ART 神经网络模型在柴北缘—东昆仑造山型金矿预测中的应用

Application of ART Model in Forecast of Orogenic Gold Deposits in North Qaidam and East Kunlun Orogen, West China

杨 宏[1] 陈郑辉[2] 李海滨[1] 肖克炎[2]

（1 吉林大学，吉林 长春 130026；2 中国地质科学院矿产资源研究所，北京 100037）

Yang Hong[1], Chen Zhenghui[2], Li Haibin[1] and Xiao Keyan[2]

(1 JiLin University, Changchun 130026, Jinlin, China; 2 Institute of Mineral Resources, Chinese Academy of Geological Sciences, Beijing 100037, China)

摘 要 ART 神经网络模型为一种对外界复杂信息具有可逆性和稳定性的一种无导师监督学习的人工神经网络模型。文章主要探讨了 ART 神经网络模型的总体结构及以及计算过程，在此基础上，研究其在矿产资源预测中的实现，并用 Visual C++6.0 开发环境在 MAPGIS 平台上开发的完成的矿产资源综合潜力定量评价子系统进行 ART 神经网络模型的实现，利用柴北缘—东昆仑的实例阐明它在矿产预测评价的应用效果。

关键词 ART 人工神经网络 柴北缘—东昆仑

人工神经网络（Artificial Neural Networks，简称 ANN）是由大量简单的处理单元组成的非线性、自适应、自组织系统，它是在现代神经科学研究成果的基础上，试图通过模拟人类神经系统对信息进行加工、设计出的一种具有人脑风格的信息处理系统。由于人工神经网络以独特的结构和信息处理方法，被认为对非线性函数有逼近能力和性质，可以解决传统计算机极难求解的复杂行为组成的系统和混沌现象中的一些问题。本文介绍采用人工神经网络的方法和柴北缘—东昆仑地区进行矿产资源预测的实例。

1 ART 模型简介

由于在矿产资源预测中我们并不能预先知道能分多少类型，样本所含内容的分类及其存放应该是由网络自动完成的，而且这个过程应该是逐步进行的，逐渐丰富的，即选用的人工神经网络中的模型必须具有“边工作、边学习”的能力，在实践中丰富自己的知识。基于此我们选用了具有可塑性的自适应共振理论（Adaptive Resonance Theory，简称 ART）构置预测模型。ART 模型是以竞争学习算法为基础，吸收了抑制竞争算法的优点，对外界复杂信息具有可逆性、稳定性的一种无导师监督学习的人工神经网络。ART 的激活函数可以使加权输入和为最大的节点赢得输出为 1，而使其他神经元的输出皆为 0。

1.1 ART 总体结构图

为了使网络在保持原有内容的前提下，能够将新的内容添加进去，ART 首先是分类器，它能够将输入向量进行适当的分类，给分类处理与存储打下基础。对一个给定的输入向量，ART 将在网络中已经存放的所有分类中进行查找，如果能够发现其中的某一个“类表示”表达了该输入向量的基本特征，则可对此分

第一作者简介 杨宏，女，1976 年生，硕士研究生，专业为计算机及应用技术。

类的表示模式进行适当的微调，使之更好地表达输入向量。由于被调整的“对象”是已被网络确认的用来表示输入向量所在类的“类表示”，所以它不影响已经有的其他类的“类表示”，这使得网络的稳定性得以保证。对该输入响应，如果网络发现在已有的“类表示”中不存在相应的，则在自己的容量范围内创造一个新的“类表示”，使它与该输入向量实现匹配。从而使网络具有可塑性（蒋宗礼，2000）。

为了适应图 1 提出的要求，可以构造出图 2 所示的 ART 总体结构图。ART 模型主要包含 5 个功能模块：识别层、比较层、识别层输出信号控制(G1)、比较层输出信号控制(G2)、系统复位控制。它的基本工作过程为：当系统没有接受输入向量的时候，比较层输出信号控制 G1 使得比较层的输出信号 C 为 0；识别层的输出控制信号 G2 使得识别层的输出信号 P 为 0。当输入向量 X 一旦被加到系统上，G1 使 X 被原封不动地按照 C 的形式送入识别层。在识别层找到 C(X)应该属于的类，该类的代表向量被以向量 P 送回到比较层，P 与 X 比较，形成新的输出项 C，C 和 X 又同时被送到系统复位控制模块进行比较。如果系统认为 C 可以代表 X，则网络进入训练期——按照 X 修改被选中的 B_K 和 T_K。如果系统认为 C 不能代表 X，则发出信号，使识别层复位（重新输出 0），向量 X 重新被原样送入比较层，寻找新的类进行匹配。如此下去，直到找到一个能满足要求的类或者发现系统中现有的类均不能满足要求。当后一种情况发生时，则在系统中按照 X 建立一个新类。

新输入向量与现存模式 { 相似：修改相匹配的模式 / 不相似：建立一个新模式 } 不匹配的模式不被修改

图 1 网络的稳定性与可塑性保证

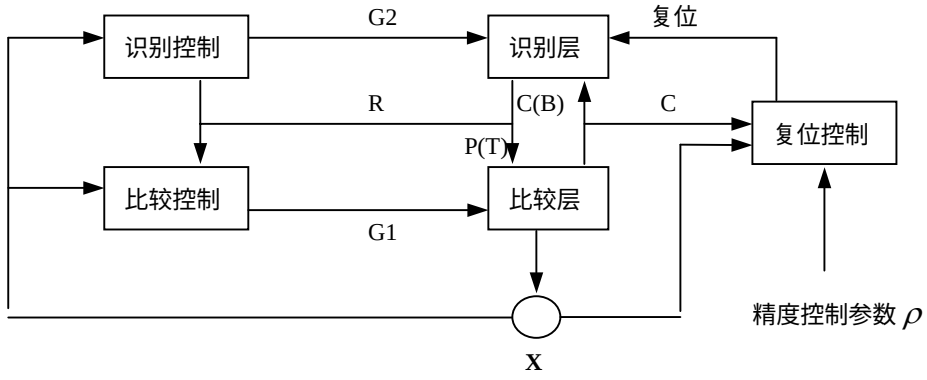


图 2 ART 总体结构图

1.2 计算机实现 ART 模型的过程

实现步骤：

（1）给 B,T 赋初值；T 每一列在网络运行前都应该适合接纳一个样本。由此 $t_{ji}(0)=1$；同时按照 Grossberg 和 Carpenter 的研究结果，B 的初值应该满足这样的条件：$b_{ji}(0)=L/(L-1+m)$。其中 L 为大于 1 的常数，m 为输入向量的维数。取 L=1.5，在网络开始运行时，B 的各个元素是相同的，它们将随着网络的运行逐渐变化。

（2）输入样品 x，输出 y’=x’B；

$$(y_1, y_2, \mathrm{K\,K}, y_g) = \mathrm{x'}(b_1, b_2, ..., b_g)$$

$$y_k = \mathrm{x'}\, b_k = \sum_{j=1}^{m} b_{jk}\, x_j$$

（3）选 $y_k = \max_{0<=i<=g} \{ y_i \}$；

（4）检查(x’ t_i^*)/(x’x)>=ρ 是否成立；

（5）若成立，认为 x 属于第 k 类，进行（6）；否则去掉 y_k 在 y 的其余各类中选 y_i 的最大值，进行（4）；若都不满足，则建立新类；当 ρ 值变大则分类变细，变小则分类变粗。

（6）修改 T 和 B 只改变 T 和 B 的第 k 列；

修改方法： $\tilde{t}_{ji}^* = t_{ji}^* . x_j$

$$\tilde{b}_{ji}^* = (\mathrm{L}\, t_{ji}^*\, x_j) / (\mathrm{L}\text{-}1+\sum_{j=1}^{m} t_{ji} * x_j) \qquad j=1,\ldots,\mathrm{m}$$

（7）返回（2），再输新样品，直到处理完所有样本。

其中：x 为外界输入向量 x=($x_1, x_2, \ldots\ldots x_m$)’即待测样本；B 为从比较层到联结层的联结权矩阵(b_{ji})；T 是从识别层到比较层的联结矩阵(t_{ji})，表示 T 中各列为各类的代表向量。T 的第 k 列就是第 k 类内所含的样本的共同特征；ρ 为分类精度控制参数，是一个大于等于 0 且小于等于 1 的小数。当 ρ=0.0 时，本次所得匹配是最差的；当 ρ=1.0 时，是理想的匹配。

该模型作为一个预测评价方法在基于 MAPGIS 平台上的矿产资源综合潜力定量评价系统中实现。

2　ART 模型在矿产预测的实施

利用已经在基于 MAPGIS 平台上开发的矿产资源综合潜力评价系统中来实现 ART 模型的算法。矿产资源综合预测评价系统提供两种进行评价的模式：有模型的评价和无模型的评价（肖克炎等，2000）。由于 ART 模型本身具有自适应能力，ART 的训练是在运行的过程中根据执行的结果确定的，预先不需要预先知道分类，因此，在该系统中是作为无模型评价的一个方法来实现的。

2.1　建立综合预测模型

柴北缘—东昆仑地区位于青海省的西部，是中央造山带的西部成员秦祁昆褶皱系的一部分，是典型的复合造山带（殷鸿福等，1998；张德全等，2001）。根据柴北缘—东昆仑地区地质概括以及造山型金矿成矿特点，选择与成矿相关密切的专题数据，建立柴北缘—东昆仑地区的多元信息找矿模型（陈郑辉，2001）：

（1）金矿重砂异常数据是金矿的重要找矿标志。
（2）金矿水化异常数据是金矿的重要找矿标志。
（3）金矿的化探异常数据控制金矿床的分布
（4）金矿的空间分布与通过该区的深大断裂有关
（5）研究区内断裂密集程度控制金矿的产出
（6）重力构造的存在与否是金矿存在的一个标志
（7）磁力构造线的存在也是金矿存在地一个重要标志。
（8）研究区地质复杂程度也对金矿的产出具有重要的作用
（9）研究区存在的矿（化）点是一个重要的标志。

2.2　划分预测单元

预测工作是在单元上进行的，预测工作的结果是与单元有着较为直接的联系，在找矿模型指导下，以

最大限度地反映成矿信息和预测单元面积最小为原则，通过对研究区内地质、地球物理、地球化学等的综合资料分析，对可能的成矿地段圈定了预测单元。采用网格化单元作为本次研究的预测单元，网格单元的大小是，40×40，将研究区划分成 774 个预测单元。

2.3 变量选择

柴北缘—东昆仑地区应用 ART 神经网络模型构置多元信息找矿模型，选择如下的预测变量(表 1)。

表 **1** 预测变量标志的选择

专题名称	预测变量标志
重砂异常专题	重砂异常存在标志
水化异常专题	水化异常存在标志
化探异常专题	地球化学异常的峰值 地球化学异常的衬度 地球化学异常的元素均值 地球化学异常的异常面积 地球化学异常的强度
地质图专题	地质图熵值
重力构造（GS）	重力构造的存在标志
磁力构造线(MS)	磁力构造线的存在标志
深度断裂专题	预测区单元到深度断裂的距离
构造线专题	构造线密度
矿点专题	造山型金矿点存在标志 金矿点点密度

2.4 ART 模型预测结果

ART 神经网络模型算法中，给定不同的阀值，将改变预测分类的结果。本次实验选取得阀值为 ρ =0.41，系统根据此阀值进行计算获得计算结果，并通过将不同的分类结果赋予不同的颜色，最终获得 ART 模型 29 个类别的预测单元。每类用不同的颜色表示（图 3）。图形中颜色只代表类别号，不代表分类的好坏。将矿点图层叠加以后，可以看出，灰色的单元与矿的关系较为密切。

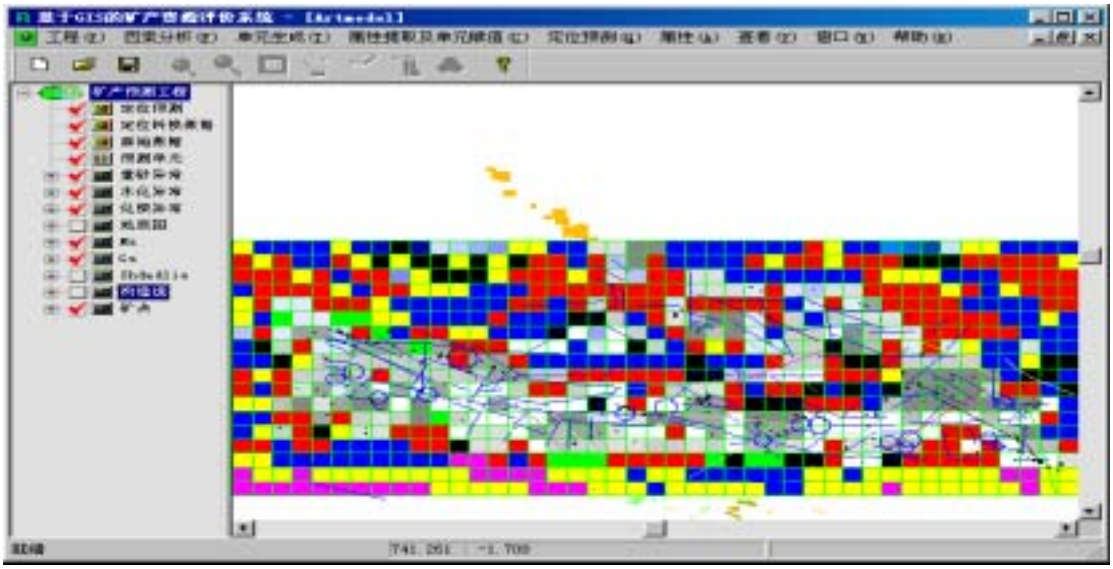


图 3 预测结果图

3 结 论

本次基于 MAPGIS 平台上开发的 ART 模型纳入矿产资源潜力评价系统，在柴北缘—东昆仑地区进行 ART 模型的预测探索，获得较好的结果。为新方法新模型在矿产资源评价中的应用提供了研究思路，证实人工神经网络 ART 模型能够作为一个矿产资源潜力评价的一种方法进行推广应用。

张德全为首席科学家的《东昆仑综合找矿预测与突破项目》提供了数据和资料，在此表示感谢。

参 考 文 献

陈郑辉. 2001. 矿产资源 GIS 评价新方法及新模型[硕士论文]. 导师：肖克炎. 北京：中国地质科学院矿产资源研究所.

蒋宗礼. 2000. 人工神经网络导论. 北京：高等教育出版社出版.

肖克炎，张晓华，王四龙，等. 2000. 矿产资源 GIS 评价系统. 北京：地质出版社.

张德全，丰成友，李大新，等. 2001. 柴北缘－东昆仑地区的造山型金矿. 矿床地质，20（2）：137~146.