

基于混沌算子网络的时间序列多步预测研究*

修春波[†] 徐 勤

(天津工业大学电气工程与自动化学院, 天津 300160)

(2009 年 11 月 14 日收到; 2010 年 2 月 16 日收到修改稿)

结合相空间重构理论和时间序列分析理论, 提出一种用于时间序列多步预测的网络模型. 网络采用多个混沌算子加权求和的形式构成. 网络各层单元采用固定权值连接, 混沌算子的控制参数利用混沌优化算法进行训练调节, 从而控制预测网络的动力学行为. 利用已知时间序列数据构造出训练样本, 训练样本在网络训练过程中仅使用一次, 促使网络的动力学特性随时间的推移而变化, 并逐渐逼近被预测系统的动力学特性, 最终完成对未来时刻数据的预测. 在对理论数据进行预测分析时, 通过计算预测序列的 Lyapunov 指数验证了预测网络的有效性. 在对实际时间序列的预测过程中, 该网络表现出了良好的预测性能. 仿真结果表明, 该预测网络可对多种时间序列在一定的预测步长范围内实现有效的预测.

关键词: 混沌算子, 预测网络, 多步预测, 时间序列

PACC: 0545

1. 引 言

时间序列预测分析技术在经济、气象、地质、水文、军事、医学等诸多领域有着重要的应用价值. 科学正确地对各种实际时间序列进行预测分析可产生巨大的经济效益与社会效益. 由于多数系统具有复杂的非线性特性, 早期用于时间序列分析的线性模型和非线性模型在理论分析与实际应用上都有一定的局限性^[1-3]. 近年来, 许多人工智能方法经常用于时间序列的不确定性分析中. 尤其是混沌理论的研究对时间序列的预测起到积极促进作用. 混沌运动是一种由确定性系统产生的、对初始条件具有敏感依赖性、永不重复的、回复性非周期运动, 广泛存在于气象、水文、医学、电子、信息科学等众多领域中^[4,5]. 由于混沌的非线性本质, 利用混沌理论研究时间序列的预测与分析从根本上保证了其可行性^[6-8].

目前常用的预测方法通常是对时间序列开展混沌动力学分析, 借助于神经网络表述预测模型, 利用相空间重构理论确定网络参数, 从而实现了对时间序列的预测研究^[9-11].

这类预测方法的主要问题是相空间重构的参

数不易选取, 同时神经网络在对实际工程时间序列的预测过程中存在训练速度慢、动力学特性不够丰富以及易于陷入局部极小等问题.

本文结合混沌理论构造一种新的基于混沌算子的预测网络, 利用混沌优化算法作为网络的训练方法, 并充分利用混沌算子的动力学特性, 实现对实际工程时间序列的单步、以及多步有效预测.

2. 算法描述

利用神经网络对时间序列预测时, 通常将已有的数据作为训练样本对网络进行反复训练, 试图让网络学习整个时间序列中所蕴含的全部规律, 从而实现网络对未来时刻的预测. 这种方法对于预测某些实际时间序列是不可能的, 因为实际工程时间序列比理论时间序列复杂得多. 例如, 实际时间序列存在时间跨度长等特点(如水文、金融等时间序列), 一般跨度在几个月、几年甚至几十年以上, 即使相邻的两个数据也可能是相隔较长时间的采样值, 因此蕴含在时间序列中的某些规律可能已经随着时间的推移发生了缓慢的或者根本的变化, 时间序列早期蕴含的规律信息与当前或未来时刻蕴含的规律信息已有所不同. 因此早期数据对未来数据

* 国家自然科学基金(批准号: 10872030)资助的课题.

[†] E-mail: xiuchunbo@tjpu.edu.cn

的预测可能产生误导作用。

另外,神经网络的结构通常按照相空间重构理论进行设计,输入层神经元的数量等于相空间重构的嵌入维数,输入向量的两个元素之间的间隔与相空间重构理论的延迟时间一致.由于相空间重构理论中的嵌入维数和延迟时间这两个重要参数的选取至今无通用有效的方法,因此给网络结构的确定也带来不利的影响。

本文采用有限数据对当前或未来数据进行预测,训练样本仅使用一次,试图使网络所获得的动力学特性随时间序列的规律而变化,逐渐使网络具有时间序列中当前所蕴含的规律信息,从而实现对时间序列的有效预测.网络的结构设计表述如图 1 所示。

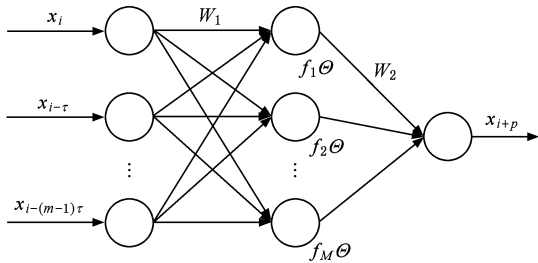


图 1 预测网络的结构图

网络结构与前向网络相似,但工作过程不同.网络由三层单元构成:输入层、中间层和输出层.输入层由 m 个单元组成,输出层由一个单元构成。

输入层单元数表示利用的信息数量,数量太多,容易造成信息冗余,数量太少,容易造成信息丢失,因此不易选择.如果按照相空间重构理论来选择,则嵌入维数应大于 $2d + 1$, d 为分形维数.考虑实际的工程序列中两个元素之间的时间间隔较长,有些情况下,即使选择延迟时间为 1,也可能造成信息的丢失.因此参数 m 的选取不宜过小.为保证预测的可能性,输入层单元的数量应该至少要大于预测步长 p .否则,所用信息显然是不充分的.因此,本文输入层单元的数量按照下式选取:

$$m = \max \{ [2d + 1], p \}, \quad (1)$$

上式中 p 为预测步长,“ $[\cdot]$ ”为取整操作。

延迟时间 τ 的选取可按照自关联函数法来选取.网络中间层单元由下式的混沌算子构成:

$$x_{n+1} = \sin \alpha x_n. \quad (2)$$

利用 Wolf 算法绘出该映射随参数 α 变化的 Lyapunov 指数图如图 2 所示。

由图 2 可见,该函数的 Lyapunov 指数随着控制

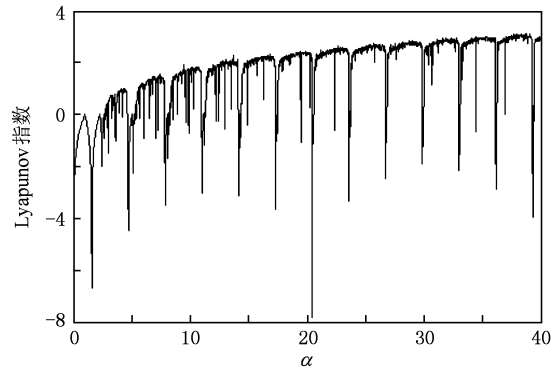


图 2 函数 $x_{n+1} = \sin \alpha x_n$ 的 Lyapunov 指数随 α 变化图

参数 α 的增大逐渐增加,当 $\alpha > 2.74$ 时,其 Lyapunov 指数出现正值,意味着混沌特性的出现.随着控制参数 α 的增大,混沌度不断增加.同时,在 Lyapunov 指数大于 0 的区间内,又存在着无数个周期窗口,参数 α 的微小变化将对映射的状态产生很大的影响,表现出复杂的动力学特性.利用多个上述混沌算子加权的形式可在短期内逼近时间序列蕴含的规律信息,从而实现对时间序列的有效预测。

输入层与中间层各单元之间的连接权值均设为 1,中间层与输出层之间的连接权值均设为 $1/m$,网络的学习算法主要用于调节中间层各混沌算子参数 α_i ,使得预测网络短期具有与被预测时间序列相似的动力学特性,从而实现对时间序列的有效预测。

另外,由于组成网络的混沌算子具有十分复杂的动力学行为,利用传统的学习算法很难实现对参数的有效调节,因此本文选用混沌优化算法作为该网络的训练算法。

设已知待预测时间序列为 x_1, x_2, \dots, x_n ,预测步长为 p ,网络的训练和预测过程如图 3 所示。

首先,根据预测步长等要求,确定预测网络各层单元的数量.混沌算子参数 α_i 的取值在 $(0, 1)$ 之间随机设定.设定混沌载波尺度 $\lambda = 0.001$,样本序号 $k = 1$,优化算法的混沌序列由下式的 Logistic 映射反复迭代产生:

$$y_{i+1} = \mu y_i (1 - y_i). \quad (3)$$

参数 $\mu = 4$ 时,Logistic 映射为处于 $(0, 1)$ 之间的满映射。

然后,将第一个样本数据 $[x_i, x_{i-\tau}, \dots, x_{i-(m-1)\tau}]$, $i = (m-1)\tau + k$ 输入网络中,计算网络输出 x'_{i+p} 及其与期望值 x_{i+p} 之间的误差 $E = |x'_{k+1} - x_{k+1}|$.设定混沌算子序号 $l = 1$ 。

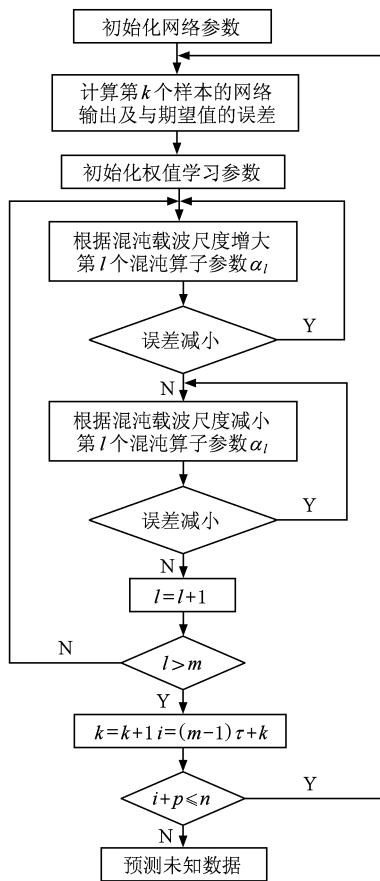


图3 网络工作流程图

利用混沌载波的方法,依次对各混沌算子参数 α_i 进行调节,调节的方式采用先连续增大,后连续减小的方式进行,即首先增大第一个混沌算子参数,如果调节后网络输出与期望输出之间的误差持续减小,则继续增大该参数,直到误差变大为止,之后再利用混沌载波方法减小该混沌算子参数,如果误差持续变小,则继续减小该参数,直到误差增大为止.按照上述方法继续调解下一个混沌算子参数,直到所有混沌算子的参数都被调节完毕,网络才完成一次训练过程.其中对第 l 个混沌算子参数增大或减小的方式如以下两式所示:

$$\alpha_i = \alpha_i + \lambda y_{i+1}, \quad (4)$$

$$\alpha_i = \alpha_i - \lambda y_{i+1}. \quad (5)$$

之后,将下一个已知样本数据输入网络中,计算网络输出与期望输出之间的误差,并重复上述参数调节过程,完成下一次网络训练.当所有已知样本数据都完成训练后,网络的训练过程结束,可实现对未来数据的预测.即将 $[x_i, x_{i-\tau}, \dots, x_{i-(m-1)\tau}]$ 输入至网络中,计算网络的输出结果即为时间序列

的预测值 x'_{i+p} .

网络利用已知数据组成训练样本,利用前一段的已知值来预测后来某时刻的结果,并根据预测误差逐渐修正网络参数,从而使得网络逐渐具有与时间序列中蕴含的规律相一致的信息,从而完成时间序列的预测功能.

在目前的混沌研究领域,常用的混沌映射算子形式有很多,如 Logistic 映射,立方映射等等.但这些映射处于混沌状态时对于参数的范围要求比较严格.例如, Logistic 映射的控制参数 μ 一般要在 $(3.59, 4.0)$ 区间内时,映射才可能处于混沌状态.而立方映射的控制参数 α 通常也要处于 $(3.3, 4.0)$ 之间才可能使映射处于混沌状态.由于这类混沌算子对参数要求的严格性,使得网络在训练过程中,混沌算子的参数不容易控制在有效区间之内,从而使得网络的动力学特性很难与被预测的时间序列的动力学特性相一致.

而本文所选择的(2)式所示的混沌算子对参数的要求宽松很多,参数 α 在相当大的范围内变化和调整时,映射始终处于混沌状态,且混沌度随着参数的增加逐渐加深, Lyapunov 指数不断增大.这样在训练过程中,混沌算子的控制参数可始终处于有效区间之内.当参数处于合适值时,即可使网络整体的动力学特性与预测数据相一致,从而完成时间序列的有效预测.

3. 仿真实验

3.1. 理论数据的仿真实验

为验证本文算法的有效性,分别对离散和连续的理论方程产生的复杂混沌序列进行多步预测.离散立方映射方程为

$$x_{k+1} = \alpha x_k^3 - \alpha x_k + x_k. \quad (6)$$

当 $\alpha = 3.5$ 时,该映射处于 Lyapunov 指数为 $0.493 > 0$ 的混沌状态.利用预测网络实现对该时间序列的多步预测.所得预测序列的最大 Lyapunov 指数如表 1 所示.

由表 1 可见,所得预测序列的 Lyapunov 指数与实际序列的 Lyapunov 指数基本是符合的,说明预测网络与实际系统的动力学特性具有一定程度的一致性.其中利用预测网络对该系统进行预测步长为 10 的局部预测结果如图 4 所示.

表 1 立方映射预测序列的 Lyapunov 指数

预测步长 p	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Lyapunov 指数	0.490	0.492	0.508	0.494	0.490	0.487	0.482	0.496	0.500	0.489

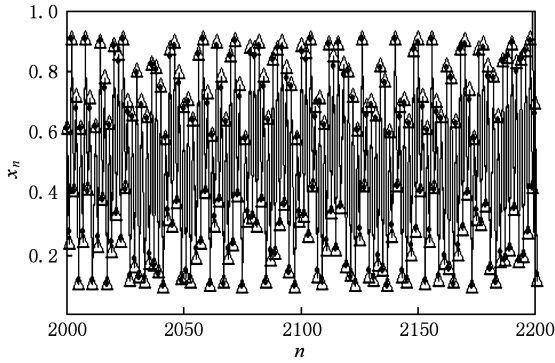


图 4 立方映射预测结果

图 4 中，“*”表示实际值，“Δ”表示预测值. 在 2000 次预测之后,最大预测误差小于 0.027, 优于文献 [12,13] 中给出的预测结果.

表 2 Lorenz 系统预测序列的 Lyapunov 指数

预测步长 p	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Lyapunov 指数	1.489	1.504	1.493	1.510	1.492	1.488	1.511	1.505	1.494	1.497

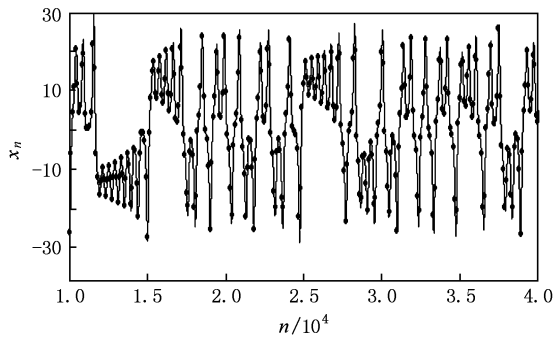


图 5 Lorenz 混沌序列预测结果

图 5 中曲线为利用方程解得的时间序列实际值，“.”为网络的预测值. 在 10000 次预测之后,最大预测相对误差小于 0.03, 同样优于文献 [12,13] 中算法给出的预测结果.

由上述结果可见,虽然所预测的数据是复杂的混沌序列,但理论数据具有较强的内在规律,且规律性不变化,又无噪声污染,因此,预测网络可以很容易具有与预测数据相一致的动力学行为,从而实现有效的多步预测.

连续混沌系统 Lorenz 的方程为

$$\begin{cases} \dot{x} = -\sigma(y - x), \\ \dot{y} = x(R - z) - y, \\ \dot{z} = xy - bz, \end{cases} \quad (7)$$

式中 $\sigma = 16.0, R = 45.92, b = 4.0$ 时,系统处于最大 Lyapunov 指数为 1.5 的混沌状态.

利用预测网络对该方程产生的时间序列进行多步预测,所得预测序列的最大 Lyapunov 指数如表 2 所示.

由表 2 可见,预测网络与实际系统的动力学特性同样也具有一定程度的一致性.说明通过训练网络的混沌算子参数,可实现对由 Lorenz 混沌系统产生的时间序列的有效预测.利用预测网络对该系统进行预测步长为 10 的局部预测结果如图 5 所示.

3.2. 实际时间序列的预测

股票数据往往表现出复杂的特性,同时由于其蕴含着市场经济等客观规律信息,因此具有一定的可预测性,且股票价格未来趋势的正确预测对于宏观经济政策等的制定具有重要的参考意义.

利用本文提出的预测网络对某股票的数据进行预测分析,延迟时间选择 4,得到预测结果如图 6—9 所示,其中实线为测量值,虚线为预测值.图 6 为 1 步预测的结果, $m = 5$,图 7 为 5 步的预测结果, $m = 5$,图 8 为 10 步的预测结果, $m = 10$,图 9 为 50 步的预测结果, $m = 50$.

由图可见,利用本文算法可较好的实现对实际股票数据的预测,但随着预测步长的增加,预测误差增大,预测效果变坏,这是由于股票价格的内在规律不断变化,利用现有数据仅可对较短时间内的序列进行有效预测,随着预测步长增加,如 50 步以后,现有数据中已经不再蕴含未来较长时间以后数据中的信息,因此很难实现对未来时段数据的有效预测.

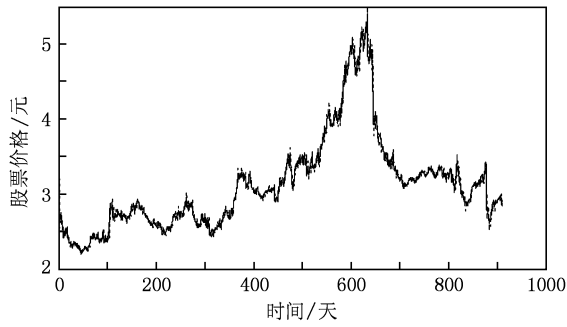


图 6 某股票的 1 步预测结果

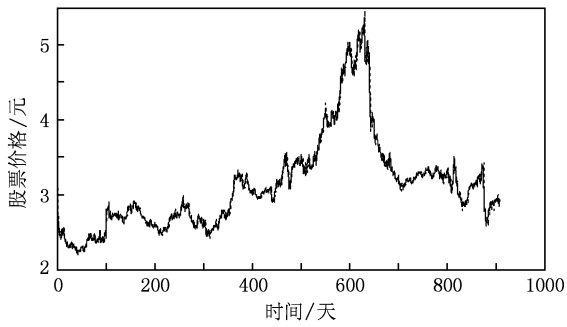


图 7 某股票的 5 步预测结果

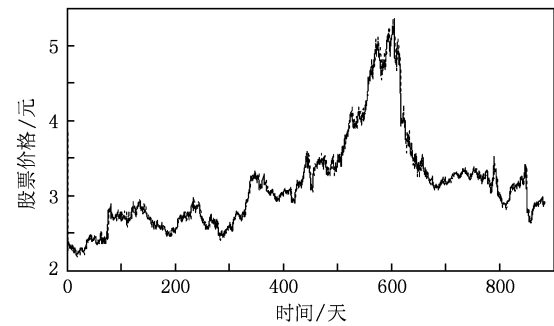


图 8 某股票的 10 步预测结果

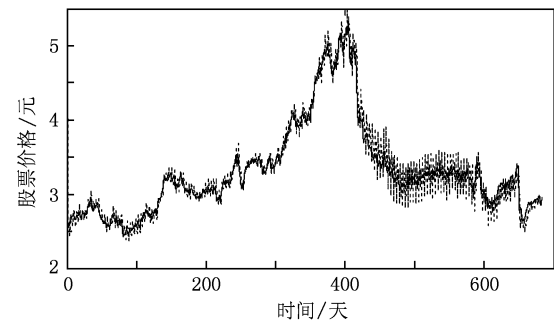


图 9 某股票的 50 步预测结果

电力系统月负荷值的预测对生产实践活动具有一定的指导意义. 利用本文算法对某县电力系统月负荷进行多步预测, 延迟时间选择为 3, 所得结果如图 10—13 所示. 其中实线为测量值, 虚线为预测值. 图 10 为 1 步预测结果, $m = 5$, 图 11 为 3 步预测结果, $m = 5$, 图 12 为 5 步预测结果, $m = 5$, 图 13 为 15 步预测结果, $m = 15$.

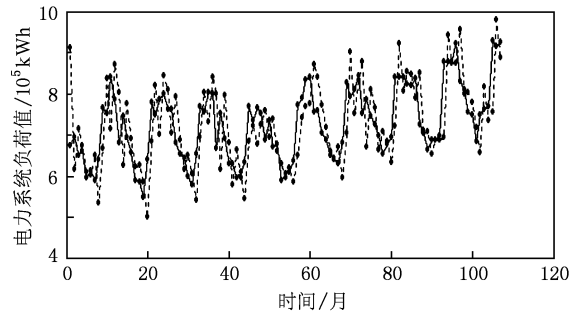


图 10 某电力系统月负荷值的 1 步预测结果

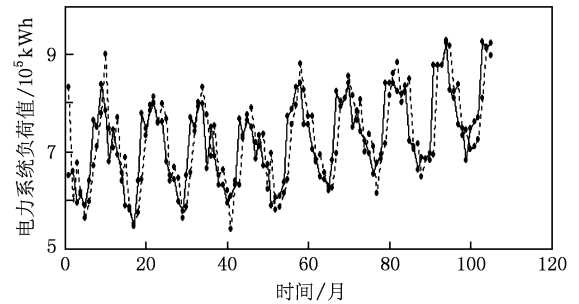


图 11 某电力系统月负荷值的 3 步预测结果

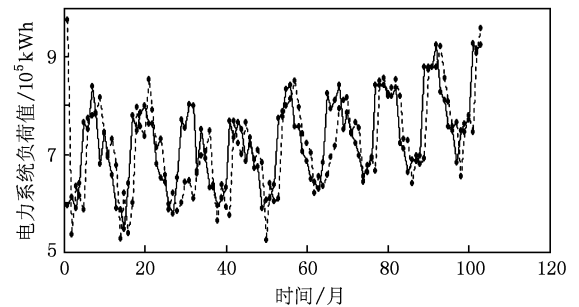


图 12 某电力系统月负荷值的 5 步预测结果

由于预测序列为月负荷序列, 因此两数据之间的时间间隔较长, 为 1 个月, 而且数据长度有限, 数据量较少, 因此对这类序列进行预测具有很大难度. 利用本文所提出的预测网络可以得到与实际数据基本一致的预测结果, 虽然有一定的误差, 但预

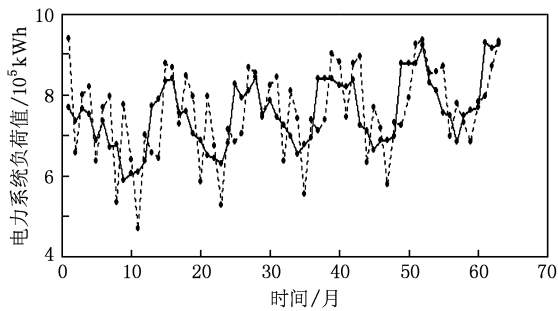


图 13 某电力系统月负荷值的 15 步预测结果

测结果总体趋势与实际序列是一致的,且当预测步长较短时,误差都在可接受的范围內. 因此,利用本

文算法,可在一定预测步长内实现对时间序列的有效预测.

4. 结 论

本文提出一种基于混沌算子的预测网络,利用混沌算子的复杂动力学特性实现对时间序列的有效预测. 借助于混沌优化算法实现了网络参数的调节与训练. 大量的仿真实验表明,该网络对无噪声污染的理论数据可实现良好的多步预测,对于实际工程序列,在预测步长不大时,也可得到有效的预测结果.

- [1] Yamin S A 2008 *Economics Letters* **101** 6
- [2] Bec F, Alain G 2008 *Journal of Econometrics* **142** 94
- [3] Michael J D, Martin S, Fabio S 2007 *Journal of Econometrics* **141** 517
- [4] Wen X J 2007 *Journal of System Simulation* **19** 1639 (in Chinese) [温晓君 2007 系统仿真学报 **19** 1639]
- [5] Zhang L Q, Shao C 2006 *Journal of System Simulation* **18** 1593 (in Chinese) [张立权、邵 诚 2006 系统仿真学报 **18** 1593]
- [6] Zhang Y, Guan W 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 756 (in Chinese) [张 勇、关 伟 2009 物理学报 **58** 756]
- [7] Zhang Q L, Wang S T 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 107 (in Chinese) [张钦礼、王士同 2009 物理学报 **58** 107]
- [8] Yang Y F, Ren X M, Qin W Y, Wu Y F, Zhi X Z 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 6139 (in Chinese) [杨永锋、任兴民、秦卫阳、吴亚峰、支希哲 2008 物理学报 **57** 6139]
- [9] Wang G L, Yang P C, Mao Y Q 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 714 (in Chinese) [王革丽、杨培才、毛宇清 2008 物理学报 **57** 714]
- [10] Ma Q L, Zheng Q L, Peng H, Qin J W 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 1410 (in Chinese) [马千里、郑启伦、彭 宏、覃姜维 2009 物理学报 **58** 1410]
- [11] Wang Y S, Sun J, Wang C J, Fan H D 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 6120 (in Chinese) [王永生、孙 瑾、王昌金、范洪达 2008 物理学报 **57** 6120]
- [12] Zhang J F, Hu S S 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 713 (in Chinese) [张军峰、胡寿松 2007 物理学报 **56** 713]
- [13] He T, Zhou Z O 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 693 (in Chinese) [贺 涛、周正欧 2007 物理学报 **56** 693]

Multi-step prediction method for time series based on chaotic operator network^{*}

Xiu Chun-Bo[†] Xu Meng

(School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300160, China)

(Received 14 November 2009; revised manuscript received 16 February 2010)

Abstract

Combining the phase space reconstruction theory and the time series analysis theory, a prediction network applied to time series multi-step prediction is proposed. The network is constructed in the weight-sum form of some chaotic operators. Constant connections are adopted among the units. The control parameters of chaotic operators are adjusted by chaos optimization algorithm. The training samples, constructed by known time series data, are used in the training process only once, which makes the dynamic characteristics of the network change and tend to the predicted system with the lapse of time. The validity of the network can be proved by computing the Lyapunov exponent of prediction data. The multi-step predictions for engineering data are also realized by the method. Simulation results prove that the method could validly predict time series when the predictive step is not too long.

Keywords: chaotic operator, predictive network, multi-steps prediction, time series

PACC: 0545

^{*} Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 10872030).

[†] E-mail: xiuchunbo@tjpu.edu.cn