

改进遗传神经网络控制混沌运动的研究*

陈玲莉 谭宁 黎红岗 梁欧

(西安交通大学航天航空学院,西安 710049)

摘要 用最大 Lyapunov 指数构造遗传算法中的适应度函数,通过遗传算法优化神经网络的权系数.根据所得到的适应度函数和权系数来构造遗传神经网络控制器,从而提高神经网络控制效果.对离散系统 Logistic 映射和连续系统 Rossler 方程、AFM(原子力显微镜)悬臂梁振动系统的混沌运动分别进行了仿真控制.数值实验结果表明本文改进的遗传神经网络控制方法对离散或者连续的混沌系统都能控制到低周期轨道上去,证明了算法的有效性.

关键词 混沌控制, 改进遗传算法, 神经网络控制

引言

混沌行为是动力学系统中的一种复杂现象,在许多动力学系统中广泛存在,它是一种复杂的确定性非线性运动,对于初值极端敏感,其骨架由无穷多的不稳定周期轨道构成.实践证明能够通过微小信号来控制混沌,使系统运行在其中的某一个不稳定周期轨道上^[1-3,5-9].这种控制方法已经成功的应用到许多实际系统中.

近年来,应用神经网络作为控制器控制混沌系统已经取得了一定成果,所采用的一般是多层前馈神经网络模型,网络训练算法多采用反向传播算法,一般反向传播算法都存在收敛慢,且容易出现局部最优解的不足^[4].因此,引入一种训练速度快,能够全局寻优的网络训练算法已成为构造神经网络控制器的关键.

遗传算法是模拟生物的遗传和长期进化过程而发展起来的一种搜索和优化算法,对所求解的问题无连续性和无可微性的要求,只需知道目标函数的信息.例如,利用遗传算法寻求目标函数的极大值或者极小值问题,只需知道理论上的极大或者极小值.而且它的寻优过程始终保持整个种群的进化,不是一点,而是在群体中搜索最优解.因此将遗传算法作为网络训练算法构造混沌控制器,已成为目前一个非常重要的应用研究方向.

用最大 Lyapunov 指数构造遗传算法中的适应

度函数,通过遗传算法优化神经网络的权系数.根据所得到的适应度函数和权系数来构造遗传神经网络控制器,从而提高神经网络控制效果,数值模拟证明了算法的有效性.

1 改进遗传算法与神经网络控制器

神经网络控制是将神经网络在相应的控制结构中当做控制器,将遗传算法用于神经网络控制器的学习和训练,即用遗传算法来优化网络的权系数,既具有神经网络的广泛映射能力,又具有遗传算法的全局、并行寻优及增强式学习能力,可提高控制系统的性能.典型的控制结构如图1、图2所示.

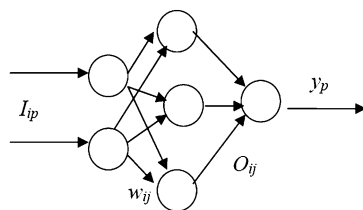


图1 网络拓扑结构

Fig.1 The topology of a neural network

主要是利用遗传算法来优化神经网络的权系数,在遗传算法中采用了直接编码法.由于神经网络每一个权系数都是一个实数,因此本文用权系数代替编码后的二进制串,直接用实数编码.具体操作方法为:把所有连接权系数集合作为一个染色

体,神经网络中有多少个权系数染色体就有多少位基因. 每一个染色体都代表一个不同的神经网络. 例如本文采用神经网络结构为 2-3-1,输入层 2 个神经元,隐层 3 个神经元,输出层 1 个神经元,如图 1 所示,具体编码形式如图 3 所示,其中表示初始群体的个数.

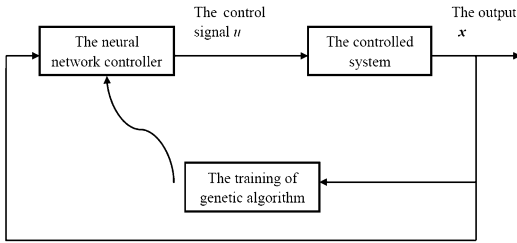


图 2 遗传神经网络控制结构

Fig. 2 The control structure of a genetic neural network

w_{11}^1	w_{12}^1	w_{13}^1	w_{21}^1	w_{22}^1	w_{23}^1	o_1^1	o_2^1	o_3^1	chromosome 1
w_{11}^2	w_{12}^2	w_{13}^2	w_{21}^2	w_{22}^2	w_{23}^2	o_1^2	o_2^2	o_3^2	chromosome 2
⋮									
w_{11}^q	w_{12}^q	w_{13}^q	w_{21}^q	w_{22}^q	w_{23}^q	o_1^q	o_2^q	o_3^q	chromosome q

图 3 神经网络实数编码

Fig. 3 The real coding of a neural network

确定初始群体是遗传算法训练神经网络的一个重要方面,因为每一个染色体代表一个网络的所有连接权值,而连接权值的大小直接决定着神经网络控制器输出控制变量(即小扰动)的大小. 本文中所采用的遗传神经网络控制混沌系统,就是利用优化的神经网络控制器,产生合适的参数小扰动,控制混沌行为,原理和 OGY 方法类似,输入混沌系统的控制量为小扰动参数.

适应度函数在遗传算法中用来描述个体的适应能力,合适的选择适应度函数能提高遗传算法优化网络权值,寻找最优解的速度. 在用遗传网络控制混沌系统中,适应度函数是用来衡量一个神经网络控制一个混沌系统的能力.

本文通过研究发现对于比较复杂的混沌系统,在判断系统控制效果时,可通过计算 Lyapunov 指数来判断系统的受控状态. 另外,对于 Lyapunov 指数计算量不是很大的系统,可以利用 Lyapunov 指数直接构造适应度函数,本文取最大的 Lyapunov 指数的倒数作为受控系统适应度函数.

即令 L_{ir} 为第 i 次迭代后第 r 个染色体所对应的个体的最大 Lyapunov 指数,则它对应的适应度为:

$$F_{ir} = \frac{1}{L_{ir}} \tag{1}$$

随着 L_{ir} 的减小,适应度 F_{ir} 增大,符合遗传算法中适应度函数的要求,因此本文以(1)式作为适应度函数. 当 Lyapunov 指数变为负数时候,一般系统都已经迈出了混沌状态,达到了我们需要的控制目标.

2 数值仿真实验结果

应用遗传神经网络控制算法分别对离散系统 Logistic 方程和连续系统 Rossler 方程、以及原子力显微镜(AFM)中悬臂梁振动混沌状态进行了数值仿真实验,结果表明该方法对混沌系统的控制是有效的.

2.1 Logistic 映射控制

Logistic 映射

$$x_{n+1} = rx_n(1 - x_n) \tag{2}$$

图 4 是 Logistic 映射随参数的分叉图,显然,当参数 $r = 3.79$ 时,系统(2)处于强混沌状态. 图 5 为 Logistic 映射混沌吸引子.

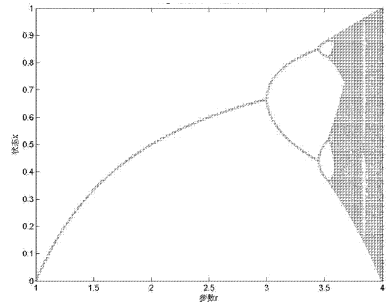


图 4 Logistic 映射随参数的分叉图

Fig. 4 The bifurcation of logistic map with the change of r

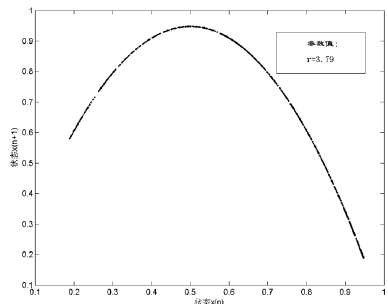


图 5 $r = 3.79$ 时的 Logistic 映射混沌吸引子

Fig. 5 The chaotic attractor when $r = 3.79$

现在加入遗传神经网络控制器产生的小扰动控制变量后 Logistic 映射为

$$x_{n+1} = (r + \delta)x_n(1 - x_n) \tag{3}$$

其中 δ 为小扰动控制变量,采用 2-3-1 的神经网络结构作为控制器.

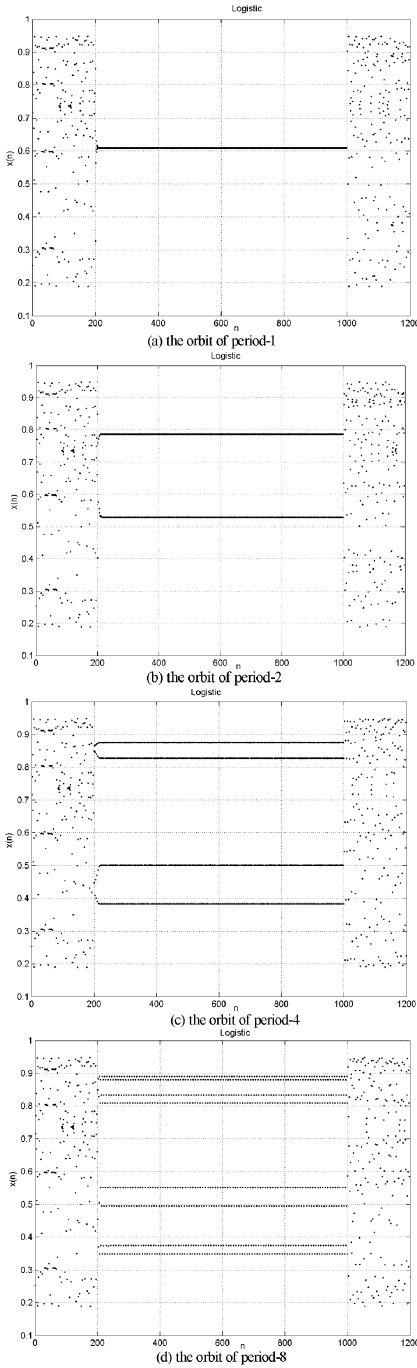


图 6 Logistic 映射受控后周期轨道

Fig. 6 The time varying figures of period orbits of the controlled logistic map system

图 6(a) 为 Logistic 映射受控后的周期 1 轨道, 在 200 代的时候, 加入训练好的遗传神经网络控制器, 而在 1000 代后取消控制器, 结果表明只要加入控制器, 受控后的轨道可维持在不动点附近. 周期 2 轨道控制采用系统每迭代两次再加入小扰动控制, 同样如图 6(b) 所示也控制到了周期 2 轨道. 图

6(c) 为将 Logistic 映射控制到 4 周期轨道, 图 6(d) 为 Logistic 映射控制到 8 周期轨道. 从图中可以清晰得看到, 在迭代 1000 次后撤去控制器, 系统立即恢复混沌状态.

2.2 Rossler 方程(连续自治系统)混沌控制

Rossler 方程

$$\left. \begin{aligned} \dot{x} &= -(y+z) \\ \dot{y} &= x+ay \\ \dot{z} &= b+z(x-c) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

当参数 $a=0.15, b=0.2, c=10.0$ 时候, 系统出现混沌现象. 图 7 是 Rossler 方程混沌吸引子, 图 8 所示为系统在混沌状态下的最大的 Lyapunov 指数随时间的变化.

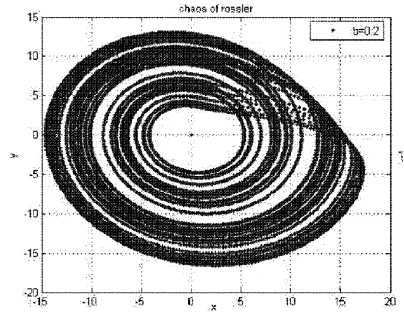


图 7 Rossler 的混沌吸引子

Fig. 7 The chaotic attractor of Rossler system

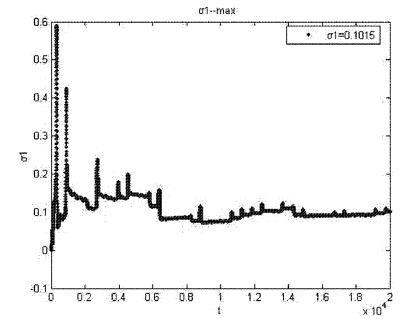


图 8 最大的 Lyapunov 指数 (>0)

Fig. 8 The maximum Lyapunov exponent (>0)

我们在这里令其它参数保持不变, 仅取作为控制参数, 给一个小扰动, 构造遗传神经网络来控制混沌, 受控系统为

$$\left. \begin{aligned} \dot{x} &= -(y+z) \\ \dot{y} &= x+ay \\ \dot{z} &= (b+\delta b)+z(x-c) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

受控系统(5)的适应度函数选用方程(1), 即利用最大的 Lyapunov 指数来构造适应度函数, 神经网络仍采用 2-3-1 的结构. 通过数值仿真表明, 能

够取得很好的控制效果,图 9 是被控制到周期 2 状态和周期 1 状态的相图。

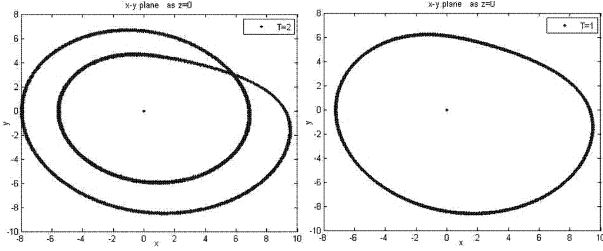


图 9 Rossler 系统受控制到周期 2、周期 1 状态的相图, 参数 $a=0.15, b=0.2+\delta b, c=10.0$

Fig. 9 The phase portraits of expected period-2 and period-1 orbits of controlled Rossler system, where $a=0.15, b=0.2+\delta b, c=10.0$

2.3 AFM 悬臂梁振动混沌状态的控制

数学模型

$$\begin{cases} \dot{x} = y \\ \dot{y} = -x - \frac{d}{(\alpha+x)^2} + \frac{\sigma^6 d}{30(\alpha+x)^8} + \gamma \cos \omega t - \delta y \end{cases} \quad (6)$$

当系统参数 $\sigma=0.3, d=\frac{4}{27}, \alpha=1.2, \omega=1.0, \delta=0.$

04, $\gamma=2.0$ 时, 存在混沌吸引子^[8,9], 如图 10 所示。

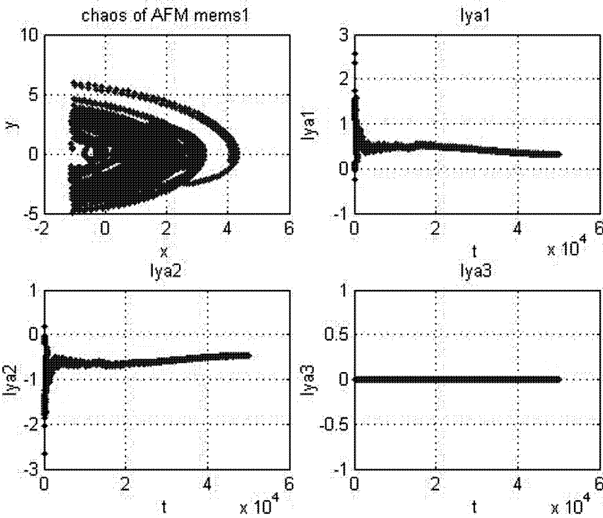


图 10 AFM 混沌吸引子及三个 Lyapunov 指数
Fig. 10 The chaotic attractor and three Lyapunov exponents of AFM system

AFM 受控系统

$$\begin{cases} \dot{x} = y \\ \dot{y} = -x - \frac{d}{(\alpha+x)^2} + \frac{\sigma^6 d}{30(\alpha+x)^8} + \gamma \cos \omega t - (\delta + \varepsilon)y \end{cases} \quad (7)$$

仍然采用 2-3-1 神经网络结构, 作为控制参数, 适应度函数取最大的 Lyapunov 指数的倒数, 其控

制结果如图 11 所示。

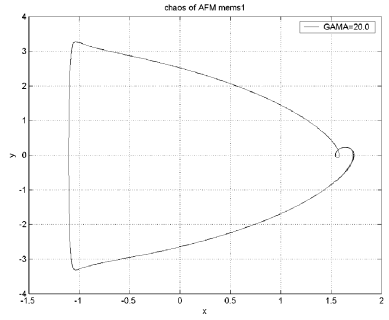


图 11 AFM 控制到周期 1 轨道

Fig. 11 The phase portrait of expected period-1 orbit of controlled AFM system

3 结论

应用改进遗传算法和神经网络构造遗传神经网络控制器, 通过遗传算法训练得到的遗传神经网络, 克服了一般神经网络训练算法收敛速度慢, 容易导致局部最优的缺点. 并且针对复杂混沌系统这种特殊的控制对象, 改进了遗传算法中复制、选择和突然变异的计算方法, 提出了利用 Lyapunov 指数来构造遗传算法中的适应度函数, 并对文献[5]中提出的适应度函数进行了恰当的改进, 通过对具体算例的数值仿真, 表明遗传神经网络对复杂混沌系统的控制具有良好的控制效果和工程应用前景, 有待进一步研究开发和应用。

参 考 文 献

- 1 E Ott, C Grebogi and J A Yorke. Controlling chaos. *Phys. Rev. Lett*, 1990, 64: 1196 ~ 1199
- 2 U Dressler and G. Nitsche. Controlling chaos using time delay coordinates. *Phys. Rev. Lett*, 1992, 68: 1 ~ 4
- 3 T Shinbrot, C Grebogi, E Ott and J A Yorke. Using small perturbations to control chaos. *Nature*, 1993, 363: 411 ~ 417
- 4 徐丽娜著. 神经网络控制. 北京: 电子工业出版社, 2003 (Xu Lina. Neural network control. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003 (in Chinese))
- 5 E R Weeks and J M Burgess. Evolving artificial neural networks to control chaos. *Phys. Rev. E*, 1997, 56: 1531 ~ 1540
- 6 徐登国. 两个不同 Sprott 混沌系统的控制与同步研究. *动力学与控制学报*, 2007, 5(4): 330 ~ 333 (Xu Dengguo. Controlling and synchronization of two different sprott cha-

- otic systems. *Journal of Dynamics and Control*, 2007, 5 (4): 330 ~ 333 (in Chinese))
- 7 王靖岳,王浩天. 飞轮调速器反馈控制系统的混沌及控制. *动力学与控制学报*, 2008, 6(2): 134 ~ 137 (Wang Jingyue, Wang Haotian. Chaos and control in flywheel governor with feedback control device. *Journal of Dynamics and Control*, 2008, 6(2): 134 ~ 137 (in Chinese))
- 8 M Ashhab, M V Salapaka and I Mezić. Control of Chaos in Atomic Force Microscopes. Proceeding of the American Control Conference, Albuquerque, New Mexice, 1997: 196 ~ 202
- 9 M Basso, L Giarre, M Dahleh and I Mezić. Complex dynamics in a harmonically excited Lennard-Jones oscillator: microcantilever-sample interaction in scanning probe microscopes. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 2000, 122: 240 ~ 245

STUDY ON CHAOS CONTROL WITH ONE IMPROVED GENETIC NEURAL NETWORK *

Chen Lingli Tan Ning Li Honggang Liang Ou

(The School of Aerospace, Xi'an jiao tong University, Xi'an 710049, China)

Abstract The author constructed the fitness functions of genetic algorithms with the maximum Lyapunov exponent, and optimized the weights of a neural network with the genetic algorithm. According to the fitness functions and the weights, a genetic algorithm neural network controller was designed, which improved the efficiency of neural network control. Numerical simulations were performed for the discrete system as Logistic mapping, continuous system as Rossler equations, and the chaotic transition of the AFM microcantilever. The results of numerical experiments indicated that the improved genetic neural network control method can control discrete and continuous chaos systems to the expected period orbit, and prove the reliability of the algorithm.

Key words chaos control, improved genetic algorithms, neural networks