

基于知识和模糊神经网络的学习型评价系统

荣莉莉, 王众托

(大连理工大学系统工程研究所, 大连 116024)

摘要:提出一种学习型评价系统的建立方法. 评价功能是基于决策者(专家)的知识和模糊神经网络实现的, 适用于以语言型变量为主的系统的评价问题. 样本数据集的建立及语言型变量的描述, 是通过挖掘专家知识, 建立符合其偏好的隶属函数实现的. 该评价系统可以充分利用以往的决策案例, 通过学习获取决策者的知识和经验, 从而得到与决策者的评价结论相同的评价结果.

关键词:知识获取; 语言型变量; 模糊神经网络; 评价; 学习

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2003)03-0001-07

0 引言

评价是系统分析和决策过程中的一个关键环节, 大到综合国力评价、社会发展水平评价、基金项目评审、投资项目评价, 小到企业管理水平评价、经济效益的评价、论文评阅等, 都属于进行评价范围, 各种评价方法为这些问题提供了分析的依据与手段^[1~5].

在实际的评价分析中, 人们常常遇到这样一类问题: 所评价的问题具有持续性、重复性的特点, 如项目投资、基金评审等, 需要经常或定期进行, 具有许多不同结果的案例积累, 同时, 这类问题的属性大多以定性的方式出现, 具有模糊性, 能够定量的较少甚至没有, 如对研究项目的评审, 要从研究内容的“先进性”、方法的“可行性”、技术路线的“合理性”等几个方面进行评价, 评价结果基本上也是定性的描述, 如对“先进性”的评价结论可能是很先进、一般, 或较先进等. 这样的评价问题在许多领域都存在, 具有一定的普遍性.

对这类问题, 目前大多采用层次分析法、模糊综合评价法等综合评价方法^[2~5]进行评价, 它们都可以处理语言型变量. 模糊综合评价法^[4]需要

获得关系矩阵, 层次分析法^[2]则需要获得判断矩阵及专家的偏好. 当问题的属性及样本数较多时, 获取所需参数的不是一件容易的工作, 而且, 大量的历史样本数据却无法利用.

近年来, 随着对软计算方法^[6]研究的进展, 有许多利用神经网络、模糊神经网络等方法实现评价功能的研究^[7,9]. 神经网络具有学习功能, 可以通过学习大量的样本数据, 来获得数据间的映射关系, 但神经网络擅长于处理数值型变量, 不能处理语言型变量, 也不能获取和表现知识. 模糊神经网络由于集成了神经网络和模糊逻辑各自的优点, 既具有学习能力, 又能处理语言变量和表现知识, 所以非常适合于上述类型的评价问题.

利用模糊神经网络进行评价, 可以充分利用以往决策的案例, 通过学习案例获得决策者关于评价问题的知识. 这样, 当再面对一组数据, 进行决策时, 只要输入已训练好了的系统, 就可以得到与决策者本人的决策结果一致的评价结论. 要用模糊神经网络评价以语言型变量为主的系统, 关键是怎样建立样本数据集, 即如何从以往的决策案例中获得包含了决策者经验的数据, 以及对语言型变量的处理方法. 作者曾提出了从数值变量

收稿日期: 2002-06-01; 修订日期: 2003-03-31.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(69604009); 国家自然科学基金重点资助项目(79630010).

作者简介: 荣莉莉(1964—), 女, 博士, 副教授.

中获取模糊规则,建立并简化模糊神经网络,通过学习建立系统模型的一套方法^[10,11],所应用的对象系统都是数值型变量;并做了有关利用模糊神经网络进行数值信息与语言信息的融合的尝试工作^[12],用于具有语言型变量和数值型变量的混合系统的模型建立. 本文将在这些研究工作的基础上,提出一种利用模糊神经网络建立学习型评价系统,用于以语言型变量为主的系统的评价的方法.

1 学习型评价系统及其模型

1.1 对象系统的描述

本文将以前省政府利用外资对该省的一些项目进行投资的决策分析^[13]为对象建立评价系统. 某省政府近几年利用外资贷款,来资助省内建设需要的项目,已经对几十个项目进行了投资,积累了一定的样本. 对某一个申请项目是否进行投资,要考虑许多因素,不仅有企业的客观因素,也有企业及上级领导的主观因素,如企业的“经济实力”、领导的“支持程度”等. 对某项指标的评价也大多用诸如“好”、“一般”等的语言来描述. 同时,由于决策者是基于对项目的多项指标进行上述语言描述而得出评价结论的,所以,决策者的主观偏好对决策结果往往起着重要的作用.

根据决策的实际情况,经决策者反复思考,确定了用于评价的17个变量,整个评价过程自下而上分为3级. 具体如下:

第1级(底层)为“法人实力”评价.

对法人实力的评价,分为3等:强、中、弱,要考虑4个变量:经济实力、行业经验、担保渠道、配套能力. 其中,经济实力分为3等:强、中、弱,行业经验分为3等:丰富、一般、差,担保渠道分为2等:有、无,配套能力分为2等:强、弱. 根据以上4个变量评价法人的实力,在此基础上,进行第2级评价.

第2级(中层)为“综合客观实力”评价.

对企业客观实力的综合评价,也分为3等:强、中、弱,要考虑第1级评价的结果及7个变量:投向容许程度、必要性、先进性、本地资源利用程度、配套条件、效益测算、资金渠道. 其中,投向容许程度分为4等:高、一般、低、不容许,其余6个

变量均分为3等,如效益测算分为高、一般、低等. 根据以上8个变量,评价企业综合客观实力,在此基础上,进行第3级评价.

第3级(顶层)为结果评价.

评价结论分为两等:投资、不投资. 要考虑第2级的评价结果及3个变量:可操作性、业主配合程度、领导支持程度. 这3个变量均分为3个等级,如领导支持程度分为很支持、一般、不支持. 根据以上4个变量,给出最后的评价结果,即投资或不投资.

该评价问题的所有3个级别的评价指标,以及各级中所使用的变量,全部是定性的语言型的变量.

1.2 模糊神经网络评价模型

图1所示为具有学习能力,能够从决策分析实例中学习知识,实现评价功能的模糊神经网络模型. 该网络为4层结构,其中,A层为输入层,B层为计算隶属函数层,C层为规则层,D层为精确输出层. 该系统兼具有模糊推理功能和学习功能. 当一组数据输入系统后,首先,在B层计算各输入变量的隶属函数值,并将各隶属函数的最大值作为输出,然后,在C层,与B层各输出相对应的规则节点被激活,相应的规则参与推理计算,形成推理结果,并在D层进行反模糊化计算,得到推理的精确输出. 该输出与样本理想输出之间的偏差则用来调节网络相应的参数,直到输出误差达到要求^[10,11]. 由于是利用决策者提供的解决实际问题的范例来训练网络,使其学习、记忆样本的知识,所以该网络已具有了提取专家包含于样本数据中的经验和知识的能力,并可以像专家一样进行评价. 当新的评价样本输入系统时,就可以在输出层得到相应的判断结果. 有关详细的数学推导及学习算法参见文献^[10~12].

2 基于专家知识的样本数据集

利用图1所示的模糊神经网络进行评价,需要根据以往对多个项目的评价案例建立样本数据集. 评价案例分为两类,一类是决策当时决定投资的项目,另一类是决策当时决定不进行投资的项目. 但在实践过程中发现,在已投资的项目中,有不成功的案例,在未投资的项目中,有的则是应该

投资的,而这种决策失误往往在项目的实施过程中甚至实施完成后才能发现,其原因也较复杂.为了使评价系统能进行准确的判断,作者请决策者提供到目前为止判断为决策正确的项目案例.

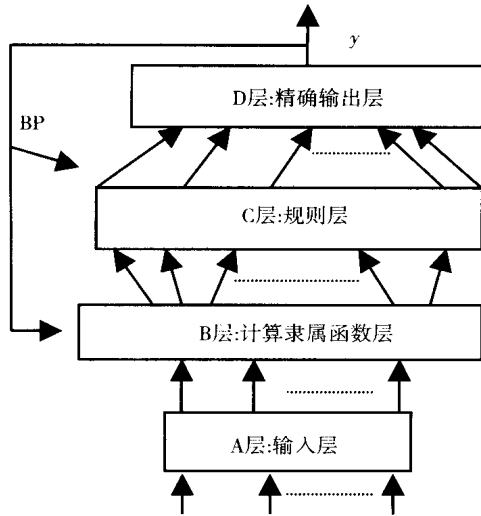


图1 模糊神经网络(FNN)模型

决策者由于多年从事这项工作,在其头脑中储存了大量的有关投资及未投资的项目情况,具有对投资问题的丰富的经验与知识,这是靠多年的经验积累所形成的,它们使决策者能以直觉的反映来快速对问题做出响应而不必过多考虑细节步骤.当一个新的项目申请投资时,决策者会由以往的决策经验中联想到与其相似或相近的案例,对该项目进行比对、分类,进而做出投资或不投资的判断.这种判断有时是下意识的,靠经验与直觉,连决策者本身也不清楚判断的过程,这里,给出一种归纳、提取决策者所具有的关于评价问题的经验及知识,以获取样本数据的方法:设计决策者较容易回答的问题,对回答结果进行数学上的处理,得到隶属函数.

2.1 确定语言型变量的模糊划分及隶属度

以利用图1的FNN进行第1级的法人实力

评价为例.根据1.1节的描述,设计调查表见表1.如某项目A,经济实力“强”,行业经验“丰富”,“有担保渠道,相应的配套能力“强”,则可在相应的空格内做一个记号,如打√.对A的评价结果为法人实力“强”,也在相应的空格内打√.如果已经有了N个项目的案例,则需要逐个填写,建立表1.这样,就确定了各语言型变量的模糊划分,得到了相应的模糊集合的论域.如从经济实力来看,项目A与B属于不同的模糊集合.

但仅有这些信息是不够的.如行业经验,项目A与B都属于同一模糊集合“丰富”,但它们在隶属程度上的差异却无法体现,而这种程度上的差异是客观存在的.所以,在表1的基础上,请决策者按列,即按模糊集合,将“√”换成相应的数值,见表2.由于决策者不可能都了解什么是隶属度,所以界定数值在0.5~1.0之间(也可适当设定范围,再进行归一化处理),这样就得到了模糊集合的隶属度.这项工作对决策者来说并不难,因为所要调查的项目是已有评价结果的项目,即案例,只是整理案例会花费一些时间.如果在评价的一开始就有意识地整理、建立样本数据,那么,样本数据的积累就很容易.

2.2 确定语言型变量的隶属函数

通过表1与表2,可以得到对变量的模糊划分及隶属度.那么,怎样定义每个变量的具体的隶属函数呢?对于数值型变量,可以用许多方法加以定义,而语言型变量没有数值论域,并且,同样的话,不同的人会有不同的理解,具有模糊性,所以语言型变量往往体现了决策者在主观上的差异.与直线型函数相比,用可以连续变化的函数,如钟型函数来表示语言型变量比较妥当,可以利用其曲线的斜率的不同来表示这种主观上的差异.作者曾提出了一种反映决策者的偏好的隶属函数的确定方法^[12].现以语言变量“经济实力”为例进行说明.

表1 评价法人实力的样本数据(按行:请在每个变量相应的格中打√)

| 语言变量 | 经济实力 | | | 行业经验 | | | 担保渠道 | | 配套能力 | | 法人实力 | | |
|------|------|---|---|------|----|---|------|---|------|---|------|---|---|
| | 强 | 中 | 弱 | 丰富 | 一般 | 差 | 有 | 无 | 强 | 弱 | 强 | 中 | 弱 |
| 项目A | √ | | | √ | | | √ | | √ | | √ | | |
| 项目B | | √ | | √ | | | | √ | | √ | | √ | |

表2 评价法人实力的样本数据(按列:请将每列中的“√”换成(0.5(最差)~1.0(最好)之间的数值)

| 语言变量 | 经济实力 | | | 行业经验 | | | 担保渠道 | | 配套能力 | | 法人实力 | | |
|------|------|-----|---|------|----|---|------|-----|------|-----|------|-----|---|
| | 强 | 中 | 弱 | 丰富 | 一般 | 差 | 有 | 无 | 强 | 弱 | 强 | 中 | 弱 |
| 项目 A | 0.7 | | | 0.8 | | | 1.0 | | 1.0 | | 0.9 | | |
| 项目 B | | 0.8 | | 1.0 | | | | 1.0 | | 0.9 | | 0.8 | |

利用钟型函数,可用如下的公式表示“弱”、“中”、“强”:

$$\begin{aligned}
 \text{弱} &= \frac{1}{1 + e^{-w_{g1}(x - w_{c1})}} \\
 \text{中} &= \frac{1}{1 + e^{-w_{g2}(x - w_{c1})}} - \frac{1}{1 + e^{-w_{g3}(x - w_{c2})}} \\
 \text{强} &= \frac{1}{1 + e^{-w_{g4}(x - w_{c2})}} \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中: $w_{g1} < 0, w_{g2}, w_{g3}, w_{g4} > 0$.

2.2.1 参数 w_{ci} 的确定

用连续变化的整数 1, 2, 3 (或 0, 1, 2 或 2, 3, 4, ...) 代表弱、中、强的中心值,即用“1”代表模糊集合“弱”,“2”代表模糊集合“中”,“3”代表模糊集合“强”.这样,式(1)中的 w_{ci} 就可确定为 $w_{c1} = 1.5, w_{c2} = 2.5$. 式(1)可写成式(2):

$$\begin{aligned}
 \text{弱} &= \frac{1}{1 + e^{-w_{g1}(x - 1.5)}} \\
 \text{中} &= \frac{1}{1 + e^{-w_{g2}(x - 1.5)}} - \frac{1}{1 + e^{-w_{g3}(x - 2.5)}} \\
 \text{强} &= \frac{1}{1 + e^{-w_{g4}(x - 2.5)}} \quad (2)
 \end{aligned}$$

这样,表2中的语言变量的模糊集合就可以用相应的模糊数来表示:

表2(续) 评价法人实力的样本数据

| 经济实力 | | | 行业经验 | | | 担保渠道 | | ... |
|------|---|---|------|---|---|------|---|-----|
| 3 | 2 | 1 | 3 | 2 | 1 | 2 | 1 | ... |
| 0.7 | | | 0.8 | | | 1.0 | | ... |

2.2.2 参数 w_{gi} 的确定

由公式(2)可知,当参数 w_{gi} 给定后,就可以得到模糊集合“强”、“中”及“弱”的图形.不同的 w_{gi} 对应不同的图形,有的比较尖锐,有的比较平钝.令“弱” = f_1 ,“中” = $f_2 - f_3$,“强” = f_4 .则由公式(2)可以计算各模糊集合的导函数:

$$\begin{aligned}
 \text{弱} &= w_{g1}f_1(1 - f_1) \\
 \text{中} &= w_{g2}f_2(1 - f_2) - w_{g3}f_3(1 - f_3) \\
 \text{强} &= w_{g4}f_4(1 - f_4) \quad (3)
 \end{aligned}$$

在相邻模糊集合的交点处,即 $w_{c1} = 1.5, w_{c2} = 2.5$ 处,模糊集合的隶属度与 w_{gi} 的数值无

关,都是 0.5,所以在 $w_{c1} = 1.5, w_{c2} = 2.5$ 处,各隶属函数的斜率分别为:

- “弱”:在 $w_{c1} = 1.5$ 处,斜率为 $0.25w_{g1}$;
- “中”:在 $w_{c1} = 1.5$ 处,斜率为 $0.25w_{g2}$;
- 在 $w_{c2} = 2.5$ 处,斜率为 $-0.25w_{g3}$;
- “强”:在 $w_{c2} = 2.5$ 处,斜率为 $0.25w_{g4}$;

由此可见,在交点处的斜率是与参数 w_{gi} 成正比的, w_{gi} 越大,曲线越平钝, w_{gi} 越小,曲线越尖锐,就好比风险决策中决策者的效用函数的不同一样.在评价中,也需要获得决策者的偏好,即他所认为的“强”的含义是什么.可以由 w_{gi} 所决定的模糊集合图形的不同,来表示决策者的偏好的不同,即不同决策者对同一变量的感觉上的差异.

这里给出一种通过向决策者提问的方式获得 w_{gi} 的方法.请决策者回答如下问题:

- 1) 如果你认为“ $x = \text{弱}$ ”相当于 1.0,那么你认为“ $x = \text{中}$ ”相当于多少?(a_1)
- 2) 如果你认为“ $x = \text{中}$ ”相当于 1.0,那么你认为“ $x = \text{弱}$ ”相当于多少?(a_2)“ $x = \text{强}$ ”相当于多少?(a_3)
- 3) 如果你认为“ $x = \text{强}$ ”相当于 1.0,那么你认为“ $x = \text{中}$ ”相当于多少?(a_4)

通过决策者回答的 $a_1 \sim a_4$,由公式(2)即可推算出参数 $w_{g1} \sim w_{g4}$:

$$\begin{aligned}
 w_{g1} &= -2\ln\left(\frac{1}{a_1} - 1\right) & w_{g2} &= 2\ln\left(\frac{1}{1 - a_1} - 1\right) \\
 w_{g3} &= 2\ln\left(\frac{1}{a_2} - 1\right) & w_{g4} &= 2\ln\left(\frac{1}{a_3} - 1\right) \quad (4)
 \end{aligned}$$

不同的回答会得到不同的 w_{gi} 值,利用这些值,可得出不同的隶属函数形状,这也就反映了不同的人的偏好程度.

决策者的回答只能是下列三种情况中的一种:

情况 1 回答全部不是 0,例如:

$$a_1 = 0.05, a_2 = 0.05, a_3 = 0.07, a_4 = 0.07$$

这时可直接由上式计算:

$$wg_1 = -5.89, wg_2 = 5.89, wg_3 = 5.17, wg_4 = 5.17$$

情况2 回答部分是0,例如:

$$a_1 = 0.01, a_2 = 0.01, a_3 = a_4 = 0.0$$

对于这种情况, $wg_1 \sim wg_2$ 可由上式计算:

$$wg_1 = -4.39, wg_2 = 4.39$$

而 wg_3, wg_4 无法计算. 这时, 可以根据对称的原则, 令 $wg_3 = wg_4 = wg_2 = 4.39$.

情况3 回答全部是0:

$$a_1 = a_2 = a_3 = a_4 = 0.0$$

对于这种情况, $wg_1 \sim wg_4$ 无法由上式计算.

图2给出了情况1与2的隶属函数形状, 可以看出隶属函数的差异.

对于系统中的所有语言型变量, 可以分别制作输入界面, 请决策者回答上述4个问题, 分别计算相应的 wg_i , 得到该变量的隶属函数的形状, 这样做工作量较大.

一种简单的做法是, 只须请决策者回答一组问题, 只要决策者的回答不全部为0, 既只要计算出一个 wg , 就可以由对称性原则确定其余的 wg_i :

$$wg_1 = wg_2 = wg_3 = wg_4$$

并将其用于所有的变量.

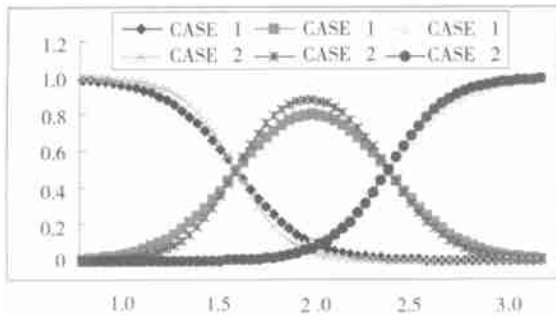


图2 情况1与2的隶属函数

2.2.3 确定系统的精确输入

对图1的模糊神经网络, 当经济实力为“强”时, 输入层相应的输入则为模糊集合3. 模糊集3的论域是一个数据区间(图2), 区间由截取值的不同而不同. 本例中, 如果用0.5截取, 则区间为(2.5, 3.5), 而模糊神经网络的输入应为该区间内的某一精确数值. 这时, 可利用表2中的隶属度来计算该值.

如由公式(2)知

$$\text{强} = \frac{1}{1 + e^{-wg_4(x - 2.5)}}, \text{可由该公式计算出相}$$

应的论域值 x :

$$x = 2.5 - \ln(1/\text{“强”} - 1) / wg_4 \quad (5)$$

如“强”=0.7, 代入上式, 则可计算出 $x = 2.5 - \ln(1/0.7 - 1) / wg_4 = 2.5 + 0.847 / wg_4$

如果取 $wg_4 = 5.17$, 则由式(5)可计算出 $x = 2.66$, 即“强”对应的输入值为 $x = 2.66$.

同理, 对于模糊集合“弱”, 可计算出

$$x = 1.5 - \ln(1/\text{“弱”} - 1) / wg_1 \quad (6)$$

代入“弱”及 wg_1 的数据, 就可以计算出精确输入.

集合“中”的计算比较复杂, 可以事先做好隶属度与论域值的对应表, 通过查表的方式, 得到相应隶属度所对应的论域值.

利用本节的方法, 就可以获得所有 N 个案例的样本数据, 进而可以利用模糊神经网络进行评价了.

3 评价功能的实现

将上述方法应用于某省政府利用外资对该省的一些项目进行投资的决策分析中, 根据1.1节项目评价系统的等级划分, 使用了3个模糊神经网络: FNN1、FNN2、FNN3, 分别用于3个级别的评价, 如图3所示. 3个模糊神经网络的结构是相同的, 如图1所示, 不同之处是根据变量数目, 及其模糊划分等级的不同, 所导致的每层节点数目的不同.

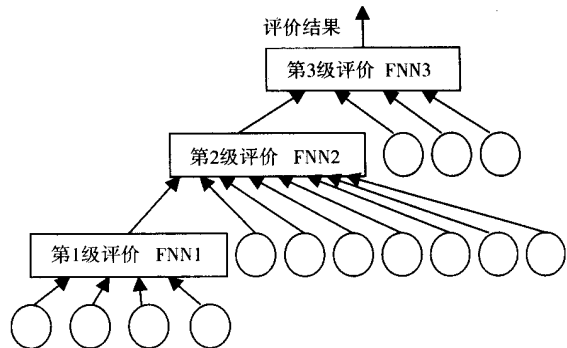


图3 学习型评价系统

FNN1用于第1级评价, 有4个输入, 根据这4个变量的等级划分, FNN1的规则层节点为 $3 \times 3 \times 2 \times 2 = 36$ 个, 它的输出作为下一级评价的输入.

FNN2用于第2级评价, 有8个输入, 第1级评价的结果及其余7个变量, 根据这8个变量的等级划分, FNN2的规则层节点为 $4 \times 3 \times 3 \times 3 \times 3 \times$

3 × 3 × 3 = 8 748 个,它的输出作为下一级评价的输入.

FNN3 用于第 3 级评价,有 4 个输入,第 2 级的评价结果,及可操作性、业主配合程度、领导支持程度.根据这 4 个变量的等级划分,FNN3 的规则层节点为 3 × 3 × 3 × 3 = 81 个,输出结果为最后的评价结果.

系统评价功能的实现,包括 3 个阶段的模糊规则的提取,模糊神经网络 FNN1、FNN2 及 FNN3 的建立与结构简化,以及模糊神经网络 FNN1、FNN2 和 FNN3 的学习与参数确定.

以建立 FNN1 的结构为例进行说明.

首先,利用该级的样本数据,抽取模糊规则.FNN1 的规则层的节点数是 36 个,即最多可以抽取 36 条规则.实际上,由于样本数据所包含的一定的规律性、重叠性,再加上对模糊规则的进一步筛选等^[10,11],所以真正抽取出的规则数目往往并不多,在本系统中,利用样本数据,以及模糊规则的提取方法^[10,11],抽取出了 9 条模糊规则.

其次,利用所抽取的规则精简 FNN1 的结构.虽然 FNN1 的规则层有 36 个节点,但只有与所提取的 9 条规则相应的 9 个节点参与计算,其余的 27 个节点不参与训练与评价,这样就简化了模糊神经网络的结构.

然后,利用 BP 算法训练该网络,调节网络的权值.

在 FNN1 的 D 层,按重心法计算反模糊化的输出:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K out_i \cdot C_i \cdot wf_i}{\sum_{i=1}^K out_i \cdot C_i} \quad (7)$$

其中:K 表示所提取的规则数目,这里 K = 9. out_i · C_i 为 C 层第 i 条规则所对应的节点的输出.wf_i 为 C 层与 D 层之间的连接权重.wf_i 的值取决于第 i 条规则的结论部分的语言变量,为该语言变量的中心值.

采用反向传播学习算法进行学习,按如下算式修正参数:

$$e_i = \frac{1}{2} (y_{id} - y_i)^2 \quad (8)$$

$$w(n+1) = w(n) + \eta \cdot \delta \cdot w +$$

$$\cdot (w(n) - w(n - 1)) \quad (9)$$

$$W = - \frac{\partial e}{\partial W} = - \frac{\partial e}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial W} \quad (10)$$

其中:n 代表训练次数,η 代表学习系数,δ 代表惯性项的学习系数,e_i 代表第 i 组样本数据的理想输出与实际输出之间的误差,w 代表参数 w_{C_i}, w_{G_i} 及 w_{F_i}.

当 FNN1 的平均输出误差小于给定值时,就可以结束学习,并将此时的网络参数固定下来,作为评价的模型.

同理,可以建立 FNN2、FNN3 的结构.FNN2 的规则层的节点数是 8 748 个,即最多可以抽取 8 748 条规则.经过对模糊规则的提取、筛选,在这一层,共抽取出了 17 条规则.FNN3 的规则层的节点数是 81 个,即最多可以抽取 81 条规则.经过对模糊规则的提取、筛选,在这一层,共抽取出了 20 条规则.

利用 BP 算法对简化后的 3 个模糊神经网络进行训练,使输出平均误差小于给定值,并固定网络参数,则整个网络系统就具备了记忆样本模式的功能.

评价过程是自下而上进行的.首先,输入评价法人实力的 4 个变量,得出第 1 级的评价结果;其次,将第 1 级的评价结果及评价综合客观能力的其余 7 个变量输入到 FNN2,得出第 2 级的评价结果,最后,将第 2 级的评价结果及评价主观因素的其余 3 个变量输入到 FNN3,得出最后的评价结果.

利用某省政府给出的样本数据,分别利用 3 个模糊神经网络抽取了不同评价阶段的模糊规则.利用这些规则,分别简化、训练了 3 个模糊神经网络,使平均输出误差控制在 3% 以内.利用该评价系统,用测试数据进行了评价,所得到的评价结论与决策者本人的决策结果是一致的.

4 结 论

本文提出了一种基于专家知识和模糊神经网络的学习型评价系统的建立方法.评价问题中所考虑的变量主要是语言型变量,而不是数值型变量,并且具有大量的评价案例.利用模糊神经网络实现评价功能,可以充分利用以往的决策经验,使

评价系统具有学习能力.对以语言型变量为主的系统,通过挖掘专家知识,获取样本数据,建立符合决策者偏好的隶属函数,来描述语言型变量,在

此基础上,通过实例得到规则,进而建立并训练模糊神经网络.这样,该系统的评价结果可以达到与决策者本人的评价结论相一致的程度.

参考文献:

- [1]顾培亮.系统分析与协调[M].天津:天津大学出版社,1998.162—193
- [2]Skibniewski M, Chao LiChung. Evaluation of advanced construction technology with AHP method [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 1992, 118 (3): 577—593
- [3]郭亚军.一种新的动态综合评价方法[J].管理科学学报,2002,5(2):49—54
- [4]毛定祥.基于多元统计分析和模糊综合评判的企业财务信用综合评价[J].上海大学学报(自),2000,6(3):261—265
- [5]王宗军.综合评价的方法、问题及其研究趋势[J].管理科学学报,1998,1(1):73—79
- [6]Lofti A Zadeh. Soft computing and fuzzy logic [J]. IEEE Software, 1994, 11(6):48—56
- [7]De R K, Basak J, Pal S K. Neuro-fuzzy feature evaluation with theoretical analysis [J]. Neural Networks, 1999, 12 (10): 1429—1455
- [8]Pal S K, De R K, Basak J. Unsupervised feature evaluation: A neurofuzzy approach [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(2):366—376
- [9]Jain B A, Nag B N. Performance evaluation of neural network decision models [J]. Journal of Management Information Systems, 1997, 14 (2): 201—216
- [10]荣莉莉,王众托.从样本数据中获取模糊规则的一种算法[J].系统工程学报,1998,13(1):57—65
- [11]荣莉莉,王众托.用模糊神经网络建立 GNP 与产业结构的关系模型[J].大连理工大学学报,1999,39(1):114—119
- [12]荣莉莉,王众托.利用模糊神经网络实现数值信息与语言信息的融合[J].控制与决策,2001,16(6):958—961
- [13]王众托.信息化与管理变革[M].大连:大连理工大学出版社,2000.370—378

Learning evaluation system based on knowledge and fuzzy neural networks

RONG Li-li, WANG Zhong-tuo

Institute of Systems Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China

Abstract: In this paper, a method of building an evaluation system with learning ability is presented. The evaluation system is realized based on the decision-makers' knowledge and the fuzzy neural networks, and suitable for the problems in which most variables are linguistic variables. Samples used in the developed system are mined from decision-makers', and the corresponding membership functions are obtained by concerning with the preferences of the decision-makers'. The developed evaluation system is capable of using the previous decision experience and extracting the knowledge from real decision examples. By training the fuzzy neural networks, the same evaluating results as the decision-makers' can be obtained.

Key words: knowledge acquisition; linguistic variable; fuzzy neural network; evaluation; learning