

混沌光学系统的神经网络自适应控制研究*

杨怀江

沈柯

(中国科学院长春光机所应用光学国家重点实验室, 长春 130022) (长春光机学院光学物理系, 长春 130022)

翁兆恒

周立伟

(中国科学院长春光机所应用光学国家重点实验室, 长春 130022) (北京理工大学工程光学系, 北京 100081)

提要 提出一种用于混沌光学系统控制的神经网络自适应控制技术。以一前向神经网络作为受控混沌光学系统的系统辨识器, 由此神经网络系统辨识器与受控混沌光学系统输出差值作为负反馈对受控混沌光学系统控制参数进行调整达到控制目的。由于所使用神经网络系统辨识器在常规 BP 算法的支持下可从受控混沌光学系统的输出时间序列进行动力学模型重构, 因而特别适用于对未知动力学表述的混沌光学系统进行控制。以对布喇格声光双稳混沌系统的系统辨识及自适应控制为例, 对此神经网络自适应控制技术可行性进行了示例证明。

关键词 混沌, 光学系统, 神经网络, 自适应控制

1 引言

由于混沌动力学系统的运转状态集周期性及非周期性——混沌态于一体, 被认为是一性能优异的周期信号源, 它在通信及弱信号探测方面的应用已开始引起人们的注意^[1,2]。进行这类应用的前提是需对具有初值敏感性的混沌系统的运转稳定性及必要的状态转换进行控制, 此即所谓的混沌控制问题^[3]。本文作者曾为控制光学混沌系统提出一种控制技术——混沌光学系统的自适应控制技术, 直接利用了受控光学混沌系统的动力学方程作为控制参考动力学模型^[4,5]。实际上, 由于理论模型与真实系统之间存在的必然差异, 作如此处理往往是困难的甚至是不可能的, 因而时常需要由实验所得数据对受控混沌系统的动力学模型进行重构。目前, 获得系统重构动力学模型的常用方法是对受控系统输出的时间序列进行最小二乘过估计拟合, 但最小二乘拟合的复杂性使得实施起来极为繁复。本文作者为此提出了一种直接简便的重构方法——神经网络系统辨识法^[6], 即在常规 BP 算法的支持下, 以一前向神经网络对光学混沌系统的输出序列进行处理, 从而直接得到光学混沌系统动力学模型较为准确的神经网络表述。以此为依托, 先前介绍的混沌光学系统自适应控制技术便适合于对未知动力学表述的光学混沌系统进行控制。本文以利用 1:4:1 的前向神经网络对布喇格声光双稳混沌系统进行自适应控制为例, 说明此神经网络自适应控制技术的可行性。

* 国家自然科学基金资助项目, 研究工作在中国科学院长春光机所应用光学国家重点实验室完成。

收稿日期: 1995 年 7 月 24 日; 收到修改稿日期: 1995 年 10 月 4 日

2 布喇格声光双稳混沌系统的动力学性质

描述布喇格声光双稳混沌系统运行的微分-差分方程为^[7]:

$$\tau dX(t)/dt = -X(t) + \pi\{A - \mu \sin^2[X(t - \tau_d) - X_b]\} \quad (1)$$

式中 τ_d 为双稳系统的本征响应时间, μ 为与泵浦光强有关的光强度因子。 A 和 X_b 分别是放大器和驱动源的偏置, τ 是反馈延迟。引入加在放大器偏置上的外界作用因子 $\cos Qx$, 则光系统稳定后(1)式变为

$$X(t) = \pi\{A \cos[Qx(t - \tau_d)] - \mu \sin^2[X(t - \tau_d) - X_b]\} \quad (2)$$

若 $\tau_d \gg \tau$, (1) 式将最终退化为迭代映射:

$$X_{n+1} = \pi\{A \cos(QX_n) - \mu \sin^2(X_n - X_b)\} \quad (3)$$

(3) 式所代表的长延迟条件下布喇格声光双稳混沌系统的动力学性质极为复杂, 图 1 为布喇格声光双稳系统的运行状态分岔图, 此处 $Q = 0.4$, $A = 0.5$, $X_b = 0.25\pi$ 。显然布喇格声光双稳混沌系统是经过极有规律的倍周期分岔路径进入混沌态的。

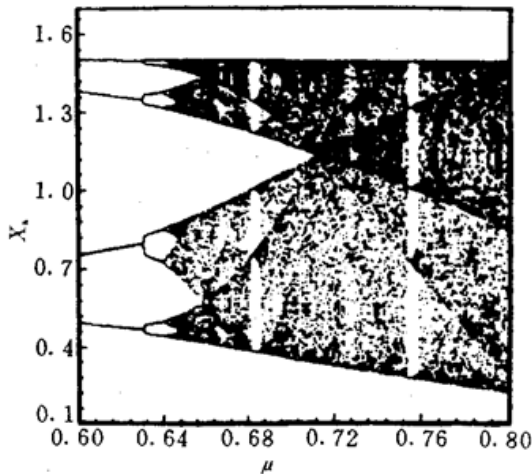


Fig. 1 Bifurcation plot of the BDAOBS-Bragg diffraction acousto-optic bistable system

3 布喇格声光双稳混沌系统前向 BP 神经网络系统辨识^[6]

神经网络用于系统静态辨识, 即是选择一结构适当的神经网络模型, 在一定算法的支持下能任意逼近处于静态的实际系统。显然, 用于系统辨识的神经网络须具备逼近任意函数的能力。理论上已经证明, 若压缩函数取为 Sigmoid 型函数, BP 网络(至少含有一个中间层)在 BP 算法的支持下即具有逼近任意函数的能力。考虑到 BP 网络结构简单、便于训练等特点, 本文以 BP 网络作为混沌光学系统之一的布喇格声光双稳混沌系统的系统辨识器, 即由布喇格声光双稳混沌系统的输出序列作为训练序列, 以求在给定的精度范围内, 由训练后的网络对声光双稳混沌系统的运行进行预测。

因布喇格声光系统为单输入、单输出系统, 故所选网络为一 1: 4: 1 的 BP 网络。由图 1 可见, 当 μ 取 0.28, 0.34, 0.6, 0.636, 0.75 和 0.754 时, 双稳系统分别运转于周期一、周期二、周期四、周期八、混沌态及周期窗口中, 选择这几种状态作为辨识目标。依照标准 BP 算法, 训练初始时网络的权重及阈值设为 0 到 1 之间的随机数, 由网络的输出与理想输出之差值作为误差校正信号对网络的连接权重及阈值进行在线调整。训练过程也即辨识过程重复进行直至方差小于设定值。

计算机仿真结果表明, 对于周期一、周期二, 网络在训练一万次内, 迭代即已收敛到均方差(每 100 次迭代的平均值, 以下同)小于百万分之一; 对于周期四、周期八及周期窗口, 在训练二十万次内方差可控制在万分之四与万分之二之间(即绝对误差为 2%~1.4%); 对于混沌态的辨识, 方差在训练二十万次内可控制在万分之四与万分之三之间(即绝对误差为 2%~1.75%)。可见, 辨识精度是令人满意的。

4 布喇格声光双稳混沌系统的神经网络自适应控制

控制目的分为两种，一为稳定布喇格声光系统于任一运转状态，其主要用于抵销因泵浦激光光强不稳定而发生的控制参数漂移，此为态稳定问题；二为因某种需要使布喇格声光双稳系统的运转状态在周期态、周期窗口及混沌态之间进行预定的转换，此为态转换问题。布喇格声光双稳系统前向神经网络自适应参考模型控制动力学的表述如下：

4.1 态稳定控制动力学

态稳定控制动力学表述为

$$\Delta\mu_{n+1} = \alpha(X_{n+1} - X'_{n+1}) \tag{4}$$

式中 α 为反馈控制陡度矢量，其合适值选取依赖于实验中的具体试错过程。 X'_{n+1} 为受控布喇格声光双稳系统的第 $n + 1$ 个输出状态值， X_{n+1} 为相应状态下神经网络系统辨识器的第 $n + 1$ 个输出值，它代表在特定控制参数 μ_i 下的系统标准输出。当声光系统因泵浦光强变化出现控制参数漂移时，因有

$$\mu' = \mu_i + \Delta\mu$$

则反馈控制式(4)的输出不为零，故自适应控制启动并对受控系统的控制参数进行校正，直至

$$\Delta\mu = 0$$

时，控制自动停止。上述控制过程的原理框图示于图 2。为使控制器设计简单，控制中采用线性反馈控制方式。

4.2 态转换控制

态转换的控制动力学表述为：

$$\begin{aligned} \Delta\mu_{n+1}(\mu_1) &= \alpha[X_{n+1}(\mu_0) - X_{n+1}(\mu_1)] \\ \Delta\mu_{n+1}(\mu_2) &= \alpha[X_{n+1}(\mu_1) - X_{n+1}(\mu_2)] \\ &\dots\dots\dots \\ \Delta\mu_{n+1}(\mu_m) &= \alpha[X_{n+1}(\mu_{m-1}) - X_{n+1}(\mu_m)] \end{aligned} \tag{5}$$

式中 α 仍为反馈控制陡度矢量，且其合适值的选取仍也将依赖于具体实验。 $X_{n+1}(\mu_1)$ 为布喇格声光双稳系统处于控制参数 μ_1 时的输出值， $X_{n+1}(\mu_0)$ 为神经网络系统辨识器给出的系统的第一个预定转换状态(即控制参数处于 μ_0)时的标准输出，余者依此类推。转换开始时，由于式(5)的左侧不为零，故反馈控制启动，使受控的布喇格声光双稳系统的控制参数 μ 在自适应控制下依次转换为预定的系列控制参数值。上述控制过程的原理框图与图 2 基本类似，唯一的区别在于代表不同运转状态的神经网络系统辨识器将按预定转换顺序由多点开关切换。

4.3 控制仿真结果

态稳定控制仿真步骤简述如下：首先，设置双稳系统的控制参数 μ 于一初始值 μ_0 并使系统开始运转，此为无扰动状态，亦为预定运转状态；当系统运转稳定后，加入代表泵浦光强变化的控制参数扰动 $\Delta\mu$ ，双稳系统将运转在偏离状态；因在接受同一输入时受扰双稳系统与神经网络辨识器输出不一致，因而存在输出差值(其中神经网络辨识器已以 $\mu = \mu_0$ 时双稳系统为辩

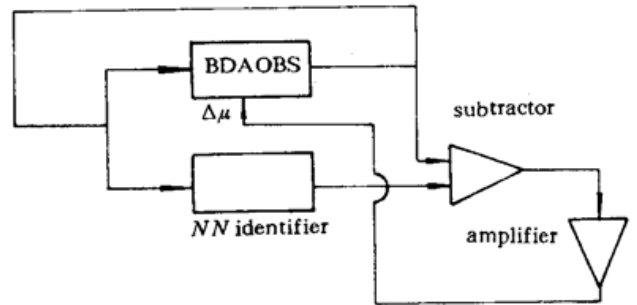


Fig. 2 Schematic diagram of the NN adaptive control of BDAOBS

识目标训练完毕),将此差值送入模拟反馈函数功能的差动放大器中,由差动放大器输出调整受扰双稳系统控制参数,使其逐渐恢复至扰动前的运转状态,此步骤将自动持续直至双稳系统的控制参数等于 μ_0 为止,此时双稳系统与神经网络辨识器输出一致,差值消失,反馈控制也将自然停止。不同扰动状态下双稳系统的控制结果见图 3 至图 6。图中为凸显受扰状态,自适应控制在受扰状态保持一段时间后启动。

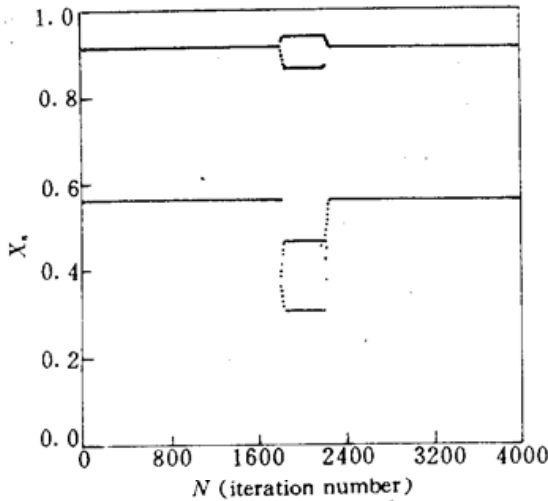


Fig. 3 Period 2, then perturbed into period 4, pulled back by NN adaptive control, $\alpha = 0.1$

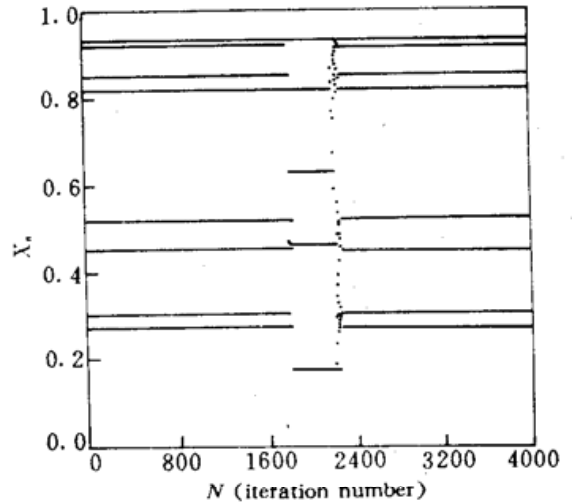


Fig. 4 Period 8, then perturbed into period 5, pulled back by NN adaptive control, $\alpha = 0.15$

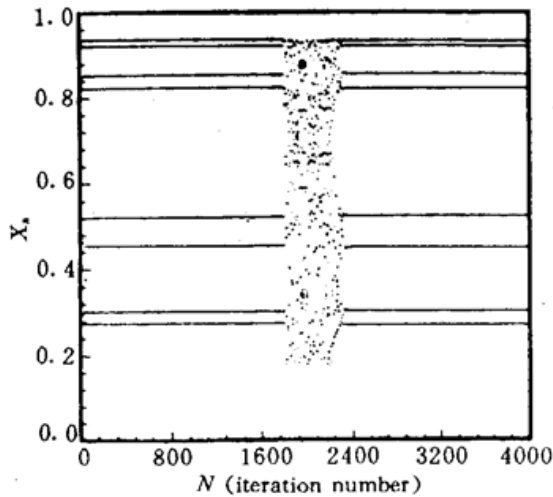


Fig. 5 Period 8, then perturbed into chaos, pulled back by NN adaptive control, $\alpha = 0.05$

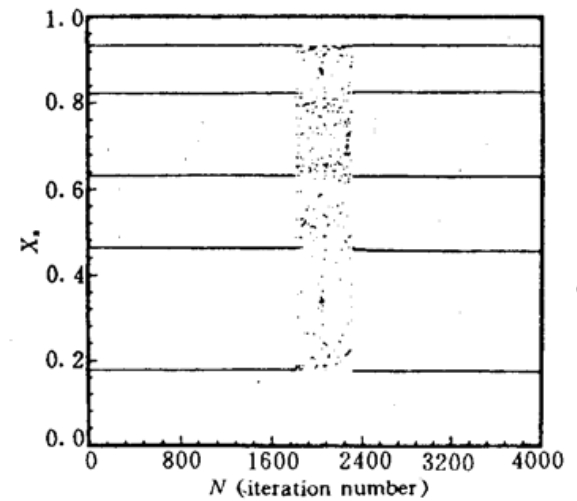


Fig. 6 Period 5, then perturbed into chaos, pulled back by NN adaptive control, $\alpha = 0.05$

态转换控制仿真过程为:转换状态序列由相应的控制参数序列 $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$ 表示,则此情形下的态转换控制即是在神经网络自适应控制的作用下,使声光系统的控制参数按顺序 $\mu = \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ 进行自适应调整。由于多向开关的开启与闭合依次接通代表不同预定运转状态的神经网络参考模型,因而控制参数 μ 随之在自适应反馈控制下作持续的规律性变化,使得声光系统的运转状态自然地将按上述顺序进行转换。图 7 为一个态转换控制结果。显然以此神经网络自适应控制技术控制的双稳系统可用于制作光学神经网络自适应编码器。

仿真发现,当控制运转于低周期态(指周期一和周期二)的双稳系统时,由于辨识精度很

高(方差小于 0.0001),反馈控制强度 α 取值范围可以宽一些(但不同的控制状态的允许值范围不尽一致,以下同);当控制运转于高周期态、周期窗口特别是在分叉临界区内,由于辨识精度降低(方差大于万分之一但小于千分之一)及双稳系统对输入的敏感性增高反馈控制强度 α 取值范围将会缩小,具体确定须利用试错法,但仿真结果表明合适的反馈控制强度 α 取值基本落在 0.01 至 0.15 之间。仿真同时发现,只要 α 取值较小,双稳系统的控制反应时间(也即由控制启动控制自动停止的时间,由于本文中处理的长延迟下的双稳系统为一映射,故控制反应时间实际上是控制所需的迭代次数)基本上与反馈控制强度 α 取值大小成反比,若 α 小则控制反应时间长,若 α 大则控制反应时间短。

5 结 论

仿真结果表明,此神经网络自适应控制技术对于完成混沌光学系统的态稳定及态转换控制是完全可以胜任的。由于在实际控制实施时一般难以事先获得准确的受控系统动力学模型,因而由实验序列进行动力学重构不可避免,同时也由于 BP 神经网络本身所具有的容错性、并行性、壮健性及网络结构简单、易于训练等优点,此包含前向神经网络混沌光学系统辨识器的光学混沌系统神经网络自适应控制技术在实际中,特别是在需要对未知动力学表述的混沌光学系统进行控制时是很有应用价值的。最后应指出的是,尽管利用神经网络进行混沌系统辨识进而实施自适应控制是为解决光学混沌系统控制而提出的,但其实际上也适合其他领域中的混沌系统辨识与控制。

参 考 文 献

- 1 Scott Hayes, Celso Grebogi, Edward Ott. Communication with chaos. *Phys. Rev. Lett.*, 1993, 70: 3031~3033
- 2 Kurt Wiesenfeld, Bruce Mcnamara. Period-doubling systems as small signal amplifiers. *Phys. Rev. Lett.*, 1985, 55(1): 13
- 3 T. Shinbrot, C. Grebogi, E. Ott. Using small perturbations to control chaos and the references therein. *Nature*, 1993, 363: 411~417
- 4 杨怀江, 沈柯, 翁兆恒等. 混沌光学系统的自适应控制问题研究. 长春光机学院学报, 1995, (待发表)
- 5 杨怀江, 沈柯, 翁兆恒等. 具有泵浦噪声的光动力学系统自适应控制研究. 光学·精密工程, 1996, (待发表)
- 6 杨怀江, 沈柯, 翁兆恒等. 混沌光学系统的前向神经网络系统辨识研究. 中国激光, 1996, A23(6): 548~554
- 7 J. Chrostowski, C. Delisle, R. Tremblay. Oscillations in an acoustoptic bistable device. *Can. J. Phys.*, 1983, 61: 1149

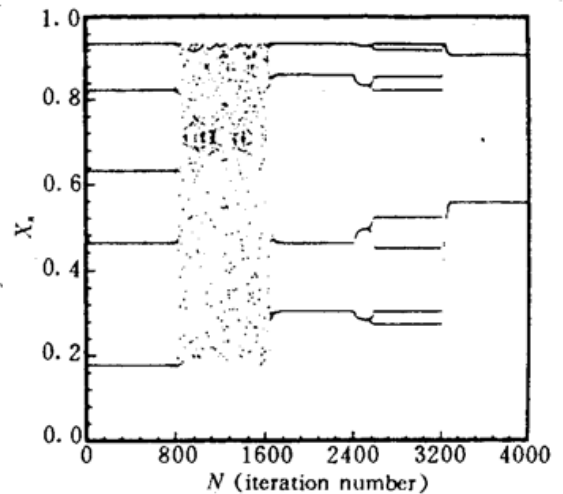


Fig. 7 Switching the running state of BDAOBS among period, period window and chaos by NN adaptive control

Adaptive Control of Chaotic Optical Systems with Neural Networks

Yang Huaijiang

*(State Key Laboratory of Applied Optics, Changchun Institute of Optics and Fine Mechanics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130022)*

Shen Ke

(Department of Optical Physics, Changchun Institute of Optics and Fine Mechanics, Changchun 130022)

Weng Zhaoheng

*(State Key Laboratory of Applied Optics, Changchun Institute of Optics and Fine Mechanics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130022)*

Zhou Liwei

(Department of Engineering Optics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Abstract An adaptive algorithm for controlling the chaotic optical system, termed as the neural network adaptive control algorithm in which the system identifier of the controlled chaotic optical system is a BP NN, is presented in this paper. In this NN adaptive algorithm the difference between the output of the controlled chaotic optical system and that of the trained NN identifier is employed as the negative feedback in readjusting the system's control parameter. Because the NN identifier can reconstruct the dynamics of the controlled chaotic optical system from the output time series with the support of the BP algorithm, this adaptive control algorithm is considered applied to control the chaotic optical system when the reference model for control can not be obtained in advance. The feasibility of this NN adaptive control algorithm is demonstrated with the computer simulation of identifying and then controlling a Bragg diffraction acoustooptic bistable system.

Key words chaos, optical systems, neural network, adaptive control