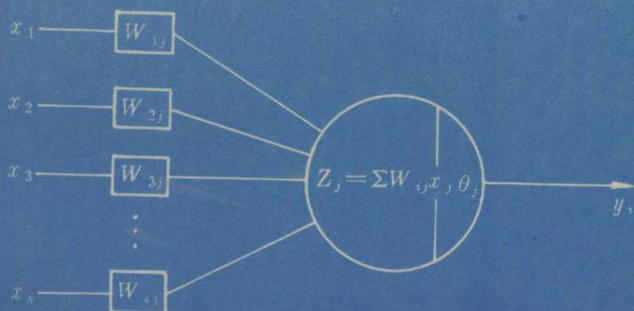


神经网络 理论及应用

宿延吉 主编 黄国建 于青松 副主编



东北林业大学出版社

ANN

0223/3 TP18
9652 713

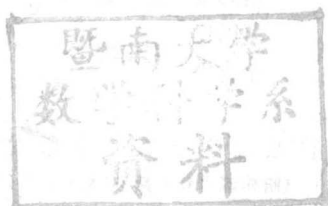
1996044

黑龙江省自然科学基金资助项目

神经网络理论及应用



宿延吉 编
黄国建 副主编
于青松



东北林业大学出版社

1996年 5月 5日

(黑) 新登字第 10 号

黑龙江省自然科学基金资助项目
神经网络理论及应用

宿延吉 主 编

黄国建 副主编

于青松

东北林业大学出版社出版发行

(哈尔滨市和兴路 26 号)

东北林业大学印刷厂印刷

开本 850×1168 毫米 1/32 印张 5.625 字数 137 千字

1993 年 12 月第 1 版 1993 年 12 月第 1 次印刷

印数 1—1 000 册

ISBN 7-81008-454-2
TP·12 定价: 7.00 元

前 言

神经网络理论融合了计算机科学、认知科学、信息科学、微电子学、自动控制理论、脑神经和脑组织等众多学科理论，日渐成为一个跨学科、多领域并得到迅速发展的一个国际前沿研究领域。它以非线性大规模并行分布式处理为主体，突破了以传统的线性顺序处理为基础的冯·诺依曼型计算机的局限，标志着人们开始利用赖以生存的非线性世界，探索和研究象人脑这样的复杂巨系统。对它的研究将使电子科学和信息科学等产生变革，并将促使以神经计算机为基础的高技术群的诞生和发展。

40多年来，神经网络理论研究已经取得了丰硕成果，为神经网络在诸多领域的应用打下了坚实的基础，尤其近几年来在其应用研究方面也取得很大进展，但是，比较完整的理论与应用研究的专著还属少见。当前，神经网络理论研究日新月异，许多对神经网络感兴趣的科技工作者急需这方面的著作问世。基于上述情况，编者编写了这本书。

本书在参阅国内外大量文献的基础上，结合编者近年来的科研成果、学术论文、学术报告等，形成了一套较为完整的神经网络基本理论；尤其对近几年来神经网络在技术应用方面和最新研究成果——细胞神经网络进行了阐述，使读者在阅读完本书之后，能够掌握该领域研究所需的基础理论及研究方法，并对神经网络理论及今后的研究方向有一个较为全面的了解。

本书共分九章，基本内容如下：

第一章为绪论，主要论述神经网络的发展历史和背景，研究

了神经网络与计算机、人工智能的关系，提出了神经网络的研究内容和研究方法。

第二章系统论述了神经网络的研究基础——神经网络的生物基础。它是在脑神经科学的基础上提出的。

第三、四章论述了神经网络研究的理论基础——非线性动力系统，包括神经网络 Lyapunov 能量函数的构造方法，并提出了神经网络的基本模型，以及它们之间的联系和区别。

第五章提出了神经网络中典型的反向传播学习算法（即 BP 算法）及其改进算法，并探讨了其简单应用。

第六章论述了神经网络包括它在网络优化、VLSI 及五位 A/D 转换器中的应用。

第七章提出了神经网络的应用开发方法学，并提出了神经网络计算机的概念，同时也涉及到神经网络的实现和维护问题。

第八、九两章探讨了目前神经网络研究的最新前沿——细胞神经网络理论及应用。书中介绍编著者对手写体字符进行检测的计算机模拟，并实现了硬件电路。

本书由哈尔滨电工学院宿延吉教授主编，镇江船舶学院黄国建副教授、哈尔滨电工学院于青松为副主编。孙名松、王建华、朱建良、徐洪波、赵爱民参加了本书的编写。参加编写工作的还有硕士研究生果牧知、赵德伟、张漫丽、刘晓峰。

本书引用了国内外不少作者的论述，在此谨表谢意。

限于水平，疏漏不当之处在所难免，肯请读者批评指正。

编 者

1993 年 12 月

1 绪 论

1.1 神经网络的发展历史

神经网络的研究已有 40 年的历史，其发展很不平衡，既有其繁花似锦、兴旺昌盛的高速发展期，又有其困难重重、步履维艰的低潮期，甚至有人对此理论持悲观态度，认为该理论“已走入‘死胡同’，无发展的余地。”

40 年代，与神经网络有关的神经科学研究，诸如大脑功能的生理学、心理学研究、神经元的电生理实验等都有不少的进步和可喜的成果。该时期由 McCulloch 和 Pitts 提出了 McCulloch-Pitts 神经模型（即 MP 模型）以及由 D. Hebb 提出的一种将学习功能引入神经网络系统并改变神经元之间连接强度的 Hebb 规则。尽管该模型和规则在当时是作为一种假设提出的，但其正确性现已得到了证实，而且从其假设的提出到现在一直在神经网络模型中占有一席之地，起着重要的作用。

60 年代初，人们开始了人工智能的网络系统的研究，并做了不少的工作。其间，F. Rosenblatt 提出了知觉器（Perception），Widrow 提出了自适应线性元件 Adaline（Adaptive linear element），前者由阈值神经元组成，主要用于模式识别，因为其取值只能是 0 或 1，后者是连续取值的线性网络，主要用于雷达天线控制等的连续可调过程。这些简单网络所体现出来的性质，诸如并行处理、连续计算、可学习性，与当时以顺序的、离散的符号推理为特征的人工智能途径是有很大差别的，因而吸引了人们的注意力。但是在 1969 年 M. Minsky 和 S. Papert 在对以知觉器

为代表的简单网络系统的功能及其局限性作了深入的数学分析之后，提出简单网络只能求解一阶 Predicate 问题，而解决复杂的高阶问题需要引入多层网络。但在当时多层网络还未得到人们的认识并缺乏有效的算法，因此他们的结论便否定了这一方向，并使当时大部分神经网络系统的研究处于停滞状态。不过这只是神经网络系统研究处于低潮的理论根源，更突出的原因在于：传统的 Von Neumann（冯·诺依曼）型计算机在技术、规模和发展速度上的快速推进，以及与之相应的传统人工智能技术的迅猛发展，也就使人们淡化了发展新型计算机及寻找人工智能技术新途径的迫切性。在此低潮期间不少学者仍不遗余力地致力于该系统的研究，主要是提出网络模型，增加网络的功能和研究各种学习算法等。

进入 80 年代以来，美国等西方国家在神经网络的研究方面出现了新的热潮，尤其在该项理论上得到了丰富和发展，在研究队伍上有所扩大，硬件的研制工作也有突破性进展。

80 年代末，神经网络的研究发展更为迅速，突破性的工作有 J. J. Hopfield 引入的 Lyapunov 能量函数，从而使网络稳定性研究有了明确判据，使神经网络与动力学系统的关系更为明确，他证明了一个互连处理单元的神经网络系统将达到能量损耗为最小，并指出了传统人工智能与生物计算的区别，提出了并行分布处理的计算原则，这样就为创造新型的电子神经计算机(Electronic Neural Computer)奠定了基础。该能量函数不仅可用于联想记忆 (Associative Memory，简称为 AM)，而且还可用于各种优化问题的近似计算，开拓了神经网络用于计算的新途径。

1988 年，美国著名学者 L. O. Chua（蔡少棠）和复旦大学出国留学生杨林又提出了细胞神经网络理论 (Cellular Neural Network，简称为 CNN)。这种新的电路结构，拥有一般神经网络的一些重要特点，并且在图像处理 and 图形识别中也有着潜在的应用价值。同时，他们还提出了细胞连接的层的概念，为多层神经

网络的研究开辟了道路。

神经网络研究热潮的回升,有下列几个原因:一是传统的 Von Neumann 机的局限性。Von Neumann 机的最大缺陷在于串行顺序处理,尽管计算速度之快令人不可思议,但是它的运行算法远不如人脑。二是来自神经生物学和认知科学的压力,需要对人类信息进行大规模处理,使计算机能模仿人的功能,以期完成一些人工无法完成的动作。三是大规模集成电路的迅猛发展使神经网络的发展和应用获得了物质基础和支持工具。

总之,这一研究领域有着美好的发展前景。由于系统的复杂性,目前,还只限于理论上的研究和狭窄的应用上。

1.2 神经网络与人工智能计算机

作为计算机科学发展前沿的人工智能技术的引入,使得现代计算机在模拟人的智能方面取得了惊人的成就,专家系统就是其中比较活跃的分支。人工智能的研究已经出现了从学科研究走向实际应用,从一般思维方法探讨转入专门知识运用的重大突破。尽管如此,由于 Von Neumann 计算机存在“瓶颈”等现象,使其发展受到严重挑战。这是因为:

1. 知识获取形式上存在“瓶颈”。即人工智能的知识获取主要依靠人工移植,由知识工程师将领域专家的知识移植到计算机中;故费时,效率低。

2. 所获知识范围的“窄台阶”。目前,一般的专家系统只能在相当窄的专业知识领域内求解专门性问题,对相近领域的边缘性问题,求解能力较差,对于其它领域则是一无所知。

3. 推理能力弱。由于推理方法简单,控制策略不灵活,所以经常出现“匹配冲突”、“组合爆炸”及“无穷递归”等问题。

4. 智能水平低。目前的专家系统还不具备自学习能力和联想记忆功能,不能在运行过程中自我完善,发展与创新知识。

5. 实用性差。现有的许多专家系统都是在“离散”与“非实时”条件下工作，系统的可靠性、快速性、鲁棒性、实时性往往难以适应复杂要求；同时由于采用“手工业、小生产”方式建造专家系统，缺乏实用的专家系统开发工具，从而使建立专家系统的周期过长，效率低下。

神经网络系统最主要的特征是大规模并行处理、信息的分布式存贮、连续时间的非线性动力学、全局集体作用、高度的容错性和鲁棒性，自组织、自学习及实时处理，它可直接输入范例，信息处理分布于大量神经元的互连之中，并具有冗余性，许多神经元的“微”活动构成了神经网络总体的“宏”效应。这些就是它与传统的人工智能的区别所在。

细胞神经网络（CNN）理论的提出又为人工智能计算机的开发与创新再次开辟了新的途径。CNN 继承了神经网络理论中大部分的优势，诸如并行处理信息、无“瓶颈”和“浑沌”等现象，同时由于局部互连的优点，使其很容易用大规模集成电路来实现，为新一代计算机的研制打下了坚实的基础。CNN 还广泛地应用于图像与语言识别等方面，在计算机的汉化领域会有广阔的前景。

神经网络专家系统的目标是利用上面所谈的神经网络的特征，克服“组合爆炸”和“推理复杂性”及“无穷递归”等困难，实现并行联想和自适应推理；提高专家系统的智能水平、实时处理能力及鲁棒性。

知识表示是人工智能和知识工程的基本技术，它也就是知识的模型化和形式化。目前广泛应用的知识表达形式如产生式系统、语义网络、谓词逻辑与模型框架等，虽然各自采用不同结构和组织形式描述知识，被看作是一种显示表示，但都是将知识变换成计算机可存贮的形式存入知识库。当推理需要时，再依匹配算法到知识库中搜索。当知识规则很多时，这种表示和管理方式出现如下缺陷：

(1) 以何种策略组织和管理知识库是一个很难的问题。

(2) 知识搜索过程是一串行计算过程,必须解决冲突问题,随之产生推理复杂性、组合爆炸及无穷递归问题等。

神经网络专家系统的知识表示采用与人工智能完全不同的思想。神经网络专家系统中的知识表示可看作是一种隐式表示,在这里知识并不像在产生式系统中那样独立表示每一规则,而是将某一问题的若干知识在同一网络中表示。知识表示表现为内部和外部两种形式,面向专家、知识工程师和用户的外部形式是一些学习范例,而由外部形式转化为面向知识库的内部编码是其关键;它不是根据一般代码转换成编译程序,而是通过机器学习完成,机器学习程序可以从范例中提取有关知识,并通过权矩阵及系统参数进行学习训练,将有关知识以网络或动力系统形式表示。多层神经网络的内部表示可用分块邻接权矩阵和阈值矢量描述。

神经网络的知识表示方法具有以下几个优点:

1. 具有统一的内部知识表示形式,通过学习程序即可获得网络的相关参数,如分块邻接权矩阵,节点偏移矢量等。任何知识规则都可变换成数字形式,便于知识库的组织和管理,通用性强;
2. 便于实现知识的自动获取;
3. 利用实现并行联想推理和自适应推理;
4. 能够表示事物的复杂关系。

1.3 神经网络的研究内容与研究方法

人工神经网络的研究方兴未艾,其研究内容和热点问题也随着研究的逐步深入而不断的得到更新。其研究的内容至少应包括以下几个方面:

1. 神经网络模型的研究

人工神经网络模型首先必须解决可编程性、全局稳定性、结构稳定性等问题。

人脑的生理结构，即神经网络原型的研究。

人脑思维的方式，特别要从信息科学和认知科学的角度来研究这种方式。

神经元的生物特性。

神经网络的计算模型。

神经网络的学习算法与学习系统。

2. 神经网络的基本理论研究

非线性内在机制：自适应、自组织、协同作用、突变、奇怪吸引子与混沌、分离、耗散结构、随机非线性动力学等。

神经网络基本性能：稳定性、收敛性、容错性、鲁棒性、动力学复杂性等。

神经网络的能力与判别准则：计算能力，准确性，存贮容量，准则的表达与综合性能判别。

面向应用的网络设计与综合：专用和通用神经网络计算机的设计，单元连接，运算模式，I/O，存贮/计算，与现有技术的兼容与匹配等。

3. 神经网络智能信息处理系统应用

自适应信号处理：自适应滤波、时间序列预测、均衡、谱估计、阵列处理、检测、噪声处理等。

非线性信号处理：非线性滤波及预测，非线性谱估计，非线性编码，映射，调制，解调，中值预处理等。

优化与控制：优化求解，辨识，鲁棒性控制，自适应，变结构控制，决策与管理，并行控制，分布控制，智能控制等。

认知与人工智能：模式识别，计算机视觉、听觉，特征提出，语言翻译，逻辑推理，知识工程，专家系统，智能计算机与智能机器人，故障诊断，自然语言处理等。

4. 神经计算机的研究

计算机仿真系统：专用芯片的研制

专用神经网络并行计算系统：

VLSI 实现、光学实现、生物实现

(上述内容在第七章中给读者介绍。)

关于智能本质的研究是自然科学和哲学的重大课题之一，对于智能的模拟和再现，可能开拓发展出一代新兴产业。由于智能本质的复杂性，现代智能研究已超越传统的学科界限，成为脑科学、神经科学、心理学、认知科学、信息科学、计算机科学、微电子学及至数理科学共同关心的“焦点”科学，因此对神经网络研究方法的研究也正在引起人们的重视，并对神经网络的研究起着正确的指导作用。

神经网络的宏观研究方法可分为：

1. 动力系统理论：实现层次描述。动力学系统理论方法主要研究与刻画动力系统的渐近行为，如平衡点，极限环，奇怪吸引子及系统的绝对稳定性，但动力系统理论不是万能的，它不能提供关于信息处理及如何有效处理不同的动力系统的任何信息。

2. 非线性规划理论：算法层次描述。如果人工神经网络主要是为获得一组使目标函数为全局极小的数值集成模式集合，则它就是一非线性规划问题。算法层次主要研究如何求解一特殊的信息处理问题。

与动力系统理论相比较，动力系统理论仅关心系统的动力学行为，而不关心如何计算它们；而非线性规划则仅关心如何获得目标函数的全局极小，而并不关心算法的行为。

3. 统计理论：计算水平描述。主要关心信息处理的基本目的，解释所得结果是否合理、正确。

以上对神经网络的研究方法只是从宏观角度来进行划分的，在实际运用时，往往是综合运用这三种方法，相互制约其各自的缺陷，以期达到比较理想的效果。

2 神经网络的生物基础

2.1 神经网络的生理基础

作为大规模非线性网络的人工神经网络是在研究人的生物神经的基础上提出来的，其目的就是要用一些线性和非线性的电路元件来模拟大脑的功能，使人工神经网络在处理信息时能够反映人脑功能的基本特性，而并不是对人脑的真实描述，只是对它的某种抽象、简化与模拟。因此，大脑的神经生物学知识是研究神经网络的基础。

2.1.1 神经元的结构和功能

在神经科学和脑科学的研究中，人们发现神经元是脑组织的基本单元，人脑是由大约 10^{11} 个神经元组成的巨型系统。神经元的生物结构如图 2.1 所示。

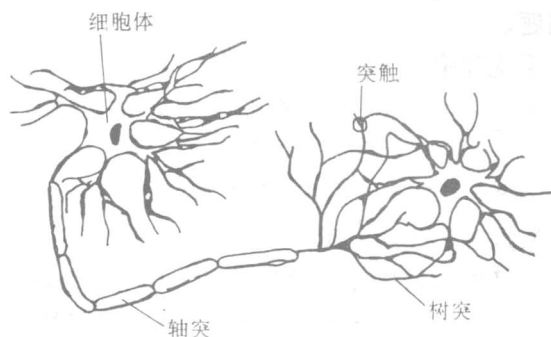


图 2.1 神经元的生物结构

就生物工程和信息处理的角度来看，神经元具有如下结构特性：

1. 细胞体：由细胞核、细胞质与细胞膜等组成。

2. 轴突：由细胞体向外延伸的一条分支，称为轴突，即神经纤维。它有两种结构形式：髓鞘纤维和无髓鞘纤维。轴突相当于细胞的输出电缆，其端部的许多神经末梢为信号输出端子，用于传出神经冲动。

3. 树突：由细胞向外伸出的其它许多较短的分支，称为树突。它相当于细胞的输入端，接受来自四面八方的神经冲动。

4. 突触：细胞与细胞之间（即神经元之间）通过轴突（输出）与树突（输入）相互联结，其接口称为突触，即神经末梢与树突相连触的交界面，每个细胞有 $10^3 \sim 10^4$ 个突触。突触有兴奋型和抑制型两种类型。

5. 膜电位：细胞膜内外之间有电位差，为 $20 \sim 100\text{mV}$ ，称为膜电位。膜外为正电位，膜内为负电位。

6. 结构可塑性：由于突触的信息传递特性是可变的，随着神经冲动传递方式的变化，其传递作用可增强或减弱，所以，细胞之间的联结是柔性的，该特性可称为结构可塑性。

从生物控制论的观点，神经元作为控制和信息处理的基本单元，具有下述重要的功能：

1. 时空整合功能：神经元对于在不同时间内通过同一突触传入的神经冲动，具有时间整合功能。对于同一时间通过不同突触传入的神经冲动，具有空间整合功能。两种功能相互结合，具有时空整合的输入信息处理功能。

2. 兴奋与抑制状态。神经元具有两种常规工作状态：兴奋——当传入冲动的时空整合结果，使细胞膜电位升高，超过被称为动作电位的阈值（约为 40mV ）时，细胞进入兴奋状态，产生神经冲动，由轴突输出；抑制——当传入冲动的时空整合结果，使

膜电位下降至低于动作电位的阈值时，细胞进入抑制状态，无神经冲动输出。满足“0—1”律，即“兴奋—抑制”状态。

3. 脉冲与电位转移：突触界面具有脉冲/电位信号转换功能。沿神经纤维传递的电脉冲为等幅、恒宽、编码（60~100mV）的离散脉冲信号，而细胞膜电位变化为连续的电位信号。在突触接口处进行“数/模”转换，是通过神经介质以量子化学方式实现（电脉冲—神经化学物质—膜电位）的变换过程。

4. 神经纤维传导速度：神经冲动沿神经纤维传导的速度在 1~150m/s 之间，因纤维的粗细，髓鞘的有无而不同：有髓鞘的粗纤维，其传导速度在 100m/s 以上，无髓鞘的细纤维，其传导速度可低至每秒数米；

5. 突触延时和不不应期：突触对神经冲动的传递具有延时性和不应期性。在相邻的二次冲动之间需要一个时间间隔，即为不应期。在此期间对激励不响应，不能传递神经冲动；

6. 学习、遗忘和疲劳：由于结构可塑性，突触的传递作用具有增强、减弱和饱和特性，所以细胞具有相应的学习功能，遗忘和疲劳效应（饱和效应）。

随着脑科学和生物控制论研究的进展，人们对神经元的结构和功能有了进一步的了解，神经元并不是一简单的双稳态逻辑元件，而是超级的微型生物信息处理机或控制机。

2.1.2 神经元的基本特征和作用原理

作为高级动物神经系统的神经元，它具有如下特征：

1. 形状多样；
2. 数量巨多；
3. 连接复杂；
4. 具有汇聚、发散、反馈性能。

神经元的细胞膜具有选择性和通透性，致使细胞内液与细胞外液浓度不同，细胞内液含有较高浓度的 K^+ 和较低浓度的 Na^+

和 Cl^- 。而细胞外液含有较低浓度的 K^+ 和较高浓度的 Na^+ 和 Cl^- ，这种差异造成了膜内外的电位差——膜电势。此电势在神经元处于“休息”状态时，膜内电位相对于膜外为负，为 $-70 \sim -90\text{mV}$ 。当细胞受到化学或电刺激时，会造成膜电位的极性发生翻转，然后逐渐返回到其静态电位（神经纤维受刺激时，膜电位反向变化的过程称为去极化）。

神经元之间的作用是通过前一神经元的轴突末梢和后一神经元的树突的结合部即突触联系起来的。当前一神经元的神经末梢和轴突信息到达轴突末梢时，它就向突触间隙释放某种化学物质，从而改变突触内膜的通透性。由于递质不同，通透性变化有两种不同的结果：

1. 去极化，减少原极化状态，兴奋；
2. 超极化，增大原极化状态，抑制。

概括起来，神经元的作用原理可归纳为以下几条：

1. 信息传递靠神经脉冲；
2. 扇出原则：轴突有很多分枝，神经元发送脉冲沿所有的分枝传播；
3. 聚合原则：每个神经元都接收来自许多别的神经元发来的信息脉冲（时间总和，空间总和）。
4. 聚合性质：神经元通过“齐声呼喊”来保证传递信息的可靠性。

2.1.3 神经元的抽象模型

根据神经细胞的结构和功能，从 40 年代起，先后提出的神经元模型有几百种之多，其中对脑模型、自动机和人工智能研究有重大影响的是 1943 年由美国心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 共同提出的形式神经元的数学模型——MP 模型和在 1949 年由 D. O. Hebb 提出的 Hebb 学习规则。

1. MP 模型

设有 N 个神经元互连, 每个神经元的活性状态 S_i ($i=1, 2, \dots, N$) 取 0 或 1, 分别代表抑制和兴奋。每个神经元的状态按下述规则受其它神经元的制约:

$$S_i = f\left(\sum_{j=1}^N W_{ij} S_j - \theta_i\right), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.1)$$

其中 W_{ij} 代表神经元 i 与神经元 j 之间突触连接强度 (有时也用 T_{ij} 代表连接权值); θ_i 为神经元 i 的阈值; $f(\cdot)$ 在这里取阶跃函数 $u(\cdot)$ 。学习过程就是调整 W_{ij} 的过程。 $u(\cdot)$ 定义为

$$u(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

如果也把阈值看作为一个数值, 则 (2.1) 式可改写为

$$S_i = f\left(\sum_{j=0}^N W_{ij} S_j\right)$$

其中 $W_{i0} S_0 = -\theta_i, S_0 = 1$ 。

2. Hebb 学习规则

按照 Hebb 学习规则, 调整 W_{ij} 的原则为: 若第 i 与第 j 个神经元同时处于兴奋状态, 则它们之间的连接应当加强, 即

$$\Delta W_{ij} = \alpha S_i S_j, \quad \alpha > 0 \quad (2.3)$$

这一规则与“条件反射”学说一致, 并已得到神经细胞学说的证实。

在此说明几点:

(1) 若 $S_i \in [-1, 1]$ 且连续取值, 相应的 $f(x)$ 为单调递增有界连续函数, 如取 $f(x) = \tanh \beta x$, 当 $x \rightarrow \pm \infty$ 时, $f(x) \rightarrow \pm 1$, 这就是 SB 模型;

(2) 当 $\beta \rightarrow \infty$ 时, 它趋于自旋模型。虽然这里 S_i 也是连续取值, 但当网络趋于定态时, S_i 只取 ± 1 值, 即定态在 N 维立方体的顶点上;

(3) 若 S_i 连续取值, 而 $f(x) = 1$, 则有 I/O 映射