

迟滞混沌神经元/网络的控制策略及应用研究

修春波 刘畅 郭富慧 成怡 罗菁

Control strategy and application of hysteretic chaotic neuron and neural network

Xiu Chun-Bo Liu Chang Guo Fu-Hui Cheng Yi Luo Jing

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 060504 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.060504

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.060504>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I6>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

参数不确定统一混沌系统的鲁棒分数阶比例微分控制

Robust fractional-order proportional-derivative control of unified chaotic systems with parametric uncertainties

物理学报.2015, 64(5): 050503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.050503>

一种分数阶混沌系统同步的自适应滑模控制器设计

Design of an adaptive sliding mode controller for synchronization of fractional-order chaotic systems

物理学报.2015, 64(4): 040505 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.040505>

永磁同步发电机混沌运动分析及最优输出反馈 H_∞ 控制

Analysis of chaos in permanent magnet synchronous generator and optimal output feedback H_∞ control

物理学报.2015, 64(4): 040504 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.040504>

间歇反馈法实现单模 Lorenz-Haken 激光系统的周期镇定与同步

Realization of periodical control and synchronization of single-mode laser Haken-Lorenz system with intermittent feedback

物理学报.2015, 64(3): 030504 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.030504>

基于量子并行粒子群优化算法的分数阶混沌系统参数估计

Research on particle swarm optimization algorithm with characteristic of quantum parallel and its application in parameter estimation for fractional-order chaotic systems

物理学报.2015, 64(3): 030505 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.030505>

迟滞混沌神经元/网络的控制策略及应用研究*

修春波^{1)2)†} 刘畅¹⁾²⁾ 郭富慧¹⁾²⁾ 成怡¹⁾²⁾ 罗菁¹⁾²⁾

1) (天津工业大学, 电工电能新技术天津市重点实验室, 天津 300387)

2) (天津工业大学电气工程与自动化学院, 天津 300387)

(2014年6月30日收到; 2014年10月28日收到修改稿)

为了保持神经网络在优化计算求解过程中结构不被改变, 以迟滞混沌神经元和迟滞混沌神经网络为研究对象, 提出了一种基于滤波跟踪误差的控制策略来实现神经元/网络的稳定控制. 采用该控制策略, 在不改变非线性特性发生机理的情况下, 神经元/网络可实现函数优化计算问题的求解. 所设计的控制律包含两部分: 一部分是系统进入滤波跟踪误差面时的等效控制部分, 另一部分为确保系统快速进入滤波跟踪误差面的控制部分. 采用 Lyapunov 方法对神经元/网络的控制进行了稳定性证明. 根据待寻优函数直接求得神经元的控制律, 在该控制律的作用下, 神经元/网络可逐渐稳定到优化函数的极值点, 从而实现优化问题的求解, 仿真实验结果验证了该控制方法在优化计算中的可行性和有效性.

关键词: 迟滞, 混沌, 神经元, 神经网络

PACS: 05.45.Gg, 84.35.+i

DOI: 10.7498/aps.64.060504

1 引言

目前, 传统人工神经网络的研究已经发展到相对成熟的阶段, 其研究的热点之一是构造融合多种非线性特性的复合特性神经网络, 并利用所融合的非线性特性来改善神经网络的信息处理能力, 即以神经生物学的实验研究结果为基础, 将存在于生物神经系统中的各种非线性特性, 如混沌、迟滞、时滞、随机以及振荡等非线性特性, 与传统神经网络相结合, 构造出具有一种或多种复合特性的神经元和网络模型, 一方面从神经生物学与认知科学的角度完善现有人工神经网络的模型结构, 另一方面可利用所融合的非线性特性改善现有神经网络的信息处理能力. 常见的复合特性神经网络有混沌神经网络、迟滞神经网络、随机神经网络、时滞神经网络、脉冲耦合神经网络以及模糊神经网络等^[1-6]. 这其中混沌神经网络由于具有复杂的混沌动力学特性, 在盲信号检测、信息加密等领域表现出了良好的应用前景^[6,7], 同时其动力学特性的控制研究也得到

了大量研究者的关注^[8-10], 尤其在混沌神经网络的同步控制方面取得了较多的研究成果^[11-15]. 迟滞混沌神经网络^[2]同时融合了迟滞和混沌两种非线性特性, 是一种具有更为复杂动力学特性的神经网络模型, 该网络能够对优化计算、联想记忆等问题进行有效求解^[16-18]. 但与传统的暂态混沌神经网络^[19,20]的工作过程相似, 迟滞混沌神经网络的工作过程也分为两个阶段^[16-18]: 前期阶段迟滞和混沌两种非线性特性共同存在于神经元和网络中, 后期则通过退火机理逐渐衰减迟滞和混沌特性参数, 最后将迟滞和混沌非线性特性衰减消失, 从而将迟滞混沌神经网络蜕变为传统神经网络, 以此来实现问题的求解. 这种策略也是目前混沌神经网络应用的主要方式之一. 该策略虽然能够利用迟滞混沌神经网络对问题进行求解, 但并未真正实现对迟滞混沌神经元/网络的动力学特性进行有效控制, 而是采用破坏混沌、迟滞等非线性特性发生机理的简单方式实现问题求解.

神经元/网络的动力学特性的可控制性是神经

* 国家自然科学基金 (批准号: 61203302) 和天津市应用基础与前沿技术研究计划 (批准号: 14JCYBJC18900) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: xiuchunbo@tjpu.edu.cn

网络的重要性质^[21-23], 是利用神经元和网络的前提基础, 也是挖掘神经网络信息处理能力的基础. 在不破坏非线性特性的前提下, 开展神经元/网络的可控性及应用的研究可扩展混沌控制理论在神经网络领域中的应用, 具有重要的理论意义. 为此, 本文结合滤波跟踪误差控制方法^[24,25], 以迟滞混沌神经元/网络为对象, 研究了其动力学特性的控制, 给出了迟滞混沌神经元/网络的控制策略. 并基于该控制策略, 建立了神经元/网络求解优化计算问题的新方法.

2 迟滞混沌神经元及网络模型

迟滞混沌神经元是在传统神经元的基础上建立的, 由于混沌具有复杂的动力学行为, 而将迟滞特性融入到混沌系统中, 进一步增加了系统的复杂性和非线性程度, 从动力学行为上表现出系统具有更大的混沌度, 混沌的鲁棒性更强. 迟滞混沌神经元模型可表述如下:

$$y(t+1) = ky(t) - \alpha[x(t) - I_0], \quad (1)$$

$$x(t) = f[y(t)], \quad (2)$$

$$f(s) = \begin{cases} \{1 + \exp[-c(s+a)]\}^{-1} & \dot{s}(t-\delta t) > 0, \\ \{1 + \exp[-c(s-b)]\}^{-1} & \dot{s}(t-\delta t) < 0, \end{cases} \quad (3)$$

$$\dot{s}(t-\delta t) = \lim_{\delta t \rightarrow 0} [s(t) - s(t-\delta t)]/\delta t, \quad (4)$$

式中, $x(t)$ 为神经元 t 时刻的状态输出, $y(t)$ 为神经元 t 时刻的内部状态, I_0 为神经元的阈值, $f()$ 为神经元的激励函数, δt 为 t 的微小增量, s 为激励函数的输入量, c 为激励函数的倾斜参数, k 为比例系数, a 和 b 为迟滞参数, α 为自反馈系数.

该神经元通过在 (1) 式中引入自反馈项使得神经元具有了混沌特性, 激励函数由两个发生了偏移的 Sigmoid 函数分支构成迟滞环, 从而将迟滞特性引入到神经元中, 神经元根据激励函数输入项的增减不同可分别选择不同的分支进行激励响应.

当神经元的 Lyapunov 指数 λ 大于 0 时, 神经元具有混沌特性. 例如, 神经元的参数选择为: $k = 1.0$, $a = b = 0.8$, $I_0 = 0.86$, $c = 250$ 时, 神经元随着自反馈系数 α 变化而产生的分岔图和 Lyapunov 指数图如图 1 所示.

如果固定 $\alpha = 0.098$, 可绘制出随着迟滞参数 $a = b$ 变化时的 Lyapunov 指数图, 如图 2 所示.

由图 2 可见, 迟滞参数的变化对神经元的混沌度会产生影响. 利用上述神经元可构建如下的单层反馈型迟滞混沌神经网络模型:

$$\begin{aligned} x_i(t) &= f[y_i(t)], \\ y_i(t+1) &= ky_i(t) + \beta \left[\sum_{j=1, j \neq i}^n w_{ij}x_j(t) + I_i \right] - \alpha[x_i(t) - I_0], \end{aligned} \quad (5)$$

其中, β 为神经元之间的耦合系数, w_{ij} 为神经元 i 与神经元 j 之间的连接权值. 当网络中 $\alpha = 0$, 且 $a = b = 0$ 时, 该网络就蜕变为传统的 Hopfield 神经网络.

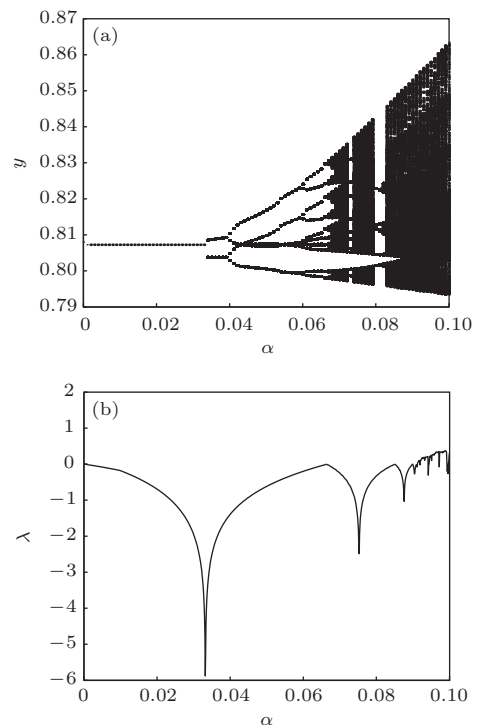


图 1 神经元的分岔图和 Lyapunov 指数图 (a) 分岔图; (b) Lyapunov 指数图

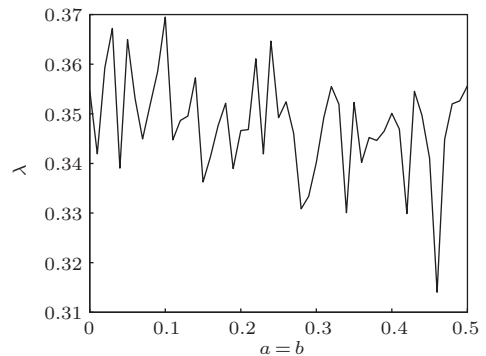


图 2 迟滞参数改变时的 Lyapunov 指数

3 迟滞混沌神经元动力学特性控制

采用滤波跟踪误差(filtered tracking error) [24,25] 控制方法对上述迟滞混沌神经元的输出状态进行控制, 控制律 u 作用在 (2) 式, 即

$$x(t) = f[y(t)] + u(t-1). \quad (7)$$

设计滤波跟踪误差面函数为

$$s(t) = he(t) + de(t), \quad (8)$$

其中, $e(t)$ 为 t 时刻的误差, $de(t) = [e(t) - e(t-1)]/t_s$, t_s 为采样时间, 系数 h 满足 Hurwitz 条件, 即 $h > 0$. 本文所设计控制律为

$$u(t) = u_e(t) + \eta s(t)/(h + 1/t_s), \quad (9)$$

其中, $u_e(t)$ 为系统进入理想滤波跟踪误差面时的等效控制, $u_e(t) = x(t+1) - f[y(t+1)]$, η 为比例系数, $0 < \eta < 2$.

根据 $de(t+1) = [e(t+1) - e(t)]/t_s$, 可得:

$$\begin{aligned} s(t+1) &= he(t+1) + de(t+1) \\ &= (h + 1/t_s)e(t+1) - e(t)/t_s, \end{aligned} \quad (10)$$

式中,

$$e(t+1) = r(t+1) - x(t+1), \quad (11)$$

其中, r 为 x 的期望值.

当系统进入理想滤波跟踪误差面时, 应满足:

$$s(t+1) = s(t), \quad (12)$$

即

$$(h + 1/t_s)e(t+1) - e(t)/t_s = he(t) + de(t). \quad (13)$$

由此可得:

$$\begin{aligned} u_e(t) &= x(t+1) - f[y(t+1)] \\ &= r(t+1) - e(t+1) - f[y(t+1)] \\ &= r(t+1) - \frac{e(t)/t_s + he(t) + de(t)}{(h + 1/t_s)} \\ &\quad - f[y(t+1)]. \end{aligned} \quad (14)$$

下面证明系统的稳定性. 选取 Lyapunov 函数为

$$V(t) = s^2(t). \quad (15)$$

将 (11) 式代入 (10) 式可得:

$$s(t+1) = (h + 1/t_s)[r(t+1) - x(t+1)] - e(t)/t_s$$

$$\begin{aligned} &= (h + 1/t_s)[r(t+1) - f[y(t+1)] - u(t) \\ &\quad - e(t)/t_s] \\ &= (h + 1/t_s)[r(t+1) - f[y(t+1)] \\ &\quad - u_e(t) - \eta s(t)/(h + 1/t_s)] - e(t)/t_s \\ &= (h + 1/t_s) \left[\frac{e(t)/t_s + he(t) + de(t)}{(h + 1/t_s)} \right. \\ &\quad \left. - \eta s(t)/(h + 1/t_s) \right] - e(t)/t_s \\ &= he(t) + de(t) - \eta s(t) \\ &= s(t) - \eta s(t). \end{aligned} \quad (16)$$

因为 $0 < \eta < 2$, 可得

$$\begin{aligned} V(t+1) - V(t) &= s^2(t+1) - s^2(t) \\ &= [\eta s(t)]^2 - 2\eta s^2(t) \leq 0. \end{aligned} \quad (17)$$

当且仅当 $s(t) = 0$ 时等号成立, 由此可证明滤波跟踪误差面是渐近可达的, 又由于 (8) 式所设计的滤波跟踪误差面的系数满足 Hurwitz 判据条件, 由此可证明该控制系统是稳定的.

最终确定控制系统的控制律为

$$\begin{aligned} u(t) &= r(t+1) - \frac{e(t)/t_s + he(t) + de(t)}{(h + 1/t_s)} \\ &\quad - f[y(t+1)] + \eta s(t)/(h + 1/t_s). \end{aligned} \quad (18)$$

本文所提的控制律的最后一项的数值随 $s(t)$ 的变化而自适应的调整, 有利于提高系统响应的快速性, 改善控制性能.

4 迟滞混沌神经网络的动力学特性控制

对迟滞混沌神经网络的每一个神经元实施上述控制方式即可实现神经网络中各神经元的状态控制, 即

$$\begin{aligned} x_i(t) &= f[y_i(t)] + u_i(t-1), \\ y_i(t+1) & \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} &= ky_i(t) + \beta \left[\sum_{j=1, j \neq i}^n w_{ij}x_j(t) + I_i \right] \\ &\quad - \alpha [x_i(t) - I_0]. \end{aligned} \quad (20)$$

设计每个神经元的滤波跟踪误差面函数为

$$s_i(t) = h_i e_i(t) + de_i(t), \quad (21)$$

其中, 系数 h_i 均满足 Hurwitz 条件, 即 $h_i > 0$.

$$\begin{aligned} u_i(t) &= u_{ei}(t) + \eta_i s_i(t)/(h_i + 1/t_s) \\ &= r_i(t + 1) - \frac{e_i(t)/t_s + h_i e_i(t) + de_i(t)}{(h_i + 1/t_s)} \\ &\quad - f[y_i(t + 1)] + \eta_i s_i(t)/(h_i + 1/t_s), \end{aligned} \quad (22)$$

其中, $0 < \eta_i < 2$. 下面证明迟滞混沌神经网络控制系统的稳定性.

选取 Lyapunov 函数为

$$V(t) = \sum_{i=1}^n s_i^2(t), \quad (23)$$

$$\begin{aligned} & s_i(t + 1) \\ &= (h_i + 1/t_s)[r_i(t + 1) - x_i(t + 1)] - e_i(t)/t_s \\ &= (h_i + 1/t_s)\{r_i(t + 1) - f[y_i(t + 1)] - u_i(t)\} \\ &\quad - e_i(t)/t_s \\ &= (h_i + 1/t_s)\{r_i(t + 1) - f[y_i(t + 1)] - u_{ei}(t) \\ &\quad - \eta_i s_i(t)/(h_i + 1/t_s)\} - e_i(t)/t_s \\ &= (h_i + 1/t_s)\left[\frac{e_i(t)/t_s + h_i e_i(t) + de_i(t)}{(h_i + 1/t_s)}\right. \\ &\quad \left. - \eta_i s_i(t)/(h_i + 1/t_s)\right] - e_i(t)/t_s \\ &= h_i e(t) + de_i(t) - \eta_i s_i(t) \\ &= s_i(t) - \eta_i s_i(t). \end{aligned} \quad (24)$$

由于 $0 < \eta_i < 2$, 因此

$$\begin{aligned} & V(t + 1) - V(t) \\ &= \sum_{i=1}^n s_i^2(t + 1) - \sum_{i=1}^n s_i^2(t) \\ &= \sum_{i=1}^n \{[\eta_i s_i(t)]^2 - 2\eta_i s_i^2(t)\} \leq 0. \end{aligned} \quad (25)$$

当且仅当 $s_i(t) = 0$ 时等号成立, 同样, 由于滤波跟踪误差面的系数满足 Hurwitz 条件, 由此可证明该控制系统是稳定的. 也就是迟滞混沌神经网络控制系统是稳定的, 因此, 各个神经元都可被控制到期望状态.

5 基于动力学特性控制的迟滞混沌神经元/网络的优化计算

混沌神经网络以及迟滞混沌神经网络利用混沌的遍历搜索等特性能够提高神经网络在优化计算中的应用性能. 其应用方式一般是在优化计算初

期通过调节网络参数使网络处于混沌状态, 实现网络的遍历寻优, 然后通过逐渐衰减自反馈强度及迟滞特性参数等方式来破坏混沌等非线性特性的发生机理, 从而使得神经元/网络蜕变为传统神经网络, 实现函数的优化计算.

这种应用方式在优化计算的过程中改变了网络的性质, 也就是说, 网络的混沌特性并未真正得到控制, 而是通过破坏混沌发生机理的方式改变了网络的结构, 使其成为普通神经网络. 因此, 后一阶段实现的已经不是迟滞混沌神经网络的优化, 而是普通神经网络的优化计算.

为了实现对迟滞混沌神经元/网络采用特性控制的方式实现优化计算, 本文结合上述混沌控制的思想, 给出一种迟滞混沌神经元/网络求解优化计算问题的新方法.

5.1 基于滤波跟踪误差的迟滞混沌神经元优化计算

对于单变量函数 $E(x)$ 可采用一个神经元进行求解, 由于采用上述控制方法可使 Lyapunov 函数值逐渐减小, 因此可设:

$$V(t) = A \cdot E(x) \quad A > 0, \quad (26)$$

其中, A 为调节权重系数. 由此可求得:

$$\begin{aligned} s^2(t) &= \frac{1}{t_s^2} \{(ht_s + 1)[r(t) - x(t)] \\ &\quad - [r(t - 1) - x(t - 1)]\}^2 \\ &= A \cdot E(x). \end{aligned} \quad (27)$$

如果 $r(t) \geq \frac{r(t - 1) - x(t - 1)}{h \cdot t_s + 1} + x(t)$, 则

$$\begin{aligned} r(t) &= \frac{t_s \sqrt{A \cdot E(x)} + r(t - 1) - x(t - 1)}{h \cdot t_s + 1} \\ &\quad + x(t); \end{aligned} \quad (28)$$

如果 $r(t) < \frac{r(t - 1) - x(t - 1)}{h \cdot t_s + 1} + x(t)$, 则

$$\begin{aligned} r(t) &= \frac{-t_s \sqrt{A \cdot E(x)} + r(t - 1) - x(t - 1)}{h \cdot t_s + 1} \\ &\quad + x(t); \end{aligned} \quad (29)$$

由此可得优化过程中神经元的控制律为

$$\begin{aligned} u(t) &= r(t + 1) - \frac{e(t)/t_s + he(t) + de(t)}{(h + 1/t_s)} \\ &\quad - f[y(t + 1)] + \eta s(t)/(h + 1/t_s). \end{aligned} \quad (30)$$

对于优化计算问题, r 即对应着优化函数的极小值, 寻优过程即是使神经元的状态 x 逐渐趋近 r , 即神经元稳定时, 神经元的状态稳定在寻优函数的极值点上, 因此, 当系统稳定时, $r(t+1) = r(t)$.

5.2 基于滤波跟踪误差的迟滞混沌神经网络优化计算

对于多变量寻优函数 $E(x_i) = E(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 可采用多神经元组成神经网络进行求解. 同样, 令

$$V(t) = A \cdot E(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad A > 0, \quad (31)$$

其中, A 为调节权重系数. 则

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n s_i^2(t) &= \frac{1}{t_s^2} \sum_{i=1}^n \{(h \cdot t_s + 1)[r_i(t) - x_i(t)] \\ &\quad - [r_i(t-1) - x_i(t-1)]\}^2 \\ &= A \cdot E(x_1, x_2, \dots, x_n). \end{aligned} \quad (32)$$

如果 $r_i(t) \geq \frac{r_i(t-1) - x_i(t-1)}{h \cdot t_s + 1} + x_i(t)$, 则

$$\begin{aligned} r_i(t) &= \left\{ \left\{ t_s^2 \cdot A \cdot E(x_i) \right. \right. \\ &\quad - \sum_{j=1, j \neq i}^n [(h \cdot t_s + 1)(r_j(t) - x_j(t)) \\ &\quad \left. - (r_j(t-1) - x_j(t-1))] \right\}^{1/2} \\ &\quad \left. + r_i(t-1) - x_i(t-1) \right\} \\ &\quad \times (h \cdot t_s + 1)^{-1} + x_i(t); \end{aligned} \quad (33)$$

如果 $r_i(t) < \frac{r_i(t-1) - x_i(t-1)}{h \cdot t_s + 1} + x_i(t)$, 则

$$\begin{aligned} r_i(t) &= \left\{ - \left\{ t_s^2 \cdot A \cdot E(x_i) \right. \right. \\ &\quad - \sum_{j=1, j \neq i}^n [(h \cdot t_s + 1)(r_j(t) - x_j(t)) \\ &\quad \left. - (r_j(t-1) - x_j(t-1))] \right\}^{1/2} \\ &\quad \left. + r_i(t-1) - x_i(t-1) \right\} \\ &\quad \times (h \cdot t_s + 1)^{-1} + x_i(t); \end{aligned} \quad (34)$$

由此可得优化过程中网络中各神经元的控制律为

$$u_i(t) = u_{ei}(t) + \eta_i s_i(t) / (h_i + 1/t_s)$$

$$\begin{aligned} &= r_i(t+1) - \frac{e_i(t)/t_s + h_i e_i(t) + d e_i(t)}{(h_i + 1/t_s)} \\ &\quad - f[y_i(t+1)] + \eta_i s_i(t) / (h_i + 1/t_s). \end{aligned} \quad (35)$$

6 神经元/网络控制仿真实验

6.1 迟滞混沌神经元的控制

迟滞混沌神经元的参数选择为: $k = 1.0$, $a = b = 0.8$, $I_0 = 0.86$, $c = 250$, 自反馈系数 $\alpha = 0.098$, 计算此时神经元的 Lyapunov 指数为 0.326, 该神经元处于混沌状态. 初始状态 $y(0) = 0.100001$, $x(0) = -0.808$. 在 $t = 20$ 时施加控制律, 对阶跃响应 $r(t) = 0.8$ 的控制结果如图 3 所示.

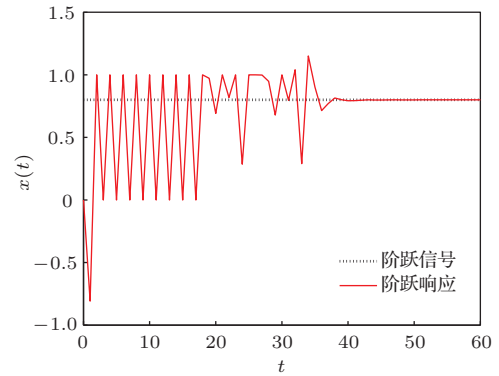


图3 (网刊彩色) 单位阶跃响应控制结果

图 3 中虚线为单位阶跃信号, 实线为神经元状态响应. 由仿真结果可见, 系统在控制不到 20 步时即可达到预期状态, 也就是说, 在本文所设计的控制律作用下, 迟滞混沌神经元的状态能够快速实现稳定控制.

采用本文所设计方法, 对正弦信号 $r(t) = 0.5 \sin(t/80)$ 的控制效果如图 4 所示.

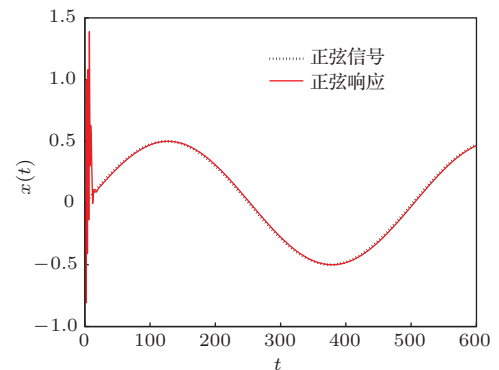


图4 (网刊彩色) 正弦信号的跟踪响应结果

图4中虚线为输入的正弦信号, 实线为神经元的跟踪响应曲线. 由实验结果可见, 本文所提方法同样能够快速实现对参考输入信号的跟踪控制.

6.2 迟滞混沌神经网络的控制

构造由三个迟滞混沌神经元耦合组成的迟滞混沌神经网络, 三个神经元的参考输入信号分别为: $r_1(t) = 0.4 \sin(t/40)$, $r_2(t) = 0.6 \sin(t/40)$, $r_3(t) = 0.4 \sin(t/60)$, 采用本文所述方法所得神经元状态的控制结果如图5所示.

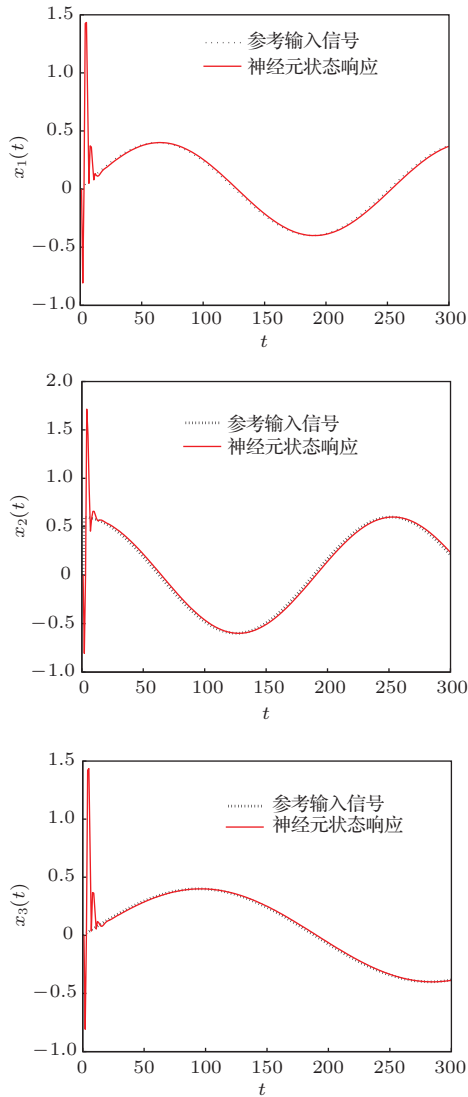


图5 (网刊彩色) 三神经元网络控制结果

图5中虚线为神经元的参考输入信号, 实线为神经元的状态响应曲线. 由实验结果可见, 参考输入信号按照不同规律进行变化, 三个神经元之间存在着相互耦合影响. 采用本文所提方法仍能够实现

迟滞混沌神经网络的有效控制, 验证了本文所提方法的正确性和有效性.

7 优化计算仿真实验

7.1 单神经元优化计算

设寻优函数为 $E(x) = (x - 0.7)^2$, 函数的极值点为 $x = 0.7$, 采用单神经元利用滤波跟踪误差控制方法对该函数进行寻优. 参数设置为: $k = 1.0$, $a = b = 0.8$, $I_0 = 0.86$, $c = 250$, 神经元状态变化曲线如图6所示.

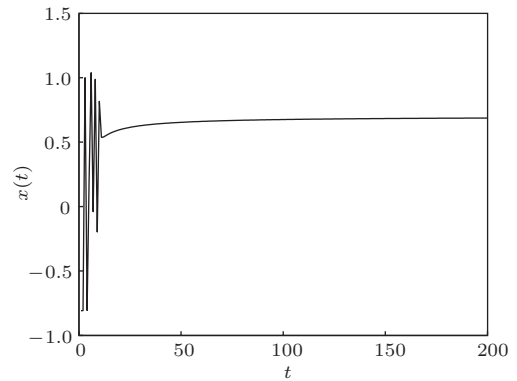


图6 单神经元优化过程状态变化曲线

由图6中结果可见, 神经元状态在初期进行了大范围的遍历寻优, 之后能够快速向寻优函数的最优值0.7进行收敛, 从而有效完成函数的优化计算.

另设寻优函数为 $E(x) = [(x - 0.7)^2 - 0.01]^2$, 该函数是较为复杂的多极值函数. 函数有两个最优值点, 分别为0.8和0.6. 采用单神经元利用滤波跟踪误差控制方法对该函数进行寻优, 参数设置与上述优化例子相同, 所得神经元状态变化曲线如图7所示.

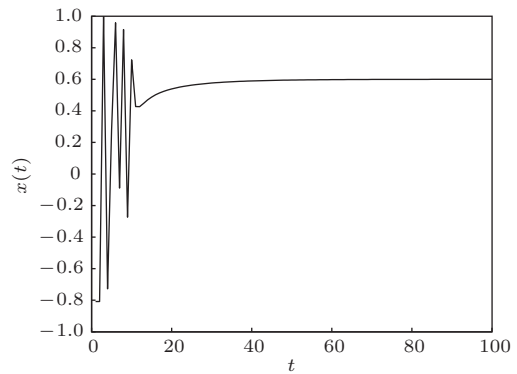


图7 单神经元优化过程状态变化曲线

由图7中结果可见,神经元经过短暂的遍历寻优后快速收敛到优化函数的最优值0.6,从而能够有效完成该函数的优化计算.

7.2 神经网络的优化计算

设寻优函数为 $E(x_1, x_2) = (x_1 - 0.8)^2 + (x_2 - 0.65)^2$, 函数的极值点为 $x_1 = 0.8, x_2 = 0.65$, 采用双神经元组成网络利用滤波跟踪误差控制方法对该函数进行寻优. 参数设置为: $k_1 = k_2 = 1.0, a = b = 0.8, I_1 = I_2 = 1, I_0 = 0.86, c_1 = c_2 = 250, \beta = 0.001$. 神经元状态变化曲线如图8所示.

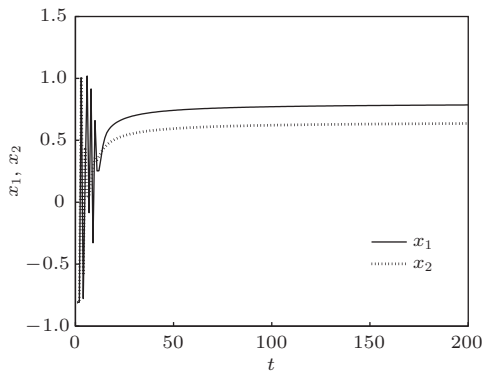


图8 神经网络优化过程状态变化曲线

由图8可见,采用滤波跟踪误差控制方法可使神经网络的两个神经元经过初期的遍历寻优后迅速收敛到优化函数的最小值点,即 $x_1 = 0.8, x_2 = 0.65$. 由此验证了本文所提基于控制策略的网络寻优的正确性和有效性.

8 结 论

本文针对迟滞混沌神经元/网络给出了基于滤波跟踪误差的控制律,能够实现迟滞混沌神经元/网络的稳定控制,并基于该控制策略进一步研究了迟滞混沌神经元/网络在优化计算中的应用研究.与传统混沌神经网络的优化方式不同,该方法在不破坏迟滞、混沌等非线性发生机理的前提下,实现了迟滞混沌神经元/网络对优化计算问题的求

解,从而获得了一种采用迟滞混沌神经元/网络求解应用问题的新方法.

参考文献

- [1] Bosque G, Campo I D, Echanobe J 2014 *Eng. Appl. Artif. Intel.* **32** 283
- [2] Liu X D, Xiu C B 2007 *Neurocomputing* **70** 2561
- [3] Xia J W, Park J H, Zeng H B, Shen H 2014 *Neurocomputing* **140** 210
- [4] Wang X, Li C D, Huang T W 2014 *Neurocomputing* **140** 155
- [5] Lang J, Hao Z C 2014 *Opt. Laser Eng.* **52** 91
- [6] Yu S J, Huan R S, Zhang Y, Feng D 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 060701 (in Chinese) [于舒娟, 宦如松, 张昀, 冯迪 2014 物理学报 **63** 060701]
- [7] Wang X Y, Bao X M 2013 *Chin. Phys. B* **22** 050508
- [8] Kalpana M, Balasubramaniam P 2013 *Chin. Phys. B* **22** 078401
- [9] Kwon O M, Park M J, Park J H, Lee S M, Cha E J 2013 *Chin. Phys. B* **22** 110504
- [10] Zeng Z Z 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 030504 (in Chinese) [曾喆昭 2013 物理学报 **62** 030504]
- [11] Cao J D, Lu J 2006 *Chaos* **16** 013133
- [12] Huang X, Cao J D 2006 *Nonlinearity* **19** 2797
- [13] He W L, Cao J D 2009 *Nonlinear Dynam.* **55** 55
- [14] Zhu Q X, Cao J D 2010 *Nonlinear Dynam.* **61** 517
- [15] Cao J D, Alofi A, Al-Mazrooei A, Elaiw A 2013 *Abstr. Appl. Anal.* **2013** 940573
- [16] Liu X D, Xiu C B 2008 *Neural Comput. Appl.* **17** 579
- [17] Sun M, Zhao L, Ding J C, Zao X 2010 *Syst. Eng. Electron.* **32** 396 (in Chinese) [孙明, 赵琳, 丁继成, 赵欣 2010 系统工程与电子技术 **32** 396]
- [18] Xiu C B, Liu Y X, Lu L F 2010 *Control Eng. China* **17** 300 (in Chinese) [修春波, 刘玉霞, 陆丽芬 2010 控制工程 **17** 300]
- [19] Yang G, Yi J Y 2014 *Neurocomputing* **127** 114
- [20] Ding Z, Leung H, Zhu Z W 2002 *Math. Comput. Model.* **36** 1007
- [21] Zhang Q H Y, Xie X P, Zhu P, Chen H P, He G G 2014 *Commun. Nonlinear Sci.* **19** 2793
- [22] Li X D, Song S J 2014 *Commun. Nonlinear Sci.* **19** 3892
- [23] Zhang X D, Zhu P, Xie X P, He G G 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 210506 (in Chinese) [张旭东, 朱萍, 谢小平, 何国光 2013 物理学报 **62** 210506]
- [24] Jagannathan S, Vandegrift M W, Lewis F L 2000 *Automatica* **36** 229
- [25] Jagannathan S, Lewis F L 2000 *Inform. Sci.* **123** 223

Control strategy and application of hysteretic chaotic neuron and neural network*

Xiu Chun-Bo^{1)2)†} Liu Chang¹⁾²⁾ Guo Fu-Hui¹⁾²⁾ Cheng Yi¹⁾²⁾ Luo Jing¹⁾²⁾

1) (*Key Laboratory of Advanced Electrical Engineering and Energy Technology, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China*)

2) (*School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China*)

(Received 30 June 2014; revised manuscript received 28 October 2014)

Abstract

In order to remain the structure of the neural network in the process of the optimization unchanged, taking the hysteretic chaotic neuron and the hysteretic chaotic neural network as controlled plants, a novel control strategy based on the filtered tracking error is proposed to perform the stability control for the single hysteretic chaotic neuron or the hysteretic chaotic neural network. Especially, the hysteretic chaotic neuron and the hysteretic chaotic neural network can be used to solve the optimization problem through using the control strategy on condition that the generation mechanisms of the nonlinear characteristics, hysteresis and chaos, are unchanged. The control law is composed of two terms: one is the equivalent control term in the ideal filtered tracking error surface, and the other is the control term which can make the system reach the filtered tracking error surface quickly. Lyapunov stability method is used to prove the stability of the control strategy for the single hysteretic chaotic neuron and hysteretic chaotic neural network. The control laws of hysteretic chaotic neurons can be obtained according to the optimization function. The state of the single hysteretic chaotic neuron or the hysteretic chaotic neural network can converge to an extreme point of the optimization function gradually by the control law. In this way, the optimization problem can be solved effectively. Simulation results prove the feasibility and validity of the control strategy for optimization problem.

Keywords: hysteretic, chaos, neuron, neural network

PACS: 05.45.Gg, 84.35.+i

DOI: [10.7498/aps.64.060504](https://doi.org/10.7498/aps.64.060504)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61203302) and the Tianjin Research Program of Application Foundation and Advanced Technology, China (Grant No. 14JCYBJC18900).

† Corresponding author. E-mail: xiuchunbo@tjpu.edu.cn