

文章编号:1007-6735(2011)02-0145-05

视知觉学习的自组织机制研究

陈家伟, 陈六君, 刘 艳

(北京师范大学 管理学院, 北京 100875)

摘要: 在 Hebb 学习法和侧向相互作用的基础上,建立了具有知觉学习功能的神经网络模型,以汉字学习过程为例,模拟了视知觉模式从整体知觉到局部知觉的转变. 知觉模式的转变源于网络权重的结构性变化,即由初始的随机分布变为块状分布,而局部的侧向相互作用是导致宏观有序结构产生的核心机制.

关键词: 知觉学习; 神经网络; 侧向相互作用; 自组织

中图分类号: N 949 **文献标志码:** A

Research on the self-organization mechanisms of visual perceptual learning

CHEN Jia-wei, CHEN Liu-jun, LIU Yan

(School of Management, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: Based on Hebb learning rule and lateral interaction, a neural network with the function of perceptual learning was developed. For example, the process of Chinese characters learning was simulated, which shows the transition of perceptual mode from global perception to local perception. The transition of perceptual mode is based on the structural changes of the network weights, i. e. the weights change from the random distribution to the block distribution. Lateral interaction in local range is the core mechanism that leads to the formation of global order.

Key words: perceptual learning; neural network; lateral interaction; self-organization

知觉具有学习的特征,大脑感知外部世界的策略总是随着经验的增加而变化,汉字的知觉过程也体现了这个特点. 汉语的初级学习者最常使用的学习方式是整体字形策略^[1],例如,把“商”字看成一张悲伤的脸. 这种方式可以帮助学习者记忆汉字,但也是使得他们在写汉字时常出现缺少笔画的原因之一. 对中高级汉字学习者的研究表明,汉字的部件和

位置信息在高年级留学生的汉字知觉过程中起到了重要作用^[2],学习者已经能够对汉字做出拆解并对部件在汉字中的位置有一定敏感性. 而母语为汉语的有经验学习者,能很快地抽取汉字的各个组成部分,而不是把整个汉字作为一个整体来知觉. 例如,在测试对汉字反应时的实验中,当给学习者看过汉字“怕”以后,分别测试对汉字“白”、“百”、“黑”的反

收稿日期: 2011-02-11

作者简介: 陈家伟(1973—),男,讲师. 研究方向:系统理论、神经网络等. E-mail: chenjiawei@bnu.edu.cn

刘 艳(联系人),女,讲师. 研究方向:复杂系统理论、计算神经科学. E-mail: bnuliuyan@bnu.edu.cn

应时,结果“白”的反应时间明显少于其他两个字,这也说明了学习者在对汉字的知觉中具有快速拆解能力.

可见对汉字来说,有两种基本的知觉方式,即整字加工和部件分解,而部件分解方式具有更高的效率,通过训练,学习者的知觉策略会由整字加工方式向部件分解方式转化.知觉模型的模拟结果也表明^[3],大脑中可能存在局部到整体和整体到局部两种知觉模式,局部到整体的知觉效率更高,这与行为实验的结果是一致的,但知觉模型不能实现行为实验中观察到的知觉模式的转变.由知觉模型可知,知觉模式在神经系统中体现为不同的权重分布方式,知觉模式的转变就体现为权重分布方式的变化.作者认为权重分布方式的转变过程是一个自组织过程,即通过神经元之间局部的相互作用从而形成整体上权重分布状态的改变,本文将讨论这个过程发生的神经动力学机制.

实际上,讨论大脑自组织机制的模型在20世纪80年代初就有了,1982年Kohonen提出的自组织映射(self-organizing map, SOM)神经网络模型就是其中一个成功案例^[4],该模型能够比较好地模拟大脑中发生的一些自组织过程. Erwin等的研究表明, SOM模型可以解释猕猴初级视觉皮层形成的过程^[5]. 邢红兵等用SOM模型模拟小学生对形声字命名过程中的一致性和规则性,得到了和行为实验一致的结果^[6]. 本文以知觉模型为基础,加入局部的侧向相互作用机制,建立能反映汉字知觉学习过程权重演化的神经网络模型,通过对多个汉字样本的学习,权重整体的分布发生变化,实现汉字整体知觉向局部知觉的转变.

1 模型

1.1 模型结构

在Edelman统计学习模型^[7]和Chen知觉模型^[3]的基础上建立知觉学习模型.模型分3层,输入层X、中间层Y和输出层Z,如图1所示.输入层和输出层都是由 40×40 的神经元点阵组成,中间层由4个 40×40 的感受野 R_i 组成.输入层神经元 X_{mn} 分别连接中间层4个感受野 R_i 的对应神经元 $Y_{i,mn}$,连接权重分别为 $u_{i,mn}$;中间层的4个神经元 $Y_{i,mn}$ 再共同输入到输出层神经元 Z_{mn} ,连接权重分别为 $v_{i,mn}$.其中,下标 $i=1,2,3,4$; $m, n=1,2, \dots, 40$,分别表示感受野的编号和神经元的位置.

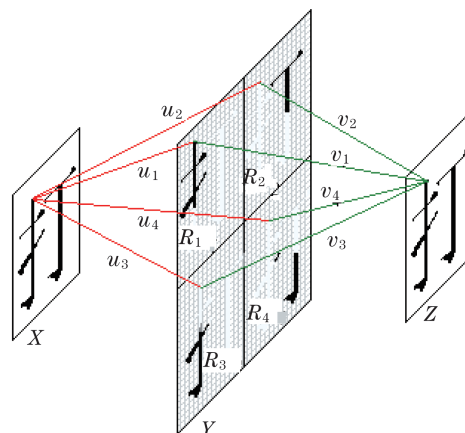


图1 知觉学习模型结构示意图

Fig.1 Network structure of perceptual learning model

不同感受野之间的神经元存在竞争关系,当输入 X_{mn} 不为0时, $Y_{i,mn}$ 只能有一个激活;同一个感受野内的神经元之间存在着合作关系,合作方式采用侧向相互作用机制,被激活神经元对近邻的神经元有兴奋性刺激.

1.2 输入层到中间层的权重调整

中间层加入侧向相互作用,使得输入层到中间层的权重矩阵 U 发生变化的因素变为了两个:一个是来自输入层的输入;另一个是来自同一层神经元之间的相互作用.两者引起的变化之和为总的权重变化.

对于外部输入引起的权重矩阵 U 的调整,参照Edelman使用的伪Hebb学习法进行^[7],方程为

$$\begin{cases} \theta_i(t) = \alpha \min\{c_i(t-1), \dots, c_i(t-h)\} + (1-\alpha) \max\{c_i(t-1), \dots, c_i(t-h)\} \\ c_i(t) = \sum_{m,n} u_{i,mn}(t) x_{mn} - \theta_i(t) \\ \begin{cases} Y_i(t) = \tanh[kc_i(t)], & c_i(t) \geq 0 \\ Y_i(t) = 0, & c_i(t) < 0 \end{cases} \\ u_{i,mn,e}(t) = u_{i,mn,e}(t-1) + \eta[Y_i(t)x_{mn}u_{i,mn}(0) - Y_i^2(t)u_{i,mn,e}(t)] \end{cases}$$

式中, t 为时间; θ 为感受野的阈值,具有历史相关的特性; h 为历史长度; c 为感受野的净输入; Y 为感受野的输出; u 为连接权重; η 为网络训练时的学习效率;下标 i 表示感受野的编号; mn 表示神经元在感受野中的位置; e 为外部输入导致的权重变化.

感受野之间的竞争与合作仿照Kohonen使用的侧向相互作用^[4],分为前期的竞争过程和后期的合作过程.对于输入层的任意神经元 X_{mn} ,与它连接的中间层神经元为 $Y_{1,mn}, Y_{2,mn}, Y_{3,mn}, Y_{4,mn}$,权重分别为 $u_{1,mn}, u_{2,mn}, u_{3,mn}, u_{4,mn}$.当外界输入

x_{mn} 不等于 0 时, 则第 c 个感受野的神经元 $Y_{c,mn}$ 获胜, 如果 $x_{mn} u_{c,mn} \geq x_{mn} u_{i,mn}$, 对 $\forall i$ 成立, 这是竞争过程. 获胜神经元影响它邻域内的神经元, 使得这些神经元和输入层之间的权重增加, 这是合作过程. 邻域半径设为 $N_{c,mn}(t)$, 其大小随时间变化.

$$N_{c,mn}(t) = \beta(t) x_{mn}(t) u_{c,mn}(t) S$$

式中, S 为感受野的大小, 取值为 40; $\beta(t)$ 为确定邻域范围大小的系数.

侧向相互作用的大小由该神经元到获胜神经元之间的距离决定, 这里采用高斯分布的形式描写这种相互作用的大小, 即当 $N_{c,m'n'}$ 为获胜神经元时, $N_{c,mn}$ 获得的权重变化

$$\Delta u_{c,mn,I(m'n')} = x_{m'n'} u_{c,m'n'} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$d = \sqrt{(m - m')^2 + (n - n')^2}$$

式中, d 为 $Y_{c,m'n'}$ 和 $Y_{c,mn}$ 的距离; 下标 $I(m'n')$ 表示感受野内部相互作用是由 $Y_{c,m'n'}$ 引起的.

则由于侧向相互作用, 神经元 $N_{c,mn}$ 获得的权重改变为

$$\Delta u_{c,mn,I} = \sum_{m',n'} \Delta u_{c,mn,I(m'n')}$$

总的权重变化为输入层和中间层引起的权重变化之和, 即

$$u_{i,mn}(t) = u_{i,mn}(t-1) + \Delta u_{i,mn,e}(t) + \Delta u_{i,mn,I}(t)$$

再考虑权重矩阵 U 的归一化可得

$$u_{i,mn}(t) = \frac{u_{i,mn}(t)}{\sum_{j=1}^4 u_{j,mn}(t)}$$

中间层神经元的输出为

$$y_{i,mn}(t) = x_{mn}(t) u_{i,mn}(t)$$

1.3 中间层到输出层的权重调整

采用感知机整合方式调整中间层到输出层的权重, 每一次训练过程经过计算输出、调整权重和归一化 3 个阶段, 方程为

$$\begin{cases} z_{mn}(t) = \begin{cases} 1 & v_{mn}(t) y_{mn}(t) - \rho \geq 0 \\ 0 & v_{mn}(t) y_{mn}(t) - \rho < 0 \end{cases} \\ v_{mn}(t) = v_{mn}(t-1) + \xi [x_{mn}(t) - z_{mn}(t)] y_{mn}^T(t) \\ v_{i,mn}(t) = v_{i,mn}(t) / \sum_j v_{j,mn}(t) \end{cases}$$

式中, v_{mn} 为中间层, $v_{mn} = (v_{1,mn}, v_{2,mn}, v_{3,mn}, v_{4,mn})$; y_{mn} 为中间层的输出, $y_{mn} = (y_{1,mn}, y_{2,mn}, y_{3,mn}, y_{4,mn})^T$; z_{mn} 为输出层的输出; ξ 为学习效率; ρ 为输出层神经元的阈值.

2 模拟结果

2.1 初始状态

知觉学习模型模拟知觉模式改变的过程, 假定初始时刻权重矩阵 U 的分布为代表整体到局部知觉模式的随机分布, 即 $u_{i,mn} = \text{rand}(0 \sim 1)$, $\forall i, m, n$, 再

进一步归一化, 即 $u_{i,mn} = u_{i,mn} / \sum_{j=1}^4 u_{j,mn}$, 结果如图 2 所示.

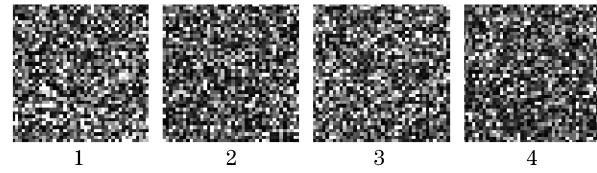
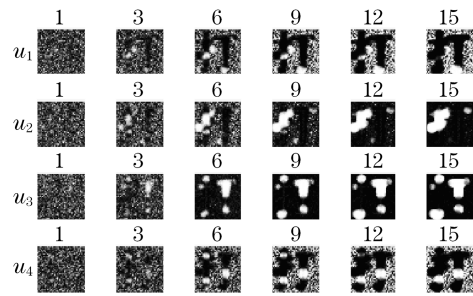


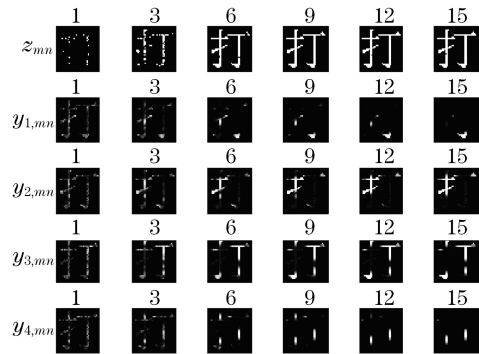
图2 输入层到中间层的初始权重是归一化了的随机分布
Fig.2 Initial weights from input layer to middle layer is assumed as normalized random distribution

2.2 单个汉字的训练

首先采用单个汉字“打”对模型进行训练, 考察权重分布的演化过程. 选择上文中的参数分别为 $\theta_i(0) = 50$, $\eta = 0.5$, $h = 5$, $k = 0.1$, $\alpha = 0.2$, $\rho = 0.3$, $\xi = 0.5$, $\beta = 0.1$. 权重矩阵 U 以及中间层和输出层的输出随时间的演化结果如图 3 所示.



(a) 输入层到中间层的权重随时间的演化过程



(b) 中间层和输出层的输出随时间的演化过程

图3 使用单个汉字训练网络时权重和输出随时间的演化
Fig.3 One Chinese character is used to train the model, and the weights and outputs are displayed

学习的开始阶段,中间层每个感受野的输出以汉字的基本轮廓为主,随着训练的进一步进行,各感受野逐渐转向对输入的某一部分敏感,从而获取更多的细节,这种学习方式的转变能带来效率的提高,有利于输出层更快地重现样本,实际上,6次训练就已经能比较完整地重现输入了,9次训练能够完成对样本的再现。

2.3 多个汉字的训练

使用具有相同特征的多个汉字训练网络,不仅能够发生知觉模式转变,而且能够获得汉字的局部特征.本文选取如图4(a)所示的10个左右结构的汉字,每一次随机抽取其中1个汉字训练网络,参数选取与训练单个汉字时相同,只是邻域范围增为 $\beta(t)=0.35$.训练40次后得到权重 U 的演化结果如图4(c)所示.训练过程中的两次输出结果如图4(b)所示.

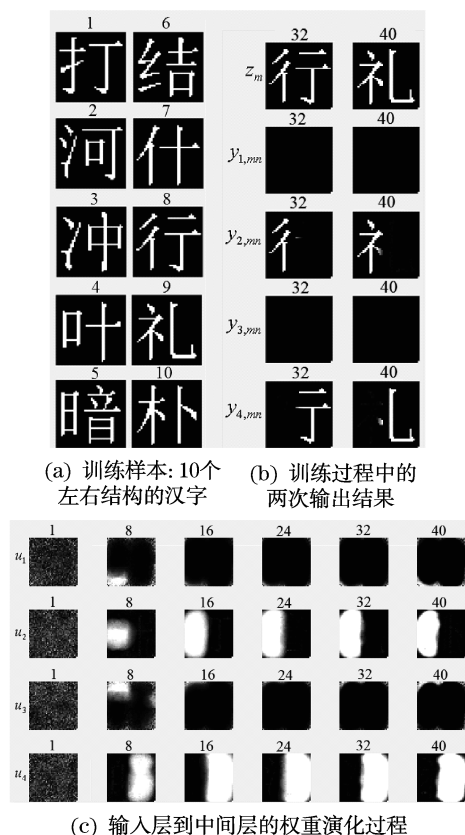


图4 用相同结构的汉字训练网络能抽取汉字的局部特征

Fig.4 A group of Chinese characters with the same structure are used to train the network, and the local feature can be extracted

用多个汉字对模型训练也能够实现感受野权重的重新分布,即从初始的随机分布状态转变到最终的块状分布状态,从而使得各感受野最终只对输入

的某一部分敏感,实现了从整体知觉到局部知觉的转变.用特定结构的汉字训练模型,还能实现对汉字进行有意义的拆解,从而提取出局部特征——偏旁部首.

2.4 对神经连接受损时的模拟

某些脑区的神经连接受到损伤将会影响其功能的实现,本文研究知觉学习过程中神经连接损伤对权重 U 的最终分布状态的变化.采用与2.2条完全相同的参数和初始条件,只是假设 $\beta(t)=0.35-t(0.35-0.1)/40$,当学习到第10次的时候,假设神经系统受到损伤,即当 $t=11$ 时, $u_{4,mn}=0$,对任意 (m,n) 成立.再继续学习30次,得到权重分布结果为图5所示.

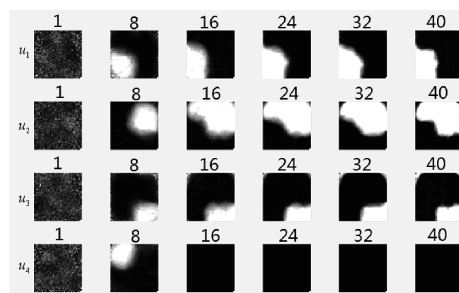


图5 训练过程中神经连接受损时的权重演化过程

Fig.5 Weight evolves with time before and after the damage of neural connections

第10次的结果和第40次时的结果相比,只是 R_2 和 R_1 的敏感范围扩大,占据了 R_4 敏感的区域,而其他感受野的权重变化较小,没有引起全局性的重新分布.这说明在学习过程中,当有神经连接损伤,损伤部分所敏感的区域会被对该区域周围敏感的感受野代替,从而保证知觉过程能够完成.躯体感觉皮层也存在类似的情况,Merzenich在20世纪80年代所做的泉猴躯体感觉实验也发现了类似现象^[8].

3 结束语

在Hebb学习法和侧向相互作用的基础上,建立了具有分解和整合功能的视知觉学习模型.在代表整体知觉模式的初始条件下,使用不同样本集对模型进行训练,权重均发生了分布状态的变化,即由随机分布向块状分布转变,权重分布方式的转变代表了整体知觉模式向局部知觉模式的转变,从模拟的角度实现了学习者对汉字知觉模式的转变.使用相同结构的汉字训练模型,模型还能够抽取汉字的

局部特征——偏旁部首.在神经元受损的情况下,模型的结果与猴躯体感觉皮层损伤时发生的结果一致.

输入层到中间层权重分布模式的转变过程是自组织过程.模型中虽然只设定了局部的权重调整规则,却能够在整体上实现权重的有序块状分布,从而实现了输入局部到整体的知觉,有着明显的自组织特性.神经元之间的侧向相互作用是自组织过程发生的核心机制,由此可以猜想,侧向相互作用可能是大脑皮层可塑性的重要机制,是神经细胞产生特异性选择的重要原因之一.

参考文献:

- [1] 江新,赵果.初级阶段外国留学生汉字学习策略的调查研究[J].语言教学与研究,2001(4):10-17.
- [2] 冯丽萍,卢华岩,徐彩华.部件位置信息在留学生汉字加工中的作用[J].语言教学与研究,2005(3):66-72.
- [3] CHEN Jiawei, LIU Yan, CHEN Qinghua, et al. A neural network model for Chinese character perception[C]//

Proceedings of the 5th International Conference on Natural Computation (ICNC'09), 2009, 319-323.

- [4] KOHONEN T. The Self-Organizing Map[M]. 2nd ed. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 1997.
- [5] ERWIN E, OBERMAYER K, SCHULTEN K. Models of orientation and ocular dominance columns in the visual cortex: a critical comparison[J]. Neural Computation, 1995(7):425-468.
- [6] XING Hongbin, SHU Hua, LI Ping. The acquisition of Chinese characters: Corpus analyses and connectionist simulations[J]. Journal of Cognitive Science, 2004, 5: 1-49.
- [7] EDELMAN S, INTRATOR N, JACOBSON J S. Unsupervised learning of visual structure[C]// Proceedings of the 2nd International Workshop On biologically Motivated Computer Vision, 2002(2525):629-643.
- [8] MERZENICH M M, NELSON R J, STRYKER M P, et al. Somatosensory cortical map changes following digit amputation in adult monkeys[J]. Journal of Comparative Neurology, 1984(224):591-605.

(上接第144页)

参考文献:

- [1] 约翰·梅纳德·凯恩斯.就业、利息和货币通论[M].李欣全,译.海口:海南出版社,2010.
- [2] 布赖恩·斯诺登,霍华德·文,彼得·温纳齐克.现代宏观经济学指南——各思想流派比较研究引论[M].苏剑,译.北京:商务印书馆,1998.
- [3] 张理智.论“乘数原理”之谬误[J].广西社会科学,1995(1):43-49.
- [4] 张理智.乘数原理:谬误与神话[J].数量经济技术经济研究,2005,22(1):150-152.
- [5] 陆善民.凯恩斯“乘数公式”是个谬误[EB/OL].地球经济论坛, <http://www.dqjj.com/jjbbs/UploadFile/200311267225735015.doc>, 2003-10-06.
- [6] 马跃林.论凯恩斯乘数理论之谬误[EB/OL].经济学家, http://www.jxj.com.cn/news_detail.jsp?keyno=2020, 2003-11-21.
- [7] KAHN R F. The relation of home investment to unemployment[J]. The Economic Journal, 1931, 42(162):173-198.

- [8] KEYNES J M. The General Theory of Employment, Interest and Money[M]. London: Macmillan, 1936.
- [9] 方福前.从《货币论》到《通论》——凯恩斯经济思想发展过程研究[M].武汉:武汉大学出版社,1999.
- [10] 郭存芝,方定宝,汪晟昊,等.乘数原理并非谬误与神话——与张理智先生商榷[J].数量经济技术经济研究,2006(5):157-161.
- [11] 萨缪尔森,诺德豪斯.经济学[M].萧琛,译.北京:人民邮电出版社,2004.
- [12] 约翰·梅纳德·凯恩斯.凯恩斯文集.第九卷.预言与劝说[M].赵波,包晓闻,译.南京:江苏人民出版社,1999.
- [13] WRIGHT A L. The genesis of the multiplier theory[J]. Oxford Economic Papers, New Series, 1956, 8(2):181-193.
- [14] BRANSON W H. Macroeconomic Theory and Policy[M]. New York: Harper and Row, 1972.
- [15] TURVEY R. Some notes on multiplier theory[J]. The American Economic Review, 1953, 18(3):275-294.
- [16] 厉以宁.宏观经济学[M].北京:高等教育出版社,2000.