

基于非线性自适应 IIR 滤波器的混沌时间序列辨识方法

伍维根

(电子科技大学自动化系·成都, 610054; 攀枝花大学电气工程系·四川攀枝花, 617000)

张家树 古天祥

(电子科技大学自动化系·成都, 610054)

摘要: 提出了一种混沌时间序列的非线性自适应 IIR 滤波辨识算法, 该算法采用非线性 IIR 滤波器来自适应跟踪非线性混沌动力系统的动态特性进行辨识. 实验结果表明, 该算法具有较高的辨识能力和抗噪声性能.

关键词: 混沌; 非线性自适应 IIR 滤波器; 系统辨识

文献标识码: A

A Chaotic Time Series Identification Method Based on Nonlinear Adaptive IIR Filters

WU Weigen

(Department of Automation, University of Electronic Science and Technology of China · Chengdu, 610054, P. R. China)

(Department of Electrical Engineering, Panzhihua University · Sichuan Panzhihua, 617000, P. R. China)

ZHANG Jiashu and GU Tianxiang

(Department of Automation, University of Electronic Science and Technology of China · Chengdu, 610054, P. R. China)

Abstract: A nonlinear adaptive IIR filter identification algorithm of chaotic time series is presented. Nonlinear IIR filters are used to track dynamic characteristics of nonlinear chaotic dynamic systems and to identify the systems. The experimental results show that this algorithm has high identification abilities and high antinoise properties.

Key words: chaos; nonlinear adaptive IIR filter; system identification

1 引言(Introduction)

混沌是一种非线性的、确定的低维动力系统的复杂行为^[1]. 来源于非线性确定性动态系统的混沌信号因其固有的宽带、似噪声、对初始条件极端敏感且难以长期预测等特点, 使其具有广阔的应用前景^[2-4]. 随着混沌理论及其应用技术研究的不断深入, 混沌时间序列的辨识与预测已成为近年来混沌信息处理与控制等领域的一个重要研究热点^[5-10].

现有的混沌时间序列辨识模型主要有神经网络辨识模型^[8-13]和基于 Volterra 级数展开的非线性多项式辨识模型^[14, 15]. 由于各类神经网络^[8-13]等具有普遍的逼近非线性函数的能力, 是用于混沌时间序列辨识与模拟的主要工具. 对于混沌动力系统, 如果只是就输入-输出对神经网络进行训练, 事实上只是调节神经网络去模拟混沌系统行为的某个特定轨迹, 即得到的只是某个给定激励的特定解, 当一个新

的激励输入系统时, 该系统模型就可能得不到正确的系统行为^[12]. 文献[14]率先提出混沌序列的 Volterra 自适应滤波模型的辨识预测方法, 由于 Volterra 自适应滤波辨识模型综合了线性与非线性项, 本质上属于参数辨识模型, 较之神经网络对特定混沌系统具有较好的辨识能力^[6, 7], 但这两类方法的共同缺点都是当输入维数较大时, 计算复杂性问题就是一个不可避免的问题. 为此, 本文提出了混沌时间序列的一种非线性自适应 IIR 滤波辨识模型, 并以 Mackey-Glass 和含噪 Lorenz 混沌序列为例进行了仿真研究.

2 混沌时间序列的非线性自适应 IIR 滤波辨识 (Nonlinear adaptive IIR filtering identification of chaotic series)

混沌现象来源于非线性, 而非线性问题是十分复杂的, 与线性系统不同, 难以用统一的数学模型进

行描述,已有研究表明:当隐含神经元数目足够大时,神经网络能够逼近任一非线性函数,但由于缺少线性项的纯非线性模型与产生混沌的线性与非线性机制并不一致,其辨识预测精度不如 Volterra 自适应滤波模型^[15].前者是一种纯非线性模型,其辨识能力来自于非线性 Sigmoid 函数,后者的辨识能力来源于综合利用线性与非线性因素,但 Volterra 自适应滤波模型的非线性实现比较困难.因此,综合两者的优势,即由线性项和 Sigmoid 函数的非线性,再利用自适应技术本身具有的非线性和非平稳性质,有可能克服两者在辨识方面存在的问题.

假定观察到的混沌时间序列为 $\{y(t+i)|_{i=0}^{n-1}$ 及产生此混沌序列的未知非线性动力系统的可能输入序列为 $\{x(t+i)|_{i=0}^{n-1}$,若该未知系统能够被辨识,则系统的输出可描述如下:

$$y(t) = f(x(t-i), y(t-i)), \quad (1)$$

$$i = 1, 2, \dots, n.$$

令 $g(\cdot)$ 为用于逼近函数 $f(\cdot)$ 的带参数集 θ 的模型,即

$$\hat{y}(t) = g(x(t-i), y(t-i), \theta) + \varepsilon(t), \quad (2)$$

$$i = 1, 2, \dots, n.$$

则对观察到的混沌序列的产生模型的辨识目标就是要找到一个好的模型 $g(\cdot)$,使其误差 $e(t) = y(t) - \hat{y}(t)$ 尽量小.根据前面的定性分析,此处采用如下非线性自适应 IIR 滤波器模型来代替 $g(\cdot)$,即

$$\begin{aligned} \hat{y}(t) = & \sum_{i=0}^{n_1} a_i(t)x(t-i) + \sum_{i=0}^{m_1} b_i(t)y(t-i) + \\ & F[u(t), G(t), v(t)] + \varepsilon(t) = \\ & \sum_{i=0}^{n_1} a_i(t)x(t-i) + \sum_{i=0}^{m_1} b_i(t)y(t-i) + \\ & G(t) \frac{1 - \exp[u(t) + v(t)]}{1 + \exp[u(t) + v(t)]} + \varepsilon(t), \end{aligned} \quad (3)$$

$$u(t) = \sum_{i=0}^{n_2} c_i(t)x(t-i) + \sum_{i=0}^{m_2} d_i(t)y(t-i). \quad (4)$$

代数函数为

$$J(\Theta) = E\{e^2(t)\} = E\{|y(t) - \hat{y}(t)|^2\}. \quad (5)$$

其中

$$\begin{aligned} \Theta = & \{a_0(t), a_1(t), \dots, a_{n_1}(t), b_0(t), b_1(t), \dots, \\ & b_{m_1}(t), c_0(t), c_1(t), \dots, c_{m_2}(t), \\ & d_0(t), d_1(t), \dots, d_{m_2}(t), G(t), v(t)\} \end{aligned}$$

为系统在 t 时刻的待优化参数, $x(t)$ 为输入信号, $u(t)$ 为自适应 IIR 滤波器的输出, $\hat{y}(t)$ 为非线性自适应系统的输出, $e(t)$ 为输出误差, $F(\cdot)$ 为非线性 Sigmoid 函数.

对于非线性模型参数辨识问题,到目前为止,还未找到一种最佳方案.在此,我们对不同的参数采用独立变步长的自适应 LMS 算法进行辨识,具体过程如下:

经典的 LMS 算法为:

$$\begin{aligned} \Theta(k+1) &= \Theta(k) - \mu \frac{\partial J(\Theta)}{\partial \Theta(k)} \cong \\ & \Theta(k) - \mu \frac{\partial e^2(t)}{\partial \Theta(k)}. \end{aligned} \quad (6)$$

式中, μ 为控制收敛的因子,梯度算法的收敛性取决于 μ 的选择,这种传统的 LMS 算法对所有寻优参数使用相同的 μ ,当 Θ 的参数范围分布较广时,收敛速度较慢.独立自适应变步长算法分别用不同的收敛因子对 $a_i(t), b_i(t), c_i(t), d_i(t), G(t), v(t)$ 进行参数优化,以提高收敛速度.基于梯度算子的基本原理,可找到 t 时刻的最佳收敛因子 $\mu_a^*(t), \mu_b^*(t), \mu_c^*(t), \mu_d^*(t), \mu_G^*(t)$ 和 $\mu_v^*(t)$,现将 $t+1$ 时刻滤波器的输出误差 $e(t+1)$ 展开成 Taylor 级数的一阶导数形式.

$$\begin{aligned} e(t+1) = & e(t) + \sum_{i=0}^{n_1} \frac{\partial e(t)}{\partial a_i(t)} \Delta a_i + \sum_{i=0}^{m_1} \frac{\partial e(t)}{\partial b_i(t)} \Delta b_i + \\ & \frac{\partial e(t)}{\partial G(t)} \Delta G + \frac{\partial e(t)}{\partial v(t)} \Delta v + \\ & \sum_{i=0}^{n_2} \frac{\partial e(t)}{\partial c_i(t)} \Delta c_i + \sum_{j=0}^{m_2} \frac{\partial e(t)}{\partial d_j(t)} \Delta d_j. \end{aligned} \quad (7)$$

其中

$$\begin{aligned} \Delta a_i &= -2\mu_{ia}(t)e(t) \frac{\partial e(t)}{\partial a_i(t)}, \\ i &= 0, 1, \dots, n_1, \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \Delta b_i &= -2\mu_{ib}(t)e(t) \frac{\partial e(t)}{\partial b_i(t)}, \\ i &= 0, 1, \dots, m_1, \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \Delta c_i &= -2\mu_{ic}(t)e(t) \frac{\partial e(t)}{\partial c_i(t)}, \\ i &= 0, 1, \dots, n_2, \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \Delta d_i &= -2\mu_{id}(t)e(t) \frac{\partial e(t)}{\partial d_i(t)}, \\ i &= 0, 1, \dots, m_2, \end{aligned} \quad (11)$$

$$\Delta G = -2\mu_G(t)e(t)\frac{\partial e(t)}{\partial G(t)}, \quad (12)$$

$$\Delta v = -2\mu_v(t)e(t)\frac{\partial e(t)}{\partial v(t)}. \quad (13)$$

令

$$\mu_{ia}(t) = \mu_a(t), \mu_{ib}(t) = \mu_b(t),$$

$$\mu_{ic}(t) = \mu_c(t), \mu_{id}(t) = \mu_d(t),$$

将 $e^2(t+1)$ 对变步长收敛因子分别求偏导数并令其等于零, 则得:

$$\begin{aligned} \mu_a^*(t) \sum_{i=0}^{n_1} \left(\frac{\partial e(t)}{\partial a_i(t)} \right)^2 + \mu_b^*(t) \sum_{i=0}^{m_1} \left(\frac{\partial e(t)}{\partial b_i(t)} \right)^2 + \\ \mu_c^*(t) \sum_{i=0}^{n_2} \left(\frac{\partial e(t)}{\partial c_i(t)} \right)^2 + \mu_d^*(t) \sum_{i=0}^{m_2} \left(\frac{\partial e(t)}{\partial d_i(t)} \right)^2 + \\ \mu_G^*(t) \left(\frac{\partial e(t)}{\partial G(t)} \right)^2 + \mu_v^*(t) \left(\frac{\partial e(t)}{\partial v(t)} \right)^2 = 0.5. \quad (14) \end{aligned}$$

即可得:

$$\mu_a^*(t) = \frac{0.5P_a}{\sum_{i=0}^{n_1} \left(\frac{\partial e(t)}{\partial a_i(t)} \right)^2}, \mu_b^*(t) = \frac{0.5P_b}{\sum_{i=0}^{m_1} \left(\frac{\partial e(t)}{\partial b_i(t)} \right)^2},$$

$$\mu_c^*(t) = \frac{0.5P_c}{\sum_{i=0}^{n_2} \left(\frac{\partial e(t)}{\partial c_i(t)} \right)^2}, \mu_d^*(t) = \frac{0.5P_d}{\sum_{i=0}^{m_2} \left(\frac{\partial e(t)}{\partial d_i(t)} \right)^2},$$

$$\mu_G^*(t) = \frac{0.5P_G}{\left(\frac{\partial e(t)}{\partial G(t)} \right)^2}, \mu_v^*(t) = \frac{0.5P_v}{\left(\frac{\partial e(t)}{\partial v(t)} \right)^2}.$$

其中

$$P_a + P_b + P_c + P_d + P_G + P_v = 1,$$

$$\frac{\partial e(t)}{\partial G(t)} = -F'_G, \frac{\partial e(t)}{\partial v(t)} = -F'_v,$$

$$\frac{\partial e(t)}{\partial c_i(t)} = -F'_u \frac{\partial u(t)}{\partial c_i(t)}, \frac{\partial e(t)}{\partial d_i(t)} = -F'_u \frac{\partial u(t)}{\partial d_i(t)},$$

$$\frac{\partial e(t)}{\partial a_i(t)} = -\frac{\partial y(t)}{\partial a_i(t)}, \frac{\partial e(t)}{\partial b_i(t)} = -\frac{\partial y(t)}{\partial b_i(t)}.$$

则可由上述推导得独立变步长梯度算法 $\Theta(k+1)$ 的迭代公式可描述如下:

$$\hat{d}(t) = y(t), \hat{y}(t) = \hat{d}(t),$$

$$\hat{d}(t) = Ax^T(t) + By(t) + G(t)F(Cx_1^T + Dy_1(t) + v(t)),$$

$$e(t) = d(t) - \hat{d}(t),$$

$$\mu_a(t) = 0.5P_a/(x(t)x^T(t)),$$

$$\mu_b(t) = 0.5P_b/(y(t)y^T(t)),$$

$$\mu_c(t) = 0.5P_c/[(F'_u)^2 \cdot (x_1(t)x_1^T(t))],$$

$$\mu_d(t) = 0.5P_d/[(F'_u)^2 \cdot (y_1(t)y_1^T(t))],$$

$$\mu_G(t) = 0.5P_G/(F'_G)^2,$$

$$\mu_v(t) = 0.5P_v/(F'_v)^2,$$

$$a_i(t) = a_i(t-1) + 2\mu_a(t)e(t)x(t), i = 0, \dots, n_1,$$

$$b_i(t) = b_i(t-1) + 2\mu_b(t)e(t)y(t), i = 0, \dots, m_1,$$

$$c_i(t) = c_i(t-1) + 2\mu_c(t)e(t)x_1(t), i = 0, \dots, n_2,$$

$$d_i(t) = d_i(t-1) + 2\mu_d(t)e(t)y_1(t), i = 0, \dots, m_2,$$

$$G(t) = G(t-1) + 2\mu_G(t)e(t)F'_G,$$

$$v(t) = v(t-1) + 2\mu_v(t)e(t)F'_v.$$

(15)

式中

$$x(t) = [x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-n_1)],$$

$$y(t) = [y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-m_1)],$$

$$x_1(t) = [x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-n_2)],$$

$$y_1(t) = [y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-m_2)],$$

$$A(t) = [a_0(t), a_1(t), \dots, a_{n_1}(t)],$$

$$B(t) = [b_0(t), b_1(t), \dots, b_{m_1}(t)],$$

$$C(t) = [c_0(t), c_1(t), \dots, c_{n_2}(t)],$$

$$D(t) = [d_0(t), d_1(t), \dots, d_{m_2}(t)],$$

而 $P_a, P_b, P_c, P_d, P_G, P_v$ 为初始控制收敛因子, 且满足 $P_a + P_b + P_c + P_d + P_G + P_v = 1$.

3 实验结果(Experiment results)

下面是基于非线性自适应 IIR 滤波辨识模型及独立变步长自适应算法的两个例子.

例 1 Mackey-Glass 超混沌时间序列的非线性自适应 IIR 滤波辨识.

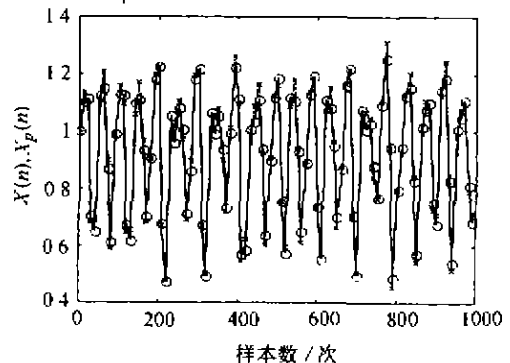
Mackey-Glass 超混沌时间序列可描述为差分方程:

$$x(k+1) = -0.1x(k) + \frac{0.2x(k-1)}{1+x^{10}(k-1)},$$

$$\lambda_1 = 0.0086, \lambda_2 = 0.001,$$

$$\lambda_3 = -0.0395, D_2 = 2.1^{[15]}.$$

在时刻 k , 我们的任务是用 $x(k), x(k-1), x(k-2), x(k-3)$ 来预测 $x(k+1)$ 和 $x(k+10)$, 图 1 给出非线性自适应 IIR 滤波器的预测结果(图中, $X(n)$ ——“ $\circ$ ”表示真实值, $X_p(n)$ ——“ $\times$ ”表示预测值).



(a) 一步预测的结果

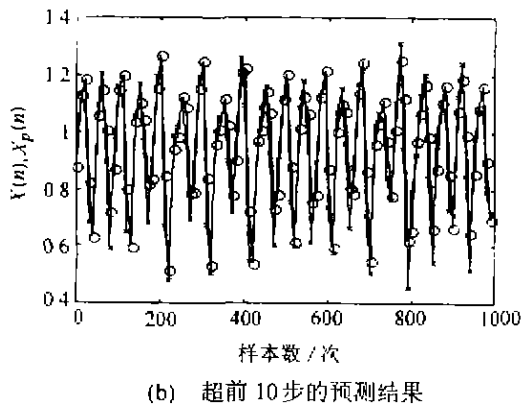


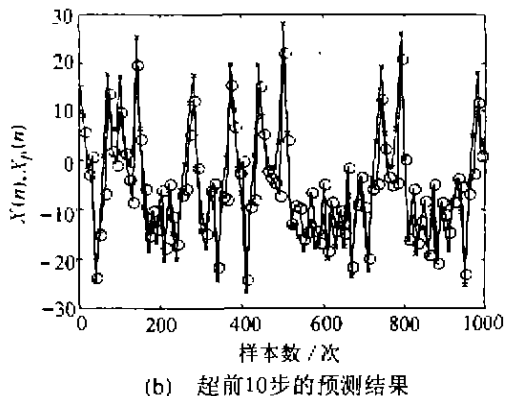
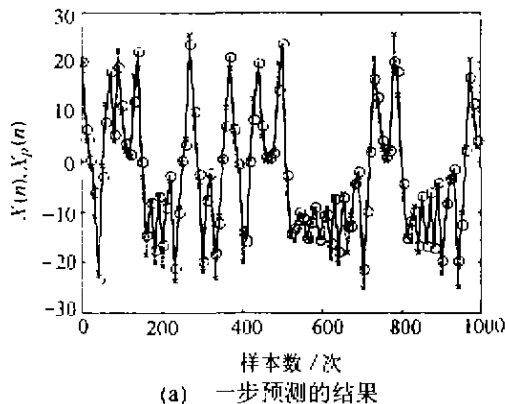
图 1 Mackey-Glass 混沌序列辨识结果

Fig. 1 Identification results of chaotic Mackey-Glass

例 2 含噪 Lorenz 混沌序列的非线性自适应 IIR 滤波辨识.

$$\text{Lorenz 系统为: } \begin{cases} \dot{x} = 10(-x + y), \\ \dot{y} = 49.5x - y - xz, \\ \dot{z} = xy - 4.0z. \end{cases}$$

Lorenz 系统的 x 分量混沌序列 $\{x(k)\}_{k=1}^N$ 叠加 10% 的白噪声后, 在 k 时刻, 我们的任务是根据 $\{x(k), x(k-1), x(k-2)\}$ 来预测 $x(k+1)$ 和 $x(k+10)$, 图 2 给出相应的预测结果. 图中, “o” 表示真实值, “x” 表示预测值.

图 2 含噪 Lorenz 系统的 x 分量混沌序列辨识结果Fig. 2 Identification results of component- x of chaotic Lorenz system

实验结果表明: 本文提出的非线性自适应 IIR 滤波辨识方法能够有效地辨识和预测这些混沌序列.

4 结束语 (Conclusion)

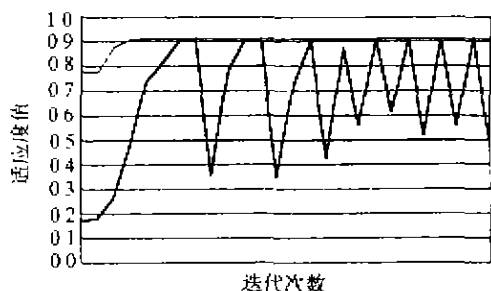
本文介绍了一种基于多输入的非线性自适应 IIR 滤波的混沌时间序列辨识方法. 该辨识模型在线性自适应 IIR 滤波的基础上引入非线性 Sigmoid 函数, 从而提高非线性自适应 IIR 滤波器逼近非线性函数的能力, 利用独立变步长自适应梯度算法自适应跟踪辨识系统的动态特征. 从实验结果来看, 这种方法的优点是需调整的辨识参数少, 相应的计算复杂性小. 同时, 由于综合利用线性与非线性因素, 逼近非线性函数的能力强, 辨识速度快, 由于采用独立变步长的自适应梯度算法来跟踪辨识系统的动态特性, 且 Sigmoid 函数本身有界, 在自适应过程中不需要对系统的稳定性进行检测, 且具有一定的抗噪能力.

参考文献 (References)

- [1] Wang Dongsheng and Cao Lei. Chaos, Bifurcation and Application [M]. Hefei: China Science and Technology University Press, 1995 (in Chinese)
- [2] Haykin S and Li X. Detection of signals in chaos [A]. Proceeding of IEEE on Oceanic. Eng. [C], 1995, 83(1): 94 - 122
- [3] Leung H. Chaotic radar signal processing over the sea [J]. IEEE Trans. on Oceanic. Eng., 1993, 18(3): 287 - 295
- [4] Heidavi Batem G and Mc Gillen C D. A chaotic direct-sequence-spread communication system [J]. IEEE Trans. on Commun., 1994, 42(2/3/4): 1524 - 1427
- [5] Xiao X C, Ding Q and Yuan J. A chaotic approach for DOA estimation of FH signals [A]. The Proc. of the Ninth International Conference on Signal Processing Application & Technology [C], Canada, 1998, 9: 228 - 232
- [6] Aguirre L A and Billings S A. Identification of models for chaotic systems from noisy data: Implications for performance and nonlinear filtering [J]. Physica D, 1995, 85: 239 - 258
- [7] Abarbanel H D I. Prediction and system identification in chaotic nonlinear systems: Time series with broadband spectra [J]. Physics Lett., 1989, 138(8): 401 - 408
- [8] Cao L, Hong Y, Fang H and He G. Predicting chaotic time series using wavelet networks [J]. Physica D, 1995, 85: 225 - 238
- [9] Maguire Roche B, McGinnity T M and McDaid L J. Predicting a chaotic times series using a fuzzy neural network, information science [J]. Physica D, 1998, 112: 125 - 136
- [10] He X D and Lapedes A. Nonlinear modeling and prediction by successive approximation using radial basis functions [J]. Physica D,

(下转第 758 页)

图 2(a)表明,采用常规变异算子的 CGA 算法经过多次变异均不能超越次最优解而向全局最优解搜索.而图 2(b)表明,当进化收敛于局部解时,新的变异算子使种群中的部分个体有能力跳跃到全局最优解附近,从而促使种群向全局最优解收敛.



(a) Schaffer 函数采用常规变异算子的迭代图像



(b) Schaffer 函数采用改进变异算子的迭代图像

图 2 Schaffer 函数采用两种变异算子迭代过程比较示意图像

Fig 2 Comparative sketch map of iterative process of old and new mutation operator

变异是遗传算法的重要操作之一,它既可以产生种群中原本没有的较优基因,也可以恢复在先前

迭代中被破坏的较优基因,所以它对于加快搜索速度、确保种群不至于陷入局部解方面具有重要意义.从以上实验可见,本文提出的新变异算子及其变异半径的动态调整,至少在多峰函数的优化过程中,能有效地克服不成熟收敛进而搜索到全局最优解.

参考文献(References)

- [1] Xu Gaoben and Gao Yong. Precaution and analysis on characteristic of premature convergence of genetic algorithm [J]. Science in China (Series E), 1996, 26(4): 364-375 (in Chinese)
- [2] Bhandari D, Pal N R and Pal S K. Directed mutation in genetic algorithms [J]. Information Sciences, 1994, 79(3): 251-270
- [3] Whitley D, Starkweather T and Bogart C. Genetic algorithms and neural networks: Optimizing connections and connectivity [J]. Parallel Computing, 1990, 14(3): 347-361
- [4] Whitley D and Hanson T. Optimizing neural networks using faster, more accurate genetic search [A]. Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms [C], Beijing, 1989, 391-396
- [5] Grefenstette J J. Optimization of control parameters for genetic algorithms [J]. IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, 1986, 16(1): 122-128

本文作者简介

周激流 1963 年生, 博士, 四川大学电子信息学院教授, 博士生导师. 已在国内外学术刊物上发表论文 40 多篇, 出版专著 3 部. 主要研究方向有: 图像图形处理, 模式识别与人工智能等.

郭晶 1975 年生, 硕士研究生. 感兴趣的研究方向有: 模式识别与人工智能等.

(上接第 754 页)

1993, 70:289-301

- [11] Fang Chongzhi and Xiao Deyun. Procession Control [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998 (in Chinese)
- [12] Hwang J N, Kung S Y, Mmiranjan A and Principle J C. The past, present and future of neural networks for signal processing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1997, 14(11): 28-48
- [13] Zhang Jiashu and Xiao Xianci. Predicting chaotic time series using recurrent neural networks [J]. Chinese Physics Letters, 2000, 17(2): 88-90
- [14] Zhang Jiashu and Xiao Xianci. Predicting low-dimensional chaotic time series using Volterra adaptive filters [J]. Acta Physic Sinica, 2000, 49(3): 403-406 (in Chinese)
- [15] Zhang Jiashu and Xiao Xianci. Predicting high-dimensional chaotic time series using nonlinear Volterra adaptive filters [J]. Acta Physic Sinica, 2000, 49(7): 1220-1226 (in Chinese)

本文作者简介

伍为根 1963 年生, 副教授, 1984 年 7 月毕业于重庆大学, 1989 年 7 月毕业于山西矿业学院, 现为电子科技大学博士生. 主要从事工业控制技术和混沌控制研究. 已发表论文 10 余篇.

张家树 1965 年生, 教授, 1987 年 7 月本科, 1990 年 1 月硕士毕业于电子科技大学电子工程、生物医学工程与仪器专业, 1990 年 1 月~1998 年 9 月在西南师范大学物理系从事信息工程专业的教学与科研工作, 1993 年获总后勤部科技进步二等奖一项, 1995 年破格晋升为副教授. 现在西南交通大学通信与计算机学院工作. 主要从事图像分析与处理, 非线性自适应信号处理, 混沌信号分析设计与处理, 计算智能等在通信、雷达中的应用研究. 已发表学术论文 50 余篇.

古天祥 1942 年生, 教授, 博士生导师. 主要从事电子测控理论及应用研究.