

## 基于混沌神经网络的移动通信信道分配方法研究

朱志宇\*\*\* 姜长生\*\*

\*(江苏科技大学电子信息学院 镇江 212003)

\*\* (南京航空航天大学自动化学院 南京 210016)

**摘 要:** 该文应用混沌神经网络求解信道分配问题, 给出了信道分配的能量函数表达式和混沌神经网络模型, 研究了判别混沌神经网络混沌特性的 Lyapunov 指数法, 讨论了网络模型参数对网络混沌特性的影响, 提出了基于混沌神经网络信道分配算法。仿真结果表明, 混沌神经网络具有复杂的瞬态混沌特性, 它比 Hopfield 网络具有更强的搜索全局最优解的能力, 和更快的收敛速度。

**关键词:** 混沌神经网络, Hopfield 神经网络, 混沌分岔, 信道分配

中图分类号: TN911

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2005)09-1429-04

## Channel Assignment Strategy in Mobile Communication Based on Chaos Neural Network

Zhu Zhi-yu\*\*\* Jiang Chang-sheng\*\*

\*(Dept. of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

\*\* (College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract** Chaos Neural Network(CNN)is applied to solve channel assignment problem in this paper. Energy function expression of channel assignment as well as mathematic model of CNN are put forward. Lyapunov exponent is calculated to judge whether there is chaos in CNN, and the influence on chaos characteristic caused by parameters of CNN model is discussed, then channel assignment algorithm based on CNN is proposed. Simulation results indicate that CNN has stronger ability to search global optimal solution and quicker convergence speed than Hopfield network, for its complicated transient chaos characteristic.

**Key words** Chaos Neural Network(CNN), Hopfield neural network, Chaos fork, Channel assignment

### 1 引言

移动通信系统中资源的合理分配和最佳利用问题, 统称为信道分配问题(CAP), 其目的是最大限度地利用频谱资源<sup>[1]</sup>。现有的信道分配方案有 3 种: 信道固定分配算法(FCA), 动态信道分配算法(DCA), 混合信道分配算法(HCA)。这些算法或多或少都需要全网及全系统的信息, 以频繁的信道重新分配为代价, 往往不是很实用。为此, 文献[2]根据图形着色问题提出了一种采用兼容矩阵的模型, 该模型定义了一个  $n \times n$  (其中  $n$  为小区总数)兼容矩阵  $C = (c_{ij})$  和一个  $1 \times n$  信道需求矩阵, 兼容矩阵中的各项  $c_{ij}$  确定了小区  $i$  和小区  $j$  之间能够同时使用的信道的最小间隔; 信道需求矩阵给出了各小区的信道需求数。当信道总数和各个小区的信道需求确定之后, 信道分配实质上就是一个 NP-hard 组合优化问题。

1991 年 Kunz 首先应用 Hopfield 神经网络解决 CAP<sup>[3]</sup>, 采用能量函数表示干扰限制和信道需求, 具有一定的实用性, 但它同时存在着未考虑邻道干扰, 收敛过程易产生振荡, 以及容易陷入局部极小等缺点。文献[4,5]分别采用模糊算法、遗传算法等来求解 CAP, 但遗传算法的搜索效果受遗传算子的影响较大, 而模糊方法很难反映信道分配的整体优化性能指标。

近几年来, 由于比其他神经网络具有更强的全局搜索能力和寻优能力, 混沌神经网络(CNN)被广泛应用于组合优化问题的求解。王凌等<sup>[6]</sup>基于 Euler 离散化的 Hopfield 神经网络(HNN), 通过增加一个大的自反馈项, 在 HNN 中引入混沌动态来构造混沌神经网络, 借鉴模拟退火策略, 提出了一种新的混沌神经网络优化算法, 并用于求解 TSP 问题, 取得了良好的效果。通过在 HNN 中引入外部机制产生的混沌噪声来构成混沌神经网络, 是将混沌神经网络用于组合优化的另一种有效的途径<sup>[7]</sup>。

如何将混沌神经网络应用于求解 CAP, 目前尚未有报道。本文在上述文献的基础上, 考虑了相邻信道之间的干扰, 重新定义了反映信道分配问题要求的能量函数, 应用混沌神经网络求解 CAP; 研究了混沌神经网络的混沌特性; 采用模拟退火法控制网络的混沌状态, 研究了网络参数对混沌特性的影响。

## 2 混沌神经网络

由混沌神经元构造混沌神经网络时, 要考虑几个不同于一般神经网络的方面: 类似于 Hopfield 网络的来自内部神经元的反馈项; 类似于 BP 算法的外部输入项; 不应性项和阈值。我们采用退火策略来控制混沌动态, 因此得到混沌神经网络模型的动态递推方程为

$$u_{xi}(n+1) = \alpha u_{xi}(n) + \beta \left( \sum_y \sum_j W_{xi,yj} v_{yj}(n) + I_{xi} \right) - z(n)(v_{xi}(n) - s) \quad (1)$$

$$v_{xi}(n+1) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{-u_{xi}(n+1)}{s}\right) \times (1 + \eta(n))} \quad (2)$$

$$z(n+1) = \frac{z(n)}{\ln[e + \lambda(1 - z(n))]} \quad (3)$$

$$\eta(n+1) = (1 - \varepsilon) \cdot \eta(n) \quad (4)$$

式(1)–式(4)中,  $x, i, y, j = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, m$ 。

在上述的方程组中, 式(1)为混沌网络的动态方程, 式(2)为神经元的激励函数, 式(3)和式(4)为退温函数。其中  $W_{xi,yj}$  是混沌神经元之间的连接权值,  $u_{xi}(k)$ ,  $v_{xi}(k)$  和  $I_{xi}$  分别是混沌神经元的输出、输入和外部偏置量,  $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$  为神经元的衰减因子,  $\beta(\beta > 0)$  为比例参数,  $\lambda(0 \leq \lambda \leq 1)$  和  $\varepsilon(0 \leq \varepsilon \leq 1)$  为时变量的衰减因子,  $z(n) < 1$  为自反馈连接权,  $s$  为设定的阈值或外加混沌量。为了有效地控制混沌, 变量  $z(n)$  是一个在时间上不断衰减的参量, 它可以使网络通过一个倍周期混沌分岔过程, 使网络逐步趋近于一个稳定的平衡点, 它实质上对应的是退火算法中的温度。

## 3 信道分配问题模型

假设某一移动通信系统中有  $M$  个小区和  $N$  个信道。信道分配结果可以用一个  $M \times N$  的矩阵

$$C = (c_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

来表示, 当给小区  $i$  分配第  $j$  个信道时,  $c_{ij} = 1$ , 否则  $c_{ij} = 0$ 。

在实际信道分配中, 常需要考虑如下因素:

(1) 信道需求(ROC) 指每个小区所要求使用的信道数, 一般用信道需求矢量  $D = \{d_i\}, i = 1, 2, \dots, M$  表示, 即第  $i$  个小区共需要  $d_i$  个信道;

(2) 同场地干扰(CSC) 指在同一个小区中如果要分配多个信道, 则这些信道应有一个最小的频率间隔;

(3) 相同/相邻信道干扰(CCC/ACC) 指同一个信道不能在某些小区中同时使用, 相邻的小区也不能同时使用的信道。

定义小区间的兼容矩阵  $C = (c_{ij}), i, j = 1, 2, \dots, M$ , 其中,  $c_{ij}$  表示小区  $i$  和  $j$  可以使用的信道的最小频率间隔。显然, CCC 和 ACC 可通过  $c_{ij}$  描述, 而 CSC 则由  $c_{ii}$  表征。

其具体数学模型为

$$\text{ROC} \sum_{i=1}^M x_{ij} - d_i = 0 \quad (6)$$

$$\text{CSC} \sum_{\substack{q=j-(c_{ii}-1) \\ q \neq j, 1 \leq q \leq m}}^{j+(c_{ii}-1)} V_{iq} \neq 0 \quad (7)$$

$$\text{CCC/ACC} \sum_{\substack{p=1 \\ p \neq i \\ c_{ip} > 0}}^n \sum_{\substack{q=j-(c_{ip}-1) \\ 1 \leq q \leq m}}^{j+(c_{ip}-1)} V_{pq} \neq 0 \quad (8)$$

为此, 定义信道分配问题的能量函数为

$$E = \frac{A}{2} \sum_{i=1}^n \left( \sum_{q=1}^m V_{iq} - d_i \right)^2 - B \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \left( \sum_{\substack{q=j-(c_{ii}-1) \\ q \neq j, 1 \leq q \leq m}}^{j+(c_{ii}-1)} V_{iq} + \sum_{\substack{p=1 \\ p \neq i \\ c_{ip} > 0}}^n \sum_{\substack{q=j-(c_{ip}-1) \\ 1 \leq q \leq m}}^{j+(c_{ip}-1)} V_{pq} \right) V_{ij} \quad (9)$$

## 4 混沌神经网络的混沌性状

### 4.1 混沌系统的李雅普诺夫指数计算

在式(1)–式(4)的基础上, 只要选择合适的参数, 神经网络就会表现出复杂的混沌特性。但如何判别混沌神经网络的混沌特性, 这方面的报道很少, 文献[8,9]在这方面做了一些尝试。

常用的混沌判据有频谱、梅尔尼科夫方法、非整数维等, 其中 Lyapunov 指数是用来描述非线性系统混沌特性的重要指标。对于一维系统:  $x_{n+1} = F(x_n)$ , Lyapunov 指数  $\lambda$  为

$$\lambda = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \ln |F'(x_i)|$$

。为了得到稳定的值, 通常要取足够的迭代次数。

高维混沌系统 Lyapunov 指数的计算比较繁琐, 它需要计算系统的伴随矩阵, 假设系统的初始状态为  $X_0$ , 初始偏差  $\delta X_0 = (\delta x_0(1), \dots, \delta x_0(n))$ , 则对应  $n$  时刻状态  $X_n$  的偏差为  $\delta X_n = (\delta x_n(1), \dots, \delta x_n(n))$ ,  $\delta X_n = J_{n-1} \delta X_{n-1} = J_{n-1} J_{n-2} \delta X_{n-2} = \dots = J_{n-1} J_{n-2} \dots J_0 \delta X_0$ , 其中  $J_i$  为非线性系统的  $n \times n$  阶伴随矩阵。定义  $J = J_0 \cdot J_1 \cdot \dots \cdot J_{n-1}$  的特征值为  $p_1, p_2, \dots, p_n$ , 则  $\lambda_i = (1/n) \ln |p_i|, i = 1, 2, \dots, n$ 。

当系统维数较高时, Lyapunov 指数的计算量较大, 因此在本文中仅计算最大 Lyapunov 指数  $\lambda_m = \max\{\lambda_i\}$ ,  $i=1,2,\cdots,n$ 。结果表明, 当  $\lambda_m > 0$  时, 网络呈现混沌特性,  $\lambda_m < 0$  时, 为周期运动,  $\lambda_m = -\infty$  时网络收敛于一个吸引子, 此时混沌神经网络退化为 Hopfield 网络。

4.2 网络参数对混沌神经网络混沌性状的影响

在混沌神经网络的模型中, 网络参数对网络的混沌特性有较大的影响, 但是目前尚无理论方法来指导如何合理选择网络参数。本文通过仿真研究发现, 参数  $\alpha, \lambda, \varepsilon$  等能够影响网络暂态混沌的分岔速度。

4.2.1 衰减因子  $\alpha$  的影响  $\alpha$  的大小在某种程度上反映了混沌神经网络在前后迭代时对应的搜索范围, 显然增大  $\alpha$  类似于减少迭代次数, 使网络输出的混沌动态很快消失, 结束混沌粗搜索过程, 有利于加速收敛; 但若  $\alpha$  过大, 则可能会使混沌神经网络无法产生充分的混沌动态, 无法保证网络的搜索性能, 甚至有可能使网络陷入局部最小值。同理, 较小的  $\alpha$  将导致算法的迭代步数增大, 并且使网络跳出次优解的困难增大, 同样无法保证网络的优化性能。

4.2.2 退温参数  $\lambda$  和  $\varepsilon$  的影响  $\lambda$  的数值影响到混沌控制参数的大小, 增大  $\lambda$  的效果与减小控制参数  $\gamma(k)$  的效果是类似的, 此时网络模型中的自反馈项减弱, 网络输出的混沌状态会加快消失, 从而结束网络的粗搜索阶段, 这有利于加速收敛, 但显然会降低网络的优化性能; 反之, 过小的  $\lambda$  会使网络的混沌动态持续太久, 无法保证网络的收敛速度。参数  $\varepsilon$  对网络优化性能的影响与  $\lambda$  类似。

4.2.3 初始控制参数  $\gamma(0)$  和  $\eta(0)$  的影响 减小  $\gamma(0)$ , 使外加在网络上的初始混沌量较小, 同时由动态方程式(3)和退温函数式(5)知, 减小  $\gamma(0)$  相当于加快了  $\gamma$  的下降过程, 这有利于提高网络的收敛速度, 但混沌状态消失过快, 同样有可能使网络收敛到次优解; 反之, 过大的  $\gamma(0)$  将使网络中的混沌量对系统动态演化过程的影响过大, 降低网络的收敛速度。 $\eta(0)$  具有同  $\gamma(0)$  类似的影响。

5 基于混沌神经网络的信道分配算法

一般情况下, 纯粹的神经网络模型只能保证收敛到局部最小值(数学上可证明), 而这里要求的是全系统的全局最小, 为了增加达到全局收敛的频率, 使用混沌神经网络, 通过适当选择网络的参数, 使神经网络呈现混沌性状, 从而达到提高收敛率的效果。

- (1) 设定算法的系数和控制参数, 使系统进入较强的混沌状态;
- (2) 对输入  $U_{ij}(t), i=1,2,\cdots,n; j=1,2,\cdots,m$ , 随机选择一个初值, 分配输出  $V_{ij}(t)$  的初值为 0;

- (3) 按照式(3), 对控制参数  $z(n)$  进行“退温”操作;
- (4) 计算网络的最大 Lyapunov 指数, 判断系统是否由混沌状态进入逆分岔状态, 若是, 则转入步骤(5), 否则返回步骤(3);
- (5) 计算能量函数的梯度;
- (6) 基于 Hopfield 神经网络模型更新输出;
- (7) 判断能量函数是否满足稳定条件, 若满足, 则转入步骤(8), 否则返回步骤(6);
- (8) 输出最优信道分配结果。

上述的步骤(1)–(4)为混沌网络的粗搜索过程, 使搜索过程限制在一个较小的搜索区域; 步骤(5)–(8)表示当粗搜索过程结束后, 控制参数项的作用减弱, 转入细搜索过程, 此时寻优过程将由粗搜索得到的状态在小范围内按 Hopfield 模型的梯度下降机制进一步搜索, 从而收敛到全局最优解。

该算法的优点是各种干扰限制都在模型中考虑到, 并且在输入量更新时加入了混沌变量, 避免使系统进入局部极小。

6 仿真结果

本文采用 Matlab 语言来进行仿真, 假设有 4 个小区, 所需的频率数目为  $m=11$ ,  $m$  可由兼容矩阵  $C$  中  $c_{ij}$  和需求矢量  $D$  中的最大值相乘来确定。

兼容矩阵  $C = \begin{pmatrix} 5 & 4 & 0 & 0 \\ 4 & 5 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 5 & 2 \\ 0 & 1 & 2 & 5 \end{pmatrix}$ , 需求矢量  $D = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 3 \end{pmatrix}$ 。

在式(9)的信道分配能量函数中, 取  $A=B=C=1$ ,  $\alpha=0.99$ ,  $\beta=0.015$ ,  $z(0)=0.08$ ,  $\lambda=0.02$ ,  $\sigma=0.003$ ,  $s=0.68$ , 设迭代终止条件为能量函数变化值连续 10 次小于  $10^{-4}$ , 同时设定迭代次数的上限为 800 次, 若超过 800 次仍然不能满足迭代终止条件, 则认为算法不收敛, 寻优失败。

为了理解上述混沌神经网络模型的机理, 首先以单个神经元为例来检验一下混沌网络的动力学行为。当模型的参数取以下值时,  $\alpha=1.0$ ,  $\mu=250$ ,  $s=0.65$ ,  $\lambda=0.001$ ,  $\varepsilon=0.001$ ,  $u(0)=0.5$ ,  $\gamma(0)=0.08$ ,  $\eta(0)=0.6$ , 该网络具有暂态混沌动力学行为, 随着  $\gamma(k)$  和  $\eta(k)$  的不断衰减, 通过一个倍周期混沌分岔过程, 网络将逐渐趋近于一个稳定的平衡点。图 1 给出的是利用本文中的混沌神经网络所获得的信道分配寻优结果。

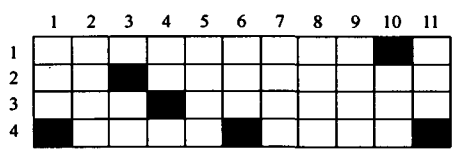


图 1 信道分配的寻优结果

该结果满足兼容矩阵和需求矢量的限制。为了进行比较,在相同的仿真条件下应用 Hopfield 网络和混沌神经网络解决信道分配问题,结果表明,应用 Hopfield 神经网络求解信道分配问题时发现, HNN 收敛到全局最小点至少需要迭代 200 步,而 CNN 收敛到全局最小只需迭代 120 步。而且, HNN 在一次迭代过程中易出现陷入局部极小问题,而 CNN 则克服了这一问题。在进行动态演化时, CNN 的一个神经元的输出分别如图 2 所示,对应的能量函数变化曲线如图 3 所示;相同的条件下, HNN 的神经元的输出如图 4 所示,对应的能量函数变化曲线如图 5 所示。

由图 2 可以看出, CNN 神经元的输出由混沌演变到倍周期逆分岔,再演变到确定性的梯度下降,这正体现了算法的搜索机制,即网络在经过连续的混沌分岔的“粗搜索”过程后,转入 HNN 的梯度“细搜索”过程,从而提高了收敛速度。同时由图 3 可以看出,混沌神经元优化初始阶段的能量函数值不是单调下降的,而是完全按混沌动态的演化而变化,这正是算法能够避免局部极小的原因。而在图 5 中, HNN 的能量函数在演变的过程中,出现了能量函数值的梯度近似为零的水平段,此时算法很可能终止,收敛于该局部极小点。因此, HNN 在演化过程中能量函数很容易陷入局部极小值,而 CNN 则克服了局部极小问题。

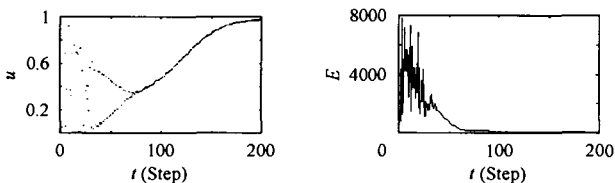


图 2 CNN 神经元的输出演变过程

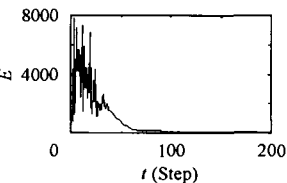


图 3 CNN 能量函数变化曲线

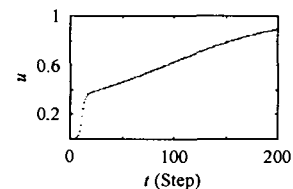


图 4 HNN 神经元的输出演变过程

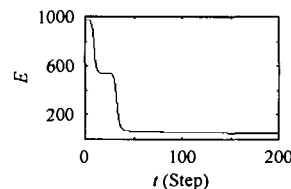


图 5 HNN 能量函数变化曲线

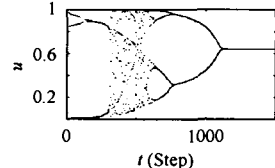

 $\alpha=0.9, \lambda=0.001, \varepsilon=0.001$ 

图 6 混沌神经元输出演化

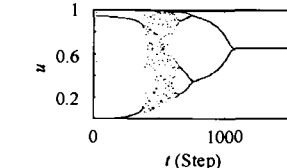

 $\alpha=1.0, \lambda=0.001, \varepsilon=0.001$ 

图 7 混沌神经元输出演化图

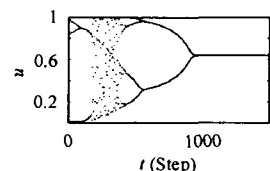

 $\alpha=0.9, \lambda=0.001, \varepsilon=0.005$ 

图 8 混沌神经元输出演化图

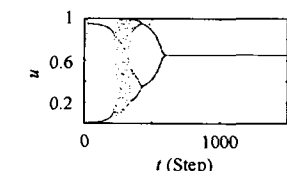

 $\alpha=0.9, \lambda=0.002, \varepsilon=0.001$ 

图 9 混沌神经元输出演化图

下述的仿真结果表明了网络参数对混沌神经网络的混沌性状的影响。与图 6 相比,图 7 中只有参数  $\alpha$  由 0.9 变为 1.0,其余参数未变,而此时网络输出的混沌动态消失得更快;与此类似,图 8 中只有参数  $\varepsilon$  由 0.001 变为 0.005,其余参数未变,图 9 中只有参数  $\lambda$  由 0.001 变为 0.002,其余参数不变,此时网络输出的混沌动态消失得也更快。可见,参数  $\alpha, \lambda, \varepsilon$  等影响着网络暂态混沌的分岔速度,选择它们时必须折中考虑网络优化性能和收敛速度。

## 7 结束语

本文采用兼容矩阵和信道需求矩阵来描述移动通信中的信道分配问题,给出了信道分配的模型和能量函数,从而将其转化为一个组合优化问题。运用混沌神经网络求解该信道分配问题,将混沌网络的搜索过程分为基于混沌的“粗搜索”和基于 HNN 的梯度“细搜索”,提高了网络的收敛速度。在仿真中,通过比较研究,分析了网络中的混沌暂态动力学行为,以及能量函数的演化过程,从实验角度证明了混沌神经网络较强的搜索全局最优解的能力,和较快的收敛速度。

## 参考文献

- [1] 党安红, 张敏, 朱世华等. 一种新的优化动态信道分配策略及建模分析. 电子学报, 2004, 32(7): 1152 - 1155.
- [2] Giortzis A I, Turner L F. Application of mathematic programming to the fixed channel assignment problem in mobile radio networks[J]. *IEE Proc.-Commun.*, 1997, 144(4): 257 - 264.
- [3] Kunz D. Channel assignment for cellular radio using neural networks. *IEEE Trans. on Veh Tech*, 1991, 40(1): 188 - 193.
- [4] Sung C W, et al.. Channel assignment and layer selection in hierarchical cellular system with fuzzy control[J]. *IEEE Trans. on Veh Techn.*, 2001, 50(3): 657 - 663.
- [5] 李满林, 王玉娜, 杜雷等. 蜂窝网络中基于遗传算法的信道分配. 东北大学学报(自然科学版), 2003, 24(3): 213 - 216.
- [6] 王凌, 郑大钟. 一种基于退火策略的混沌神经网络优化算法. 控制理论与应用, 2000, (1): 139 - 142.
- [7] 王凌, 郑大钟, 李清生. 混沌优化方法的研究进展. 计算技术与自动化, 2001, (1): 1 - 5.
- [8] 何国光, 朱萍, 曹志彤等. 混沌神经网络的 Lyapunov 指数与混沌区域. 浙江大学学报(理学版), 2004, 31(4): 387 - 340.
- [9] 阮炯, 赵维锐, 刘荣颂. 瞬时混沌神经网络的混沌动力学. 应用数学和力学, 2003, 24(8): 874 - 880.

朱志宇: 男, 1971 年生, 副教授, 博士生, 主要研究方向为电力系统自动化、智能控制、信号与信息处理等。

姜长生: 男, 1942 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为鲁棒控制、智能控制等。