

# 混沌光学系统之快速神经网络 自适应控制研究<sup>\*</sup>

杨怀江

(中国科学院长春光学精密机械研究所应用光学国家重点实验室, 长春 130022)

**摘要** 提出一种用于光动力学系统控制之快速神经网络自适应控制技术。该技术以以前向神经网络作为光动力学系统之系统辨识器, 由其与光动力学系统之输出差值对系统控制参数进行调整以达到控制目的, 由于神经网络系统辨识器在混沌加速BP算法的支持下可从光动力学系统输出时间序列进行快速动力学模型重构, 因而此控制技术特别适用于对未知动力学表述的光动力学系统进行快速控制。文中成功地将此神经网络自适应控制技术应用于布喇格声光混沌系统进行的快速控制仿真实验中。

**关键词:** 混沌; 光动力学系统; 神经网络; 自适应控制

## 1 研究背景

依赖于一个或很少几个控制参数的调整, 混沌信号周期的变化范围即可由周期一直至周期无穷大(混沌), 故从信号产生角度而言, 混沌动力学系统是一性能优异的周期信号源, 它在通信方面的应用目前已开始引起人们的注意<sup>[1]</sup>。进行这类应用之基本前提是须对混沌动力学系统之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<sup>[2]</sup>。混沌控制问题在光学系统中同样存在, 而且从广义上看, 控制混沌光学系统的目的即是使其成为一光频周期信号发生器。由于在受控条件下混沌光学系统的输出既可能为混沌信号也可能为非混沌信号, 故为不失一般性, 本文以下称混沌光学系统为光动力学系统, 并以对其进行控制为中心研究内容。

在实际控制中经常出现的一种情况是, 由于表述光动力学系统的理论模型与真实系统之

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金资助项目

收稿日期: 1995年12月26日

间存在着必然差异,依据理论模型进行的控制效果并非总是很理想,因此研究对未知动力学表述的光动力学系统进行控制是必要的。本文作者曾提出一种控制未知动力学表述的光动力学系统控制技术-光动力学系统神经网络自适应控制技术。此控制技术利用常规BP算法,以一前向神经网络对未知动力学表述的光动力学系统进行系统辨识,由训练后的神经网络系统辨识器与光动力学系统的输出差值作为反馈控制函数的宗量,进而对光动力学系统的控制参数进行调整以达到控制目的<sup>[3]</sup>。研究表明,常规BP算法支持下的辨识过程耗时多且精度并不很高<sup>[4]</sup>,因而利用由常规BP算法训练的前向神经网络系统辨识器进行控制时控制系统参数反馈调整信号的振荡幅度较大,导致了神经网络自适应控制技术在实际中的应用将受到一定的限制。

为拓展神经网络自适应控制技术的适用性,本文采用由混沌加速BP算法进行训练的前向神经网络作为光动力学系统辨识器<sup>[5]</sup>。由于此时光动力学系统动力学模型的神经网络表述更为准确,系统辨识过程又大为缩短,因而使得光动力学系统神经网络自适应控制技术的适用性更强。本文利用由混沌加速BP算法训练的前向神经网络对未知动力学表述的布喇格声光双稳混沌系统进行自适应控制,对此改进后的神经网络自适应控制技术的可行性进行了示例证明。计算机仿真研究表明,此改进后的神经网络自适应控制技术适于对控制参数受到扰动的光动力学系统的运转状态进行快速稳定控制,亦适于使光动力学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快速转换。

## 2 布喇格声光双稳混沌系统的动力学性质

光学双稳装置最初引起人们注意的原因是其具有应用于光计算中光开关元件的潜在可能性。由于Bragg型声光双稳系统运行效率较高,自八十年代起人们对其进行了深入的研究。描述布喇格声光双稳混沌系统运行的微分-差分方程为:

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

式中 $\tau$ 为双稳系统的本征响应时间, $\mu$ 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, $\tau_d$ 是反馈延迟。引入加在放大器偏置上的外界作用因子 $\cos QX$ ,则当系统稳定后(1)式变为:

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

当 $\tau \gg \tau_d$ 时,(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

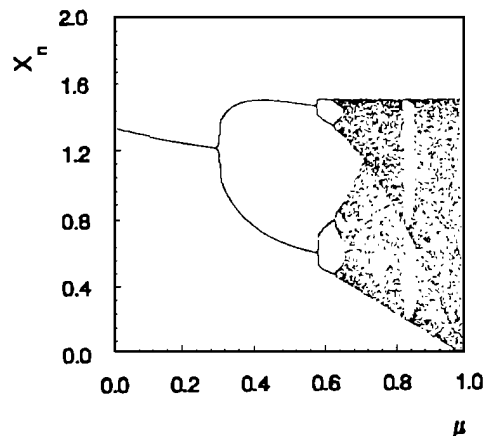


Fig. 1 Bifurcation plot of BDAOBS

$Q = 0.4, A = 0.5, X_b = 0.25\pi$

显然布喇格声光双稳混沌系统是经

至极有规律的倍周期分岔路径进入混沌态的。

### 3 布喇格声光双稳混沌系统之混沌加速 BP 神经网络系统辨识<sup>[5]</sup>

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。暨此,本文以 BP 网络作为光动力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,由训练后网络对声光双稳混沌系统的运行进行预测。

研究表明,在常规 BP 算法支持下的辨识过程较长,辨识精度也并不很高<sup>[4]</sup>,所以本文此处以混沌加速 BP 算法对前向神经网络系统辨识器进行训练。其理论根据为:奇异吸引子中嵌有的无数非稳周期轨道表明混沌在结构上包含周期信息,因此,若首先利用常规 BP 算法训练 BP 神经网络对处于混沌态的光动力学系统进行辨识,则训练后的神经网络之网络权重及阈值分布必已包含有关其它周期态之结构信息,经此为基础对其它周期态进行辨识的过程必然会得以缩短,辨识精度也会大幅度提高。

因布喇格声光系统为单输入、单输出系统,故所选网络为一·4·1之 BP 网络。由图1可见,当  $\mu$  取 0.28、0.34、0.6、0.636、0.6516、0.75 和 0.681 时,双稳系统分别运转于周期一、周期二、周期四、周期八、周期窗口(周期十二)混沌态及周期窗口(周期六)中,选择这几种状态作为辨识目标。具体训练中由神经网络的输出与理想输出(即接受相同输入时布喇格声光系统的输出)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将重复进行直至方差小于设定值。仿真结构表明,混沌加速 BP 算法的引入对缩短训练过程、提高辨识精度是极为有效的,其效果在对高周期态及周期窗口的辨识中表现得更为明显。

### 4 布喇格声光双稳混沌系统之神经网络自适应控制

对未知动力学表述的布喇格声光系统进行控制的目的可分为两种,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的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预定的转换,此为态转换问题。控制所需的布喇格声光系统在特定动力学状态下动力学模型的神经网络表述已由前述之混沌加速 BP 系统辨识过程得到。

进行布喇格声光双稳系统之前向神经网络自适应参考模型控制之动力学表述如下:

#### (1) 态稳定控制动力学

态稳定之控制动力学表述为

$$\Delta\mu = \alpha[X_{n+1}(\mu_0) - X_{n+1}(\mu)] \quad (4)$$

式中  $\alpha$  为反馈控制陡度矢量,其合适值之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  $\mu_0$  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

$$\mu \neq \mu_0, \text{ 故 } X_{n+1} \neq X_{n+1}$$

则反馈控制式(4)之输出不为零, 故自适应控制启动并对受控系统参数进行校正, 直至  $\mu = \mu_0$  时, 控制自动停止。上述控制过程之原理框图示于图2。为使控制器设计简单, 控制中采用线性反馈控制方式。

(2) 态转换控制

态转换之控制动力学表述为

$$\Delta\mu(\mu_m) = \alpha_m [X_{n+1}(\mu_m) - X_{n+1}(\mu_{m-1})] \tag{5}$$

式中  $\alpha_m$  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。  $X_{n+1}(\mu_m)$  为由神经网络系统辨识器给出的布喇格声光双稳系统处于第  $m$  个转换状态输出。转换开始时, 由于式(5)之左侧不为零, 故反馈控制启动, 使受控的布喇格声光双稳系统之控制参数  $\mu$  在自适应控制下转换为预定的控制参数值(对于第  $m$  次转换而言, 即是  $\mu_{m-1}$  转换为  $\mu_m$ )。

(3) 控制仿真结果

态稳定控制仿真步骤简述如下: 首先, 设置双稳系统之控制参数  $\mu$  于一初始值  $\mu_0$  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, 加入一参数扰动  $\Delta\mu$ , 则双稳系统运转在偏离状态; 在接受同一输入时由于受扰双稳系统与神经网络辨识器之输出不一致因而存在差值(其中神经网络辨识器已以  $\mu_0$  时之双稳系统为辨识目标训练完毕), 此差值进入模拟反馈函数功能的差动放大器中, 由差动放大器之输出对受扰双稳系统之控制参数进行调整以使其逐渐恢复至扰动前之运转状态, 此步骤将持续直至双稳系统之控制参数等于  $\mu_0$  为止。此时由于双稳系统与神经网络辨识器之输出一致而差值消失, 反馈也将自然停止。对处于不同扰动状态下的双稳系统的控制结果见于图3到图5。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方启动。

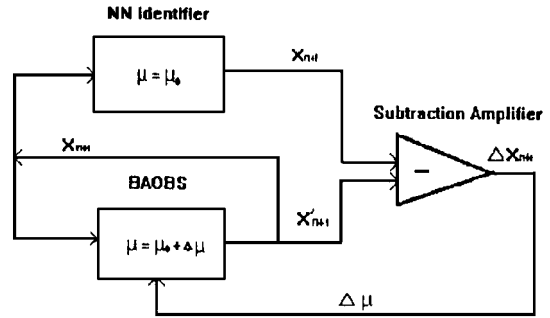


Fig 2 Schematic diagram of the NN adaptive control of BAOBS

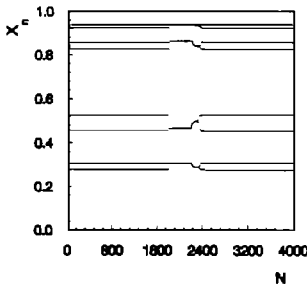


Fig 3  $\mu = 0.6$ , perturbed to  $\mu = 0.636$ , then pulled back by NN control,  $\alpha = 0.05$

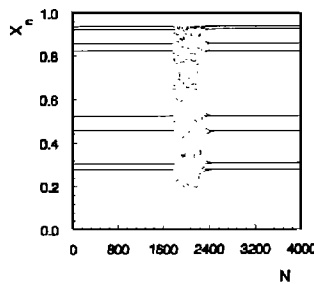


Fig 4  $\mu = 0.636$ , perturbed to  $\mu = 0.75$ , then pulled back by NN control,  $\alpha = 0.05$

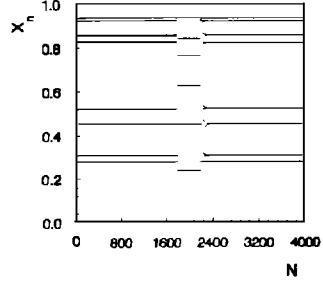


Fig 5  $\mu = 0.636$ , perturbed to  $\mu = 0.681$ , then pulled back by NN control,  $\alpha = 0.05$

态转换控制仿真过程为: 若转换状态序列由相应的控制参数序列  $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m\}$  表示, 则态转换控制即是在神经网络自适应控制作用下, 使声光系统的控制参数  $\mu$  按预定顺序  $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m$  进行自适应调整。由于多向开关的开启与闭合(由软件实现)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  $\mu$  随之在自适应反馈控制下作持续的规律性变化, 则声光系统的运转状态自然地将按上述顺序进行转换。图6为一个态转换控制结果。

#### (4) 控制标准

尽管采用混沌加速BP 系统辨识技术获得的神经网络动力学模型与布喇格声光系统的符合程度远高于采用常规BP 辨识技术的情况, 但神经网络辨识器的输出与真实系统在相应运转状态下的输出仍然存在由辨识精度导致的差异, 所以控制中同样出现了控制参数误差反馈校正信号  $\Delta\mu$  在 0 上下起伏的现象(但此起伏要小于采用常规BP 辨识技术控制过程中的起伏<sup>[4]</sup>)。所以, 若以  $\Delta\mu$  等于 0 为控制达到目标的标准, 而控制时间定义为由控制启动到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, 故控制时间实际上是控制所需的迭代次数), 则控制时间仍为无穷大。

然而上面几个控制实例确已表明此改进的神经网络自适应控制是成功的, 因此, 确定控制陡度与控制时间的关系时应该考虑辨识精度的影响。仿真结果表明, 尽管存在辨识误差, 但当受控声光系统的控制参数在控制下与目标值相差在千分之一以内时, 声光系统的运转状态与目标状态已无实质差别, 暨此, 本文于此处认为达到控制目标的标准为受控声光系统的控制参数与神经网络自参考模型所代表的目标控制参数之绝对差值在一周期内的平均值小于  $10^{-4}$ 。此认定方法之有效性在前述几个仿真控制结果图示中已有清楚的显示。

可以预计, 对于辨识精度高的状态的转换控制, 由于神经网络参考模型代表的目标控制参数与真正的目标控制参数误差小, 故控制过程反馈误差的振荡幅度小, 因此控制时间必然短一些; 对于辨识精度较低的状态的控制, 由于反馈误差的振荡幅度要大, 则所需的控制时间必然要长一些。这个预计已为仿真所证实。

## 5 结 束 语

为解决光动力学系统神经网络自适应控制技术应用中因辨识过程过长、辨识精度不高而导致的控制效果不理想的困难, 本文利用由混沌加速BP 算法支持的前向神经网络作为光动力学系统辨识器, 从而对光动力学系统神经网络自适应控制技术进行了改进, 并以控制未知动力学表述的布喇格声光双稳混沌系统为例, 通过计算机仿真对其可行性进行了示例证明。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、壮健性以及网络结构简单、易于训练等优点, 此改进的光动力学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光动力学系统进行快速控制时是很有应用价值的。

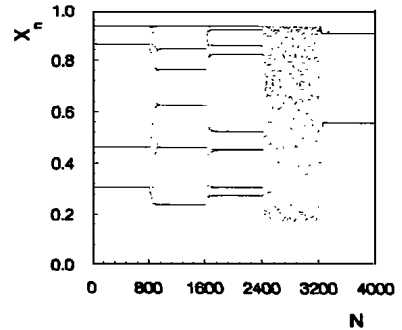


Fig 6 BDAOBS switched among period, chaos and period window by NN control

最后应指出的是,由于此神经网络自适应参考模型控制实际上是一种对目标状态存在微弱偏离的控制,因此实施效果显然仍将取决于神经网络自参考模型与真实系统的符合程度(辨识精度)。有关辨识精度对控制时间、控制精度的影响将在另一篇论文中给出。

### 参 考 文 献

- [1] Scott Hayes, Celso Grebogi & Edward Ott. Communication with Chaos. *Phys Rev. Lett.*, 1993, **70**: 3031-3033
- [2] Shinbrot T, Grebogi C, Ott E. Using Small Perturbations to Control Chaos and the References Therein. *Nature*, 1993, (363): 411~ 417
- [3] 杨怀江等. 混沌光学系统之前向神经网络系统辨识研究. *中国激光*, 1996, **A23**(6): 548~ 554
- [4] 杨怀江等. 混沌光学系统之前向神经网络自适应控制研究. *中国激光*, 1996, **A23**(6): 745~ 750
- [5] 杨怀江等. 混沌光学系统之混沌加速前向神经网络系统辨识研究. *光学学报*, 1996, **16**(5): 651~ 656

## Quick Adaptive Control of Optical Dynamic Systems with Neural Networks

Yang Huaijiang

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

### Abstract

A quick adaptive algorithm for controlling the optical dynamic system, in which the system identifier of the controlled optical dynamic system is a feedforward neural network, is presented in this paper. In this NN adaptive algorithm the difference between the outputs of the controlled optical dynamic system and the trained NN identifier is employed as the negative feedback in readjusting the system's control parameter. Because the NN identifier can reconstruct the dynamic model of the controlled optical dynamic system quickly and precisely from the output time series with the support of the chaos speedup BP algorithm, this adaptive control algorithm is considered applied to control the optical dynamic system when the reference model for control can not be obtained in advance. This improved NN adaptive control algorithm has been applied successfully to control the Bragg diffraction acousto-optic bistable system quickly in the computer simulation.

**Key words:** Chaos, Optical dynamical systems, Neural network, Adaptive control

**杨怀江** 男,辽宁省丹东市人,生于1966年1月21日。1988年毕业于哈尔滨工业大学精密仪器系光电技术专业,同年进入丹东射线仪器工业(集团)公司工作。1993年毕业于长春光学精密机械学院电子工程系物理电子学与电子学专业,同年考入北京理工大学工程光学系军用光学专业攻读博士学位。1996年1月毕业,现为长春光机所应用光学国家重点实验室博士后。其近期主要研究领域为光通信混沌保密编码及神经网络快速模式识别等问题。