

光学神经网络动力学行为的实验观察*

薛 唯

(北京理工大学光电工程系, 北京 100081)

摘要 实验研究了光学神经网络系统的动力学行为, 给出了实验观察结果, 并讨论了系统参量与动力学行为的关系。

关键词 神经网络, 动力学, 复杂系统

1 引言

用光学手段完成人工神经网络已成为光学信息处理的一个重要分支。光学神经网络是一个典型的复杂动力学系统, 它应该表现出更为复杂多样的行为。然而, 自光学神经网络问世以来, 有关它的动力学行为的研究报道寥寥无几。1989年 Lee 在实验中, 观察到振荡现象, 但未给出清楚的解释^[1]。1990年 Hausler 提出了一个空间不变互连反馈系统来实现自联想^[2], 通过数字模拟表明这一系统可以通过调节参量显示混沌和定点。然而, 他的系统是空间不变互连, 失去了神经网络的普遍性。1992年 Farhat 提出“分岔神经元”(bifurcating neuron)模型^[3], 并采用光电技术实现了这一模型。神经元对周期性输入表现出锁相和混沌, 通过改变输入频率, 可实现这两种动力学行为的切换。但由于分岔神经元的结构复杂, 至今尚未构成网络系统。瑞士 Neuchatel 大学的研究组在一个全光学 H-模型神经网络系统上观察到稳态和准周期振荡等一系列动态行为^[4]。实验表明基于 H-模型的光学神经网络系统除具有定点(稳态)外还具有振荡等动力学行为。本文研究了一个全光学 H-神经网络的动力学行为, 给出了实验结果, 并就动力学行为与系统参量的关系进行了分析和讨论。

2 实验

我们采用 Shariv 的抑制(Inhibitory)模型^[5]。该模型在 Hopfield 模型基础上, 去掉所有正互连权重, 仅保留负权重。互连矩阵定义为

$$T_{ij}' = \begin{cases} |T_{ij}| & \text{如果 } T_{ij} \leq 0 \\ 0 & \text{其它情况} \end{cases} \quad (1)$$

$$T_{ij}'' = \frac{T_{ij}'}{\sum_{j=1}^N T_{ij}'} \quad (2)$$

* 北京理工大学引进人才科研启动基金资助项目。

收稿日期: 1995-11-10; 收到修改稿日期: 1996-05-09

其中 T_{ij} 是 Hopfield 模型的互连矩阵。神经网络的动力学遵从如下方程

$$\frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^N T_{ij} N_j - \alpha u_i + I_i \tag{3}$$

$$N_i = g_i(u_i) \tag{4}$$

其中 N_i 为第 i 个神经元的输出, u_i 为累积势能, g_i 为一 NOR 函数称为增益函数, α_i 为衰减常数, I_i 为初始输入。

实验系统如图 1 所示, 激光束通过位相光栅 G_1 在液晶光阀 LCLV 的读出端产生 3×3 神经元阵列。 P_1 的偏振方向为垂直, P_2 与 P_1 正交, 这样每个神经元的非线性响应函数为 NOR 函数。透镜 L_3 和 L_4 用来保证反馈神经元阵列的空间不变性。采用另一个位相光栅 G_2 和 L_5 、 L_6 构成的 $4F$ 系统实现互连。权重由模板 Mask 控制, 模板中存储的图形是字母“L”和“T”(见图 2)。非线性反馈由液晶光阀完成。氦氖激光器通过 G_3 和输入模板 IN 产生初始输入。神经元的状态由 CCD 和 PC 实时监测。

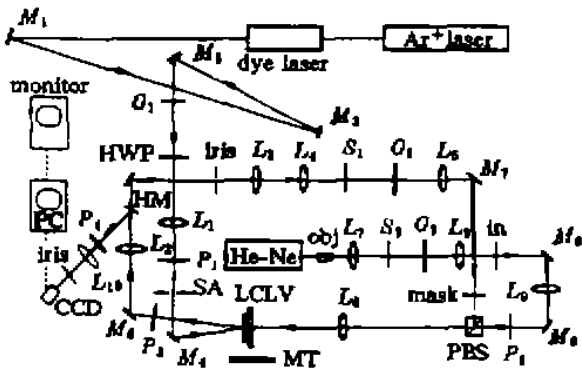


图 1 光学神经网络实验系统

$M_1 \sim M_9$, 反射镜; $L_1 \sim L_{10}$, 透镜; $P_1 \sim P_4$, 偏振片; HWP, 半波片; SA, 矩孔光阑; S_1, S_2 , 快门; $G_1 \sim G_3$, 光栅; PBS, 偏振分束镜; IN, 初始输入模板; Obj, 物镜; HM, 半反镜; MT, 精密位移台

Fig. 1 The all-optical neural network system

$M_1 \sim M_9$, mirrors; $L_1 \sim L_{10}$, lenses; $P_1 \sim P_4$, polarizers; HWP, half wave plate; SA, square aperture; S_1, S_2 , shutters; $G_1 \sim G_3$, gratings; PBS, polarizing beam splitter; IN, initial input mask; Obj, objective lens; HM, half reflecting mirror; MT, micro translation stage

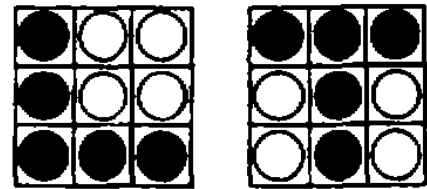


图 2 模板中存储的图形: 字母“L”和“T”

Fig. 2 The two 3×3 memory patterns “L” and “T”

启动系统之前, 首先关闭快门 S_1 , 打开快门 S_2 , 通过输入模板引入一个初始输入。使系统稳定于初始态。启动系统时打开 S_1 同时关闭 S_2 , 此后系统根据自身的动力学规律运转。每个神经元的状态(光强)可在开态(亮)和关态(暗)之间连续变化。系统的运转在时间上是连续的, 因而液晶光阀必须是可连续读写的。实验系统中的 LCLV 是一个垂直向列液晶光阀, 可满足此要求。

给系统一个初始输入“T”, 启动系统我们发现它非常缓慢地演化出“L”, 随后, 它又返回“T”, 系统进入了一种准周期振荡状态。图 3 给出了神经元的光强随时间的变化。由分析可知对存储图形“T”和“L”, N_1, N_2 和 N_3 这三个神经元的状态不随时间变化。为了突出系统的动力学行为, 我们删除了 N_1, N_2 和 N_3 的光强曲线。

如图 3 所示, 系统由初始态到准周期振荡状态共经历了四个阶段。第一阶段, 反馈回路关闭, 无初始输入, 此时各神经元的光强虽不均匀但都处于开态。第二阶段, 反馈回路仍然关闭,

但系统被置于初始态“ T ”。当反馈回路一打开,系统迅速进入了一个过渡阶段,即第三阶段。这一阶段持续了约 3 min,一开始所有神经元趋向于它的相反态,随后系统逐渐演化进入准周期振荡阶段,即第四阶段,周期为 100 s,振荡中每一神经元的动态范围比初始状态要小。调节进入光阅读出端的光强,当其降低到某一值时,振荡停止,所有神经元都处于开态。此时系统的有效增益小于 1,反馈中断,因而无法正常运转。图 4 为系统对初始输入“ L ”的动力学行为。我们发现对不同的初始输入,过渡阶段三的长短略有变化,但系统进入振荡阶段之后其动力学行为基本相同。

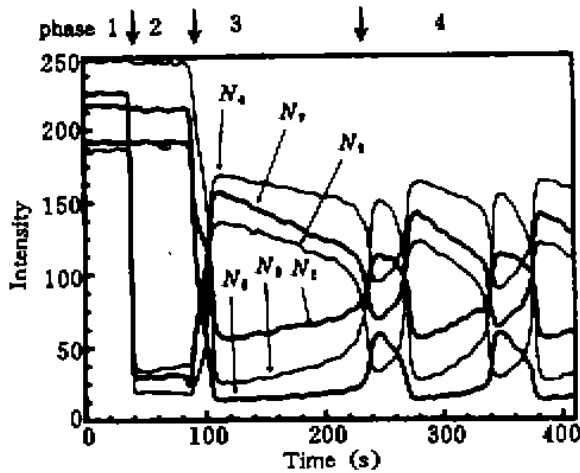


图 3 系统对初始图形“ T ”的动力学行为

Fig. 3 Dynamics of the neural network for initial patterns “ T ”

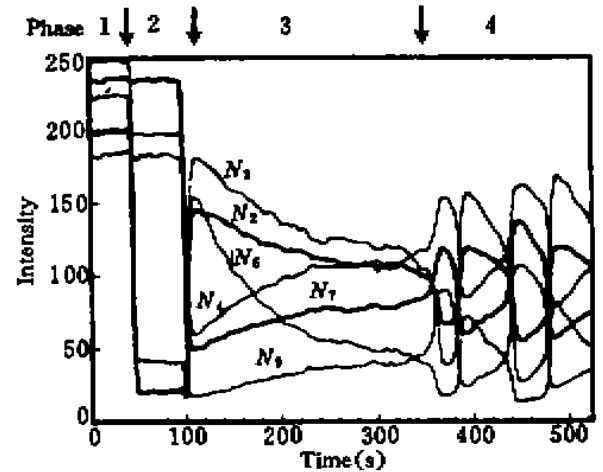


图 4 系统对初始图形“ L ”的动力学行为

Fig. 4 Dynamics of the neural network for initial patterns “ L ”

3 讨论

神经网络系统中一般存在着两类时间延迟,我们称之为通讯时间和响应时间。通讯时间是指从一个神经元发出的信号传播到另一神经元所需的时间。响应时间是指某一神经元的输出相对于输入的延迟时间。全光学神经网络(ONN)系统与 Hopfield 的电学神经网络(HNN)系统相比在通讯时间和响应时间方面都有本质的不同。在 HNN 中代表互连权重的电阻是产生通讯延迟的主要原因,神经元的响应时间则取决于非线性放大器。一般放大器的响应速度比网络的 RC 迟豫时间快得多,因而 Hopfield 认为响应时间可以忽略。基于这一假设,他得出结论:具有对称互连的系统将会聚于稳态,不会产生振荡和混沌行为。然而,在 ONN 中神经元之间的信号是以自由空间的光速传递的,通讯时间可以短至 10 ns(假设光程为 3 m)。相比之下,光学神经元(LCLV)的响应时间则长得多,达几百毫秒。因此,在 ONN 中 Hopfield 的假设不再成立。振荡的出现正是反映了这一差别。事实上根据复杂系统动力学的观点,ONN 可以具有定点吸引子、振荡吸引子和混沌吸引子。有关 ONN 系统动力学的理论分析将另文讨论。下面我们通过 ONN 与有响应延迟的电学神经网络的对比来定性地说明振荡与系统参量的关系。

电学神经网络的研究表明:一个无延迟稳定网络当引入响应延迟之后可出现振荡吸引子^[6];当响应时间与通讯时间的比增大,振荡吸引子的尺度亦增大;负的互连权重是维持振荡的必要条件。在 ONN 中响应与通讯时间的比高达 10^7 ,因而极易产生振荡。此外,由于抑制(Inhibitory)模型中所有互连权重皆为负,这就进一步增加了振荡的可能性。

实验中我们发现由于 LCLV 的不均匀性,每一神经元的响应时间都各不相同。这一不均匀响应可以有效地防止振荡。当我们调整 LCLV 的位置或调整各神经元的写入偏压光强,以使所有神经元都有近似相同的响应速度时,系统则进入振荡状态。可见要维持振荡,各神经元的时间特性必须满足一定的相关条件,或称为位相匹配。振荡周期与神经元的响应时间有关。我们观察到的振荡周期长达 100 s,这主要是由于我们使用的 LCLV 本身响应速度很慢,典型值为 0.5 s。此外,各神经元的输入光强很弱,使响应速度进一步降低。全负反馈亦使系统的演变速度下降,这有待于发展新的光学神经网络模型。

全光学神经网络(ONN)的本质特征在于神经元之间极快的通讯速度和每一神经元相对较慢的响应速度。这使 ONN 表现出与其它神经网络系统不同的动力学行为。这些行为与在生物神经元和大脑中观察到的许多周期、准周期和混沌响应相似。这一相似性表明具有简单结构的 ONN 可以在研究复杂系统方面发挥作用。非稳态行为的出现一方面给某些需要定点的应用带来困难,同时又表明光学神经网络丰富的动力学内涵和内在规律尚未被完全认识,还有新的潜力有待挖掘。

参 考 文 献

- 1 L.-S. Lee, H. M. Stoll, M. C. Tackitt. Continuous-time optical neural network associative memory. *Opt. Lett.*, 1989, 14: 162~164
- 2 G. Hausler, E. Lange. Feedback network with space invariant coupling. *Appl. Opt.*, 1990, 29: 4798~4805
- 3 N. H. Farhat, M. Eldefrany. The bifurcating neuron: characterization and dynamics. *SPIE*, 1992, 1773: 23~35
- 4 W. Xue, N. Collings. Dynamic behavior of a neural network using liquid crystal light valve. Proc. of ICO Topical Meeting, Kyoto, Japan, 3-8 April 1994, 130
- 5 I. Shariv, A. A. Friesem. All-optical neural network with inhibitory neurons. *Opt. Lett.*, 1989, 14: 485~487
- 6 C. M. Marcus, R. M. Westervelt. Basins of attraction for electronic neural networks. Proceedings of IEEE Conference on Neural Information Processing Systems, D. Z. Anderson ed., Denver, CO, 1987: 524~533

Experimental Observation of the Dynamic Behavior of an Optical Neural Network

Xue Wei

(Department of Optical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Abstract The dynamic behavior of an optical neural network has been studied. The experimental results are presented and the effect of system parameters on the dynamics is discussed.

Key words neural network, dynamics, complex system