维普资讯 http://www.cqvip.com

连续学习混沌神经网络的研究*)

段书凯　刘光远
(西南师范大学电子与信息工程系　重庆400715)

摘　要　近几年混沌神经网络在信息处理，特别是联想记忆中的应用得到了极大重视。本文提出了一个改进的连续学习混沌神经网络(MSLCNN)模型，它具有两个重要特征：(1)根据不同的输入，神经网络做出不同的响应，可从已知模式来识别未知模式；(2)可连续学习未知模式。计算机仿真表明我们的模型具有应用潜力。

关键词　混沌，联想记忆，连续学习，混沌神经网络

Study on Successive Learning Chaotic Neural Network

DUAN Shu-Kai　LIU Guang-Yuan
(Deptment of Electronic and Information Engineering , Southwest China Normal University , Chongqing 400715)

Abstract　The applications of chaotic neural network in the field of message treatment especially in associative memories have drawn a lot of attention in recent years. In this paper, we propose a modified successive learning chaotic neural network (MSLCNN)model. It has two important features: (1)It can distinguish unknown patterns from the known patterns according to different response of the neural network when different input applied. (2)It can learn unknown pattern successively. When a stored pattern is given to the network, the network searches around the input pattern. However, while an unknown pattern is given, a chaotic itinerancy appears. The MSLCNN makes use of these features to distinguish unknown patterns from the known patterns and learn the unknown patterns successively. A series of computer simulations are done to demonstrate the potentiality of the proposed model.

Keywords　Chaos, Associative memory, Successive learning, Chaotic neural network

1　引言

Freeman 等的研究表明生物的神经系统中存在的混沌现象在记忆和模式识别中起到重要的作用[1,2]。人们正努力将混沌的随机性、遍历性、对初值敏感等特点和神经网络的大规模并行处理、分布式信息存贮、联想记忆、鲁棒性等特点相结合建立混沌神经网络模型，探索研究联想记忆的新途径，取得了许多有价值的成果。

Kaneko 提出了全局耦合的网络模型(GCM)[3]，它根据一定的准则调整网络参数使各个单元转化到若干"聚类冻结吸引子"。Ishii 等[4]提出了改进的 GCM 模型(S-GCM)，用于字符的联想记忆。Inoue 等[5]提出的混沌神经元由若干个处理单元构成，每个处理单元由两个彼此耦合的混沌振荡子组成。该系统以确定的规则演变，具有随机搜索能力，在联想记忆和组合优化问题方面得到了应用。Aihara 提出了一种混沌神经网络模型(CNN)[2]，该模型具有时空的总和、不应性和连续输出的特点。Y. Osana 对此模型进行了改进[6~8]，建立了新的混沌神经网络模型，并用于分离叠加模式、多对多联想和连续记忆。

本文提出了改进的连续学习混沌神经网络(MSLCNN)。该模型能从已经被记忆的模式中区分出未知模式。当已知的模式作为网络输入时，MSLCNN 围绕输入模式进行搜索；未知的模式作为输入时，网络出现混沌巡回。利用这个特点，可以将未知模式区分并记忆下来。这种行为与 Freemam 发现的兔子嗅觉的生理反应事实相似[1]。

2　改进的连续学习混沌神经网络模型

本文在 Aihara 模型基础上，结合本文前期工作[9~11]，提出了一种改进的连续学习混沌神经网络(MSLCNN)。

2.1　MSLCNN 模型结构

MSLCNN 模型采用全互连结构，该模型的主要特点是：1)用部份时空总和代替全部时空总和；2)不但考虑不同层神经元之间的影响，而且考虑同层神经元之间的影响；3)连接权值随时间改变而改变(当检测到新模式时)。这些改进使 MSLCNN 模型更符合生物神经网络的特点。

2.2　MSLCNN 动力学原理

在本文提出的 MSLCNN 中，综合考虑了同层和不同层神经元之间的相互影响以及部份时空总和的影响。第 a 层第 i 个神经元的动力学方程为

①当 $t>t_0$ 时，

$$x_i^{(a)}(t+1)=\psi\Big[v\sum_{d=t-t_0}^{t}k_i^d I_i^{(a)}(t-d)+\sum_{\substack{\beta=1\\ \beta\neq a}}^{L}\sum_{j=1}^{N^{(\beta)}}\omega_{ij}^{(a\beta)}(t)\sum_{d=t-t_0}^{t}k_m^d x_j^{(\beta)}(t-d)+\sum_{j=1}^{N^{(a)}}\omega_{ij}^{(aa)}(t)\sum_{d=t-t_0}^{t}k_m^d x_j^{(a)}(t-d)-\gamma\sum_{d=t-t_0}^{t}k_r^d x_i^{(a)}(t-d)-\theta_i^{(a)}\Big]$$

②当 $t<=t_0$ 时，将①中 $d=t-t_0$ 改为 $d=0$　　(1)

$x_i^{(a)}(t+1)$ 是 a 层第 i 个神经元 $t+1$ 时刻的输出；$\omega_{ij}^{(a\beta)}(t)$ 和 $\omega_{ij}^{(aa)}(t)$ 分别表示不同层神经元之间和同层神经元之间的连接权值；$I_i^{(a)}(t-d)$ 表示外部输入项，$\theta_i^{(a)}$ 是阈值，λ 为分支参数，k_i^d、k_m^d 和 k_r^d 表示不应性衰减因子；函数 $\psi(\cdot)$ 为具有陡度参数 ε 的 Logistic 函数。为了讨论方便，令 $\psi(\cdot)$ 中第一项即外部输入为 $\xi_i(t)$，第二项即神经元之间的相互连接为 $\eta_i(t)$，第

*)基金项目：重庆市应用基础基金资助。段书凯　硕士，讲师，研究方向为信息处理和神经网络。刘光远　博士，教授，研究方向为神经网络、计算智能等。

维普资讯 http://www.cqvip.com

三项即不应性影响为 $\zeta_i(t)$。

2.3 区分并记忆未知模式

当已知模式作为输入时，只有被存储的模式被回忆，MSLCNN 中两种力量作用在同一方向：1)趋向能量函数最小值的力量；2)趋向于输入模式的力量。这两种力量方向的一致性使网络围绕输入模式进行搜索，并且稳定在这个模式上，这可以看作是混沌搜索到回忆锁定的过程。当未知模式作为输入时，由于未知模式与能量函数的最小值不一致，趋向能量函数最小值的力量和趋向于输入模式的力量便会作用于不同的方向，从而出现混沌巡回。这些行为类似于 Freemam 发现的兔子嗅觉生理反应：当一个已知模式作为输入，相一致的反应出现；当一个未知模式作为输入，包含未知状态的混沌反应便会出现。利用这种特征便可以区分出未知模式[1]。

在 MSLCNN 模型中，当未知模式作为输入时，网络最后达到的不是混沌巡回而是未知输入模式。这是因为连续输入很长时间后，输入时空总和 $\xi_i(t)$ 的影响变得比神经元之间的相互连接为 $\eta_i(t)$ 影响与不应性影响为 $\zeta_i(t)$ 更强一些。也就是说，如果网络运行时间到一定程度时，对于所有神经元，下面的不等式成立

$$|\xi_i^{(a)}(t)|>|\eta_i^{(a)}(t)+\zeta_i^{(a)}(t)|$$

$$(\text{for } \forall\ i(i=1,2,\cdots,N) \text{ and } \exists\ a(i=1,2,\cdots,L)) \qquad (2)$$

如果这个不等式满足，网络的状态被认为是稳定状态，网络达到稳定状态的时间 T_0 定义为

$$T_0=\min\{t\,|\,|\xi_i^{(a)}(t)|>|\eta_i^{(a)}(t)+\zeta_i^{(a)}(t)|$$

$$\text{for } \forall\ i(i=1,2,\cdots,N) \text{ and } \exists\ a(i=1,2,\cdots,L)\} \qquad (3)$$

在 Osana Y 模型[8]中，没有考虑记忆模式中存在共同项的情况，即若(A，a，1)作为已知模式，包括共同项“A”的(A，b，3)作为输入时，不被当作未知模式补记忆。而实际上，(A，b，3)也应作为未知模式记忆到网络中(式(2)，(3))。

区分出未知模式的标准定义分

$$V=\sum_{t=1}^{T_0}\sum_{a=1}^{L}\sum_{i=1}^{N}|x_i^{(a)}(t)-x_i^{(a)}(t-1)| \qquad (4)$$

当未知模式作为输入时，网络出现混沌巡回，V 不断增大，如果变量 V 比旧的阈值 V_0 大，输入模式被认为是未知模式，即

$$V>V_0 \qquad (5)$$

当未知模式作为输入模式时，该模式被记忆，用 Hebb 学习算法进行训练，权值更新公式为

$$\omega^{(\alpha\beta)new}=\omega^{(\alpha\beta)old}+\delta x^{(\alpha)}(T)(T^{(\cup)})x^{(\beta)}(T) \qquad (6)$$

式(6)中 δ 为学习率。

3 仿真实验研究

为了证明 MSLCNN 的连续学习能力，本文设计了三层 MSLCNN(每层包含81个混沌神经元)。实验设计的参数为：$k_r^d=1.00$，$k_m^d=1.00$，$k_r^d=0.10$，分支参数 $\lambda=10.0$，$v=25$，$\varepsilon=0.04$，$t_0=4$，$V_0=80$，$\delta=1.0$。模式信息用双极性代码1和−1表示。

3.1 仿真实验步骤

为了表述方便，本文设计如下实验步骤

Step 1 通过 Hebb 规则训练权值将一个模式记忆到网络中。

Step 2 输入模式到 MSLCNN 中，判断是否为已知模式，若为已知模式，输出已知模式；否则，转 Step 3。

Step 3 若为未知模式，将未知模式记忆到网络中。判断是否还有模式输入，若无，流程中止；否则，转 Step 2。

3.2 仿真实验结果

首先将模式(A，a，1)记忆到网络中，依次输入不同的模式，考察 MSLCNN 的连续学习能力。

1. 以(A，a，1)作为输入时，模式能迅速地回忆出来，因为该模式已经存在于 MSLCNN 中(图1)。

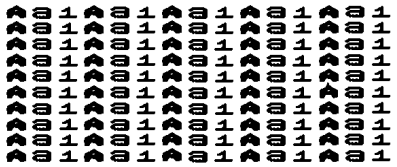

图1 (A，a，1)作为输入时网络的输出

2. 以(C，b，2)作为外部输入，MSLCNN 不能很好地回忆出(C，b，2)，因为(C，b，2)没有被记忆到网络中，因此显示出混沌巡回(图2)。

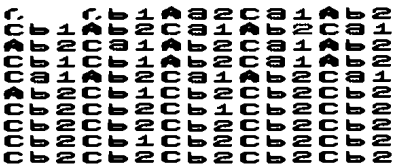

图2 (C，b，2)作为外部输入时网络的输出

3. 外部输入的(C，b，2)被认为是未知模式，模式被记忆。这时，将(A，-，-)作为输入，MSLCNN 模型能回忆出(A，a，1)(图3)；将(C，-，-)作为输入，MSLCNN 模型能回忆出(C，b，2)(图4)。

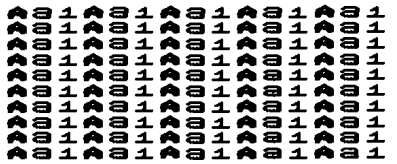

图3 (A，-，-)作为输入时网络的输出

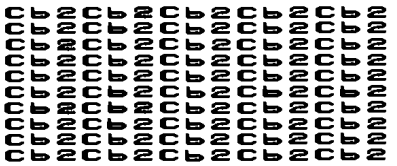

图4 (C，-，-)作为输入时网络的输出

4. 将(A，b，3)作为外部输入，MSLCNN 回忆出(A，b，3)的机会很小，因为(A，b，3)没有被记忆到网络中，MSLCNN 显示出混沌巡回(图5)。(A，b，3)被认为是未知模式，模式被记忆。这时，将(A，-，-)作为输入，MSLCNN 模型能回忆出(A，a，1)和(A，b，3)(图6)。

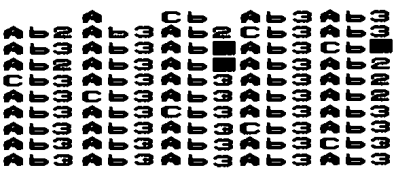

图5 (A，b，3)作为输入时网络的输出

(下转第139页)

维普资讯 http://www.cqvip.com

```
fitness;
while p_best<14 and t<MaxGen do
begin
    perform crossover and mutation operator among P_t to generate
    offspring group Q_t
    select the top N best individuals from P_t∪Q_t to replace P_t;
    t=t+1;
end.
```

其中，MaxGen 为设定的最大演化代数。

5. 实验与分析

我们用 C++ 语言实现了上述算法，并进行了10次独立实验，实验参数设置如下：种群规模 PopSize＝100；最大演化代数 MaxGen＝10000；杂交概率＝0.2；变异概率＝0.8。

需要说明的是，之所以将变异概率设置较大，是因为在实验过程中，我们发现变异算子在搜索过程中起到了更关键性的作用，这一方面是因为变异算子在演化过程中起到了探索未知的有希望的区域的作用，另一方面变异算子克服了种群演化过程中多样性的缺失，避免了过早收敛。

10次实验中，除一次运行到最大代数未收敛外，其他均高效地找到了问题的解。算法所找到的问题的一个可行解为：

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \end{bmatrix}$$

即日本人养斑马，挪威人喝矿泉水。上述解的形式并非巧合，而是与编码有关，打乱编码顺序，解的形式会有所不同，但是答案是唯一的。

值得注意的是，算法有一次是不收敛的，即找不到问题的可行解就结束了，这主要是因为在解空间中有很多局部最优点，例如，某些解虽然能满足12或13个约束条件，然而它们与问题的可行解在结构上却相去甚远。一旦搜索种群陷于局部最优而无法有效跳出，得不到可行解也就不足为奇了。这一点更说明前面提及的算法的启发信息挖掘的重要性。启发信息不全面容易造成算法的误导。

结　论　约束可满足性问题是实际应用中常见的一类问题，本文初步探索了用演化算法求解约束可满足性问题，实验表明所提方法是可行、有效的。类似的更多更具挑战性的约束可满足性问题将成为我们下一步的研究对象。

参 考 文 献

1 Michalewicz Z, Fogel D B. How to Solve It: Modern Heuristics [B]. Springer, Berlin, 2000. 157～160

2 Holland J H. Adaptation in Nature and Artificial Systems [B]. MIT Press, 1992

3 Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, Machine Learning [B]. Reading MA: Addison Wesley, 1989

4 潘正君，康立山，陈毓屏. 演化计算[B]. 清华大学出版社，1998. 1～8，16～17

（上接第136页）

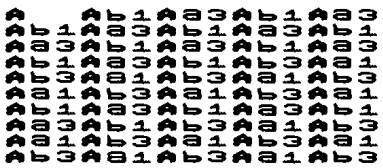

图6　(A,-,-)作为输入时网络的输出

5. 当(A,b,3)再次作为输入时，只有(A,b,3)被回忆出来(图7)。

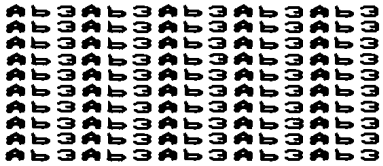

图7　(A,b,3)作为输入时网络的输出

结论　通过本文的研究和仿真实验，可以得出以下结论：(1)本文提出的新型混沌神经网络模型(MSLCNN)能够区分已知模式和未知模式，并且记忆未知模式(包括与已知模式存在共同项的模式)，具有与人脑相似的连续学习能力。(2)混沌神经网络的连续学习能力与网络结构(即考虑时空总和的范围)、网络参数、权值学习算法等因素有密切的关系。在利用混沌神经网络进行连续学习时应综合考虑这些因素的影响。

参 考 文 献

1 Aihara K, Takabe T, Toyoda M. Chaotic neural networks [J]. Physics A, 1990, 144(6-7): 333～340

2 Yao Y, Freeman W J. Model of biological pattern recognition with spatially chaotic dynamics [J]. Neural Networks, 1990, 3: 153～170

3 Kaneko K. Clustering, coding, switch, Hierararchial ordering and control in a network of chaotic elements. Physics D, 1990, 41: 137～172

4 Ishii S, Fukumizu K, Watanabe S. A network of chaotic elements for information processing. Neural networks, 1996, 9(1): 25～40

5 Inoue M, Nagayoshi A. A chaos neurocomputer. Physics A, 1991, 158: 373～376

6 Osana Y, Hattori M, Hagiwara M. Chaotic bi-directional associative memory. IEEE International Conference on Neural Networks, Houston, 1997, 2: 816～821

7 Osana Y, Hagiwara M. Separation of superimposed pattern and many- to-many associations by chaotic neural networks. International Joint Conference on Neural Networks, Anchorage, 1998, 1: 514～519

8 Osana Y, Hagiwara M. Successive learning in chaotic neural network. International Joint Conference on Neural Networks, Anchorage, 1998, 2: 1510～1515

9 段书凯，刘光远. 混沌神经网络在分离叠加模式和信息恢复中的应用[J]. 西南师范大学学报(自然科学版)，2003，28(2)：218～221

10 刘光远，段书凯. 混沌神经网络在分离叠加模式和多对多联想中的应用[J]. 计算机科学，2003，30(3)：83～85

11 Shukai D, Guangyuan L, Lidan W. A Novel Chaitic Neural Network for Many-to-Many Associations and Successive Learning. In: Intl. Conf. on Neural Networks and Signal Processing, Nanjing, 2003 (acceptance)