

# 电力短期负荷时间序列混沌相空间重构参数优选法

谷子, 唐巍

(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京市海淀区 100083)

## Parameter Optimization of Phase Space Reconstruction for Short-term Load Time Series

GU Zi, TANG Wei

(Information and Electrical Engineering College, China Agricultural University, Haidian District, Beijing 100083, China)

**ABSTRACT:** The delay time  $t$ , embedded space dimension  $m$  and reference points have important influence on short-term load forecasting by the local linearization method of phase space reconstruction. The delay time window  $G$  is determined by the attractor appearance and autocorrelation analysis of power short-term load time series. Based on the fundamental relation of  $m$ ,  $t$  and  $G$ , several sets of optimal combinations of  $m$  and  $t$  are advanced for power loads, and the combinations of  $m$  and  $t$  are proved to be invariable with load's linear transformation. An effective method composed of rough search and fine search is presented to choose reference points. The rough search is used to search some neighboring points at first, and some false neighboring points are kicked off through fine search in terms of the time evolution relativity. The method is then applied to practical load forecasting, the result shows that the forecasted load data are more accurate.

**KEY WORDS:** power short-term load time series; phase space reconstruction; embedded space dimension; the delay time; reference points

**摘要:** 采用混沌相空间重构方法进行电力短期负荷预测时, 负荷时间序列的延迟时间  $t$ 、嵌入维数  $m$  以及预测参考点的选取对预测效果有很大的影响。该文通过电力短期负荷重构吸引子的形状和自相关函数确定电力短期负荷时间序列的最佳嵌入时间窗  $G$ ; 根据电力短期负荷的  $m$ 、 $t$  与  $G$  的函数关系确定  $m$ 、 $t$  的多组最佳匹配, 证明了  $m$ 、 $t$  的最佳匹配对于负荷伸缩和平移的不变性; 提出了选择预测参考点的适用而有效的方法, 该方法分为粗搜索和细搜索 2 个过程, 粗搜索主要根据距离选出一定数量的邻近点, 细搜索主要根据相点演化的相关性排除“伪邻近点”。实际电网负荷预测的仿真结果验证了提出的电力短期负荷时间序列相空间重构参数优选法的正确性与有效性。

**关键词:** 电力短期负荷时间序列; 相空间重构; 嵌入维数; 延迟时间; 预测参考点

## 0 引言

电力短期负荷时间序列是受天气、经济、消费者心理等因素影响的复杂非线性动力系统, 通过对其 Lyapunov 指数和分数维的计算可以证明其具有混沌特性<sup>[1-3]</sup>。研究表明, 利用混沌相空间重构理论可以还原电力系统短期负荷时间序列的非线性动力学, 以此为基础从空间的角度对电力短期负荷进行预测<sup>[4-5]</sup>已被认为是一种新颖、有效的方法, 值得深入研究。

在重构相空间的过程中, 延迟时间  $t$ 、嵌入维数  $m$  和预测参考点的正确选取是重构成功的关键所在。经过多年的研究, 相空间重构方法中重要参数的选取已经有了一些成熟算法。在选取  $m$  和  $t$  时, 目前主要有 2 种观点: 一种是认为两者是互不相关的, 即  $t$  和  $m$  的选取可以独立进行<sup>[6-7]</sup>; 另一种认为  $t$  和  $m$  是相关的, 如时间窗口法、C-C 法等。目前发表的利用相空间重构进行电力短期负荷预测的文章, 或采用实验试凑<sup>[8]</sup>, 或采用 C-C 方法<sup>[4,9]</sup>。无论在何种情况下, 上述方法给出的  $m$ 、 $t$  往往都不是优化的数值, 原因是电力短期负荷在具有混沌行为的同时, 还具有明显的周期性。预测参考点的选取对预测精度也有很大影响。文献[8]采用相空间中相点的欧氏距离小于一个小的参数的办法来选取预测参考点, 该方法难以反映最邻近点与原相点的关联, 容易引进“伪邻近点”; 文献[10]提出以关联度代替欧氏距离来确定相空间最邻近点的思想, 该文关联系数的计算比较复杂, 只是从统计学角度来考虑, 没有很好地考虑相空间相点的演化趋势。

本文在对电力短期负荷时间序列进行相空间重构的基础上, 通过理论分析确定整点负荷时间序

列最佳嵌入时间窗  $G=8$  及  $m$ 、 $t$  的多组最佳匹配；提出选择预测参考点适用而有效的方法，得到满足预测要求数量的、预测精度很高的预测参考点。

### 1 相空间重构理论

Takens 证明<sup>[1]</sup>适当选取延迟时间  $t$  和足够大的嵌入维数  $m$ ，重构相空间具有和实际的动力系统相同的性质，重构的相空间轨道也反映出系统状态随时间演化的规律。

设负荷时间序列  $x(1), x(2), \dots, x(n)$ ，由此序列嵌入  $m$  维相空间，可得到一系列  $m$  维相空间的相点为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_1 = [x(1), x(1+t), \dots, x(1+(m-1)t)] \\ \mathbf{X}_2 = [x(2), x(2+t), \dots, x(2+(m-1)t)] \\ \dots \\ \mathbf{X}_N = [x(N), x(N+t), \dots, x(N+(m-1)t)] \end{cases} \quad (1)$$

式中： $t=k\Delta t(k=1,2,\dots)$ 为延迟时间； $\Delta t$ 为采样时间； $N=n-(m-1)t$ 表示由时间序列  $x$  的  $n$  个点构成  $m$  维相点  $\mathbf{X}$  的个数。

### 2 电力短期负荷最佳嵌入时间窗 $G$

电力短期负荷时间序列  $\{x(t), t=1,2,3,\dots,n\}$ ，按照式(1)进行相空间重构，可得到一系列  $m$  维相空间的相点。对于时间序列  $\{x(t), t=1,2,3,\dots,n\}$ ，应该存在一个嵌入时间窗  $G$ ，使得  $x(t)$  与  $x(t+G)$  所构成的相空间轨迹既不压缩也不折叠。因此可以通过观察  $x(t)$  与  $x(t+G)$  所构成的相空间轨迹图即电力负荷的二维相空间图形的形状来确定嵌入时间窗  $G$ 。

以华东电网 2004 年 5 月 5 日—7 月 28 日的 2040 个整点负荷数据为例，画出嵌入时间窗  $G$  分别取 5、8、11、16 时的电力系统负荷的二维相空间图形，如图 1 所示。

由图 1 可以看出， $G$  取 8、16 时轨迹图既不压缩也不折叠； $G$  取 5 时二维相图沿对角线方向压缩； $G$  取 11 时二维相图沿对角线方向折叠。通过对不同电网及城市、不同季节的电力系统整点负荷数据时间序列进行试验发现，当  $G$  取  $8k(k=1,2,4,5,7,\dots)$ ，即  $k$  不为 3 的倍数时  $x(t)$  与  $x(t+G)$  所构成的相空间轨迹既不压缩也不折叠； $G$  不取  $8k$ ，相图或者压缩或者折叠。 $G$  的不唯一性可由电力系统负荷具有一定的周期性、相似性来解释。另外，对于非线性时间序列的相空间重构来说，如果延迟时间取值太大会出现信息丢失现象，所以通常选取  $G=8$ 。

时间序列  $x(t)$  与  $x(t+G)$  所构成的相空间轨迹压

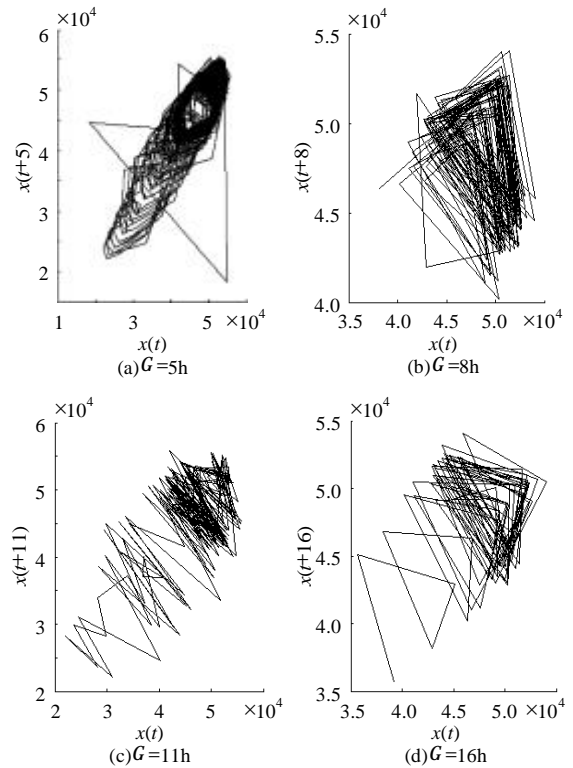


图 1 电力系统负荷二维相图  
Fig.1 Two-dimension reconstruction of power load

缩或折叠是两时间序列太相关或太不相关所致。因此，嵌入时间窗  $G$  应使得时间序列  $x(t)$  的自相关系数既不能太大也不能太小。

对于电力短期负荷时间序列  $\{x(t), t=1,2,3,\dots,n\}$ ，自关联函数定义为

$$c(G) = \frac{\sum_{t=1}^{n-G} [x(t) - x_a][x(t+G) - x_a]}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-G} [x(t) - x_a]^2 [x(t+G) - x_a]^2}} \quad (2)$$

其中，

$$x_a = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x(t) \quad (3)$$

文献[1]选取  $c(G)$  首次通过零点的值  $G_0$  为嵌入时间窗。对于电力短期负荷时间序列，很多时候  $c(G)$  不过零，导致该方法失效；另一方面， $c(G)$  等于零意味着  $x(t)$  与  $x(t+G)$  之间已经完全线性无关，会造成信息丢失，因此适当的  $G$  应该选在  $(0, G_0)$  之间。

为了保证  $x(t)$  与  $x(t+G)$  之间既不过分冗余、又不过分无关，可以定义与  $c(G)$  相反的反映  $x(t)$  与  $x(t+G)$  之间非关联程度的量  $r(G)$ 。因为  $c(G)$  的取值范围是  $[-1,1]$ ，且  $c(G)$  取值为 +1 和 -1 时所表示的关联程度是一样的。当  $c(G)=\pm 1$  时， $r(G)=0$ ； $c(G)=0$  时， $r(G)=1$ 。因此，可以将  $r(G)$  定义为

$$r(G) = 1 - |c(G)| \quad (4)$$

在  $k(G) \approx r(G)$  时, 恰好对应于  $x(t)$  与  $x(t+G)$  既不过分相关, 也不过分无关, 此时  $k(G) \approx 0.5$ 。引入裕度  $e$ , 认为  $k(G) \in [0.5-e, 0.5+e]$  时对应的  $G$  值为最佳的嵌入时间窗。

对不同地区及城市、不同季节的电力系统整点负荷数据计算, 发现  $G=8$  时对应的  $e$  取值略有不同,  $e \in [0, 0.2]$ , 即最佳嵌入时间窗  $G$  取 8 时对应的  $k(G) \in [0.3, 0.7]$ , 此时的自关联系数既不太大也不太小, 这也保证了相空间轨迹既不压缩也不折叠, 从而进一步说明最佳嵌入时间窗  $G$  取 8 的正确性。

### 3 电力短期负荷相空间重构 $m$ 与 $t$ 的优选

#### 3.1 $m$ 与 $t$ 的最佳匹配

电力负荷特性文献[1,8]将  $G$  确定为相邻两个坐标之间的延迟, 即认为  $G=t$ , 只保证了相空间矢量相邻两坐标分量所构成的相空间轨迹既不压缩也不折叠。文[4,9]将  $G$  确定为首末两个坐标之间的延迟, 即认为  $G=(m-1)t$ , 也只保证了首末两坐标分量所构成的相空间轨迹既不压缩也不折叠。这 2 种取法都太极端, 使得  $G$  取值要么过大要么过小, 是不合理的。应该从相空间矢量  $X(t)$  的  $m$  个坐标分量的整体效果考虑, 而不应该仅考虑 2 个坐标分量。因此最佳嵌入时间窗  $G$  应该为重构相空间任意 2 个坐标延迟时间的平均值, 即

$$\sum_{k=1}^{m-1} (m-k)(kt - G) = (m-1)(t - G) + (m-2)(2t - G) + \dots + 2[(m-2)t - G] + [(m-1)t - G] = 0 \quad (5)$$

因为  $m$ 、 $t$  和  $G$  为常数, 则有

$$G = \frac{\sum_{k=1}^{m-1} (m-k) \cdot k}{\sum_{k=1}^{m-1} (m-k)} \cdot t \quad (6)$$

进一步计算, 可得出  $G$  与  $m$  及  $t$  的关系为

$$G = \frac{m+1}{3} \cdot t \quad (7)$$

对于一个给定的时间序列, 嵌入时间窗  $G$  是确定的<sup>[12]</sup>。根据式(7)可以确定  $t$  和  $m$  的最佳匹配。

对于电力短期负荷, 式(7)中令  $G=8$ , 可以得出  $m$  与  $t$  的若干组匹配, 如表 1 所示。

可以通过 G-P 算法<sup>[13]</sup>获得一个最小的嵌入维数, 从而排除一些  $m$  过于小的组合。为避免在重构

的相空间中引入不必要的噪声, 还应该排除一些  $m$  过于大的组合。剩下的组合及其预测误差如表 2 所示, 可见这几组组合的预测精度是很高的。图 2 是  $m$  取 7 时, 预测误差随  $t$  的变化情况, 可见,  $t$  取 3 时预测精度最高。表 2、图 2 也说明了本文提出的选取  $m$  与  $t$  的最佳匹配的方法的有效性。

表 1 电力短期负荷  $m$  与  $t$  的匹配  
Tab.1 Combinations of  $m, t$  for power loads

$t$	1	2	3	4	6	8
$m$	23	11	7	5	3	2

表 2 电力短期负荷  $m$  与  $t$  的最佳匹配  
Tab.2 The optimal combinations of  $m, t$  for power loads

$t$	$m$	误差/%
3	7	0.99
4	5	1.10
6	3	1.01

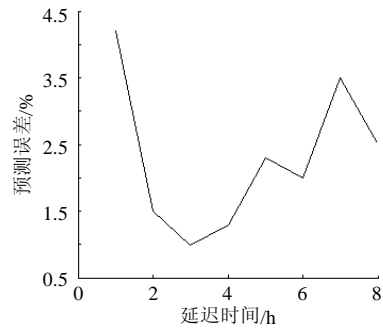


图 2  $m=7$  时预测误差随延迟时间  $t$  的变化

Fig.2 Forecasting errors for different  $t$  where  $m=7$

3.2  $m$ 、 $t$  的最佳匹配对于负荷伸缩、平移的不变性  
在负荷预测时, 大多要对负荷数据进行预处理, 以使预测过程简单或提高预测精度。文献[8]通过数值仿真指出电力短期负荷发生平移后不影响  $m$  与  $t$  的取值。事实上, 电力短期负荷无论平移还是伸缩都不影响  $m$  与  $t$  的取值。对此, 本文通过嵌入时间窗具有不变性来加以理论证明。

设电力短期负荷时间序列为  $\{x(t), t=1, 2, 3, \dots, n\}$ , 发生平移或伸缩后的时间序列为

$$x'(t) = ax(t) + b \quad t=1, 2, \dots, n \quad (8)$$

式中:  $a$  为伸缩系数;  $b$  为平移系数。

将式(8)代入式(3), 得到序列  $x'(t)$  的平均值

$$x'_a = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x'(t) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [ax(t) + b] = a \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x(t) + b = ax_a + b \quad (9)$$

将式(8)、(9)代入式(2), 得到  $x'(t)$  的自关联函数

$$\begin{aligned}
 c'(G) &= \frac{\sum_{t=1}^{n-G} [x'(t) - x'_a][x'(t+G) - x'_a]}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-G} [x'(t) - x'_a]^2 [x'(t+G) - x'_a]^2}} = \\
 &= \frac{\sum_{t=1}^{n-G} [ax(t) + b - x'_a][ax(t+G) + b - x'_a]}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-G} [ax(t) + b - x'_a]^2 [ax(t+G) + b - x'_a]^2}} = \\
 &= \frac{a^2 \sum_{t=1}^{n-G} [x(t) - x_a][x(t+G) - x_a]}{\sqrt{a^4 \sum_{t=1}^{n-G} [x(t) - x_a]^2 [x(t+G) - x_a]^2}} = \\
 &= \frac{\sum_{t=1}^{n-G} [x(t) - x_a][x(t+G) - x_a]}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-G} [x(t) - x_a]^2 [x(t+G) - x_a]^2}} = c(G) \quad (10)
 \end{aligned}$$

可见，对于同一个  $G$ ，负荷伸缩或平移后得到的新序列与原始序列自相关性一致，故对于原始序列相图既不压缩也不折叠的  $G$  值，对于新时间序列相图也不压缩折叠，即新序列与原始序列的最佳  $G$  具有不变性。于是  $m$  与  $t$  的取值也不会受负荷平移及伸缩的影响。从混沌吸引子的角度来看，平移只改变吸引子的位置，伸缩只改变吸引子的直径，但均不改变吸引子的形状。因此其混沌特性参数 Lyapunov 指数、分形维均不变，重构其动力学系统的  $m$  与  $t$  也应不变。

### 4 预测参考点的选取

#### 4.1 预测参考点的选取步骤

在选用一定的预测模型进行预测时，首先要由预测参考点确定其中的待定参数，然后由当前相点通过确定的预测模型就可得出预测点。图 3 中当前点  $X_y(t)$  的邻近点很多，如点  $X_i(t)$  和  $X_j(t)$ 。经过一步演化之后，相点  $X_j(t-1)$  所在的轨道与预测点  $X_y(t-1)$  所在的轨道偏差较大，如果采用  $X_j(t)$  为预测参考点，将导致预测误差的增大，称这样的邻近点为“伪邻近点”。相点  $X_i(t-1)$  所在的轨道与预测点  $X_y(t-1)$  所在的轨道偏差较小，可见，选邻近点  $X_i(t)$  作为预测参考点比较好。因此，选择预测参考点的关键就是：①预测参考点数量上要满足特定预测模型的需要；②预测参考点质量上要使预测更精确。为剔除“伪邻近点”，选取预测参考点时既要考虑距离因素又要考虑相点演化的相关性因素。

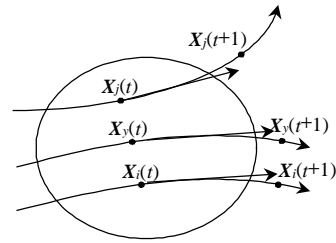


图 3 预测参考点演化轨迹对预测的影响示意图  
Fig.3 The schematic diagram of affecting forecast on evolutionary track of reference points

根据以上分析，预测参考点的选取步骤如图 4 所示。

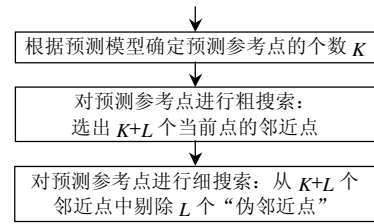


图 4 选择预测参考点的步骤  
Fig.4 The process of choosing reference points

#### 4.2 预测参考点个数的确定

一直以来都没有很好的确定预测参考点个数的办法，通常都是凭经验来确定<sup>[14-15]</sup>。本文通过数学推理得出了预测参考点个数要满足的条件。若采用线性预测模型

$$y(x) = ax + b \quad x \in \mathbf{R}^m \quad (11)$$

运用最小二乘法来求确定待定参数  $a$ 、 $b$ 。找出相空间中预测点的  $K$  个预测参考点  $X(i)$  ( $i=1,2,\dots,K$ )， $Y(i)$  ( $i=1,2,\dots,K$ ) 分别是  $X(i)$  的下一步迭代点，则

$$Y = X \cdot a + I \cdot b = X_x \cdot [a \ b]^T \quad (12)$$

式中： $Y$  为  $K \times m$  的矩阵， $X_x$  为  $K \times (m+1)$  的矩阵，则  $[a \ b]^T$  为  $(m+1) \times m$  个待求参量。

因为方程的个数必须大于或等于未知量的个数，方程才有解。所以  $K \times m \geq (m+1) \times m$ ，即  $K \geq (m+1)$ 。可见，预测参考点至少要  $m+1$  个。取  $K=m+l$ ， $l$  为大于或等于 1 的整数，通过仿真试验知，当  $l=20\sim 30$  时预测精度比较高，也可以在预测过程中依据使得预测误差达最小的判据动态地确定  $l$  值。

#### 4.3 对预测参考点的搜索

对预测参考点的粗搜索是仅考虑距离因素的搜索。需要注意的是，这里是按照预测参考点个数来选择邻近点，而不是现有混沌方法中采用的距离  $e$ 。

在  $m$  维相空间里，假设当前点为  $X_y(t)$ ，它处于混沌吸引子的某一区域，当前点  $X_y(t)$  与相点  $X_i(t)$

间的距离为  $d_{yi}(t) = \|\mathbf{X}_y(t) - \mathbf{X}_i(t)\|$ ,  $\|\cdot\|$  为欧式模。

预测参考点粗搜索即是找出距当前点  $\mathbf{X}_y(t)$  最近的  $K+L$  个邻近点  $\mathbf{X}_i(t)$ ,  $i=1,2,3,\dots,K+L$ ,  $L$  为大于或等于 1 的整数。

预测参考点的细搜索是在粗搜索的基础上再考虑相关性因素的搜索, 最终确定当前点的  $K$  个预测参考点。在这里, 相关度由相关系数的大小来体现, 本文提出了一种简便易行的相关系数的计算方法, 这种算法充分考虑了相空间中相点间各对应坐标演化轨迹的相关性。

若电力负荷时间序列  $\{x(t), i=1,2,\dots,n\}$ ,  $n$  为时间序列的长度, 要预测下一时刻的负荷  $x(n+1)$ , 则①分别找到当前点  $\mathbf{X}_y(t)$  及其  $K+L$  个邻近点  $\mathbf{X}_i(t)$  在相空间演化轨线的上一时刻的相点  $\mathbf{X}_y(t-1)$  及  $\mathbf{X}_i(t-1)$ ,  $i=1,2,3,\dots,K+L$ ; ②分别计算出矢量  $\mathbf{X}_y(t)$  与  $\mathbf{X}_y(t-1)$  及  $\mathbf{X}_i(t)$  与  $\mathbf{X}_i(t-1)$  的差值, 得出  $m$  维相量  $c$  及  $c_i$

$$\begin{cases} c = \mathbf{X}_y(t) - \mathbf{X}_y(t-1) \\ c_i = \mathbf{X}_i(t) - \mathbf{X}_i(t-1) \end{cases} \quad (13)$$

③当前点  $\mathbf{X}_y(t)$  与其第  $i$  个邻近点  $\mathbf{X}_i(t)$  的相关系数可定义为

$$C_{\text{cov}_i} = \frac{\sum_{k=1}^m c(k)c_i(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^m [c(k)c_i(k)]^2}} \quad (14)$$

④分别计算  $K+L$  个邻近点与当前点的相关系数, 其中相关系数较大的  $K$  个点就是要选的预测参考点。

## 5 算例

用本文提出的选取  $m$ 、 $t$  的方法确定的最佳匹配  $m=7$ 、 $t=3$ , 采用混沌相空间重构局部线性预测模型, 分别以本文方法选取预测参考点和只考虑距离因素选取预测参考点, 对华东电网短期负荷作 24h 预测( $n=2040$ )。称这 2 种预测方法分别为现预测法和原预测法, 其预测结果如表 3 所示。

由表 3 可见, 采用本文方法选取预测参考点时, 平均预测误差为 0.61%, 而且误差在 1% 以内的达 79.2%。其预测精度明显高于选取预测参考点只考虑距离因素时的预测精度, 也比以往电力负荷预测文献的预测精度高很多, 表明了本文提出的  $m$ 、 $t$  及预测参考点的选取方法的正确性和有效性。

表 3 2004 年 7 月 29 日 24h 负荷预测结果

Tab.3 The load forecasting results in Jul.29,2004

T/h	实测/MW	原预测法		现预测法	
		预测/MW	误差/%	预测/MW	误差/%
0	62287	62586	0.48	62462	0.28
1	61061	61591	0.86	61477	0.68
2	60072	60148	0.13	59757	0.53
3	58933	58969	0.06	58519	0.71
4	57501	57907	0.70	57372	0.22
5	57100	57419	0.55	57002	0.17
6	57409	57616	0.36	57574	0.29
7	58215	58712	0.85	59123	1.53
8	62470	61950	0.84	63024	0.88
9	65825	65276	0.84	66189	0.55
10	68486	67164	1.97	67339	1.70
11	68238	66647	2.39	67898	0.50
12	67032	66826	0.31	66350	1.03
13	67827	67272	0.82	67033	1.18
14	69999	67608	0.58	68195	0.29
15	67774	67403	0.55	67918	0.21
16	67765	66777	1.48	67562	0.30
17	66636	64752	2.91	66066	0.86
18	63843	62989	1.36	63761	0.13
19	64460	63834	0.98	64403	0.09
20	68789	68531	0.38	68018	1.13
21	68240	67468	1.14	68685	0.65
22	67019	66003	1.54	66871	0.22
23	65200	64189	1.58	64851	0.54

注: 原预测法的平均预测误差为 0.99%, 66.6% 的误差在 1% 以内; 现预测法的平均预测误差为 0.61%, 79.2% 的误差在 1% 以内。

## 6 结论

(1) 在对电力短期负荷时间序列相空间重构的基础上, 从重构吸引子的形状、相关性理论确定了对整点电力短期负荷时间序列的最佳嵌入时间窗  $G$ 。

(2) 根据  $G$  与  $m$ 、 $t$  的关系确定了  $m$ 、 $t$  的多组最佳匹配。按照给出的  $m$ 、 $t$  的最佳匹配值可以更精确地重构相空间吸引子, 更好地反映电力短期负荷过程的混沌动力学性质。

(3) 从理论上证明了  $m$ 、 $t$  的最佳匹配对于电力短期负荷的伸缩和平移具有不变性, 可以用来指导负荷预测。

(4) 在选取预测参考点时充分考虑了距离因素和相关性因素, 通过粗、细 2 次搜索最终确定了同时满足数量和预测精度要求的预测参考点。数值仿真证明了这种选取预测参考点方法的有效性与正确性。

## 参考文献

- [1] 李天云, 刘自发. 电力系统负荷的混沌特性及预测[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(11): 36-39.  
Li Tianyun, Liu Zifa. The chaotic property of power load and its forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(11): 36-39(in Chinese).
- [2] 梁志珊, 王丽敏, 付大鹏, 等. 基于 Lyapunov 指数的电力系统短期负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 1998, 18(5): 368-371.  
Liang Zhishan, Wang Limin, Fu Dapeng, et al. Electric power system short-term load forecasting using Lyapunov exponents technique [J]. Proceedings of the CSEE, 1998, 18(5): 368-371(in Chinese).
- [3] Mori H, Urano S. Short-term load forecasting with chaos time series analysis[C]. The International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, France, 1996.
- [4] 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): 81-82.  
Lü Jinhua, zhan Yong, Lu Junan. The non-linear chaotic improved model of the electric power system short-term load forecasting [J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(12): 81-82(in Chinese).
- [5] 岳毅宏, 韩文秀, 张伟波. 基于关联度的混沌序列局域加权线性回归预测法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(11): 17-20.  
Yue Yihong, Han Wenxiu, Zhang Weibo. Local adding-weight linear regression forecasting method of chaotic series based on degree of incidence[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(11): 17-20(in Chinese).
- [6] 吕金虎, 陆君安, 陈士华. 混沌时间序列分析及其应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2002.
- [7] Kennel M B, Brown R, Abarbanel H D I. Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction[J]. Physical Review A, 1992, 45(6): 3403-3411.
- [8] 杨正瓴, 林孔元. 短期负荷预测相空间重构法参数优选的数值测试与分析[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(16): 40-44.  
Yang Zhengling, Lin Kongyuan. Improving precision of short term load forecasting by numerical testing in local linearization method of phase space reconstruction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(16): 40-44(in Chinese).
- [9] 杨正瓴, 林孔元, 余贻鑫. 短期负荷预报的“双周期加混沌”法中的子模型优选理论探讨[J]. 电网技术, 2003, 27(5): 33-36.  
Yang Zhengling, Lin Kongyuan, Yu Yixin. Short term load forecasting by synthesizing double periods and chaotic component: optimization by sub-models[J]. Power System Technology, 2003, 27(5): 33-36(in Chinese).
- [10] 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 Chuanwen, Yuan Zhiqiang, Hou Zhijian, et al. Research of forecasting method on chaotic load series with high embedded dimension[J]. Power System Technology, 2004, 28(3): 25-28(in Chinese).
- [11] Takens F. Detecting strange attractors in turbulence [C]// Rsaad D A, Young L S. Dynamical systems and turbulence, Lecture Notes in Mathematics. New York: spriger-verlay, 1981: 366-381.
- [12] 李克平. 混沌神经网络和非线性时间序列预测[D]. 天津: 南开大学, 2002.  
Li Keping. Chaotic neural networks and nonlinear time series prediction[D]. Tianjin: Nankai University, 2002(in Chinese).
- [13] Grassberger P, Procaccia I. Characterization of strange attractors [J]. Physical Review Letters, 1983, 50(5): 346-349.
- [14] 温权, 张勇传, 程时杰. 负荷预报的混沌时间序列分析方法[J]. 电网技术, 2001, 25(10): 13-16.  
Wen Quan, Zhang Yongquan, Cheng Shijie. Chaotic time series analysis to load prediction[J]. Power System Technology, 2001, 25(10): 13-16(in Chinese).
- [15] 蒋传文, 侯志俭, 李承军. 基于混沌理论的电力负荷短期预报的神经网络方法[J]. 水电能源科学, 2001, 19(3): 59-61.  
Jiang Chuanwen, Hou Zhijian, Li Chengjun. Short-time power load neural network forecasting method based on chaos theory [J]. Hydroelectric Rnergy, 2001, 19(3): 59-61(in Chinese).

收稿日期: 2006-02-13。

作者简介:

谷 子(1976—), 女, 硕士研究生, 主要从事电力系统负荷预测, 混沌、人工智能在电力系统中的应用, [guzijudy@sohu.com](mailto:guzijudy@sohu.com);

唐 巍(1971—), 女, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统分析与控制, 人工智能、最优化技术在电力系统中的应用。

(编辑 王剑乔)