3	3.6718	13	3.1763	23	3.1118
4	3.5671	14	3.1537	24	3.1077
5	3.4945	15	3.1438	25	3.1061
6	3.4260	16	3.1323	26	3.0871
7	3.3739	17	3.1263	27	3.0586
8	3.3366	18	3.1090	28	3.0209
9	3.2940	19	3.1185	29	3.0258
10	3.2625	20	3.1200	30	3.0051

3.2. 伪邻域法确定嵌入维数

设在 d 维空间任一点 $x_r(n) = \{s(i), s(i + \tau), \dots, s(i + d_E - 1)\tau\}$, 其第 r 个点为最近邻点记为 $x_r(n)$, 点 $x(n)$ 与 $x_r(n)$ 的距离平方为

$$R_d^2(n, r) = \sum_{k=0}^{d-1} [s(n + k\tau) - s^{(r)}(n + k\tau)]^2. \quad (2)$$

当嵌入维数从 d 增加到 $d + 1$, 给矢量 $x(n)$ 的每个分量都加上第 $d + 1$ 个坐标. 在 $d + 1$ 维空间, 点 $x(n)$ 与这同一邻点的距离是

$$R_{d+1}^2(n, r) = R_d^2(n, r) + [s(n + d\tau) - s^{(r)}(n + d\tau)]^2, \quad (3)$$

判断伪邻点的依据为

$$\left[\frac{R_{d+1}^2(n, r) - R_d^2(n, r)}{R_d^2(n, r)} \right]^{1/2} > R_{tol}, \quad (4)$$

R_{tol} 是设定的门限值, 根据这一判据, 统计吸引子轨道上具有伪邻点的 $x(n)$ 的数目, 然后增加嵌入维数 d , 直到伪邻点数目降至零, 此时的嵌入维数则为最小嵌入维数.

利用伪邻域法计算最小嵌入维数 m , m 从 1 开始, 计算虚假最近邻点的比例, 逐渐增加 m , 直到虚假最近邻点的比例小于 5% 或虚假最近邻点不再随着 m 的增加而减少时的 m 为最小嵌入维数, 计算结果如图 4 和表 3 所示, 由此可以看出热源和热力站负荷时间序列的最小嵌入维数分别为 4 和 6.

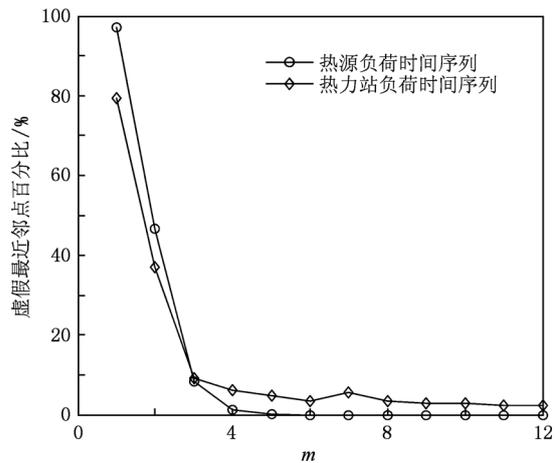


图4 虚假最近邻点-嵌入维数曲线

表3 热源和热力站虚假最近邻点百分比与嵌入维数对应关系表

嵌入维数	热源	热力站	嵌入维数	热源	热力站
1	97.1747	79.4927	7	0	5.5377
2	46.6287	36.9418	8	0	3.4655
3	8.2146	9.2533	9	0	2.8224
4	1.1159	6.1451	10	0	2.9296
5	0.0475	4.7160	11	0	2.2508
6	0	3.5013	12	0	2.3937

因此,热源和热力站负荷时间序列可根据下式进行相空间重构

$$Y(t_i) = [x(t_i), x(t_i + \tau), \dots, x(t_i + (m - 1)\tau)]^T, \quad (5)$$

其中, $i = 1, 2, \dots$, $x(\cdot)$ 为时间序列中的某一点, $Y(t_i)$ 为相空间重构获得的样本, 并简记为 Y_i , 对于热源负荷时间序列时间延迟 $\tau = 9$ h, 嵌入维数 $m = 4$; 对于热力站负荷时间序列时间延迟 $\tau = 18$ h, 嵌入维数 $m = 6$.

4. 供热负荷时间序列混沌特性识别

本文利用混沌分析原理来识别供热负荷序列是否具有混沌性, 从两个基本特征上来判断: 一是系统相空间中的吸引子是否具有自相似结构的分数维几何体, 二是系统对于初始状态条件是否敏感. 下面通过计算表征以上两个特征量的饱和关联维数和最大 Lyapunov 指数, 来识别供热负荷时间序列的混沌特性.

4.1. 饱和关联维数法

Grassberger 和 Procaccia 提出了关联维数方法^[12,13], 用以考察时间序列的非线性特性. 对于随机序列, 关联维数随着嵌入维数的增加而增大, 不会达到饱和; 而对于混沌序列, 关联维数随着嵌入维数的增加而逐渐趋于饱和. 因此, 可以根据关联维数是否具有饱和现象来区别混沌序列与随机序列.

考虑吸引子附近的矢量集合 $\{Y_i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 关联积分 $C(r)$ 定义为对于任意给定的 r , 那些彼此之间的距离小于 r 的点数对 (Y_i, Y_j) 的数量占所有可能的点数对的比例, 即

$$C(r) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N \Theta(r - |Y_i - Y_j|), \quad (6)$$

其中

$$\Theta(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0, \\ 1, & x > 0. \end{cases} \quad (7)$$

当 $N \rightarrow \infty$ 时, 对任意小 r , 可以预期 C 遵循指数幂变化规律, 即 $C(r) \propto r^D$, 从而关联幂可以通过对 $\ln(C(r))$ 与 $\ln(r)$ 的导数计算得到

$$D = d(\ln[C(r)]) / d(\ln(r)). \quad (8)$$

本文利用 G-P 算法计算去趋势后时间序列的饱和关联维数, 图 5 和图 6 分别给出了热源和热力站负荷时间序列的 $\ln C(r) - \ln(r)$ 关系曲线, 其中, $C(r)$ 为相关函数, r 为以 Y_i 为球面中心的半径. $\ln C(r) - \ln(r)$ 曲线随嵌入维数增大逐渐平行, 即关联维数逐渐达到饱和, 根据(8)式得到热源和热力站负荷时间序列的吸引子维数分别为 $D(m) = 2.5356$ 和 $D(m) = 0.5644$, 吸引子维数为分数维形式说明供热负荷时间序列存在混沌特征.

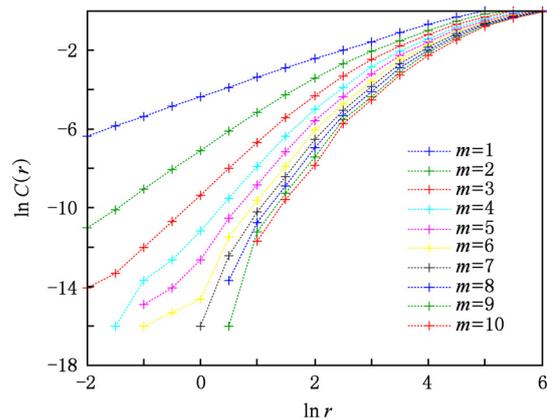


图5 热源负荷时序 $\ln C(r) - \ln(r)$ 曲线

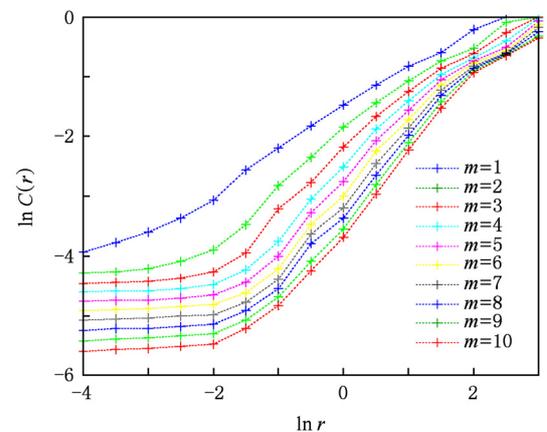


图6 热力站负荷时序 $\ln C(r) - \ln(r)$ 曲线

4.2. 最大 Lyapunov 指数法

最大 Lyapunov 指数作为混沌系统的一个重要特征量,是识别混沌特性的主要依据之一. 当最大 Lyapunov 指数小于零时,系统具有稳定的不动点;当最大 Lyapunov 指数等于零时,对应着分岔点或系统的周期解;当最大 Lyapunov 指数大于零时,系统具有混沌特性.

计算最大 Lyapunov 指数,早期主要利用 Wolf 法^[14],1993 年 Rosenstein 等人^[15]提出了一种适用于小数据量、计算速度快、抗噪声能力强的计算方法,即小数据量法,其计算过程如下^[15]:

相空间重构后,寻找给定轨道上每个点的最近邻点,即

$$d_j(0) = \min_j \| Y_j - Y_{\hat{j}} \|, |j - \hat{j}| > P, \quad (9)$$

其中, P 为时间序列的平均周期. Sato 等估计 Lyapunov 指数为

$$\lambda_1(i) = \frac{1}{i \cdot \Delta t} \cdot \frac{1}{M-i} \sum_{j=1}^{M-i} \ln \frac{d_j(i)}{d_j(0)}, \quad (10)$$

其中, Δt 为样本周期, $d_j(i)$ 为基本轨道上第 j 对最近邻近点对经过 i 个离散时间步长后的距离. 后来 Sato 等改进估计表达式为

$$\lambda_1(i, k) = \frac{1}{k \cdot \Delta t} \cdot \frac{1}{M-k} \sum_{j=1}^{M-k} \ln \frac{d_j(i+k)}{d_j(i)}, \quad (11)$$

其中, k 为常数. 最大 Lyapunov 指数的几何意义是量化初始闭轨道的指数散发和估计系统的总体混沌水平的量,结合 Sato 等的估计式有

$$d_j(i) \approx C_j e^{\lambda_1(i \Delta t)}, C_j = d_j(0). \quad (12)$$

将上式两边取对数得到

$$\ln d_j(i) \approx \ln C_j + \lambda_1(i \cdot \Delta t). \quad (13)$$

最大 Lyapunov 指数相当于上式直线的斜率,可通过最小二乘法逼近这组直线而得到,即

$$y(i) = \frac{1}{q \Delta t} \sum_{j=1}^q \ln [d_j(i)]. \quad (14)$$

本文采用小数据量法分别计算热源和热力站负荷时间序列的最大 Lyapunov 指数,演化步数 i 分别取 240(10 天),480(20 天),720(30 天),960(40 天),1200(50 天),1440(60 天)等,计算结果如图 7,图 8 和图 9 以及表 4 所示,图中 i 为离散时间演化步数, $y(i)$ 为演化后的距离对数平均值.

从表 4 可以看出,热源和热力站负荷时间序列的最大 Lyapunov 指数均大于零,验证了供热负荷时间序列的混沌特性. 同时,由表 4 可以看出,演化步数的变化对热源负荷时间序列最大 Lyapunov 指数影响较小;相反,对热力站负荷时间序列最大 Lyapunov 指数影响较大.

表 4 热源和热力站负荷时间序列的最大 Lyapunov 指数

演化步数 i	热源负荷最大 Lyapunov 指数	热力站负荷最大 Lyapunov 指数
240	0.1460	0.1035
480	0.1451	0.1016
720	0.1455	0.0981
960	0.1473	0.0956
1200	0.1438	0.0897
1440	0.1412	0.1059
⋮	⋮	⋮
2480	⋮	0.1466
⋮	⋮	—
4080	0.1501	—

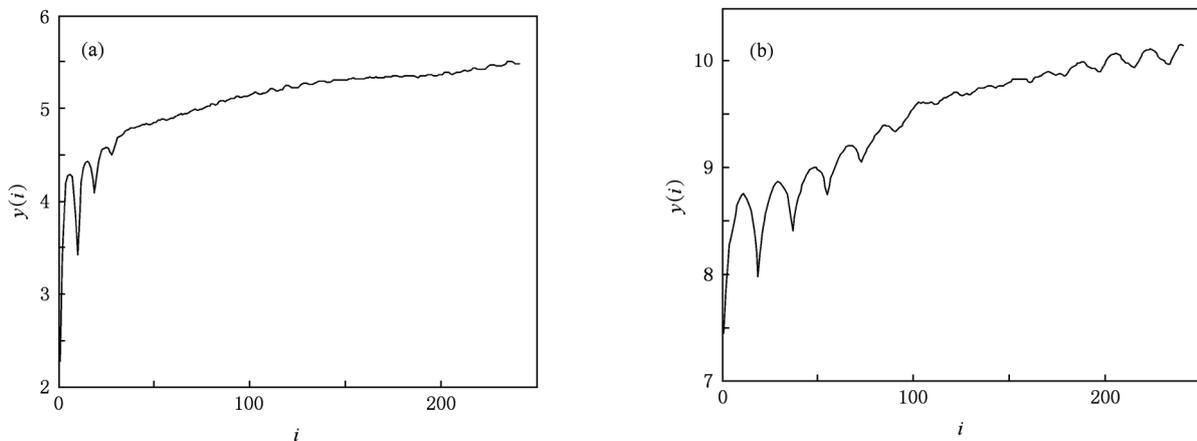


图 7 供热负荷时间序列的最大 Lyapunov 指数($i = 240$) (a) 热源;(b) 热力站

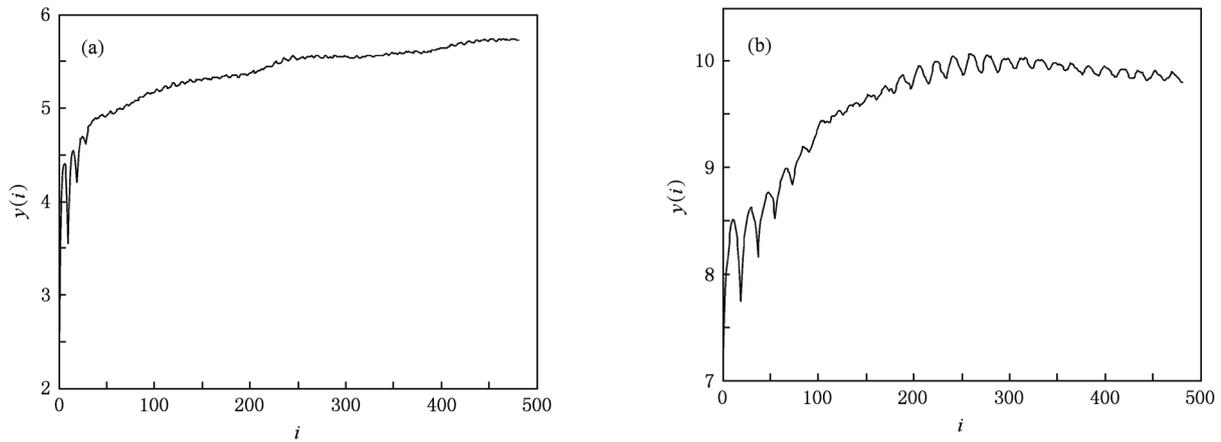


图8 供热负荷时间序列的最大 Lyapunov 指数 ($i = 480$) (a) 热源; (b) 热力站

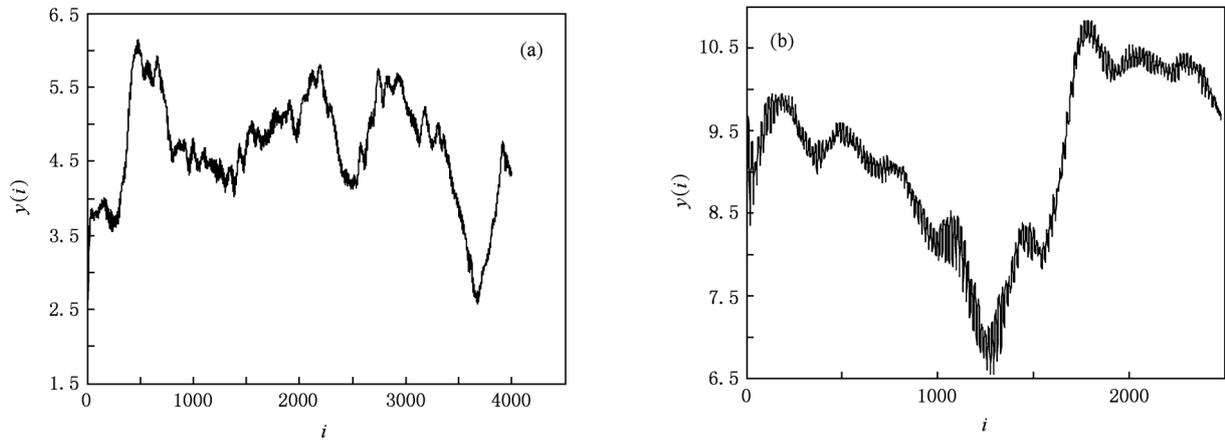


图9 供热负荷时间序列的最大 Lyapunov 指数 (a) 热源 ($i = 4080$); (b) 热力站 ($i = 2480$)

5. Volterra 自适应滤波预报

Volterra 泛函级数由意大利数学家 Volterra 作为 Taylor 级数的推广于 1880 年首次提出, Volterra 泛函级数可以描述一大类非线性系统, 利用这一特点可以将 Volterra 级数用作基于模型的非线性混沌时间序列预测^[6]. 本文根据供热负荷时间序列具有混沌特性的这一特点, 将混沌时间序列预报方法引入建筑供热领域, 对供热负荷预报进行研究, 以期获得供热负荷预报的新思路、新方法. 下面对 Volterra 自适应滤波器预报法进行介绍, 并采用这种方法进行负荷预报研究, 分析这种方法对供热负荷预报的有效性.

5.1. Volterra 自适应滤波器

设非线性离散动力系统的输入为 $X(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]$, 输出为 $y(n) = \hat{x}(n+1)$, 则该非线性系统的 Volterra 级数展开式为^[6]

$$\begin{aligned} & \hat{x}(n+1) \\ &= F[x(n)] = h_0 + \sum_{m=0}^{+\infty} h_1(m)x(n-m) \\ &+ \sum_{m_1=0}^{+\infty} \sum_{m_2=0}^{+\infty} h_2(m_1, m_2)x(n-m_1)x(n-m_2) + \dots \\ &+ \sum_{m_1=0}^{+\infty} \sum_{m_2=0}^{+\infty} \dots \sum_{m_p=0}^{+\infty} [h_p(m_1, m_2, \dots, m_p)x(n-m_1) \\ &\times x(n-m_2) \dots x(n-m_p) + \dots], \end{aligned} \quad (15)$$

式中, $h_p(m_1, m_2, \dots, m_p)$ 为 p 阶 Volterra 核, m 为滤

波器的输入维数.

Volterra 无穷级数展开式在实际中难以实现, 必须采用有限截断和有限求和的形式^[6]. 以二阶截断求和为例, 其形式为

$$\hat{x}(n+1) = F[x(n)] = h_0 + \sum_{m=0}^{N_1-1} h_1(m)x(n-m) + \sum_{m_1=0}^{N_2-1} \sum_{m_2=0}^{N_2-1} h_2(m_1, m_2) \times x(n-m_1)x(n-m_2), \quad (16)$$

式中所示的非线性 Volterra 自适应滤波器可以描述成如图 10 所示的结构. 非线性扩展后的信号为

$$\mathbf{U}(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-M-1)]^T, \quad (17)$$

式中, $\mathbf{U}(n)$ 为滤波器的输入矢量, 并且 $M \geq N_1, N_2$.

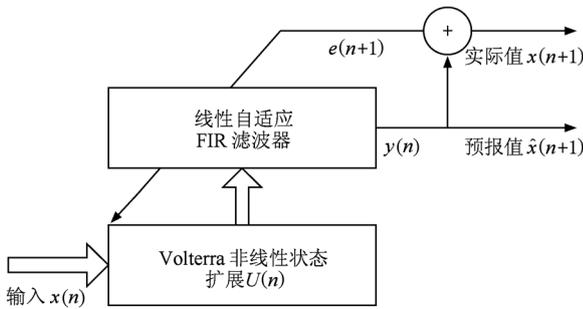


图 10 Volterra 自适应滤波器结构

在实际应用中, N_1 和 N_2 应为有限长, 根据 Takens 嵌入定理, 可将 N_1 和 N_2 取为 $N_1 = N_2 = m \geq 2D_2 + 1$, 这里 D_2 为关联维数, 因此, 应用于混沌时间序列预报的滤波器为

$$\hat{x}(n+1) = h_0 + \sum_{i=0}^{m-1} h_1(i)x(n-i) + \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=i}^{m-1} h_2(i, j)x(n-i) \times x(n-j), \quad (18)$$

其状态扩展后的系数总个数为 $M = 1 + m + m(m+1)/2$.

定义线性自适应有限脉冲响应滤波器的输入矢量 $\mathbf{U}(n)$ 为

$$\mathbf{U}(n) = [1, x(n), x(n-1), \dots, x(n-m+1), x^2(n), x(n)x(n-1), \dots, x^2(n-m+1)]^T. \quad (19)$$

系数向量为

$$\mathbf{H}(n) = [h_0, h(0), h(1), \dots, h(m-1), h_2(0,0), h_2(0,1), \dots,$$

$$h_2(m-1, m-1)]^T. \quad (20)$$

则(18)式可表示为

$$\hat{x}(n+1) = \mathbf{H}^T(n)\mathbf{U}(n). \quad (21)$$

(18)式表示的 Volterra 自适应滤波器的系数可直接利用线性自适应有限脉冲响应滤波器的自适应算法来确定. 对于(21)式这种二阶 Volterra 自适应滤波器, 可采用的自适应算法为时间正交自适应算法. 对于输入矢量 $\mathbf{U}(n)$, 系数矢量 $\mathbf{H}(n)$, 时间正交自适应算法可以描述为

$$\begin{aligned} x(n) &= d(n), \hat{x}(n) = \hat{d}(n), \\ \hat{d}(n) &= \mathbf{H}^T(n-1)\mathbf{U}(n-1), \\ \mathbf{H}(n) &= \mathbf{H}(n-1) + c \\ &\quad \times \frac{e(n-1)}{\mathbf{U}^T(n)\mathbf{U}(n)}\mathbf{U}(n-1), \\ e(n) &= d(n) - \hat{d}(n), \end{aligned} \quad (22)$$

式中 c 为控制收敛性的参数.

5.2. 供热负荷预报算例

本文使用上述热源数据作为供热负荷预报的原始数据, 经判断其具有明显的混沌特性, 因此可以将 Volterra 滤波器模型应用于供热负荷预报. 将供热负荷数据分为两部分: 第一部分用于构造训练样本, 建立 Volterra 级数自适应预报模型; 第二部分作为测试样本, 用于测试该预报方法的效果. 为评价预报结果的优劣, 采用以下四个指标进行度量:

1) 平均相对误差.

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |[y_d(i) - y_i(i)]/y_i(i)| \times 100\%. \quad (23)$$

2) 均方根误差

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_d(i) - y_i(i)]^2}. \quad (24)$$

3) 平方和相对误差

$$\text{PERR} = \sum_{i=1}^n [y_i(i) - y_d(i)]^2 / \sum_{i=1}^n y_i^2(i). \quad (25)$$

4) 相对误差在 5% 以内的后验概率, 即 $|e| \leq 5\%$ 的后验概率

$$P_{0.05} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I\left\{ \left| \frac{y_d(i) - y_i(i)}{y_i(i)} \right| \leq 0.05 \right\}, \quad (26)$$

其中, $I\{A\} = \begin{cases} 1 & \text{若 } A \text{ 为真} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$, A 为相对误差在 5% 以内这一事件, n 为预报样本数, $y_i(i)$ 和 $y_d(i)$ 分别为第 i 时刻的实际负荷值和预报负荷值.

Volterra 滤波器模型的阶次 p 和输入维数 m , 对

模型的预测性能有很大影响,但目前没有统一的选择标准,本文在利用 Volterra 滤波器模型进行供热负荷预报时,依据相空间重构结果选择输入维数 $m = 4$, 时间延迟 $\tau = 9$, 并对不同阶次的 Volterra 滤波器模型进行了预报研究. 图 11 (a)—(d) 分别给出了四维输入的二阶、三阶、四阶和五阶 Volterra 滤波器单步预报结果,并在表 5 中给出了不同阶次 Volterra 滤波器负荷预报结果的对比情况. 为研究输入维数 m 对 Volterra 滤波器模型的影响,在给定 Volterra 滤波器模型的阶次 $p = 3$ 的前提下,改变输

入维数 m 后,该模型预报结果如表 6 所示.

由表 5 可以看出,Volterra 滤波器模型阶次 p 对供热负荷预报精度影响明显,二阶 Volterra 滤波器模型预报精度最高,提高 Volterra 滤波器的阶次,不能提高供热负荷的预报精度,甚至可能使预报精度降低. 应用中,Volterra 滤波器模型阶次 p 选择 2,即可满足供热负荷预报工程需要. 由表 6 可以看出,Volterra 滤波器模型输入维数 m 对供热负荷预报精度影响不大. 因此,可依据相空间重构嵌入维数来选择 Volterra 滤波器模型的输入维数.

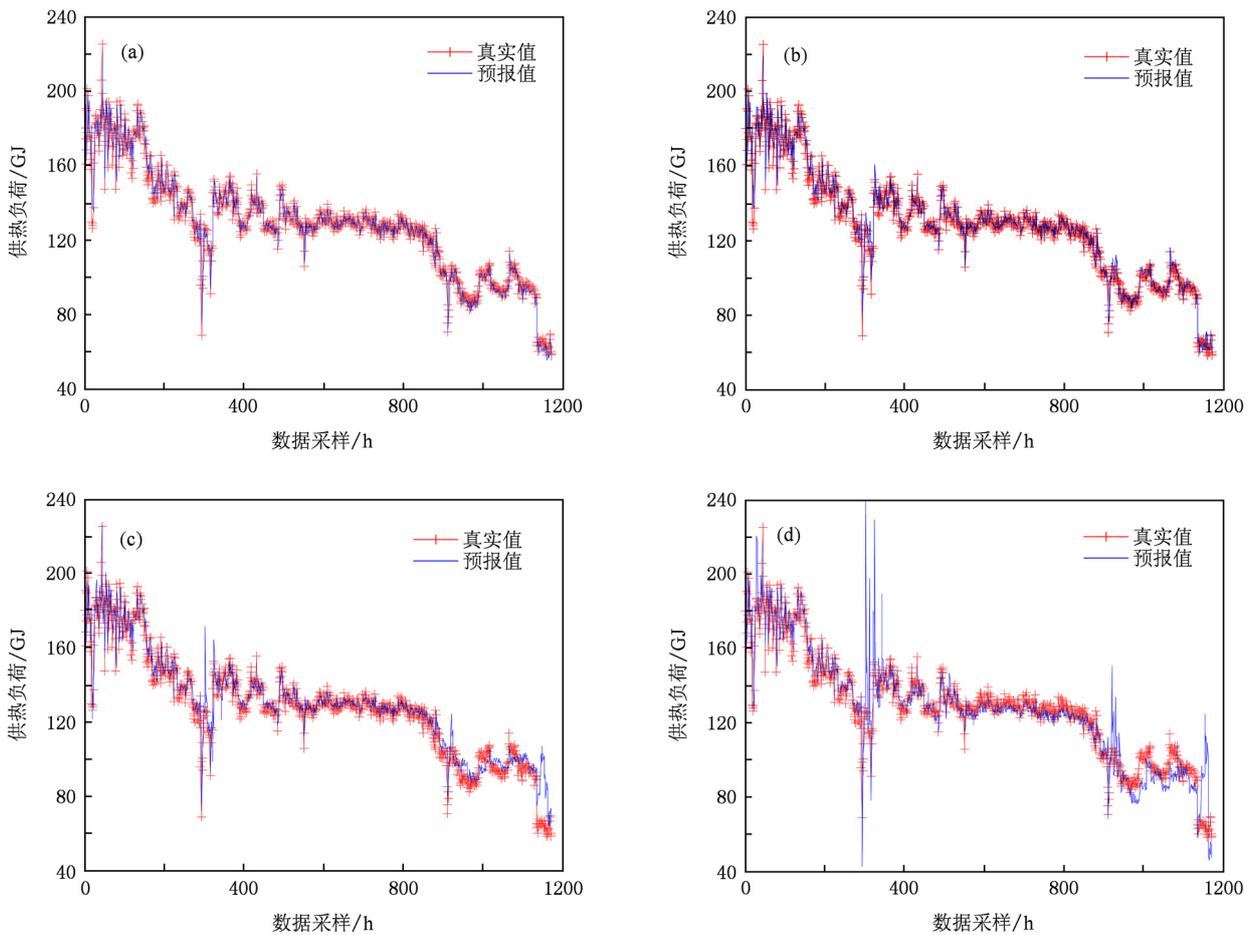


图 11 不同阶次四维输入 Volterra 滤波器负荷预报 (a) 二阶 Volterra 自适应滤波器;(b) 三阶 Volterra 自适应滤波器;(c) 四阶 Volterra 自适应滤波器;(d) 五阶 Volterra 滤波器负荷预报

表 5 不同阶次的四维输入 Volterra 滤波器负荷预报结果比较

Volterra 滤波器 参数	$m = 4$, $p = 2$	$m = 4$, $p = 3$	$m = 4$, $p = 4$	$m = 4$, $p = 5$
MAPE/%	2.95	3.07	4.54	5.72
RMSE	5.9695	6.1465	8.0924	10.8219
PERR	0.0106	0.0113	0.0195	0.0349
$P_{0.05}/\%$	83.96	83.53	74.15	69.11

表 6 不同输入维数的三阶 Volterra 滤波器负荷预报结果比较

Volterra 滤波器 参数	$p = 3$, $m = 2$	$p = 3$, $m = 3$	$p = 3$, $m = 4$	$p = 3$, $m = 5$
MAPE/%	3.00	3.11	3.07	3.12
RMSE	6.1269	6.1628	6.1465	6.0770
PERR	0.0112	0.0113	0.0113	0.0110
$P_{0.05}/\%$	83.45	83.23	83.53	82.37

6. 结 论

本文为揭示供热负荷时间序列蕴含的变化特性,对供热负荷时间序列混沌特性进行了识别,判定了供热负荷时间序列的混沌特性,并针对供热负荷序列的混沌特性,将 Volterra 自适应滤波器模型引入供热负荷预报研究领域,为供热系统热力调度和节能控制提供参考,对本文所做的工作归纳如下:

1. 识别了供热负荷时间序列中的混沌现象,为供热负荷时间序列的分析与预报研究提供了混沌理论基础.利用 G-P 算法计算负荷时间序列的饱和关联维数,其具有分数饱和关联维数,利用小数据量法计算最大 Lyapunov 指数,最大 Lyapunov 指数大于零,表明供热负荷时间序列具有混沌特性.

2. 鉴于供热负荷序列的混沌特性,利用 Volterra 自适应滤波器预报法对供热负荷进行预报,仿真结果证明了混沌时间序列预报方法对供热负荷预报的有效性,可满足供热工程热力调度及节能

控制的需要.

3. 分析了 Volterra 自适应滤波器预报法模型阶次和输入维数对供热负荷预报精度的影响. Volterra 自适应滤波器模型阶次对供热负荷预报精度影响明显,二阶 Volterra 自适应滤波器就能够有效地预报供热负荷,提高 Volterra 自适应滤波器的阶次,不能提高供热负荷预报精度;Volterra 自适应滤波器模型输入维数对供热负荷预报精度影响不大,可以依据相空间重构的嵌入维数,来选择 Volterra 自适应滤波器模型的输入维数.

此外,混沌时间序列预报方法,由于通过相空间重构挖掘了供热负荷时间序列中的隐周期性信息,能很好地刻画供热负荷的非线性特性,仅采用一维负荷时间序列就可得到较高的预报精度,可以避免引入室外温度、光照、风速等影响因素数据,降低了对预报样本数据的要求,提高了预报算法实时性,为在有限的样本数据情况下如何提高预报精度,提供了一种新的方法.

-
- [1] 仇保兴 http://www.mohurd.gov.cn/ljdh/jsbfd/201004/t20100408_200306.htm 2010-04-08
- [2] Jiang Y 2006 *HVAC* **36** 37 (in Chinese) [江 亿 2006 暖通空调 **36** 37]
- [3] Rios-Moreno G J, Trejo-Perea M, Castaneda-Miranda R, Hernandez-Guzman V M, Herrera-Ruiz G 2007 *Automation in Construction* **16** 713
- [4] Dodier R H, Henze G P 2004 *J. Solar Energy Eng.* **2** 19
- [5] Li Z Q, Zhu D H, Liu D Y 2007 *HVAC* **37** 1 (in Chinese) [黎展求、朱栋华、刘冬岩 2007 暖通空调 **37** 1]
- [6] Zhang J S, Xiao X C 2000 *Acta Phys. Sin.* **49** 403 (in Chinese) [张家树、肖先赐 2000 物理学报 **49** 403]
- [7] Zhang J S, Xiao X C 2001 *Acta Phys. Sin.* **50** 1248 (in Chinese) [张家树、肖先赐 2001 物理学报 **50** 1248]
- [8] Li H C, Zhang J S, Xiao X C 2005 *Chin. Phys.* **14** 2181
- [9] Zhao H Q, Zhang J S 2009 *Neural Networks* **22** 1471
- [10] Henry D, Abarbanel N M, Rabinovich M I, Evren T 2001 *Phys. Lett. A* **281** 368
- [11] Kennel M B, Brown R, Abarbanel H D I 1992 *Phys. Rev. A* **45** 3403
- [12] Grassberger P, Procaccia I 1983 *Phys. D* **9** 189
- [13] Grassberger P, Procaccia I 1983 *Phys. Rev. Lett.* **50** 346
- [14] Wolf A, Swift J B, Swinney H L 1985 *Phys. D* **16** 285
- [15] Rosenstein M T, Collins J J, De Luca C J 1993 *Phys. D* **65** 117

Chaotic property analysis and prediction model study for heating load time series^{*}

Zhang Yong-Ming[†] Qi Wei-Gui

(Department of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

(Received 6 December 2010; revised manuscript received 25 December 2010)

Abstract

In order to reveal the internal dynamics characteristics of heating load time series, the existing chaotic behavior is validated by use of nonlinear analysis method. The data sets taken from heat source and substation of district heat supply are studied by which phase spaces are reconstructed, and the correlation dimensions and the largest Lyapunov exponent are computed to identify the presence of chaos in heat load time series. By the analysis of the results, chaotic characteristics obviously exist in the heat load time series, which is a theoretical basis for the correlative investigation of heat load prediction. According to the existing heat load predictive method almostly based subjective models, a novel predictive approach based on Volterra adaptive filter, which avoids the subjective model assumptions, is presented for heat load prediction. Finally the predictive results are presented, and the simulation results illustrate that the second-order Volterra adaptive filter has high predictive accuracy which can meet the demands of heat energy-saving control and heat dispatching in practical applications.

Keywords: heat supply energy-saving, load prediction, chaos, Volterra adaptive filter

PACS: 05.45.Tb, 47.53.+n, 88.05.Sv

^{*} Project supported by the National Eleventh Five Year Plan Key Project of Ministry of Science and Technology of China (Grant No. 2006BAJ01A04).

[†] E-mail: hit123@163.com