

神经网络专家系统

冯定 编著



科学出版社
www.sciencep.com

(TP-3331.0101)

科学出版社

电话: 010-64019417

E-mail: gcjs@mail.sciencep.com

ISBN 7-03-017734-7



9 787030 177346 >

ISBN 7-03-017734-7

定价: 36.00 元

神经网络专家系统

冯 定 编著

科学出版社

北 京

内 容 简 介

神经网络专家系统理论与技术是一门崭新的学科,受到了普遍的关注和重视。随着神经网络技术的完善与发展,为专家系统的研究与开发提供了一个新的空间。为此,本书系统地阐述了利用神经网络开发专家系统的基本理论、算法、数据处理和构造技术。主要内容包括常规专家系统与神经网络专家系统的异同、常用的建造专家系统的七种神经网络模型、便于神经网络学习和训练的数据处理方法、神经网络专家系统中的模糊数据处理、基于神经网络的知识表示方法,以及机器学习和基于神经网络的推理等。本书在书末给出了对应的神经网络源程序。

本书可作为高等学校机械工程、计算机、电子工程、控制工程、信息与通信科学等专业的本科生和研究生用书,也可供相关领域的研究人员作为参考书。

图书在版编目(CIP)数据

神经网络专家系统/冯定编著. —北京:科学出版社, 2006

ISBN 7-03-017734-7

I. 神… II. 冯… III. 人工神经网络 IV. TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2006) 第 084784 号

责任编辑:刘宝莉 张海娜/责任校对:赵桂芬

责任印制:安春生/封面设计:陈 敬

科 学 出 版 社 出 版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

铭浩彩色印装有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2006 年 9 月第 一 版 开本: B5(720×1000)

2006 年 9 月第一次印刷 印张: 22 1/4

印数: 1—3 000 字数: 426 000

定价: 36.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换〈环伟〉)

前 言

专家系统是以专家知识为基础,模仿人类专家推理过程的逻辑推理系统。它是通过运用计算机的符号处理能力来模拟人类专家的逻辑思维,其核心是知识的符号表示和对用符号表示的知识的处理;神经网络是模拟人脑组织结构和人类认知过程的信息处理系统,通过大量的称为神经元的简单处理单元构成非线性动力学系统,对人脑的形象思维、联想记忆等进行模拟和抽象,实现与人脑相似的学习、识别、记忆等信息处理能力。这两种技术都试图模仿人类的思维方式来解决实际问题。由于这两种技术自身的特点,它们都侧重于人类思维方式的某一方面,在处理比较单纯的问题时,还可以成功地解决;当处理比较复杂的问题时,单纯使用一种技术就显得力不从心了。就如同人类的直觉思维与逻辑思维,单纯使用一种思维方式是不能解决一个比较复杂的问题的。人类在很多情况下,都是这两种思维方式并用,有时可能以逻辑思维为主,辅以直觉思维,有时可能以直觉思维为主,辅以逻辑思维进行解释。所以,专家系统和神经网络要想获得更大的应用,除了依靠自身的不断发展与完善以外,更要依靠这两种技术的不断结合与融合,发挥各自的特长,取长补短,建造出功能更强、更实用的人工智能应用系统。

基于神经网络计算机信息处理的基本原理,本书建立了神经网络专家系统的理论和基本框架,用神经网络建立专家系统,不需要组织大量的产生式规则,也不需进行树搜索,机器可以自组织、自学习,这对用传统人工智能方法建立专家系统最感困难的知识获取与推理等问题提供了全新的途径,这是一种非逻辑、非语言、非静态、非局域、非线性的信息处理方法。本书吸收和借鉴了国内外关于神经网络专家系统的研究成果,并结合作者在神经网络专家系统方面的研究和教学实践,将神经网络专家系统有关的理论和方法系统地归纳起来,使之对从事这一领域工作的同行们能起到参考作用。本书有以下主要特点:

(1) 系统性与新颖性相结合。本书比较系统地介绍了神经网络专家系统的理论、方法与实现技术,力求反映该领域的学科前沿及最新成果。

(2) 理论性与实用性相结合。本书既注重理论上的论述,又注重神经网络的计算机实现方法和技巧,书末给出了相应的应用源程序。

(3) 对有关概念、原理、方法与技术的阐述力求准确、精练,对于理论及概念,避免繁琐的数学分析,写作风格上尽量通俗易懂、深入浅出。

全书共分为7章,第1章是从专家系统到神经网络专家系统,介绍了常规专

家系统的概念、特点、结构及常规专家系统的脆弱性，由此引入神经网络专家系统，介绍了神经网络专家系统的基本原理、结构和开发方法；第2章是神经网络设计，介绍了常用的建造专家系统的七种神经网络模型，及其相应的拓扑结构和学习算法；第3章是数据的前后处理，在介绍了数据处理方法的基础上，针对不同的数据形式，详细论述了数据变换处理和特征参数的提取，以及样本集的构造方法；第4章是神经网络专家系统中的模糊数，针对模糊专家系统中的模糊数，介绍了置信区间、模糊数的描述、定义和相应的运算；第5章是基于神经网络的知识表示，介绍了多种知识表示方法，包括确定性知识和模糊知识的表达；第6章是机器学习，介绍了归纳学习和基于解释的学习；第7章是基于神经网络的推理，介绍了应用较多的确定性推理、不精确推理和范例推理。

由于作者水平有限，书中的错误与不足之处在所难免，恳请各位专家和广大读者批评指正。

目 录

前言

第 1 章 从专家系统到神经网络专家系统	1
1.1 专家系统	1
1.1.1 专家系统的概念和特点	1
1.1.2 专家系统的结构	3
1.1.3 专家系统的脆弱性	5
1.2 神经网络专家系统	7
1.2.1 神经网络专家系统的基本原理	7
1.2.2 神经网络专家系统的结构	8
1.2.3 神经网络专家系统的开发方法	10
第 2 章 神经网络设计	12
2.1 神经元模型和网络结构	13
2.1.1 神经元模型	13
2.1.2 网络结构	17
2.2 感知器模型	20
2.2.1 单层感知器	20
2.2.2 多层感知器	22
2.3 反向传播算法	23
2.3.1 网络描述	24
2.3.2 BP 算法	25
2.3.3 误差曲面	29
2.4 反向传播改进算法	30
2.4.1 变步长算法	31
2.4.2 加入动量项	31
2.4.3 引入陡度因子	32
2.4.4 OBP 算法	33
2.5 Hopfield 网络	35
2.5.1 离散型 Hopfield 网络	36
2.5.2 连续型 Hopfield 网络	40
2.6 Boltzmann 机	42
2.6.1 网络结构	42
2.6.2 工作原理	44

2.6.3 学习规则	47
2.6.4 运行步骤	48
2.7 对向传播网络	50
2.7.1 网络结构与运行原理	50
2.7.2 学习算法	52
2.7.3 CP 网络的改进	53
2.8 自适应共振网络	55
2.8.1 ART1 网络	55
2.8.2 ART2 网络	60
第 3 章 数据的前后处理	65
3.1 数据处理方法	65
3.2 数据变换处理	66
3.2.1 数值(连续值)变量	67
3.2.2 定性变量	68
3.2.3 区间变量	68
3.2.4 无序变量	69
3.3 特征参数的提取	69
3.3.1 傅里叶变换	69
3.3.2 梅林变换	71
3.3.3 向量扩张法	71
3.3.4 小波分析法	73
3.3.5 主分量分析法	74
3.3.6 K-L 变换	77
3.3.7 神经网络方法	80
3.4 样本集的构造	82
第 4 章 神经网络专家系统中的模糊数	84
4.1 置信区间	84
4.1.1 置信区间的特征	84
4.1.2 置信区间的运算性质	85
4.2 模糊数	92
4.2.1 模糊数的描述	92
4.2.2 模糊数的定义	94
4.3 模糊数的和运算	95
4.3.1 模糊数的加法运算	95
4.3.2 模糊数的减法运算	101
4.4 模糊数的积运算	104
4.4.1 模糊数的乘法运算	105

4.4.2 模糊数的除法运算	110
4.5 模糊数的取大和取小运算	113
4.6 L-R 模糊数	120
4.6.1 L-R 模糊数的定义	120
4.6.2 L-R 模糊数的像和运算	124
4.7 三角模糊数	126
4.7.1 三角模糊数的定义	126
4.7.2 三角模糊数的运算	127
4.8 两个模糊数之间的距离	130
4.8.1 线性距离	130
4.8.2 加权线性距离	131
4.8.3 欧氏距离	131
4.8.4 闵可夫斯基距离	131
4.8.5 其他形式的距离	132
第 5 章 基于神经网络的知识表示	136
5.1 知识的特征与分类	136
5.1.1 专家知识及其属性	136
5.1.2 知识的种类及其特征	137
5.2 谓词逻辑表示法	138
5.2.1 谓词逻辑	138
5.2.2 谓词逻辑表示法的特点	145
5.3 产生式表示法	147
5.3.1 产生式与产生式系统	147
5.3.2 产生式系统的分类及其特点	151
5.3.3 模糊产生式系统与模糊产生式规则	154
5.3.4 模糊规则与模糊数据的具体表达方法	155
5.4 框架表示法	157
5.4.1 框架定义	157
5.4.2 框架网络	159
5.4.3 预定义槽	161
5.4.4 基于模糊框架的模糊知识表示	164
5.4.5 框架的推理及其特点	165
5.5 语义网络表示法	170
5.5.1 语义网络	170
5.5.2 常用的预定义语义	175
5.5.3 语义网络的推理及其特点	177
5.5.4 模糊知识的语义网络表示	181

5.6 面向对象表示法	182
5.6.1 对象的定义	182
5.6.2 面向对象的知识表示	183
5.6.3 面向对象表示法的特点	186
第6章 机器学习	189
6.1 机器学习的概念和模型	189
6.1.1 机器学习的概念	189
6.1.2 机器学习系统模型	190
6.2 机器学习的分类	191
6.3 归纳学习	192
6.3.1 归纳学习的基本概念	192
6.3.2 基于描述空间的归纳学习	194
6.3.3 基于决策的归纳学习	196
6.4 基于解释的学习	203
6.4.1 基于解释的学习方法	204
6.4.2 基于解释的学习过程	205
第7章 基于神经网络的推理	208
7.1 推理策略	209
7.1.1 正向推理策略	209
7.1.2 反向推理策略	210
7.1.3 双向推理策略	211
7.2 确定性推理	213
7.2.1 逻辑结点的基本表示	213
7.2.2 逻辑结点的质数表示	215
7.3 不精确推理	217
7.3.1 不确定性	217
7.3.2 确定理论方法	219
7.3.3 主观 Bayes 方法	223
7.3.4 可能性理论方法	230
7.4 范例推理	235
7.4.1 范例的表示	236
7.4.2 范例检索	237
7.4.3 推理算法	238
参考文献	241
附录 神经网络源程序	244

第 1 章 从专家系统到神经网络专家系统

专家系统(expert systems, ES)是以逻辑推理为基础模拟人类思维的符号主义人工智能(artificial intelligence, AI)方法。设计一个专家系统要经历知识获取、知识表示、推理机设计、知识库和数据库维护等阶段,需要较长时间。神经网络(neural network, NN)是以连接结构为基础,通过模拟人类大脑结构来模拟人类形象思维的一种非逻辑、非语言的人工智能途径。它能够从捕获的大量事件中,迅速做出所容许的精确响应。专家系统和神经网络代表了两种相互补充的方法,把二者结合起来可以更好地发挥各自的特长,取长补短,解决专家系统开发过程中的各种问题,建造出神经网络专家系统(neural network expert systems, NNES),这将是一个功能更强、更实用的人工智能应用系统。Sherald 认为,专家系统和神经网络的协同作用类似于人的左脑和右脑的协同作用。专家系统(左脑)的优势在于利用可用文字清楚表达的规则,导出符合逻辑的正确输出,并对系统的推理过程做出解释。人工神经网络(右脑)的优势在于模式识别、问题诊断、学习、决策等方面。神经网络在决策方面优于专家系统,就像人的右脑利用判断和直觉来做决定一样,它依据的是经验,而不是一组规则。

1.1 专家系统

自从 1965 年第一个专家系统 DENDRAL 在美国斯坦福大学问世以来,经过多年的科学研究,专家系统的理论和技术日臻成熟,其应用得到了飞速发展。至今,世界各国已经在医疗诊断、化学工程、语音识别、图像处理、金融决策、信号解释、地质勘探、石油、军事等领域研制出了大量的实用专家系统。其中不少系统在性能上已达到甚至超过了同领域人类专家的水平,已经产生或正在产生巨大的经济效益和社会影响。

1.1.1 专家系统的概念和特点

要定义专家系统首先要回答“专家”、“专家的能力”、“专业知识”三个基本概念。

顾名思义,专家是指在某一专业领域内其专业知识与解决问题的能力达到很高水平的学者。从事多年人类专家行为研究的科学家 Johnson 详细地描述了专家的特征:“专家是这样一类人,由于他们经过了严格训练并积累了丰富的经验,从而

能做一些其他人所不能做的事。专家不仅技术娴熟,而且工作稳妥高效。他们拥有大量知识,而且具有将他们所知道的知识运用到具体问题和任务中的诀窍和避开失误的方法。他们擅长于把遇到的问题归结为已熟悉的问题类型,同样擅长于从许多不相关的信息中发现问题的本质。”

专家的能力指专家对某一领域问题的理解及解决问题的技能。专业知识一般可分为两类:公开知识和个人知识。公开知识包括定义、事实和理论,这些往往收录在教科书或文献中。专家知识不仅仅局限于公开知识,他们还经常使用公开知识之外的个人知识。而这些个人知识来源于专家本人的积累和经验。一般也称为试探性或启发性知识。试探性知识能够使专家在需要时做出合理的猜测,识别最有希望获得成功的求解途径,并且有效地处理错误和不完全的数据。

所以专家系统就是利用存储在计算机内的某一特定领域内的专家知识,来解决过去只有专家才能解决的现实问题的计算机系统。从组成的结构来看,专家系统是一个由存放专门领域知识的知识库和一个能选择、运用知识的推理机制组成的计算机系统。

专家系统与常规程序、软件的区别在于前者使知识库和运用知识的推理机制相互独立。从程序设计方法学的角度来看,常规程序、软件的设计方法可以写成

$$\text{数据} + \text{算法} = \text{程序、软件}$$

而专家系统的设计方法为

$$\text{知识} + \text{推理} = \text{专家系统}$$

与常规程序、软件相比,专家系统似乎更专业、更特殊。常规程序、软件通过算法对大量的数据进行积累和处理,使繁琐的事务处理自动化。而专家系统通常是要完成那些需要拥有专门知识的领域专家在几分钟或几小时内完成的量大而性质相对重要的任务,如诊断、规划、决策等。专家系统通常要考察大量的可能性、或者说动态地建立解决问题的方法。

专家系统也不同于一般的数据库系统和知识库系统。在专家系统中所储存的不是答案,而是进行推理的能力和知识。

所以专家系统应具备如下功能:

① 它处理源于现实世界的、需要由具有专门领域的知识和能力的专家来分析和判断的复杂问题。

② 它利用包含有专家推理方法的计算机模型来求解问题,其工作可以达到响应专门领域的人类专家的工作水平。

专家系统不同于常规的计算机程序、软件,也不同于一般的数据库系统和知识库系统,其主要特点有:

1) 有知识信息处理的能力

专家系统虽然有时也会涉及数学计算,但主要是应用符号来表示问题的概念,

即描述知识。在求解过程中,专家系统运用各种不同的策略和启发式方法来处理这些表述知识的符号,并按照一定的规则进行逻辑推理,以获得所需的结论。

2) 具有根据不确定(不精确)的知识进行推理的能力

领域专家解决问题的方法大多数是经验性的,这些经验性的知识表示往往不很精确。此外,要解决的问题本身所提供的信息往往也是不确定的。专家系统能够综合利用这些模糊信息和知识进行推理,从而做出决定或得到结论。

3) 咨询解释能力

专家系统不仅对用户的提问给予解答,而且能够对答案的推理过程做出解释,提供答案的可信度估计。这包括显示推理链及在推理链中的每条规则的理由。这种检查推理过程以及解释系统操作的能力是专家系统十分重要的质量特性(透明性)。

4) 具有灵活的系统扩充能力

专家系统的知识存储于知识库中,知识和推理机明显分离。因为,当推理控制策略确定以后,推理机的设计便可以确定。此后,要扩充和修改专家系统,只需对知识库进行修改。这样,系统的性能就能随着知识库的丰富而增强。这种设计方法方便了系统的扩充。

5) 具有从错误中学习的能力

传统程序所依赖的策略、启发式函数、假设和知识在程序代码中没有明确的指示,使得它们的错误很难修改,而专家的解释能力为发现错误和修改错误提供了方便,并进而使系统具有从错误中学习的能力。

1.1.2 专家系统的结构

专家系统的结构是指专家系统各组成部分的构造方法和组织形式。要根据系统的应用环境和所执行任务的特点来选择合适的专家系统结构,它直接关系到专家系统的适用性和效率。专家系统一般的系统结构框图如图 1.1 所示,其功能如下:

1) 知识库(knowledge base)(包括知识获取系统)

知识库存放着以一定形式表示的与领域相关的书本知识、常识性知识和专家凭经验得到的试探性知识,以备系统推理判断之用。它具有知识存储、检索、编排、增删、修改和扩充等功能。

一个专家系统性能高低取决于知识库的可用性、确实性和完善性。因此,知识库的设计与建造是专家系统中的一个关键性工作。

2) 推理机(reasoning machine)

它利用知识库中的知识,按一定的推理策略,去求解提出的专门问题。它具有启发推理、算法推理,正向推理、反向推理和正反向推理,串行推理和并行推理等

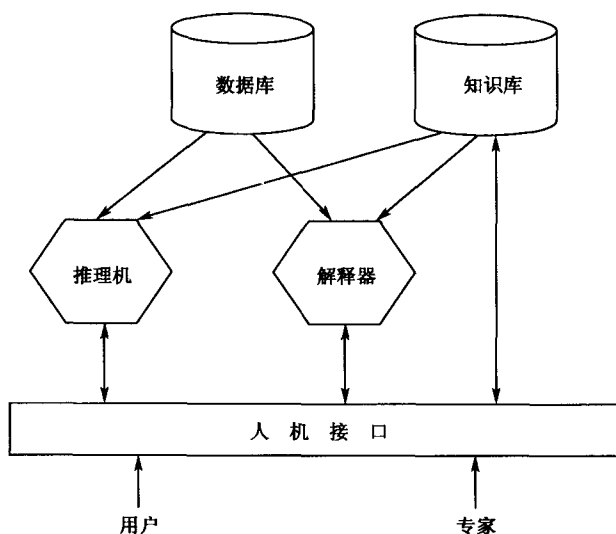


图 1.1 专家系统的基本结构

功能。

3) 解释器(expositor)

根据用户的提问,对系统给出的结论、求解过程和系统当前的求解状态提供说明,便于用户理解系统的问题求解,增加用户对求解结果的信任程度。在知识库的完善过程中便于专家或知识工程师发现和定位知识库中的错误,便于领域的专业人员或初学者能够从问题的求解过程中得到直观学习。

4) 数据库(global database)

数据库亦称为全局数据库,它用于存储求解问题的初始数据和推理过程中得到的中间数据。

5) 人机接口(interface)

人机接口是系统与用户进行对话的界面。用户通过人机接口输入必要的数
据、提出问题和获得推理结果及系统做出的解释;系统通过人机接口要求用户回答系统的询问,回答用户的问题和解释。

由于每个专家系统所需要完成的任务不同,因此其系统结构也不尽相同。知识库和推理机是专家系统中最基本的模块。知识表示的方法不同,知识库的结构也就不同。推理机是对知识库中的知识进行操作的,推理策略与知识表示的方法及知识库结构是紧密相关的,不同的知识表示有不同的推理策略。

1.1.3 专家系统的脆弱性

当知识工程师想建立一个特定现实领域的专家系统时,他就必须知道该特定领域的问题特性。这个特定领域就用领域模型来定义,领域模型 Ω 由四个元素组成

$$\Omega = (D, P, T, A)$$

式中: D 包含了 Ω 所能观察到的所有领域特性,它刻画了 Ω 所针对的实际背景; P 是 Ω 的问题域,包括了所有 Ω 中发生的情况,它的每一元素叫做 Ω 中的状态; T 是一个自然规律集,能解释 P 中的所有状态,事实上它是一个映射函数,能将 P 映射到 A ,即

$$P \xrightarrow{T} A$$

式中: A 是 Ω 中关于 P 的回答集。 A 中的每一元素都是关于某个状态 P 的回答,即

$$A = \{a | \exists p((p \in P) \wedge (a = T(p)))\}$$

当人类专家试图解决问题时,他们要用自身的知识和经验选择一些解。这一过程的首要问题是人类专家必须能辨识领域特性,能把领域特性转换成某种能与他们的知识和经验相匹配的形式。因此在模型 Ω 中,映射函数 T 可以看作是在问题域 P 上思考着的专家。但 T 要比专家的思考更聪明,因为 T 具有所有的自然规律。如果在特定现实领域 D 中确实存在着某个状态的回答,那它总能给出该状态的解释。因此 Ω 可被看作是一个自然系统。

当领域模型 Ω 满足完备性当且仅当

$$\forall p((p \in P) \rightarrow \exists t \exists a((t \in T) \wedge (a \in A) \wedge (a = t(p))))$$

为真时,说明 P 中每个状态 p ,在 A 中通过应用 T 的自然规律至少存在一个回答 a 来解释 p ,称模型 Ω 是完备的。

这样关于特定领域 Ω 的专家系统 ψ 可定义为

$$\psi = (\Omega, P', F, I, KB, R)$$

式中: P' 是 ψ 中的问题域,它是由 Ω 中的 P 映射而来, P' 中的所有元素都能表达于计算机中。

F 是一个形式化方法,用于将 Ω 中的 P 映射到 T 中的 P' 上,即

$$P' = \{p' | \exists p((p \in P) \wedge (p' = F(p)))\}$$

I 是一个非空的方法集,用来做出关于 P' 中各问题的结论,这期间要使用 KB 中的元素,最后建立结论集 R ,这也是一个映射过程。

$$P' \xrightarrow{I(KB)} R$$

这里 I 必须是一个多对一的映射函数,这样 R 中的一个回答就能解释 P' 中的

多个问题,而 P' 中的每个问题在 R 中只有唯一的回答。 I 中的每个方法被称为推理机 RM 。不同的推理机 RM 采用不同的算法来使用 KB 中的元素。

KB 是一个元素集合,这些元素被 I 中的推理机使用。它们称作是特定领域 Ω 的事实或知识,因此 KB 也能被称为知识库。

R 是关于 P' 中一个或多个问题的回答,关于 P' 中一个问题的所有解释被组织成一个相关的回答集,因此 P' 中的一个问题在 R 中只有一个回答,这是对 I 的限制,每个问题 p' 的回答 r 必须是 I 中的 RM 采用 KB 中的知识推理得到,记为: $r = ME(KB, p')$ 或 $r = I(KB, p')$ 。 R 的组成是这样的

$$R = \{r \mid \exists ME \exists p' ((ME \in I) \wedge (p' \in P') \wedge (r = ME(KB, p')))\}$$

可以看出,在某个领域的专家系统中必须有一个推理机集 I 和一个知识库 KB 。这是区分专家系统和传统软件系统的要点。

在专家系统 ψ 中,对于一个问题 $p' \in P'$ 和一个推理机 $ME \in I$,如果 $\exists r ((r \in R) \wedge (r = ME(KB, p')))$ 为真,则称 ME 通过使用知识库 KB 中的知识能够确认 p' 。记为: $Term(ME, p')$ 。

在专家系统 ψ 中,对于两个结论 $r1 \in R$ 和 $r2 \in R$,如果:

$\exists p' \exists ME1 \exists ME2 ((p' \in P') \wedge (ME1 \in I) \wedge (ME2 \in I) \wedge ((r1 = ME1(KB, p')) \wedge (r2 = ME2(KB, p')) \rightarrow (r1 \neq r2)))$ 为真,则称 $r1$ 与 $r2$ 是矛盾的。也就是对同一问题有两个相互矛盾的回答,记为 $Confl(r1, r2)$ 。

这样,对一个领域模型 Ω 中的专家系统 ψ ,如果发生下列情况之一,就称 ψ 是脆弱的,即在 ψ 中存在着专家系统脆弱性:

(1) $\neg (\forall p ((p \in P) \rightarrow \exists t \exists a ((t \in T) \wedge (a \in A) \wedge (a = t(p)))))$, 称为原始不完备性。

(2) $\exists p ((p \in P) \wedge (\forall p' ((p' \in P') \rightarrow (p' \neq F(p)))))$, 称为形式不完备性。

(3) $\exists p' ((p' \in P') \wedge \forall p (((p \in P) \wedge (p' = F^{-1}(p'))))$, 称为形式不一致性。

(4) $\exists p' \forall ME ((p' \in P') \wedge ((ME \in I) \rightarrow \neg (Term(ME, p'))))$, 称为推理不完备性。

(5) $\exists r1 \exists r2 ((r1 \in R) \wedge (r2 \in R) \wedge Confl(r1, r2)) \vee \exists p' \exists r ((p' \in P') \wedge (r \in R) \wedge (\forall ME (((ME \in I) \wedge (r = ME(K, p')) \rightarrow (r = F^{-1}(p')))))$, 称为推理不一致性。

(6) $\exists p \exists a ((p \notin P) \wedge ((a \in A) \wedge (a = T(p)) \rightarrow \forall r \forall ME (((r \in R) \wedge (ME \in I) \rightarrow (r \neq ME(K, F(p))))))$, 这是一个封闭的专家系统,否则就称为开放专家系统。

所以一个完善的专家系统应是一个满足完备性和一致性的开放系统。这是所有研究专家系统的知识工程师、专家共同努力的目标,这是一个长期过程。到目前为止,专家系统还面临着如下的问题:

(1) 知识获取问题。知识获取、知识表示、知识存储 and 知识运用构成了专家系统工作的主要内容,其中知识获取是首要的前提。但在建造专家系统时,普遍存在着知识获取难这一难题。专家系统的知识来源于领域专家,为了将专家的知识总结归纳出来,通常由知识工程师向领域专家“求教”。我们经常会遇到,在很多情况下,领域专家往往自己也很难把自己的知识讲清楚;一些专家在很多场合可能知道怎样去解决他所面对的问题,但是说不出为什么应当这样去解决问题,因为他们有时只是凭经验或直觉去这样做的;另外,不同的领域专家对同一问题的解决也有可能用不同的方法和手段,甚至是相互矛盾的;还有,有时专家解决问题的“知识”未必很好,甚至也可能有误。这就给知识获取本身带来难题。

(2) 知识的窄台阶效应。知识的运用都有一定的适用范围,由于专家系统的专业领域相对比较狭窄,它所定义的问题及其处理问题的知识体系也有一定限度。对完全“匹配”的问题,专家系统能以专家水平做出处理并给出可靠的解答;而对不完全“匹配”的问题,或超出专家系统知识领域的问题,系统可能非但不能正确处理,有时还会“神经错乱”,给出“不伦不类”的答案。而专家系统本身往往并不能判断什么时候或什么情况下问题已接近或超出了它的边界。

(3) 知识存储量与运行速度的矛盾。为了能更好地处理领域问题,我们希望知识越多越好,但这又给系统的运行带来了困难。由于现有的计算机只能支持串行的处理方式、集中存储的方式及严格化的符号处理方式,中央处理器和存储器与大规模的搜索和匹配要求发生了矛盾,容易出现匹配冲突、无穷递归等问题。以至于在专家系统中,知识越多解决问题越慢,这从根本上限制了专家系统解决大型复杂问题的能力。

(4) 自学习能力弱。专家系统的知识存储是一一对应的,没有冗余性,因而也就失去了灵活性。目前的专家系统一般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,不能通过联想记忆、识别和类比等方式进行推理。

1.2 神经网络专家系统

以非线性并行分布处理为主流的神经网络理论的发展,为专家系统的研究开辟了崭新的途径。既解决了1.1节中专家系统存在的各种问题,还可以利用神经网络系统的学习功能、联想记忆功能、分布式并行信息处理功能解决专家系统中的知识表示、获取和并行推理等问题。

1.2.1 神经网络专家系统的基本原理

神经网络最主要的特征是大规模模拟并行处理、信息的分布式存储、连续时间非线性动力学、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