连续时间时滞递归神经网络的稳定性

王占山 著

東北大學出版社
Northeastern University Press

连续时间时滞递归神经网络的稳定性

王占山　著

东 北 大 学 出 版 社

· 沈 阳 ·

图书在版编目（CIP）数据

连续时间时滞递归神经网络的稳定性 / 王占山著. —沈阳：东北大学出版社，2007.6
ISBN 978-7-81102-492-0

Ⅰ. 连… Ⅱ. 王… Ⅲ. 连续时间—时滞—递归论—神经网络—稳定性—研究
Ⅳ. TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字（2007）第 199567 号

出 版 者：东北大学出版社
地址：沈阳市和平区文化路 3 号巷 11 号
邮编：110004
电话：024—83687331（市场部） 83680267（社务室）
传真：024—83680180（市场部） 83680265（社务室）
E-mail：neuph @ neupress.com
http：//www.neupress.com
印 刷 者：沈阳中科印刷有限责任公司
发 行 者：东北大学出版社
幅面尺寸：184mm×230mm
印 张：14
字 数：304 千字
出版时间：2007 年 6 月第 1 版
印刷时间：2007 年 6 月第 1 次印刷
责任编辑：赵 娜
责任校对：张 丽
封面设计：唐敏智
责任出版：杨华宁

ISBN 978-7-81102-492-0 定 价：26.00 元

序

人类的大脑是目前世界上最具复杂性的事物之一，其细胞之间相互连接，形成纵横交错的网状结构，进而构成了一个非常复杂并且高效的信息处理网络. 人工神经网络正是模拟人脑的工作模式而形成的一种信息处理系统. 从20世纪40年代人工神经网络首次进入人们的视野开始到现在，人工神经网络已经被广泛应用于经济、医疗、工业、农业等各个领域，被包括数学、经济学、电子科学、控制科学及工程学等学科作为重要的研究对象和研究工具. 特别是在控制领域中，人工神经网络已经成为了信号处理、系统建模和模式识别等方向上不可替代的工具.

近几十年来，已经出版了很多关于神经网络方面的书籍，但是真正把神经网络的动态特性作为研究对象的专著还不多见. 而本书正是从时滞递归神经网络稳定性的角度出发，对其进行了系统而深入的研究. 本书的作者及其课题组经过多年的研究和探索，在时滞递归神经网络的稳定性这一课题上，采用Lyapunov稳定理论和线性矩阵不等式等方法，取得了许多创新性成果. 这些成果分别在国内外具有影响的期刊上发表或被录用，如IEEE Transactions on Neural Networks，IEEE Transactions on Circuits and Systems，Neurocomputing，Chinese Journal of Electronics, Progress in Natural Science, Journal of Control Theory and Applications, 物理学报、控制与决策等. 本书既涵盖了作者近几年的学术研究成果，同时又有比较系统完整的理论基础，为该领域的进一步深入研究提供了很好的参考，是神经网络稳定性方面不可多得的一本好书.

张嗣瀛

2007年5月于青岛

摘 要

自从Hopfield首次提出了利用能量函数的概念来研究一类具有固定权值的神经网络(后被称为Hopfield神经网络)的稳定性并付诸电路实现以来，这类神经网络在优化计算和联想记忆等领域取得了成功应用，并且关于这类具有固定权值神经网络稳定性的定性研究从来也没有间断过. 由于神经网络的各种应用取决于神经网络的稳定特性，所以，关于神经网络的各种稳定性的定性研究就具有重要的理论和实际意义.

目前，关于神经网络稳定性结果的表述方式主要有三类: 一类是基于M矩阵形式的或不含有未知参数的其他不等式表示形式；一类是基于各种微分不等式等技术得到的含有大量未知参数的不等式表示形式(上述两类形式的稳定结果都没有考虑神经元的激励和抑制对神经网络的影响，且前者虽因不包含未知参数而易于验证，但结果的保守性相对较大，后者虽因包含了大量的可调参数降低了结果的保守性，但因没有系统的方法来调节这些未知参数，进而使得结果不易验证)；第三类表示形式的稳定结果，即基于线性矩阵不等式形式的稳定结果，则克服了上述两种表示形式的稳定结果所存在的不足，既具有适量的可调参数来降低保守性，又可容易利用现有的内点算法等方法来验证所得结果的可行性，同时可以考虑连接权系数的符号差，进而可以消除神经元激励和抑制对网络的影响. 可见，基于线性矩阵不等式的结果不仅比采用代数不等式或矩阵范数等形式的稳定判据具有更小的保守性和容易验证等特点，而且具有更多的仿生物信息. 本书的主要结果都是基于线性矩阵不等式技术得到的，不要求激励函数的严格单调性、可微性和有界性等限制，对连接权矩阵没有对称性和奇异性等要求.

本书在激励函数满足全局Lipschitz 连续的条件下，基于线性矩阵不等式技术，研究了具有时滞的连续时间递归神经网络的稳定性问题. 主要工作如下.

(1) 综述了具有优化计算和联想记忆功能的固定权值递归神经网络的研究现状. 内容包括：神经网络的主要发展历史，目前所研究的神经网络的主要类型，常用的递归神经网络类型(如Hopfield神经网络、细胞神经网络和Cohen–Grossberg神经网络等)，时滞的类型及其对神经网络动态特性的影响，神经元激励函数的类型，神经元的激励和抑制对网络动态特性的影响，递归神经网络动态特性研究方法和研究内容，稳定性结果的表示形式及其相应特点和常用递归神经网络稳定性的研究现状，主要考虑关于Hopfield神经网络、细胞神经网络和Cohen–Grossberg神经网络等三类网络的动态特性研究现状等.

(2) 基于线性矩阵不等式技术，针对一类多时变时滞递归神经网络，提出了一个时滞依赖

的全局指数稳定判据，并对指数收敛速率与神经网络固有参数之间的关系进行了研究. 所得到的指数稳定判据及相应的最大时滞上界和最大指数收敛速率的估计与现有的一些文献结果相比具有更小的保守性.

(3) 基于线性矩阵不等式技术，分别针对三类多时滞递归神经网络，提出了不依赖时滞大小的全局稳定判据. 目前，关于多时滞神经网络的基于线性矩阵不等式的时滞独立全局指数稳定判据还不多见. 在本书中，首先，针对一类多时变时滞递归神经网络建立了基于线性矩阵不等式的不依赖时滞大小的全局指数稳定判据；其次，针对另一类多时滞神经网络，即时滞细胞神经网络

$$\dot{x}_i(t) = -x_i(t) + \sum_{j=1}^{n} a_{ij} f(x_j(t)) + \sum_{j=1}^{n} b_{ij} f(x_j(t-\tau_{ij})) + U_i,\ \ i = 1, \cdots, n,$$

首次给出了基于线性矩阵不等式的时滞独立的全局渐近稳定判据；第三，结合当前所研究的几类多时滞神经网络模型，首次提出了一类广义多时滞递归神经网络模型，该类模型至少包含了现有的三类多时滞递归神经网络模型，并对其建立了不依赖时滞大小的全局指数稳定判据.

(4) 基于线性矩阵不等式技术，针对一类存在区间不确定性的多时滞递归神经网络，提出了不依赖时滞大小的全局鲁棒指数稳定判据. 本书所得到的结果很容易应用到现有的几类区间神经网络模型中，且改进了现有的几类区间神经网络的鲁棒稳定结果.

(5) 目前，尚没有对多种稳定结果的特性进行比较研究的文献报道. 本书分别基于线性矩阵不等式技术、矩阵范数和Halanay不等式等技术，针对单时变时滞区间Cohen–Grossberg神经网络，提出了若干不依赖时滞大小的全局鲁棒指数稳定判据，并对这些稳定结果的特点、相互关系、适用范围与现有一些文献中的稳定性结果进行了比较研究，进而对基于不同分析方法所得到的稳定结果具有更深层次的认识.

(6) 目前，神经网络的鲁棒稳定性研究主要针对区间神经网络而言. 实际上，不确定的表示形式不仅局限于区间形式. 借助于控制系统中对不确定性的描述，本书基于线性矩阵不等式技术，针对由满足匹配条件的一类不确定表示的广义多时滞递归神经网络，对其进行了鲁棒稳定性研究，提出了不依赖时滞大小的全局鲁棒指数稳定判据. 同时，将所得到的鲁棒稳定结果扩展到了区间神经网络和双向联想记忆神经网络当中.

(7) 时滞的作用必须辩证地理解. 目前，关于时滞神经网络的研究主要是从时滞对神经网络不利的方面来理解的. 而实际上，时滞是可以利用的，合理地人为引入时滞不仅可以简化控制律设计，而且可以轻易地改变系统的动态特性. 不过应注意到，利用延迟元件来实现滞后作用时，在实际中可能产生更复杂的动态行为. 不论在实际系统中产生的何种时滞，都应对其具有足够的认识. 因此，本书基于线性矩阵不等式技术，针对一类由部分元等效电路(partial element equivalent circuits: PEEC) 组成的中立型多时变时滞递归神经网络，通

过构造适当的Lyapunov-Krasovskii泛函和分析技巧，得到了线性矩阵不等式表示的不依赖时滞大小的全局渐近稳定判据，并将所得到的稳定结果扩展到相应的非中立型多时滞递归神经网络模型当中.

关键词：递归神经网络，Hopfield神经网络，细胞神经网络，Cohen–Grossberg神经网络，区间神经网络，不确定神经网络，固定权值神经网络，连续时间，稳定性，指数收敛率，全局指数稳定，全局渐近稳定，鲁棒稳定，参数摄动，多时变时滞，中立型时滞，Lyapunov–Krasovskii泛函，全局Lipschitz连续条件，有界扇区条件，线性矩阵不等式

Abstract

Since Hopfield first introduced the concept of energy function to study the stability for a class of fixed-weight recurrent neural networks called Hopfield networks, and implemented the neural networks in circuits, this kind of neural network was successfully applied in associative memory, optimal computation and só on. The qualitative analysis on the stability of the equilibrium point for this class of recurrent neural networks has been investigated persistently. It is significantly important in theory and practice to qualitatively study the stability of neural networks because many applications of neural networks are dependent on the properties of stability.

At present, there are mainly three kinds of expressions to describe the stability condition of fixed-weight neural networks. One is in the form of M-matrix or in different kinds of inequalities without any unknown parameters. Another is in the form of algebraic inequalities containing amounts of unknown parameters, which are usually obtained via different approaches of differential inequalities. The above two expressions of stability results all neglect the effects of neuron excitatory and inhibitory on the neural networks. The former is easily verified due to no parameters to be adjusted, while the conservativeness is much great; the latter is generally difficult to be tested due to more parameters to be tuned, while the conservativeness is less greater than the former, although one has no a systematic method to adjust these unknown parameters. The last one is in the form of linear matrix inequality (containing the form of diagonal stability), which overcomes the disadvantages of the former two kinds of expressions. The last form not only reduces the conservativeness due to suitable numbers of unknown parameters to be included, which can also be verified using the interior point algorithms, but it considers the difference of signs in the weight coefficient, which eliminates the effects of neuron excitatory and inhibitory on neural networks. Therefore, the stability results in the form of linear matrix inequality is superior to that in the form of algebraic inequality, matrix norm, matrix measure, etc., and contains many imitated-biological information. The characteristics of the obtained results in this book are as follows: they do not require the strict monotony, differentiation, boundedness on the activation function; they do not require the symmetry

and singularity of the interconnection matrices, etc.

Global stability problem for continuous-time recurrent neural networks with delays is investigated in this book on the basis of linear matrix inequality technique and under the assumption of global Lipschitz continuous activation function. The main innovations of the book can be briefly described as follows.

(1) Present situations of the researches on the dynamics of fixed-weight recurrent neural networks with the functions of optimal computation and associative memory are summarized systematically. The survey concerns with the main developing history of artificial neural networks, the main types of the artificial neural networks, the general kinds of recurrent neural networks with fixed-wights (e.g. Hopfield neural networks, Cellular neural networks and Cohen–Grossberg neural networks), the kinds of delays and the effects of the delays on the neural networks, the types of activation functions of neurons, the effects of neuron excitatory and inhibitory on the neural networks, the contents and approaches to study the recurrent neural networks, the expressions of stability results and their characterizations, and the present situation on the researches of Hopfield neural networks, cellular neural networks and Cohen–Grossberg neural networks are reviewed thoroughly.

(2) Delay dependent exponential stability condition is presented for a kind of recurrent neural networks with multiple time varying delays via linear matrix inequality technique, and the relations between the exponential convergence rate and the connection weights of neural networks is also presented. The obtained results is superior to the existing ones in the aspects of stability condition, the estimation of maximum bounds of time delay and exponential convergence rate, respectively.

(3) Global stability criteria independent of the magnitude of time delay are presented for three kinds of recurrent neural networks with multiple time delays via linear matrix inequality technique, respectively. The stability results on the global exponential stability results independent of time delay based on linear matrix inequality for neural networks with multiple time delays are seldom reported in the existing literatures. In this book, a global exponential stability criterion independent of the magnitude of time delay is firstly presented for a kind of neural networks with multiple time delays. Secondly, for another kind of recurrent neural networks with different multiple time delays, i.e., the well-known

cellular neural network with delays,

$$\dot{x}_i(t) = -x_i(t) + \sum_{j=1}^{n} a_{ij} f(x_j(t)) + \sum_{j=1}^{n} b_{ij} f(x_j(t - \tau_{ij})) + U_i, \quad i = 1, \cdots, n,$$

a global asymptotic stability criterion independent of the magnitude of time delay is presented for the first time via linear matrix inequality technique. Thirdly, a generalized neural network model with different multiple time delays is proposed, which includes at least three kinds of recurrent neural network models with multiple time delays studied in the existing literatures. A global exponential stability criterion independent of the magnitude of time delay is presented for the proposed recurrent neural networks with delays.

(4) A global robust exponential stability criterion independent of the magnitude of time delay is presented for a kind of recurrent neural network model with both multiple time delays and interval uncertainties via linear matrix inequality technique. The obtained result can be easily generalized to the other interval neural networks, for example, interval Hopfield neural networks, interval cellular neural networks and so on, and improves upon some results in the previous literatures.

(5) Although many stability results are reported individually for some well-known neural networks models via different analysis approaches, there are few literatures to compare these existing results systematically. In this book, some global robust exponential stability criteria independent of the magnitude of time delay are presented for Cohen–Grossberg neural networks with single time varying delay via the analysis approaches of linear matrix inequality, matrix norm, Halanay inequality and so on. Comparisons among these obtained results and the existing results are made, which can give a deep insight into the stability results derived in different approaches.

(6) At present, robust stability problems are mainly focused on the interval neural networks. In real life, there are many different forms to express the bounded uncertainties. Via an description of the uncertain in control system, a global robust exponential stability criterion independent of the magnitude of time delay is presented for a kind of uncertain recurrent neural networks with multiple time delays via linear matrix inequality technique. Meanwhile, the obtained result is naturally generalized to the interval neural networks with delays and bi-directional associative memory neural networks with uncertainties, which further shows the generality of the obtained result.

(7) The researches on the stability of delayed neural networks are often studied from the viewpoint of passivity. In fact, time delay can be utilized reasonably. Time delay

can be suitably introduced into the dynamic system, which not only can simplify the design of control law but also can readily change the dynamics of the system. It should be noted that the introduction of time delay, whether intentionally or not, can also produce complex dynamics or side effects. Therefore, it is important to understand the effects of different kinds of delays on the systems. In this book, a global asymptotic stability criterion independent of the magnitude of time delay is presented via linear matrix inequality technique for a kind of recurrent neural networks with both multiple time varying delays and neutral type delays, in which the recurrent neural network is composed of partial element equivalent circuits. By suitably constructing Lyapunov–Krasovskii functional and applying ingenious analysis, some global asymptotic stability criteria independent of the magnitude of time delay are established via linear matrix inequality technique. The obtained result is also generalized to the corresponding recurrent neural networks model without neutral type delay.

Key words: Recurrent neural networks, Hopfield neural networks, cellular neural networks, Cohen–Grossberg neural networks, interval neural networks, neural networks with uncertainties, fixed-weight neural networks, continuous time, stability, exponential convergence rate, global exponential stability, global asymptotic stability, robust stability, parameter perturbation, multiple time delays, time varying delay, neutral type delay, Lyapunov–Krasovskii functional, global Lipschitz continuous condition, bounded sector condition, linear matrix inequality

目 录

第 1 章　绪　论

1.1　神经网络简介

人脑是由极大数量基本单元(即神经元)经过复杂的相互连接而形成的一种高度复杂的、非线性的、并行处理的信息处理系统. 单个神经元的反应速度是毫秒级，比计算机的基本单元(逻辑门)要低5~6个数量级. 由于人脑的神经元数量极大(约10^{10} 个)，每个神经元可与几千个其他神经元连接(总连接数约为6×10^{3})，对有些问题的处理反而比计算机快得多. 同时，在能耗方面，神经网络更具有显著优势. 可见，其性能要比现代计算机高得多[3, 4]. 人工神经网络就是从模拟人脑智能的角度出发，来寻求新的信息表示、存储和处理方式，设计全新的计算机处理结构模式，构造一种更接近人类智能的信息处理系统来解决实际工程和科学研究领域中传统的冯 · 诺依曼计算机难以解决的问题. 简言之，人工神经网络(以下简称神经网络)是一种具有大量连接的并行分布的处理器，它具有通过学习获取知识并解决问题的能力，且知识是分布存储在连接权中(对应于生物神经元的突触)，而不是像常规计算机那样按地址存在特定的存储单元中.

然而，纵观神经网络的发展历程，几经兴衰，可以将其划分为如下几个阶段[1, 2, 4, 5, 8]. 第一阶段是启蒙期(1890—1969年). 1890年，美国心理学家James W. 发表了第一部详细论述脑结构及功能的专著《心理学》，对相关学习和联想记忆等基本原理做了开创性的研究工作. 1943年，心理学家McCulloch W. S. 和数学家Pitts W. 首先从信息处理的角度出发，采用数理模型的方法对神经细胞的动作进行研究，提出了形式神经元的数学模型，即M-P模型[60]. 1949年，心理学家Hebb D. O. 通过对大脑神经细胞、学习和条件反射的观察和研究，在其所著的《行为组织》一书中提出了修正神经元连接强度的方法，即Hebb规则. 作为人工智能的神经网络系统的研究，则是在20世纪50年代末60年代初开始的. 许多人从工程的角度研究用于信息处理的神经网络模型以及具有学习能力的模式识别装置. 1958年，Rosenblatt F. 设计发展了M-P模型，提出了多层感知机，即Perceptron，试图模拟动物和人脑的感知和学习能力. 应用感知机模型，搞清楚了当时令人们疑惑的两个问题，即信息是如何存储或记忆的以及存储的信息是如何影响识别和行为的. 首先，神经网络的记忆信息是存储在连接权上，而不在网络的拓扑图表示上；其次，存储的信息相应于一组新的连接，外部激励利用新的连接通道自动激活相应的神经元响应，以达到识别的目的. 1960年，Widrow B. 和Hoff M. 从工程角度出发，提出了自适应线性单元模型Adaline(Adaptive linear element)及一种有效的网络学习方法，即通常所说的Widrow-Hoff学习规则或称δ学习规则. 第二阶段为低潮期(1969—1982年). 随着神经网络研究的深入发展，人们遇到了来自认识、应用和实现等方面的各种困难和迷惑问题，一时难以解决. 对神经网络的学习能力问题，引起了学术界的很

大争议. 当时具有较高学术地位的人工智能创始人Minsky M. 和Papert S. 潜心研究多年，于1969年发表了对神经网络研究产生重要影响的《感知机》[316]一书，对以感知机为代表的神经网络系统的功能和局限性从数学上进行了深入分析，并指出Perceptron 只能进行线性分类求解一阶谓词问题，同时寻找多层感知机的有效学习算法并不乐观. 鉴于上述观点，许多学者放弃了对神经网络的研究兴趣，相应的研究经费支持大大降低，从而使神经网络的研究陷入低潮. 使神经网络研究陷入低潮的更重要的原因是与“人工智能走什么样的路”这一争议问题有关. 20世纪70年代以来，集成电路和微电子技术的迅猛发展使电子计算机硬件实现技术飞快进步，传统的冯·诺伊曼数字计算机处于发展的全盛时期；基于逻辑符号处理方法的人工智能得到迅速发展并取得了显著成就，整个学术界陶醉于数字计算机的成功喜悦之中，暂时掩盖了发展新型模拟计算机和寻求新的神经网络的必要性和可能性. 第三阶段为复兴期(1982—1988年). 随着超大规模集成电路的重大发展和并行处理技术的逐渐成熟，当今的超级计算机在大型复杂科学计算方面显示出巨大的威力，但是人们习以为常的普通知识和经验却很难使计算机“学会”；设计制造计算机的科学家发现前面有不可逾越的线路微型化的物理极限；人工智能专家在研究和模拟视听觉方面首先遇到挫折. 这一切迫使人们去思考：智能问题是否完全可以由人工智能中的逻辑推理规则来描述？人脑的智能是否可以在计算机中重现？神经网络研究的复兴标志是：1982年，美国加州工学院生物物理学家Hopfield教授发表的一篇突破性学术论文[9]，以及于1984年发表的另一篇重要论文[150]. Hopfield提出了一种新的神经网络模型，并可以用集成电路实现，很容易被工程技术人员和计算机科技工作者理解，因此引起了工程技术界的普遍关注. 尽管在所提出的网络模型中没有引入太多的新概念，但其以一种新的创造性的方法将这些概念综合运用，定义了神经网络的“能量函数”，给出了网络稳定性的判据，使所提出的网络具有联想记忆和优化求解问题能力. 更令人兴奋的是，Hopfield将这种网络模型用简单的模拟电路实现，并成功地用于著名的“巡回推销商问题”(TSP—Travelling Salesman Problem)的求解[151]、4位A/D转换器的实现[152]，取得了满意的解. Hopfield的研究成果为神经计算机(Neurocomputer)的研制奠定了基础，同时开创了神经网络用于联想记忆和优化计算的新途径. 随后，美国AT&T公司贝尔实验室利用Hopfield网络理论实现了第一个基于硅芯片的硬件神经网络，Feldmann 和Ballard的连接网络模型指出了传统的人工智能“计算”与生物的“计算”的不同点，给出了并行分布处理的计算原则；Hinton G. E. 和Sejnowski T. J. 借助统计物理学的概念和方法提出了一种随机神经网络模型——波尔茨曼机，首次采用了多层网络的学习算法，即在学习过程中采用模拟退火技术，有效克服了Hopfield网络存在的能量局部极小问题，使整个网络系统的状态更新最终能够达到能量全局最小. Rumelhart D. E. 和Mcclelland等人提出的PDP(并行分布处理)理论则致力于认知微观结构的探索，将神经网络模型归结为具有三个属性：结构、神经节点传递函数和学习算法；同时发展了多层网络的BP(反向传播)算法，把学习的结果反馈到

中间层次的隐单元中，改变了连接权矩阵，从而达到预期的学习目的，它是迄今为止最普遍的网络；Kosko提出了双向联想记忆网络，它是最早用于学习的网络；Cohen和Grossberg提出了一类神经网络模型(即Cohen–Grossberg神经网络)，用来实现联想记忆和地址存储记忆；Chua L. O. 等提出了细胞神经网络模型，它不仅是一个大规模非线性模拟系统，同时又具有细胞自动机的动力学特征. 这一时期大量而深入的开拓性研究工作大大发展了神经网络模型和学习算法，加强了对神经网络系统的进一步认识，使人们对模仿脑信息处理的智能计算机的研究重新充满了希望. 1987年6月，IEEE在美国San Diego召开了神经网络国际会议，国际神经网络学会随之成立；1988年1月，《神经网络》杂志创刊；1990年3月，《IEEE神经网络会刊》问世；各种学术期刊的神经网络特刊层出不穷. 透过这些现象，可以很清楚地看到神经网络研究出现了更高的热潮. 归纳起来，神经网络能够再度掀起热潮的动力主要有：神经科学研究的突破和进展；计算机科学与人工智能发展的迫切需要；技术上的可行性；非线性科学的迅速发展等. 第四阶段为发展繁荣期(1988年至今). 自各种与神经网络研究相关的期刊创立以来，神经网络的研究得到了空前的发展. 利用神经网络的不同特性，形成了神经网络的不同研究方向：利用神经网络的万能逼近特性，对神经网络在建模和曲线拟合等方面进行研究；利用神经网络的自适应性和容错性，对神经网络在复杂系统的控制等方面进行研究；利用神经网络的学习能力，对神经网络在模式分类或聚类、识别等方面进行研究；利用神经网络的动力学特性，在联想记忆、神经计算和动态特性等方面进行研究，等等，进而形成了声势浩大的神经网络研究热潮.

需要指出的是，神经网络是基于对人脑组织结构、互动机制等的初步认识提出的一种新型计算体系，研究神经网络不是要建造与人脑一样的机器，只是期望模仿脑神经系统的组织结构以及某些活动机理，如自学习能力、计算能力、分布存储及联想记忆能力等，因此，人工神经网络与生物神经网络是不同的. 同时，人工神经网络在处理问题方面与现有的数字计算机的处理方式也不同. ① 处理问题的领域不同: 数字计算机善于处理结构化问题，如逻辑思维、数值计算等，不具有自适应和学习等能力；而神经网络善于处理形象思维等非结构化的问题，在逻辑推理和数值计算等方面能力较差，但具有学习和适应能力. ② 处理问题的方法不同: 数值计算机是基于算法、顺序执行程序求解问题的，各存储数据之间没有关联，一旦程序出现故障，即使微小故障，整个计算都会出错或停止计算；神经网络不用事先编写程序，它是通过学习和自适应来完成求解问题的，由于采用并行处理，即使出现一些故障，也不会影响网络正常运行，若非致命故障，网络也会得出正确的解. 总之，神经网络和数字计算机在处理问题方面是互补的，不能相互替代. 目前，已经建立了许多神经网络作为求解问题的计算模型[1, 3, 4, 8].

一个神经网络模型通常由一组输入、输出、神经元和连接权构成. 根据不同的划分标准可将神经网络划分成不同的种类. 按连接方式来分主要有两种：前馈神经网络和递归(反馈)神