

供热负荷时间序列混沌特性识别及区间预报研究^{*}

哈尔滨工业大学 张永明[☆]

苏州科技学院 朱学莉

哈尔滨工业大学 邓盛川 方修睦 齐维贵

摘要 对供热负荷时间序列进行了混沌特性分析,计算得到了吸引子维数和最大 Lyapunov 指数。在最大 Lyapunov 指数点预报法的基础上,提出了最大 Lyapunov 指数区间预报法,并给出了最大预报时间尺度。仿真结果表明,该方法可取得较高的预报精度和较高可靠度的预报区间。

关键词 供热负荷 时间序列 混沌 区间预报 相空间重构 最大 Lyapunov 指数

Identification of chaos in heating load time series and interval prediction

By Zhang Yongming[★], Zhu Xueli, Deng Shengchuan, Fang Xiumu and Qi Weigui

Abstract Analyses the chaotic properties of heating load time series, and obtains the correlation dimension of attractor and the largest Lyapunov exponent. Based on the largest Lyapunov exponent point prediction algorithm, presents a novel algorithm—largest Lyapunov exponent interval prediction algorithm, and provides the largest predicting time scale. Simulation results show that this method is with higher accuracy and more reliable prediction interval.

Keywords heating load, time series, chaos, interval prediction, phase space reconstruction, largest Lyapunov exponent

[★] Harbin Institute of Technology, Harbin, China

①

0 引言

供热系统是非常复杂的动力学系统,供热过程具有大时滞、大惯性、非线性、时变、不确定等特点。供热负荷与建筑物的几何特性、热工特性、结构特性、使用特性、位置朝向等因素有关,又受室外环境温度、光照、风速、风向等气象条件因素影响,此外,供热负荷还会受到节假日、重大事件等的影响。因此,热负荷的变化既有规律性又有随机性,负荷变化的规律性和随机性是一对矛盾,两者间的关系决定了供热负荷的可预报性,并且是影响负荷预报精度的重要因素,供热负荷预报的任务就是尽可能地挖掘负荷历史数据中的规律性,减小随机因素的影响,从而降低预报误差。

由于影响供热负荷的因素较多,并且各因素间还可能存在耦合,因此,很难建立供热负荷预报数理模型。目前国

内外采用的负荷预报方法多为以下方法的独立或组合运用:时间序列^[1]、神经网络^[2]、小波分析^[3]、支持向量机^[4]等等。纵观国内外研究现状,供热负荷预报的“数学化”倾向日益加剧,尽管这些模型与方法是先进的,但预报方法的复杂性和难于掌握,导致其无法在实践中灵活应用。供热负荷预报问题与电力负荷预报、经济社会发展预测、气象预报等虽有共同性,但更有其自身特点,研究供热负荷预报的方法,应重视供热负荷本身内在变化规律的研究,如果把供热负荷数据当成一系列纯粹的数据看待,就失去了供热系统负荷预报的对象特性。因此,负荷预报工作应重视从负荷构成的物理机制入手,研究其内在变化规律性。

^{*} 国家“十一五”科技支撑计划重大项目(编号:2006BAJ01A04),哈尔滨市科技创新人才研究专项资金项目(编号:2006RFXXG010)

①[☆] 张永明,男,1980年10月生,在读博士研究生
150001 哈尔滨市南岗区西大直街92号360信箱
(0) 13251600639
E-mail: zhangyongming@hit.edu.cn
收稿日期:2008-11-10
修回日期:2009-09-28

早在 1984 年, Werner 对瑞典多个区域供热系统进行了测试, 研究表明, 热网总热负荷的 60% 可认为是受室外温度的影响, 自然风的影响将使热负荷增加 1%~4%, 太阳辐射得热可使热负荷减少 1%~5%^[5]。而室外温度等气象因素具有混沌特性, 那么供热负荷是否具有混沌特性呢? 能否用混沌分析方法进行负荷预报呢? 由此笔者对供热负荷时间序列进行了混沌特性分析, 并采用混沌分析方法对供热负荷预报进行研究; 针对供热负荷受室外温度、室外风速、光照、节假日等多种不确定性因素影响, 在最大 Lyapunov 指数点预报算法的基础上, 给出了供热负荷的区间预报方法, 提高了预报的可靠性。

1 供热负荷时间序列混沌识别

为了揭示供热负荷时间序列蕴含的变化特性, 利用混沌分析原理来识别供热负荷序列是否具有混沌性, 即从两个基本特征上来判断: 系统的相空间中的吸引子是否具有自相似结构的分数维几何体, 系统对于初始状态条件是否敏感。通过计算表征以上两个特征量的吸引子的饱和关联维数和 Lyapunov 指数, 来判断供热负荷时间序列的混沌性。

为计算判别供热负荷序列混沌性的两个特征量, 首先要对供热负荷时间序列进行相空间重构, 在重构相空间中时间延迟 τ 和最小嵌入维数 m 的选取具有十分重要的意义, 下面采用互信息法^[6]求时间延迟 τ , 采用虚假邻域法^[7]计算最小嵌入维数 m 。

1.1 样本数据及相空间重构

从某市热力站取得 2007 年冬季到 2008 年春季供暖期以小时为单位的热负荷时间序列后, 将该时间序列进行平滑化处理消除毛刺, 并采用对数线性去趋势平稳化方法消除热负荷的趋势项, 下面对经过对数线性去趋势后的时间序列进行相空间重构。

首先, 用互信息法求时间延迟 τ , 计算结果如图 1 所示。由图 1 可看出, 互信息曲线在 τ 为 22 h 时取得极小值, 考虑到供热调节以天为周期, 因此, 此处最佳延迟时间 τ 取 24 h。然后, 利用虚假邻域法计算最小嵌入维数 m , 对经过对数线性去趋势后的时间序列, 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

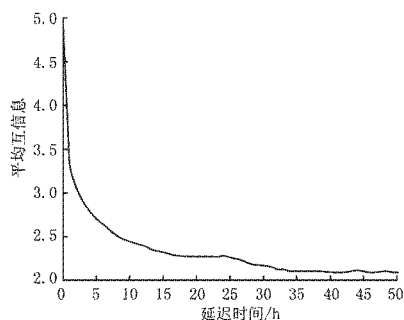


图1 平均互信息-延迟时间曲线

为最小嵌入维数。计算结果如图 2 所示, 由图 2 可见最小嵌入维数 m 为 4。

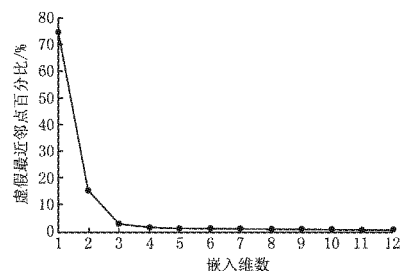


图2 虚假最近邻点百分比-嵌入维数曲线

因此, 将经过对数线性去趋势后的时间序列进行如下相空间重构

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

式中 t_i 为时间序列的第 i 时间点, $i=1, 2, \dots$; $x(t_i)$ 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 ; 最小嵌入维数 $m=4$, 延迟时间 $\tau=24$ h。

1.2 饱和关联维数判别法

关联维数法是常用的进行混沌识别的方法之一。对于随机序列, 关联维数随着嵌入维数的增大而增大, 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大而逐渐趋于饱和。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。

利用 G-P 算法^[8]计算经过对数线性去趋势后的时间序列的饱和关联维数。图 3 给出了 $\ln C(r) - \ln r$ (其中 $C(r)$ 为相关函数, r 为以 Y_i 为球面中心的半径) 关系曲线, 直线段斜率即为关联维数。从图 3 看出, $\ln C(r) - \ln r$ 曲线随嵌入维数增大逐渐平行, 即关联维数逐渐达到饱和。在 $m=4$ 时关联维数基本稳定, 对应的吸引子维数 $D(m) = 0.564 4$, 吸引子维数为非整数形式说明供热负荷时间序列存在混沌特征。

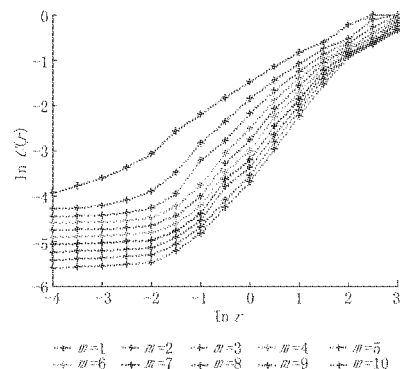


图3 供热负荷时间序列的 $\ln C(r) - \ln r$ 曲线

1.3 最大 Lyapunov 指数判别法

混沌运动的基本特点是运动对初始条件极为敏感, 两

个极靠近的初值所产生的轨道,随时间推移按指数方向分离, Lyapunov 指数就是定量描述这一现象的量。对一维系统来说,在 Lyapunov 指数 $\lambda_1 < 0$ 方向,相体积收缩,系统运动稳定,且对初始条件不敏感;在 Lyapunov 指数 $\lambda_1 > 0$ 方向,轨道迅速分离,长时间行为对初始条件敏感,系统运动呈混沌状态;当 $\lambda_1 = 0$ 时,对应于稳定边界,系统出现周期现象。因此,可以利用最大 Lyapunov 指数来判断系统的混沌特性。

本文采用小数据量计算方法^[9],该法适用于小数据量,且稳定性较好,计算量较小,相对容易操作。图 4 为利用小数据量法计算得到的最大 Lyapunov 指数图,图中 i 为离散时间演化步长, $y(i)$ 为演化后的距离对数平均值。从图 4 可以看出,在 i 为 5 以前的一段近似为直线,利用最小二乘法作回归直线,该直线的斜率即为经过对数线性去趋势后时间序列的最大 Lyapunov 指数,计算得到 $\lambda_1 = 0.2654$,即 Lyapunov 指数大于零,进一步验证了经过对数线性去趋势后时间序列的混沌特性。

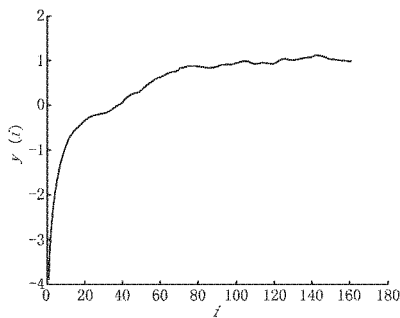


图 4 供热负荷时间序列的最大 Lyapunov 指数

通过定量计算供热负荷时间序列的两个特征量饱和关联维数和最大 Lyapunov 指数,表明供热负荷时间序列具有混沌特征。

2 最大 Lyapunov 指数供热负荷区间预报

2.1 最大 Lyapunov 指数点预报法

用混沌时间序列的历史数据进行相空间重构,建立起时间序列的非线性混沌模型。由于 Lyapunov 指数量化了初始轨道的指数发散程度,所以它是混沌系统很好的预测参数^[10]。设 Y_n 为预报的中心点,相空间中, Y_j 为 Y_n 的邻点, Y_k 为 Y_n 的最近邻点,其距离为 $d_n(0)$, 最大 Lyapunov 指数为 λ_1 , 有

$$\left. \begin{aligned} d_n(0) &= \min_j \|Y_n - Y_j\| = \|Y_n - Y_k\| \\ \|Y_n - Y_{n+1}\| &= \|Y_k - Y_{k+1}\| e^{\lambda_1} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中点 Y_{n+1} 只有最后一个分量 $x(t_{n+1+(m-1)\tau})$ 未知,故 $x(t_{n+1+(m-1)\tau})$ 是可预报的,式(2)就是基于最大 Lyapunov 指数的预测模式。

2.2 最大 Lyapunov 指数区间预报法

在小数据量方法计算最大 Lyapunov 指数的基础上,结合最大 Lyapunov 指数点预报法,给出了最大 Lyapunov

指数区间预报法,其步骤如下:

1) 对时间序列 $\{x(t_i), i = 1, 2, \dots, N\}$ (N 为时间序列的长度)进行 FFT 变换,计算平均周期 P 。

2) 用互信息法求时间延迟 τ ,利用虚假邻域法计算最小嵌入维数 m 。

3) 根据延迟时间 τ 和最小嵌入维数 m 重构相空间 $\{Y_j, j = 1, 2, \dots, M\}$ (M 为重构相空间后得到的样本数)。

4) 找相空间中每个点 Y_j 的最近邻点 $Y_{\hat{j}}$,并限制短暂分离:

$$d_j(0) = \min_j \|Y_j - Y_{\hat{j}}\| \quad |j - \hat{j}| > P \quad (3)$$

5) 对相空间中每个点 Y_j ,计算出 i 个离散时间步长后该点与其邻点之间的距离 $d_j(i)$:

$$d_j(i) = \|Y_{j+i} - Y_{\hat{j}+i}\| \quad i = 1, 2, \dots, \min(M-j, M-\hat{j}) \quad (4)$$

6) 求出 $d_j(i_1) = \min_i [d_j(i)]$ 和 $d_j(i_2) = \max_i [d_j(i)]$ 。

7) 对每个 i ,求以 j 为变量的 $\ln d_j(i)$ 的平均值,记为 $y(i)$:

$$y(i) = \frac{1}{q\Delta t} \sum_{j=1}^q \ln d_j(i) \quad (5)$$

式中 Δt 为时间序列的采样周期; q 为非零 $d_j(i)$ 的数量,利用最小二乘法做出回归直线,该直线的斜率就是最大 Lyapunov 指数 λ_1 。

8) 求出所有 j 的 $\ln d_j(i_1)$ 和 $\ln d_j(i_2)$ 的平均值 $y_{\min}(i)$ 和 $y_{\max}(i)$:

$$\left. \begin{aligned} y_{\min}(i) &= \frac{1}{q_1 \Delta t} \sum_{j=1}^{q_1} \ln d_j(i_1) \\ y_{\max}(i) &= \frac{1}{q_2 \Delta t} \sum_{j=1}^{q_2} \ln d_j(i_2) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中 q_1 和 q_2 分别为非零 $d_j(i_1)$ 和 $d_j(i_2)$ 的数量,利用最小二乘法做出回归直线,可以得到最大 Lyapunov 指数 λ_1 的平均上限 $\lambda_{1\max}$ 和平均下限 $\lambda_{1\min}$,得到最大 Lyapunov 指数的区间 $[\lambda_{1\min}, \lambda_{1\max}]$ 。

9) 由于最大 Lyapunov 指数的区间 $[\lambda_{1\min}, \lambda_{1\max}]$ 较大,适当将该区间缩小,搜索具有可用性的区间 $[\lambda'_{1\min}, \lambda'_{1\max}]$,这里 $[\lambda'_{1\min}, \lambda'_{1\max}] \subset [\lambda_{1\min}, \lambda_{1\max}]$ 。

下面给出利用置信度来确定 $[\lambda'_{1\min}, \lambda'_{1\max}]$ 的方法:

令 $[\lambda'_{1\min}, \lambda'_{1\max}] = [\lambda_{1\min} + v\sigma, \lambda_{1\min} + (v+w)\sigma]$, 其中 $\sigma = \lambda_{1\max} - \lambda_{1\min}$, $w \in (0, 1)$, $v \in (0, 1)$, 并且 $(v+w) \in (0, 1)$; 通过调节参数 w 和 v ,即可在 $[\lambda_{1\min}, \lambda_{1\max}]$ 内搜索得到可信的区间 $[\lambda'_{1\min}, \lambda'_{1\max}]$,然后通过式(2)即可得到预报区间。

10) 对于给定的区间置信度 p ,通过交叉验证确定参数 w 和 v ,计算落入最大 Lyapunov 指数区间 $[\lambda_{1\min} + v\sigma, \lambda_{1\min} + (v+w)\sigma]$ 所对应预报区间的样本数量 $\sum_{i=1}^n I\{A\}$,使其满足区间置信度要求。

$$p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I\{A\} \quad (7)$$

式中 n 为训练样本数, $I\{A\} = \begin{cases} 1 & \text{若 } A \text{ 为真} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$, A 为样本落入预报区间内这一事件。

2.3 最大预报时间尺度

根据混沌系统理论,若时间序列的最大 Lyapunov 指数 $\lambda_1 < 0$,表明时间序列的演化轨迹是发散的,具有分岔和倍周期特征,因而不能进行长期预报,但可以预知它的最大预报时间尺度 $T_{\max}$,它与最大 Lyapunov 指数有如下关系:

$$T_{\max} = \frac{1}{\lambda_1} \quad (8)$$

由最大 Lyapunov 指数区间预报算法,可得最大 Lyapunov 指数区间 $[\lambda'_{1\min}, \lambda'_{1\max}]$,因此,最大预报时间尺度 $T_{\max}$ 变为 $\frac{1}{\lambda'_{1\max}} < T_{\max} < \frac{1}{\lambda'_{1\min}}$, $T_{\max}$ 的取值可根据工程实际需要自行取舍。

3 供热负荷预报仿真分析

采用 BP 神经网络法和最大 Lyapunov 指数区间预报法对上述量分别进行预报,采用其中 107 d 采样为 1 h/次的负荷数据,将前 100 d 的数据作为训练样本,最后 7 d 的数据作为测试样本。采用 BP 神经网络法预报时,首先将数据归一化处理,预报结果获得后进行反归一化;采用最大 Lyapunov 指数区间预报法预报时,首先将数据平稳化处理,除去趋势项,获得预报结果后再加上趋势项得到负荷预报值。

图 5 给出了采用 BP 神经网络法和最大 Lyapunov 指数区间预报的曲线,图中的预报区间上下限是当置信度为 0.98 时,通过交叉验证确定参数 $w=0.41$ 和 $v=0.32$ 而获得的。

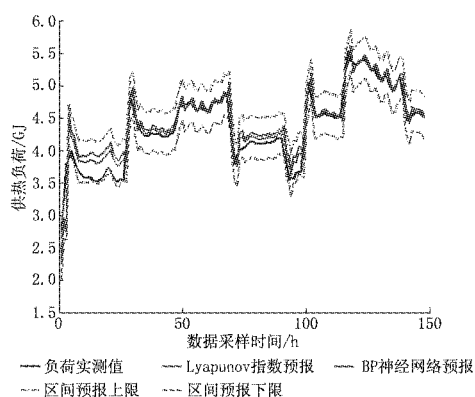


图 5 最大 Lyapunov 指数区间预报法与 BP 神经网络法预报结果比较

为了便于定量验证预报的准确性和可靠性,采用相对误差和均方根相对误差作为点预报法的检验标准,并将预报区间后验概率与置信度之比称为区间可靠度,预报区间后验概率的计算与式(7)类似,将区间可靠度作为区间预报

效果的一个评价指标。表 1 是以上两种预报方法预报效果的比较。

表 1 预报效果分析

预报方法	检验指标			/%
	平均相对误差	均方根相对误差	区间可靠度	
BP 神经网络预报法	3.27	4.96		
最大 Lyapunov 指数区间预报法	2.99	4.53	96.52	

由表 1 可以看出,最大 Lyapunov 指数区间预报法较 BP 神经网络预报法预报误差小,在置信度为 0.98 时,最大 Lyapunov 指数预报区间的后验概率达 94.59%,预报区间的可靠度达 96.52%,从而使负荷预报结果有了一个可靠的范围,为热力站控制及热力调度应用提供了便利和依据。

4 结论

4.1 给出了供热负荷时间序列混沌特性的识别方法,并利用该方法判断了供热负荷时间序列存在混沌性。

4.2 提出了最大 Lyapunov 指数区间预报法,并给出了区间预报效果的一个评价指标。

4.3 利用最大 Lyapunov 指数区间预报法和 BP 神经网络预报法对供热负荷时间序列进行了预报,仿真结果表明该方法的预报精度较高,并且取得了高可靠度的预报区间,能够满足热力调度对负荷预报的要求。

参考文献:

- [1] 齐维贵,朱学莉. 时间序列预报法在供热控制中的应用研究[J]. 电子学报,2003(1):268-270
- [2] Kalogirou S A. Long-term performance prediction of forced circulation solar domestic water heating system using artificial neural networks[J]. Applied Energy, 2000, 66(1): 63-74
- [3] 马涛,徐向东. 基于小波网模型的区域供热系统负荷预测[J]. 清华大学学报:自然科学版,2005,45(5):708-710
- [4] 黎展求,朱栋华. 基于支持向量回归和小波包的供热负荷预测[J]. 暖通空调,2007,37(2):1-5
- [5] Werner S. The heat load in district heating system [D]. Swenden: Chalmers University of Technology, 1984
- [6] Fraser A M. Information and entropy in strange attractor [J]. IEEE Trans Inf Theory, 1989, 35(2): 245-262
- [7] Kennel M B, Brown R, Abarbanel H D I. Determining embedding dimension for phase space reconstruction using a geometrical reconstruction[J]. Phys Rev A, 1992, 45(6): 3403-3411
- [8] Grassberger P, Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors[J]. Physica D, 1983, 9(1/2): 189-208
- [9] Rosenstein M T, Collins J J, De Luca C J. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets[J]. Physica D, 1993, 65(1/2): 117-134
- [10] Zhang Jun, Lam K C, Yan W J, et al. Time series prediction using Lyapunov exponents in embedding phase space[J]. Computers & Electrical Engineering, 2004, 30(1): 1-15