

文章编号: 1001-0920(2006)02-0121-08

混沌神经网络模型及其应用研究综述

王耀南, 余群明, 袁小芳

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

摘 要: 回顾了近年来混沌神经网络模型及其应用的研究进展。首先依据混沌产生的机理, 将现有的多种类型混沌神经网络模型归结为 4 类典型的网络模型, 并结合各种网络模型的数学描述来分析各自的机理和特性; 然后从复杂问题优化、联想记忆和图像处理、网络与通信、模式识别、电力系统负荷建模和预测 5 个方面, 介绍了混沌神经网络的应用现状; 最后评述了混沌神经网络今后的研究方向和研究内容。

关键词: 混沌系统; 混沌神经网络; 混沌振荡子; 优化问题; 混沌智能信息处理

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Progress of Chaotic Neural Networks and Their Applications

WANG Yao-nan, YU Qun-ming, YUAN Xiao-fang

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China Correspondent: WANG Yao-nan, Email: yaonan@mail.hnu.edu.cn)

Abstract: The research progress and applications of chaotic neural networks (CNN) models in recent years are reviewed. At first, CNN models are classified into four typical types in accordance with the mechanism of chaos, and these four types of CNN are analyzed with mathematical expression respectively. Secondly, recent applications of CNN are introduced in many aspects, such as complicated optimization problem, associative memory and image processing, computer networks and communication, pattern recognition, power system load modeling and forecasting etc. Finally, some remarks on the further research and directions of CNN are presented.

Key words: Chaotic system; Chaotic neural networks; Chaotic oscillator; Optimization problem; Chaotic intelligent information processing

1 引 言

混沌是一种自然发生的全局的集体的现象, 是非线性动力系统所特有的行为; 混沌运动是指在确定性系统中出现的类似的随机过程^[1-3]。在神经网络中, 从微观的神经元到宏观的脑电波, 理论和实验两方面都发现了混沌现象的存在, 它在人工神经网络的信息处理中起着重要作用^[4-6]。例如: Yao 等认为如果没有混沌, 兔子就不会记住新气味^[4]; T suda 认为皮层的混沌对真实的记忆和记忆搜索的动态联系很有作用^[5]。

一些学者提出了多种类型的混沌神经网络模型, 例如: Aihara 等提出的混沌神经网络模型^[7];

Hsu 等提出的 PWL-N 型混沌神经网络模型^[8]; Kushibe 等提出的能非周期地联想记忆图案的混沌神经网络模型^[9,10]; Inoue 利用振荡子构成的混沌神经网络模型^[11,12]; Hayakawa 使用混沌噪声发生器构成的混沌神经网络^[13]; Shuai 等提出的非单调转换函数的混沌神经网络模型^[14]; Wang 提出的在改变工作条件下的混沌神经网络^[15]。

本文对近年来混沌神经网络模型及其应用作了综述, 依据混沌产生的机理, 将现有的多种类型混沌神经网络模型归结为 4 类典型的网络模型, 进而分析各自的机理和特性; 然后从复杂问题优化、联想记忆和图像处理、网络和通信、模式识别、电力系统负

收稿日期: 2005-01-26; 修回日期: 2005-05-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(60075008, 60375001); 国家 863 计划项目(9845002)。

作者简介: 王耀南(1957—), 男, 昆明人, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、模式识别等研究; 余群明(1966—), 男, 湖北新洲人, 副教授, 博士, 从事混沌控制、智能控制等研究

荷建模和预测 5 个方面,介绍了混沌神经网络的应用现状

2 典型的混沌神经网络模型

2.1 振荡子构成的混沌神经网络模型

2.1.1 两个耦合混沌振荡子构成的神经元模型

Inoue 等提出用耦合的混沌振荡子作为单个神经元来构造混沌神经网络模型^[11]。每个神经元由两个耦合的混沌振荡子组成,耦合的混沌振荡子的同步和异步分别对应神经元的激活和抑制状态。耦合的混沌振荡子的同步来自规则性,而不规则性则可产生随机搜索能力。

设神经元 i 和神经元 j 的连续权值为 W_{ij} , 在时刻 n , 神经元 i 中两个混沌振荡子间的耦合系数为 $D_i(n)$, W_{ij} 与 $D_i(n)$ 间的关系为

$$DD_i(n) = W_{ij}u_j(n) + S_i - \theta, \quad (1)$$

$$D_i(n) = \begin{cases} DD_i(n), & DD_i(n) > 0; \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中: $u_i(n)$ 为阶跃函数, S_i 为外部输入, θ 为阈值

限制 $D_i(n) = 0$ 是为避免耦合振荡子产生不合适的运动, 当 $D_i(n) < 0$ 时, 振荡被中断。当耦合系数 $D_i(n)$ 很大时, 两个混沌振荡子可能出现同步; 当耦合系数 $D_i(n)$ 很小时, 两个混沌振荡子异步。设 λ 为同步态最大的 Lyapunov 指数, 则当 $D_i(n) > D_0 = -[\exp(\lambda) - 1]/2$ 时, 可观察到完全同步。

对于离散时间, 耦合的振荡子的运动方程由两个映射 $f(x)$ 和 $g(y)$ 描述, 即

$$\begin{bmatrix} x_i(n+1) \\ y_i(n+1) \end{bmatrix} = \frac{1}{1 + 2D_i(n)} \begin{bmatrix} 1 + D_i(n) & D_i(n) \\ D_i(n) & 1 + D_i(n) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} f(x_i(n)) \\ g(y_i(n)) \end{bmatrix} \quad (3)$$

单个神经元的反映并不快, 但工作速度很快, 这是由于同步平行处理的缘故。人们发现在大脑中也存在同样的现象。耦合振荡子系统的瞬变时间造成慢的反映, 这说明该模型对脑有较真实的模拟。瞬变时间在同步平行处理中具有重要作用

2.1.2 一个混沌振荡子构成的神经元模型

Inoue 等提出用一个混沌振荡子作为单个神经元来构造混沌神经网络模型^[12]。使用下列规则确定神经元状态:

$$u_i(n) = \begin{cases} 1 (\text{激活}), & \Delta_i(n) < \epsilon \\ 0 (\text{抑制}), & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中

$$\Delta_i(n) = |x_i(n) - x_i(n+3)|,$$

$u_i(n)$ 为时刻 n 神经元 i 的状态, ϵ 为周期三状态的临界参数。这里的振荡子混沌态和周期三态分别对应耦合混沌神经网络的异步和同步。在时刻 n , 振荡子 i 的控制参数 $a_i(n)$ ($0 < a_i(n) < 4$) 每 m 步按下列方程改变其值:

$$aa_i = \sum_k W_{ik}u_k(n) + S_i - \theta, \quad (5)$$

$$a_i(n) = \begin{cases} aa_i(n), & a_c - c_1 < aa_i(n) < a_c + c_2; \\ a_c - c_1, & aa_i(n) < a_c - c_1; \\ a_c + c_2, & aa_i(n) > a_c + c_2 \end{cases} \quad (6)$$

其中: $n = pm, p = 0, 1, \dots, c_1$ 和 c_2 为正参数

上述 $a_i(n)$ 的限制条件是为避免不合适的运动而引起的振荡。当 $W_{ij} = 0$ 和 $S_i = 0$ 时, 只有 $\theta = -a_c = -(1 + 2\sqrt{2})$, 才能使振荡子处于临界状态。振荡子的运动方程为

$$x_i(n+1) = a_i(n)x_i(n)[1 - x_i(n)] \quad (7)$$

当 $a_i(n) = a$ 为常数时, 上述运动方程为 Logistic 映射, Logistic 有一个周期三宽窗口。若控制参数大于临界值 $a_c = 1 + 2\sqrt{2}$, 则会出现一个稳定周期三运动; 当 $a < a_c$ 时, 会产生混沌现象。网络可完成解答的有效随机搜索, 其动力学特性复杂, 不如耦合振荡子模型有效。

总之, Inoue 的两种混沌神经网络模型具有同步平行处理的功能, 这种功能可在一步内以长的 Hamming 距离改变状态, 混沌的不规则性可产生随机搜索能力。最近, 大脑中真正的神经元的振荡和同步也被实验所证实。模型中没有考虑神经元的疲劳效应, 而这种效应在知识解释的变化中具有重要作用。

2.2 混沌噪声的混沌神经网络模型

在问题优化中, Hopfield 神经网络的能量函数易陷入局部最小值。为增强其全局优化能力, 学者们提出了加入混沌噪声来激活状态的混沌神经网络^[13, 16]。

作为模型 Hopfield 神经网络的扩展, 混沌神经网络利用混沌噪声来避免局部最小。神经元的连接基本上按修改过的 Hopfield 模型, 神经元的状态与时间差值 Δt 的关系为

$$u_i^{n+1} = \Delta t (\sum_j W_{ij}V_j + h) + (1 - \Delta t)u_i^n, \quad (8)$$

$$V_i^n = f(u_i^n + A\eta). \quad (9)$$

其中: u_i^n 为时刻 n 神经元 i 的状态, V_i^n 为时刻 n 神经元 i 的输出, W_{ij} 为神经元 i 与神经元 j 的连接权值, η 为幅值归一化噪声, A 为噪声 η 的幅值, $f(\cdot)$ 为阈值函数, 定义为

$$f(y) = \frac{1}{1 + \exp(-y)}. \quad (10)$$

η 分配给每个神经元, 并且相互独立. 网络的性能主要取决于噪声的特性. 混沌振荡中含有下列 3 种常见的噪声源 η

1) 均匀分布随机数. 作为噪声, 首先使用系列的均匀分布随机数 $u_i \in [0, 1]$, 相邻值无相互关联, 即内积 $x_i^n, x_j^m = Q \delta_{ij} \delta_{nm}$, Q 为常数. 在这种情况下, 网络的动力如 Gaussian 机, Q 与 Gaussian 机中的温度参数相关联.

2) Logistic 映射 $x_i^{n+1} = ax_i^n(1 - x_i^n)$, $a \in [0, 4]$ 为控制参数, 并且所有神经元的 a 值相同, 噪声发生器以不同初值进行工作.

3) 带混合噪声的 Logistic 映射. 将 1 000 步迭代中的 Logistic 映射时间系列存储到内存中, 然后逐个地随机选择, 因此混合噪声系列无时间相关性. 其他特性同第 2 种情况.

在该模型中, 每个神经元有两种不同时间尺度的分开动力: 一个是由噪声发生器迭代产生的快速动力; 另一个是由普通离散神经网络所表示的较慢动力. 分析表明, 噪声的相关性对网络系统在寻找最优解时起到重要作用, 强相关的噪声系列可帮助系统跳出局部最小状态.

暂态混沌神经网络(TCNN)在Hopfield网络中引入一个逐渐消失的自反馈项, 使网络搜索过程具有复杂的暂态混沌动力学特性. 随着自反馈系数的逐渐减小直至消失, 网络经过逆向分岔最终收敛到一个稳定的平衡点. 在暂态混沌神经网络中, 系数 A 代表能量函数对动态特性的影响; 在改进的噪声混沌神经网络中, 通过不断加大 A 来保持能量函数在搜索过程中的影响. 文献[16]将TCNN一般化为非自治Hopfield网络.

混沌神经网络利用混沌的噪声可以克服Hopfield神经网络局部最优的缺点, 然而单纯采用混沌噪声难以实现全局最优. 文献[17]提出一种具有加强自反馈的混沌神经网络, 以改变自反馈的方式来避免陷入局部最优解.

2.3 混沌自身响应的混沌神经网络模型

2.3.1 Aihara 混沌神经网络模型^[7, 18]

Aihara 在Culloch-Pitts神经元方程、Caianiello神经元方程和Nagumo神经元模型的基础上, 提出一种混沌神经网络模型^[7]. 假设每个神经元 $x_i(t)$ 同时受到外部输入项 $A_j(t)$ 和网络内部反馈项 $h_j(x_j(t))$ 的作用, 并且这种作用同不应项 $g_i(x_i(t))$ 一样随时间指数衰减, 每个神经元都受到网络中所有神经元的作用, 因此神经元是多输入单输出的. 其

神经网络模型为

$$x_i(t+1) = f_i \left[\sum_{j=1}^N V_{ij} \sum_{r=0}^t K^r A_j(t-r) + \sum_{j=1}^M W_{ij} \sum_{r=0}^t K^r h_j(x_j(t-r)) - \alpha \sum_{r=0}^t K^r g_i(x_i(t-r)) \right], \quad (11)$$

$$i = 1, 2, \dots, m.$$

其中: $K \in [0, 1]$ 为不应性衰减率, α 为抑制神经元兴奋后的激活, N 为外部输入个数, M 为混沌神经元个数, W_{ij} 和 V_{ij} 为对应的连接权值, $h(\bullet)$ 为内部反馈函数, $A_j(t-r)$ 为离散时间 $t-r$ 第 j 个外部输入的强度, $g(\bullet)$ 为不应性函数, $\theta(\bullet)$ 为阈值, $f(\bullet)$ 为连续输出函数, 一般采用具有陡度参数 ϵ 的 S 型函数, 即

$$f(y) = \frac{1}{1 + e^{-y/\epsilon}} \quad (12)$$

定义混沌神经元的内部状态为 $y_i(t+1)$, 则得到 Aihara 的混沌神经网络模型^[7]

$$x_i(t+1) = f_i(y_i(t+1)), \quad (13)$$

$$y_i(t+1) = \sum_{j=1}^N V_{ij} A_j(t) + \sum_{j=1}^M W_{ij} h_j[f_j(y_j(t))] - \alpha g_i[f_i(y_i(t))] - \theta(1-K), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (14)$$

当 K 和 α 趋于零时, 有

$$x_i(t+1) = f_i \left(\sum_{j=1}^M W_{ij} h_j[f_j(y_j(t))] + \sum_{j=1}^N V_{ij} A_j(t) - \theta \right). \quad (15)$$

在方程(13)和(14)中, 令 $x_i(n) = g_i[f_i(y_i(t))]$, $x_j(n) = h_j[f_j(y_j(t))]$, $\alpha = \sum_{j=1}^N V_{ij} A_j(t)$, $\theta = 0$, 则

上述模型由离散时间和连续空间的方程定义为

$$y_i(n+1) = \sum_{j=1}^M W_{ij} x_j(n) - \alpha x_i(n) + a_i, \quad (16)$$

$$x_i(n+1) = f(y_i(n+1)). \quad (17)$$

其中: a_i 为神经元 i 的外部输入, $\sum_{j=1}^M W_{ij} x_j(n)$ 是常规 Hopfield 项, 其余被引入项是为在系统中产生混沌动力. 可以认为该混沌神经网络是将混沌动力引入 Hopfield 模型, 并作为后者的自然扩展.

混沌神经网络具有联想记忆功能, 但其动态联想记忆是在网络的混沌运动中实现的, 记忆状态是连续改变的非周期行为, 使得混沌神经网络所记忆的信息难以从网络中检索出来, 要实现信息的检索

和回忆,就得改变混沌运动的非周期状态.文献[19]提出一种用于混沌神经元的钉扎控制,在钉扎控制作用期间,混沌神经网络的输出能稳定地收敛于网络的存储模式上,从而实现了混沌神经网络的信息搜索,控制混沌神经网络的混沌特性.

网络的混沌特性由 Lyapunov 指数谱来度量, Lyapunov 指数是吸引子的局部稳定性的度量估计,正 Lyapunov 指数表示轨道附近的平均指数发散,负 Lyapunov 指数表示轨道的平均指数收敛于吸引子.如果最大 Lyapunov 指数至少有一个为正值,则认为网络处于混沌状态.当 K, α, a_i 接近零时,系统从混沌神经网络模型向 Hopfield 模型转化.该混沌神经网络既有可能逃离具有混沌过渡期的伪状态,又有象 Hopfield 模型一样联想目标图案的功能.

混沌神经网络的混沌特性依赖于网络的参数.文献[20]提出了用于计算混沌神经网络最大 Lyapunov 指数的一种算法,并通过最大 Lyapunov 指数的计算,研究混沌神经网络混沌区域的分布和特征,讨论有关参数对网络混沌区域的影响,从而指导合理地选择网络参数,使网络处于混沌状态.

2.3.2 PWL-N 型混沌神经网络模型

Hsu 等根据 Aihara 的混沌神经网络模型,提出变换函数伪分段函数 PWL 的一种新型混沌神经网络模型^[8].分段函数 PWL 近似为 N 型,所以该模型称为 PWL-N 型混沌神经网络模型. PWL-N 型混沌神经网络模型为

$$x(n+1) = N[y(n)], \quad (18)$$

$$y(n+1) = ax(n+1) + c \quad (19)$$

其中: a 和 c 为比例参数, $N(\bullet)$ 为分段函数,即

$$N(y) = \begin{cases} m_1 y + b_1, & y < \delta_1; \\ m_2 y + b_2, & \delta_1 < y < \delta_2; \\ m_3 y + b_3, & \delta_2 < y. \end{cases} \quad (20)$$

$m_2 < 0, \delta_2 > \delta_1$

$N(\bullet)$ 是一个中间部分有负斜率的 PWL 函数,它有两个临界拐点.在 Aihara 模型中,为了产生新的神经元状态 $y(n+1)$,内部状态 $y(n)$ 被反馈.在 PWL-N 型模型中,神经元输出用来产生下一个内部状态. Aihara 模型中两个方程都是非线性方程, PWL-N 型模型中一个方程为非线性的,另一个方程为线性的,其中线性方程称为基线函数,它通过当前输出状态产生下一个内部状态,这个特性在神经分析中特别有用.如果方程在每个周期 $n(n=1,2,\dots)$ 有一个周期解和无数族有界非周期解,则称该方程表现出混沌.

下面分析许多混沌神经元的集团相互作用.由 M 个神经元组成的神经网络的动力学离散方程组

为

$$x_i(n+1) = N[y_i(n)], \quad (21)$$

$$y_i(n+1) = W_{ij}x_j(n+1) + R_i(n). \quad (22)$$

其中

$$R_i(n) = \sum_{j=1}^M W_{ij}N[y_j(n)] + \sum_{j=1}^L V_{ij}A_j - \theta, \quad (23)$$

它表示所有神经元和外部源对神经元 i 的状态的贡献.文献[8]考虑两个相互连接的神经元的相互作用,得到如下结论:

1) 神经元可由两种方式驱动到混沌态:通过自身(改变自身连接权值 W_{ij});由神经元相互作用通过其他混沌神经元(相互作用权值 $W_{ij} = 0$).

2) 即使神经元为混沌态,两个混沌神经元也可能达到非混沌态.

使用一个 CMOS 换流器和一个线性电阻,可以实现混沌神经元.一个理想的 OP 放大器可用来实现混沌神经元模型的变换函数.混沌神经元有以下三部分: PWL-N 型函数,抽样和保持函数,反馈基线函数.文献[8]给出了全部硬件设计和混沌神经网络模型的实现.

2.4 非单调转换函数的混沌神经网络模型

在有关混沌神经网络模型的大多数文献中,神经元的输入-输出转换函数均假设为单调函数,通常选用 S 型函数来实现.文献[14]指出,有效的转换函数可取各种形状,并应表现出非单调行为.基于这一思想,不少学者提出了非单调转换函数的混沌神经网络模型^[14, 21, 22].这里以 Shuai 等提出的混沌奇对称转换函数为例来说明.转换函数为

$$f(x) = \tanh(\alpha x) \exp(-\beta x^2), \quad \alpha, \beta > 0 \quad (24)$$

设 N 个混沌神经元组成一个混沌神经网络,则神经元 i 的动力为

$$S_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^N W_{ij}S_j(t)\right), \quad (25)$$

其中 W 是权值矩阵.神经元的输入空间为 $(-\infty, +\infty)$, 而稳定吸引空间为区域 $[-1, 1]$.若 $\beta = 0$, 则上述模型变为 Hopfield 模型.若 $\alpha = 0, \beta = 0$, 则变为离散 Hopfield 模型.当 α 和 β 足够大时,可在离散迭代映射(24)中找到混沌吸引子.计算机仿真表明,当 α 或 β 固定时,从 0 开始增加的 β 或 α 将迫使吸引子从不动点通过分叉点到周期吸引子,最后到混沌的变化^[21].当 $|s| > 1$ 时,神经元处于激活状态,其中 $s = +1$ 表示信号的正激活, $s = -1$ 表示信号的负激活.当 $|s| = 0$ 时,表示处于静止抑制状态.神经网络的平均活性率定义为

$$\rho = \lim_T \frac{1}{T} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |s_i(t)| \quad (26)$$

对于大的 β , 神经元的状态由 $\exp(-\beta x^2)$ 来确定, 并接近于 0, 即静止状态. 非单调指数 β 称为平静度. 当平静度 $\beta = 0$ 或很小时, 网络陷入固定状态. 神经元的状态 $|s| = 1$, 即网络 $\beta = 0$ 是激活的, 它能正确联想输入, 象人脑以高激活和合理联想能力处于思考状态一样. 网络可理解为处于头脑清醒状态. 当 β 增加时, 分叉发生, 同时 ρ 减小, 与人脑处于休息状态一样, 网络似乎处于稍微休息的状态. 当 β 进一步增加时, 出现了混沌解, 同时 ρ 接近于 0, 可认为网络处于深度休息状态, 称为梦时状态. 该模型不仅在一定程度上模拟了人脑的混沌行为, 而且为模拟人脑的自发展行为奠定了基础^[14].

应用该混沌神经网络模型很容易找到超混沌^[21]. 超混沌是指具有超过一个正 Lyapunov 指数的高维混沌, 它意味着在两个或更多方向上延伸, 在相空间造成更复杂的动力轨道. 最大超混沌(一般为 4 阶混沌)可应用于保密通信^[21].

3 混沌神经网络应用进展

尽管混沌神经网络的类型不尽相同, 其混沌产生的机理也不同, 然而混沌神经网络融合了神经网络与混沌的特性, 在自学习能力、非线性、容错性、并行性等方面具有一定的共性^[1, 23]. 本文从以下 5 个方面介绍混沌神经网络的应用现状.

3.1 复杂问题优化

神经网络优化计算方法的思想是: 利用神经网络非线性大规模动力系统的特点, 将优化问题映射为神经网络的动态演化过程, 将目标函数映射为神经网络的能量函数. 混沌神经网络应用于复杂问题的优化, 与常规的神经网络大致相同, 然而其学习能力更强, 学习速度更快, 更能保证全局收敛, 优化效果更好. 文献[24]研究了混沌神经网络在 TSP 问题中的应用, 表现出混沌神经网络强大的优化性能.

考虑到单纯采用混沌噪声难以实现全局最优解, 文献[25, 26]将混沌神经网络与模拟退火优化算法相结合, 利用模拟退火的全局优化能力来改善混沌神经网络的寻优能力, 优化效率和全局寻优效果得到明显的提高. [25, 27]研究了噪声混沌神经网络在组合优化问题中的应用, 验证了混沌神经网络优良的学习和优化能力. [10]针对现有的混沌神经网络模型不尽相同, 提出了混沌神经网络应用于组合优化问题的统一模式. 研究结果表明, 混沌神经网络可以取得比常规神经网络更优的优化性能, 将其应用于复杂问题优化, 优化效率和全局优化效果都取得了较为满意的结果.

3.2 联想记忆与图像处理

确定性混沌系统吸引子的特征和分支决定了系统的信息处理能力^[28]. 利用类噪声混沌编码的方式, 可以构造自联想和异联想模型, 模型中存储的信息贯穿于每个记忆单元, 它对于损伤和噪声具有鲁棒性, 即使出现局部损伤, 混沌系统仍可通过其记忆单元(如像素)的正确分配来恢复相关信息^[29, 30]. 混沌神经网络具有优良的联想记忆能力和信息处理能力, 可应用于信息存储、信息检索、联想记忆、图像识别等方面.

文献[31]采用改进的 Aihara 混沌神经网络, 提出一种具有时空混沌控制的联想记忆网络. 随着强化因子和学习样本数的增加, 网络联想成功率明显提高. 对于英文字母的实验证明, 该混沌神经网络的记忆搜索性能和记忆容量比 Hopfield 模型有较大的改善.

文献[32]提出了振荡型混沌神经网络的结构模型和动力方程, 并分析了该网络的智能信息处理机制: 当输入模式在已知记忆模式附近时, 会自发产生一个极限环, 这时模糊信息可以恢复, 因此可完成模糊图像的识别; 当输入模式远离已知记忆模式时, 将得到一个具有多种频率波形的混沌轨迹, 这时网络具有自发搜索能力, 可利用自发搜索机理来实现智能信息处理.

在图像处理中, 原始图像经过编码后, 对每个像素进行混沌神经网络加密而得到加密图像. 在解密过程中, 根据相同的混沌模型和初始值, 可通过混沌神经网络解密算法正确地解密出原始图像. 文献[9]提出的混沌神经网络模型只需一部分知识目标信息的初始输入, 就能在时空混沌的参数控制中成功地完成联想记忆, 能非周期地联想记忆图案.

3.3 网络与通信

目前广泛应用于通信系统的伪随机序列加密在理论上可破译的, 因此研究便于计算机实现的随机序列产生算法以及相应的加密技术, 对于保密通信有着重要意义. 将混沌理论与神经网络相结合, 用于保密编码是一个新的研究方向. 文献[33]研究了基于混沌神经网络的保密通信.

多用户检测技术是无线通信领域的一个重要研究方向. 从本质上说, 多用户检测是一个组合优化问题. 文献[34]采用自适应尺度暂态混沌神经网络实现 CDMA 的多用户检测技术, 在优化搜索过程中根据能量函数的变化调整网络参数, 自适应地控制能量函数, 形成良好的神经网络动力学特性. 研究结果表明, 基于自适应混沌神经网络的多用户检测器, 能有效地逼近 CDMA 的最优多用户检测器的性

能

随着通信技术的迅速发展,要求计算机网络能提供多媒体业务,这就使得网络必须具备点到多点即组播通信的能力。组播路由问题的目标是寻求一种算法,在既定的网络和组播需求的情况下,找到一种链路连接方式,使网络资源得到有效的利用。文献[35,36]利用混沌神经网络来解决组播路由优化问题,仿真表明混沌神经网络算法是有效的,在克服局部最优解和收敛速度方面比Hopfield网络有了较大提高。文献[37]利用暂态混沌神经网络来解决蜂窝信道分配问题,实现在尽量短的时间内找到数据(信息)传送的最优路径,以满足用户需求。

3.4 模式识别

与神经网络一样,混沌神经网络的自学习能力非常强,并且具有优良的容错性,因而可根据学习样本不断地提高模式识别能力。文献[38]提出一种混沌回归神经网络,并将其应用于朝鲜语口语中数字和单音节字的语音识别。与常规的回归神经网络相比,混沌回归神经网络的学习性能更优,对朝鲜语口语中数字和单音节字的识别效果令人满意。

文献[39]考虑到语音信号的时变特性,以Mel倒谱系数作为语音特征,选用连续4帧语音的特征矢量同时作为网络的输入,采用3层混沌神经网络,并且输出层神经元数目与要识别的语音类别相同。研究中选用“0~9”10个汉语数字语音作为待识别语音,平均识别率达到93.0%,比同等条件的常规神经网络的识别率更高。

文献[40]将K系列混沌神经网络模型应用于简单图像识别和手写体数字识别等问题,研究结果验证了K系列网络强大的模式识别能力:网络对手写体的识别正确率和可靠度达到90%以上;即使图像信息缺损50%,网络进行图像识别的正确率仍达80%。K系列网络很好地模拟了生物嗅觉神经系统产生的混沌信号,是一种更接近生物系统的神经网络模型。

3.5 负荷建模与负荷预测

在现代大电力系统条件下,系统稳定性对负荷建模和负荷预测提出了新的要求。文献[41,42]利用混沌神经网络实现电力系统负荷建模和负荷预测。[41]阐述了混沌理论引入神经网络后算法的特点,建立了利用混沌神经网络理论进行负荷模型参数辨识的数学模型和算法。分析表明,混沌神经网络在学习过程中能够避免局部极小值,达到能量的全局最小或其近似值,从而大幅提高了负荷建模的准确度。

文献[42]采用一种修正的Aihara混沌神经模

型,结合相空间重构理论进行电力系统负荷短期预测。所构造的混沌神经网络预测模型对负荷初值和混沌轨迹的游动性具有很强的敏感性,可将微观空间分散记忆的信息利用混沌加以放大,从而表征复杂的动力学行为和具有全局寻优的性能,呈现出周期响应与混沌响应交替的复杂动态特性。仿真实验表明,负荷预测精度比常规神经网络有了较大提高,平均绝对误差可降低大约1.3%。

4 今后的研究方向

混沌神经网络融合了混沌动力学与神经网络的特点,表现出一些新的特性,从而为其应用提供了更大的空间。关于混沌神经网络今后的研究方向和研究内容,作者认为可从以下几方面进行深入探讨。

1) 由于人脑的复杂性,人脑中计算和混沌行为的生理机理还未被理解,建立在这个基础之上的混沌神经网络模型的研究工作刚刚起步,理论体系还不成熟。现有的混沌神经网络类型比较多,有必要建立统一的模型和理论体系。这样有利于建立性能更加完善的新型模型,推动系统化理论和方法的研究。

2) 混沌系统对混沌神经网络性能的影响比较明显,在现有的基于神经网络控制、模糊自适应控制混沌系统^[43~45]的基础上,研究更加简便、有效的混沌控制方法,有利于改善混沌神经网络的性能,促进相关理论和应用的发展。

3) 尽管混沌神经网络在多方面应用均取得了比常规神经网络更优的效果,但仍受到神经网络一些固有缺陷的限制,需要将问题的解映射成合适的网络描述,还需考虑网络结构和参数的影响,使得混沌神经网络问题比较复杂。可进一步研究和构造更加合理的混沌神经网络结构,以易于其算法计算和硬件实现。

4) 在混沌神经网络应用的多个方面,注重将混沌神经网络与现有的其他智能技术相结合,如分形、小波、进化计算、粗糙集等,以便形成智能神经网络。

5) 混沌神经网络在复杂问题优化和控制、联想记忆等方面,显示出比现有其他模型更强的生命力。在现有的应用基础上,可根据实际情况进一步拓宽混沌神经网络的应用深度和广度。

参考文献(References)

- [1] 王耀南. 智能信息处理技术[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.
(Wang Y. N. *Intelligent Information Processing Technology* [M]. Beijing: China Higher Education Press, 2003.)
- [2] 王耀南. 智能控制系统[M]. 长沙: 湖南大学出版社, 1996.

- (Wang Y N. *Intelligent Control Systems* [M]. Changsha: Hu'nan University Press, 1996)
- [3] Kuerten K E, Clark J W. Chaos in Neural Systems [J]. *Physics Letters*, 1986, 114: 413-418
- [4] Yao Y, Freeman W J. Model of Biological Pattern Recognition with Spatially Chaotic Dynamics [J]. *Neural Networks*, 1990, 3(2): 153-170
- [5] Ichiro Tsuda. Dynamic Link of Memory: Chaotic Memory Map in Nonequilibrium Neural Networks [J]. *Neural Networks*, 1992, 5(2): 313-326
- [6] Nara S, Davis P, Totsuji H. Memory Search Using Complex Dynamics in a Recurrent Neural Model [J]. *Neural Networks*, 1992, 6(7): 963-973
- [7] Aihara K, Takabe T, Toyoda M. Chaotic Neural Networks [J]. *Physica Letters - A*, 1990, 144(6-7): 333-340
- [8] Hsu C C, Gobovic D, Zaghboul M E, et al. Chaotic Neuron Models and Their VLSI Circuit Implementation [J]. *Neural Networks*, 1996, 7(6): 1339-1350
- [9] Kushibe M, Liu Y, Ohtsubo J. A Associative Memory with Spatiotemporal Chaos Control [J]. *Physical Review - E*, 1996, 53(5): 4502-4508
- [10] Kwok T, Smith K A. A Unified Framework for Chaotic Neural Network Approaches to Combinatorial Optimization [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(4): 978-981
- [11] Inoue M, Nagayoshi A. A Chaos Neuro-computer [J]. *Physics Letters - A*, 1991, 158(8): 373-376
- [12] Inoue M, Fukushima S. A Neural Network of Chaotic Oscillators [J]. *Progress Theoretical Physics*, 1992, 87(3): 771-774
- [13] Hayakawa Y, Marumoto A, Sawada Y. Effects of the Chaotic Noise on the Performance of a Neural Network Model for Optimization Problems [J]. *Physical Review - E*, 1995, 51(4): 2693-2696
- [14] Shuai J W, Chen Z X, Liu R T, et al. Self-evolution Neural Model [J]. *Physics Letters - A*, 1996, 221(5): 311-316
- [15] Wang L P. Oscillatory and Chaotic Dynamics in Neural Networks under Varying Operating Conditions [J]. *Neural Networks*, 1996, 7(6): 1382-1387
- [16] Ding Z, Leung H, Zhu Z W. A Study of the Transiently Chaotic Neural Network for Combinatorial Optimization [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2002, 36(9-10): 1007-1020
- [17] Ohta Masaya. Chaotic Neural Networks with Reinforced Self-feedbacks and Its Application to N-queen Problem [J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2002, 59(4): 305-317
- [18] Adachi M, Aihara K. Associative Dynamics in a Chaotic Neural Network [J]. *Neural Networks*, 1997, 10(1): 83-98
- [19] He G G, Cao Z T, Zhu P, et al. Controlling Chaos in a Chaotic Neural Network [J]. *Neural Networks*, 2003, 16(8): 1195-1200
- [20] 何国光, 朱萍, 曹志彤, 等. 混沌神经网络的 Lyapunov 指数与混沌区域 [J]. *浙江大学学报*, 2004, 31(7): 387-390
(He G G, Zhu P, Cao Z T, et al. Lyapunov Exponent and Chaotic Area Distribution of a Chaotic Neural Network [J]. *J of Zhejiang University*, 2004, 31(7): 387-390)
- [21] Shuai J W, Chen Z X, Liu R T, et al. Maximum Hyperchaos in Chaotic Nonmonotonic Neuronal Networks [J]. *Physical Review - E*, 1997, 56(1): 890-893
- [22] Caroppo D, Mannarelli M, Nardulli G, et al. Chaos in Neural Networks with a Nonmonotonic Transfer Function [J]. *Physical Review - E*, 1999, 60(2): 2186-2192
- [23] 余群明, 王耀南. 智能模拟神经网络的发展新动向 [J]. *模式识别与人工智能*, 1999, 12(3): 313-319
(Yu Q M, Wang Y N. New Tendency of Intelligent Analogous Neural Network Development [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1999, 12(3): 313-319)
- [24] Yamada T, Aihara K, Kotani M. Chaotic Neural Networks and the Traveling Salesman Problem [A]. *Proc of Int Joint Conf on Neural Networks* [C]. Nagoya, 1993, 2: 1549-1552
- [25] Wang L P, Li S, Tian F Y, et al. A Noisy Chaotic Neural Network for Solving Combinatorial Optimization Problem: Stochastic Chaotic Simulated Annealing [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - B*, 2004, 34(5): 2119-2125
- [26] Chen L, Aihara K. Chaotic Simulated Annealing by a Neural Network Model with Transient Chaos [J]. *Neural Networks*, 1995, 8(6): 915-930
- [27] Wang L, Tian F. Noisy Chaotic Neural Networks for Solving Combinatorial Optimization Problems [A]. *Proc Int Joint Conf on Neural Networks* [C]. Combo, 2000: 37-40
- [28] 余群明, 王耀南, 柳青. 混沌动力在智能信息处理中的应用 [J]. *系统工程与电子技术*, 2001, 23(5): 97-101.
(Yu Q M, Wang Y N, Liu Q. Chaos Dynamic Applied in Intelligent Information Processing [J]. *System Engineering and Electronics*, 2001, 23(5): 97-101)
- [29] 余群明, 王耀南, 陈继光, 等. 一种基于类噪声混沌编码的图像联想记忆 [J]. *电子与信息学报*, 2002, 24(6): 805-810.
(Yu Q M, Wang Y N, Chen J G, et al. A Kind of In-

- age Associative Memory Based on Noise-like Chaotic Coding [J]. *J of Electronics and Information Technology*, 2002, 24(6): 805-810)
- [30] 余群明, 王耀南. 类噪声混沌编码在图像联想记忆中的应用研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2002, 24(11): 16-18, 21.
(Yu Q M, Wang Y N. The Application of Noise-like Chaotic Coding in Image Associative Memory [J]. *System Engineering and Electronics*, 2002, 24(11): 16-18, 21.)
- [31] 余群明, 王耀南. 时空混沌控制在联想记忆中的应用[J]. *电子学报*, 2001, 29(5): 678-681.
(Yu Q M, Wang Y N. Spatiotemporal Chaos Control Applied in Associative Memory [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(5): 678-681.)
- [32] 余群明, 王耀南. 基于振荡型混沌神经网络的智能信息处理研究[J]. *自动化学报*, 2002, 28(3): 401-407.
(Yu Q M, Wang Y N. Research of Intelligent Information Processing Based on Oscillatory-chaotic Neural Network [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2002, 28(3): 401-407.)
- [33] Frey D R. Chaotic Digital Encoding: An Approach to Secure Communication [J]. *IEEE Trans on Circuits Systems - II*, 1993, 40(10): 660-666
- [34] 戴一旻, 蒋铃鸽, 何晨. 自适应暂态混沌神经网络在CDMA多用户检测器中的应用[J]. *上海交通大学学报*, 2004, 38(5): 697-700.
(Dai Y M, Jiang L G, He C. Adaptive Chaotic Neural Network and Implementation of CDMA Multiuser Detector [J]. *J of Shanghai Jiaotong University*, 2004, 38(5): 697-700.)
- [35] 张强, 王超, 许进. 基于暂态混沌神经网络的组播路由算法[J]. *计算机研究与发展*, 2003, 40(2): 177-179.
(Zhang Q, Wang C, Xu J. A Multicast Routing Algorithm Based on Transient Chaotic Neural Networks [J]. *J of Computer Research and Development*, 2003, 40(2): 177-179.)
- [36] 胡世余, 谢剑英. 基于混沌神经网络的最短路径路由算法[J]. *计算机研究与发展*, 2003, 40(18): 1181-1185.
(Hu S Y, Xie J Y. A Shortest Path Routing Algorithm Based on Chaotic Neural Networks [J]. *J of Computer Research and Development*, 2003, 40(18): 1181-1185.)
- [37] He Z Y, Zhang Y F, Wei C J, et al. A Multistage Self-organizing Algorithm Combined Transiently Chaotic Neural Network for Cellular Channel Assignment [J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2002, 51(6): 1386-1396
- [38] Kyung Ryeu Jin, Sun Chung Ho. Chaotic Recurrent Neural Networks and Their Application to Speech Recognition [J]. *Neurocomputing*, 1996, 13(2-4): 281-294
- [39] 任晓林, 胡光锐, 徐雄. 基于混沌神经网络的语音识别方法[J]. *上海交通大学学报*, 1999, 33(12): 1517-1520.
(Ren X L, Hu G R, Xu X. Speech Recognition Method Based on Chaotic Neural Network [J]. *J of Shanghai Jiaotong University*, 1999, 33(12): 1517-1520.)
- [40] 李绪, 李光, 汪乐, 等. 嗅觉混沌神经网络的研究和应用[J]. *传感技术学报*, 2004, 17(2): 179-184.
(Li X, Li G, Wang L, et al. Research and Application of a Chaotic Neural Network Based on Olfactory System [J]. *Chinese J of Sensors and Actuators*, 2004, 17(2): 179-184.)
- [41] 姚建刚, 陈亮, 戴习军, 等. 混沌神经网络负荷建模的理论研究[J]. *中国电机工程学报*, 2002, 22(3): 99-102.
(Yao J G, Chen L, Dai X J, et al. Academic Research of Load Modeling with Chaotic Neural Network [J]. *Proc of the CSEE*, 2002, 22(3): 99-102.)
- [42] 孙雅明, 张智晟. 相空间重构和混沌神经网络融合的短期负荷预测研究[J]. *中国电机工程学报*, 2004, 24(1): 44-48.
(Sun Y M, Zhang Z S. A New Model of STLF Based on the Fusion of PSRT and Chaotic Neural Networks [J]. *Proc of the CSEE*, 2004, 24(1): 44-48.)
- [43] 王耀南, 谭文. 混沌系统的遗传神经网络控制[J]. *物理学报*, 2003, 52(11): 2723-2728.
(Wang Y N, Tan W. Genetic-based Neural Network Control for Chaotic System [J]. *Acta Physica Sinica*, 2003, 52(11): 2723-2728.)
- [44] 谭文, 王耀南, 黄丹, 等. 不确定混沌系统的动态神经网络跟踪控制[J]. *控制与决策*, 2004, 19(4): 455-458.
(Tan W, Wang Y N, Huang D, et al. Tracking Control for Uncertain Chaotic Systems Using Dynamic Neural Networks [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(4): 455-458.)
- [45] 谭文, 王耀南, 刘祖润, 等. 不确定混沌系统的模糊自适应控制[J]. *控制与决策*, 2003, 18(4): 471-474.
(Tan W, Wang Y N, Liu Z R, et al. Fuzzy Adaptive Control for Uncertain Chaotic System [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(4): 471-474.)