

矿井优化设计预处理的混合专家系统

罗 键

(厦门大学系统科学系, 361005)

摘要 介绍了一种用于矿井方案优化设计预处理的混合专家系统——基于神经网络与规则推理的专家系统;阐述了该混合专家系统的基本结构及实现过程,提出输出向量的模糊分类;此外,简要介绍了该系统的实际应用

关键词 BP网络 专家系统 模糊分类 基于实例 优化设计预处理

Mixed Expert System Applied to Pretreatment in Optimization of Coal Mine Design

Luo Jian

(Department of System Science, Xiamen University, 351005)

Abstract In this paper, a mixed expert system is introduced. The mixed expert system applied to pretreatment in optimization of mine design is based on neural network and rule inference. Its structure and manner of realization is presented. The fuzzy classification are discussed. Besides, combining the system with actual instances is presented to illustrate application of the mixed expert system.

Keywords BP neural network; expert system; fuzzy classification; example based; pretreatment in optimization of design

1 引言

我国矿井方案优化设计的实践表明,面对矿井这一复杂的多级系统,采用直接优化的方法,往往得不到满意的结果。究其原因,主要有:一是地下煤层空间分布及形状变化复杂,目前尚不能完全用数学的形式作出精确的描述;二是构成矿井这一复杂系统的参数范围较宽,由此组合而成的可行方案数目十分庞大,因而要作些简化;三是很多参数的确定主要依赖于专家长期积累的经验。本文提出一种基于神经网络和规则推理的混合专家系统,用于矿井优化设计的预处理,不仅最大限度地减少了方案计算工作量,更重要的是提高了矿井优化设计的有效性和可靠性,提高了智能化设计水平。

2 预处理方法研究

2.1 矿井系统备择方案

在给定井田范围内,形成矿井各层次定性定量参数如图 1 所示。各层次分别选出一个参数相互组合形成一个矿井设计方案,由图可知,其组合而成的方案数目为 $12 \times 4 \times 1 \times 3 \times 10 \times 3 \times 6 = 285120$,这些方案称之为矿井整体综合优化的备择方案集。

2.2 预处理方法

显然,在具体的矿井条件下,所有的备择方案都直接参与综合优化是不必要的,因此需要对构成方案

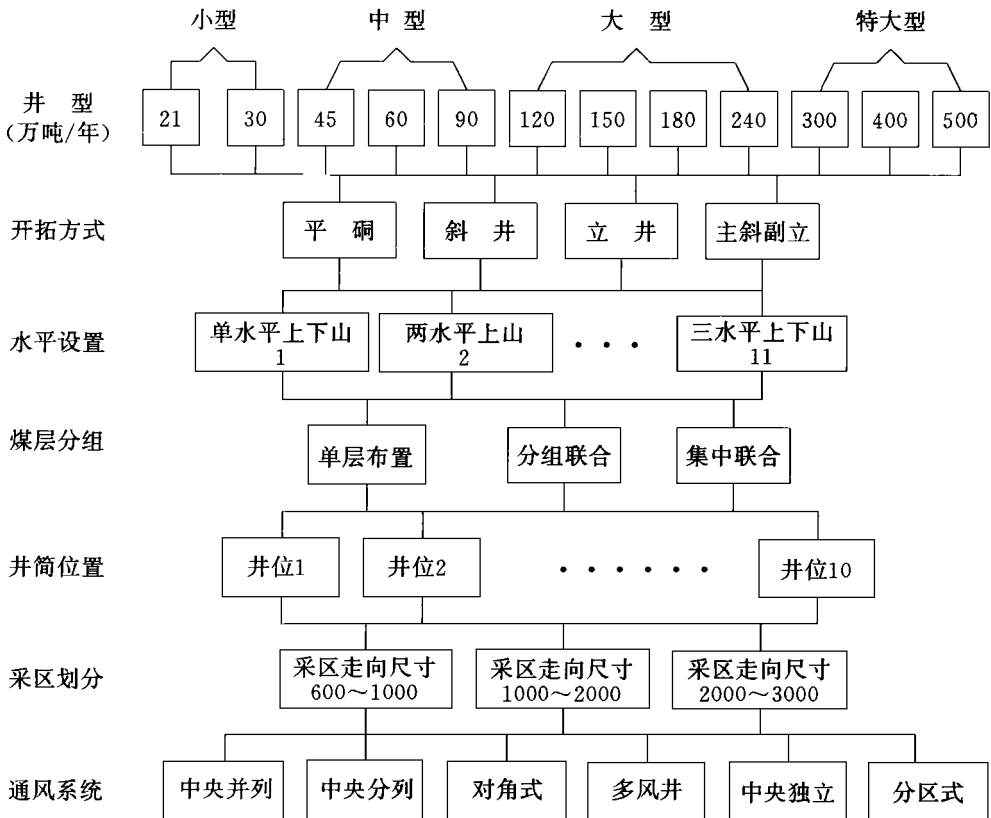


图 1 整体综合优化的备择方案

的各层参数进行预处理。提出的预处理方法有：

1) 人工剔除法 设计人员可以根据设计经验和有关技术政策剔除一些明显不合理的参数。该方法灵活性、随意性较大,自动化程度低。

2) 专家系统 聚集高水平设计专家的经验,通过逻辑推理决策,筛选定性、定量参数。主要的困难在于对一些涉及因素甚多的参数选择,需要归纳出很多规则,并且领域专家往往很难把自己的知识讲清楚。

3) 神经网络 神经网络是一种模仿人类神经系统的数学模型,其“操作”具有形象思维的属性,也是一种较之人工方法获取知识更为自然和有效的方法。但神经网络也存在一些弱点,如训练数据之间的正交性和完备性如果不好,会使网络性能劣化,可实际上并不保证总能得到正交完备的训练数据。

4) 基于神经网络和规则推理的混合专家系统 混合专家系统既能保持专家系统原有特点,又兼有神经网络的特点,将两者的长处有机地结合起来,针对矿井系统各种参数的特点采用不同的知识获取、推理机制和结论解释方法。

综上所述,矿井优化设计预处理采用基于神经网络与规则推理的混合专家系统 (Neural Network - Rule- Based Expert System,以下简称 NNRES)。

2.3 预处理实现

应用 NNRES进行矿井优化设计的定性定量参数预处理按以下步骤进行:

1) 模糊分类

在待处理的七种参数中,最重要的参数是井型,该参数涉及因素很多。工程上往往采用类比法确定矿井井型,即以条件相似的生产矿井进行对比分析和确定。实际中的这种做法启示人们可以用神经网络对矿

井型这一参数进行预处理,但由于目前尚难寻找到足够的正交完备的训练样本数,所以这里提出对井型这一定量参数作模糊分类,分类结果如图 1 所示。经分类后,克服了样本数不足所带来的问题。

2) 参数粗选和精选

针对矿井各类定性、定量参数的特点,采用不同的方法实现参数的预处理:

首先,按照上述的井型分类,采用 BP 网络确定需要优化的矿井井型的合理类别。

其次,在确定的矿井井型类别内,采用专家系统进一步细分出在给定具体矿井条件下所有较优的井型。

再次,分别以经过 BP 网络粗选和专家系统精选得到的若干个较优井型加上其它已知事实,采用专家系统选出其它定性、定量参数所有合理的可能值。这些定性、定量参数包括:开拓方式,水平设置,煤层分组,井筒位置,采区划分,通风系统。

最后,按一定的层次、顺序和形式将经过预处理的定性、定量参数提供给用户或转入下一步作为定量优化的输入方案。

3 NN RES 的基本结构

3.1 NN RES 基本结构

设计的 NN RES 基本结构如图 2 所示。

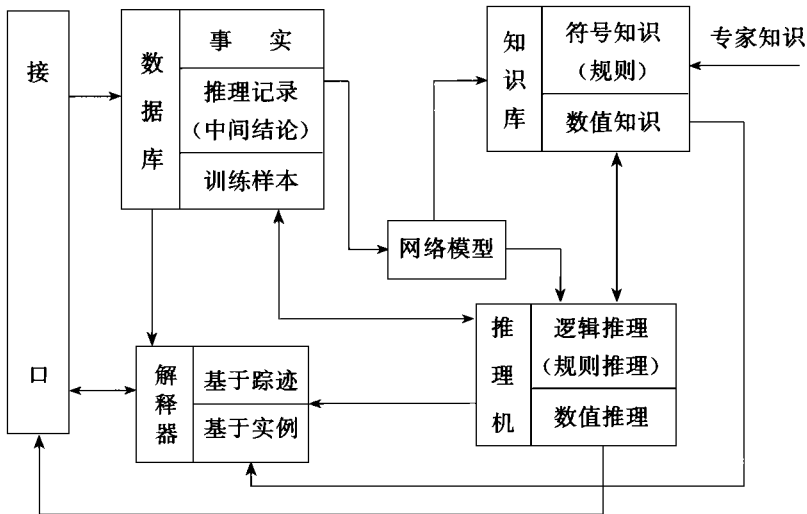


图 2 NN RES 基本结构图

3.2 网络模型

本网络模型为 BP 网络模型,用于确定矿井井型的合理类别。

1. 输入输出

从影响矿井井型确定的若干因素中提取 12 项特征值作为模型的输入,分别是:煤层可采总厚,煤层倾角,煤层稳定性,可采煤层数,顶板类别,平均开采深度,可采储量,沼气等级,煤炭自燃性,地质构造类型,水文条件,表土层厚度。

输出有 4 项: y_1, y_2, y_3, y_4 分别代表小、中、大、特大四种类型的井型。

2. 网络拓扑结构

由于有 12 项特征值输入,4 项结果输出,这就决定了输入层单元数为 12 个,输出层单元数为 4 个。所用的网络拓扑结构如图 3 所示。

为了较清晰地描述网络模型,设下列符号。

$X_j [s]$ 第 s 层第 j 个 PE 的当前输出状态, PE 代表神经元;

$W_{ji} [s]$ 第 $s-1$ 层中第 i 个 PE 与第 s 层中第 j 个 PE 的联接权重;

$I_j [s]$ 第 s 层第 j 个 PE 的输入加权和值

其输入输出特性用下式表示:

$$X_j [s] = f \left(\sum_i (W_{ji} [s] \cdot X_i [s-1]) \right) = f(I_j [s])$$

式中 $f(z)$ 是 S 型函数

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

网络的误差函数用均方差来定义, 设此全局误差为 E , 则有:

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k)^2$$

式中设输入模式为向量 I , 期望输出为向量 d_k, y_k 为网络在当前权重集所产生的输出向量

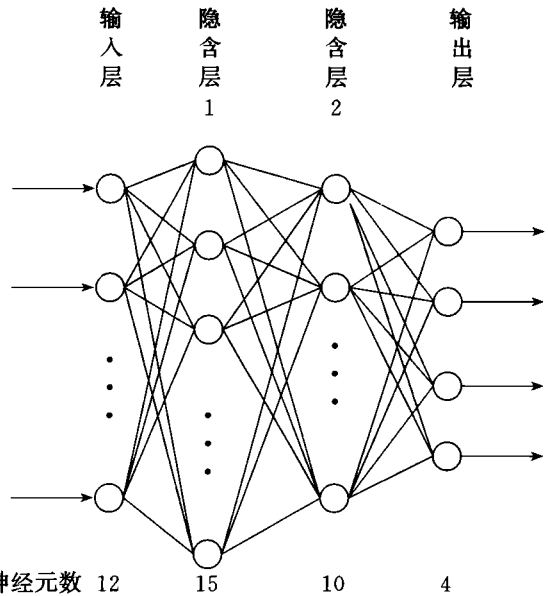


图 3 网络拓扑结构

3. 学习算法

学习算法的目标是要修改权重, 使网络的全局误差函数极小化. 由于是多层网络, 需要从输出层开始, 反向地一层层地把 E 对每个 PE 的关于 W 的偏导数计算出来, 从而才能确定 E 对整个联接权重的偏导数.

设在网络的 s 层上, 当前的权重集合为 W_{ji} , 按梯度下降法, W_{ji} 的修正量的计算公式为:

$$\Delta W_{ji} [s] = - X_i \frac{\partial E}{\partial W_{ji}}$$

由于
$$I_j [s] = \sum_i W_{ji} [s] X_i [s-1]$$

故有
$$\frac{\partial E}{\partial W_{ji} [s]} = \frac{\partial E}{\partial I_j [s]} \cdot \frac{\partial I_j [s]}{\partial W_{ji} [s]} = \frac{\partial E}{\partial I_j [s]} \cdot X_i [s-1]$$

令
$$e_j [s] = \frac{\partial E}{\partial I_j [s]}$$

它实际上是 s 层上第 j 个 PE 的局部误差度量, 若 s 层是网络的输出层, 也即是说第 j 个 PE 是输出单元, 则有

$$e_j [s] = \frac{\partial E}{\partial I_j [s]} = \frac{\partial E}{\partial y_j [s]} \cdot \frac{\partial y_j [s]}{\partial I_j [s]} = (d_j [s] - y_j [s]) f'(I_j [s])$$

若 s 层不是输出层, 即第 j 个 PE 不是输出单元, 则有:

$$e_j [s] = \frac{\partial E}{\partial I_j [s]} = \frac{\partial E}{\partial y_j [s]} \cdot f'(I_j [s]) = f'(I_j [s]) \sum_k (e_k [s+1] \cdot W_{kj} [s+1])$$

即 s 层的误差也依赖于 $s+1$ 层的误差.

因为这里 f 为 S 型函数, 故有

$$f'(z) = f(z) \cdot (1 - f(z))$$

故输出层单元 j 的局部误差为

$$e_j[s] = (d_j[s] - y_j[s]) \cdot X_j[s] \cdot (1 - X_j[s])$$

而隐含层单元 j 的局部误差为

$$e_j = X_j[s] \cdot (1 - X_j[s]) \cdot \sum_k (e_k[s+1] \cdot W_{kj}[s+1])$$

归并上述有关计算式,可得到联接权重的修正量计算公式为

$$\Delta W_{ji}[s] = X \cdot e_j[s] \cdot X_i[s-1]$$

式中 X 是学习系数,为避免 X 对 ΔW 过大的影响而可能引起振荡,再增加一个动量项,即有

$$\Delta W_{ji}[s] = X \cdot e_j[s] \cdot X_i[s-1] + \Gamma \cdot \Delta W_{ji}[s-1]$$

式中 Γ 为一常数,这里取 0.8 这样 ΔW_{ji} 不仅与 X 有关,还与 $s-1$ 层的 ΔW_{ji} 有关,于是可以取较大的 X 而又不导致振荡,加快学习进程。

4 知识库的建立

NNRES 的知识库由两部分组成:BP 网络的数值知识和规则系统的符号知识。

4.1 数值知识

本文调研收集了我国矿井井型从 21 万吨/年到 500 万吨/年的矿井 104 对,从中选择有代表性的矿井 76 对作为样本,经对井型整理分类后,提供给 BP 网络学习训练。学习训练后所获取的数值知识以权重矩阵 (W_{ji}) 表示,并分布存储于整个网络之中。

4.2 符号知识

符号知识来源于多方面专家的知识,知识范围还包括规程、规范、技术政策等,知识表示采用产生式规则的表达式。NNRES 初步总结归纳出 122 条规则,举例如下:

规则 R1 IF① 井型分类属特大型,② 煤层稳定性好,③ 地质构造简单,④ 低沼气煤层

THEN 预选的最小井型为 400 万吨/年

规则 R25 IF① 井型 \geq 240 万吨/年,② 井田走向长或高沼气煤层

THEN 通风系统为分区式

规则 R13 IF 表土层厚度大或含有流砂层或开采深度大

THEN 立井开拓

5 推理机与解释器

数值推理 神经网络系统的推理从整体上看是一种并行计算、并行推理的过程,属数值推理。网络的输出是连续变量,而实际需要具有离散逻辑数据输出。这里将推理机部件设计成带有神经门处理器的 BP 网络,如图 4 所示。BP 网络单独的作用是训练神经网络,获取分类知识,带神经门的 BP 网络的作用是进行并行推理,并将 BP 网络的输出转变为布尔离散量。BP 网络输出层的每一个输出,联接着神经门的输入,神经门的输出是推理机的输出。最后的输出分类状态为 (0, 0, 0, 1) 或 (0, 0, 1, 0) 或 (0, 1, 0, 0) 或 (1, 0, 0, 0), 依次判决的井型类别是:特大型、大型、中型、小型。经此初选得到的井型类别作为中间结果存放在数据库供产生式规则系统调用。

逻辑推理 本混合专家系统中产生式规则系统属逻辑推理,它是从一组事实出发,由控制策略协调进行规则匹配与搜索,找到所有可能推断出来的结论,即正向推理方法。

5.2 解释器

这里对产生式系统的规则推理解释采用“基于踪迹”的方法;对于神经网络的推理结果,由于其推理过程是一并行数值计算,所以采用“基于实例”的解释方法,用映射的观点理解神经网络的井型类别确定,根据待识样本与各训练样本的距离,确定距离较小的作为相似样本来解释。

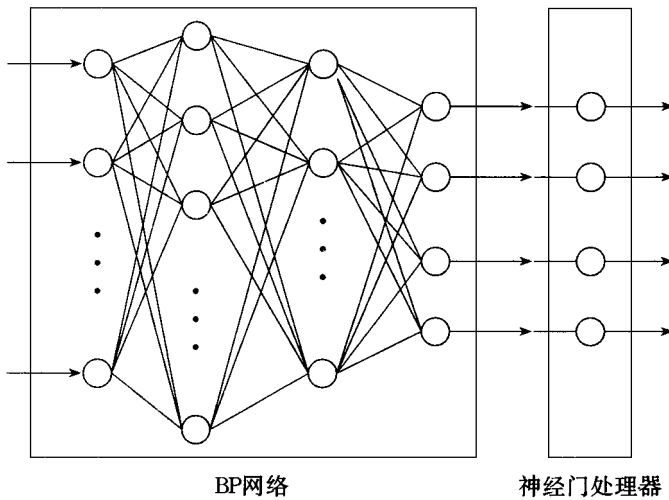


图 4

6 检验与应用

为了检验 NNRES 的有效性,从所收集到的矿井中选出不同类别的矿井 8 对(训练样本以外的矿井),以这 8 对矿井条件分别作为 NNRES 的输入数据,检验结果如表 1 所示。

表 1 检验结果表

序号	检验参数	检验矿井数	实际参数被系统预选结果所包含的矿井数	正确包含率
1	井型	8	8	100%
2	开拓方式	8	8	100%
3	水平设置	8	8	100%
4	煤层分组	8	8	100%
5	井筒位置	8	8	100%
6	采区划分	8	7	87.5%
7	通风系统	8	8	100%

检验结果表明,采区尺寸这一参数尚有一对矿井的实际采区尺寸未被包含在预选结果内,原因可能是这对矿井设计时间较早,当时机械化程度较低。其它情况下的各种参数均被正确包含。总之,NNRES 是可信和有效的。

此外,已将 NNRES 作为子系统程序并入矿井总体优化设计程序,并以山西屯留矿井和湖南黄牛岭新井设计进行实际应用,所输出的经 NNRES 预处理后的各类参数及在此基础上的方案优选最终结果,用户均感到满意。与未并入 NNRES 的矿井总体优化设计程序相比,减少了人工输入数据工作量,计算方案工作量减少 80% 多,收到事半功倍的效果。

参考文献

- 1 玉珏,戴汝为. 建造带有人工神经网络知识系统的一种方法. 计算机学报, 1990, (5).
- 2 施鸿宝. 神经网络及其应用. 西安交通大学出版社, 1993, (12).