

李英龙 著

神经网络

在矿业工程中的应用

云南科技出版社

云南科技出版社

神经网络在矿业 工程中的应用

● 李英龙 著

神经网络在矿业工程中的应用

作 者	李英龙
出版发行	云南科技出版社
地 址	昆明市书林街 100 号
责任编辑	王建明 史 青
责任校对	叶水金
封面设计	易 名
印 刷	昆明富春实业公司印刷厂
规 格	850×1168 1/32
印 张	4.875
字 数	12 万
版 次	1997 年 6 月第 1 版
印 次	1997 年 6 月第 1 次印刷
书 号	ISBN7-5416-1026-7/TD·12
定 价	10.80 元

本书受云南省学术著作基金委员会资助

云南省应用基础研究基金部分资助

内 容 简 介

本书第一章介绍了神经网络中的三大类网络（前馈网络、反馈网络和自组织网络）的典型代表：BP 网络、Hopfield 网络和 SOM 网络。这三种网络也是目前矿业 ANN 研究中常用的主要模型。第二、第三章介绍了作者本人研究的几种矿业神经网络方法：矿业神经网络分类方法、矿业数据获取神经网络方法、“正交设计—神经网络方法”、BP 因素分析方法等，每种方法都配有解决采矿、选矿实际问题的实例。第四、五、六章从方法论的角度深入地分析了现有采矿方法选择、矿山采掘衔接顺序的确定和矿山生产计划编制方法的研究现状及存在的问题；同时介绍了综合应用神经网络、专家系统等高新技术与数值处理技术解决这些问题的研究成果，包括基于 BP 网络建立采矿经验知识库、用 Hopfield 网络求解 0—1 规划问题、用 ES 搜索法确定接替采场和应用面向对象方法研制智能矿山生产计划软件系统等内容。

本书可供矿业科研工作者、现场工程技术人员参考，对从事神经网络应用研究的科研工作者和其他工程领域的现场工程技术人员也有一定的参考价值。

前 言

实际工程问题大多为半结构问题，且因素之间的关系大多为多维的非线性关系。解决这类问题，需要充分利用有关工程系统的数据知识、符号知识和隐性知识（不能用符号及数据显示表示的经验知识），并综合应用逻辑推理和形象思维。过去，人们在研究解决这类工程问题时，大多采用传统数值处理技术（Traditional Data Processing, TDP）。由于 TDP 技术本身存在的局限性（只适用于解决结构性问题，采用的仅为算法推理形式），致使理论结果与实际的差距较大。专家系统（Expert System, ES）技术引入工程领域，拓宽了人们利用有关工程系统知识的范围（ES 可表达和利用符号知识），增强了解决问题的推理能力（ES 具有很强的逻辑推理能力）。由于 TDP 技术和 ES 技术缺乏应用隐性知识和进行形象思维的能力，近年来，神经网络（Artificial Neural Network, ANN）引入了工程领域。由于其可学习性、巨量并行性、能有效表达和利用隐性知识，以及能进行形象思维的特点，ANN 的引入为解决实际工程难题提供了新的途径。

对于实际工程中存在的非线性问题，过去一般采用线性方法或近似线性方法来求解。这种方法对于非线性化程度较低的问题是有有效的；而对于非线性化程度较高的问题，则它的有效性降低，所得结果仅具有参考价值，主要靠经验方法。ANN 既为人工智能的重要组成部分，又是非线性学科的重要成员，且是已取得实际工程应用效果的、为数不多的非线性学科成员之一。所以，ANN 引入工程领域，可极大地推进工程领域中存在的非线性难题的解决。

由于矿业系统的复杂性（存在大量的多维非线性问题）、信息的不完整性、随机性与模糊性，致使在解决实际工程问题时经验类比法仍占有重要地位。虽有 TDP 技术的引入，但由于其自身的局限性，

没能使这种局面有较大的改观。ANN 以其自身能有效利用隐性知识和解决非线性问题的独特性，为解决这类矿业工程问题提供了强有力的方法工具。本书论述了作者在这方面所开展的研究工作的有关内容。

本书第一章介绍了 ANN 中的三大类网络（前馈网络、反馈网络和自组织网络）的典型代表：BP 网络、Hopfield 网络和 SOM 网络。这三种网络也是目前矿业 ANN 研究中常用的主要模型。第二、第三章介绍了作者本人研究的几种矿业神经网络方法：矿业神经网络分类方法、矿业数据获取神经网络方法、“正交设计—神经网络方法”、BP 因素分析方法等，每种方法都配有解决采矿、选矿实际问题的实例。第四、五、六章从方法论的角度深入地分析了现有采矿方法选择、矿山采掘衔接顺序的确定和矿山生产计划编制方法的研究现状及存在的问题；同时介绍了综合应用神经网络、专家系统等高新技术与数值处理技术解决这些问题的研究成果，包括基于 BP 网络建立采矿经验知识库、用 Hopfield 网络求解 0—1 规划问题、用 ES 搜索法确定接替采场和应用面向对象方法研制智能矿山生产计划软件系统等内容。

应当指出的是，由于神经网络及矿业神经网络研究具有的科学前沿性质，加之作者学术水平的限制，书中错误和缺点在所难免。作者恳请读者提出批评和建议，希望在大家的帮助下，使本书的研究内容更趋完善。

书中所展现的科研成果，部分为国家自然科学基金资助的研究内容，另一部分为云南省应用基础研究基金资助内容。在研究过程中，得到作者的博士导师、中国金属学会采矿学术委员会理事长、北京科技大学教授童光煦先生的悉心指导，得到北京科技大学教授李仲学博士、杨晓雷博士、石博强博士和杨鹏博士等的帮助。在此深表谢意。最后，真挚地感谢作者的妻子李文瑶女士，她给予的深深理解和支持，使作者能全身心地投入本书的研究工作。

目 录

第一章 神经网络模型和学习算法	(1)
§ 1.1 神经网络基础知识	(1)
§ 1.2 BP 网络.....	(6)
§ 1.3 Hopfield 网络.....	(14)
§ 1.4 SOM 网络	(17)
第二章 矿业分类与数据获取 ANN 方法	(20)
§ 2.1 矿业 ANN 分类方法	(20)
§ 2.2 矿业数据获取的 ANN 方法	(24)
§ 2.3 获取矿业数据 ANN 方法的进一步研究	(37)
第三章 矿业 ANN 统计分析方法	(42)
§ 3.1 “正交设计—ANN 方法”	(42)
§ 3.2 矿业 ANN 因素分析方法	(50)
第四章 ANN 在采矿方法选择中的应用	(57)
§ 4.1 可行性阶段的采矿方法选择.....	(57)
§ 4.2 一般情况下的采矿方法选择.....	(58)
§ 4.3 经验知识库的建立及指标获取实现技术.....	(62)
§ 4.4 特殊情况下矿山生产阶段的采矿方法选择.....	(73)
§ 4.5 本章小结.....	(74)
第五章 确定采掘衔接方案的智能方法	(76)
§ 5.1 某金矿地质生产概况.....	(77)
§ 5.2 确定“初始采场集”的 HNN 方法	(84)
§ 5.3 确定“接替采场”的点—路径交互搜索方法.....	(93)
§ 5.4 本章小结	(102)

第六章 智能矿山生产计划系统	(104)
§ 6.1 矿山生产计划编制方法的发展概况	(104)
§ 6.2 面向对象方法与 C++ 语言简介	(114)
§ 6.3 智能矿山生产计划系统	(115)
§ 6.4 面向对象的系统分析	(116)
§ 6.5 面向对象的程序设计	(123)
§ 6.6 数据的收集处理与对象的初始化	(131)
§ 6.7 仿真结果及与原计划的比较	(138)
§ 6.8 本章小结	(142)
参考文献	(143)

第一章 神经网络模型和学习算法

现有的神经网络模型已达近百种。随着应用研究的不断深入,新的模型也在不断推出。在矿业工程中,应用最多的是以下三种基本模型及它们的改进型,即BP网络、Hopfield网络和SOM网络。本章先介绍人工神经网络基础知识,然后再介绍前面提及的三种神经网络及其学习算法。

§ 1.1 人工神经网络基础知识^[1-2]

一、 人工神经网络的基本概念

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN),简称神经网络,是基于对人脑组织结构、活动机制的初步认识而建立起来的新学科,其目的在于模拟大脑的某些机理与机制,实现某方面的功能。国际著名的神经网络专家,第一家神经计算机公司的创立者和领导人Hecht-Nielsen给人工神经网络下的定义为:“人工神经网络是由人工建立的以有向图为拓扑结构的动态系统,它通过对连续或断续的输入作状态响应而进行信息处理。”

二、 人工神经元模型

人工神经元模型是生物神经元的抽象模拟。生物神经元即神经细胞是生物神经系统的最基本单元,其形状和大小是多种多样的,图1.1给出了这种神经元的一般结构示意图。从生物控制与信息处理的角度看,生物神经元具有如下结构特征:

(1) 细胞体:由细胞核、细胞质与细胞膜等组成;

(2) 轴突:由细胞体向外伸出的最长的一条分支,称为轴突,即神经纤维。它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，用于传出神经冲动；

(3) 树突：由细胞体向外伸出的其他许多较短的分支，称为树突。它相当于细胞的输入端，接受来自四面八方的传入神经冲动；

(4) 突触：细胞与细胞之间通过轴突（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接触的交界面，每个细胞约有 10^3 个~ 10^4 个突触。突触有两种类型：即兴奋型与抑制型；

(5) 膜电位：细胞膜内外之间有电位差，约为 $20\text{mV}\sim 100\text{mV}$ ，称为膜电位。膜外为正，膜内为负；

(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，故称为结构可塑性。

在对生物神经元的主要功能和特性进行抽象的基础上，人们给出了多种人工神经元模型。图 1.2 给出一种常用的人工神经元结构。人工神经元是人工神经网络的基本处理

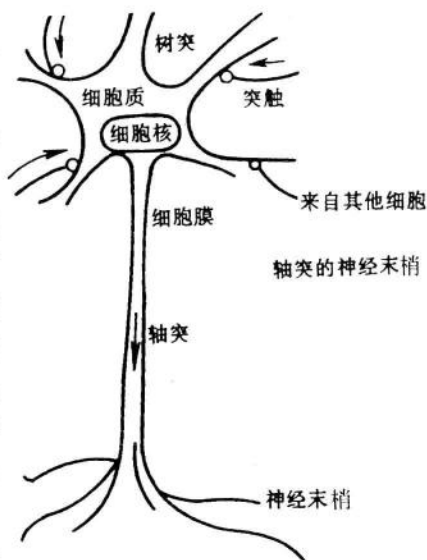


图 1.1 生物神经元结构

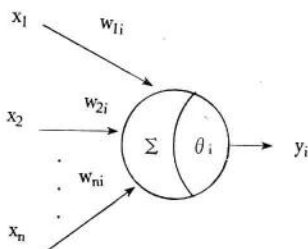


图 1.2 人工神经元结构

单元,它一般为一个多输入单输出的非线性阈值器件。图中, x_1, x_2, \dots, x_n 表示第 i 个神经元的 n 个输入; w_{ji} 表示第 j 个神经元与第 i 个神经元的突触连接强度,其值称为连接权或权值; y_i 表示第 i 个神经元的输出; θ_i 表示第 i 个神经元的阈值。

人工神经元的数学模型可描述为:

$$\sigma_i = \sum_{j=1}^n w_{ji} x_j - \theta_i \quad (1.1)$$

$$y_i = f(\sigma_i) \quad (1.2)$$

式中, σ_i 表示第 i 个神经元的输入总和,相应于生物神经细胞的膜电位,称为激活函数, $f(\cdot)$ 是表示神经元输入—输出关系的函数,称为作用函数或传递函数。常用的作用函数可归结为:阈值型、S型和伪线性型,如图 1.3 所示。

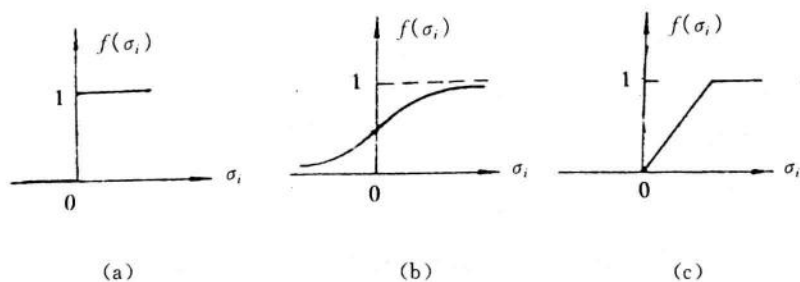


图 1.3 常用的作用函数形式
(a) 阈值型; (b) S型; (c) 伪线性型

三、 人工神经网络结构

人工神经网络结构和工作机理基本上是以人脑的组织结构和活动规律为背景的,它反映了人脑的某些基本特征,是人脑的某种抽象、简化或模仿。

脑科学研究表明,大脑大约包括 10^{12} 个神经元,每个神经元大约

与 10^3 个~ 10^4 个其他神经元相连接。脑神经网络是由大量各种形态的神经元构成的一个复杂巨系统，其系统组织结构具有如下基本特征：

(1) 大量神经元并行处理。同样的机能是在大脑皮层的不同区域串行和并行地进行的；

(2) 分布处理。机能的特殊组成部分是在许许多多的地点进行的；

(3) 多数神经元是以层次结构的形式组织起来的。不同层之间的神经元以多种方式相互连接，同层内的神经元也存在相互作用；

(4) 不同分区的层次组织结构存在差别。

如果将大量功能简单的人工神经元通过一定的拓扑结构组织起来，构成群体并行分布处理的计算结构，那么这种结构就是人工神经网络。根据神经元之间连接的拓扑结构上的不同，可将神经网络结构分为两大类：分层结构和相互连接型结构。

1. 分层结构

分层网络将一个神经网络中的所有神经元按功能分成若干层，一般有输入层、隐层（又称中间层）和输出层，各层顺序连接。输入层接受外部输入模式，并由各输入单元传送给相连隐层各单元；隐层是网络的内部处理单元，可以有多个，也可以没有；输出层是网络产生输出模式并与显示设备或执行结构打交道的地方。

分层网络可以细分为三种互连形式：(1) 不含反馈的前馈网络，如图 1.4 (a) 所示。§ 1.2 节中介绍的 BP 网络就是一个典型的不含反馈的前馈网络；(2) 从输出层到输入层具有反馈的前馈网络，反馈的结果形成封闭环路，具备反馈的单元也称为隐单元，其输出称为内部输出，如图 1.4 (b) 所示；(3) 层内有相互连接的前馈网络，同一层内单元的相互连接使它们之间有彼此牵制作用，如图 1.4 (c) 所示。§ 1.4 节中介绍的 SOM 网络就属此类形式。

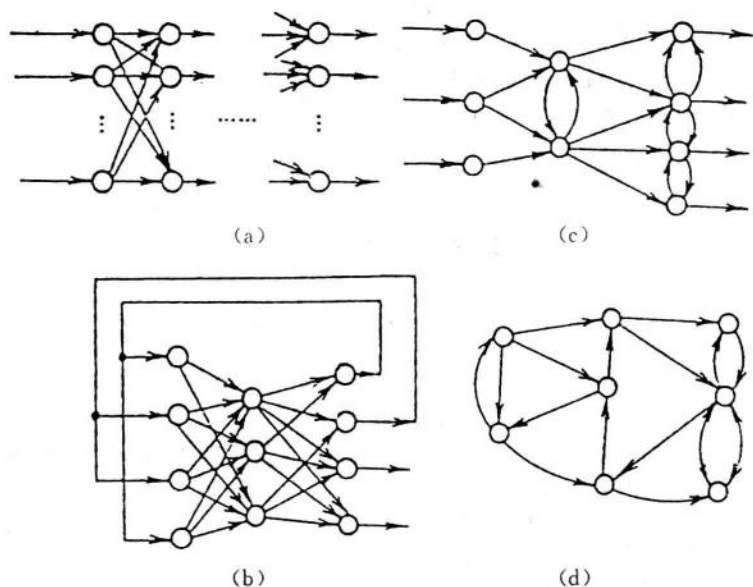


图 1.4 神经网络拓扑结构形式

2. 相互连接型结构

相互连接型网络是指网络中任意两个单元之间是可达的，即存在连接路径，如图 1.4 (d) 所示。§ 1.3 节中介绍的 Hopfield 网络就属此类。相互连接型网络可以认为是一种非线性动力学系统。

人工神经网络的基本特性为：

(1) 自适应性。简单地说，自适应性就是对外界环境的不敏感性，指一个系统能改变自身的性能以适应环境变化的能力；

(2) 自学习性。当外界环境发生变化时，经过一段时间的训练或感知，神经网络能自动调整网络结构参数，使得对于给定输入能产生期望的输出，则称网络在这段时间进行了自学习；

(3) 自组织性。自组织能力与自适应能力相关，自适应是通过自组织（或称重构）实现的；

(4) 强容错性。神经网络具有天然的冗余结构—分布式存贮，因此，也就具有很强的容错能力。部分的信息丢失或模糊的信息仍可以得到完整的恢复，表现出明显的稳健性；

(5) 并行性。神经网络是由大量简单处理单元构成的一个系统，在信息处理时具有并行性处理特征；

(6) 联想记忆。它是神经网络的一个重要特征。

§ 1.2 BP 网络

早在 1974 年 Webos 就在他的论文中提出了逆传播 (Back-Propagation, BP) 理论。1982 年美国加利福尼亚大学的 Rumelhart、McClelland 等人成立了一个并行分布处理 (Parallel Distributed Processing, PDP) 小组，研究并行分布式信息处理方法，探索人类认知的微结构。

该小组于 1985 年发展了多层网络的 BP 算法 (逆传播学习算法)，简称 BP 网络或 BP 模型。BP 网络是现在可利用的许多重要 ANN 之一，它可以简单合理地实行并对不同的应用运行得非常好^{[1][3]}。

最基本的

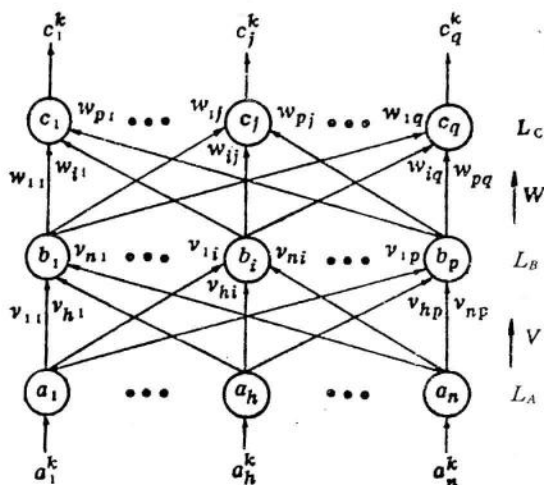


图 1.5 最基本的 BP 网络拓扑结构

BP 网络是三层前馈网络，即输入层 L_A 、隐层 L_B 和输出层 L_C ，节点（人工神经元）之间前向连接，其拓扑结构示意图如图 1.5。图中 L_A 层的 n 个节点（输入层的节点，简称输入节点）对应于 A_k 的 n 个分量，而 L_C 层的 q 个节点（输出层的节点，简称输出节点）对应于 C_k 的 q 个分量， $A_k = (a_1^k, \dots, a_n^k)$ ， $C_k = (c_1^k, \dots, c_q^k)$ ， (A_k, C_k) ($k = 1, 2, \dots, m$) 为模式对。网络的前馈意义表示每一层节点的输入仅来自下一层节点的输出。对于输入数值，先向前传播到隐节点（隐层的节点），经作用函数后把隐节点的输出信息传播到输出节点，最后给出输出结果。节点的作用函数通常取 *Sigmoid* 型函数：

$$y_i = f(\sigma_i) = 1/(1 + e^{-\sigma_i}) \quad (1.3)$$

式中， y_i 为神经元 i 的输出， σ_i 为神经元 i 的输入总和，由式 (1.1) 计算。

1.2.1 BP 算法的数学原理

BP 学习通过一个使代价函数最小化过程完成输入到输出的映射（或函数估值）。通常，代价函数定义为所有输入模式上输出节点期望输出与实际输出的误差平方和。

设 E_k 为模式对 (A_k, C_k) ($k = 1, 2, \dots, m$) 对应的网络输出层上的代价函数，则整个模式训练集上的全局代价函数为：

$$E = \sum_{k=1}^m E_k \quad (1.4)$$

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^q (c_j^k - c_j)^2$$

式中， c_j^k 、 c_j 分别为输出节点 j 的期望输出和实际输出。

对于第 k 个模式对，输出节点 j 的输入总和为：

$$net\ c_j = \sum_{i=1}^p w_{ij} b_i \quad (1.5)$$

该节点的实际输出为：

$$c_j = f(net\ c_j) \quad (1.6)$$

而隐层节点 i 的输入总和为:

$$\text{net } b_i = \sum_{h=1}^n v_{hi} a_h \quad (1.7)$$

该节点的实际输出为:

$$b_i = f(\text{net } b_i) \quad (1.8)$$

式 (1.6) 和式 (1.8) 中的函数 f 为可微分非递减函数。

对于输出节点 j , 定义一般化误差:

$$d_j = - \frac{\partial E_k}{\partial \text{net } c_j} \quad (1.9)$$

上式可写成下面的形式:

$$\begin{aligned} d_j &= - \frac{\partial E_k}{\partial c_j} \frac{\alpha_j}{\partial \text{net } c_j} \\ &= - \frac{\partial E_k}{\partial c_j} f'(\text{net } c_j) \end{aligned} \quad (1.10)$$

对于隐节点 i , 同样定义一般化误差:

$$e_i = - \frac{\partial E_k}{\partial \text{net } b_i} \quad (1.11)$$

类似地, e_i 有下面的形式:

$$\begin{aligned} e_i &= - \frac{\partial E_k}{\partial b_i} \frac{\partial b_i}{\partial \text{net } b_i} \\ &= \left(- \frac{\partial E_k}{\partial b_i} \right) f'(\text{net } b_i) \\ &= \left(- \sum_{j=1}^q \frac{\partial E_k}{\partial \text{net } c_j} \frac{\partial \text{net } c_j}{\partial b_i} \right) f'(\text{net } b_i) \end{aligned}$$