

基于神经网络的矿山井巷工程专家系统^①

魏一鸣 童光煦

(北京科技大学 429 信箱, 北京 100083)

摘 要 以作者开发的基于神经网络的矿山井巷工程专家系统为例, 阐述了专家系统的设计原理及其组成, 对专家系统的总体结构、不确定性推理、知识库以及与神经网络、运筹学的优化模型相结合等一系列理论和方法作了深入的剖析和探讨。

关键词 专家系统 矿山井巷工程 神经网络 知识库 不确定性推理

人工智能(Artificial Intelligence, 简称 AI)作为计算机科学的一个重要分支, 三十多年来发展迅速并已取得了许多令人瞩目的成就。一方面传统的专家系统技术, 在许多领域得到了应用, 比如, 美国斯坦福国际研究所的 Dudua R O 等人研制的用于矿床勘探的专家系统 PROSPECT 就成功地在华盛顿附近发现了一座价值上亿美元的钼矿床, 而在我国利用“地下找水专家系统”也成功地找到了水源^[1]。另一方面, 近年来, 重新崛起的神经网络理论, 在向智能进军的道路上另辟蹊径, 在模式识别、趋势分析和模拟人的思维过程等方面得到了广泛应用, 尤其是在识别那些对于专家学者们不易觉察的变量间的相互关系上, 显示了其巨大的潜力。与此同时, 也有越来越多的矿业科研工作者, 广泛地注意到人工智能技术的发展并在许多矿业领域提出了应用神经网络解决参数预测问题的拓朴结构, 开发了大量的矿业专家系统的示范原型, 其发展的趋势是向实用阶段迈进。

本文作者提出将专家系统技术和人工神经网络有机地结合起来, 应用到矿山井巷工程这一领域中来, 建立了一个结构上较为完整的矿山井巷工程神经网络专家系统。该系统在 AST386—sx16 微机上初步运行, 其结果是令人满意的。

1 系统设计原理

1.1 总体设计

为了使系统具有良好的可移植性, 整个系统应是由各子系统集成的。系统采用结构化系统分析的方法进行研制, 针对矿山井巷工程方案确定、设计及施工的特点, 首先, 应能对已收集到的矿井资料数据进行处理、分类等的初始化变换工作。然后, 能根据设计矿井的各种技术条件的静态事实, 依赖于知识库中存储的专家知识, 给出其相应的方案。再根据影响各类方案的技术经济指标的特征值, 由训练后的神经网络给出其相关参数。另外, 当系统给出多于一个可信度可以接受的方案时, 系统能应用运筹学中的优化原理进行分析。另一方面, 系统必须能提供良好的用户界面, 同时也能对系统中所涉及的各种数据库, 知识库能方便地进行编辑、修改、删除、添加、备份等维护和管理工作。

1.2 系统组成

根据前述的总体设计的分析和要求。矿山井巷工程神经网络专家系统应由以下五个子系统组成。

(1) 数据的初始化处理子系统: 主要用于对矿井技术条件中初始数据的处理和不确定性

^① 收稿日期: 1994-04-01; 修回日期: 1994-07-23

描述处理;

(2) 专家咨询子系统: 对矿井的设计和施工提供含可信度因子的定性方案;

(3) 神经网络子系统: 依据特征值, 由经过样本训练后的网络给出技术经济指标;

(4) 优化子系统: 根据问题的需要, 选择合适的模型进行决策分析。

(5) 库及库的管理子系统: 对系统中所涉及的数据库、知识库进行存储、查询、修改等维护管理工作。

1.3 系统结构

由前述的系统组成, 整个系统的各个层次之间均采用菜单驱动。系统的总体结构如图1所示。

2 库及其管理

2.1 知识的表达及知识库^[1, 6, 7]

专家咨询系统中的知识来源于专家、教

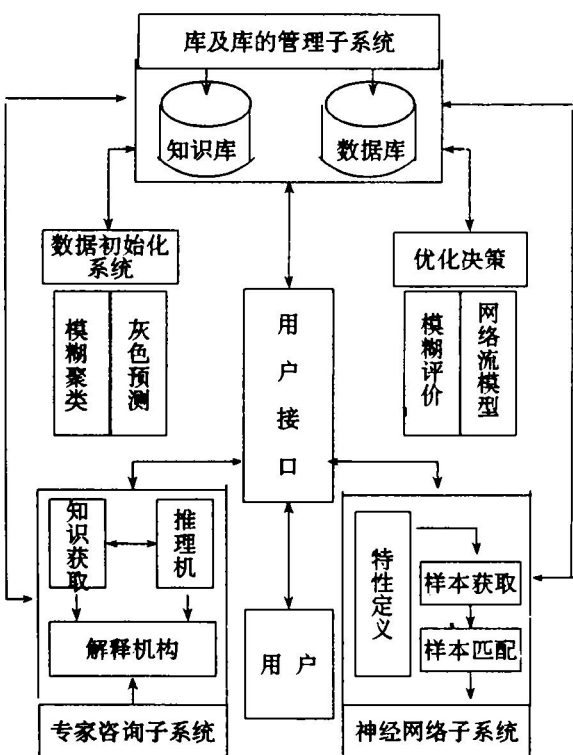


图1 UDCM 系统结构图

科书、专业文献及设计手册、规程等。将这些知识进行归纳总结之后, 选择某种知识的表达方法存储到计算机中形成知识库。因此说, 专家子系统知识库就是专家知识、经验与书本知识的存储器。

在UDCM系统中知识的表达采用了产生式规则表示法, 整个知识库由静态数据库、产生式规则库以及动态数据库三个部分组成。

静态数据库包括了许多关于矿井特征的静态事实。在起始的数据管理中用谓词逻辑进行描述, 例如:

```
rd—type—of—well(X);
—type—of—well(LIST3),
menu(10, 60, “矿井类型”, LISB,
CHOICE),
makewindow(3, 7, “”, 10, 60, 13,
19),
```

```
removewindow,
index(LIST3, CHOICE, X).
```

产生式规则库则用 IF...THEN 形成表达专家经验和知识以及专门领域的理论知识, 其 Prolog 语言表达, 形如:

```
develop—method(“下盘竖井开拓”);
```

```
—condition(scll 1, 0.15),
condition(xpcoy, 0.15),
condition(fctj1, 0.45),
condition(fctg2, 0.15),
condition(fctj3, 0.10),
condition(fctj4, 0.25).
```

动态数据库采用了 Turbo Prolog 内部谓词 asserta 及 assertz 以及 retract. 使中间结论调入内存或从内存中消除。

2.2 库的管理

UDCM 系统中, 不论知识库, 还是数据库, 均采用相同形式的管理方式进行集中管理。其功能如下图2所示。

3 不确定性模糊推理^[1, 7]

UDCM 系统中涉及许多定性因素的描述,

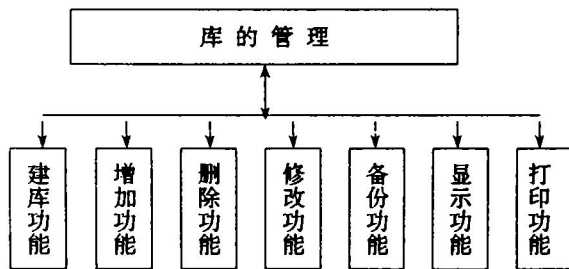


图2 库的管理功能方示意图

这些都是不精确或不完善的资料, 因此, 为了更好地模拟人类专家工作, 系统采用了MYCIN的模糊推理模型, 该模型中可信度的求解按以下规定:

(1) 证据是单个条件

如果: 条件(E)

则有: 结论(H)

$$CF(H) = CF[H, E] \cdot \max\{0, CFCE\} \quad (1)$$

(2) 证据是 AND 连接

IF E_1 AND $E_2 \cdots$ AND E_n THEN $H(X)$

$$CF(H) = CF[E_1 \text{ AND } E_2 \cdots \text{ AND } E_n] \\ = \min\{CF(E_1), CF(E_2), \cdots, CF(E_n)\} \quad (2)$$

(3) 证据是 OR 连接

IF E_1 OR $E_2 \cdots$ OR E_n THEN $H(X)$

$$CF(H) = CF(E_1 \text{ OR } E_2 \cdots \text{ OR } E_n) \\ = \max\{CF(E_1), CF(E_2), \cdots, CF(E_n)\} \quad (3)$$

(4) 两条规则具有相同结论

IF E_1 THEN $H(CF[H, E_1])$

IF E_2 THEN $H(CF[H, E_2])$

则先用(1)式分别求 $CF_1(H)$ 及 $CF_2(H)$, 然后用公式

$$CF_{12} = \begin{cases} CF_1(H) + CF_2(H) - CF_1(H) \cdot CF_2(H); & \text{若 } CF_1(H) \cdot CF_2(H) > 0; \\ CF_1(H) + CF_2(H) + CF_1(H) \cdot CF_2(H); & \text{若 } CF_1(H) \cdot CF_2(H) < 0; \\ CF_1(H) + CF_2(H); & \text{若 } CF_1(H) \cdot CF_2(H) = 0 \end{cases}$$

例如, 在UDCM系统中有以下Prolog形式给出和知识规则:

develop—method(“皮带斜井开拓”):

—condition(scll 1, 0.2),

condition(fctj3, 0.3),

condition(fctj1, 0.6).

其含义为:

/ * 生产能力 20~30 万吨/年($CF_1=0.2$), 矿体倾角 $15^\circ \sim 20^\circ$ ($CF_2=0.3$), 矿体全部赋存在地表以下($CF_3=0.6$), * /。

规则中三个条件支持下采用“皮带斜井方案”的可信度分别是 0.2, 0.3, 0.6, 那么, 当此三个条件同时存在时, 该结论的可信度 CF_{123} 则按以下形式求得:

$$CF_{123} = CF_1 + CF_2 * (1 - CF_1) + CF_3 * \{1 \\ - [CF_1 + CF_2 * (1 - CF_1)]\} \\ = 0.2 + 0.3 \times (1 - 0.2) + 0.6 \times \{1 \\ - [0.2 + 0.3 \times (1 - 0.2)]\} = 0.78$$

显然 CF_{123} 比 CF_1, CF_2, CF_3 均高, 这是可信度增长的结果。

4 参数预测神经网络子系统

4.1 人工神经网络^[2]

人工神经网络(Artificial Neural Network, 简称 ANN), 由于其具有自组织、自学习和对输入数据或规则的鲁棒容错能力, 在模式识别、趋势分析等方面得到了广泛应用。UDCM系统中正是充分运用神经网络这种特有的能力, 通过样本学习不断训练所构造的神经网络, 从而达到对“未知”样本的输出值的预测目的。

神经网络包括三个部分, 即按照网络给定的函数完成并行计算的众多节点、节点间联系的增强、以及由各节点组成的计算过程。其结构如图3所示。

图3中, $u_1, u_2, \cdots, u_m$ 为输入节点, $h_1, h_2, \cdots, h_p$ 为隐节点, $v_1, v_2, \cdots, v_n$ 为输出节点, $x_1, x_2, \cdots, x_m$ 为输入特征变量值; $y_1, y_2, \cdots, y_n$ 为输出特征变量值;

网络中每一神经元的输入输出关系有: $X_j^{(K+1)} = \sum W_{ij}^{(K)} x_j^{(K)}; x_j^{(K+1)} = f(X_j^{(K+1)})$, 这

里 f 为神经无特性函数, $W_{ij}^{(K)}$ 为 K 层第 i, j 连接的权值。令 $W_K = (W_{ij}^{(K)})$, 为 K 层的权值矩阵。

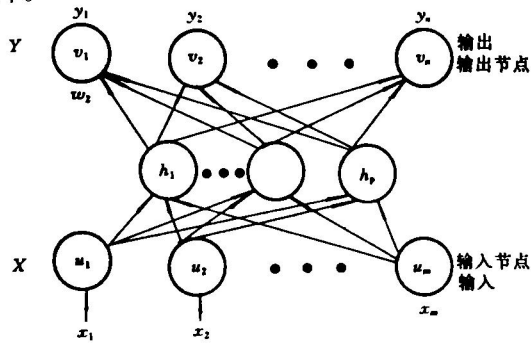


图 3 B-P 神经网络结构图

4.2 B-P 学习算法 (Back propagation Learning Algorithm)

建立神经网络结构的目的就是确定输入节点与输出节点之间的数量关系, 也就是根据输入与输出 Y 的样本数据, 在神经网络中通过实例学习, 不断修正节点之间的联系权重 $W_{ij}^{(K)}$, 这种网络的实例学习。采用了 B-P 学习算法, 其思想参见文献[3]。

5 优化决策子系统^[1, 9]

运筹学是以数学模型的方法解决系统的最优化问题, 专家系统中吸收运筹学方法无疑是极有益的, 这使所建立的系统, 既可利用知识库指导问题的定性方面, 同时又可求出问题的最优解。两者相结合将会相得益彰。为了便于说明问题, 下面着重阐述网络流模型的建立及其算法。

5.1 模型建立

网络系统(例如, 运输网络), 除了考虑流的大小之外, 还必须考虑成本, 这就是最小费用最大流问题。矿山的开拓运输系统, 实质上是一个以矿石流为中心的网络流, 其中包括废石、材料、人员和设备等的流动。因此可以用最小费用流模型来求其优化方案。

任何最小费用流问题, 可以用一个以流为未知数的线性规划模型来表示, 即

$$\text{Min} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m C_{ij} X_{ij}$$

S. T.

$$\left. \begin{aligned} \sum_{j=1}^m X_{ij} - \sum_{j=1}^m X_{ji} &= 0 (i, j = 1, 2, \dots, m) \\ X_{ij} &\geq \tau_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, m) \\ X_{ji} &\leq \mu_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, m) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中

X_{ij} —网络中边 (i, j) 的流量;

C_{ij} —网络中边 (i, j) 的运输费单价;

τ_{ij} —网络中边 (i, j) 的流量下界;

μ_{ij} —网络中边 (i, j) 的流量上界;

m —网络中节点数目

5.2 Out off Kilter(优边与非优边) 算法

问题中(4)式的对偶形式为

$$\left. \begin{aligned} \text{Max} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \tau_{ij} u_{ij} - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \mu_{ij} h_{ij} \\ \text{S. T.} \\ \Pi_i - \Pi_j + u_{ij} - h_{ij} &= C_{ij} \\ u_{ij}, h_{ij} &\geq 0 \\ \pi_i &\text{无限制} \\ i, j &= 1, 2, \dots, m \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中

π_i —式(4)中顶点 i 的流守恒条件相联系的对偶变量;

u_{ij} —与 $X_{ij} \geq \tau_{ij}$ 相联系的对偶变量;

h_{ij} —与 $X_{ij} \leq \mu_{ij}$ 相联系的对偶变量

由此可得式(4)、(5)两式之间的互余松弛条件为式(6)所示

$$\left\{ \begin{aligned} \pi_i \left(\sum_{j=1}^m X_{ij} - \sum_{j=1}^m X_{ji} \right) &= 0 \\ u_{ij} (X_{ij} - \tau_{ij}) &= 0 \\ h_{ij} (\mu_{ij} - X_{ij}) &= 0 \\ X_{ij} [C_{ij} - (\pi_i - \pi_j + u_{ij} - h_{ij})] &= 0 \end{aligned} \right. \quad (6)$$

由式(6)即可作出其边的互余松弛图为如图4所示。

图4给出了 Out off Kilter 算法的基础, 它是通过不断调整网络中的各边的流 X_{ij} 或各对顶点对应的 π_i 数使之达到优化状态 (α, β, γ)

状态(又称 in Kilter), 从而使得所有边处在优化状态, 达到最优解。

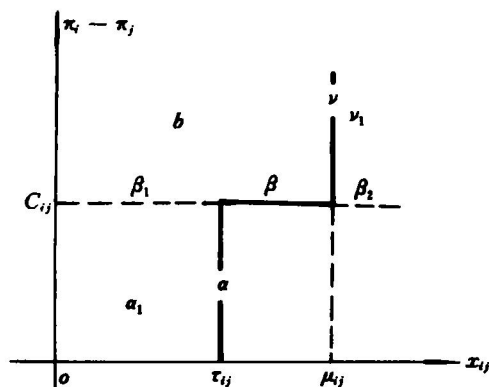


图4 边的互余松弛图

6 应用实例及主要结论

通过 UDCM 系统的开发和调试, UDCM 系统的某些模块已针对某些化工矿山的实例做了运行和分析, 其结果是令人满意的。

总之, 通过对本课题的研究及 UDCM 系统的初步实现, 论证了具有较高水平的矿山井巷工程神经网络专家系统的实现是切实可行的。文中提出的将专家系统、神经网络、运筹学的优化模型三者相结合, 开发和研制实用专家系统的思想和方法, 对其他领域专家系统的

开发也有参考价值。基于神经网络的专家系统将是未来专家系统研制的一个发展趋势。通过对本课题的研究将人工智能的理论和方法全面地应用到矿山井巷工程这一领域中来, 从总体上解决了重要的技术问题, 为以后的进一步完善工作积累了经验。

感谢武汉化工学院胡清淮教授、昆明工学院陈孝华教授、徐云龙教授对本课题研究给予的支持和许多有益的启示。

参考文献

- 1 魏一鸣. 昆明工学院学报, 1992, 17(3): 10-15.
- 2 焦成李. 神经网络系统理论. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990, 21-23.
- 3 毛 权等. 系统工程, 1993, 15(1): 12-13.
- 4 Kar Yan Tam *et al.* A Neural Network Approach Applied Artificial Intelligence, 1990, (4): 265-282.
- 5 Buchanan B G, Dudua R O. 计算机科学, 1986, (3): 13.
- 6 李卫华等(编译). 编译型 Turbo Prolog 语言. 武汉: 武汉大学出版社, 1990: 180-181.
- 7 赵瑞清. 专家系统原理. 北京: 气象出版社, 1987: 131-132.
- 8 Darpa. Neural Network Study. AFCEA Internation Press, 1988.
- 9 胡清淮. 线性规划与网络规划. 湘潭: 湘潭电机厂印刷, 1983.
- 10 魏一鸣. 昆明工学院学报, 1993, 18(3): 12-14.
- 11 史忠植. 神经计算. 北京: 电子工业出版社, 1993.