

标量混沌信号。

由于混沌信号的非周期,连续宽带频谱,似噪声等特点,特别适用于保密通信领域。混沌同步问题的提出掀起了混沌在保密通信方面应用研究的热潮。实现保密通信的关键是密钥的保密性,已有文献指出,可以利用相空间重构理论实现保密通信的解密。本文给出的这种方法就是用神经网络重构了混沌系统,并实现了未知混沌系统标量混沌信号的大范围同步控制,为保密通信中密钥的获得提供了新的思路.理论分析与计算机模拟结果都证实了这种方法的有效性。

3. 本文将神经网络观测器与混沌同步控制问题结合起来,在假定混沌系统能够分解为线性部分和非线性部分的前提下,利用神经网络逼近混沌系统的非线性部分,设计出了一种利用 RBF 神经网络的状态观测器,可以完成混沌系统的同步控制。

所谓状态观测器就是一个在物理上可以实现的动力系统,它在被观测系统的输入输出信号的驱动下,产生一组输出,使得该输出能够很好地逼近被观测系统的状态变量输出。由于非线性系统的复杂性,其观测器的设计一般比较困难。鉴于神经网络在非线性系统控制中的优势和发展潜力,基于神经网络的非线性状态观测器的设计得到了进一步的进展,状态观测器在混沌系统控制中的应用也引起了广泛的研究兴趣。本文设计出的神经网络观测器的结构图如图 1 所示。这种观测器可以实现对混沌系统状态的观测,同时完成混沌系统的同步控制。理论分析和计算机仿真结果均证明了这种方法的可行性。

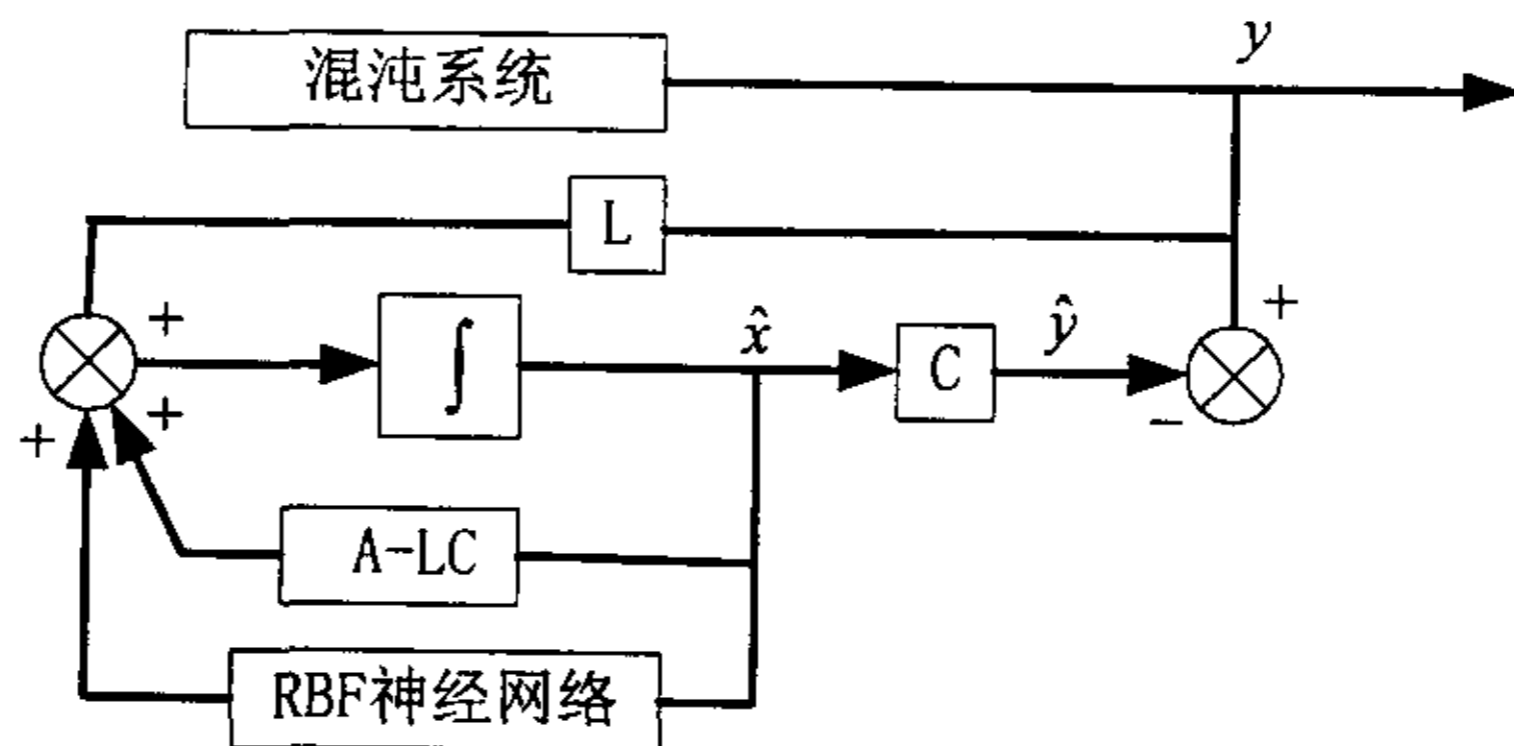


图 1 RBF 神经网络状态观测器结构图

4. 讨论了动态神经网络在混沌同步控制中的应用, 利用计算机仿真证明了将动态神经网络引入混沌系统同步与控制的可行性。

由于实际系统是一个动态的过程, 用一个静态的网络去逼近一个动态的过程, 可能会使闭环系统在行为上失去许多宝贵的东西。不同于静态神经网络, 动态神经网络本质上是一个非线性动力系统, 常被称为递归神经网络, 这类神经网络以反馈连接的方式包含动态过程。动态神经网络控制中神经网络用于逼近整个非线性系统, 它是对整个系统行为的逼近。本文给出了一种用动态神经网络控制混沌系统的方法。它利用含有一个隐层的动态神经网络逼近整个混沌系统, 通过调节控制信号和动态神经网络的权值, 最终使所构造系统的状态变量能跟踪期望的状态输出。

关键词: 混沌; 同步; 神经网络; 神经网络状态观测器; 动态神经网络。

## **The Neural Networks Approaches to the Control and Synchronization of Chaotic Systems**

**Abstract:** The synchronization and control of chaotic systems have capacious application foreground. Many kinds of methods for synchronization and control of chaotic systems have been brought forward. However, The control theory of chaotic systems is still not perfect so far because of the complexity and particularity of the dynamic behavior in chaotic systems. Especially if the mathematic model of the system can not be actually constructed and the known formation is less, the classic control methods can not act well. Study on neural networks has made great progresses in this decade. It has been proved that the neural networks can approach any continuous nonlinear function. This specialty makes it potential to control the system which is highly nonlinear or uncertain. On the basis of summarizing the use of neural networks in the control of chaotic systems, three kinds of neural networks approaches to control chaotic system are presented. The following is the main work of this thesis:

1. On the basis of generalizing the appliance of neural networks to the control of chaotic systems, the prospect of research is discussed.

The main applications of neural networks for chaos control are operating as identification model or controller. Identification is the base of design for control. It is important for the control of chaotic systems to construct favorable identification model, but conventional identification methods can't do it well. Comparatively, This work can be well done by neural networks. If neural networks are trained by error signal to get the appropriate control signal, it is operating as a controller. The control methods based on neural networks can also be combined with the classic control methods. An appropriate control scheme should be selected according to the particularity of the controlled system. The amelioration of control scheme and computing way using neural networks is the emphases of research. Moreover, other networks, such as function networks, have appeared. They work on the same principle of neural networks. But they can choose different functions for hiding layer, so they can approach chaos easier.

2. A method to the control and synchronization of the scalar chaotic signal is presented using neural networks with linear outputs in this thesis. We modeled the controlled chaotic systems in neural networks with linear outputs. Based on Lyapunov theory and control methods of nonlinear systems, the change law of weights of neural networks and a nonlinear feedback controller are designed. The scalar output of the model can synchronize the given scalar chaotic signal.

Chaotic signal with continuous wide band frequency spectrum is not periodic and is similar with noise signal. These properties make it suitable to secret communication. The development of chaos synchronization makes it realizable to use chaos for secret communication. The crux of secret communication is the secrecy of secret key. It has been pointed out that declassification can be realized by reconstructing phase space. The method presented in this paper constructs the chaotic systems using neural networks. The scalar output of the reconstruction model can synchronize the given scalar chaotic signal. This method offers a new way to get secret key. Both theory analysis and simulation results illustrate the validity of the method.

3. Neural-based observer is integrated with synchronization control of chaotic systems. Assuming that the chaotic systems can be separated into linear and nonlinear components, a neural-based observer is constructed by tracing the nonlinear components of the system using RBF (Radial Basic Function) neural networks. The synchronization control of the system is accomplished.

State observer is a realizable dynamic system in practice. It is driven by the input signal and output signal of the observed system. Its output can trace the state variable of the observed system properly. Because the complexity of nonlinear system, the design of nonlinear state observer is difficult. Neural networks have advantages in nonlinear control, so the design of neural-based observer makes a progress. Its application for chaos control attracts attentions. The structure graph of the neural-based observer presented in this thesis is illustrated in Fig.1 The state estimation of the chaotic systems is realized. At the same time, the synchronization of the system is accomplished. Both theory analysis and the results of computer simulation illustrate the feasibility of the method.

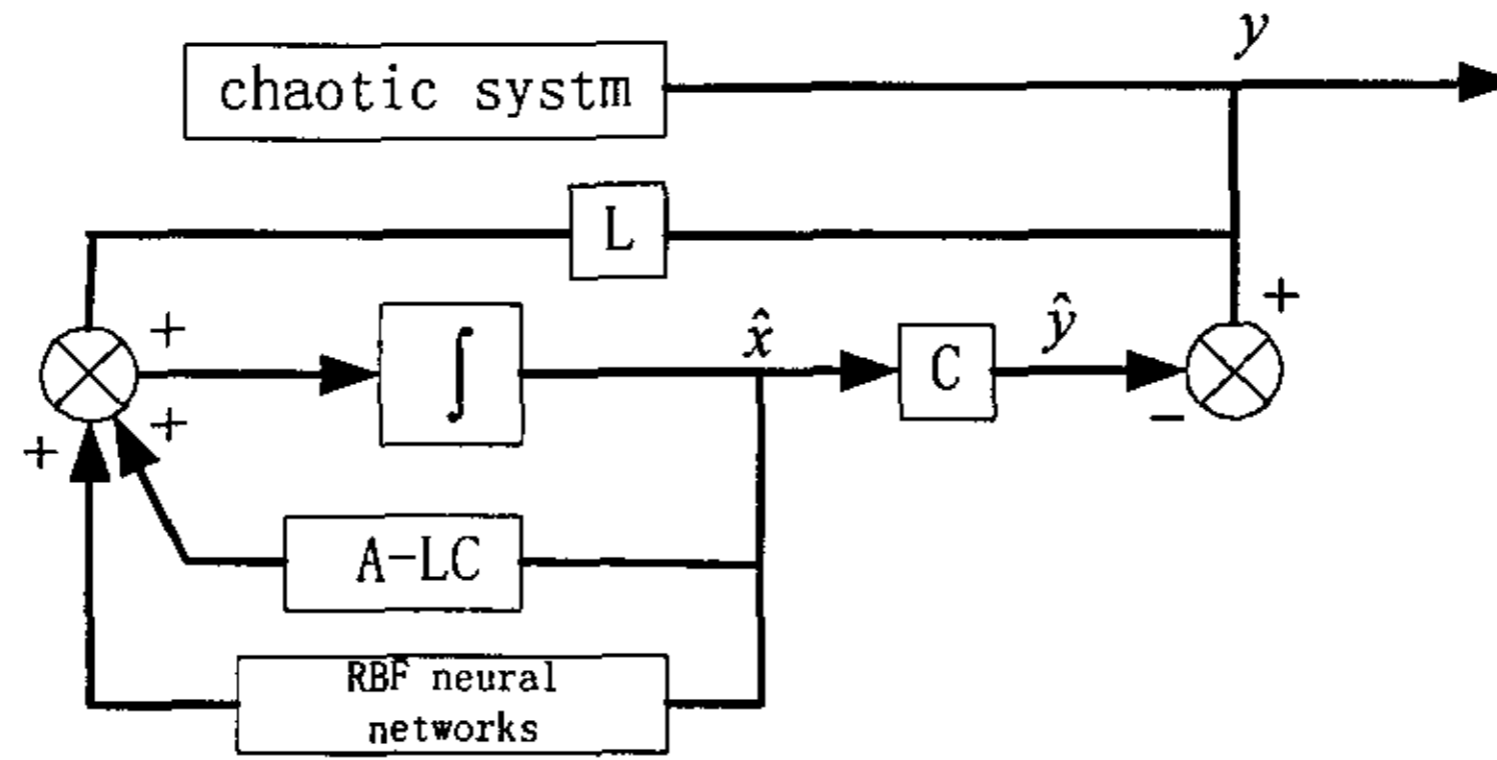


Fig 1. The structure graph of neural-based observer .

4. The application of dynamical neural networks in synchronization and control of chaotic systems is discussed. The results of computer simulation illustrate the feasibility of the method.

As the actual system is a dynamical progress, some information of the close-loop system may be lost when it is approached using static neural networks. Dynamical neural networks differ from static neural networks. It is actual a nonlinear dynamical system and it contains dynamical progress by means of feedback. It is used to approach the whole nonlinear system in control. In this paper, dynamical neural network with one hiding layer is used to approach the chaotic system. The state variables of the reconstructed system can trace the desired value via adjusting the control signal and the change law of weights.

**keywords:** chaos; synchronization; neural networks; neural-based observer; dynamical neural networks.

## 第一章 绪 论

### § 1.1 引言

非线性在自然界及人类社会中普遍存在, 可以不夸张地说, 整个客观世界均是非线性的。关于非线性研究的重要成就之一就是混沌现象的认识<sup>[1]</sup>。现今所谓的混沌科学是指运用各种现代的理论与技术工具研究混沌的机理、混沌的控制方法及混沌的应用的交叉学科。混沌的本质在于其对初始条件的极端敏感性和长期不可预测性。产生混沌的系统是具有独特特点的更加复杂的非线性系统。

混沌现象普遍存在, 为充分利用混沌, 就要在明晰混沌产生机理的基础上控制混沌。因此近年来有关混沌或产生混沌的系统的控制问题, 成了控制界研究的热点问题之一, 也取得了许多进展, 并在应用传统控制方法的同时, 形成了独特的理论与控制方法。但是, 由于混沌系统动力学行为的复杂性和独特性, 迄今, 混沌系统的控制理论还很不成熟, 特别是对于系统数学模型难以准确建立、先知条件较少的情况, 传统的控制方法难以奏效。

80年代初, 神经网络研究的复兴, 使神经网络研究迅速发展。将神经网络应用于混沌系统控制, 具有诸多的有利条件<sup>[2]</sup>;

### § 1.2 混沌控制理论概述

混沌理论的基础是微分方程、动力系统理论。当前, 工程界对混沌的研究主要集中在混沌的产生机理和控制方面。混沌研究不仅对数学、物理、力学的各个分支的研究有巨大促进作用, 而且也为化学、生物学、生态学、经济学等学科提供了一种分析问题的全新思路。能否对混沌施加有效的控制, 是混沌应用可能性的前提和基础。混沌控制是混沌产生机理研究的自然延续。如果从控制论的角度来看, 这也是一种必然的发展趋势。近年来, 混沌控制在理论和实践两方面取得了较大进展, 这给混沌应用和控制论本身带来了生机, 同时也对控制理论和实践提出了挑战。

控制混沌的含意非常广泛, 一般而言, 是指改变系统的混沌性态: 其二是引导问题, 在相空间中将混沌轨线引入事先指定的点或周期性轨道的确定的



小邻域内；其三是跟踪问题，通过施加控制使受控系统达到事先给定的周期性动力学行为；其特殊而重要的情形是镇定问题，使稠密嵌入相空间中混沌吸引子内的无穷多不稳定周期轨道之一稳定化<sup>[3]</sup>。

混沌控制的目标、策略、途径各异，方法类型多样。比较有代表性的方法有<sup>[4,5,6]</sup>：纳入轨道法、OGY 方法及其改进方法、OPF 方法、线性反馈控制法、外部噪声法、自适应控制法、正比脉冲反馈法、参数共振微扰法、频率主控法、神经网络方法等。

尽管纳入轨道法提出的较早，思想也很简单，但是它无法保证控制过程的稳定性。1990 年提出的 OGY (E.ott, C.bregobi, J.A.Yorke) 法是第一种比较有效的控制混沌的方法，亦即著名的参数扰动法。参数扰动法的理论基础在于混沌吸引子中镶嵌有无数个不稳定的周期轨道。它利用混沌运动对很小的参数扰动敏感和混沌运动的便利性，给混沌系统一个较小的参数扰动控制量，把系统运动状态控制到某一周期轨道。从控制理论的角度讲，OGY 控制混沌的方法实际上是一种线性反馈<sup>[7]</sup>。近年来，OGY 方法得到了改进推广，在实际应用中也取得了较好的效果。1991 年，出现了 OPF 分析技术，即偶然正比反馈技术。这种技术可以控制所有的周期轨道。1992 年，乔治亚大学的 Roy 将此技术用于固态激光器<sup>[8]</sup>。其他各种控制方法都是随着研究的深入发展而出现发展的。

如果从控制原理的角度看，混沌控制可分为微扰反馈控制法和无反馈控制法。微扰反馈控制法反馈的对象可以是系统参数、系统变量、外部参数等，对不同对象的微扰反馈，则产生不同的控制方法，其共同点是：都利用与时间有关的连续微小微扰作为控制信号，在扰动变得很小或趋于零时，实现对所需周期轨道或非周期轨道的稳定控制。无反馈控制法与一些特定的轨道无关，当系统达到控制目标时，受控输入信号并不趋于零，无反馈控制理论是在 1993 年，由美国加州大学 L.O.Chua 等与波兰 Lodz 科技大学 T.Kapitaniak 一起提出的。

这里要特别指出一种混沌控制—混沌同步。从原理上讲，混沌同步也属于混沌控制。同时，混沌同步又具有自身的特色。

1990 年，美国海军实验室的 Pecora 和 Carroll 提出了一种混沌同步的方法<sup>[9]</sup>：驱动—响应法，并在电子线路上首次观察到混沌同步的现象。随后的几年里，混沌同步的方法不断涌现，已经出现的混沌同步控制方法归纳起来有以下几类：驱动—响应的同步方法；主动—被动同步方法；基于相互耦合的同步方法；变量反馈微扰同步法；自适应同步方法；针对离散混沌系统的 D—B 同步方法；非线性  $H_{\infty}$  同步；还有基于绝对稳定性定理的同步，基于逆系统方法的

混沌同步等<sup>[10, 11]</sup>。

驱动—响应法的特点是：两个非线性动力学系统存在着驱动与响应 (Drive—Response) 关系。响应系统行为取决于驱动系统，而驱动系统的行为与响应系统的行为无关。针对可分的混沌系统，将其状态变量分解为  $u$  和  $v$  两部分，其中  $u$  作为驱动矢量直接输入到响应系统中。即驱动部分为子系统  $u = f_1(u, v)$  和  $v = f_2(u, v)$ ，将子系统  $v = f_2(u, v)$  复制为响应系统  $w = f_2(u, v)$ 。这样就得到了驱动—响应总体的动力系统

$$\begin{aligned} u &= f_1(u, v) \\ v &= f_2(u, v) \\ w &= f_2(u, v) \end{aligned}$$

令  $e = v - w$ ，则得到自同步的误差子系统  $e = f_2(u, v) - f_2(u, w)$ 。可以使用判据来判别同步的稳定性。对于某些实际的非线性系统，系统无法分解为两个子系统，这时，驱动—响应的同步方法也就无能为力了。主动—被动同步方法是对驱动—响应的同步方法的改进。其关键在于可以不受任何限制地选择驱动信号的函数，具有更大的普遍性。

基于相互耦合的混沌同步方法，是在八十年代由 A. V. Gaponov-Grekhov 研究流体湍流时提出的。在 1990 年，Winful 和 Rahman 针对激光混沌，研究了在相互耦合的半导体激光阵列系统中混沌同步的可能性。1994 年，美国的 Roy 和 Thornbury 以及日本的 Sugawara 等人，通过利用激光光强相互耦合，分别独立地从实验上观察到两个混沌激光系统达到同步。大量的研究表明：对于相互耦合的混沌系统在一定的条件下，可达到混沌同步。其他的同步方法，变量反馈微扰同步法简单、有效，但有时对噪声不敏感，对参数失配比较敏感；非线性  $H_\infty$  同步设计较复杂，比较难用。

混沌同步控制技术发展的同时，其应用领域也从物理学迅速扩大到化学、生物学、力学、脑科学、电子学、信息科学、保密通信等领域，由于混沌同步在工程技术上的重大价值和极其诱人的应用前景，近年来一直是工程界的研究热点之一。

同步方法不完全和传统的以抑制混沌为主的控制方法相同。传统的混沌控制一般是将系统稳定在不稳定的周期轨道上，混沌的同步则是实现两个系统的混沌状态的完全同步。由于混沌系统本身的动力行为的特殊性，有时系统本



身的数学模型无法建立；加上混沌同步的要求严格，虽然有各种各样混沌同步控制方法的出现，但混沌同步控制的精度和实时性要求，一直是需要解决的问题。所以寻找更加实用的，精确性更高的混沌同步控制方法，一直是人们的研究目标。智能控制：如模糊、人工神经网络、遗传算法等，也开始在混沌同步控制中应用。

### § 1.3 神经网络控制技术概述

神经网络提出已经有几十年了，它首先被应用于模式识别问题。八十年代神经网络的研究取得了突破性进展，同时，神经网络也引起了控制界的关注。现实世界的系统复杂性增加，存在多种不确定性，非线性程度也越来越高，此时系统控制不只要求控制精度，还要求控制实时性、容错性和对控制参数的自学习能力。传统控制方法不能从根本上解决控制问题，远远不能满足人们对控制的要求。在这种情况下，神经网络控制显示出了极大的优越性。

经典控制理论和现代控制理论的基础是建立数学模型，根据数学模型进行控制系统的设计，但是解决工程实际问题时，基于数学模型的控制理论和方法的局限性日益明显。无模型控制能有效提高控制系统的适应性和鲁棒性，因此，走向无模型控制是自动控制发展的另一个重要方向。神经网络控制是一种基本上不依赖于模型的控制方法，它比较适用于那些具有不确定性或高度非线性的控制对象，并具有较强的适应和学习功能，它是智能控制的一个重要分支。神经网络对于复杂不确定问题的自适应能力，可以用作控制系统的补偿环节和自适应环节；神经网络对任意非线性关系的描述能力，可以用于非线性系统的辨识和控制；神经网络的快速优化计算能力，可用于复杂控制问题的优化计算；神经网络的分布式存储能力及并行处理和合成能力，可用作复杂控制系统中的信息转换接口。

神经网络是神经元按并行结构连接成的网络。神经元一般由三部分组成：加权求和部分、线性动态部分和非线性函数映射部分。下面我们着重介绍一下和本文联系比较密切的径向基函数（RBF）神经网络。RBF神经网络是具有单隐层的三层前馈神经网络，其结构如下图所示：

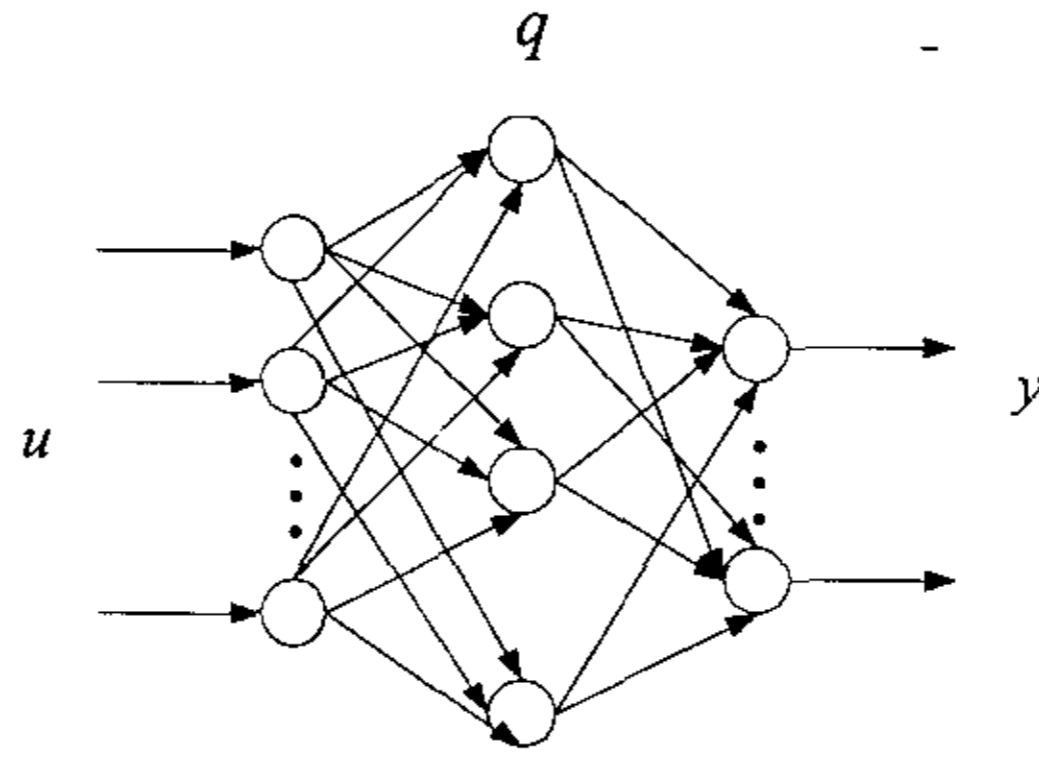


图 1-1 RBF 网络结构

由于它模拟了人脑中局部调整、相互覆盖接收域（或称感受野—Receptive Field）的神经网络结构，所以，RBF 神经网络是一种局部逼近网络，它能以任意精度逼近任意连续函数。

RBF 网络第  $i$  个隐层节点的输出为：

$$q_i = R(\|u - c_i\|) \quad (1.1)$$

式中： $u$ — $n$  维输入向量；

$c_i$ —第  $i$  个隐节点的中心， $i = 1, 2, \dots, m$ ；

$\|\cdot\|$ —通常为欧氏范数；

$R(\cdot)$ —RBF 函数，具有局部感受的特性，它有多种形式，体现了 RBF 网络的非线性映射能力。

高斯径向基函数网络是使用最为广泛的 RBF 神经网络，其隐节点的输出为：

$$q_i = R[(u - c_i)^T \sum_i^{-1} (u - c_i)] \quad (1.2)$$

式中， $[\cdot]$ —向量  $u$  与  $c_i$  的马氏距离。

当  $\sum_i$  为对角阵时，式(1.2)变为：

$$q_i = R_i \left[ \frac{(u - c_i)^T (u - c_i)}{\sigma_i^2} \right] \quad (1.3)$$

作用函数为：

$$R_i(x) = \exp\left(-\frac{1}{2}x\right) \quad (1.4)$$

式中： $u$ — $n$ 维输入向量，

$c_i$ —第 $i$ 个隐节点的中心； $i = 1, 2, \dots, m$ 。

$\sigma_i$ —第 $i$ 个隐节点的宽度；

每个网络的隐层节点按照一个径向对称的函数计算其输出，输入离隐层节点的中心越近，获得的输出越大。

在神经网络控制方面的研究主要就是神经网络控制结构与方法的研究。到目前为止，已经出现了比较有代表性的几种控制结构：神经网络监督控制；神经网络直接逆动态控制（又分为前馈直接控制，逆动态控制两种）；神经网络参数估计自适应控制；神经网络模型参考自适应控制；神经网络内模控制；神经网络预测控制等。这些控制结构在[12]，[13]，[14]等著作中已经有详细的说明，这里就不再赘述。

#### § 1.4 本文内容安排

本论文研究了基于神经网络实现混沌系统的同步与控制问题。在对控制混沌系统的神经网络方法进行综述的基础上，给出了三种利用神经网络控制混沌系统同步的方法。本文的内容安排如下。

第一章：绪论。

绪论介绍了混沌系统同步与控制以及神经网络的基础知识，简单概括了混沌控制的发展和取得的成果，并介绍了本文所用的 RBF 神经网络。

第二章：控制混沌系统的神经网络方法。

第二章在对神经网络应用于混沌系统控制进行综述的基础上，对神经网络控制混沌系统的研究进行了展望。

第三章：实现标量混沌信号同步控制的神经网络方法。

第三章给出了一种利用线性输出神经网络实现标量混沌信号同步控制的方法。该方法利用线性输出神经网络构造被控混沌系统的模型，并基于 Lyapunov 理论与非线性系统控制方法，设计出神经网络权值变化规律与非线性反馈控制器，使神经网络模型的标量输出能大范围同步于给定的标量混沌信号。第三章

中给出的理论分析与计算机模拟结果都证实了这种方法的有效性。

第四章：实现混沌信号同步的神经网络观测器方法。

第四章将神经网络观测器与混沌同步控制问题结合起来，在假定混沌系统能够分解为线性部分和非线性部分的前提下，利用神经网络逼近混沌系统的非线性部分，构造出基于 RBF 神经网络的状态观测器。完成了对混沌系统状态的观测，同时实现混沌系统的同步控制。理论分析和计算机仿真结果均证明了这种方法的可行性。

第五章：控制混沌的动态神经网络方法

第五章探讨了动态神经网络在混沌同步控制中的应用，利用计算机仿真证明了将动态神经网络引入混沌系统同步与控制的可行性。

## 第二章 控制混沌系统的神经网络方法

## § 2.1 混沌控制问题描述

一个受控混沌系统可以表示为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = F_x(x(t), u(t), t) \\ y(t) = F_y(x(t)) \end{cases} \quad (2.1)$$

式中,  $x(t) \in R^n$ , 是系统的状态变量。  $u(t) \in R^p$ , 是系统的输入控制向量,  $y(t) \in R^m$  是系统的输出向量, 它可以是单个状态变量, 也可以是多个状态变量的组合。非线性映射  $F_x: R^{n+1} \times R^p \rightarrow R^n$ ,  $F_y: R^n \rightarrow R^m$ 。

混沌控制目标可大致分为两类: 一类是控制系统的混沌状态, 也就是  $x(t)$ , 使其工作于混沌状态某个不稳定的周期轨道; 另一类是控制混沌系统的输出, 即  $y(t)$ , 稳定在某指定的点或期望值; 两种控制问题都可以用实现混沌系统同步来统一描述。

一般情况下, 神经网络在混沌控制中的主要作用是建模辨识及用作控制器。系统的建模辨识是系统控制设计的基础, 对于混沌系统控制来说, 建立良好的系统模型非常重要, 但是传统的建模辨识方式往往很难做到这一点。相比之下, 利用神经网络的学习能力和非线性映射逼近能力可以很好的完成对混沌系统的建模辨识。同时, 也可以利用神经网络的特性, 用误差信号训练神经网络, 以得到期望的控制信号, 此时的神经网络就起到控制器的作用。也可以将神经网络控制方法与传统的控制方法结合起来, 根据被控混沌系统的特点, 选择合适的控制方案。

神经网络的泛化能力和计算能力是其用于混沌控制的关键。泛化能力指神经网络对不包括在训练样本中的点的逼近能力。泛化能力越强, 神经网络逼近精度就越高, 控制精度会相应提高; 计算能力是指网络计算时间要短, 收敛要快, 而且能保证闭环控制系统的稳定性。由于混沌系统的运动是以类似随机运动的面貌出现的, 轨迹变动有时可能非常剧烈, 只有运算快的网络才能满足混沌系统在线、实时控制要求。即只有泛化能力强, 计算快的网络才有实际应用的价值。

## § 2.2 利用神经网络的混沌系统建模辨识

混沌系统的模型可以分输入输出模型和状态空间模型。输入输出模型在控制中较为常用。利用神经网络进行系统输入输出模型建模辨识有两种途径。

一种使用神经网络直接构造系统的输入输出模型，系统的输入就是神经网络的输入，用神经网络的输出逼近系统的实际输出，从而建立系统的辨识模型；例如在式(2.1)中， $F_x$ 和 $F_y$ 未知，就可以利用神经网络构造一个系统模型，通过对神经网络的调节，就是要在相同的输入向量 $u(t)$ 下，使其输出 $\hat{y}(t)$ 能尽量逼近原系统式(2.1)的输出 $y(t)$ 。可以表述如下：

$$\|\hat{y}(t) - y(t)\| < \varepsilon$$

式中， $\varepsilon$ 是所要求的逼近误差。

其辨识结构如下图所示：

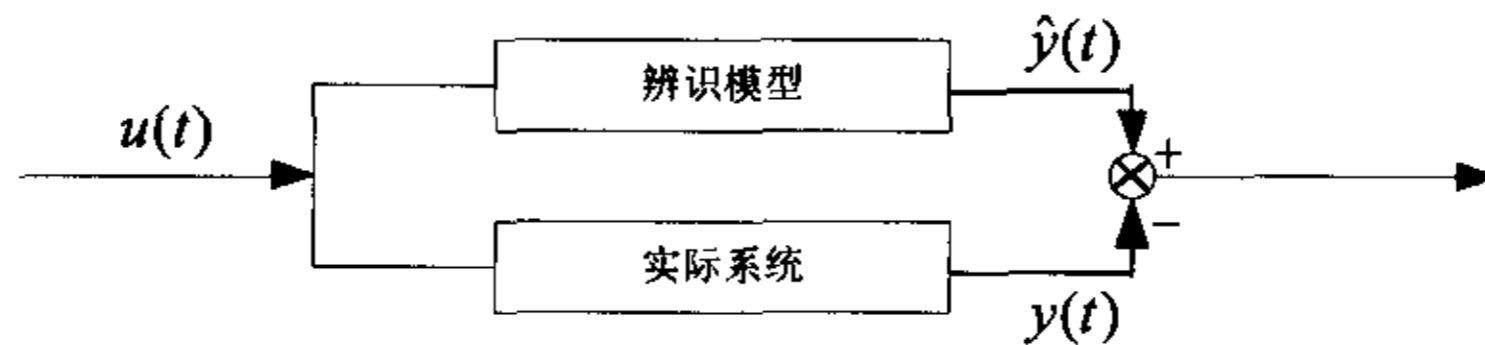


图 2-1 混沌系统辨识结构图

另一种方法是通过神经网络构造混沌系统中的特征参量，完成对系统的辨识。这种辨识有时称之为参数辨识。例如，可以利用神经网络辨识混沌系统的 Lyapunov 指数、分数维等一些统计量。

辨识分为在线辨识和离线辨识。但在控制中常将二者结合起来。即首先利用已知的信息，进行离线辨识，利用神经网络建立初步模型，这个初步模型精度可能不高，但它为实时辨识打好了基础。再将离线辨识建立的初步模型用于在线控制，并先利用实时信息对模型进行在线辨识修正，待模型达到辨识精度后，就将模型的输出信号作为系统控制的适用信号。神经网络辨识的优点就在于不需要知道输入与输出之间的确切数学关系，因而在确切数学模型无法建立



的时候，神经网络辨识就显示出显著的优越性。

由于多层前馈神经网络已被证明具有任意逼近非线性映射的能力，因此目前在系统建模辨识中一般用多层前馈网络。误差反向传递神经网络（简称 BP 神经网络）是典型的前馈网络。它具有多输入多输出的特性，容易应用于多变量非线性函数的逼近。BP 网络虽然具有较好的泛化能力，但是它训练速度慢，效率低，而且还存在局部最优问题。

径向基函数神经网络（简称 RBF）神经网络和脑模型控制器（简称 CMAC）等是常用的神经网络。RBF 网络适用于多变量非线性函数的逼近，只要中心选择恰当，就可以获得最优解，其训练方法简便易行，不存在局部最优问题，这些优点为 RBF 网络打下了良好的应用基础。但是如何确定中心和合适的径向基函数是 RBF 网络应用中还没有解决的问题。CMAC 的特点是局部逼近的学习收敛速度快，但是可能精度不够。

神经网络学习算法、隐层数目和隐层节点数的选择是神经网络在混沌系统辨识使用中首先要解决的问题。近年来，很多人在这方面已经做了研究工作。这些研究集中在改进神经网络的学习算法和结构方面，使神经网络能够更快、更精确地完成对系统的辨识。文[15]采用三层神经网络构造混沌时间序列的动力学模型，给出了网络拓扑结构的确定方法，并给出了使泛化误差达到最小的隐层节点和输入节点个数的选择方法。文[16]中利用 BP 神经网络，对非线性系统产生的混沌序列进行学习，逼近其映射特征，建立了基于神经网络的混沌序列产生模型。文[17]中在小波分析的基础上，结合神经网络构造了一种新的小波级数形式的小波网络，比利用非线性规划中的变尺度法对网络权值进行训练，并利用这种网络对混沌时间序列进行了仿真研究。文 [18]中提出一种动态线性子系统与 RBF 神经网络并联的增广 RBF 神经网络模型，该网络能有效地用于混沌系统辨识。文[19]提出了一种用多层神经网络完成非线性振荡系统混沌的辨识控制的方案。

混沌系统的预测属于混沌系统的参数辨识方式。混沌预测是一种基于混沌吸引子的辨识方法。它可以从混沌系统输出的单一时间序列中重构出系统状态空间吸引子的行为，根据混沌吸引子的稳定，分形等特性来建立模型。这种方法避开了模型系统描述的困难。神经网络由于具有并行信息处理，自适应性和自学习功能强大等特点，很适用于混沌序列的预测。近年来，在混沌序列预测方面的研究也取得了很大进展。文[20]中基于神经网络结合 AR 模型的最小二乘法，提出一种 EEG 信号的混沌时间序列预测的在线算法。文[21]提出了用

RBF 网络预测混沌时间序列的方法,并分析了神经网络的基本工作原理。文[22]中提出一种基于 BP 算法学习的多输入,多输出小波网络模型,并用它实现了混沌时间序列的预测。文[23]利用多层神经网络函数和函数迭代进行混沌预测。

利用神经网络对混沌系统进行建模辨识具有重要的实用价值,在实际应用中取得了可喜的成果,已经被广泛应用在地震预测、水下探测、雷达信号处理、机械振动、语音信号处理等<sup>[24,25,26]</sup>各个方面。

### § 2.3 利用神经网络的混沌系统控制器

神经网络是解决混沌系统控制的一种有效方法。神经网络控制系统就是以神经网络为基础的系统,神经网络在混沌系统控制中既可以作为被控系统的辨识模型,这在上一部分已经介绍过,也可以作为控制器,还能在控制系统中起优化计算的作用。神经网络在混沌系统控制中,无论是作为控制器还是作为实际系统的辨识模型,都是以它的非线性函数逼近能力为基础的。

在神经网络控制系统中,神经网络的工作分为自适应学习和控制两个阶段。在学习阶段,网络按照设计的学习规则调节联接权值,使给定性能指标达到最优值;在控制阶段,网络的联接权值已定,其输出直接用作系统的使用信号。

神经网络在混沌系统控制中主要用于混沌系统的轨迹跟踪或同步控制问题。应用较多的是 BP 网络和 RBF 网络。文[27]对镇定一嵌入在混沌吸引子内的不稳定平衡点上的混沌轨道提出了一种新的混沌系统神经网络补偿控制方法;文[28]提出了一种利用 BP 神经网络控制混沌系统的新结构,它将 BP 网络修正权系数的比较器信号用同号的误差代替,提高了响应速度和控制精度。这种控制方法已经在具有混沌的车削控制中得到应用<sup>[29]</sup>。文[30]提出了一种用神经网络控制耦合系统的时空混沌行为的方法。文[31]提出了一种学习算法,能使基于自学习神经网络的控制器能快速控制混沌。文[32]给出了在传输信号受到干扰,而且信号函数对参数变化敏感的情况下,用 RBF 神经网络构造跟踪控制器,重构混沌传输信号。并且给出了神经网络的学习算法。文[33]利用人工神经网络的学习和预测功能,设计出一种高维混沌的同步控制方法。

将神经网络控制与传统的控制方法结合在一起,用以提高控制精度。文[34]提出一种控制化学混沌的新方法,它将神经网络与偶然比例反馈控制相结合,

能有效的增加控制的鲁棒性。文[35]将神经网络和 OGY 算法结合起来,控制混沌系统中的不稳定周期轨道。文[36]用 OGY 方法和 Pyragas 延迟反馈控制算法训练神经网络,然后用它来控制 BVP 振荡系统中的混沌。随着神经网络自身和控制理论研究的发展,会有越来越多的控制方法与神经网络控制相结合,以满足混沌系统控制的要求。

值得指出是,近年来,利用动态神经网络进行非线性系统辨识和控制成为一个非常活跃的领域。因为多层前向神经网络从本质上来说是静态网络,它所能实现的只是一一对应的静态非线性映射关系,利用静态神经网络进行系统辨识,一般需要系统的某些先验知识,不利于动态系统的实时辨识,尽管也有人对利用静态神经网络实时辨识和控制复杂动态系统作了研究,但是总的来说,用静态神经网络实时辨识和控制动态过程效果不理想。因而有必要探讨适合辨识和控制的动态神经网络模型及学习算法。动态神经网络既可以作系统的输入输出模型,也可以做系统的状态空间模型。近年来,动态神经网络中最常用的是递归网络。动态神经网络的应用研究主要在两个方面,一是学习算法和网络的改进,二是动态神经网络和其它控制方法的结合应用。动态神经网络在混沌系统控制中也已经被开始应用,如文[34]中所用的神经网络就是动态神经网络。文[37]讨论了利用动态神经网络辨识控制未知混沌动态系统的方法。动态神经网络用作系统辨识器,用滑模法调整神经网络的权值。文[38]以 Lorenz 系统为例,提出了回归神经网络的一种进化算法,使回归神经网络能逼近混沌动态,然后用类神经网络建立局部最优控制器,控制系统中的混沌。文[39]给出了基于动态神经网络的自适应控制结构,此结构包含一个神经网络辨识器,加上适当控制规则,可以实现混沌同步,跟踪控制的稳定性由 Lyapunov 函数法保证。随着对动态过程控制要求的提高,相信动态神经网络也将会在混沌系统控制中得到越来越广泛的应用。

## § 2.4 存在的问题和发展前景

神经网络虽然已经在混沌系统控制中取得了一定进展,但还有一些问题需要很好的解决。

### ①神经选择问题

选择问题包括很多方面,一是在什么情况下选择用神经网络控制。有些混沌控制问题不需要用到神经网络,利用一般的控制方法就能达到目

标；有些则需要用到神经网络，还没有一种令人满意的判定规则。二是选择什么样的神经网络进行控制。神经网络发展到今天，已经有多种神经网络可供选择，那么选择什么样的神经网络能达到比较好的控制效果也无规则可循。三是神经网络隐层函数的选择问题。选择何种隐层函数能使神经网络更好的实现非线性函数逼近功能？目前，这几种选择一般是靠经验进行的，具有盲目性。

#### ②神经网络结构问题

神经网络的结构包括神经网络隐层数目和隐层节点数目等。神经网络结构的确定一直是神经网络在混沌控制应用中难题。一般来说，神经网络的隐层数越多，隐层节点越多，那么神经网络的逼近能力就越好，但同时，计算量也就越大，实时控制效果就会越差。如何能在隐层数和节点数尽量少的情况下达到控制要求，选择的指标是什么，这些都是需要进一步研究的问题。

#### ③计算方法问题

现有的神经网络模型把大规模的计算量交给了学习算法来处理，而现有的学习算法却总存在这样那样的缺点，寻找收敛快，简单易行的学习算法仍然是研究的重点。

#### ④硬件实现问题

目前神经网络的实现大都是通过计算机软件实现，而要使这种技术能广泛、方便的应用于混沌系统的控制，就要发展神经网络功能的硬件实现，只有当神经网络不再局限于计算机模拟、仿真的时候，才能具备真正广泛使用的价值。

上面所说的既是神经网络发展中存在的问题，也是今后研究的方向所在。另外还要注意到的是，模拟神经网络的工作原理，又出现了一种函数网络<sup>[40]</sup>，其与神经网络的工作原理基本相同，只是隐层神经元取不同的函数。具有三个输入，两个中间层节点，一个输出存贮单元的函数网络的结构图如下图所示：

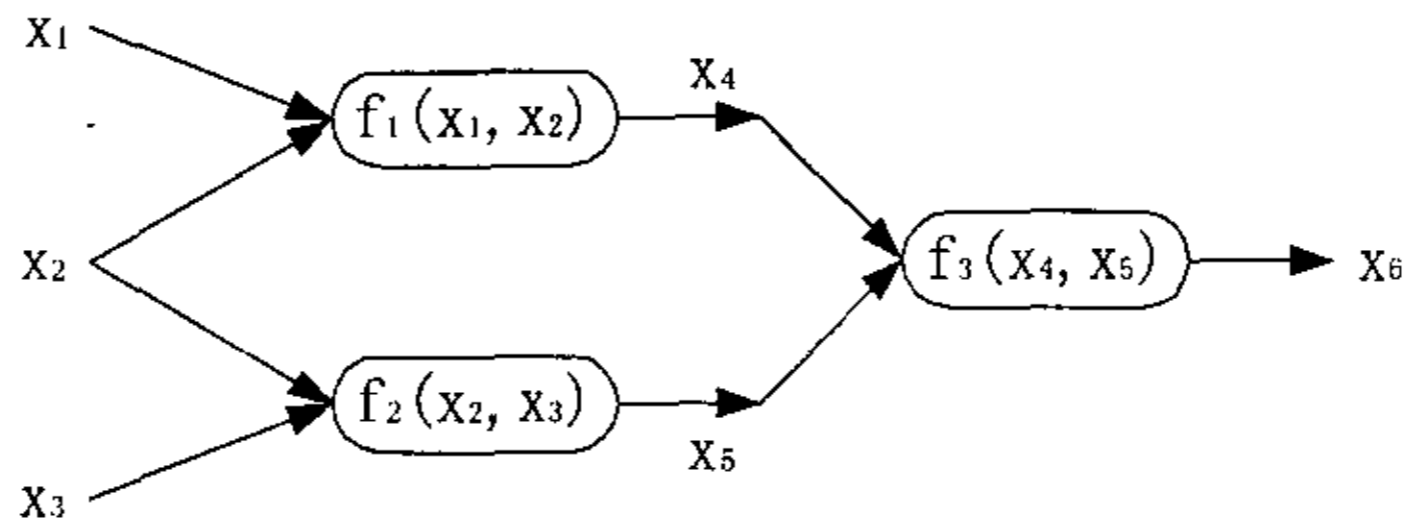


图 2-2 函数网络结构图

图中的  $f_1(x_1, x_2)$  和  $f_2(x_2, x_3)$  可以分别取不同的函数。作者利用这种函数网络完成了对常见的混沌系统的辨识。很容易看出，这种函数网络实际上是神经网络原理的一种扩展延拓。因为隐层函数选择范围扩大，它能更容易的实现混沌的逼近。这也代表了神经网络应用于混沌系统的一种发展方向。

混沌系统控制问题为神经网络的发展提供了动力，也是它所面临的挑战。近年来，神经网络在混沌控制方面已经取得了显著的成效，神经网络与各种控制算法的有机结合也显示出光明的前景。混沌系统建模和整个控制系统的稳定性仍然是混沌系统控制问题研究的热点，相信随着神经网络的发展和控制方法的发展，混沌系统控制和神经网络计算一定会相互促进，取得更大的进展。



### 第三章 实现标量混沌信号同步控制的神经网络方法

近 10 年来, 关于混沌同步和混沌控制<sup>[9,41,42]</sup>的研究取得了较大进展, 实际应用研究也随之蓬勃发展起来。上世纪 80 年代初, 神经网络研究的复兴, 也带来了神经网络控制研究的迅速发展。由于神经网络具有的较强非线性拟合能力和在线学习能力, 使其在解决高度非线性和严重不确定性问题方面显示了巨大潜力。在控制领域, 将神经网络应用于非线性系统的控制取得了许多令人鼓舞的结果<sup>[43,44,45]</sup>。同时也为混沌同步和混沌控制提供了新的思路。

由于混沌信号的非周期, 连续宽带频谱, 似噪声等特点, 特别适用于保密通信领域。混沌同步问题的提出掀起了在保密通信方面应用研究的热潮。但实现保密通信的关键是密钥的保密性, 已有文献指出, 可以利用相空间重构理论实现保密通信的解密。

本章将神经网络理论、微分几何理论与非线性系统自适应控制理论相结合, 给出了一种利用线性输出神经网络实现标量混沌信号同步控制的方法。该方法利用线性输出神经网络构造被控混沌系统的模型, 并基于 Lyapunov 理论与非线性系统控制方法, 设计出神经网络权值变化规律与非线性反馈控制器, 使神经网络模型的标量输出能大范围同步于给定的标量混沌信号。实现了未知混沌系统标量混沌信号的大范围同步控制。为保密通信中密钥的获得提供了新的思路。理论分析与计算机模拟结果都证实了这种方法的有效性。

#### § 3.1 微分几何理论基本知识

近几年发展起来的非线性系统微分几何理论, 从几何的角度深入的分析了非线性系统的许多一般性质。微分几何作为一门数学分支, 其内容非常丰富。在这一节里, 仅对这一章用到的非线性系统微分几何理论的几个概念作出解释。

##### ①雅可比矩阵

设  $M, N$  分别为  $n$  维,  $m$  维流形,  $F: M \rightarrow N$  为可微映射,  $F$  在点  $x \in M$  处的微分  $dF_x$  定义为切空间  $T_x M$  到对应的切空间  $T_{F(x)} N$  的映射



$$dF_x : T_x M \rightarrow T_y N, \quad y = F(x)$$

$$(dF_x)g = L(gF), \quad \forall L \in T_x M, \quad g \in C^\infty(F(x))$$

可以看出,  $d_F(x)$  是一线性映射。设  $T_x M$ ,  $T_y N(y = F(x))$  的局部坐标基分别为  $\frac{\partial}{\partial x_i}$ ,  $\frac{\partial}{\partial y_i}$ ,  $i = 1, \dots, m$ , 则  $dF_x$  呈如下关系

$$dF_x \left[ \frac{\partial}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial}{\partial x_n} \right]^T = J_F(x) \left[ \frac{\partial}{\partial y_1}, \dots, \frac{\partial}{\partial y_m} \right]^T$$

其中  $J_F(x)$  称为  $F$  在点  $x$  的雅可比矩阵。如果  $F$  在局部坐标  $[y_1, \dots, y_m]^T$  中表示为  $F = [f_1, \dots, f_m]^T$ , 则在坐标  $[x_1, \dots, x_n]^T$  中  $J_{F(x)}$  可表示为

$$J_F(x) = \left[ \frac{\partial f_j}{\partial x_i} \right]_{m \times n} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \frac{\partial f_m}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

## ② 光滑向量场

设  $X$  为  $n$  维微分流形。 $X$  上的一个向量场  $f$  是指一个映射, 它将  $X$  上任意一点  $x$  映射成  $x$  点的一个切向量, 即

$$f : X \rightarrow T_x X, \quad x \rightarrow Tf(x) \in T_x X$$

如果  $\forall x \in X$ , 存在  $x$  的坐标邻域  $(U, \phi)$  和定义在  $U$  上的实值可微函数  $f_1, \dots, f_n$  使

$$f(x) = \sum_{i=1}^n f_i \frac{\partial}{\partial x_i}, \quad \forall x \in U$$

则称向量场  $f$  是可微的 (或  $C^\infty$  的), 上式称为向量场  $f$  在  $x$  点的局部坐标表示。称  $C^\infty$  向量场  $f$  为光滑向量场。记作  $f \in C^\infty$ 。

## ③李导数

如果在某局部坐标下, 光滑向量场  $f, g \in C^\infty$  有局部坐标表示  $f = (f_1, \dots, f_n)^T$ ,  $g = (g_1, \dots, g_n)^T$ , 则定义运算  $[*, *]$  如下:

$$[f, g] = \frac{\partial g}{\partial x} f - \frac{\partial f}{\partial x} g$$

其中,  $\frac{\partial f}{\partial x}$ ,  $\frac{\partial g}{\partial x}$  表示  $f, g$  的雅可比矩阵。显然  $[f, g] \in C^\infty$ , 称  $[f, g]$  为  $f, g$  的李 (Lie) 括号运算或称  $f$  对  $g$  的李导数。 $[f, g]$  反映了向量场  $g$  在向量场  $f$  的方向上的“变化律”。

李导数具有如下性质:

(1) 双线性,  $\forall f_i \in C^\infty, g_i \in C^\infty, r_i \in R, i = 1, 2$ , 有

$$[r_1 f_1 + r_2 f_2, g_1] = r_1 [f_1, g_1] + r_2 [f_2, g_1],$$

$$[f_1, r_1 g_1 + r_2 g_2] = r_1 [f_1, g_1] + r_2 [f_1, g_2];$$

(2) 反对称性  $\forall f, g \in C^\infty$

$$[f, g] = -[g, f]$$

## ④相对阶

考虑单输入单输出系统

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + g(x)u \\ y = h(x) \end{cases}$$

其中,  $u, y \in R, x \in X$ , 一个  $n$  维微分流形,  $f, g$  为  $n$  维光滑向量场,  $h$  为光滑函数。

设  $x_0 \in X$ , 如果存在  $x_0$  的邻域  $V$  及正整数  $\gamma$ , 使上式满足条件

$$(1) L_g L_f^k h(x) = 0, \quad \forall x \in V, 0 \leq k < \gamma - 1;$$

$$(2) L_g L_f^{\gamma-1} h(x) \neq 0, \quad \forall x \in V,$$

则称上式所示系统在  $x_0$  点具有相对阶  $\gamma$ 。

系统存在相对阶  $\gamma$ , 则系统的输出直到  $\gamma$  阶导数才出现输入  $u$ 。系统不存在相对阶且有  $L_g L_f^k h(x) = 0, \forall x \in V, k \geq 0$ , 则说明系统的输出与输入无关。

## § 3.2 RBF 神经网络隐层中心选取法

在第二章已经指出，RBF 网络隐层节点中心的选取是影响 RBF 网络逼近能力的重要因素。在这里介绍一下本章所用 RBF 神经网络中心选择使用的方法—— $k$ -均值聚类法。

聚类方法是用未知类别的样本集，按照样本间相似性程度分类的一类算法。其中的动态聚类算法是一种普遍采用的方法，它具有以下三个要点：

- ①选中某种距离度量作为样本间的相似性度量。
- ②确定某个评价聚类结果质量的准则函数。
- ③给定某个初始分类，然后用迭代算法，找出使准则函数最优的聚类结果。由于用迭代算法，所以称为动态聚类法。

$k$ -均值法就是一种动态聚类法，其算法基础使误差平方和准则。它的聚类准则函数为：

$$J_e = \sum_{i=1}^k \sum_{u \in \Gamma_i} \|u - c_i\|^2$$

式中， $c_i$ —第  $i$  类样本的均值

$\Gamma_i$ —第  $i$  类样本子集

它是将  $k$  个子集中的各样本  $u$  与该类均值间的误差平方和，对所有  $k$  类求和。使其最小的聚类，通常称为最小方差划分，它能使聚类域中的所有样本，到该类中心距离的平方和（欧氏距离）最小。由于准则函数与  $k$  类的均值有关，故称  $k$ -均值法。

算法步骤：

- ①初始化设置

$k$  : 聚类的模式数。

$c_i(0)$ :  $i$  个初始聚类中心， $i = 1, 2, \dots, k$ ；

$\varepsilon$  : 判定停止计算的域值。

- ②初始分类：

将所有样本点，归入以  $c_i(0)$  为中心的相应的类中，本章采用的是按照最小欧氏距离原则，将样本归入距之最近的中心一类。

- ③选择一个备用样本  $y$ ，设  $y$  现在在  $\Gamma_i$  中。

④如果  $\Gamma_i$  中的样本数  $N_i = 1$ , 转到步骤③, 否则继续。

$$\text{⑤计算: } \rho_j = \begin{cases} \frac{N_j}{N_j+1} \|y - c_j\|^2 & j \neq i \\ \frac{N_i}{N_i-1} \|y - c_j\|^2 & j = i \end{cases}$$

⑥对于所有的  $j$ , 若  $\rho_k \leq \rho_j$ , 就把  $y$  从  $\Gamma_i$  移到  $\Gamma_k$  中去。

⑦重新计算  $c_i$  和  $c_k$  的值, 并修改  $J_e$ 。

⑧若连续迭代  $N$  次,  $J_e$  不改变, 则停止, 否则转而执行③。

上述的  $k$ —均值算法是在  $k$  给定的情况下进行的。在使用  $k$ —均值法的时候, 可以假设类别是逐步增加的, 准则函数  $J_e$  随  $c$  的增加而单调的减少的。

### § 3.3 控制问题描述

设  $\hat{y}$  为同步参考信号,  $\hat{y}$  可以是未知混沌系统的单个状态变量, 也可以是状态变量的线性组合, 即混沌系统的输出。由相空间重构理论知道, 输出  $\hat{y}$  中包含了未知混沌系统的重要信息。

进一步假设产生混沌信号的未知混沌系统具有下面的形式:

$$\begin{cases} \dot{x} = f_0(x) \\ \hat{y} = h(x) \end{cases} \quad (3.1)$$

则该系统总可以选择合适的  $g_0(x)$ , 生成下式所示的单输入单输出控制系统:

$$\begin{cases} \dot{x} = f_0(x) + g_0(x)u, & x(0) = x_0 \in R^n, \\ y = h(x) \end{cases} \quad (3.2)$$

其中,

$$f_0: R^n \rightarrow R^n, \text{ 且 } f_0 \in C^\infty, g_0: R^n \rightarrow R^n, h: R^n \rightarrow R, \text{ 且 } g_0, h \in C^\infty,$$

$x(t) \in R^n, y \in R, u \in R$ 。  $u$  为控制输入。

上式通过选择合适的控制  $u$ , 可使式 (3.1) 在  $u$  的控制下, 产生与  $\hat{y}$  同步的输出  $y$ , 最终满足

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|y - \hat{y}\| = 0 \quad (3.3)$$

实现标量混沌信号的同步。

按照非线性控制微分几何理论<sup>[46]</sup>, 在  $f_0(x)$ ,  $g_0(x)$  和  $h(x)$  满足一定条件的情况下, 总可以通过选择  $h(x)$ , 和  $g_0(x)$  使式 (3.2) 所示系统有全局相对阶  $\gamma$ 。于是取全局坐标变换

$$z = \Phi(x) = (h(x), L_{f_0}(x), \dots, L_{f_0}^{\gamma}(x), \lambda_1, \dots, \lambda_{n-\gamma})^T, = (z^1, z^2)^T,$$

其中,  $z^1(t) \in R^{\gamma}$ ,  $z^2(t) \in R^{n-\gamma}$ , 则式 (3.2) 所示系统可以化为下列标准形式:

$$\begin{cases} \dot{z}^1 = Az^1 + B(a(z) + b(z)u), \\ \dot{z}^2 = q(z^1, z^2), \\ y = (1, 0, \dots, 0)z^1 \end{cases} \quad (3.4)$$

其中

$$A = \begin{pmatrix} 0 & I_{\gamma-1} \\ 0 & 0 \end{pmatrix}_{\gamma \times \gamma}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}_{\gamma \times 1},$$

$$z_i^1 = L_{f_0}^{i-1} h(x), i = 1, 2, \dots, \gamma.$$

$$a(z) = L_{f_0}^{\gamma} h(x)|_{x=\Phi^{-1}(z)}$$

$$b(z) = L_{g_0} L_{f_0}^{\gamma-1} h(x)|_{x=\Phi^{-1}(z)}$$

$\dot{z}^2 = q(0, z^2)$  称为零动态方程。

由于混沌系统状态变量的有界性质, 零动态方程的存在并不影响同步问题, 但可以认为由于  $g_0(x)$  和  $h(x)$  的选取, 使得系统的相对阶有  $\gamma = n$ 。于是式 (3.4) 化为:

$$\begin{cases} \dot{z}^1 = Az^1 + B(a(z) + b(z)u), \\ y = (1, 0, \dots, 0)z^1 \end{cases} \quad (3.5)$$

即可以采用式 (3.5) 来描述混沌系统 (3.1) 在控制  $u$  的作用下, 实现输出

$y$  同步于  $\hat{y}$ 。

通常情况下, 式 (3.1) 是未知的, 可得到的仅是标量混沌信号  $\hat{y}(t)$ , 于是

假设 1: 参考信号  $\hat{y}(t)$   $n$  阶连续可导,  $\hat{y}$  的  $i$  阶导数记为  $\hat{y}^{(i)} (i=1, 2, \dots, n)$  且

$$|\hat{y}^{(n)}(t)| < M_1 \quad \forall t \in [0, \infty), M_1 \in R^+.$$

定义同步误差如下:

$$e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{y} \\ \hat{y}^{(1)} \\ \vdots \\ \hat{y}^{(n-1)} \end{bmatrix}, \quad (3.6)$$

则有

$$\begin{aligned} \dot{e} &= \begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \\ \vdots \\ \dot{e}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{z}_1 \\ \dot{z}_2 \\ \vdots \\ \dot{z}_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{y}^{(1)} \\ \hat{y}^{(2)} \\ \vdots \\ \hat{y}^{(n)} \end{bmatrix} \\ &= Az + B(a(z) + b(z)u) - A \begin{bmatrix} \hat{y} \\ \hat{y}^{(1)} \\ \vdots \\ \hat{y}^{(n-1)} \end{bmatrix} - B\hat{y}^{(n)}, \end{aligned}$$

即

$$\dot{e} = Ae + B(a(z) - \hat{y}^{(n)}) + Bb(z)u \quad (3.7)$$

由于  $a(z), b(z)$  的未知性, 本文采用两个线性输出神经网络来构造  $a(z)$  和  $b(z)$ 。

所谓线性输出神经网络就是指神经网络的输出与权值成线性关系的一类网络。例如 RBF 网络, B 样条网络等。

线性输出神经网络的输出可以表示为:



$$f(x, q_f) = q_f^T h_f(x) \quad (3.8)$$

其中,  $f(x, q_f)$  是输出,  $q_f$  为神经网络权值矢量,  $h_f(x)$  是神经网络的基函数矢量。

$a(z)$  和  $b(z)$  可以用神经网络描述为

$$\begin{cases} a(z) = a(z, \theta_a^*) + \delta_a(z) = \theta_a^{*T} \zeta_a(z) + \delta_a(z) \\ b(z) = b(z, \theta_b^*) + \delta_b(z) = \theta_b^{*T} \zeta_b(z) + \delta_b(z) \end{cases} \quad (3.9)$$

式 (3.9) 中,  $a(z, \theta_a^*)$  和  $b(z, \theta_b^*)$  是神经网络的输出,  $\theta_a^*$  和  $\theta_b^*$  是神经网络的最优权空间取值,  $\zeta_a$  和  $\zeta_b$  为各个神经网络的基函数。  $\delta_a$  和  $\delta_b$  代表网络的逼近误差。即

$$\begin{cases} \delta_a(z) = a(z) - \theta_a^{*T} \zeta_a(z) \\ \delta_b(z) = b(z) - \theta_b^{*T} \zeta_b(z) \end{cases} \quad (3.10)$$

假设 2: 设  $|\delta_a(z)| \leq \Psi_a^*$ ,  $|\delta_b(z)| \leq \Psi_b^*$

其中  $\Psi_a^* \geq 0, \Psi_b^* \geq 0$ , 它们代表未知的边界 (定义  $\Psi_a^*$  和  $\Psi_b^*$  为满足假设 2 的最小值)。

假设所选神经网络的结构已定, 则式 (7) 可以用神经网络表示为:

$$\dot{e} = Ae + B(\theta_a^{*T} \zeta_a(z) + \delta_a - \hat{y}^{(n)}) + B(\theta_b^{*T} \zeta_b(z) + \delta_b)u \quad (3.11)$$

设  $\hat{\theta}_a$  和  $\hat{\theta}_b$  是  $\theta_a^*$  和  $\theta_b^*$  的估计值,  $\hat{\Psi}_a$  和  $\hat{\Psi}_b$  分别是  $\Psi_a^*$  和  $\Psi_b^*$  的估计值。记

$\hat{a}(z, \hat{\theta}_a)$  和  $\hat{b}(z, \hat{\theta}_b)$  为  $\hat{a}$  和  $\hat{b}$ , 定义:

$$\begin{aligned} \tilde{\theta}_a &= \theta_a^* - \hat{\theta}_a, & \tilde{\theta}_b &= \theta_b^* - \hat{\theta}_b; \\ \tilde{\Psi}_a &= \Psi_a^* - \hat{\Psi}_a, & \tilde{\Psi}_b &= \Psi_b^* - \hat{\Psi}_b; \end{aligned}$$

$$\tilde{a}(z, \theta_a) = a(z, \theta_a^*) - \hat{a}(z, \hat{\theta}_{ga}) = \tilde{\theta}_a^T \zeta_a(z),$$

$$\tilde{b}(z, \theta_b) = b(z, \theta_b^*) - \hat{b}(z, \hat{\theta}_b) = \tilde{\theta}_b^T \zeta_b(z). \quad (3.12)$$

假设 3:

$$\|\hat{\theta}_a^T \zeta_a(z)\| < M_3, \forall t \in [0, \infty), M_3 \in R^+$$

$$\|\hat{\theta}_b^T \zeta_b(z)\| < M_4, \forall t \in [0, \infty), M_4 \in R^+$$

$$\|2(\hat{\theta}_a^T \zeta_a + \hat{\Psi}_a - \hat{y}^{(r)})\| < W, \forall t \in [0, \infty), W \in R^+$$

$$\|\hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} R^{-1} B^T P e\| < T, \forall t \in [0, \infty), T \in R$$

至此, 式 (3.3) 的同步问题转化为, 寻找合适的控制器  $u$ , 神经网络权值  $\hat{\theta}_a, \hat{\theta}_b$  的变化规律及神经网络逼近误差  $\tilde{\Psi}_a, \tilde{\Psi}_b$  的调节规律, 使得式 (3.11) 有大范围的渐近稳定平衡点  $e = 0$ 。

### § 3.4 控制器及权值变化规律设计

提出的控制器为

$$u = -\frac{1}{2\hat{b}} (R^{-1} B^T P e + k \operatorname{sgn}(e^T P B) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) \quad (3.13)$$

式中,  $P$  和  $R$  是正定对称阵, 满足如下 Riccati 方程:

$$A^T P + P A - P B R^{-1} B^T P = -Q \quad (3.14)$$

其中,  $Q \in R^{r \times r}$ , 也是正定对称阵。

选择权值变化规律为:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\theta}}_a = 2\eta_a e^T P B \zeta_a \\ \dot{\hat{\theta}}_b = -\eta_b e^T P B \zeta_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T P e + k \operatorname{sgn}(e^T P B) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) \end{cases} \quad (3.15)$$

选择逼近误差调节规律为:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\Psi}}_a = 2r_{\Psi_a} e^T P B \\ \dot{\hat{\Psi}}_b = -r_{\Psi_b} e^T P B (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T P e + k \operatorname{sgn}(e^T P B) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) \end{cases} \quad (3.16)$$

定理 3.1: 若标量混沌信号满足假设 1, 神经网络的权值及逼近误差有式 (3.15) 和 (3.16) 的自适应变化规律, 则式 (3.11) 在式 (3.13) 控制器控制下, 当满足  $k\|1 + \hat{\Psi}_b(\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}\| > 2W + T$  时, 总有  $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$

证明: 取李雅普诺夫函数如下:

$$V = e^T P e + \frac{1}{2\eta_a} \tilde{\theta}_a^T \tilde{\theta}_a + \frac{1}{2\eta_b} \tilde{\theta}_b^T \tilde{\theta}_b + \frac{1}{2r_{\Psi_a}} \tilde{\Psi}_a^2 + \frac{1}{2r_{\Psi_b}} \tilde{\Psi}_b^2 \quad (3.17)$$

对  $V$  沿式 (3.11) 求时间导数, 得

$$\dot{V} = \dot{e}^T P e + e^T P \dot{e} - \eta_a^{-1} \tilde{\theta}_a^T \dot{\tilde{\theta}}_a - \eta_b^{-1} \tilde{\theta}_b^T \dot{\tilde{\theta}}_b - r_{\Psi_a}^{-1} \tilde{\Psi}_a \dot{\tilde{\Psi}}_a - r_{\Psi_b}^{-1} \tilde{\Psi}_b \dot{\tilde{\Psi}}_b \quad (3.18)$$

将式(3.11), 式 (3.13) 和式 (3.14) 代入式 (3.18), 得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= e^T A^T P e + e^T P A e + 2e^T P B(\theta_a^{*T} \zeta_a + \delta_a - \hat{y}^{(r)}) + 2e^T P B(\theta_b^{*T} \zeta_b + \delta_b) u \\ &\quad - \eta_a^{-1} \tilde{\theta}_a^T \dot{\tilde{\theta}}_a - \eta_b^{-1} \tilde{\theta}_b^T \dot{\tilde{\theta}}_b - r_{\Psi_a}^{-1} \tilde{\Psi}_a \dot{\tilde{\Psi}}_a - r_{\Psi_b}^{-1} \tilde{\Psi}_b \dot{\tilde{\Psi}}_b \\ &= e^T A^T P e + e^T P A e + 2e^T P B(\tilde{\theta}_a^T \zeta_a + \hat{\theta}_a^T \zeta_a + \delta_a - \hat{y}^{(r)}) \\ &\quad - e^T P B(R^{-1} B^T P e + k \operatorname{sgn}(e^T P B) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b(\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) \\ &\quad - e^T P B \tilde{\theta}_b^T \zeta_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T P e + k \operatorname{sgn}(e^T P B) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b(\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) \\ &\quad - e^T P B \delta_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T P e + k \operatorname{sgn}(e^T P B) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b(\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) \\ &\quad - \eta_a^{-1} \tilde{\theta}_a^T \dot{\tilde{\theta}}_a - \eta_b^{-1} \tilde{\theta}_b^T \dot{\tilde{\theta}}_b - r_{\Psi_a}^{-1} \tilde{\Psi}_a \dot{\tilde{\Psi}}_a - r_{\Psi_b}^{-1} \tilde{\Psi}_b \dot{\tilde{\Psi}}_b \\ &= -e^T Q e + \tilde{\theta}_a^T (2e^T P B \zeta_a - \eta_a^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_a) \\ &\quad - \tilde{\theta}_b^T [e^T P B \zeta_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T P e + k \operatorname{sgn}(e^T P B) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b(\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) + \eta_b^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_b] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & + 2e^T PB(\hat{\theta}_a^T \zeta_a + \delta_a - \hat{y}^{(r)}) - ke^T PB \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}) \\
 & - e^T PB \delta_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T Pe + k \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) \\
 & - r_{\Psi_a}^{-1} \tilde{\Psi}_a \dot{\hat{\Psi}}_a - r_{\Psi_b}^{-1} \tilde{\Psi}_b \dot{\hat{\Psi}}_b \tag{3.19}
 \end{aligned}$$

将式 (3.15) 代入式 (3.19) 中, 得

$$\dot{V} = e^T Qe + \Lambda \tag{3.20}$$

其中,

$$\begin{aligned}
 \Lambda & = 2e^T PB(\hat{\theta}_a^T \zeta_a + \delta_a - \hat{y}^{(r)}) - ke^T PB \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}) \\
 & - e^T PB \delta_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T Pe + k \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) \\
 & - r_{\Psi_a}^{-1} \tilde{\Psi}_a \dot{\hat{\Psi}}_a - r_{\Psi_b}^{-1} \tilde{\Psi}_b \dot{\hat{\Psi}}_b \\
 & \leq 2e^T PB(\hat{\theta}_a^T \zeta_a + \tilde{\Psi}_a + \hat{\Psi}_a - \hat{y}^{(r)}) - ke^T PB \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}) \\
 & - e^T PB(\tilde{\Psi}_b + \hat{\Psi}_b) (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T Pe + k \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) \\
 & - r_{\Psi_a}^{-1} \tilde{\Psi}_a \dot{\hat{\Psi}}_a - r_{\Psi_b}^{-1} \tilde{\Psi}_b \dot{\hat{\Psi}}_b \\
 & = 2e^T PB(\hat{\theta}_a^T \zeta_a + \hat{\Psi}_a - \hat{y}^{(r)}) - ke^T PB \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}) \\
 & - e^T PB \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T Pe + k \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) \\
 & - \tilde{\Psi}_b [e^T PB (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T Pe + k \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})) + r_{\Psi_b}^{-1} \dot{\hat{\Psi}}_b] \\
 & + \tilde{\Psi}_a (2e^T PB - r_{\Psi_a}^{-1} \dot{\hat{\Psi}}_a) \tag{3.21}
 \end{aligned}$$

将式 (3.16) 代入式 (3.20) 中, 得

$$\Lambda \leq 2e^T PB(\hat{\theta}_a^T \zeta_a + \hat{\Psi}_a - \hat{y}^{(r)}) - ke^T PB \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1})$$

$$-e^T PB \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} (R^{-1} B^T P e + k \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}))$$

亦即:

$$\begin{aligned} \Lambda \leq & e^T PB [2(\hat{\theta}_a^T \zeta_a + \hat{\Psi}_a - \hat{y}^{(r)}) - \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} R^{-1} B^T P e] \\ & - k e^T PB \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}) [1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}] \end{aligned} \quad (3.22)$$

将式 (3.22) 代入式 (3.20), 得:

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -e^T Q e + e^T PB [2(\hat{\theta}_a^T \zeta_a + \hat{\Psi}_a - \hat{y}^{(r)}) - \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} R^{-1} B^T P e] \\ & - k e^T PB \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}) [1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}] \\ \leq & -e^T Q e + \|e^T PB\| (\|2(\hat{\theta}_a^T \zeta_a + \hat{\Psi}_a - \hat{y}^{(r)})\| + \|\hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1} R^{-1} B^T P e\|) \\ & - k e^T PB \operatorname{sgn}(e^T PB) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}) [1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}] \end{aligned}$$

由于:

$$e^T PB \operatorname{sgn}(e^T PB) = \|e^T PB\|$$

$$\operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}) (1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}) = \|1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}\|$$

根据假设 3, 得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -e^T Q e + (2W + T - k \|1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}\|) \|e^T PB\| \\ \leq & -\lambda_{\min}(Q) \|e\|^2 + (2W + T - k \|1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}\|) \|e^T PB\| \end{aligned} \quad (3.23)$$

式中,  $-\lambda_{\min}(Q)$  是正定矩阵  $Q$  的最小特征值。当选择  $k \|1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}\| > 2W + T$  时,  $\dot{V}$  为负定函数, 有  $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$ 。

注: 通常情况下, 当混沌系统未知时, 系统的阶数也是未知的, 但可以通过嵌入定理<sup>[47]</sup>确定。

### § 3.5 计算机仿真结果

下面通过构造一个神经网络来同步 Lorenz 混沌系统的输出。

Lorenz 系统为

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{x}}_1 \\ \dot{\hat{x}}_2 \\ \dot{\hat{x}}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -10\hat{x}_1 + 10\hat{x}_2 \\ -\hat{x}_1\hat{x}_3 + 28\hat{x}_1 - \hat{x}_2 \\ \hat{x}_1\hat{x}_2 - \frac{8}{3}\hat{x}_3 \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

选择  $\hat{x}_3$  作为输出信号。

被控系统可表示为:

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 \\ \dot{z}_2 = z_3 \\ \dot{z}_3 = \hat{a}(z) + \hat{b}(z)u \end{cases} \quad (3.25)$$

用式 (3.13)、(3.14) 所示的控制器及式 (3.15)、(3.16) 所示的变化规律来实现同步。选用 RBF 神经网络实现  $\hat{a}(z)$  和  $\hat{b}(z)$ 。RBF 神经网络的结构具有 10 个隐层节点。基函数的中心值根据跟踪信号  $\hat{x}_3$  的信息, 用均值聚类法取出。选择:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$$

可以解得:

$$P = \begin{bmatrix} 2.8051 & 2.9343 & 1.0000 \\ 2.9343 & 7.2311 & 2.8051 \\ 1.0000 & 2.8051 & 2.9343 \end{bmatrix}$$

则控制器为:

$$u = -\frac{1}{2\hat{\theta}_b \zeta_b} (R^{-1} B^T P e + k \operatorname{sgn}(e^T P B) \operatorname{sgn}(1 + \hat{\Psi}_b (\hat{\theta}_b^T \zeta_b)^{-1}))$$



图 3-1 给出了  $k = 150$  的情况下,  $e = \hat{x}_3 - z_1$  随时间变化的结果。由图可以看出,  $\hat{x}_3$  和  $z_1$  实现了同步。

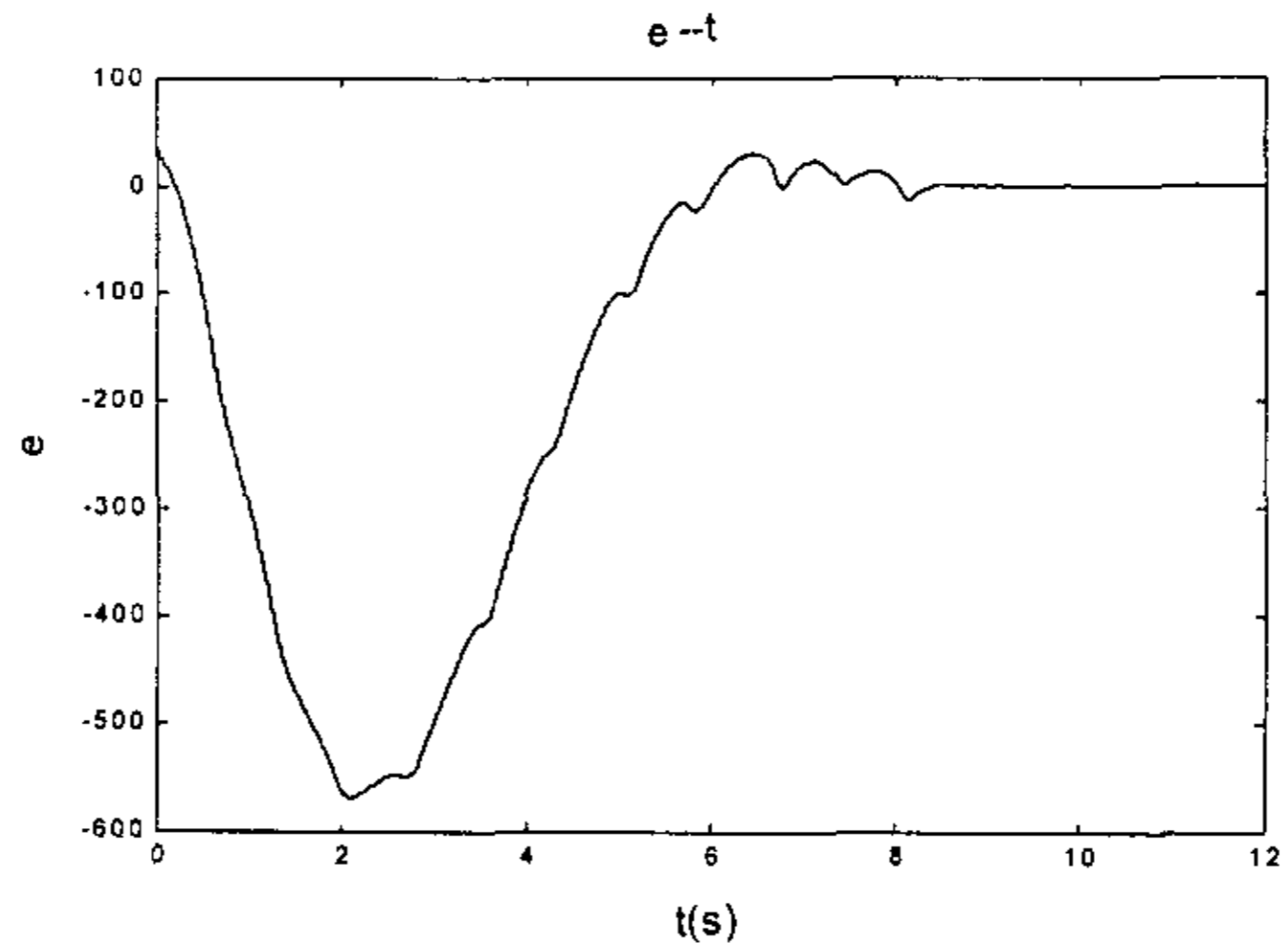


图 3-1: 同步误差 ( $e \sim t$  曲线)

### § 3.6 本章小结

本章将神经网络与混沌同步控制相结合, 提出了一种基于神经网络的混沌同步控制方案。该方案可以有效地实现连续时间标量混沌信号的同步。该方案利用神经网络逼近被控系统, 使被控系统的输出能大范围渐近同步于给定的混沌标量信号。理论分析与计算机仿真结果证明了这种方法的有效性。这种同步方法具有重要的实用价值, 它利用系统的重构, 使混沌保密通信的解密成为可能。

## 第四章 实现混沌信号同步的神经网络观测器方法

所谓状态观测器就是一个在物理上可以实现的动力系统，它在被观测系统的输入输出信号的驱动下，产生一组输出，使得该输出能够很好地逼近被观测系统的状态变量输出。近年来，状态观测器在混沌系统控制中的应用引起了广泛的研究兴趣，本章设计了一种利用 RBF 神经网络的状态观测器，并利用这个观测器实现了混沌信号同步。

### § 4.1 问题提出

给定两个系统，

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) \\ y = s(x) \end{cases} \quad (4.1)$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = f(\hat{x}) + Bu(t) \\ \hat{y} = s(\hat{x}) \end{cases} \quad (4.2)$$

式中： $x, \hat{x} \in R^n$ ， $f: R^n \rightarrow R^n$  为非线性映射， $B \in R^{n \times m}$ ， $u \in R^m$ ， $y = s(x)$  和  $\hat{y} = s(\hat{x})$  是系统的输出信号。

系统(4.2)的同步问题就是要寻找一个合适的  $B$  和  $u(t)$ ，使得：

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} (\hat{x} - x) = 0 \quad (4.3)$$

成立。式中， $e(t)$  代表同步误差。

为了获得同步，系统 (4.2) 必须接收一个合适的同步控制信号。将系统 (4.2) 和系统(4.1)的输出误差引入到系统(4.2)的同步控制信号之中，再加入合适的反馈矩阵。即：将  $Bu(t)$  设计为  $G(s(x) - s(\hat{x}))$ 。加入此控制信号后，系统(4.2)变为下式：

$$\dot{\hat{x}} = f(\hat{x}) + G(s(x) - s(\hat{x})) \quad (4.4)$$

式中： $G: R^n \rightarrow R^n$  为待定非线性函数。

从控制理论的观点来看，只要选取合适的  $G$ ，使得式 (4.3) 成立，就实现

了系统(4.2)的同步。根据状态观测器的定义,式(4.4)就是系统(4.1)的状态观测器。进一步讲,若对任意的初始条件 $x(0)$ 、 $\hat{x}(0)$ ,式(4.3)成立,式(4.4)就是系统(4.1)的观测器,在完成状态观测任务的同时实现了系统(4.2)的同步。

## § 4.2 线性与非线性观测器

近年来,在自动控制领域,状态反馈控制引起了人们的极大兴趣。无论是闭环任意极点配置、多变量系统解耦还是最优控制都需要状态反馈。然而系统的状态变量并不都是易于直接能检测得到的,有些状态变量甚至根本无法检测。这样就提出所谓的状态观测或者状态重构问题。

设线性定常系统 $\Sigma_0 = (A, B, C)$ 的状态矢量 $x$ 不能直接检测。如果动态系统 $\Sigma_1$ 以 $\Sigma_0$ 的输入 $u$ 和输出 $y$ 作为其输入量,能产生一组输出量 $x_1$ 渐近于 $x$ ,即 $\lim_{t \rightarrow \infty} (x - x_1) = 0$ ,则称 $\Sigma_1$ 为 $\Sigma_0$ 的一个状态观测器。从上面的定义可以看出观测器的设计准则是使系统状态估计误差 $e = x - x_1$ 渐近趋于零,这就是著名的龙贝格型观测器。

如果利用输出信息对状态估计误差进行校正,便可构成渐近状态观测器。其原理结构如图4-1所示。它和开环观测器的差别在于增加了反馈校正通道。当观测器的状态 $x_1$ 与系统实际状态 $x$ 不相等时,反映到他们的输出 $y_1$ 和 $y$ 也不相等,于是产生一个误差信号 $y - y_1 = y - Cx_1$ ,经反馈矩阵 $G_{n \times m}$ 馈送到观测器中每个积分器的输入端,参与调整观测器的状态 $x_1$ ,使其以一定的精度和速度趋于系统的真实状态 $x$ 。渐近状态观测器因此得名。

根据图4-1可得状态观测器方程

$$\dot{x}_1 = Ax_1 + Bu + G(y - y_1) = Ax_1 + Bu + Gy - CGx_1$$

即:

$$\dot{x}_1 = (A - GC)x_1 + Gy + Bu \quad (4.5)$$

式中  $x_1$ —状态观测器的状态矢量,是状态 $x$ 的估值;

$y_1$ —状态观测器的输出矢量;

$G$ —状态观测器的输出误差反馈矩阵。

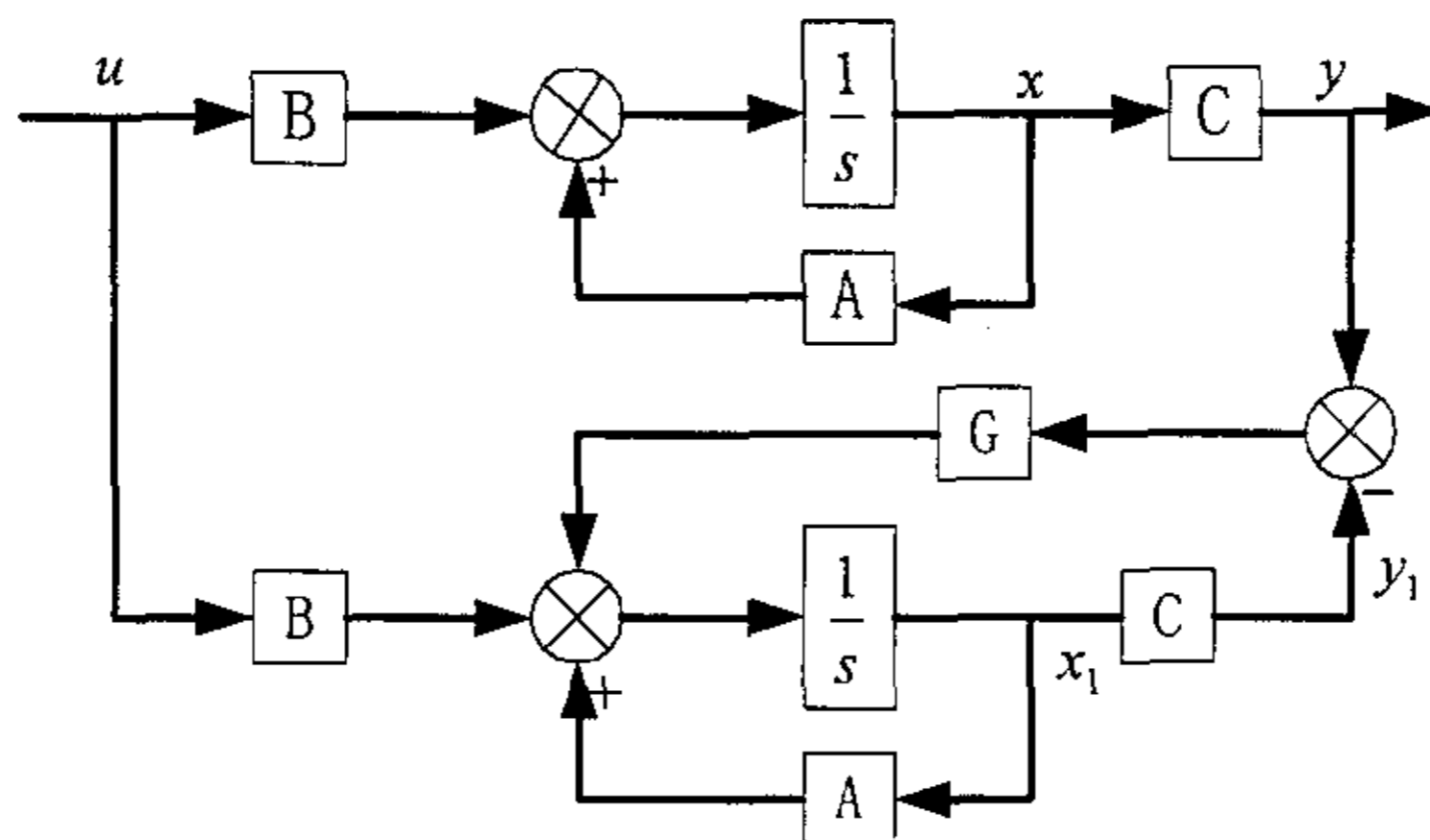


图 4-1 渐近状态观测器

根据式 (4.5)，可以将状态观测器表示为图 4-2。从图中可以看出，它有两个输入，一个是待观测系统的控制作用  $u$ ，一个是待观测系统的输出  $y$ 。它的一个输出就是状态估计值  $x_1$ 。状态逼近的速度取决于  $G$  的选择和  $(A - GC)$  特征值的配置。

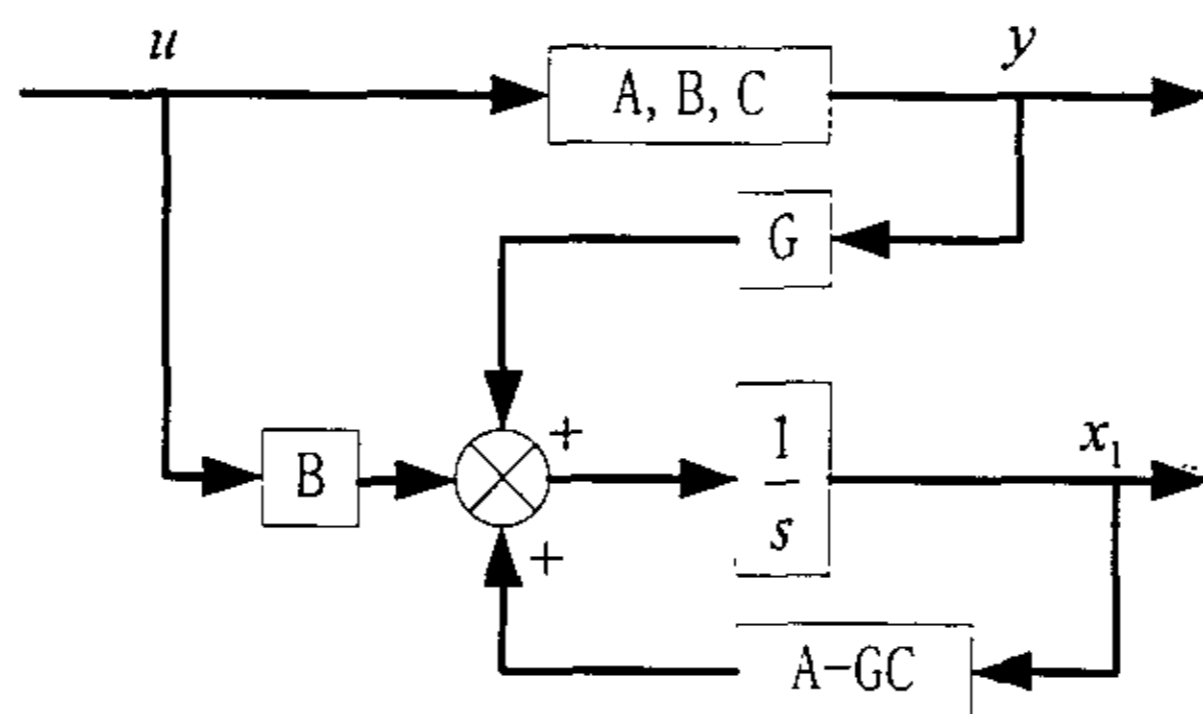


图 4-2 式(4.5)所示的状态观测器

由于非线性系统的复杂性，其观测器的设计一般比较困难。对非线性系统的状态观测器的研究是从 70 年代开始的，在 80 年代获得了很大的进展，到现在已经提出了许多种设计方法，可以归纳为扩展卡尔曼滤波法、线性化滤波、自适应观测器、集合论法和变结构法等 5 种<sup>[48]</sup>。这些设计方法各有千秋，但是直到今天，非线性系统观测器的设计尚有很多问题没有解决。

神经网络因为其强大的学习能力和能够以任意精度逼近非线性函数的能力, 已被广泛用于非线性时间序列的建模和预测等功能。鉴于神经网络在非线性系统控制中的优势和发展潜力, 基于神经网络的状态观测器的设计得到了进一步发展。基于神经网络的状态观测器的设计方法可以分为两类, 一类是非自适应的, 它假定被观测对象的动态特性固定不变, 利用已有的输入输出数据学习其内部的映射关系。这类方法的学习和工作阶段显然是分开的, 且在学习阶段需要对象的输入和状态数据已知另一类方法利用观测器与被测对象之间的输出误差来调整神经网络观测器的权系数矩阵, 具有适应对象和环境变化的能力。我们在这一章里所用的神经网络观测器就属于后一种。

### § 4.3 神经网络状态观测器设计

为展开下面的讨论, 假定混沌系统的  $f(x)$  和  $s(x)$  具有形式

$$\begin{cases} f(x) = Ax + h(x) \\ s(x) = Cx \end{cases} \quad (4.6)$$

可得如下状态空间表达式为:

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + h(x) \\ y = Cx \end{cases} \quad (4.7)$$

式中:  $A$ 、 $C$  为常数矩阵;

$h(x)$  是一个连续非线性函数。

这个假设看起来不容易做到, 但实际的混沌系统总是由线性部分和非线性部分组成的, Lorenz 系统和蔡氏电路都满足这个条件。

式(4.7)中的非线性函数  $h(x)$  包含了系统的非线性项。对方程(4.7), 构造如下形式的观测器:

$$\dot{\hat{x}} = (A - LC)\hat{x} + Ly + h(\hat{x}) \quad (4.8)$$

其中,  $\hat{x}$  为状态估计值,  $L$  为观测器增益阵。定义状态估计误差  $e = \hat{x} - x$ , 有:

$$\dot{e} = (A - LC)e + h(\hat{x}) - h(x) \quad (4.9)$$

则该观测器的设计问题就是选择合适的  $L$  矩阵阵使估计误差渐近趋于零。以下定理 4.1 给出了观测器系统稳定的条件。

**定理 4.1**<sup>[49]</sup> 对于给定的非线性系统(4.7)及观测器(4.8), 如果  $h(x)$  满足

全局 Lipschitz 条件  $|h(\hat{x}) - h(x)| \leq \gamma |\hat{x} - x|$ , 且  $\gamma < \lambda_{\min}(Q) / 2\lambda_{\max}(P)$ 。其中,  $P, Q$  为正定对称矩阵, 满足 Lyapunov 方程  $(A - LC)^T P + P(A - LC) = -Q$ , 则  $\lim_{t \rightarrow \infty} e = 0$ 。

此定理只给出了  $L$  一定时, 检验估计误差是否收敛的方法, 没有指出如何选取与  $\gamma$  对应的  $L$  阵, 使得  $\gamma < \lambda_{\min}(Q) / 2\lambda_{\max}(P)$ 。  $h(x)$  包含有系统固有的非线性项, 要提高状态估计的准确性, 就要想办法提高  $h(x)$  的逼近精度。为了达到这个目的, 将 RBF 神经网络引入到状态观测器中来, 利用 RBF 神经网络来实现函数  $h(x)$ 。引入 RBF 神经网络的状态观测器结构如图 4-3 所示:

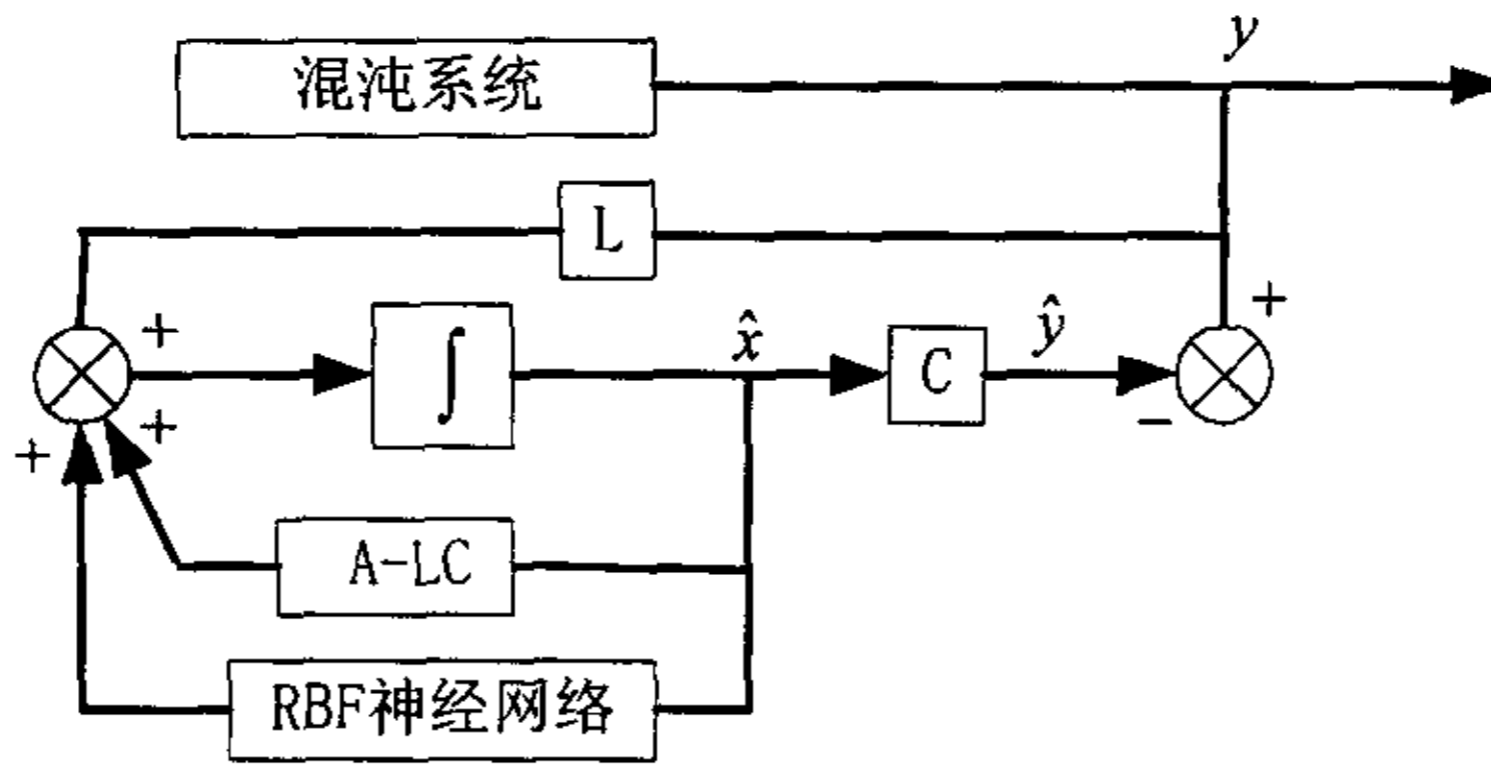


图 4-3 RBF 神经网络观测器结构图

我们在绪论中已经指出: RBF 神经网络的输出可以表示为:

$$q_i = R_i \left[ \frac{(u - c_i)^T (u - c_i)}{\sigma_i^2} \right] \quad (4.10)$$

$$R_i(x) = \exp\left(-\frac{1}{2}x\right) \quad (4.11)$$

式中:  $u$ — $n$  维输入向量。

$c_i$ —第  $i$  个隐节点的中心;  $i = 1, 2, \dots, m$ ;

$\sigma_i$ —第  $i$  个隐节点的宽度;

在 RBF 神经网络中, 可调参数为网络的权值矩阵以及各个隐层节点的中心和宽度。不过为了数学处理的方便, 可以根据对象的一些信息, 将隐层节点的中心和宽度固定, 并在网络的学习过程中保持这些值不变。这样网络的可调参数就只剩下权值矩阵  $W$ 。根据上述 RBF 神经网络的性质, RBF 网络输出可以表示为

$$q(x, w) = W\phi(x) \quad (4.12)$$

式中:  $\phi(x) = (R_1 \ R_2 \ \cdots \ R_l)^T(x)$  为隐层的输出向量。

定理 4.2<sup>[50]</sup> 给定一个正的常数  $\varepsilon$  和一个连续函数  $g: X \rightarrow R^n$ , 存在一个权值矩阵  $W = W^*$ , 使得一个具有  $l$  个隐元的 RBF 网络输出满足  $\max_{x \in X} \|q(x, W^*) - g(x)\| \leq \varepsilon$ 。其中  $l$  可能与  $\varepsilon$  和  $g$  有关。

定理 4.3<sup>[50]</sup> RBF 网络的输出  $q(x, W)$  关于其变量  $(x, W)$  是连续的。

引入 RBF 神经网络观测器以后, 式(4.8)变为:

$$\dot{\hat{x}} = (A - LC)\hat{x} + Ly + q(\hat{x}, W) \quad (4.13)$$

式中:  $q(\hat{x}, W)$  是神经网络估计器。用含有一个隐层的 RBF 神经网络就可以实现。 $W$  是神经网络权值矩阵的估计值。

此时, 状态估计误差  $e$  的方程变为:

$$\dot{e} = (A - LC)e + q(\hat{x}, W) - h(x) \quad (4.14)$$

引理 4.1 对于  $n$  维单位阵  $I_{n \times n}$ , 必然存在  $M_a \in R^{n \times n}$ ,  $M_b \in R^{l \times n}$ , 且  $l \geq n$ ,

使得

$$I_{n \times n} = M_a \cdot M_b \quad (4.15)$$

成立, 特别地, 取

$$M_a = I_a = [I_{n \times n} \quad 0_{n \times (l-n)}],$$

$$M_b = I_b = \begin{bmatrix} I_{n \times n} \\ 0_{(l-n) \times n} \end{bmatrix}$$

本章在使用此引理的时候,  $l$  的取值就是 RBF 神经网络隐层节点的个数。

定理 4.4<sup>[51]</sup> 对于混沌系统 (4.7), 观测器 (4.13) 和给定的观测器增益矩阵  $L$ , 如果存在正定对称矩阵  $P$ ,  $Q$  满足下述 Lyapunov 方程



$$(A-LC)^T P + P(A-LC) = -Q \quad (4.15)$$

且 RBF 网络的权值按照如下规律进行调节

$$\dot{W} = -\left[\frac{\eta}{n} e^T P I_a \phi(\hat{x})\right] I_b^T \quad (4.16)$$

那么观测器的估计误差渐近稳定, 即  $\lim_{t \rightarrow \infty} e = 0$ 。即系统(4.13)与混沌系统(4.7)

全局同步。

#### § 4.4 状态观测器仿真实现

利用上面所得的结果对 Lorenz 系统的各个状态进行观测, 实现对 Lorenz 系统的全局同步。

处于混沌状态 Lorenz 系统的表达式为:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = -10x_1 + 10x_2 \\ \dot{x}_2 = -x_1x_3 + 28x_1 - x_2 \\ \dot{x}_3 = x_1x_2 - 8/3x_3 \end{cases} \quad (4.17)$$

令输出为:

$$y = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

化为式(4.7)所示的形式为

$$\begin{cases} \dot{x} = \begin{bmatrix} -10 & 10 & 0 \\ 28 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{8}{3} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -x_1x_3 \\ x_1x_2 \end{bmatrix} \\ y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (4.19)$$

$$\text{即: } A = \begin{bmatrix} -10 & 10 & 0 \\ 28 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{8}{3} \end{bmatrix}, \quad h(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ -x_1 x_3 \\ x_1 x_2 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

其增益矩阵  $L$  可以通过配置  $(A - LC)$  的闭环极点为  $[-3 \quad -3 \quad -3]$  来产生。

由此可以得到:

$$L = \begin{bmatrix} -7 & 10 & 0 \\ 28 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1/3 \end{bmatrix}.$$

选择

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix},$$

解得

$$P = \begin{bmatrix} 1/6 & 0 & 0 \\ 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

将  $A, L, C$  代入式(4.13)可得构造的神经网络状态观测器的表达式为:

$$\dot{\hat{x}} = \begin{bmatrix} -3 & 0 & 0 \\ 0 & -3 & 0 \\ 0 & 0 & -3 \end{bmatrix} \hat{x} + \begin{bmatrix} -7 & 10 & 0 \\ 28 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1/3 \end{bmatrix} y + q(\hat{x}, W) \quad (4.21)$$

观测器中所用的 RBF 神经网络选为 3-10-3 的结构。这样, 在引理 4.1 中所提到的  $l$  就取值为 10。根据引理 1,  $I_a$  和  $I_b$  的取值为:

$$I_a = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 7} \end{bmatrix}$$

$$I_b = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} \\ 0_{7 \times 3} \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

按照式(4.16)所显示规律调节 RBF 神经网络权值矩阵, 并将神经网络的输出加入式(4.21), 可得观测结果图如下。

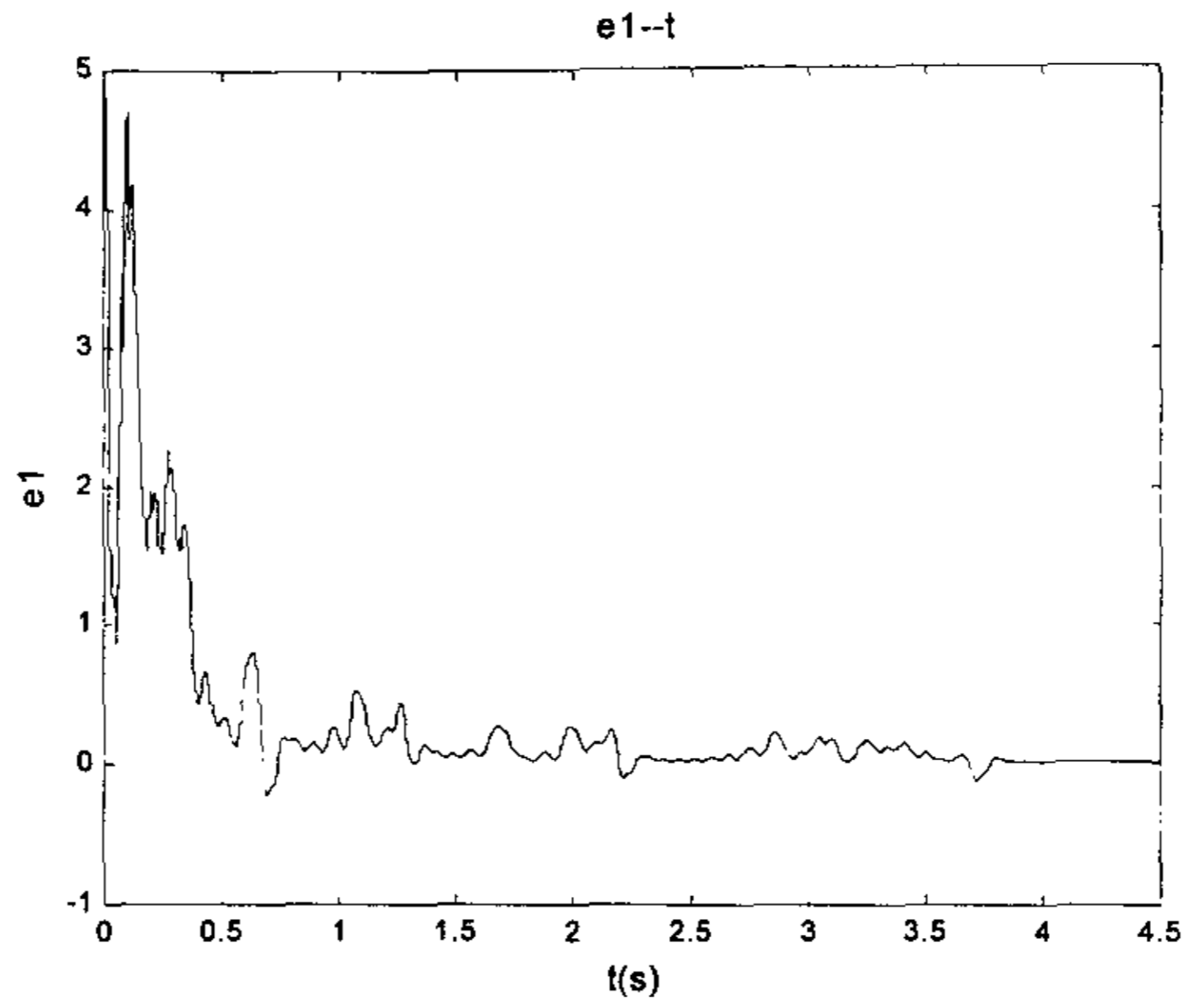


图 5-4 对  $x_1$  的观测误差图

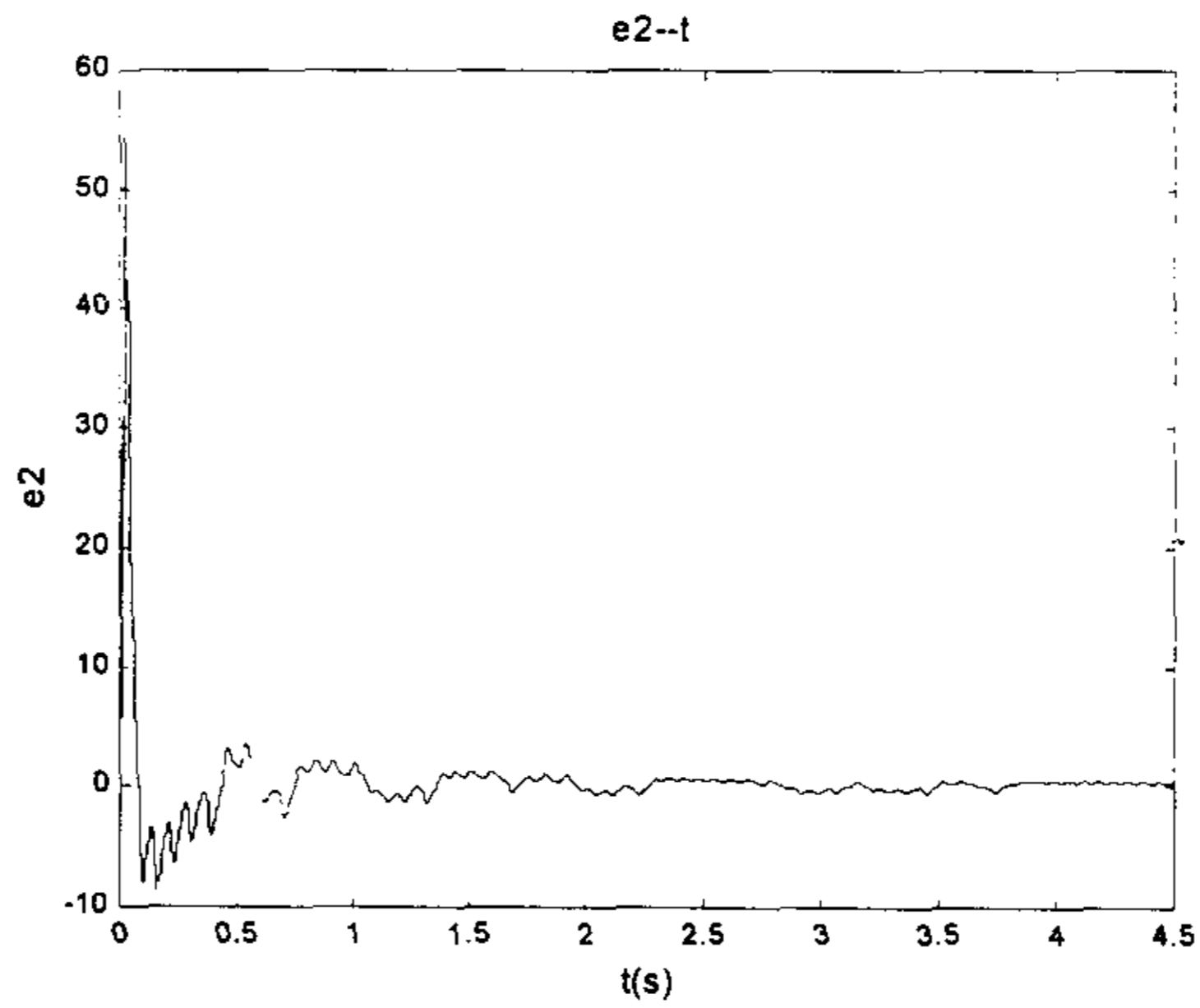
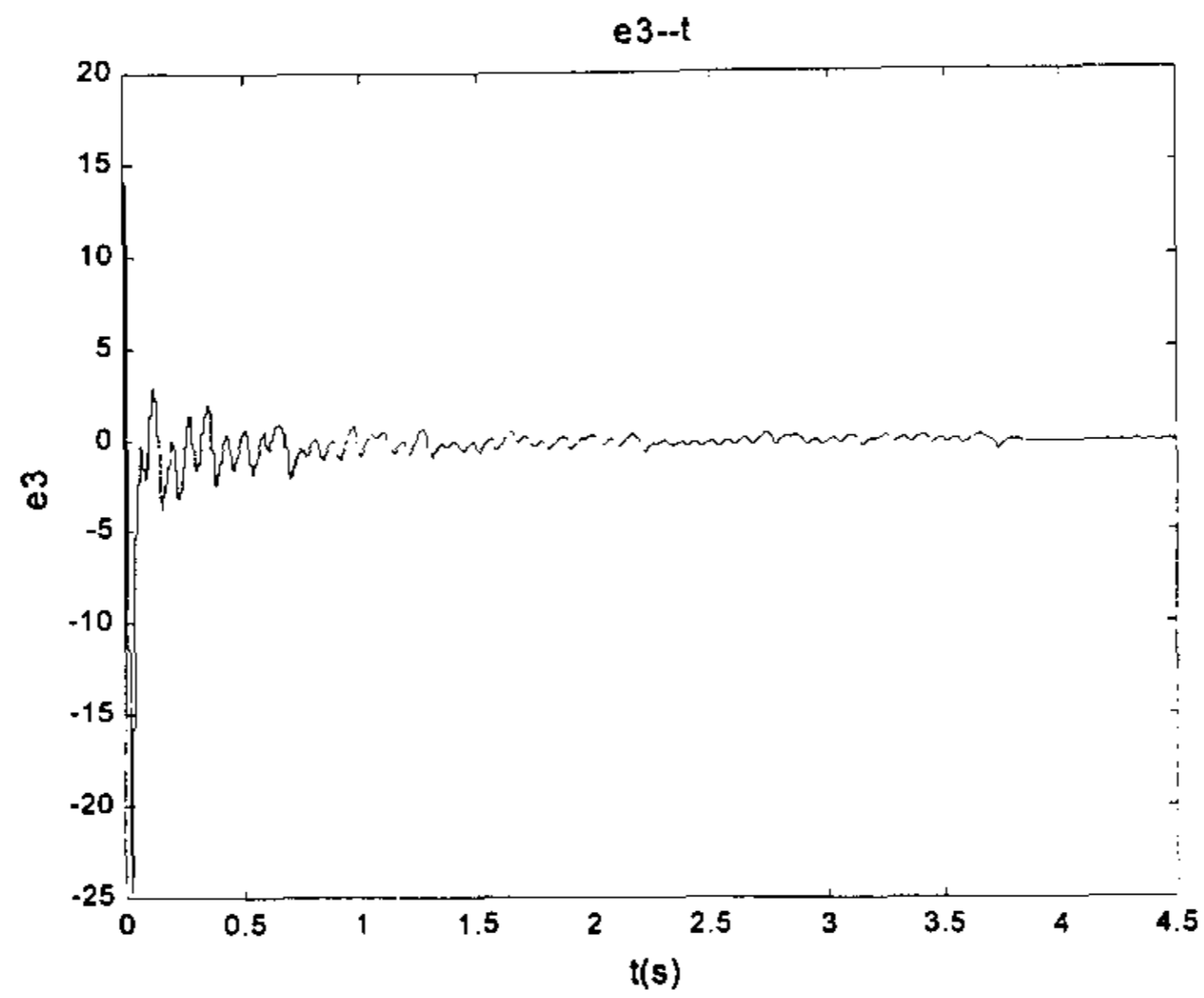


图 5-5 对  $x_2$  的观测误差图

图 5-3 对  $x_3$  的观测误差图

#### § 4.5 本章小结

本章将神经网络观测器与混沌同步控制问题结合起来，在假定混沌系统能够分解为线性部分和非线性部分的前提下，利用神经网络逼近混沌系统的非线性部分，构造出基于 RBF 神经网络的状态观测器。完成了对混沌系统状态的观测，同时实现混沌系统的同步控制。理论分析和计算机仿真结果均证明了这种方法的可行性。

## 第五章 控制混沌的动态神经网络方法

由于实际系统是一个动态的过程，用一个静态的网络去逼近一个动态的过程，可能会使闭环系统在行为上失去许多宝贵的东西。不同于静态神经网络控制，动态神经网络控制中神经网络用于逼近整个非线性系统，它是对整个系统行为的逼近。近年来，用动态神经网络建模和辨识非线性动态系统已经兴起，几种训练动态网络的算法已经提出。用动态神经网络的控制成为一个非常活跃且具有挑战性的领域。

### § 4.1 动态神经网络

静态映射神经网络和动态递归神经网络是两种重要的神经网络，前者在系统辨识和控制中得到了广泛的研究和应用；后者能够逼近系统的动态过程，具有良好的稳定性和收敛性。

动态神经网络本质上是一个非线性动力系统，常被称为递归神经网络，这类神经网络以反馈连接的方式包含动态过程。构成回归神经网络模型的方法有很多，但总的思想都是通过对前馈神经网络中加入一些附加的、内部的反馈通道来增加网络本身处理动态信息的能力。例如根据状态信息的反馈途径不同可构成两种不同的回归神经网络结构模型：Jordan 型和 Elman 型。其模型如图 5-1 所示。

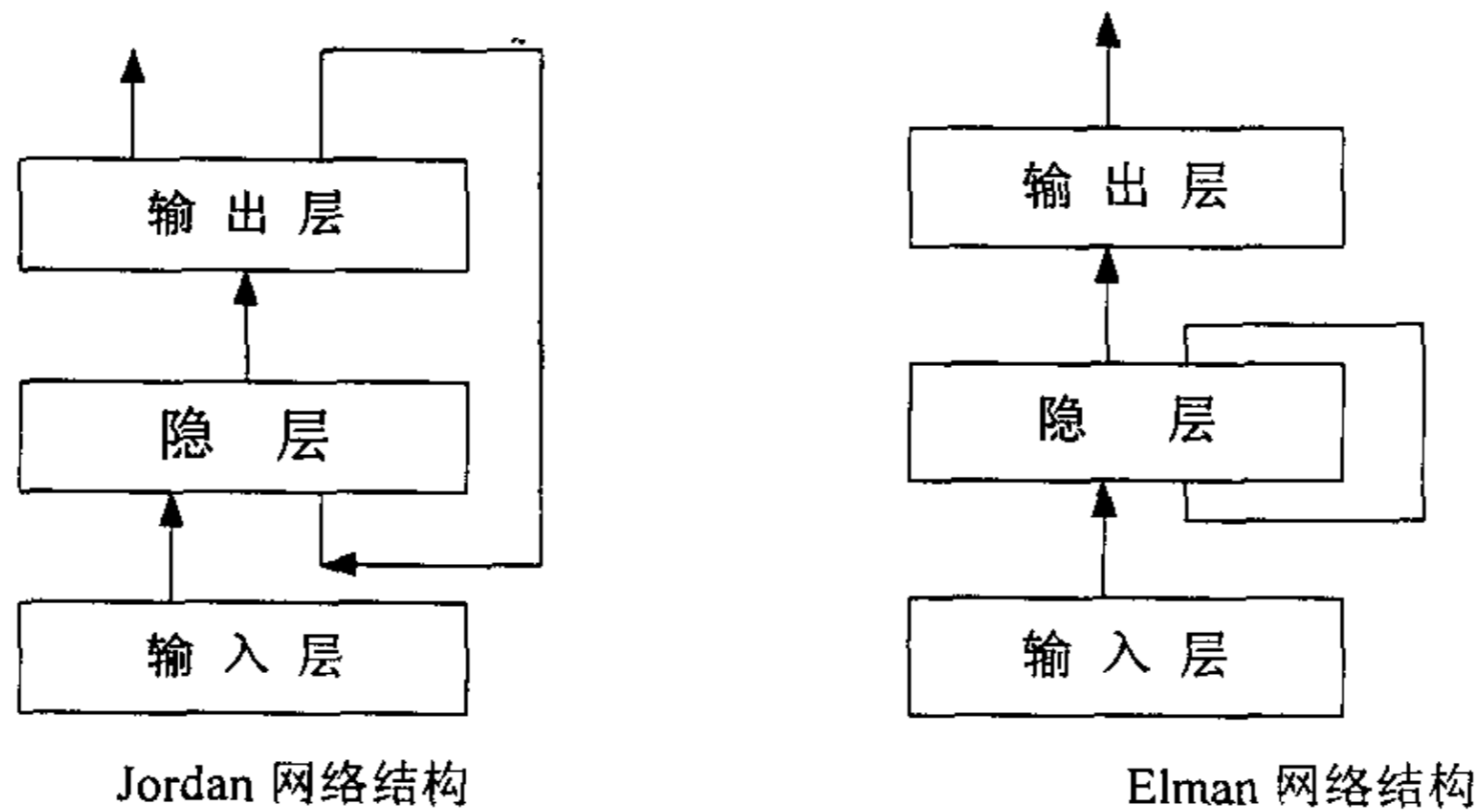


图 5-1 两种动态网络结构模型

在本章中要用到的动态神经网络就属于 Jordan 型网络结构, 含有一个隐层的这种网络的结构图如图 5-2 所示。

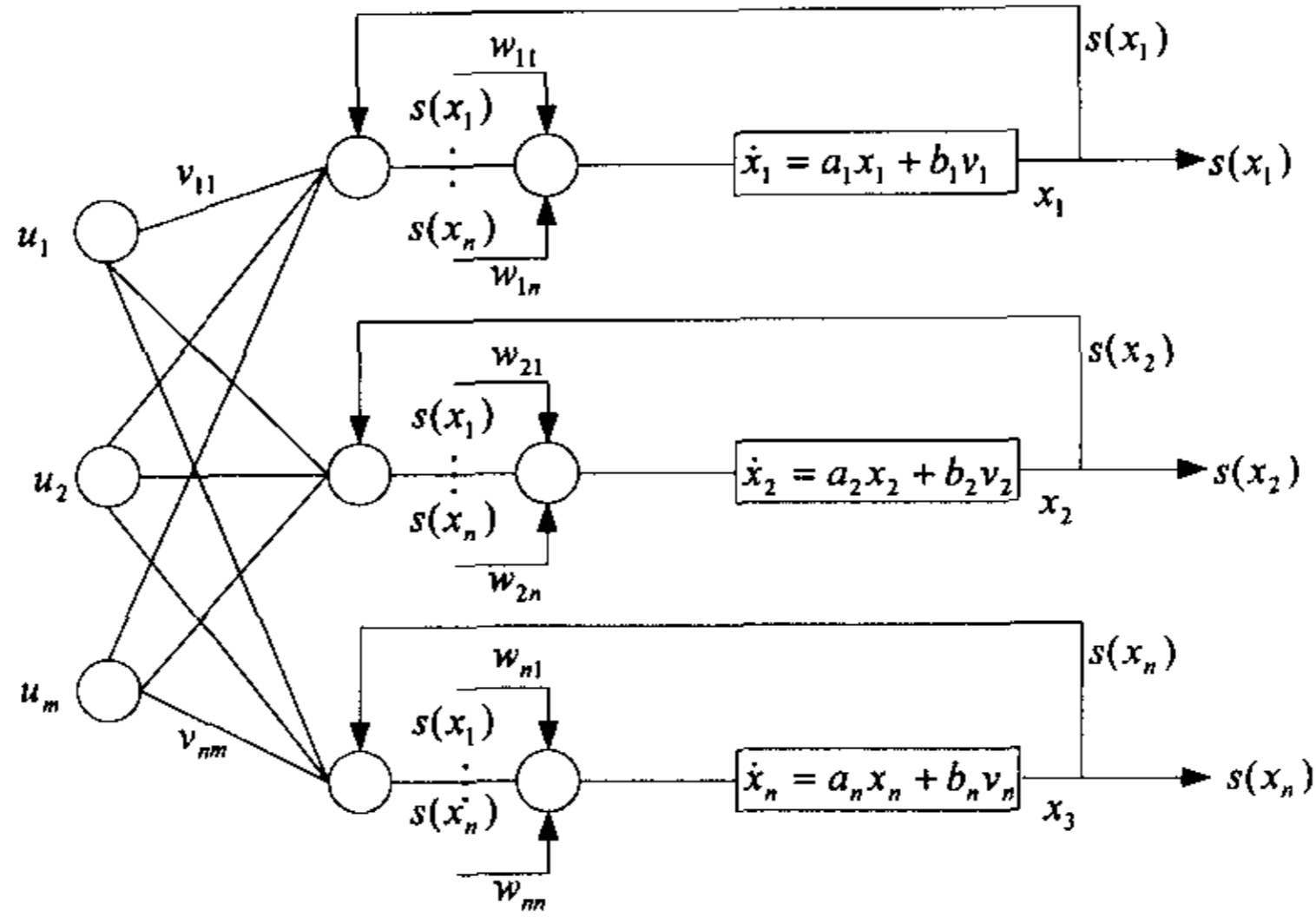


图 5-2 含有一个隐层的动态神经网络图

此网络满足下列动力学微分方程:

$$\dot{x} = Ax + BWS(x) + BS'(x)Vu \quad (5.1)$$

式中,  $W$  是  $n \times n$  的权值矩阵;  $V$  是  $n \times m$  的权值矩阵;  $A$  和  $B$  是  $n \times n$  对角矩阵, 其对角元素分别为  $a_i, b_i, i = 1, 2, \dots, n$ ;  $S(x)$  是  $n$  维向量, 其元素为

$$s(x_i) = \frac{k_1}{1 + e^{-l_1 x_i}} + \theta_1$$

$S'(x_i)$  是  $n \times n$  对角矩阵, 其对角元素为

$$s'(x_i) = \frac{k_2}{1 + e^{-l_2 x_i}} + \theta_2$$

式中的  $k_1, k_2$  和  $l_1, l_2$  是有界的参数,  $\theta_1$  和  $\theta_2$  是常数, 满足  $s(x_i) > 0, s'(x_i) > 0, i = 1, 2, \dots, n$ 。可以看出, 这个动态神经网络的第一层是线性动力系统, 第二层是递归的非线性映射。

## § 5.2 控制原理

对形如下式 (5.2) 所示的系统,

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u \quad (5.2)$$

式中,  $x \in R^n$ ,  $u \in R^m$ ,  $f(x) = (f_1(x), \dots, f_n(x))^T$ ,

$$g(x) = \begin{bmatrix} g_{11} & \cdots & g_{1m} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ g_{n1} & g_{n2} & g_{nm} \end{bmatrix}$$

可以用图 5-2 所示的网络表示如下:

$$\dot{x} = Ax + BW^*S(x) + BS'(x)V^*u + \xi_f(t) + \xi_g(t)u \quad (5.3)$$

式中:  $\xi_f(t)$  和  $\xi_g(t)u$  是建模误差,  $W^*$  和  $V^*$  是理想的权值。

给定一个期望状态  $x_d$ 。定义网络跟踪误差为:

$$e = x_d - x \quad (5.4)$$

定义

$$\begin{aligned} r &= Ax_d - x_d \\ E &= \text{diag}\{e_1, e_2, \dots, e_n\} \\ S''(x) &= \begin{bmatrix} s(x_1) & \cdots & s(x_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ s(x_1) & \cdots & s(x_n) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.5)$$

设计控制律为:

$$u = \hat{G}_1^* B^{-1} S'^{-1}(x) (-B\hat{W}S(x) - r) \quad (5.6)$$

式中,  $\hat{G}_1^* = [\varepsilon I_m + \hat{V}^T \hat{V}]^{-1} \hat{V}^T$ ,  $I_m$  是  $m \times m$  单位矩阵,  $\hat{W}$  和  $\hat{V}$  是  $W^*$  和  $V^*$  的估计值,  $\varepsilon$  是由设计者选择的正常数。



选择权值  $\hat{W}$  调节规律为:

$$\dot{\hat{W}} = -EBPS''(x) - \delta_w \hat{W} \quad (5.7)$$

式中,  $P$  是满足下列 Lyapunov 方程

$$PA + A^T P = -I \quad (5.8)$$

的对角矩阵,  $\delta_w$  是由设计者选择的正常数。

设计权值  $\hat{V}$  调节规律为

$$\dot{\hat{V}} = \begin{cases} -B\hat{S}e\bar{u} & \|\hat{V}\| \in \bar{V} \text{ 或 } \|\hat{V}\| = \bar{w} \text{ 和 } \text{tr}\{-(B\hat{S}e\bar{u})^T \hat{V}\} \geq 0 \\ -B\hat{S}e\bar{u} + \frac{\text{tr}\{(B\hat{S}e\bar{u})^T \hat{V}\} (1+\bar{w})}{\bar{w}^2} \hat{V}, & \|\hat{V}\| = \bar{w} \text{ 和 } \text{tr}\{-(B\hat{S}e\bar{u})^T \hat{V}\} < 0 \\ -B\hat{S}e\bar{u} - \delta_v \hat{V} & \|\hat{V}\| \geq M_v \end{cases} \quad (5.9)$$

式中,  $\bar{V} = \{\hat{V} : \bar{w} < \|\hat{V}\| < M_v\}$ ,  $\bar{w}$  和  $\delta_v$  是由设计者选择的正常数。

设

$$k_g = B(I_m - \hat{V}G_1^*) \quad (5.10)$$

$C_1, C_2, C_3, C_4, C_5$  由下列不等式确定:

$$\begin{aligned} C_1 &\geq \|BS\| \|P\|, \quad C_2 \geq \|S'^{-1}\| \|P\|, \quad C_3 \geq \|S'^{-1}\| P, \\ C_4 &\geq \|B\| \|P\|, \quad C_5 \geq \|P\| \end{aligned} \quad (5.11)$$

定理 5.1<sup>[52]</sup>: 设  $x_d, \dot{x}_d$ , 和  $\ddot{x}_d$  是一致有界的, 考虑被控系统(5.2), 权学习律(5.6)

和(5.8), 控制律为(5.5), 如果初始权值  $\hat{V}(0)$  满足  $\hat{V}(0) \geq \bar{w}$ , 在  $\Theta \subset R^n$  上, 有

$e, \tilde{W}, \tilde{V}$  指数收敛到残集  $D[e, \tilde{W}, \tilde{V} : v \leq \gamma]$ , 其中  $\tilde{W} = W - \hat{W}$ ,  $\tilde{V} = V - \hat{V}$ ,

$$\gamma = 2(C_4 K_g + C_3 \|\xi_g\|)^2 \|r\|^2 + 2C_5 \|\xi_f\|^2 + \frac{1}{2} \delta_w M_w^2 + \delta_v M_v^2.$$

## § 5.3 计算机仿真

给定受控 Lorenz 系统的表达式:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} -10x_1 + 10x_2 \\ -x_1x_3 + 28x_1 - x_2 \\ x_1x_2 - 8/3x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{bmatrix} \quad (5.12)$$

令控制目标为使各个状态变量  $x_1, x_2, x_3$  都稳定在零点。

选择  $a_i = 10, b_i = 28$ , 即

$$A = \begin{bmatrix} -3 & 0 & 0 \\ 0 & -3 & 0 \\ 0 & 0 & -3 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 4 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 4 \end{bmatrix}.$$

$$\text{解得 } P = \begin{bmatrix} 1/6 & 0 & 0 \\ 0 & 1/6 & 0 \\ 0 & 0 & 1/6 \end{bmatrix}.$$

取控制律为(5.6), 权学习律为(5.7)和(5.9)。

选择  $\delta_w = \delta_v = 0.1$ ,  $M_w = M_v = 1$ ,  $\bar{w} = 0.2$ ,  $\varepsilon = 0.001$ , 仿真结果如图 5-3、5-4 和 5-5 所示。

## § 5.4 本章小结

本章探讨了动态神经网络在混沌控制中的应用, 利用计算机仿真证明了将动态神经网络引入混沌系统同步与控制的可行性。

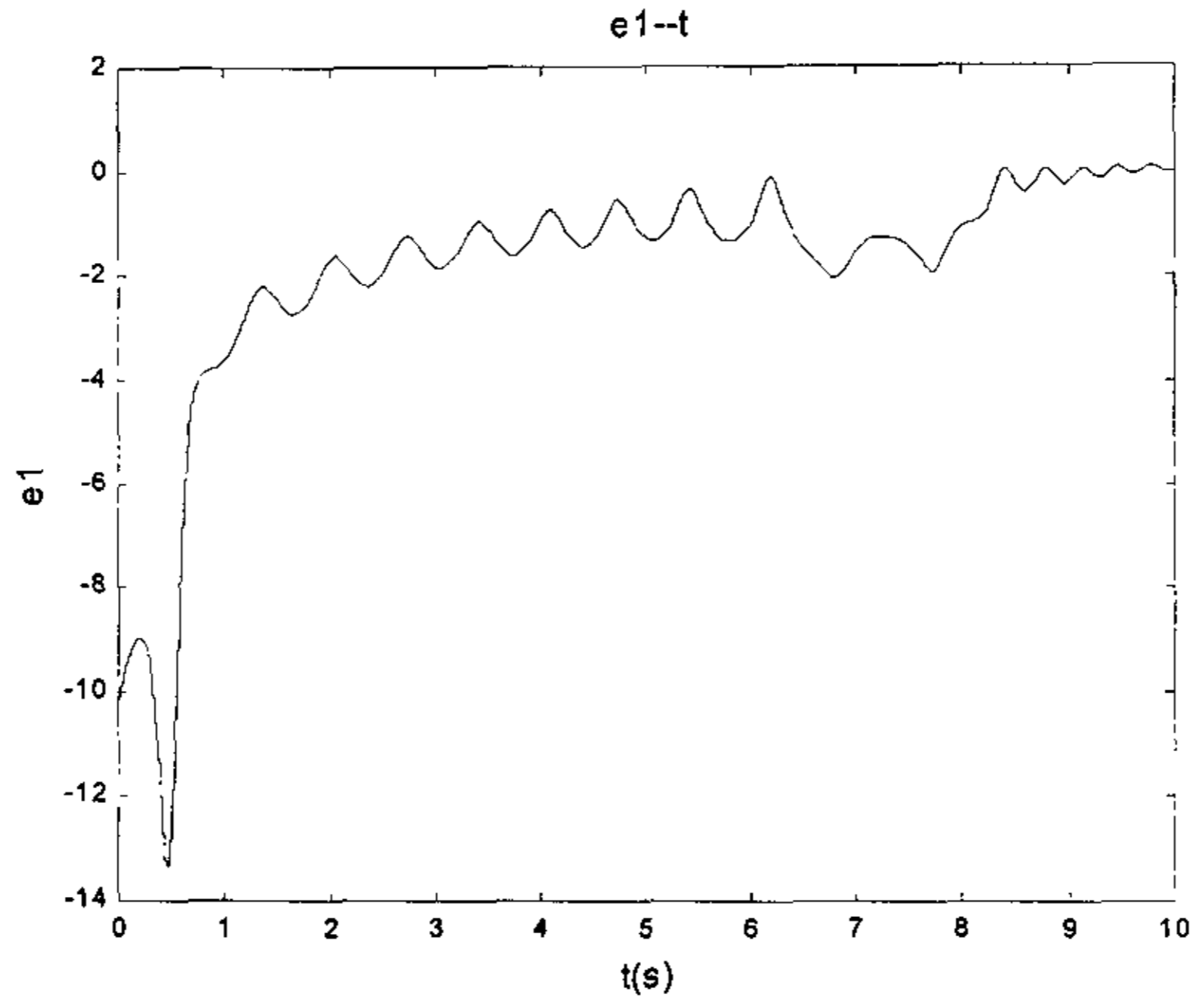


图 5-3 对  $x_1$  的控制误差

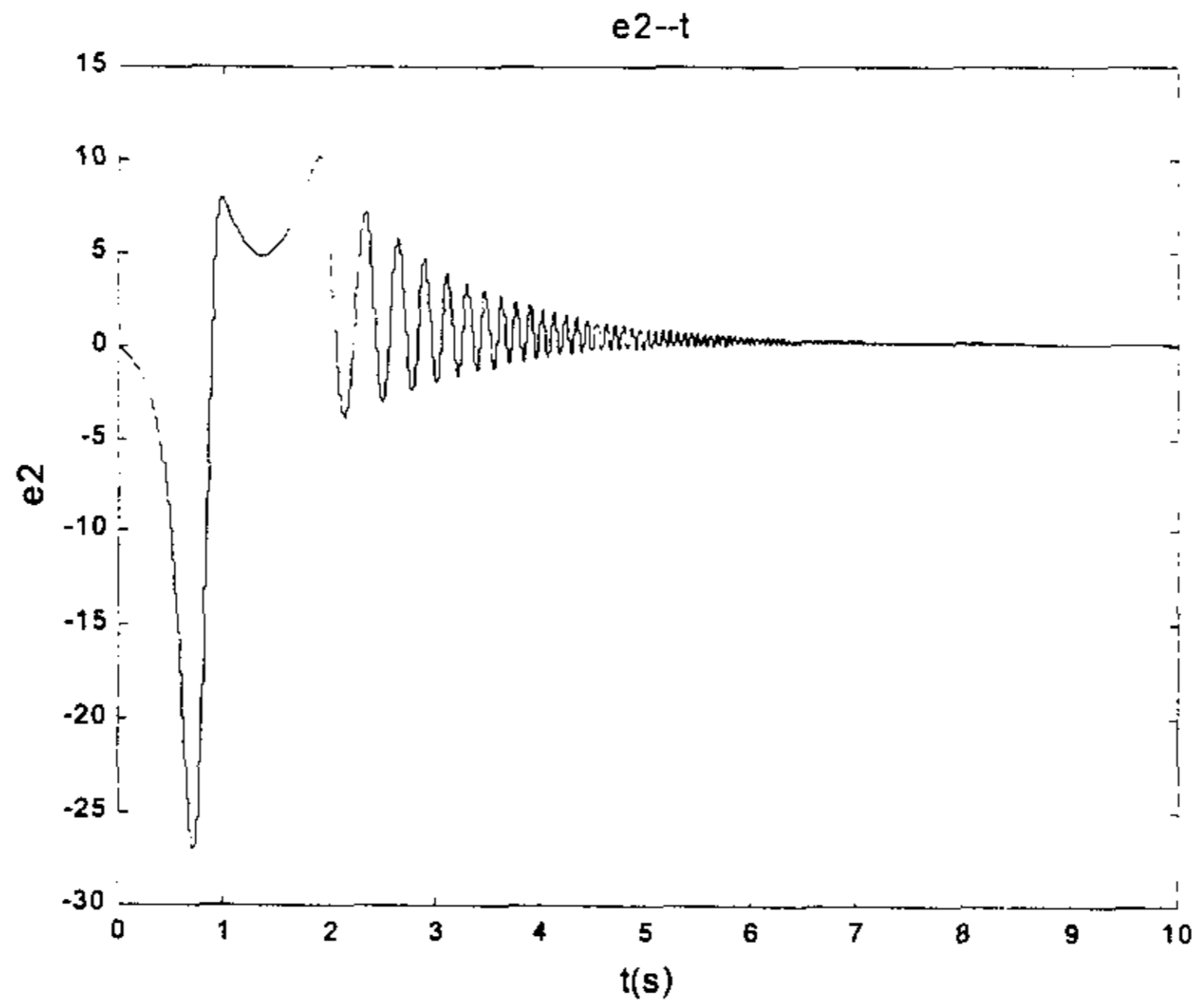


图 5-4 对  $x_2$  的控制误差

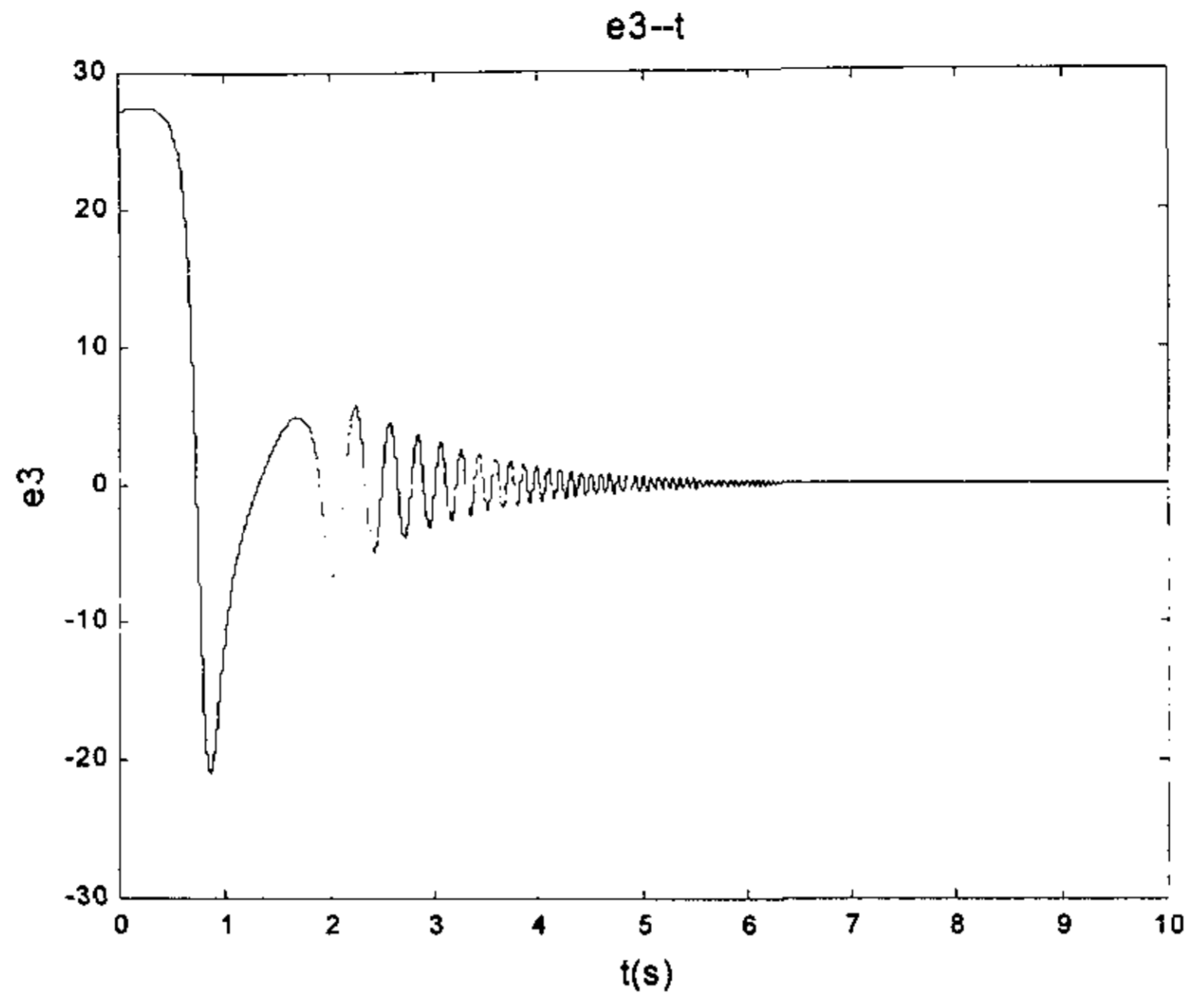


图 5-5 对  $x_3$  的控制误差

## 第六章 结论及展望

混沌被誉为非线性系统中的一朵奇葩,混沌同步在实际应用中显示出广阔的前景。人们对混沌同步控制展开了深入研究,提出了多种同步控制方法。近年来,神经网络越来越受到人们的注意,许多网络模型已被广泛地应用于模式识别、图像处理、语言处理等领域。神经网络能够学习任意连续非线性函数,决定了它们在处理高度非线性和严重不确定系统的控制方面存在巨大的潜力。本论文将神经网络引入到混沌系统控制问题中,研究了基于神经网络的混沌系统同步控制问题。在对控制混沌系统的神经网络方法进行研究的基础上,给出了三种利用神经网络控制混沌系统同步的方法。并对提出的同步控制方法进行了计算机仿真模拟。本文的主要成果总结如下:

1. 总结论述了神经网络在混沌系统控制中的各种应用,对利用神经网络控制混沌系统的研究趋势作出了预测。
2. 给出了一种利用线性输出神经网络实现标量混沌信号同步控制的方法。该方法利用线性输出神经网络构造被控混沌系统的模型,并基于 Lyapunov 理论与非线性系统控制方法,设计出神经网络权值变化规律与非线性反馈控制器,使神经网络模型的标量输出能大范围同步于给定的标量混沌信号。理论分析与计算机模拟结果都证实了这种方法的有效性。
3. 将神经网络观测器与混沌同步控制结合起来,在假定混沌系统能够分解为线性部分和非线性部分的前提下,利用神经网络逼近混沌系统的非线性部分,构造出基于 RBF 神经网络的状态观测器。完成了对混沌系统状态的观测,同时完成混沌系统的同步控制。计算机仿真结果证明了这种方法的可行性。实际上,许多混沌系统都是由线性部分和非线性部分组成的。例如: Lorenz 系统和蔡氏电路系统等。所以这种方法具有一般性。
4. 探讨了动态神经网络在混沌同步控制中的应用,利用计算机仿真证明了将动态神经网络引入混沌系统同步控制的可能性。

由于混沌系统的特殊性,尽管已经出现了一些混沌同步控制的概念和方法,但是都远未达到成熟的地步。要想在工程中获得普遍的应用,还有许多问题需要解决。

就本论文而言,应用神经网络进行混沌系统同步控制的研究需要满足一定的限制条件,怎样最大限度地放松这些限制条件,是今后需要研究的对象。如何改进神经网络控制结构,如何根据实际要求确定神经网络的权值调节规律,以及如何改进

神经网络自身的结构和计算方法,使其更适应混沌系统同步控制的要求,都是在今后的研究中需要解决的问题。此外,选择何种神经网络才能够更好的满足混沌同步控制要求也是需要考虑的问题。

## 参 考 文 献

- [1] 郝柏林. 从抛物线谈起—混沌动力学引论. 上海科技教育出版社, 1993, 9.
- [2] 焦李成. 神经网络的应用与实现. 西安电子科技大学出版社, 1993.
- [3] 陈立群, 刘延柱. 非线性振动和控制振动研究的新方向: 控制混沌. 1998, 15(2):111—115.
- [4] 方锦清. 非线性系统中混沌控制方法、同步原理及其应用前景. 物理学进展, 1996, 16(2):1.
- [5] G. Chen, X. Dong, Control of chaos—a survey, Proc. Of IEEE Contr. Decis. Conf., 1993:469.
- [6] T. Shinbrot, etc., Using small perturbations to control chaos, Nature, 1993, 363:411.
- [7] Packard N. H., et. al. Phys. Rev. Lett., 1980(45):712
- [8] Roy R, Murphy T. W., Maier T. D., etal. Dynamical control of a chaotic laser: Experimental stabilization of a globally coupled system [J]. Phys. Rev. Lett. 1992(68):1259—1262.
- [9] L. M. Pecora et al, Synchronization in Chaotic Systems. Phys. Lett, 1990, 64(8):821—824.
- [10] 戴旭初, 徐佩霞. 混沌同步的方法及其若干问题. 电路与系统学报, 1998, 3(1):44—51.
- [11] 刘锋等. 混沌的同步及其在保密通讯中的应用. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2000, 27(4):516—536.
- [12] 汤同奎等. 神经网络在控制中的应用. 江苏石油化工学院学报, 1998, 10(1):45—49.
- [13] 徐丽娜. 神经网络控制. 哈尔滨工业大学出版社, 1999.
- [14] 何玉彬, 李新忠. 神经网络控制技术及其应用. 科学出版社, 2000.
- [15] 李攀, 郑德玲等. 混沌时间序列神经网络拓扑结构的选取方法. 北京科技大学学报, 1999, 21(1):90—93.
- [16] 石文孝等. 混沌序列的神经网络实现. 光学精密工程. 2000, 8(3):231—233.
- [17] 吕朝霞等. 用于函数逼近的小波网络. 系统工程与电子技术



- 术. 2000, 22(5):41—44.
- [18] 黄晓峰等. 基于增广 RBF 神经网络的混沌系统辨识. 北京化工大学学报, 1999, 26(1):45—48.
- [19] Asakura, Toshiyuki; Nakade, Isamu; Fukuda, shigenobu. Chaos identification of nonlinear vibrating system using neural networks and its application. Nippon Kikai Gakkai Ronbunshu, C Hen/Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, 1996, 62(596):1270-127
- [20] 刘建成, 蔡湛宇. EEG 混沌序列的非线性预测方法. 计算技术与自动化, 1999, 18(4):36—38.
- [21] 杨杰, 卢凌. 基于 RBF 径向神经网络的混沌时间序列预测. 交通与计算机, 1999, 17(1):37—39.
- [22] 陈哲等. 一种基于 BP 算法学习的小波神经网络. 青岛海洋大学学报, 2001, 31(1):122—128.
- [23] Aoyama, Tomoo; Zheu, Hanxi; Yoshihara, Ikuo. Forecasting of the chaos by iterations including multi-layer neural-network. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks 4 Jul 24-Jul 27 2000. 2000 :467-471.
- [24] 李强. 人工神经网络在地震前兆混沌时间序列预测和处理中的应用. 地震学报, 2000, 22(4):404—410.
- [25] 沈春蕾, 杨宗凯. 激光水下目标探测中混沌背景信号重构的研究. 华中理工大学学报, 1997, 25(9):63—65.
- [26] 杨杰, 姜明启. 雷达杂波的神经网络分析. 武汉水利电力大学学报, 1999, 32(1):59—63.
- [27] 温香彩等. 混沌系统的 RBF 神经网络控制设计. 控制与决策, 1999, 13(3):272--276.
- [28] 王忠勇等. 混沌系统的神经网络控制. 控制与决策, 2000, 15(1):55--58.
- [29] 王新晴等. 基于神经网络的混沌控制原理对切削颤振的模拟控制研究. 解放军理工大学学报, 2000, 1(6):63—65.
- [30] 汪小帆等. 耦合系统中时空混沌的神经网络控制方法. 控制理论与应用, 1999, 16(2):283—287.
- [31] Der, R & Herrmann, M. Q-learning chaos controller. IEEE International Conference on Neural Networks - Conference Proceedings 4 Jun 27-29 1994.

- 1994 : 2472-2475
- [32] Feng, J.-C., Tse, C.K.; & Lau, F.C.M. A chaos tracker applied to non-coherent detection in chaos-based digital communication systems. Proceedings - IEEE International Symposium on Circuits and Systems v 3 May 6-9. 2001: 795-798
- [33] Otawara, K. & Fan, L.T. Synchronizing high-dimensional chaos by an artificial neural network Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control v 2 Dec 11-13 1996. 1996 2183-2184
- [34] 宋浩等. 一种控制化学混沌的新方法—在全混沌区的非线性人工神经网络偶然微扰反馈控制. 中国科学 (B辑), 2000, 30(1): 8--14.
- [35] Rhode, M.A.; Rollins, R.W.; Vassiliadis, C.A.S. Adaptive learning to control chaos. Proceedings of the Annual Southeastern Symposium on System Theory Mar 20-22 1994. 1994 :638-642
- [36] Ramesh, M.; Narayanan, S. Chaos control of Bonhoeffer-van der Pol oscillator using neural networks. Chaos, Solitons and Fractals 2001, 12(13): 2395-2405
- [37] Poznyak, A.S., Yu, Wen; Sanchez, E. N. Identification and control of unknown chaotic systems via dynamic neural networks. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications. 1999, 46(12): 1491-1495 1057-7122 .
- [38] Sato, Yuji; Nagaya, Shigeki. Evolutionary algorithms that generate recurrent neural networks for learning chaos dynamics. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation May 20-22 1996. 1996:144-149
- [39] Sanchez, Edgar N.; Perez, Jose P.; Ricalde, Luis J.; Chen Guanrong. Chaos synchronization via adaptive recurrent neural control. Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control v 4 Dec 4-7 2001. 2001:3536-3539
- [40] E. Castillo & J.M. Gutierrez *Nonlinear time series modeling and prediction using functional networks. Extracting information masked by chaos.* Physics Letters A, 1998(224): 71—84.
- [41] 高金峰, 罗先觉, 马西奎. 实现连续时间标量(超)混沌信号同步控制的非线性反馈方法. 物理学报, 2000, 149(5): 838.
- [42] 高金峰, 马西奎, 罗先觉. 实现连续时间标量混沌信号同步的自适应控制方法. 物理学报, 2000, 149(7): 1235.
- [43] W. T. Miller, R. S. Sutton, P. J. Werbos, *MIT Press, Cambridge*, 1990.

- [44] Liang Jin, P. N. Nikiforuk, M. M. Gupta, *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control.*, 1994, 116:567.
- [45] A. U. Levin, K. S. Narendra. *IEEE Trans on Neural Networks.* 1996(7):30.
- [46] 冯纯伯, 费树岷. 非线性控制系统分析与设计. 电子工业出版社. 1998.
- [47] Broer, H. W., Takens, F., *lecture notes in math.* 1985, 1125.
- [48] Walcott B L, Corless M J, Zak S H.. Comparative study of nonlinear state observation techniques[J]. *Int J Control*, 1987,45(6):2109-2132.
- [49] Sakhar R., Karl J H. Observer Design for a class of Nonlinear Systems. *Int. J. Control*, 1994,59(2):515-528.
- [50] Park J, Sandberg J W. Universal approximation using Radial-Basis-Function networks. *Neural Computation*, 1990 2:246-257.
- [51] 陈玉东, 施颂椒. 关于“基于 RBF 神经网络观测器的非线性系统鲁棒故障检测方法”一文的疑问. *控制理论与应用*, 2001,18(5):811-812.
- [52] 戴琼海等. 一类未知多变量非线性系统的动态神经网络自适应控制. *信息与控制*, 1996, 25(6):332-338.

## 致 谢

本课题是在我的导师高金峰教授的精心指导下完成的。从开题一直到最后论文完成，高老师都给予了我耐心的指导。高老师无微不至的关心和循循善诱的教导让我顺利地完成了研究生阶段的学习任务。他开阔的思维、独特的见解，使我获益匪浅；他勇于创新的研究精神，一丝不苟的工作态度影响着我以后的工作道路。在此，向高老师表示深深谢意。

在毕业设计过程中，我还得到了电工原理实验室王俊鹏老师、杨育霞老师、黄俊杰老师和章玉政老师的热心帮助，此外，我还得到了师弟师妹们的大力协助，在此一并表示感谢。

最后衷心感谢各位评委老师在百忙之中抽出时间来评审我的论文。