

混沌光学系统的前向神经网络系统辨识研究*

杨怀江**

(北京理工大学工程光学系, 北京 100081)

翁兆恒

(长春光机所应用光学国家重点实验室, 长春 130022)

沈柯

(长春光机学院光学物理系, 长春 130022)

周立伟

(北京理工大学工程光学系, 北京 100081)

提要 为解决混沌光学系统自适应控制所需之控制参考动力学模型问题,以布拉格声光混沌系统的系统辨识为例,研究了利用前向神经网络对混沌光学系统进行系统辨识的可行性。计算机仿真实验发现,在静态BP算法支持下一结构十分简单的三层BP前向神经网络(1:4:1)即可在一定的精度范围内完成对布拉格声光混沌系统的系统辨识。此结果表明,三层前向BP神经网络在静态BP算法的支持下确是一良好的混沌光学系统辨识器,因而可用来处理混沌光学时间序列以进行混沌光学系统的动力学重构。

关键词 神经网络,系统辨识,混沌,光学

1 研究背景

混沌动力学系统,由于其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注意,已有文献报道利用混沌电子线路进行通信及利用倍周期分岔混沌系统的分岔点进行弱信号探测的研究^[1,2]。有理由认为,混沌光学系统在类似领域也是有其潜在应用价值的,例如可以其作为光信号发生器对光通信信号进行混沌编码从而增加通信的保密性等。与其他混沌动力学系统一样,混沌光学系统的应用也是以其可控为前提的,即混沌光学系统的稳定性及态转换必须能得到控制^[3]。本文作者曾提出了用于混沌光学系统控制的周期窗口控制技术^[4,5]。由于自适应参考模型控制技术能完全实现周期窗口控制技术的控制功能且尚可克服控制参数漂移现象,故相形的下更具应用价值。自适应参考模型控制技术关键在于须于控制实施前获得一受控混沌光学系统的准确动力学模型,如此在自适应规律的作用下控制方得以完成。一般地,系统的重构动力学模型可由对受控混沌光学系统的输出时间序列进行最小二乘过估计拟合得到,但最小二乘拟合使用起来甚是繁复。藉神经网络的发展本文提出一种新的重构方法——混沌光学系统的前向神经网络系统辨识法,即在静态BP算法的支持下以BP神经网络作

* 国家自然科学基金资助。相应的研究工作应用光学重点实验室进行。

** 作者现为中国科学院长春光机所应用光学国家重点实验室博士后。

收稿日期: 1995年4月12日; 收到修改稿日期: 1995年10月4日

为混沌光学系统辨识器, 利用 BP 网络对混沌光学系统的输出时间序列进行处理, 从而得到混沌光学系统动力学模型的较为准确的神经网络表述。本文以对布拉格声光混沌系统的系统辨识为例, 利用—1:4:1 的前向神经网络对布拉格声光混沌系统的输出时间序列进行处理, 得到了系统动力学模型的较为准确的神经网络表述, 从而说明了在 BP 算法支持下的前向神经网络系统辨识确为混沌光学系统动力学重构的一条新的有效途径。

2 布拉格声光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作为光计算机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^[6]。描述布拉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 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 是外加的反馈延迟。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

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

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的布拉格声光双稳混沌系统的动力学性质极为复杂, 图 1 及图 2 为其运行状态分岔图, 此处 $Q = 0.4$, $A = 0.5$, $X_b = 0.25\pi$ 。显然布拉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, 这对编码的实施极为方便。

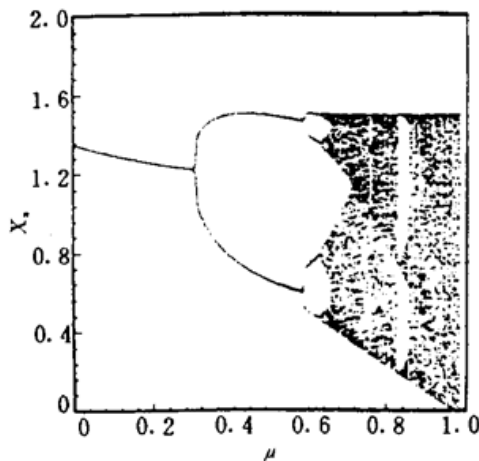


Fig. 1 Bifurcation plot of a bistable system

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

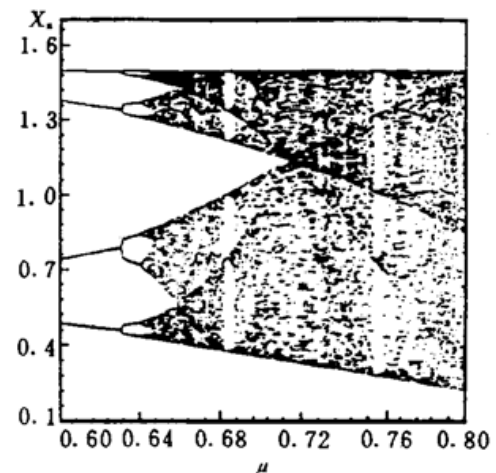


Fig. 2 Enlarged plot of Fig. 1

3 混沌光学系统的前向 BP 神经网络系统辨识原则

前向神经网络是目前所提出的神经网络中使用最为广泛的一种, 因为其拓扑结构简单, 且常使用 BP 算法对其进行训练, 所以亦常称为 BP 网络。图 3 即为一 3 层 BP 网络的拓扑结构图。

BP 网络的压缩函数常取为处处可微的 Sigmoid 函数, 其表述为

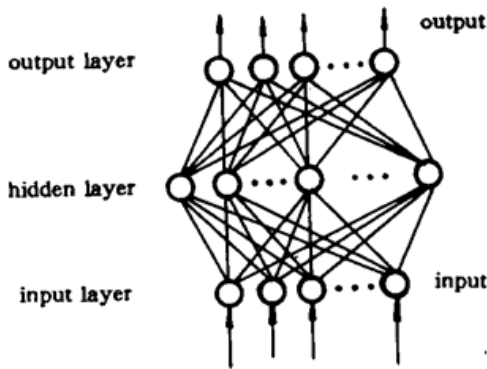


Fig. 3 Schematic model of a 3-layer BP NN

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-rx)} \quad (4)$$

式中 r 为 Sigmoid 函数的非线性陡度因子, 本文取 $r = 1.1$ 。对某一输入矢量 $X_k = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, 若以下脚标 i, j, k 分别表示 BP 网络的输入层、隐含层及输出层的神经元, T 代表结点阈值, W 代表结点联接权重, 则网络信号传输处理过程为

$$y_j = f\left(\sum_i W_{ji}x_i + T_j\right), \quad z_k = f\left(\sum_j W_{kj}y_j + T_k\right)$$

其中 z_k 为输出层第 k 个结点的输出, y_j 为隐含层第 j 个结点的输出。利用 BP 算法对前向网络进行在线训练时, 误差函数常取为

$$E_k = (1/2) \sum_k (z_k - z_k)^2$$

式中 z_k 为理想输出。令学习速率为 η , 并引入冲量修正后令冲量调整系数为 α , 则由输出层至隐蔽层及隐蔽层至输入层的连接权重的调整量为

$$\Delta W_{kj}(n+1) = \eta \delta_k y_j + \alpha \Delta W_{kj}(n) \quad (5)$$

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta W_{ji}(n) \quad (6)$$

式中

$$\delta_k = f'(z_k)(z_k - z_k), \quad \delta_j = f'(y_j) \sum_k W_{kj} \delta_k$$

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任意逼近处于静态的实际系统。与其它辨识方法相比, 神经网络系统静态辨识具有很多优点, 例如辨识速度快、实施简单等, 特别是它尤其适合对混沌系统进行系统辨识, 这是因为在实验中获得混沌时间输出序列一般地均受到噪声的污染, 其它辨识方法在辨识前须进行滤波以消除噪声的影响, 然而由于混沌功率谱在低频段与白噪声的几乎一样, 滤波必然导致在滤除噪声的同时使系统信息有较大的丢失, 故难以达到较高的辨识精度, 而神经网络所具有的对输入的天然滤波能力可使其免于在辨识前即发生系统信息的损失, 因而利用其进行系统辨识可以获得较高的辨识精度。除此的外, 神经网络系统辨识器是混沌光学系统自适应控制中的一个核心组件, 由于其本身所具备的容错性、并行性及壮健性等特点, 也必然使整个控制系统具有抗干扰能力强、控制稳定性高等优点。

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, 则上述的 BP 网络(至少含有一个中间层)在 BP 算法的支持下即具有这种函数逼近能力^[7]。考虑到 BP 算法简单易行及 BP 网络结构简单便于训练的特点, 本文采用 BP 网络作为混沌光学系统辨识器, 并以对布拉格声光混沌系统进行系统辨识为例对上述设想进行示例证明, 即由布拉格声光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混沌系统的运行进行预测。

4 布拉格声光混沌系统的前向 BP 神经网络系统辨识

所选辨识网络的拓扑结构的确定采用下述原则: (1) 网络层数。因三层 BP 网络即可逼近任意系统, 而层数少将使网络结构简单, 易于训练和维护, 故辨识网络的层数选为 3, 即输入输

出层的间仅含 1 个中间层; (2) 网络结点数。因布拉格声光混沌系统为单输入、单输出系统, 输入与输出结点自然地各选为 1, 又据神经网络设计经验, 隐含层的结点数一般取为输入结点数的 4 到 5 倍较好, 由于输入结点数已选为 1, 故选中间层的结点数为 4。如此, 所选网络即为一 1: 4: 1 的 BP 网络。仿真结果表明, 此网络结构的确定是可行的。

训练精度的设定基于下面两方面的考虑, 一是混沌动力学方面的考虑, 即基于辨识态的复杂程度, 对于周期态的辨识, 要求的精度可高一些; 对于混沌态的辨识, 由于混沌系统对误差的指数放大, 训练精度又要适当低一些, 因为准确跟踪混沌态的运行是不可能的, 所以只要求能辨识出是混沌态即可, 这由关联维数的检测作为保证。另一方面的考虑是从训练时间的长短角度出发的, 尽管 BP 算法简便易行, 但其训练时间很长, 所以在训练达到一定精度后即停止训练过程。综合两方面的考虑, 设定训练的均方差为, 对于周期态及混沌态, 均保证小于千分之一即可。计算机仿真实验发现, 即便是作如此训练精度规定, 对高周期态及混沌态的学习迭代次数也将超过十万次。

由图 1 及图 2 知, 当 μ 值取值为 0.28, 0.34, 0.6, 0.636, 0.75 及 0.754 时, 双稳系统分别运行于周期一、周期二、周期四、周期八、混沌态及周期窗口中, 选择这种状态作为神经网络的辨识目标。因神经网络只能接受 0 到 1 的间的值作为输入, 故其训练序列由双稳系统处于前述几种状态时的输出序列(任一输出序列的种子均为随机选取)作规范化处理后得到, 即输出序列均除以规范化因子 1.6(实际上, 双稳系统的最大输出值在 1.5 与 1.6 的间, 此处取规范化因子为 1.6 是为计算方便)。训练时, 在训练序列中任选相邻两值作为初始训练对, 例如, 设对应于某一具体辨识状态的训练序列为 $\{x_0, x_1, \dots, x_{i-1}, x_i, x_{i+1}, \dots, x_m\}$, 取 (x_{i-1}, x_i) 为第一个训练对, 自然地 (x_i, x_{i+1}) 为第二个训练对, (x_{i+1}, x_{i+2}) 为第三个训练对等。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 的间的随机数, 由网络的输出与理想输出(即为当前训练对中两元素的后者)的差值作为误差校正信号, 对网络的连接权重及阈值按(5)、(6)两式进行在线调整。训练过程也即辨识过程将重复进行直至方差小于设定值。对周期态、周期窗口及混沌态的训练过程完全相同。图 4 为周期四及混沌态辨识训练过程中方差的下降趋势图, 由图可知方差在训练开始时急剧降低, 但过此阶段后, 其下降速度开始明显减缓, 在二十万次稍前, 方差的下降已基本停止, 在对其它辨识态训练过程中亦有类似情况出现, 因此本研究将训练次数限制在二十万次以内。

为检验辨识结果, 由训练序列中任选一值同时作为辨识网络及双稳系统的输入值, 记录下辨识网络及双稳系统的输出, 然后将双稳系统的此次输出作为下一次检验迭代的输入。为便于考察辨识结果, 将辨识迭代序列及双稳迭代序列均示意以返回映射图形式。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, 迭代即已收敛到方差小于百万分之一, 因此在返回映射图中, 双稳系统映射点与辨识网络映射点完全重合, 说明对低周期态的辨识是极为容易的; 对于周期四、周期八及周期窗口, 在二十万次内方差只能控制在万分的二与万分的四的

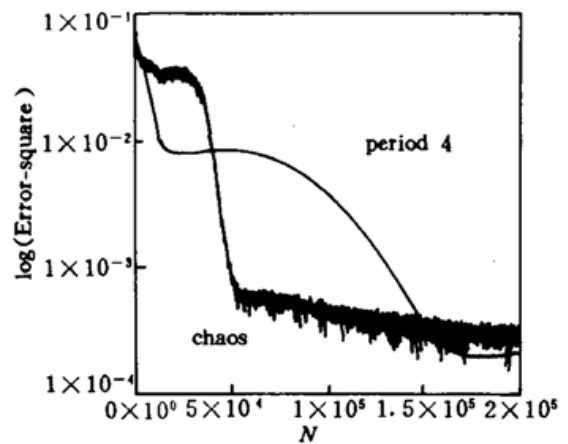


Fig. 4 Error-square curve plot of NN identification, period 4 and chaos

间,这反映在返回映射图上即为双稳系统映射点及辨识网络映射点略有偏离,但已准确辨识是毫无疑问的。上述辨识结果表明,随着辨识态复杂程度的增加,辨识所需的训练迭代次数急剧增长。图 5,图 6 分别是周期八及周期窗口处的双稳系统及辨识网络的返回映射图。

图 5,图 6 表明,对低周期态的辨识精度要较对高周期态的辨识精度高,对周期态的辨识精度要较对周期窗口的辨识精度高。这是可以理解的,从图 1 可见,双稳系统不同状态低周期态、高周期态、周期窗口的相应控制参数 μ 的取值排列顺序由低到高。相应的稳定迭代点的散布范围也即变化范围亦按同样规律增大,显然大的迭代值变化范围必然导致学习过程中误差曲线的振荡幅度大,如此自然地辨识精度便要降低。

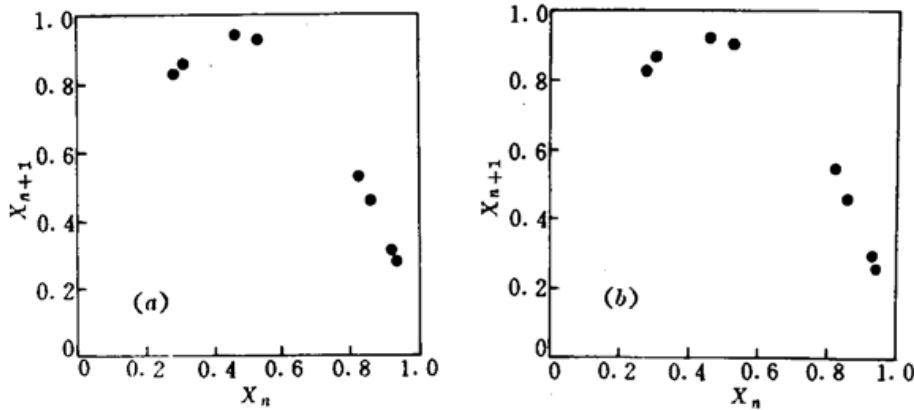


Fig. 5

(a) Bistable system return map plot, period 8, $\mu = 0.636$; (b) NN identification return map plot, period 8, $\mu = 0.636$

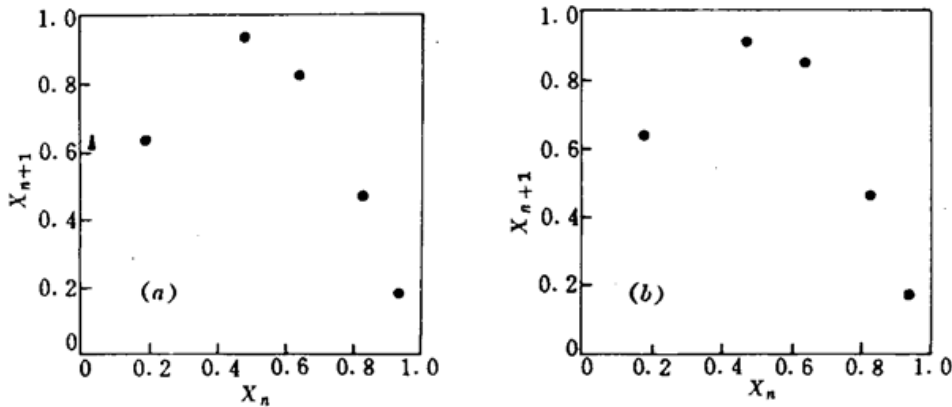


Fig. 6

(a) Bistable system return map plot, period window, $\mu = 0.754$;

(b) NN identification return map plot, period window, $\mu = 0.754$

图 7 为双稳系统处于混沌态时训练迭代十五万次后辨识网络的返回映射图,方差控制在万分的三与万分的四的间,为便于比较图中亦已将双稳系统的返回映射曲线同时绘出。

显然对于混沌态的辨识结果则不象对前述周期态的辨识那样在数值上的准确复现,尽管方差与对周期态辨识时的值相差仅在万分的一左右,但整个映射曲线的轮廓已与双稳系统的差异较对周期态及周期窗口的辨识更为明显,这是由混沌态的本质特点即误差指数放大规律决定的。不过从返回映射的轮廓上看,辨识迭代点也构成了“连续”分布,毫无疑问,辨识序列也是一混沌序列。

为对此进行定量描述,本文利用时间延迟法由辨识网络输出序列中的相邻的两千个点进

行了 5 维相空间重构,并利用 G-P 算法计算了辨识序列的关联维数,其计算公式为^[8]

$$C(\tau) = \frac{1}{N^2} \sum_i^N \sum_j^N H(\tau - |Y_i - Y_j|), \quad D = \log C(\tau) / \log(\tau)$$

式中 D 即为欲计算的关联维数, Y_i, Y_j 为任意二重构矢量, H 函数为 Heaviside 函数, 当 $|Y_i - Y_j| > \tau$ 时, H 函数值为 0, 当 $|Y_i - Y_j| < \tau$ 时, H 值为 1。图 8 为计算结果, 图中清楚地表明, 在标度区内, 辨识序列的关联维数确为一大于 1 而小于 2 的分数, 也即此序列的吸引子为一分形体, 辨识网络的运行已确是处于混沌态。从而也达到了混沌辨识的目的。

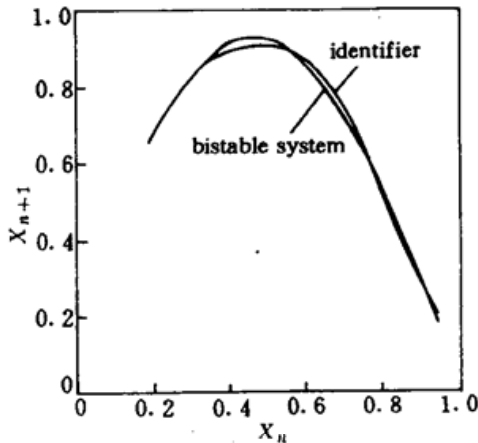


Fig. 7 NN identification return map, chaos, $\mu = 0.75$

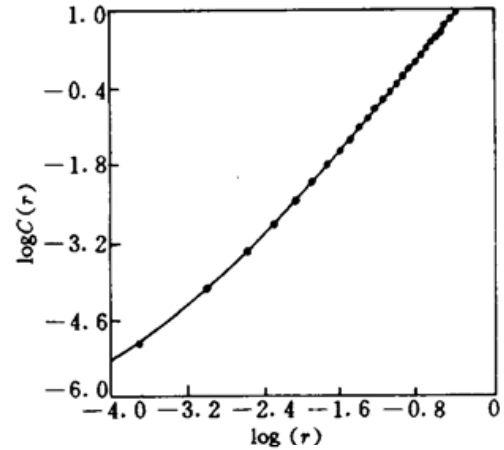


Fig. 8 Plot of correlation dimension of the output series of NN identifier chaos, $\mu = 0.75$

5 结束语

为解决混沌光学系统自适应控制所需的受控系统的控制参考动力学模型问题, 本文提出了利用由 BP 算法支持的前向神经网络进行混沌光学系统辨识的可能性, 并以辨识布拉格双稳混沌系统为例通过计算机仿真对其可行性进行了证明。研究发现, 此法不仅具有较高的辨识精度, 实施起来也比较容易。若考虑到在实际控制实施时, 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是不可避免的事实, 同时也由于神经网络本身所具有的容错性、并行性、壮健性以及 BP 网络结构简单易于训练等优点, 此法在实际中的应用是很有价值的。值得注意的是, 尽管由 BP 网络进行混沌系统辨识是为解决光学混沌控制而提出的, 但其实际上也适合其它领域中的混沌系统辨识。

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): 13~14
- 3 E. Ott, C. Grebogi, J. A. Yorke. Controlling Chaos. *Phys. Rev. Lett.*, 1990, 64: 1196~1199
- 4 杨怀江, 沈柯, 翁兆恒等. 光学混沌的周期窗口控制技术. *激光技术*, 1995. (待发表)
- 5 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)
- 6 J. Chrostowski, C. Delisle, R. Tremblay. Oscillations in an acoust-optic bistable device. *Can. J. Phys.*, 1983, 3: 1149~1150
- 7 K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using

multilayer feedforward networks. *Neural Network*, 1990, 3 : 551~560

8 Grassberger P. , Procaccia I. . Characterization of strange attractor. *Phys. Rev. Lett.* , 1983, 50 : 346~349

The Feedforward NN Identification of Chaotic Optical Systems

Yang Huaijiang

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

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, Academia Sinica, Changchun 130022*)

Zhou Liwei

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

Abstract In order to obtain the reference dynamic model for the adaptive control of the chaotic optical system, a suggestion of identifying the chaotic optical system with the BP feedforward neural network supported by the BP algorithm is made in this paper. The feasibility of this suggestion was demonstrated with the computer simulation through identifying a Bragg acousto-optic bistable & chaotic system with a very simple 1 : 4 : 1 BP NN. The result of the computer simulation shows that the three-layer BP forward NN, if trained with the BP algorithm, is indeed a fine identifier. Thus it could be used to reconstruct the dynamics of the chaotic optical system efficiently with its output time series with a satisfactory precision.

Key words neural network, system identification, chaos, optics