

# Rough 集和 BP 神经网络在企业创新能力评价中的应用

**摘要：**针对传统评价方法在企业创新能力评价当中运用的不足，本文提出一种基于 Rough 和 BP 神经网络的企业创新能力评价方法。首先建立企业创新能力的评价指标体系，接着利用 Rough 集理论对属性进行简约以降低运算量和减轻网络的训练和学习负担，然后将简约属性输入设计好的神经网络模型进行训练，通过大量学习样本的训练和测试，模型的误差达到预定的范围内。最后，以实例验证了该方法的准确性和可操作性。

**关键字：**Rough Set      BP 神经网络      企业创新能力

## 1. 引言

企业技术创新能力是指企业在技术创新活动过程中所表现出来的技术开发与转化的条件和力量。企业技术创新活动的进行，既有来自于市场的需求和竞争的压力，也有来自于企业内部员工和企业整体的经济利益和精神追求的推动；技术创新活动也日益成为决定企业生存和发展的动力和源泉<sup>[1]</sup>。

目前，国内外学术界关于企业技术创新能力评价方法的研究已日趋丰富，常用的评价方法有 AHP 法、模糊综合评价法、DEA 法、灰色评价法、物元分析法、Delphi 法以及理论上较为成熟的生产函数法等，传统评价方法存在主观性较强，评价指标权重缺乏理论依据等缺陷<sup>[2]</sup>。

本文提出基于 Rough 集和 BP 神经网络的评价方法，就是利用 Rough 理论在不减少信息的前提下，简约属性，降低输入向量的维数；继而将简约数据作为神经网络的输入，进行样本的训练；然后将训练好的网络运用于实际的评价工作中。

## 2. Rough 集属性简约算法

粗集是 20 世纪 80 年代初由波兰数学家 Z.Pawlak 提出的处理不确定、不完整、不完备甚至是不一致数据的数学方法<sup>[3]</sup>。其主要思想就是利用已知的知识库，将不确定或不确定的知识用已知的知识库中的知识来近似刻画，在不损失信息的前提下，简约信息属性和属性值，分析属性间的依赖关系，获得最小化的决策规则<sup>[4]</sup>，其关键步骤就是属性简约。

### 2.1 不可区分关系

不可区分关系即属性集上的等价关系，其在 Rough 理论中是一个核心概念。

性质<sup>[5]</sup>：两个个体同属于一个等价类当且仅当对  $X$  中的每个属性，它们的取值都相同。

求不可区分关系  $Ind(X)$ ，一般的办法是：对对象集  $U$  中未分类的个体进行两两比较，比较它们对  $X$  中的每个属性是否相等，若相同，则为同一个等价类；或者以此准则来判断对象集  $U$  中的每个个体，根据其  $X$  的取值判断是否属于现有的等价类<sup>[6]</sup>。不可区分关系的求解办法，可以参考文献[5]中算法 1。

## 2.2 属性重要度

定义<sup>[7]</sup>: 设  $X \subseteq A$  是一属性子集,  $x \in X$  是一个属性,  $x$  对于  $X$  的重要度,

记为  $Sig_X(x)$ , 则  $Sig_X(x) = 1 - \frac{|Ind(X \cup \{x\})|}{|Ind(X)|}$

设  $U/Ind(X) = U/X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ , 则  $|Ind(X)| = \sum_{i=1}^n |X_i|^2$

$Sig_X(x)$  表征了变量  $x$  的重要程度, 在一般情况下有:

$0 \leq Sig_X(x) \leq 1 - \frac{1}{|U|}$ , 当  $Ind(X) = \delta$ , 而  $Ind(x) = \omega$  时,  $Sig_X(x)$  将达到最大

$1 - \frac{1}{|U|}$ 。

## 2.3 核属性与简约属性

在属性简约中有两个基本的概念: 约简 (reduct) 和核 (core)。核的重要性在于它是所有约简计算的基础以及核是在属性约简中不能消去的知识特性的集合<sup>[8]</sup>。

定义 设  $X \subseteq U$ , 如果  $X$  是独立的且  $Ind(X) = Ind(U)$ , 则称  $X$  为  $U$  的一个简约。  $U$  中所有必要关系组成的集合成为  $U$  的核, 记为  $Core(U)$ 。可以证明  $Core(U) = \bigcap Red(U)$ , 其中  $Red(U)$  表示  $U$  的所有简约。

## 2.4 属性简约算法<sup>[7]</sup>

在工程运用上, 往往得到一些复杂冗余的数据, 利用一定的数据挖掘方法对原数据进行过滤、约简, 对于还原客观规律的本质是非常重要的。在属性简约当中, 可以利用属性重要度来作为属性选择的标准, 以在  $CORE(X)$  的基础上通过逐个增加属性值构成  $X$  的最小简约, 算法如下:

(1) 计算核  $CORE(X)$ :  $\forall x \in X$ , 计算  $Sig_{X-\{x\}}(x)$ , 所有  $Sig > 0$  的属性构成

核  $CORE(X)$ ,  $CORE(X)$  可能为空集;

(2) 初始化简约属性表：

$$RED(X) \leftarrow CORE(X);$$

(3) 判断  $IND(RED(X)) \neq IND(X)$

若成立，则转(6)，否则进行下一步；

(4) 计算所有  $x \in X - RED(X)$  的

$Sig_{RED(X)}(x)$  值，取  $x_1$  满足：

$$Sig_{RED(X)}(x_1) = \max_{x \in X - RED(X)} \{Sig_{RED(X)}(x)\}$$

(5)  $RED(X) \leftarrow RED(X) \cup \{x_1\}$ ，转到

(3)；

(6) 输出最小简约  $RED(X)$ 。

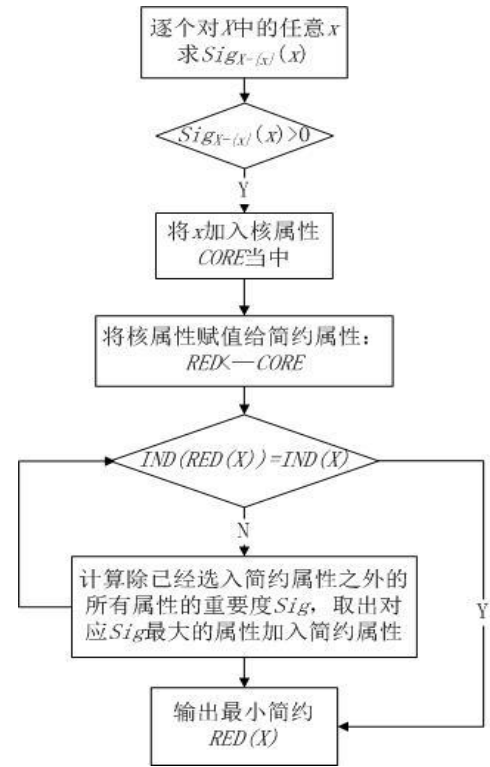


图 1:基于重要度的属性简约算法

### 3. BP 网络

人工神经网络（Artificial Neural Network, ANN）是由大量简单的基本元件——神经元相互连接，通过模拟人脑神经处理信息的方式，进行信息并行处理和非线性转换的复杂网络系统<sup>[9]</sup>。

#### 3.1 BP 网络的基本原理

BP 网络（Back Propagation Neural Networks, 简称 BP），是单向传播的多层前向神经网络。BP 网络是前向网络的核心部分，体现了神经网络中最精华、最完美的内容<sup>[9]</sup>。

BP 网络是一种具有三层或三层以上神经元的神经网络：输入层、隐含层以及输出层。上下层之间实现全连接，而同层神经元之间无连接。其神经元通常采

用 Sigmoid 型函数作为传递函数，Sigmoid 通常为如下形式： $f(x) = \frac{1}{(1+e^{-x})}$ ，为

非线性、可微、非递减函数。BP 网络中每对神经元之间的连接处有一个加权系数  $W$ ，它可以加强或减弱上一个神经元的输出对下一个神经元的刺激。这个加权系数通常称为权值，修改权值的规则称为权值算法。建立在 BP 神经网络基础上的专家系统根据一定算法，通过对样本数据的学习，确定网络权值<sup>[10]</sup>。

#### 3.2 BP 网络的学习规则<sup>[9]</sup>

当一对学习样本提供给网络后，神经元的激活值从输入层经各中间层向输出

层传播，在输出层的各神经元获得网络的输入响应。然后，以减少目标输出与实际输出的误差为方向，从输出层反向经过各中间层回到输入层，从而逐层修正各连接权值，这种算法成为“误差反向传播算法”，即 BP 算法，该算法是由 Rumelhart 等在 1986 年提出的<sup>[9]</sup>。随着这种误差逆向的传播修正不断进行，网络对输入模式响应的正确率也不断上升。

(1) 初始化，给每个连接权值  $w_{ij}$ （输入层至中间层的连接权值）， $v_{jt}$ （中间层至输出层的权值）， $\theta_j$ （中间层各单元的输出版值）与  $\gamma_t$ （输出层各单元的输出版值）赋予区间（-1，1）内的随机值；

(2) 随机选取一组输入  $P_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$  和目标样本  $T_k = (y_1^k, y_2^k, \dots, y_p^k)$  提供给网络；

(3) 用输入样本  $P_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$ 、连接权值  $w_{ij}$  和阈值得  $\theta_j$  计算中间层各单元的输入  $S_j$ ，然后用  $S_j$  通过传递函数计算中间层各单元的输出  $b_j$ ；

$$S_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} a_i - \theta_j \quad j=1, 2, \dots, p$$

$$b_j = f(S_j) \quad j=1, 2, \dots, p$$

(4) 利用中间层的输出  $b_j$ 、连接权值  $v_{jt}$  和阈值得  $\gamma_t$  计算输出层各单元的输出  $L_t$ ，然后通过传递函数计算输出层各单元的响应  $C_t$ ；

$$L_t = \sum_{j=1}^p v_{jt} b_j - \gamma_t \quad t=1, 2, \dots, q$$

$$C_t = f(L_t) \quad t=1, 2, \dots, q$$

(5) 利用网络目标向量  $T_k = (s_1^k, s_2^k, \dots, s_p^k)$ 、网络的实际输出  $C_t$ ，计算输出层的各单元一般化误差  $d_t^k$ ， $d_t^k = (y_t^k - C_t) C_t (1 - C_t) \quad t=1, 2, \dots, q$ ；

(6) 利用连接权  $v_{jt}$ 、输出层的一般化误差  $d_t^k$  和中间层的输出  $b_j$  计算中间层各单元的一般化误差  $e_j^k$ ， $e_j^k = \left[ \sum_{t=1}^q d_t^k v_{jt} \right] b_j (1 - b_j)$ ；

(7) 利用输出层各单元的一般化误差  $d_t^k$  和中间层各单元的输出  $b_j$  来修正连接权

---

$v_{jt}$  和阈值  $\gamma_t$ ;

$$\begin{aligned}v_{jt}(N+1) &= v_{jt}(N) + \alpha d_t^k b_j \\ \gamma_t(N+1) &= \gamma_t(N) + \alpha d_t^k \\ t &= 1, 2, \dots, q; j = 1, 2, \dots, p; 0 < \alpha < 1\end{aligned}$$

(8) 利用中间层各单元的一般化误差  $e_j^k$ , 输入层各单元的输入  $P_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$

来修正连接权  $w_{ij}$  和阈值  $\theta_j$ ;

$$\begin{aligned}w_{ij}(N+1) &= w_{ij}(N) + \beta e_j^k b_i \\ \theta_j(N+1) &= \theta_j(N) + \beta e_j^k \\ i &= 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p; 0 < \beta < 1\end{aligned}$$

(9) 重新选择下一个学习样本向量提供给网络, 返回步骤(3), 直到  $m$  个训练样本全部训练完毕;

(10) 重新从  $m$  个学习样本中随机选取一组输入和目标样本, 返回步骤(3), 直到全局误差  $E$  小于预先设定的一个极小值, 即网络收敛。如果学习次数大于预先设定的值, 网络就无法收敛, 学习过程失败。至此, BP 网络的学习过程结束。

#### 4. 企业创新能力评价指标体系的构建

评价指标是根据评价目标所选定的被评价对象的一组属性。OECD 国家在进行技术创新能力调查时, 将反映企业创新能力的指标确定为企业发展战略、企业成果扩散、企业创新的信息源和创新障碍、企业创新投入、政府创新中的作用以及企业创新产出六个方面。国内学者将自主创新能力分解为创新资源投入能力、创新管理能力、创新倾向、研发能力、制造能力和营销能力六大要素<sup>[11]</sup>。本文根据国家统计局 2005 年 11 月发布的《中国企业自主创新能力分析报告》, 借鉴了《企业技术中心评价指标体系》和文献[12], 构建了如下评价指标体系:

表 1：企业创新能力评价指标体系

企业创新能力评价指标体系	潜在技术创新资源指标 $A$	人员投入强度 $A_1$ 生产设备先进程度 $A_2$ 产品竞争性 $A_3$ 营销人员素质 $A_4$ 营销强度 $A_5$
	技术创新活动评价指标 $B$	R&D 投入强度 $B_1$ R&D 人员构成 $B_2$ R&D 开发成功率 $B_3$ R&D 技术结构 $B_4$ 与外界合作能力 $B_5$ 新产品开发周期 $B_6$ 新产品开发代价 $B_7$
	技术创新产出能力指标 $C$	新产品销售率 $C_1$ 投资收益率 $C_2$ 投资回收期 $C_3$ 市场占有率 $C_4$
	技术创新环境指标 $D$	外界科研经费投入强度 $D_1$ 激励机制 $D_2$ 技术创新活动评估能力 $D_3$ 技术创新资金获得能力 $D_4$ 生产资源投入强度 $D_5$

## 5. 基于 Rough 集和神经网络的企业创新能力评价实例

针对表 1 的评价指标，总共对不同行业领域的 10 个企业进行数据调研，随机选择其中 8 个样本作为 BP 网络的训练样本，另外 2 个样本作为测试样本，以验证网络的有效性和准确性。网络训练成功之后，输入待评价企业，就可以得到其评价结果。设定属性集  $A = C \cup D$ ， $A$  为属性集合， $C$  为条件属性， $D$  为决策属性，且  $C = \{X_1, X_2, \dots, X_{21}\}$ ， $D = \{X_{22}\}$ ； $U = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_{10}\}$  为 10 个训练样本。

5.1 属性简约

根据 2.4 的算法，利用 Mat lab 编制程序对属性进行简约。

(1) 归一化处理数据，将指标分为以大为优和以小为优两类，分别对其进行归一化处理；

当目标越大评价越好时：
$$F_j = \frac{(x_j - x_{j\min})}{x_{j\max} - x_{j\min}}$$

当目标越小评价越好时：
$$F_j = \frac{(x_{j\max} - x_j)}{x_{j\max} - x_{j\min}}$$

其中， $F_j$  是目标值  $x_j$  的标准化值， $x_{j\min}$  和  $x_{j\max}$  分别是预先确定的第  $j$  个指标的理想值。

(2) 离散化数据，根据属性简约算法的需要，对数据进行 0-1 离散化；

(3) 利用基于重要度的属性简约算法对离散化数据进行属性简约。将重要度的求解抽象为  $\text{Sig}(X,Y)$  函数，表示  $Y$  对  $X$  的重要性；将不可区分关系抽象为  $\text{Ind}(X)$  函数，表示全体样本集在  $X$  属性下的分类；判断不可区分关系抽象为  $\text{IsEqual}(X,Y)$  函数，用以判断全集在  $X,Y$  属性下的分类是否相等，为该程序退出控制条件。

属性简约算法对于小样本的属性简约可能简约效果不佳，容易出现在只得到几个属性时，其求得的不可区分关系就已经和整体属性的不可区分关系相同。而少数的几个属性相对于研究课题选取的大量属性来说代表性不强，而要求再增加一些属性，可以在程序的控制条件中设置一个量来控制，只有当程序同时满足  $\text{IsEqual}(\text{Red},U)=1$  并且已经选取的属性数量达到要求才会结束程序，从而选出符合理论数量的属性。

根据上述简约过程，我们得到 21 个属性中的 16 个属性为其简约属性，下面给出简约后的属性及其对应的归一化数据：

表 2：简约属性表及其归一化数值

序号 属性	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$A_1$	0.26	0.17	0.22	0.18	0.2	0.24	0.16	0.25	0.15	0.23
$A_2$	0.54	0.5	0.78	0.68	0.62	0.72	0.8	0.82	0.71	0.69
$A_3$	0.7	0.65	0.8	0.73	0.79	0.75	0.85	0.8	0.72	0.72
$A_4$	0.78	0.77	0.83	0.76	0.85	0.86	0.88	0.7	0.83	0.73

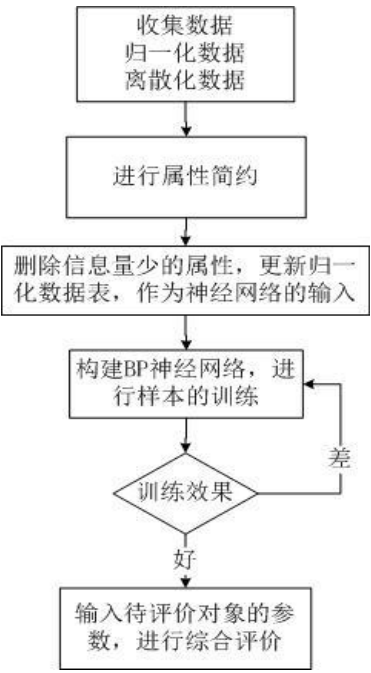


图 2：评价过程

$B_1$	240	220	300	230	260	210	270	180	250	160
$B_2$	0.85	0.83	0.84	0.82	0.88	0.77	0.78	0.74	0.8	0.8
$B_3$	0.87	0.85	0.89	0.83	0.88	0.8	0.84	0.84	0.9	0.8
$B_4$	0.82	0.78	0.85	0.84	0.74	0.7	0.72	0.74	0.66	0.68
$B_5$	0.83	0.9	0.76	0.82	0.8	0.9	0.72	0.81	0.86	0.85
$C_1$	0.48	0.5	0.52	0.4	0.46	0.5	0.53	0.52	0.42	0.42
$C_2$	0.18	0.13	0.2	0.14	0.21	0.16	0.19	0.12	0.15	0.1
$C_3$	0.04	0.03	0.07	0.05	0.07	0.05	0.08	0.03	0.06	0.02
$D_1$	0.2	0.24	0.22	0.19	0.18	0.25	0.14	0.1	0.21	0.13
$D_2$	0.83	0.79	0.86	0.8	0.83	0.76	0.85	0.78	0.79	0.72
$D_3$	0.89	0.86	0.9	0.8	0.87	0.82	0.85	0.81	0.88	0.73
$D_4$	0.79	0.72	0.85	0.82	0.74	0.8	0.76	0.7	0.8	0.65
评价结果	0.63	0.67	0.6	0.61	0.59	0.58	0.53	0.56	0.52	0.49

5.2 实例分析

根据 Rough 属性简约的结果，将简约后的指标集中条件变量作为训练的输入，将决策变量作为训练的目标输出，构造三层神经网络：8 个输入样本（即输入层取 8 个神经元）、隐含层 16 个神经元、输出层 1 个神经元。利用 BP 神经网络工具箱函数，编制 Matlab 程序对样本进行训练。

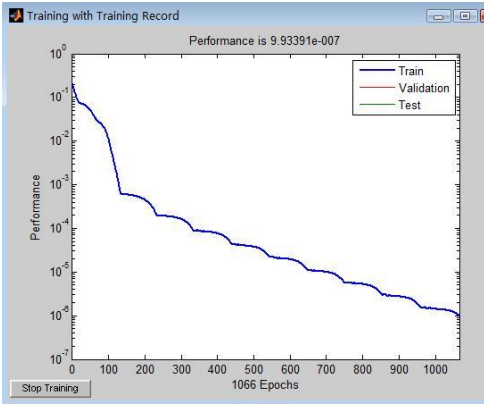


图 3：BP 网络性能图

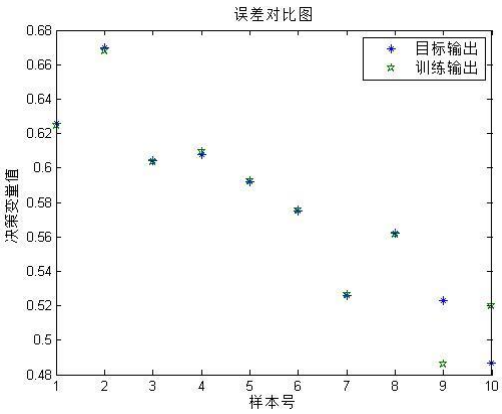


图 4：目标输出与训练输出误差对照



表 3：待评价样本各属性值

属性 待评价样本	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	.....	$D_1$	$D_2$	$D_3$	$D_4$
企业 A	0.16	0.85	0.75	0.88	.....	0.20	0.88	0.90	0.76
企业 B	0.20	0.54	0.80	0.75	.....	0.30	0.75	0.75	0.85
企业 C	0.23	0.45	0.85	0.75	.....	0.25	0.72	0.88	0.70

根据两个测试样本的测试结果表明，网络的输出结果精确度以及可信度高，通过图 3，可以看出，网络在训练了 1066 次之后就达到了训练的要求，图 4 表明：测试样本（样本 8 和样本 9）的测试输出误差在 8%之内，也就是误差在百分位，可以接受，说明该 BP 网络训练成功，将运用于表 3 三个企业的评价。

表 3 样本代入已经训练好的网络，可以得到三个企业的评价结果分别为：0.67，0.73，0.59，由此可知，企业 B 的创新能力最高，企业 A 次之，企业 C 的创新能力偏差。

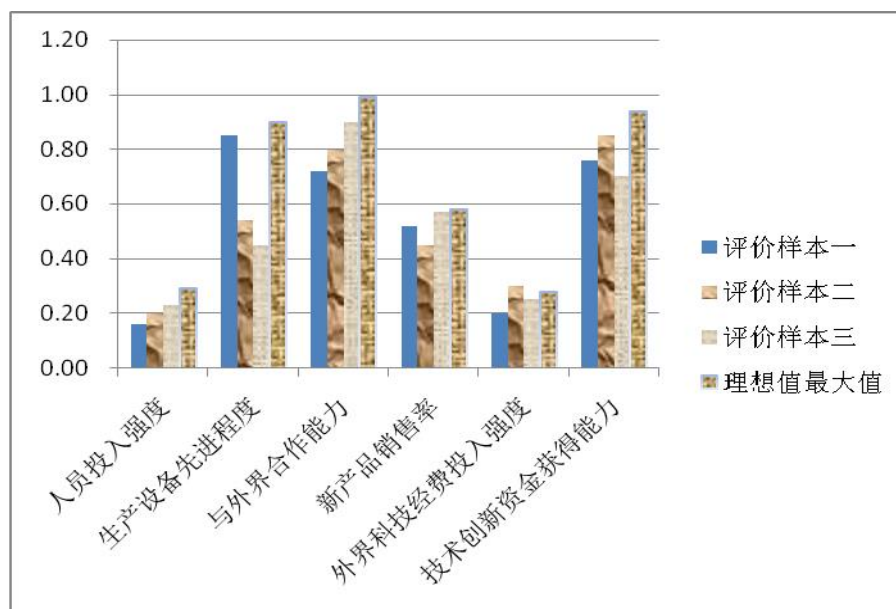


图 5:三个待评企业部分属性值及理想值的比较

通过对评价指标的值进行对比研究可以看出：企业 B 在多个指标都最接近理想值，企业 A 则各指标比较均衡，企业 C 的指标不是很理想，部分属性值的对比图见图 5。经过核实，表明 BP 网络给出的评价结果具有现实意义，能够准确反映企业创新能力的真实水平。

## 6. 结束语

随着市场竞争的日益激烈，改革、创新正在引导着企业的发展。而面对创新的研究，尤其是技术创新的研究显得有些不够，还处于试行阶段，评价信息的收集、指标体系的确定、评价标准的随意性较大以及缺乏科学性与系统性，使评价本身缺乏可靠性和有效性<sup>[3]</sup>。本文提出的基于 Rough 集和 BP 神经网络的评价方法，其创新点在于：

- 
- (1) 用 Rough 集理论对属性进行简约, 滤去了对评价结果无关的属性, 精简了输入, 减轻了网络的训练和学习负担;
  - (2) 利用 BP 网络评价避免了其他评价方法如 AHP、模糊综合评判法、灰色聚类法等带有明显的主观成分和人为因素。BP 网络利用集成的工具箱就可以得到评价结果, 无须人为确定权重, 减少评价过程中的认为因素, 提高了评价的可靠性, 使评价结果更有效、更客观;
  - (3) BP 网络评价方法简单, 一旦 BP 网络训练好之后, 就可以运用到评价当中, 在对新样本进行评价时, 只需要按要求输入数据, 就可以得到客观的评价结果。

BP 评价方法也有它的缺点, 比如训练样本的数量对其训练结果的稳定性影响较大, 网络层数以及隐含层神经元数的选取也影响着整个网络的学习能力和学习效率等。尽管如此, 我们还是不能否认 BP 神经网络模型对非线性系统的综合评价所取得的丰硕成果。随着模型在企业技术创新能力评价这一领域的深入研究和运用, 相信基于 Mat lab 神经网络工具箱的 BP 网络模型将成为评价企业创新能力的有效方法。

## 参考文献

- [1] 傅家骥,技术创新学[M].北京:清华大学出版社,1998.
- [2] 焦玉灿,罗亚非.企业技术创新能力评价研究综述[J].科学管理研究,2007,7:88-91
- [3] 曹庆奎,任向阳,刘琛,刘历波.基于粗集-未确知测度模型的企业技术创新能力评价研究[J].系统工程理论与实践,2006,4:67-72.
- [4] 朱勇,吴涛.基于 Rough 集和构造性学习神经网络的经济预警模型[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2007,7(30):836-843.
- [5] 刘少辉,盛秋戩,吴斌,史忠植,胡斐.Rough 集高效算法的研究[J].计算机学报,2003,26(5):524-529.
- [6] 张文修等.Rough 集理论与方法[M].北京:科学出版社,2001.
- [7] 史开泉,崔玉泉.S-粗集与粗决策[M].北京:科学出版社,2006.
- [8] 刘山.属性简约中核的计算[J].计算机工程与运用,2004,17:100-101.
- [9] 葛哲学,孙自强.神经网络理论与 MATLABR2007 实现[M].北京:电子工业出版社,2008.
- [10] 胡蓓,古家军.基于 BP 神经网络的产业集群创新能力评价实证研究[J].科技进步与对策,2008,25(7):144-147.
- [11] 张国良,陈宏民.国内外技术创新能力指数化评价比较分析[J].系统工程理论方法应用,2006(10):385-392.
- [12] 吕晓强,基于 BP 神经网络的企业技术创新能力评价及其应用研究[D],西北工业大学硕士学位论文,2004:12-16.

---

# **The Application of the Evaluation Measure of Technologic Innovation Capability of Enterprises Based on Rough Set and BP Neural Network**

**Abstract:** Because of the shortage of the traditional methods of evaluating technologic innovation capability of enterprise, it presents a new method of evaluating technologic innovation capability based on Rough set and BP neural network. Firstly, index system to evaluate the technologic innovation capability is set up, and then Rough set is used to simplify the properties of the index system, it will reduce the amount of computing and ease the burden of train and learn of BP network. The simplicity of properties is input into the network which has been designed. Through the training and testing of lots of studied samples, the error of the model is limited in a preconcerted range. Thus, a integrative network model has been established. At the end, it proves the accuracy and feasibility of the method with an example.

**Key words:** Rough Set; BP Neural Network; Technologic Innovation Capability of Enterprises