

# 基于分时重构混沌相空间的电力系统负荷短期预测

彭春华, 雷莉霞

(华东交通大学电气与电子工程学院, 江西 南昌 330013)

**摘要:** 为了实现高精度的电力系统负荷短期预测,该文对电力系统负荷时间序列数据分时段进行相空间重构,并计算分形维数和提取最大 Lyapunov指数,经分析得出了系统负荷分时间序列数据的演化具有混沌特征,由此提出了短期电力系统负荷的分时重构混沌相空间预测算法,相比目前通常采用的单一时间序列混沌预测算法,该算法具有相空间嵌入维数少和模型参数配置灵活的特点,通过电力系统负荷短期预测实例验证,结果表明该算法比单一时序混沌预测算法在预测精度上有显著提高。

**关键词:** 系统负荷; 分时重构; 相空间; 混沌预测

**中图分类号:** TM715 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2005)20-0062-06

## 0 引言

在电力系统中,精确的系统负荷预测是保障电网安全稳定运行以及调度中心制订机组未来上网发电计划的基础,而随着电力市场化改革的发展,负荷短期预测还会直接影响到第二天市场边际电价的确定,由此对系统负荷短期预测的精度提出了更高的要求。基于时间序列混沌相空间重构理论来进行电力负荷预测,由于不需要利用气温气候等其它影响因素的数据,不是采用主观建立的简化影响因素的预测模型,而是直接使用根据数据序列本身所提取出来的客观规律来进行预测,这样从理论上讲既可降低预测成本又能提高预测精度,因此已成为当前一个非常热门的研究领域<sup>[1~3]</sup>。然而在现有的相关研究中,一般都只是简单地对系统负荷的单一时间序列数据进行分析得出其具有混沌特性,进行统一的嵌入相空间重构,最终只建立一个混沌预测模型来进行预测,即在预测过程中所有的预测值都是基于同一嵌入维数的相空间以及相同的最大 Lyapunov指数得到的。由于电力系统负荷影响因素的复杂性,在单一时序负荷数据基础上建立的混沌相空间模型通常都具有较高嵌入维数,而现有的混沌时间序列预测算法在高嵌入维时预测效果往往会不太理想,这是因为当嵌入维较高时,一方面现有采用欧氏距离寻求最邻近相点的方法难以反映最邻近点与原相点的关联程度;另一方面预测算法所利用的历史信息将会很长,而对于 Lyapunov指数谱具有正分量的动力系统所生成的时间序列来说,历史对未来的影响是随时间呈指数衰减的<sup>[4]</sup>。本文采用普通的单一时间序列混沌预测算法,对某电力市场 2002年度的系统负荷数据进

行了预测,通过自相关法系数法确定其时间延迟 为 8 h,计算得到其最大 Lyapunov指数 为 0.0014,最佳嵌入维数  $m$  为 20,可见嵌入维数已相当高,预测结果的平均相对误差超过 3%,而在一些负荷突变点的预测相对误差常会超过 5%甚至达到 10%,本文后述中还将对该算法的预测结果作更具体的比较分析。可见,用目前的单一时间序列重构相空间混沌预测算法对实际的电力系统负荷进行预测,往往会出现较大的误差而影响其实用性,因此有必要进一步提高预测精度。

为此,本文深入分析了电力系统负荷数据时间序列的基本特征,通过将负荷数据序列按时段进行分组,并利用混沌理论对各时段的数据序列分别进行了相空间重构,从这些分时相空间中提取了描述吸引子的重要特征量,如分形维数和 Lyapunov 指数,结果表明负荷分时段数据序列的演化过程仍然具有混沌特性,在此基础上提出了系统负荷分时重构混沌相空间短期预测的算法,并将其应用于实际电力系统负荷的短期预测,预测结果表明采用这种算法能有效地降低相空间嵌入维数,明显提高预测精度,达到令人满意的预测效果。

## 1 电力系统负荷时序数据分析

由于电力系统负荷时间序列数据的波动通常比较复杂,为了研究如何进一步提高系统负荷的预测精度,本文首先对系统负荷时间序列数据进行了深入分析。图 1是某电力系统在 2002年 5月份系统负荷数据单一时间序列和分时时间序列的曲线图,其中的分时时间序列仅画出了 5个具有代表性的时段。从图 1中可以看出它们尽管看似随机变化的,

但却隐含着一定的周期性。系统负荷数据的单一时间序列表现出大周期(周周期)中嵌套小周期(日周期)的特点;不同时段的时间序列会表现出不同的波动特点,比如时段2时间序列波动较平缓,而时段12时间序列波动较剧烈,更重要的是分时时间序列总体上均明显比单一时间序列的波动要平缓得多,而且变化也简单得多。可见系统负荷数据分时时间序列比单一时间序列具有更强的规律性。因此,如果能够确定系统负荷分时时间数据序列和单一时间序列那样也具有混沌特性,就有可能利用混沌预测算法得到更理想的预测效果。

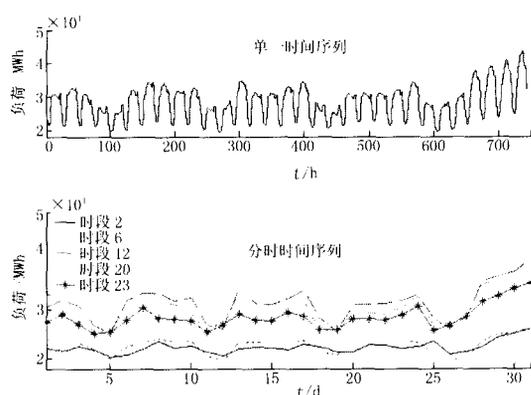


图1 电力系统负荷时间序列曲线图

Fig 1 Time series curve of system load

## 2 系统负荷分时间序列混沌特性

### 2.1 重构相空间

根据 Packard 等在 1980 年提出重构相空间理论<sup>[5]</sup>,确定任一系统的状态所需要的全部动力学信息包含在该系统任一变量的时间序列中,把单变量时间序列嵌入到新的坐标系中所得的状态轨迹会保留原空间状态轨道的最主要的特征。在确定性的基础上,对时间序列动力学因素进行分析,目前广泛采用的是延迟坐标状态相空间重构法。通过将实际问题中给定的时间序列扩展到多维的相空间中去,以便把时间序列中所隐藏着的系统信息充分地显露出来。在图 1 中显示出系统负荷不同时段的分时间序列表现出不同的变化特征,因此在预测时需要对系统负荷的每个时段的时间序列数据分别重构各自的相空间。用  $\{X_i(t), t=1, 2, \dots, N\}$  表示第  $i$  个时段 ( $i=1, 2, \dots, 24$ ) 的系统负荷时间序列数据,则其采样时间间隔  $\Delta t$  应为 24 h, 设其嵌入维数为  $m_i$ , 时间延迟天数为  $\tau_i$ , 则第  $i$  个时段的时间序列的相空间形式可以表示为:

$$Y_i(1) = \{ X_i(1), X_i(1 + \tau_i), \dots, X_i(1 + (m_i - 1) \tau_i) \};$$

$$Y_i(2) = \{ X_i(2), X_i(2 + \tau_i), \dots, X_i(2 + (m_i - 1) \tau_i) \};$$

$$\dots \dots \dots$$

$$Y_i(M_i) = \{ X_i(M_i), X_i(M_i + \tau_i), \dots, X_i(M_i + (m_i - 1) \tau_i) \};$$

相空间中相点的总数  $M_i = N - (m_i - 1) \tau_i$ , 每个相点  $Y_i(k)$  ( $k=1, 2, \dots, M_i$ ) 实际上表示  $m_i$  维数据空间上的一个点,随  $k$  的变化,  $Y_i(k)$  会在  $m_i$  维数据空间上描绘出轨线。根据 Takens 定理<sup>[6]</sup>,设原系统的维数为  $D$ ,对合适的时间延迟  $\tau$ ,若嵌入维数选择大于或等于  $2D + 1$ ,重构相空间在嵌入空间中的轨线将变得光滑,在微分同胚意义下与原动力系统是动力学等价的。对于电力系统负荷的短期预测,可选取时间延迟  $\tau$  为最小的 1,这样既保证相邻的两个相点之间不至于丢失信息,又能使每次新增增加的相点中的最后一个分量  $X_i(N + 1)$  正好是需要预测的第二天该时段的负荷值。

### 2.2 混沌特性分析

#### 1) 功率谱分析

混沌系统的观测资料在频率空间中可能跨越很宽的尺度,使得其时间序列图看起来是不规则的,但是由于存在自相似结构,其功率谱图往往会呈现出规律性。在此采用功率谱分析的方法,通过快速傅里叶变换 (FFT) 将系统负荷分时数据从时间域转化到频率域上来进行分析。这里仅画出了某电力系统 2002 年的第 12 时段的系统负荷分时数据序列的功率周期谱图 (图 2)。从图 2 可以看出,谱图变化剧烈,存在多峰、宽峰和噪声背景,说明系统负荷数据分时序列不是简单的周期序列,而是复杂的非线性序列,具有混沌特征。分析得出的其他各时段的周期谱图也具有类似特征,并且在各时段周期谱中都会在 7 天处呈现出一个较明显的主峰,说明了分时系统负荷具有周波动周期。

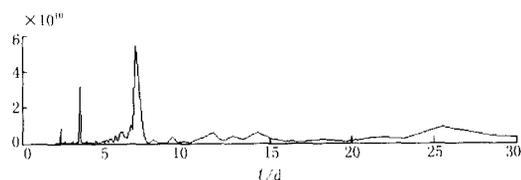


图2 系统负荷分时间序列周期谱图

Fig 2 Periodic spectrum of system load time clustering data

#### 2) 分形维数

根据嵌入相空间理论,通过 G - P算法计算分时间序列吸引子的关联维数<sup>[7]</sup>。对于时段  $i$  的系统负荷数据序列进行相空间重构处理,设定凡是两个相点之间的距离小于正数  $r$  的相点对为关联对,计算重构相空间中  $M_i$  个相点的  $M_i^2$  种所有可能配对中有关联的矢量对数,并得到关联矢量对的比率即关联积分  $C_i$ :

$$C_i(m_i, r) = \frac{1}{M_i^2} \sum_{k,j=1}^{M_i} (r - |Y_i(k) - Y_i(j)|)$$

$$\text{其中 } (x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases} \quad (1)$$

对于充分小的  $r$ , 有关联维数  $D_i(m_i) = \ln C_i(m_i, r) / \ln r$ , 从而可以通过拟合  $\ln C_i(m_i, r) \sim \ln r$  双对数关系曲线中的直线段求出  $m_i$  维相量空间所对应的关联维数估计值。如果  $D_i(m_i)$  值随嵌入维数  $m_i$  增加收敛于一个稳定的分数值, 则表明系统是一个混沌时间序列。

从图 3 可看到随着嵌入维数的增加, 双对数关系曲线中的各条直线段相互密集且渐趋于平行, 可算出直线段部分的斜率趋于稳定值。表 1 中列出了经计算得到的某电力系统 2002 年系统负荷所有 24 个时段的分时间序列吸引子的关联维数, 可见都具有分数维。

### 3) 最大 Lyapunov 指数和最佳嵌入维数

Lyapunov 指数是对相空间中初始条件不同的两条相邻的轨迹随时间推移按指数规律分离的比率的定量描述, 如果时段  $i$  的分时间序列的最大 Lyapunov 指数  $\lambda_i$  大于零, 则可判断该序列是混沌系统。最大 Lyapunov 指数的计算方法有很多, 本文采用目前常用的小数据量算法来提取各个时段系统负荷系统相

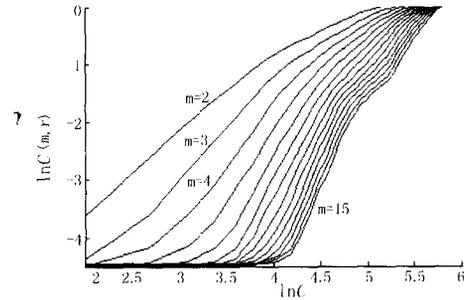


图 3 不同  $m$  时的  $\ln C(m, r) \sim \ln r$  曲线

Fig 3 Curves of  $\ln C(m, r) \sim \ln r$  relative to different  $m$

空间的最大的 Lyapunov 指数, 其具体计算步骤可参考文献 [8]。根据 Takens 定理, 原则上相空间的嵌入维数只需选择大于或等于  $2D_i + 1$  的整数即可。本文进一步根据以下原则来确定最佳嵌入维数: 当逐渐增加嵌入维  $m_i$  时, 最大 Lyapunov 指数  $\lambda_i$  值会逐渐减小并趋于某个值, 但如果继续增加嵌入维  $m_i$  时,  $\lambda_i$  值出现了显著减小, 说明再增加嵌入维数造成了信息冗余和相空间结构关系模糊, 故  $m_i$  不应继续增加, 则此时的  $m_i$  即为最佳嵌入维数。采用上述方法计算得到某电力系统 2002 年系统负荷 24 个时段分时间序列相空间的最大 Lyapunov 指数  $\lambda_i$  和最佳嵌入维数  $m_i$ , 如表 2 所示。

从表 2 可看出分时间序列相空间的最大 Lyapunov 指数都为很小的正数, 说明各分时间系统都是混沌的, 对它们各自的演化过程进行短期预测是可能的。同时还可看出最佳嵌入维数最高是 15 维, 可见总体上比单一时间序列得到的最佳嵌入维数 20 维有显著降低。

## 3 分时重构混沌相空间预测

表 1 系统负荷各时段分时间序列吸引子的关联维数

Tab 1 Correlation dimension of attractor of every time clustering system load data

时段 $i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
$D_i$	4.12	3.96	3.81	3.85	3.73	3.76	2.38	2.81	2.72	3.82	3.76	3.89
时段 $i$	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
$D_i$	3.94	3.53	3.48	3.10	3.25	3.20	3.43	3.50	3.13	3.76	3.92	4.14

表 2 系统负荷各时段分时间的最大 Lyapunov 指数和最佳嵌入维数

Tab 2 Maximum Lyapunov exponent and best dimension of every time clustering system load data

时段 $i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
$\lambda_i$	0.017	0.004	0.005	0.001	0.002	0.006	0.011	0.013	0.011	0.027	0.045	0.062
$m_i$	14	14	12	13	12	12	12	12	15	14	13	15
时段 $i$	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
$\lambda_i$	0.071	0.070	0.073	0.078	0.067	0.054	0.033	0.028	0.029	0.034	0.028	0.025
$m_i$	14	15	14	13	15	15	15	14	15	15	15	14

### 3.1 预测模型

最大 Lyapunov 指数刻画了相空间中相体积收缩和膨胀的几何特性,因此是个很好的预测参数。根据最大 Lyapunov 指数的定义可建立如下预测模型:

$$2^{d \cdot i} = \frac{Y_i(M_i + d) - Y_{nbt}(t + d)}{Y_i(M_i) - Y_{nbt}(t)} \quad (i=1, 2, \dots, 24) \quad (2)$$

以  $i$  和  $m_i$  分别表示  $i$  时段分时间序列相空间的最大 Lyapunov 指数和最佳嵌入维数,式 (2) 中  $d$  为预测步长,  $Y_i(M_i)$  为预报中心相点,  $Y_i(M_i + d)$  是距中心相点  $d$  天后的预测点,  $Y_{nbt}(t)$  为  $Y_i(M_i)$  的最近邻点,  $Y_{nbt}(t + d)$  是  $Y_{nbt}(t)$  经过  $d$  天后的演化值,  $\cdot$  表示欧氏距离。当式 (2) 中只有  $Y_i(M_i + d)$  的最后一个分量  $X_i(N + d)$  是未知的,其余皆已知时,即可按式 (3) 计算得到  $d$  天后  $i$  时段系统负荷的预测值  $X_i(N + d)$ 。

$$X_i(N + d) = X_i(t + m_i - 1 + d) \pm \{2^{d \cdot i} \cdot Y_i(M_i) - Y_{nbt}(t) \}^2 - [X_i(M_i + d) - X_i(t + d)]^2 - \dots - [X_i(N - 1 + d) - X_i(t + m_i - 2 + d)]^2 \quad (i=1, 2, \dots, 24) \quad (3)$$

### 3.2 预测处理

对 24 个分时间序列相空间分别建立各自的预测模型,每个预测模型只用来预测  $d$  天后各自对应时段的系统负荷,然后将这 24 个时段负荷预测结果组合起来即可形成  $d$  天后的系统负荷预测曲线。

由于在式 (3) 的计算过程中会因为平方根正负号的选取不同出现两个  $X_i(N + d)$  预测结果,在此可基于“相似性原理”通过比较两种结果与最近邻点间的夹角来确定  $X_i(N + d)$  的最终值<sup>[9]</sup>。  $Y_i(M_i + d)$  与  $Y_{nbt}(t + d)$  两相量之间的夹角可用式 (4) 计算。

$$= \arccos[(Y_i \cdot Y_{nbt}) / (Y_i \times Y_{nbt})] \quad (4)$$

夹角越小的说明两个相量在空间上的方向越接近,如果将平方根选择正号计算得到的  $X_i(N + d)$  代入式 (4) 计算得到夹角更小,则说明其更符合实际情况而应被选取,否则平方根选择负号来计算  $X_i(N + d)$ 。

对于系统负荷的时间序列来说,对未来发展影响最大的主要是近期数据,因此选用的历史数据不宜过长,否则不仅增加了运算量而且相反会降低预测精度。本文一般只选取最近 3 个月的数据序列来进行相空间重构。在每轮计算过程当中,所采用的

最大 Lyapunov 指数应根据本轮所选取的最近 3 个月的历史数据来重新计算进行滚动刷新的,这样可以保证最大 Lyapunov 指数总是能准确反映当前重构相空间的演化特征,从而可提高预测结果的精度。

### 3.3 预测结果及分析

本文分别采用常规单一时间序列混沌预测模型和分时重构混沌相空间预测模型对某电力系统 2002 年 5 月的系统负荷进行预测,单一时间序列混沌预测采用文献 [9] 的方法,只建立一个预测模型,其中时间延迟取 8 h,计算最大 Lyapunov 指数取 0.0014,最佳嵌入维数取 20;分时重构混沌相空间预测分时段建立 24 个预测模型,按式 (3) 计算,其中的  $d$  分别以 1、2 和 3 代入从而得到随后 3 天的预测结果。结果表明预测精度在采用分时重构混沌相空间预测算法后获得了明显改进。限于篇幅,在此仅以据 5 月 16 日前的负荷历史数据对随后 3 天的系统负荷进行预测得到的一组典型大波动的预测曲线(如图 4)来进行分析说明。

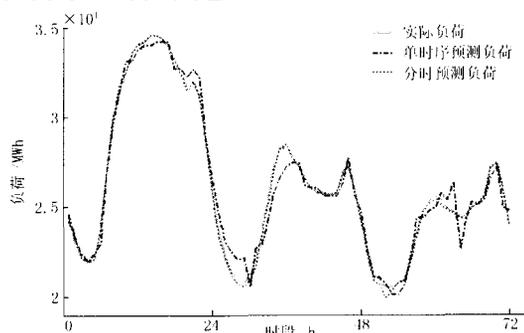


图 4 系统负荷的实际与预测曲线

Fig 4 Actual and forecasted load curves

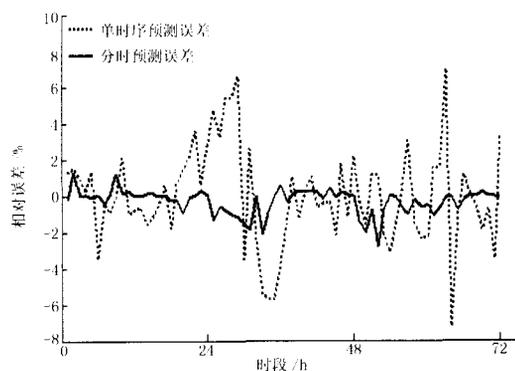


图 5 系统负荷的预测误差曲线

Fig 5 Forecasting error curves of system load

图 4 中显示了 17、18 和 19 日这 3 天的实际与预测的系统负荷曲线,其中 17 日(前 24 时段)是周五,因为是工作日故系统负荷整体较高,随后的 18

和 19 日是两天休息日,因此系统负荷整体较低。图 5 展示了两种预测算法的预测误差曲线比较。从图 4 和图 5 可以看出,采用单一时间序列混沌预测模型对一天后的系统负荷预测精度较高,但是随着预

测时间的加长和系统负荷发生突变,预测负荷曲线会与实际曲线产生较大的差距;而当采用分时重构混沌相空间预测模型时,预测曲线始终与实际曲线非常吻合,预测精度很理想。

表 3 3种预测方法的预测结果相对误差统计

Tab 3 Forecasting error statistics with three forecasting methods

预测提前天数	预测方法	平均相对误差 (%)	<1%	<2%	<5%
一天	单一时序	1.532	43.8%	78.2%	100%
	分时时序	0.329	91.6%	99.3%	100%
两天	单一时序	2.879	21.6%	54.7%	89.6%
	分时时序	0.681	77.8%	91.8%	99.8%
三天	单一时序	4.372	13.4%	32.5%	71.2%
	分时时序	0.924	69.2%	86.7%	99.1%

在表 3 中对整个 5 月份系统负荷提前 3 天以内的预测结果的相对误差进行了统计。统计结果表明,采用分时重构混沌相空间预测算法的预测误差大多数在 2% 以下,具有很高的精度,相比常规单一时间序列混沌预测算法优势明显。分析原因主要有:单一时序混沌预测模型的时间延迟为 8 h,因此 8 h 以后的预测相点中除了要预测的那个分量外,其余分量中肯定还包含了前期的预测值,也就是说 8 h 后的预测值要建立在前期预测的基础上,而且随着预测时间的延长预测相点中的前期预测数据会越来越多,因此前期的预测误差不断积累将直接导致后期的预测误差加大;而分时重构混沌相空间预测模型时间延迟为 1 天,其第二天和第三天的负荷预测相点中分别只有一个和两个分量是前期的预测值,因此预测误差积累很少。对于单一时间序列混沌预测模型,其相空间结构固定,嵌入维数会很高,且模型中的参数值也是固定不变,然而最大 Lyapunov 指数本身是一个全局统计平均的概念,因此模型很难准确反映负荷突变过程,造成当负荷变化曲线处在波峰或者波谷时预测偏差较大;当采用分时重构混沌相空间预测模型时,一方面由于负荷数据通过分时聚类被平滑化,缓和了负荷的波动特性,能有效地降低相空间的嵌入维数;另一方面由于预测模型中的重构相空间嵌入维数和最大 Lyapunov 指数会根据不同时段负荷演化的特征而进行灵活调整,因此适应性更强,从整体上改善了预测效果,特别是对波动峰谷值也能获得非常高的预测精度。

#### 4 结论

本文基于嵌入相空间重构混沌理论,将电力系统负荷的单一时间序列数据按时段划分成分时时间

序列来进行分析,得出了系统负荷分时序列的演化过程具有混沌特性的结论。在此基础上提出了分时重构混沌相空间预测算法,将其应用在电力系统负荷短期预测中,克服了目前通常采用的单一时间序列混沌预测算法的预测误差往往较大的不足,实现了高精度的负荷短期预测。

#### 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): 36-40  
LI Tian-yun, LIU Zi-fa. The Chaotic Property of Power Load and Its Forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(11): 36-40.
- [2] 孙雅明,张智晟. 相空间重构和混沌神经网络融合的短期负荷预测研究. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 44-48  
SUN Ya-ming, ZHANG Zhi-sheng. A New Model of STLF Based on the Fusion of PSRT and Chaotic Neural Networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(1): 44-48.
- [3] Nogales F J, Conejo A J, Espinola R. Forecasting Next-day Electricity Prices by Time Series Models[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2002, 17(2): 342-348.
- [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 Chuan-wen, YUAN Zhi-qiang, HOU Zhi-jian, et al. Research of Forecasting Method on Chaotic Load Series with High Embedded Dimension[J]. Power System Technology, 2004, 28(3): 25-28.
- [5] Packard N H, Crutchfield J P, Farmer J D, et al. Geometry from a Time Series[J]. Physical Review Letters, 1980, 45: 712-716.
- [6] Takens F. Determining Strange Attractors in Turbulence[J]. Lecture Notes in Math, 1981, 898: 361-381.
- [7] Grassberger P, Procaccia I. Characterization of Strange At

tractors[J]. Phys Rev Lett, 1983, 50(5): 346-349.

2004, 28(13): 32-35.

- [8] 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: 117-134.

- [9] 张步涵,刘小华,万建平,等. 基于混沌时间序列的负荷预测及其关键问题分析[J]. 电网技术, 2004, 28(13): 32-35.

ZHANG Bu-han, L U Xiao-hua, WAN Jian-ping, et al Load Forecasting Based on Chaotic Time Series and Analysis of Its Key Factors[J]. Power System Technology,

收稿日期: 2005-02-24; 修回日期: 2005-04-08

作者简介:

彭春华(1973-),男,博士,副教授,主要从事电力市场、电力监控信息系统、热工自动化等方面的研究; E-mail: chinapch@163.com

雷莉霞(1977-),女,助教,主要从事计算机应用方面的研究。

### Electric power system short-term load forecasting based on time clustering restructuring chaotic phase space

PENG Chun-hua, LEIL Fxia

(School of Electrical & Electronics Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** This paper addresses a new exact-forecasting algorithm of short-term load in electric power system. Phase spaces of time series system load data is restructured by time clustering, their fractional correlation dimension and maximum Lyapunov exponent are calculated, and the conclusion that time clustering data of load has chaotic property is reached. A new model of short-term load forecasting algorithm based on time clustering restructuring chaotic phase space is presented. The algorithm has advantages of less phase space dimension and flexible parameters compared with the single time series chaotic forecasting algorithm. Test results with this algorithm to forecast the short-term load data in actual electric power system are revealed, which show that there is great improvement in forecasting precision.

**Key words:** system load; time clustering restructuring; phase space; chaotic forecasting

(上接第 43 页 continued from page 43)

作者简介:

蒋铁铮(1965-),男,博士研究生,副教授,主要研究方向是电力系统稳定分析与非线性控制; E-mail: jiangtiezheng@sju.edu.cn

陈陈(1938-),女,教授,博导,主要研究方向是电力系统稳定与控制,FACTS技术与应用;

曹国云(1972-),男,博士,副教授,主要研究方向是电力系统稳定分析与非线性控制。

### A nonlinear optimal predictive controller for TCSC

JIANG Tie-zheng<sup>1,2</sup>, CHEN Chen<sup>1</sup>, CAO Guo-yun<sup>1</sup>

(1. Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;

2. Changsha University of Science and Technology, Changsha 410077, China)

**Abstract:** In this paper, a novel controller for thyristor-controlled series capacitors (TCSCs) with closed-form analytical solution nonlinear optimal predictive control (NOPC) is presented. This controller does not require on-line optimization, so the huge calculation burden can be avoided and the demand of real-time control can be satisfied. In addition, there are only two design parameters (predictive period T and control order), thereby it is easy to be implemented in practice. The simulation results show that the controller can greatly improve power system stability and effectively attenuate power system oscillation.

This project is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 50307007).

**Key words:** nonlinear optimal predictive control; thyristor-controlled series capacitor; stability; damping