

文章编号: 1003-207(2003)01-0077-04

基于 ART II 网络的煤炭资源资产分类研究

温国锋, 王广成

(中国煤炭经济学院管理科学与工程系, 山东 烟台 264005)

摘要 本文建立了用于煤炭资源资产分类的 ART II 神经网络模型, 编制了相应的计算机和软件, 并将 ART II 模型与模糊分类模型和基于 BP 网络的分类模型进行了对比分析, 实例运行结果表明, 用 ART II 网络进行分类具有分类稳定、结果可靠等特点。

关键词: 煤炭资源资产; 分类; ART II 网络(自适应共振理论网络)

中图分类号: TP14 文献标识码: A

煤炭资源资产是在现有技术经济条件下煤炭资源中能开发利用而处于社会经济运营中的部分, 与能利用储量在意义上比较接近。煤炭资源资产评估是依据一定的计价理论和标准, 对煤炭资源资产价值进行评定和估算。煤炭资源资产分类是煤炭资源资产评估的重要基础工作, 其分类的可靠性直接影响煤炭资源资产评估的准确性与可信度, 因此, 煤炭资源资产分类研究具有重要的意义。

煤炭资源资产分类, 是依据其价值量的大小所进行的分类。这与以往进行的煤层地质条件分类、矿井生产条件分类及矿井综合评价分类等是不一样的。用于煤炭资源资产分类的方法有许多, 但都存在着一定的不足, 比如, 基于聚类的综合评判模糊数学分类模型, 分类结果存在主观性^[1], 用神经网络 BP 模型进行分类具有分类稳定、结果准确等特点, 但需要很多训练样本^[2]。本文建立了具有自学习能力的自适应共振(ART II)资产分类模型, 并用实际数据进行了检验和与其它模型进行了对比, 其结果是令人满意的。

1 煤炭资源资产分类的 ART II 模型和算法^[3]

ART(自适应共振理论)是由美国 Boston 大学的 S. Grossberg 和 A. Carpenter 提出的, 是以认知和行为模式为基础的一种无教师、矢量聚类、竞争学习算法。它是由一个前向和后向自适应滤波器构成

的闭环反馈系统。根据煤炭资源资产分类的特性, 采用 ART II 模型和算法。

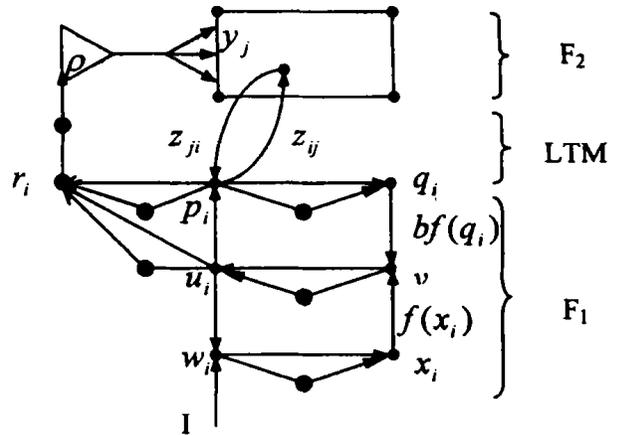


图 1 ART II 网络结构示意图

ART II 由注意子系统和取向子系统组成, ART II 网络结构如图-1 所示。注意子系统中包括短期记忆特征表示区 (STM - F_1) 和短期记忆类别表示区 (STM - F_2), 分别简称为 F_1 和 F_2 , F_1 和 F_2 之间的连接通道为自适应长期记忆 (LTM - Z_{ij}, Z_{ji}), 分别简称为 Z_{ij} 和 Z_{ji} 。在 F_1 层中, 经过预处理的输入信号 I , 通过向量归一化和非线性变换 $f(x)$, 得到稳定的中间层模式 U , 并经过上层模式 P 将增强后的信息送入 F_2 层。当有信号输入时, F_2 迅速产生相应的模式并存储于 F_2 中。 F_2 的候选模式向 F_1 反馈学习期望 Z_{ji} , 在 F_1 中计算 Z_{ji} 与输入模式的匹配度, 然后由取向子系统将匹配度与一固定的门限比较, 确定输入是否属于 F_2 的候选模式, 若是, Z_{ij} 和 Z_{ji} 重新学习以包含输入信息; 若不是, 取向子系统即向 F_2 发出复位信号, F_2 重新探索其它模式, 学习结果

收稿日期: 2002-02-5

基金项目: 山东省自然科学基金资助项目 [Q99G14]

作者简介: 温国锋 (1971-), 男 (蒙古族), 内蒙赤峰人, 中国煤炭经济学院讲师, 硕士, 研究方向: 矿业系统工程, 工程管理。

存储于 Z_{ij} 和 Z_{ji} 中, 因此称它们为长期记忆, 而在 F_1 和 F_2 中存储的是暂时性输入及候选模式, 故称之为短期记忆。

下层 w_i, x_i 的运算方程为:

$$w_i = I_i + a u_i$$

$$x_i = w_i \exp j + |W|$$

其中, $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ 是向量, $|W|$ 表示其范数, a 为常数。

上式基本完成了输入序列的归一化任务。

中间层 v_i, u_i 节点运算方程为:

$$u_i = \frac{v_i}{\exp j + |V|}$$

$$v_i = f(x_i) + b f(q_i)$$

在以上回路计算中, a 和 b 为网络常数, 反映 F_1 层内部反馈大小, 影响中间层模式 u 向输入模式 I 靠近的速度。

上层 p_i, q_i 运算方程为:

$$p_i = u_i + \sum_j g(y_j) z_{ji}$$

$$q_i = \frac{p_i}{\exp j + |P|}$$

式中, z_{ji} 是 ART 网络自上而下的 LTM 系数; y_j 是 F_2 层中第 j 个节点的 STM 变量。

以上各式表示 F_1 层的循环迭代过程, 经过该层的处理, 输入信号中的噪声得到了抑制, 特征信号得到增强。

在 ART II 模型中, F_2 层的关键作用是提高 F_1 至 F_2 层滤波输入模式的对比度和发出重置信号。其中对比度增强是通过竞争来实现的。 F_1 层向 F_2 层输出信号, 其中送往 F_2 层中第 K 个节点的输入 T_k 为:

$$T_k = \sum_i p_i z_{ik}$$

式中 z_{ij} 是连接 F_1 和 F_2 层的由下至上的 LTM 系数。

如果 F_2 层中第 j 个节点被激活, 其它节点处于抑制状态, 则有:

$$g(y_j) = \begin{cases} d & T_j = \max\{T_k\} \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

式中 d 为 F_2 层反馈回 F_1 层的常数。

F_1 层中经过处理的 STM 信号与 F_2 层激活的 LTM 信号 p 之间的匹配度 r_i 和相似测度 R 为:

$$r_i = \frac{u_i + \varphi_i}{|U| + c|P|}$$

$$R = \frac{[1 + 2c|p| \cos(U, P) + c|P|^2]^{1/2}}{1 + c|P|}$$

如果 $\frac{\rho}{|R|} < 1$, 说明新样本与 F_2 层中的第 j

类相似度满足要求, 匹配成功; 若 $\frac{\rho}{|R|} > 1$, 则说明新样本与 F_2 层中的第 j 类相似度不满足要求, F_2 复位, 重找模式类或定义新类。

2 煤炭资源资产分类的 ART II 模型输入输出数据的确定

2.1 煤炭资源资产价值影响因素的评估指标分析确定

要科学地对煤炭资源资产进行分类和评估, 必须对影响其价值的因素进行客观地分析。煤炭资源资产的价值受多种因素的影响, 通过进行具体分析可以把这些因素归纳为: 地质因素、技术因素、社会因素和经济因素四大类。并从众多的因素之中筛选出主要影响因素。见图 2, 共十九个主要影响因素^[1]。

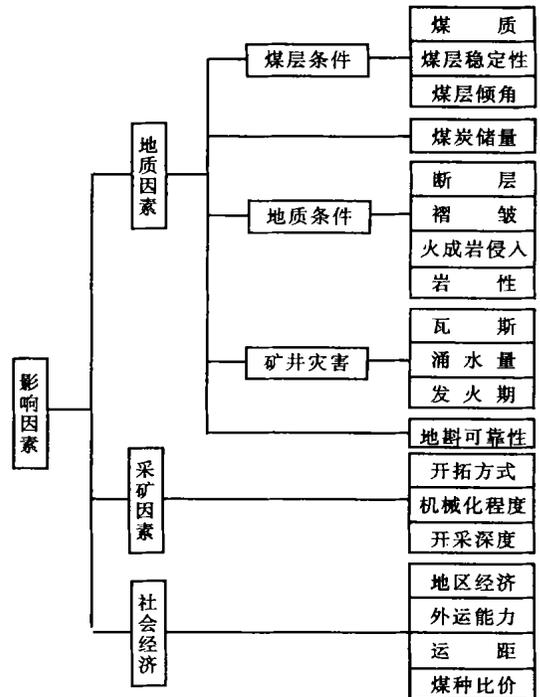


图 2 矿产资源价值影响因素分析图

2.2 输入输出变量模型

煤炭资源资产分类的 ART II 网络的输入数据为待评估的各个矿井的矿产资源影响因素特征值, 为一向量, 记为 $(x_1, x_2, \dots, x_{19})$, 这里的 x_1, x_2, \dots, x_{19} 分别对应上面的十九个因素, 故网络输入层需要设十九个单元; 根据煤炭产资源资产评估的需

要, 将类别划分为 5-7 类为宜, 本课题研究确定为 5 个类别, 所以输出层需设五个节点, 记为 $(y_1, y_2, y_3, y_4, y_5)$ 。

图 2 中列出的十九个因素, 其评价指标各不相同, 各因素之间无法作统一的比较, 无法满足神经网络对样本输入值的要求, 故需将各因素的专业评估指标转化为 0~1 之间的无量纲的数值, 称之为原始数据的预处理。进行预处理后的数据, 才能提供给网络。处理的方法是, 建立各因素指标的模糊隶属函数, 把各因素的隶属度作为样本的参数值。规定某项指标的评价值越大, 反映该指标对其价值的影响越有利。对各个样本, 其分量值的确定方法如下。

(1) 煤质 (x_1) , 以灰分含量 (%) 作为主要指标, 同时参照发热量大小, 其数值对应为:

原始数据值:	< 10	10.01~ 15	15.01~ 20	20.01~ 25	25.01~ 30	30.01~ 35	35.01~ 45
对应评价值:	[1.0]	[0.89]	[0.79]	[0.61]	[0.61]	[0.53]	[0.57]

(2) 地质条件类别, 包括煤层稳定性 (x_2) 、煤层倾角 (x_3) 、断层 (x_5) 、褶皱 (x_6) 、火成岩石侵入 (x_7) 、顶底板岩性 (x_8) , 按照各项指标的复杂程度不同将每项指标分为四类, 相应的类别和评价值为:

I 类/[1.0] II 类/[0.7] III 类/[0.4] IV 类/[0.1]

(3) 煤炭储量 (x_4) , 以可供建井规模的大小(万吨/年)作为衡量标准, 对应关系为:

≥ 300 /[1.0] 120~ 240/[0.8] 45~ 90/[0.6] 15~ 30/[0.4] < 9/[0.2]

(4) 瓦斯 (x_9) 对应关系为: 低瓦斯/[0.9], 高瓦斯/[0.5], 煤与瓦斯突出/[0.1]

(5) 涌水量 (x_{10}) , 按水文地质条件分成四类, 对应的评价值分别为:

I 类/[1.0] II 类/[0.7] III 类/[0.4] IV 类/[0.1]

(6) 发火期类别 (x_{11}) , 按煤层的自燃性分为五类, 对应的评价值为:

无/[1.0] I/[0.8] II/[0.6] III/[0.4] IV/[0.2]

(7) 地勘可靠性 (x_{12}) , $x_{12} = f(t_1, t_2, t_3, t_4) = 1.0t_1 + 0.8t_2 + 0.6t_3 + 0.2t_4$, 式中 t_1, t_2, t_3, t_4 分别为 A、B、C、D 级储量占总储量的百分比。

(8) 开拓方式 (x_{13}) , 平硐/[1.0] 平、斜混/[0.8] 斜/[0.6] 立、斜混/[0.4] 立/[0.2]

(9) 机械化程度 (x_{14}) , $x_{14} = f(t_1, t_2, t_3) = 1.0t_1 + 0.6t_2 + 0.2t_3$, 式中 t_1, t_2, t_3 分别为综采、普采、炮采产量点总产量的比例。

(10) 开采深度 (x_{15}) , 按矿井开采深度(m) 确定评价值:

< 300/[0.9] 300 ~ 500/[0.7] 500 ~ 800/[0.5] 800 ~ 1000/[0.3] > 1000/[0.1]

(11) 地区经济 (x_{16}) , $x_{16} = f(t_{16}) = 0.1t_{16}$, 式中 t_{16} 为地区经济发达程度分值(1~10), 以该地区对煤炭的相对需求量作为主要评分指标。

(12) 外运能力 (x_{17}) , 以外运能力系数 (t_{17}) 作为评价标准。外运能力系数指需要外运的煤炭数量与煤炭外运能力的比例, 对应的评价值为:

$t_{17} > 1.5$ /[1.0] 0.6 < $t_{17} < 1.5$ /[$t_{17} - 0.5$] $t_{17} < 0.6$ /[0.1]

(13) 运距 (x_{18}) , 按外运距离里程(公里数) 确定:

< 300/[1.0] 300 ~ 600/[0.8] 600 ~ 900/[0.6] 900 ~ 1200/[0.4] > 1200/[0.2]

(14) 煤种比价 (x_{19}) , 按下表确定其相应的评价值, 见表 1。

表 1

煤种	焦煤	肥煤	1/3 焦煤	气肥煤	气煤	长烟煤	1/2 中粘煤
评价值	1.0	0.96	0.94	0.92	0.83	0.80	0.80
煤种	弱粘煤	不粘煤	瘦煤	无烟煤	贫瘦	贫煤	褐煤
评价值	0.80	0.80	0.80	0.80	0.78	0.76	0.66

3 实例分析

首先按上面介绍的方法对输入数据进行预处理, 经过预处理的数据作为样本的输入值, 提供给网络, 进行自组织分类。这里共收集了山东、山西、内蒙、辽宁、北京等省、市、自治区的多个矿务局的共 118 个矿井的数据进行模型检验, 分类结果: 在全部 118 个中, 参照煤炭工业技术咨询委员会对全国矿井综合评价与分类的研究结果(1992.11), 并对各个矿井的煤炭资源资产实际情况进行分析对比, 分类结果与实际差别较大的矿井有 15 个, 与实际情况完全一致的有 103 个, 准确率达 87.3%, 与模糊数学方法和人工神经网络 BP 模型相比其准确率是比较高的(模糊数学方法准确率 81.6%; BP 模型准确率为 85.4%), 见表 2。因此, 用自组织共振理论(ART II)网络方法进行煤炭资源资产分类, 其结果是比较可靠的。

针对本文中的 ART II 模型和算法,用 VB6.0 在 Windows98 环境下编制的软件系统,具有界面友好,且具有对原始数据的预处理功能,使得数据预处理和样本自学习分类集于一身,使用方便、分类速度快。

表 2 分类结果对比表

方法	测试样本数	其中准确分类样本数	分类准确率
模糊数学方法 [*])	76	62	81.6%
人工神经网络 BP 算法 [*])	48	41	85.4%
自适应共振理论 (ART II) 网络	118	103	87.3%

注*)表中比较数据取自文献^[1]。

ART II 的分类,只是将相同类别的样本分放到同一组中,这一组号与实际类别的类别号不尽一致,在输入样本中增加类别指针,可有效解决这一问题。所谓“类别指针”,就是在每一类中设一标准样本,来代表该类,分类结果,这几个“指针”应分到不同的组

中,每组中的样本类别就根据该组中指针类别来确定。

4 结论

本文提出的矿产资源分类的自适应共振理论 (ART II) 模型,编制了计算机软件系统,经实例检验和与其它模型分类结果的对比,证明 ART II 模型用于矿产资源资产分类是适用的,分类结果是可靠的,同时实际操作也很方便,分类速度较快。

参考文献:

- [1] 王广成著,煤炭资源资产评估理论和方法研究[M],中国经济出版社,2000.
- [2] 王广成,李祥仪,基于人工神经网络的煤炭资源资产分类研究[J],系统工程理论与实践,1998,6.
- [3] 徐永成,温熙森,韩小云,一种新型 ART II 无监督分类算法[J],计算机工程与应用,2001,8:13-15.

The Study on the Classification of Coal Resources Assets Based on ART II Networks

WEN Guo-feng WANG Guang-cheng

(Engineering Dept., China Coal Economic College, Yantai 264005, China)

Abstract: The ART II neural networks applied to classify assets of coal resources are built in this paper. The classification results by the Fuzzy Synthetic Judgement models based on cluster being as the base for choosing the patterns, self-organizing networks model to classify is given. Remarkable success has been achieved in training the networks to learn the patterns and in classifying the coal resources assets. Our results show that the ART II network approach for classification has some advantages such as stability and reliability.

Key words: coal resources assets; classification; ART II networks