DOI: 10.3785/j.issn.1008-9497.2011.03.024

径向基神经网络模型在滇东南金矿潜力预测中的应用

柏 坚[1,2], 俞 乐[3,4]

(1. 中国地质大学 地球科学与资源学院, 北京 100083; 2. 云南省地矿局, 云南 昆明 650011;
3. 浙江大学 地球科学系, 浙江 杭州 310027; 4. 清华大学 地球系统科学研究中心, 北京 100084)

摘 要:采用人工网络神经法(Artificial Neural Network, ANN)有助于理解成矿系统的非线性动力学行为和对矿产资源进行预测.其中的径向基神经网络(Radial Basis Function Neural Network, RBFNN)具有优秀的逼近特性,优化过程简单,训练速度快,适合于需要大量数据综合的矿产预测.采用 RBFNN 方法对成矿地质条件复杂的中国滇东南地区开展金矿成矿预测.研究结果表明,该模型能快速获取成矿潜力信息.通过采用受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线进行精度验证,表明该模型具有优越的预测能力.

关 键 词:矿产潜力预测; 人工神经网络; 径向基神经网络; ROC 验证; 金矿; 滇东南
中图分类号:P 628 **文献标志码**:A **文章编号**:1008-9497(2011)03-354-08

BAI Jian[1,2], YU Le[3,4] (1. *School of Geoscience and Resources, China University of Geoscience, Beijing* 100083, *China*; 2. *Yunnan Bureau of Geology and Mineral Resources, Kunming* 650011, *China*; 3. *Department of Earth Sciencs, Zhejiang University, Hangzhou* 310027, *China*; 4. *Center for Earth System Science, Tsinghua University, Beijing* 100084, *China*)

Application of radial basis function neural networks to prospectivity mapping for gold deposits in Southeastern Yunnan, China. Journal of Zhejiang University(Science Edition), 2011, 38(3): 354—361

Abstract: The use of artificial neural network (ANN) helps to understand ore—forming system of the nonlinear dynamical behaviors and prediction of mineral resources. RBFNN (Radial Basis Function Neural Network, RBFNN) has excellenl approximation property. Its optimizing process is simple, training process is fast, which suitable for the needs of integrating huge numbers of data together for mineral prospectivity mapping. In this paper, RBFNN model is employed to gold prospectivity mapping in Southeastern Yunnan, China. The experimental results show that the model can quickly obtain the information of patentiality of gold deposits. ROC (receiver operating characteristic) curve shows the accuracy of this model is excellent.

Key Words: prospectivity mapping; artificial neural network (ANN); radial basis function neural network (RBFNN); receiver operating characteristic(ROC) evaluation; gold deposit; southeastern Yunnan

采用数理统计方法进行矿产资源定量预测可以追溯到 20 世纪 50 年代,70 年代进入实用阶段[1-2].常用的矿产预测方法主要有证据权法[3]、模糊逻辑法[4]和人工神经网络法[5].其中前两类属于线性预测模型,神经网络属于非线性预测模型.矿产预测的线性数学模型即便采用优化技术之后,仍然难以用于成矿条件复杂区域的预测[6].神经网络的非线性特性更加符合真实世界的实际情况,已有大量研究证明了基于神经网络进行矿产预测模型的可行性[5,7-11].例如,PORWAL 等采用基于 GIS 的 RBFNN 用于印度 Aravalli 成矿区 SEDEX 型金属矿物矿床区域预测,圈定了其中的 6% 区域为高概率区域,经验证这些区域包含了 94% 的已知矿点[10];NYKANEN 对芬兰北 Fennoscandian 地盾古元古代中央 Lapland 绿岩带造山型金矿床开展了成矿预测,其研究表明 RBFNN 比常用的如证据权、模糊逻辑和逻辑回归等统计方法具有更高的预测精度[11].

收稿日期:2009-11-06.
作者简介:柏 坚(1970—),男,博士,高级地质工程师,主要从事地质矿产勘查及研究工作.

人工神经网络是处理非线性问题的常用方法.人工神经网络的非线性特性,不要求地质变量与预测值之间具有严格的线性相关关系,也不要求地质变量必须满足正态分布形式.因此,人工神经网络方法可接受的输入信息量大,可以充分利用地质、物化探、遥感等多源和多元信息,以提高综合预测找矿效果[12].误差反向传播神经网络(Error Back Propagation Neural Network,BPNN)和 RBFNN 是最常用的两类神经网络,两者的区别在于 BPNN 是以权重与输入的内积作为网络的净输入,而 RBFNN 是以训练样本的输入向量与隐含层节点权重向量的欧式距离作为输入.BPNN 用于函数逼近时,权值的调节采用梯度下降法,这种方法存在收敛速度慢和局部极值小等缺点[13].RBFNN 在这方面优于 BPNN,它所具有的优化过程简单,训练速度快和其最佳逼近能力等优点有利于在成矿研究程度低的区域,处理大数据量地质数据,开展矿产预测.RBFNN 是由输入层、隐层和输出层神经元构成的前向型网络,其基本思想是用径向基函数作为隐层神经元的基,构成隐层空间,实现输入矢量到输出矢量的映射变换.RBFNN 具有全局和最佳逼近性能,是前馈神经网络中完成映射功能最优的网络.只要有足够多的隐层神经元,RBF 网络能以任意精度近似任何连续函数.在神经网络训练过程中,参数选择不当会引起网络的拟合不足和过拟合.拟合不足是指由于迭代次数不足或者网络结构过于简单,无法识别输入的所有信息致使部分信息不足,此时应当增加迭代次数,或者增加网络节点数;而如果迭代次数过多,网络过于复杂,将输入信息中的噪声学习到网络中,网络训练过度发生过拟合[10].因此合理选择迭代次数和网络结构(即隐层神经元数量)是训练应用神经网络模型的关键,直接影响预测精度.

利用径向基神经网络进行矿产预测,是以研究区内一系列找矿标志的空间分布图和已知矿床(点)的空间分布图为依据,利用神经网络的非线性特征计算出研究区各空间位置属于有矿(或无矿)集合的基本概率分配函数,从而绘制研究区矿产资源潜力分布图.本文采用径向基神经网络对滇东南金矿进行了预测.首先是在数据输入(成矿背景数据)和输出(成矿预测数据)之间建立一个非线性映射关系,RBFNN 内可自动模拟各种成矿因素之间的自然关系,进行全局优化搜索,减少人为干预,提高矿产资源预测的准确率.

1　研究区概述

1.1　研究区成矿地质背景

滇东南地区东与广西和贵州省相邻,南与越南接壤,处于著名的滇黔桂"金三角"地区的西南隅(见图 1).滇东南地区大地构造位置位于环太平洋与特提斯-喜马拉雅两大构造域的构造复合部位,扬子准地台西南缘与华南加里东褶皱系的过渡地带,南岭东西向复杂构造带西段与滇越巨型旋扭构造体系(文山巨型旋扭构造体系)的接合部位.根据文献[14]对滇东南地区的地层描述:该区震旦系地层为裂陷浅槽相的碎屑岩沉积,为一套砂、页岩组成;寒武-奥陶系地层以碳酸盐岩、镁质碳酸盐岩沉积;志留系缺失;泥盆系地层在滇东南广泛分布,并形成自下而上由碎屑岩向碳酸盐岩的过度;石炭系-下二叠统地层主要为生物碎屑灰岩、白云质灰岩、硅质岩;上二叠统峨眉山玄武岩遍及文山-广南以北地区,形成一套由下至上,由凝灰岩-致密玄武岩-杏仁状玄武岩的岩石组合,在玄武岩喷发期间,整个滇东南处于侵蚀区,致使形成上、下地层的不整合接触;三叠系地层在丘北、广南、富宁为碎屑岩、火山碎屑岩与碳酸盐岩的相变沉积,主要由石英细砂岩、凝灰质泥岩、灰岩、硅质岩,其他地区为泥质灰岩、灰岩和白云岩;三叠系与二叠系间全区均存在着沉积间断.

自 20 世纪 80 年代以来,在黔西南和桂西北相继发现和探明了一批大中型微细粒型金矿床.90 年代初,滇东南陆续发现并找到具有工业价值的微细粒型金矿床[15].随后该区成为寻找微细粒型金矿床的热点地区,在该区域内陆续发现鲁布格、堂上、老寨湾、舍得、底圩、那能、茶花寨、曼龙沟、革当、者桑、板仑、中排、桥头、大南溪等金矿床(点)近百处[16].BHP 公司 1995—2000 年与云南省地矿局合作在该区域进行了金矿勘查工作.众多研究者将该类型金矿与美国卡林型金矿进行类比研究.

滇黔桂地区金矿化具有多时代、多层位、多类型、多成因的特点.若以组为单位,滇黔桂地区赋含金层位已超过 20 个[17].在滇东南地区,已知具有金矿化的地层有寒武系、下奥陶统、下泥盆统、下二叠统、上二叠统、下三叠统、中三叠统及上三叠统等多个时代层位.从含金地层岩性看,有火山碎屑岩、硅质岩、石英细-粉砂质黏土岩、石英杂砂岩、泥质条带状白云岩、石灰岩以及辉绿岩、辉长岩、玄武岩[15]、凝灰岩[18]等多种岩性.不纯碳酸盐岩和细碎屑岩接触部位最有利矿化.

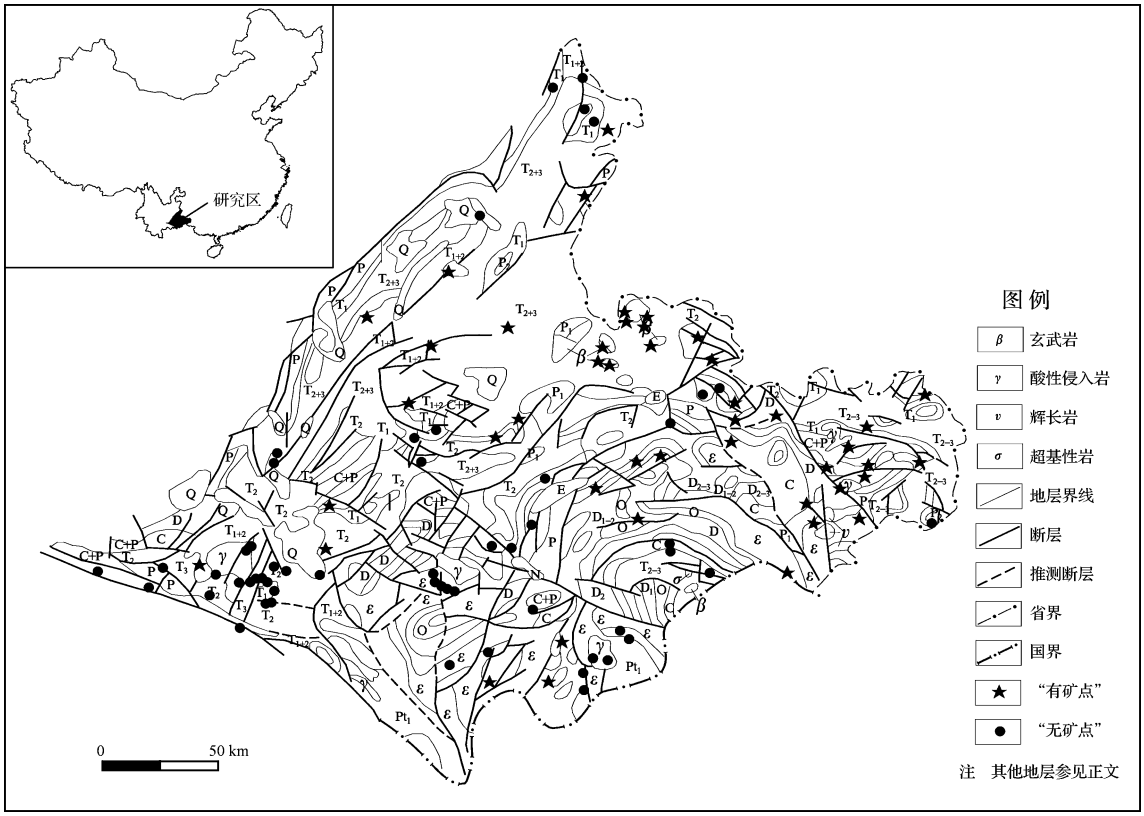

图 1 研究区位置及地质简图

Fig.1 Location of study area and simplified geological map

构造对于滇东南金矿化的控制作用甚至强于地层,但构造的影响在不同的矿区有不同的表现[19],如常用的断层,不整合面等.滇东南微细粒型金矿多产于不整合面上,如下二叠统茅口组与玄武岩组之间的凝灰岩、凝灰质砂、泥岩、硅质岩中;下二叠统与上二叠统间不整合面之上吴家坪组容矿;奥陶系与泥盆系间不整合面上部坡脚组砂泥岩容矿等.这些部位的金矿占据了“金三角”区金矿的绝大部分,且局限于不整合面的上部层位而又不很远[20].不整合面为这一地区的重要找金标志.

根据美国卡林型金矿的经验,在有利的构造、岩性条件下,使用化探方法,利用 Au、As、Hg、Sb、Ba 等微量元素的异常是发现这类金矿行之有效的方法.在卡林金矿带几乎所有金矿床都是用 Au、As、Hg、Sb、Ba 等化探方法发现的,在这一成矿带上勘查出一系列大型、超大型卡林型金矿床,例如通过微弱的土壤 As 异常发现的 Meikle 矿床[21].在滇东南乃至“金三角”区,在多数金矿的发现过程中,地球化学方法发挥了关键性的作用.金异常的直接指示和锑、砷、汞异常的间接指示成为找金的主要标志.

另外,本地区微细粒浸染型金矿的成矿作用与岩浆活动有着较为密切的关系.二者在空间上相互依存:基性侵入岩及火山岩是重要的赋矿岩石或矿化主岩;大量产于基性岩浆岩及火山岩区的金矿床(点)及外围金矿床(点),其成矿作用的矿源和水源都与岩浆活动有关[17].根据以上研究成果,本次研究主要选择了岩浆岩侵入(从地层数据中提取)、不整合界线(从构造数据中提取)、断层构造密度(从构造数据中提取)、地球化学异常(从地化数据中提取)等作为成矿预测标志进行矿产潜力的预测.

1.2 数据概况

本次成矿预测使用的地质、构造、矿产数据主要来源于云南省 1∶100 万地质矿产图,该空间数据库是在全省 1∶20 万地质矿产区域调查报告基础上修编而成的,具有较高的精度,在此基础上根据笔者在该地区的工作成果和相关文献进行了修改和完善.地球化学原始数据来源于云南省 1∶20 万区域水系沉积物测量分析成果.

2 数据处理

2.1 地层数据处理

根据前人的研究成果,提取了可能对成矿有利的地层,包括寒武系、下奥陶统、下泥盆统、下二叠统、上二叠统、下三叠统、中三叠统及上三叠统等多个时代层位.应用 ARCSDM 插件[22]对这些地层进

行证据权分析,并没有发现与矿点特别相关的地层,因此,放弃使用地层作为 RBFNN 模型的输入层,仅采用侵入岩及火山岩层,并应用证据权法确定了有利的缓冲区距离为 2 km.

2.2　构造数据处理

笔者提取了文献中认为对成矿有利的一些不整合面,包括下泥盆统和中下奥陶统、上寒武统间的角度不整合面;中上泥盆统和石炭系间的平行不整合面;石炭系和下二叠统间的平行不整合面;上下二叠统间的不整合面;下二叠统与峨眉山玄武岩组之间的角度不整合面;上二叠统与三叠系的平行不整合面;下三叠统与中三叠统之间的平行不整合面等 7 类.对获得的不整合面使用 GIS 的缓冲区功能分别建立 1～10 km 的缓冲区图层,对其栅格化后应用证据权方法确定各层最佳的缓冲区距离分别为 7、1、1、1、2、2、5 km,根据这些缓冲距离产生二值化栅格文件.进一步应用证据权法对这些不整合面图层进行分析,最终确定下泥盆统和中下奥陶统、上寒武统间的角度不整合面;中上泥盆统和石炭系间的平行不整合面;石炭系和下二叠统间的平行不整合面;上二叠统与三叠系的平行不整合面;下三叠统与中三叠统之间的平行不整合面作为输入层进入神经网络模型.

另外,笔者还对提取出的断层信息进行处理,采用核密度计算法生成交点密度图,进入预测模型.

2.3　地球化学数据处理

本研究区地球化学数据来源于云南省 1∶20 万水系沉积物区域地球化学调查成果,共涉及文山、富宁、广南等 18 幅数据.区域地球化学调查图幅间因不同时间、不同实验室、不同分析手段等原因存在数据的系统偏差,本次研究使用 ioGas 软件的多种调平方法(高斯法、百分位数法、中位数法、平均值法、Z-score 法等)进行试验,最终选择获得较好结果的中位数法进行调平.在调平结果数据基础上裁剪出研究区数据,使用迭代法剔除特高值对区内数据的影响,确定 Au、As、Sb、Hg 4 个元素的均值加 3 倍标准偏差为异常下限,质量分数分别为 3.12×10^{-9}、4.70×10^{-6}、5.54×10^{-6}、4.73×10^{-9}.

2.4　训练样本选择

训练点包括 2 种类型:为存在目标矿种的点位(矿点)和为不存在目标矿种的点位(非矿点).前者可以从已有矿点数据库获得,但是在本研究区获得的金矿点只有 18 个,不能满足数学模型的要求.笔者选择了地球化学异常中 Au 元素高值点作为备选的矿点补充(如前所述,在本研究区金元素异常是矿床直接找矿标志),应用证据权法对获得的成矿高概率区进行筛选,最后选择了 25 个.后者在实际工作中较难确定,文献[11]在应用 RBFNN 模型预测金矿时用其他矿种矿床(包括铁矿点、钒铁矿点、镍矿点、锰矿点、铬-铂族元素矿点、钼矿点等)作为不存在金矿的训练点,但也承认,这种选择可能是研究中主要的缺点,因为在这些矿床中不一定检测过是否有金,或者确实代表该区域不会产出金矿.作为改善,他们选择经过证据权法和逻辑回归法计算得到的低概率地区的其他矿种矿点作为无金矿点[11].另外也有学者选择证据权法等方法获得的低概率区随机产生的点作为无矿训练点[10,23].

本研究中选择与金矿差别很大的其他矿点作为无矿点备选,从中剔除落入证据权法高概率区的无矿点、距离有矿点较近的矿点.从这些有矿点、无矿点中又剔除相互距离小于 3 km 的点.据 PORWAL 等的经验,使用相近数量的有矿点和无矿点可以使 RBFNN 模型性能得到改善[10].NYKANEN 等从矿点和无矿点中分别随机选择 20% 的点留作验证点[11].本次研究也参照这些成果,选择了 43 个有矿点和 42 个无矿点,并从中各随机提取出 10 个及 9 个作为验证点使用.

3　神经网络模型训练及预测

RBFNN 的结构需根据滇东南地区金矿预测的数据获取情况建立.由上所述,数据情况如下:(1)总矿点 43 个,其中随机选择 10 个点作为验证点(根据文献建议选择其中的 20% ～30% 作为验证点),其余 33 个为训练点;(2)总非矿点 42 个,其中随机选择 9 个点做验证,其余 33 个做训练点;(3)66 个训练点形成 61 组特征矢量(其中有 5 个点特征矢量重复),其中矿点特征矢量 32,非矿点特征矢量 29;(4)总输入层数为 10 层:其中岩浆岩侵入岩数据 1 层,不整合地层 4 层,断层 1 层、地球化学数据 4 层.总矿点数略大于总非矿点数的目的是使训练后的神经网络更多地反应成矿概率,而不是非成矿概率,但两者数量差异也不宜过大.

3.1　神经网络训练

在 RBFNN 训练前,需要确定径向基函数(隐层神经元)数量与迭代次数.训练集中总均方差(sum of squared errors, SSE)最小点的位置可以用来决定最佳的径向基函数的数量.针对本次金矿预测的

训练样本集,起始隐层神经元数位 10,截至隐层神经元数为 170,逐渐增加神经元数,分别计算出相应的 SSE.最小的 SSE 出现在 61 处(SSE=0.0004),随着神经元数量的增加,SSE 迅速增加(见图 2).结果表明当隐层神经元数与训练层特征矢量数相等时,SSE 最小.

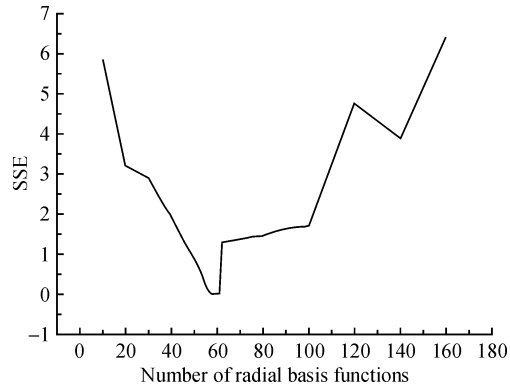

图 2 隐层神经元数与 SSE 的关系

Fig.2 The relationship between number of radial basis function and SSE

最佳迭代次数也可以通过判断 SSE 的变化来获得.本次训练起始迭代数为 50,截至迭代数为 400.从图 3(a)可以看出,SSE 在 151 的位置出现陡降,随后趋向平稳,但通过参看局部放大图 3(b)(150%～400%),在 161 位置再次出现陡降,此后趋向平稳.较少的迭代数量会增加 SSE,误差增大,训练不足;但迭代次数过多,不仅增加计算负担,而且会导致过拟合,因此一般选择 SSE 稳定位置处的迭代次数作为最佳迭代数.通过上述方法获得最佳隐层神经元数和迭代次数能使训练集的误差较小,可用于对位置特征矢量的训练,并计算预测值.

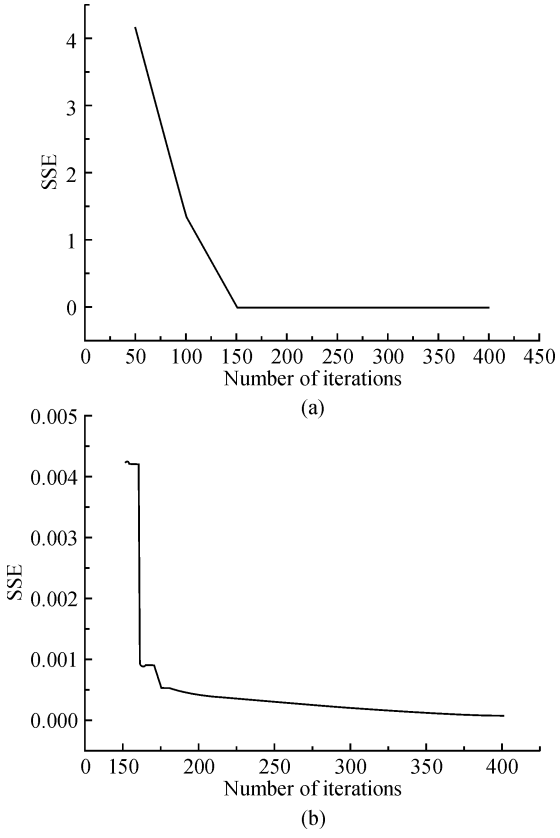

图 3 迭代次数与 SSE 的关系

Fig.3 The relationship between number of iteration and SSE

3.2 矿产预测

将已经训练好的 RBFNN 用于对未知特征矢量计算获得每一类特征矢量的预测值.预测值一般为分布在 0 到 1 的值,部分点会大于 1.其中 0 表示无矿点,1 表示矿点,接近 0 表示成矿概率低,接近 1 表示成矿概率高.预测值的总体统计参数如下:总像素个数:13 225;最小值:0;最大值:1.057 7;均值:0.284 345;均方差:0.356 912.其成矿概率分为 5 类(1 到 5 类依次代表极低概率、低概率、中等概率、高概率和极高概率).每一类的分布范围如表 1 所示,金矿预测图如图 4 所示.

表 1 预测值分组

Table 1 Groups for predict value

类别	数据值域(加黑为分类点)	分类点意义	像素数量	百分比/%	累计百分比/%
1	0～**0.284 345**	均值	8 778	66.38	100
2	0.284 345～**0.641 257**	均值+1 倍均方差	1 553	11.74	33.62
3	0.641 257～**0.775**	ROC 分割点*	951	7.19	21.88
4	0.775～**0.998 169**	均值+2 倍均方差	1 403	10.61	14.69
5	0.998 169～>1		540	4.08	4.08

* ROC 分割点参考第 4 节

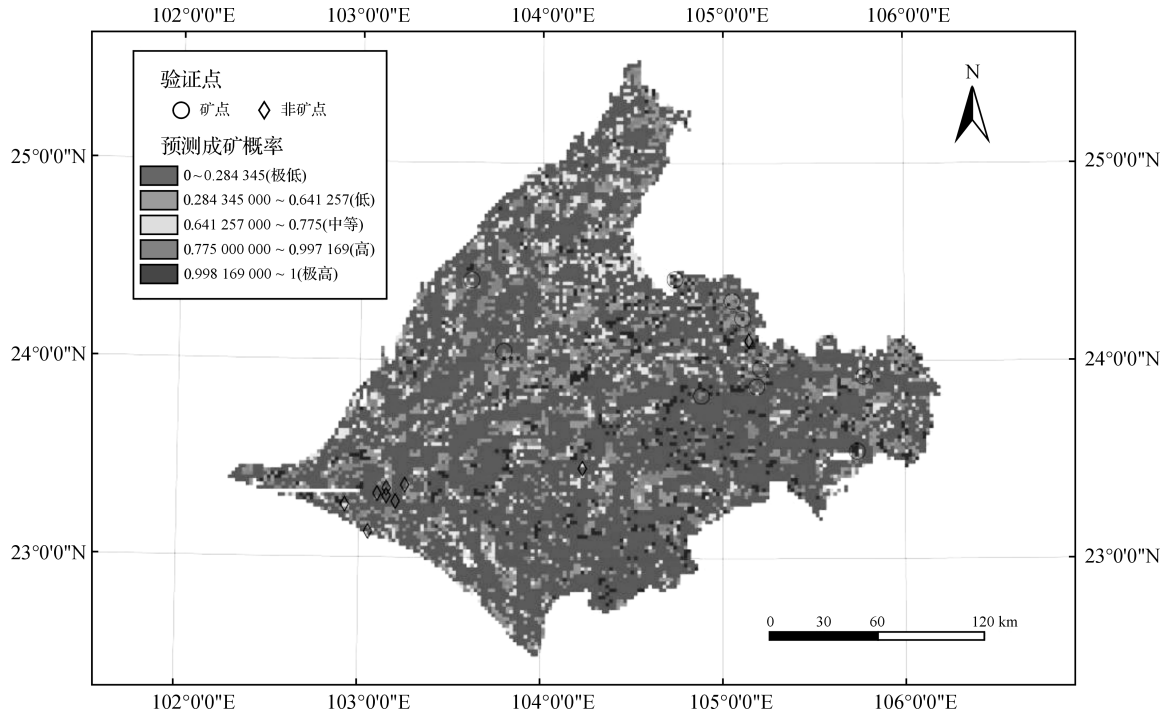

图 4　研究区金矿预测图

Fig .4　Gold prospectivity map of study area

4　预测结果验证

通过比较可以发现,该预测结果与 Au,As 高值区,以及断层交汇密集区,不整合面,岩浆侵入岩层(图 1)等的分布相吻合.另外,采用 ROC 曲线[24]来评估预测模型的精度或者 ANN 的性能.该曲线用于表征待处理数据灵敏度和特异度的关系.通常采用下述符号系统表示验证过程:TP:True positive,真实矿点预测为高成矿概率;FN:False negative,真实非矿点预测为低成矿概率;FP:False positive,真实非矿点预测为高成矿概率;TN:True negative,真实矿点预测为低成矿概率;灵敏率(True positive rate, TPR):把实际为真值的判断为真值的概率,计算式为 TP/(TP+FN);特异度(specificity, SPC):SPC=TN/(FP+TN);误判率(False positive rate, FPR):把实际为假值的判断为假值的概率,计算式为 FP/(FP+TN)=1−SPC.

ROC 基本原理是通过判断点(cutoff point/cutoff value)的移动,获得多对灵敏度(sensitivity)和误判率(1-Specificity(特异度)),以灵敏度为纵轴,以误判率为横轴,连接各点绘制曲线,然后计算曲线下的面积(area under ROC curve, AUC).AUC 通常用于衡量 ANN 的分类精度,其分布范围为 0～1,面积越大说明分类精度越高(见图 5).将绘成的曲线与斜 45°的直线对比,若差不多重合,说明自变量对因变量的判断价值很差,若远离斜 45°的直线,即曲线下的面积越大,说明自变量对因变量的判断价值越好,这样根据自变量可以较为正确地判断因变量.

ROC 曲线本身的形态与 AUC 值一样重要.一样的 AUC 值可以对应不同的 ROC 曲线形态.最理想的形态是陡峭形态,即在 1-specificity 的小值区域,有较大的灵敏度,也就是说具有较高的 TP 值和 FN 值.

本文采用的验证数据如表 2 和 3 所示.

表 2　矿点验证数据

Table 2　Predict values of deposits for validation

真实值	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
预测值	1.000 1	1.051 9	0.987 2	0.972 4	1.057 4	0.923 1	0.763 2	1.053 3	0.999 8	0.792 7

表 3　非矿点验证数据

Table 3　Predict values of non-deposits for validation

真实值	0	0	0	0	0	0	0	0	0
预测值	0.000 9	0.742 2	0.001	0.004	0.000 1	0.956	0.003	0.777 5	0.184 1

ROC 曲线验证结果如图 6 所示,由图 6 中可以看出,最佳的灵敏度和特异度的分割点为 0.777 5,曲线下的面积 AUC=0.955 6.TP=0.90(9/10),FP=0.11(1/9),TN=1.0(1/10),FN=0.89(8/9).数据表明,该模型具有优秀的预测能力.

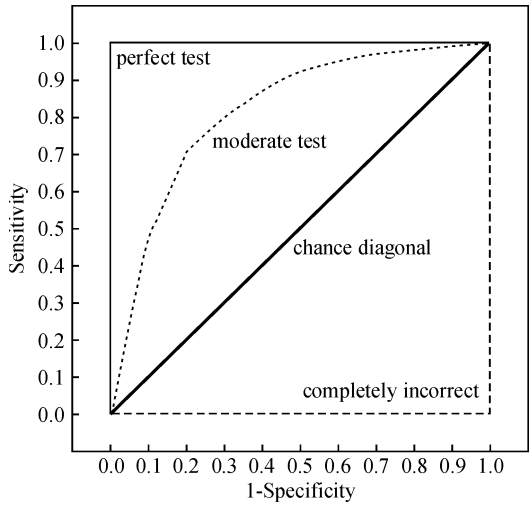

图 5 ROC 曲线评价精度示意图(Nykanen,2008)

Fig.5 A schematic illustration of ROC curves

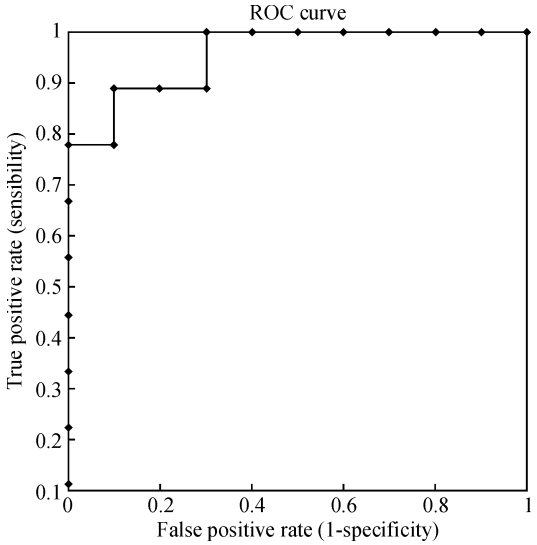

图 6 ROC 曲线

Fig.6 ROC curve

5 结 语

通过讨论在 GIS 环境下应用 RBFNN 进行滇东南金矿预测,可以得出以下结论:(1)在 RBFNN 中,地质变量的分布形式和它们之间的独立性要求,不需要像在证据权等方法中那样要求严格,而且可以接受多分类变量输入层.使用证据权等方法作为预处理工具,可以在训练之前获取有利的地质变量,减少输入数据维度.(2)训练样本(包括矿点和非矿点)的选择非常重要,有代表性的训练样本不仅能提高训练效率,而且能提高预测精度.在训练样本不足的情况下,选取地化数据中的异常高值点作为有矿训练点,不失为一种替代方法.(3)RBFNN 的训练对预测的精度非常关键,尤其是对模型中隐层数量和迭代次数,合理选择这 2 个参数有利于避免模型的过拟合.(4)采用非参数 ROC 曲线是用于查看一个模型 TP 和 FP 之间折中的一种图形化显示的方法,它能提供对最佳精度的分割点信息,同时能以混淆矩阵的形式全面刻画结果的精度.(5)RBFNN 在滇东南金矿预测中的应用,表明了该模型在矿产潜力预测上的有效性和优越性,为滇东南找金矿提供了新的方向,对其他地区、其他矿种的潜力预测也有借鉴意义.

本次研究得到了国家留学基金委西部人才项目及国家建设高水平大学公派出国留学项目的奖学金支持;在研究过程中云南省地矿局提供了相关数据;澳大利亚西澳大学靶区预测研究中心(CET)提供了技术支持,特别是高级研究员 Alok Porwal 博士给予了全面指导;中国地质大学地球科学与资源学院武法东教授提出了修改意见,在此一并表示感谢.

参考文献(References):

[1] 阳正熙. **矿产资源勘查学**[M].北京:科学出版社,2008:79—85.
YANG Zheng-xi. **Mineral Resources Exploration**[M]. Beijing: Science Press,2008:79—85.

[2] 赵文吉,陈永良,宫辉力.一种基于图层综合的矿产资源潜力制图模型[J].**地质科学**,2003,38(2):267—274.
ZHAO Wen-ji, CHEN Yong-liang, GONG Hui-li. A map layer integration model for automatic mapping of mineral resource potentials[J]. **Chinese Journal of Geology**,2003,38(2):267—274.

[3] AGTERBERG F P. Systematic approach to dealing with uncertainty of geoscience information in mineral exploration[C]//**Proceedings of the 21st APCOM Symposium**, Las Vegas: John Wiley & Sons,1989,18:165—178.

[4] CHENG Q, AGTERBERG F P. Fuzzy weights of evidence and its application in mineral potential mapping [J]. **Natural Resources Research**,1999,8(1):27—35.

[5] SINGER D A, KOUDA R. Application of a feedforward neural network in the search for Kuroko Deposits in the Hokuroku district, Japan[J]. **Mathematical Geology**,1996,28(8):1017—1023.

[6] PORWAL A. **Mineral Potential Mapping with Mathematical Geological Models**[D]. Enschode: the University of Twente,2006.

[7] HARRIS D P, PAN G C. Mineral favorability mapping: a comparison of artificial neural networks, logistic regression and discriminate analysis[J]. **Natural Resources Research**,1999,8(2):93—109.

[8] BROWN W M, GEDEON T D, GROVES D I, et al. Artificial neural networks: a new method for mineral prospectivity mapping[J]. **Australian Journal of Earth Sciences**,2000,47:757—770.

[9] BROWN W M, GEDEON T D, GROVES D I. Use of noise to augment training data: a neural network method of mineral-potential mapping regions of limited known deposit examples[J]. **Nature Resource Research**,2003,12(2):141—152.

[10] PORWAL A, CARRANZA E J M, HALE M. Artificial neural networks for mineral-potential mapping: a case study from Aravalli Province, Western India[J]. **Nature Resource Research**,2003,12(3):155—171.

[11] NYKANEN V. Radial basis functional link nets used as a prospectivity mapping tool for orogenic gold deposits within the central lapland greenstone belt, Northern Fennoscandian Shield[J]. **Natural Resources Research**,2008,17(1):29—48.

[12] 王雄军.**云南老君山矿集区多因复成成矿模式及空间信息成矿预测模型研究**[D].长沙:中南大学,2008.
WANG Xiong-jun. **Research on the Polygenetic Compound Metallogenic Model and Spatial Information Metallogenic Prognosis of the Deposit-accumulated area in Laojunshan, Yunan**[D]. Changsha: Central South University,2008.

[13] 栾锋.**支持向量机(SVM)和径向基神经网络(RBFNN)方法在化学,环境化学和药物化学中的研究应用**[D].兰州:兰州大学,2006.
LUAN Feng. **Application of Support Vector Machines (SVM) and Radial Basis Function Neural Networks (RBFNN) in Chemistry, Environmental Chemistry and Medicinal Chemistry**[D]. Langzhou: Langzhou University,2006.

[14] 杨云保.滇东南地区微细粒金矿成矿讨论[J].**地质与勘探**,2004,40(3):31—35.
YANG Yun-bao. Mineralization of micro grain-type gold deposits southeastern Yunnan[J]. **Geology and Prospecting**,2004,40(3):31—35.

[15] 江鑫培.滇东南地区金矿类型及成矿地质条件分析[J].**云南地质**,1996,15(3):277—281.
JIANG Xing-pei. Analysis of gold deposit type and geological condition in southeast Yunnan[J]. **Yunnan Geology**,1996,15(3):277—281.

[16] 覃文明,何志美,徐自斌.滇东南微细浸染型金矿构造控矿型式[J].**云南地质**.2007,26(3):298—302.
QIN Wen-ming, HE Zhi-mei, XU Zi-bing. The structural ore-control pattern of microdisseminated Au deposit in southeast Yunnan[J]. **Yunnan Geology**, 2007,26(3):298—302.

[17] 朱赖民,刘显凡,金景福,等.滇-黔-桂微细浸染型金矿床时空分布与成矿流体来源研究[J].**地质科学**,1998,33(4):463—474.
ZHU Lai-ming, LIU Xian-fan, JIN Jin-fu, et al. The study of the time-space distribution and source of ore-forming fluid for the fine-disseminated gold deposits in the Yunnan-Guizhou-Guangxi area[J]. **Scientia Geologica Sinica**,1998,33(4):463—474.

[18] 肖龙,叶乃清,张明华,等,滇黔桂"金三角区"岩浆活动与金矿成矿的关系[J].**桂林工学院学报**,1996,16(3):263—267.
XIAO Long, YE Nai-qing, ZHANG Ming-hua, et al. Relationship of magma activity and gold deposits in Yuannan-Guizhou-Guangxi "Gold delta region"[J]. **Journal of Guilin Institue of Technology**,1996,16(3): 263—267.

[19] 王登红.卡林型金矿找矿新进展及其意义[J].**地质地球化学**,2000,28(1):92—96.
WANG Deng-hong. New advance in exploration of carlin-type gold deposits and its significance[J]. **Geology-Geochemistry**,2000,28(1):92—96.

[20] 仕竹焕,杨云保.初论滇东南地区微细粒型金矿找矿标志[J].**西部探矿工程**,2007.5:65—68.
SHI Zu-huan, YANG Yun-bao. Preliminary study on finding deposit of micro-grain type gold deposits in southeast Yunnan[J]. **Western China Exploration Engineering**,2007,5:65—68.

[21] 张复新,肖丽,齐亚林.卡林型-类卡林型金矿床勘查与研究回顾及展望[J].**中国地质**,2004,31(4):407—412.
ZHANG Fu-xin, XIAO Li, QI Ya-lin. Exploration and study of Carlin and Carlin-like type gold deposits: review and prospect[J]. **Geology in China**,2004,31 (4):407—412.

[22] RAINES G L. Spatial Data Modeller (SDM): Arc-MAP 9.2 geoprocessing tools for spatial data modelling using weights of evidence, logistic regression, fuzzy logic and neural networks[EB/OL]. [2008-12-20] http://arcscripts.esri.com/details.asp?dbid=15341.

[23] BEHNIA P. Application of radial basis functional link networks to exploration for proterozoic mineral deposits in central Iran[J]. **Natural Resources Research**,2007,16(2): 147—155.

[24] OBUCHOWSKI N A. Receiver operating characteristic curves and their use in radiology[J]. **Radiology**, 2003,229(1):3—8.

[25] 俞乐,柏坚,张汉奎.矿产预测中的成矿因子选择方法:以滇东南金矿预测为例[J].**浙江大学学报:理学版**,2011,38(3):348—353.
YU Le, BAI Jian, ZHANG Han-kui. Feature selection approach in mineral prospectivity analysis: a case study of gold deposits in Southeastern Yunnan, China [J]. **Journals of Zhejiang University: Science Edition**, 2011,38(3):348—353.

(**责任编辑**　寿彩丽)