

基于 WOE-GA-BP 神经网络模型对陆相 火山岩型铜矿成矿预测研究

——以宁芜盆地(江苏部分)为例

王 欣¹, 白世彪^{1,2}

(1.南京师范大学海洋科学与工程学院,江苏 南京 210023)

(2.江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心,江苏 南京 210023)

[摘要] 宁芜盆地位于长江中下游铜、金、铁、铅、锌、硫、石膏成矿带,构造运动强烈、岩浆活动频繁,成矿地质条件优越。通过提取宁芜盆地(江苏部分)地层、断裂构造、航磁、化探异常等 9 个控矿因子基础信息,采用证据权重与基于遗传优化的 BP 神经网络(WOE-GA-BP)模型,对该区域内陆相火山岩型铜矿进行成矿预测研究,使用混淆矩阵及 ROC 曲线进行模型精度评价。经叠加分析,基于成矿模型圈定的铜矿 A、B、C 类远景区与江苏省重要矿产潜力评价圈定的铜矿 A、B、C 类预测区分别有 81.23%、62.69%、100% 的重叠区,表明本次预测结果较为可靠,为区域成矿预测提供了新的思路和方法,对后续勘查工作具有一定的指导意义。

[关键词] 宁芜盆地,陆相火山岩型铜矿,WOE,GA-BP 神经网络

[中图分类号] P627 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2023)03-0067-08

Metallogenic Prediction of Continental Volcanic Copper Deposits Based on WOE-GA-BP Neural Network Model:

Taking Ningwu Basin(Jiangsu Part) as an Example

Wang Xin¹, Bai Shibiao^{1,2}

(1.School of Marine Science and Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2.Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China)

Abstract: Ningwu Basin is located in the copper, gold, iron, lead, zinc, sulfur, and gypsum mineralization belt in the middle and lower reaches of the Yangtze River, with strong tectonic movement, frequent magmatic activity, and superior geological conditions for mineralization. By extracting the basic information of 9 ore-controlling factors such as strata, fault structures, aeromagnetic, and geochemical anomalies in Ningwu Basin (Jiangsu part), a coupling model of weight of evidence and BP neural network model based on genetic optimization (WOE-GA-BP) is used to conduct mineralization prediction research on continental volcanic rock copper deposit in the region, the confusion matrix and ROC curve are used to evaluate the model accuracy. After overlay analysis, there are 81.23%, 62.69%, and 100% overlap areas between the copper deposit A, B, and C prospect areas delineated based on the mineralization model and the copper deposit A, B, and C prediction areas delineated by the evaluation of important mineral potential in Jiangsu province, respectively. The results getting by this research indicate that the prediction results are relatively reliable and provide new ideas and methods for regional mineralization prediction, which has certain guiding significance for subsequent exploration work.

Key words: Ningwu Basin, continental volcanic rock copper deposit, WOE, GA-BP neural network

矿产预测是应用成矿地质理论,通过成矿规律研究,分析成矿要素,结合地球物理和地球化学等探测信息,总结预测要素,经过类比预测,判断成矿远景地段,指导勘查工作,发现工业矿床的方法技术^[1]。

收稿日期:2023-01-19.

基金项目:江苏省重点研发计划(社会发展)项目(BE2019776)。

通讯作者:白世彪,博士,教授,研究方向:滑坡、泥石流等山地灾害与风险。E-mail:shibiaobai@njnu.edu.cn

2016 年以来,在对矿床地质特征的研究中引入了大数据的理念,充分利用成矿规律研究与“矿”有关的各种数据,包括在一定的地质历史时期或构造运动阶段,在一定的地质构造单元及构造部位,与一定的地质成矿作用有关的时间、空间、成因及矿床产状的数据,以及庞大的矿床成因方面的数据信息(如成矿温度、成矿压力、流体包裹体、同位素、微量元素等矿床地球化学数据)^[2]。

在过去的二十多年里,新的成矿理论方法及技术在不断发展,尤其是 GIS 技术与成矿预测的结合,已成为矿产勘查领域重要的预测方法,基于 GIS 构建的找矿模型在矿产预测中发挥着越来越重要的作用^[3]。20 世纪 80 年代,Agterberg 和 Bonham-Carter 等^[4-5]加拿大地质学家将基于 GIS 平台的证据权重法引入成矿领域,此模型通过权重值将已知矿床和控矿因子的空间关系进行关联,将计算得到的权重值的证据因子进行空间叠加,从而得到预测矿种的后验概率,以便于对成矿远景区进行预测及圈定^[6-7],此方法简单易操作,且精度较高,已被广泛应用。

近年来,机器学习方法在成矿预测上的应用与成效,使其成为矿产预测领域的热点^[8-12]。目前支持向量机、决策树、随机森林、人工神经网络^[9]等是最常用的成矿预测机器学习手段。基于深度学习的模型不仅能够客观反映多元地质大数据之间的非线性关系,同时能够对地质成矿的复杂关系进行深度理解^[13-14],蔡惠慧等^[15-16]分别基于深度学习模型对甘肃大桥地区金矿、陕西省镇安县西部钨钼矿进行了靶区预测、成矿远景区的圈定,精度均较高。

对于长江中下游成矿带(江苏段),前人已经做了很多研究,例如,杨用彪等^[17]基于 GIS 平台利用江苏省 1:20 万的化探资料对长江中下游成矿带的铜资源量进行了定量预测;余旭辉^[18]利用多元信息找矿模型对宁镇中段矽卡岩型铁铜多金属成矿区圈定出 5 个成矿预测靶区;赵增玉等^[7,19]分别使用证据权重模型和加权 Logistic 回归模型对宁芜盆地中段玢岩铁矿以及陆相火山岩型铜矿进行了预测,分别圈定了 5 个成矿找矿预测区和 4 个找矿预测区。

宁芜盆地目前已发现许多与陆相火山一次火山气液活动有关的一系列铜矿床,其地质背景条件复杂,铜矿成矿条件优越,本文使用 WOE-GA-BP 神经网络模型对宁芜盆地(江苏部分)陆相火山岩型铜矿床进行预测。一般深度学习模型需要较多的样本,本文利用数量较少的正样本是一次较好的小样本深度学习尝试。同时将由纯数据驱动的证据权重模型获取的铜矿与控矿因子空间相关性表达的权重值,替代地层离散型数值及其他因子的连续型数值输入模型,能够减小数据冗余和提高模型的精度。

1 研究区概况

宁芜盆地位于长江中下游铜、金、铁、铅、锌、硫、石膏成矿带的东部,属继承式火山岩盆地。本次研究区为宁芜盆地的北段(即江苏部分),如图 1 所示,大地构造位置位于扬子准地台之下扬子台褶带上,出露地层主要为中生代火山岩,次为三叠系以来的沉积岩;火山岩系成层性良好,分别为龙王山、大王山、姑山、娘娘山旋回火山作用的产物,岩性为一套由粗安质-安山质-石英安山质-英安质-石英粗面质火山岩系,岩浆岩成分由钙碱性-碱性演化,各旋回火山活动大致均以强烈爆发开始,喷溢沉积结束,晚期均有相应成分的次火山岩、浅成侵入岩的产出^[20-21]。

区内断裂构造十分发育,以 NE 向、NW 向两组规模巨大的断裂,构成区内主要构造格架,同时伴有相当数量的 NNE 向、NEE 向、NNW 向、近 EW 向断裂,区域性主干断裂伴生的次级断裂以及断裂的交叉点是区内铁、铜、金矿床(脉)的主要控矿构造。

区内地球化学元素组合异常复杂,尤以铜井、白头山、大岭岗、谷里、皇姑山、狼山等地的化探异常对铜矿床具有良好的指示作用。除此之外,区内重磁同高,对于矿床的预测也具有一定的指示作用。

宁芜地区成矿作用主要发生在燕山期,与火山活动有关,多属岩浆-岩浆期后热液矿产。区域矿产分布具明显的分区分带现象,大的矿带(矿田)的展布与大的断裂构造带或火山喷发带的展布相一致,矿床(体)则受派生的次级断裂构造和次级的火山构造控制,各类矿产均围绕大岩体有规律地分布。

区内已发现的矿产以内生金属矿产铁、铜为主,次有金、铅、锌、锰。铜金矿多为以铜为主的伴生矿床(点),分布于白头山-娘娘山、谷里-大岭岗一带和大平山等地,矿带呈 NE-SW 带状分布,主要受吉山-朱门断裂喷发带和安德门-娘娘山断裂喷发带的控制,矿体受火山构造、断裂及裂隙构造控制,以脉状为主。

铜矿矿床类型均为火山-次火山热液型,其产出与火山活动旋回有明显的关系^[22]。

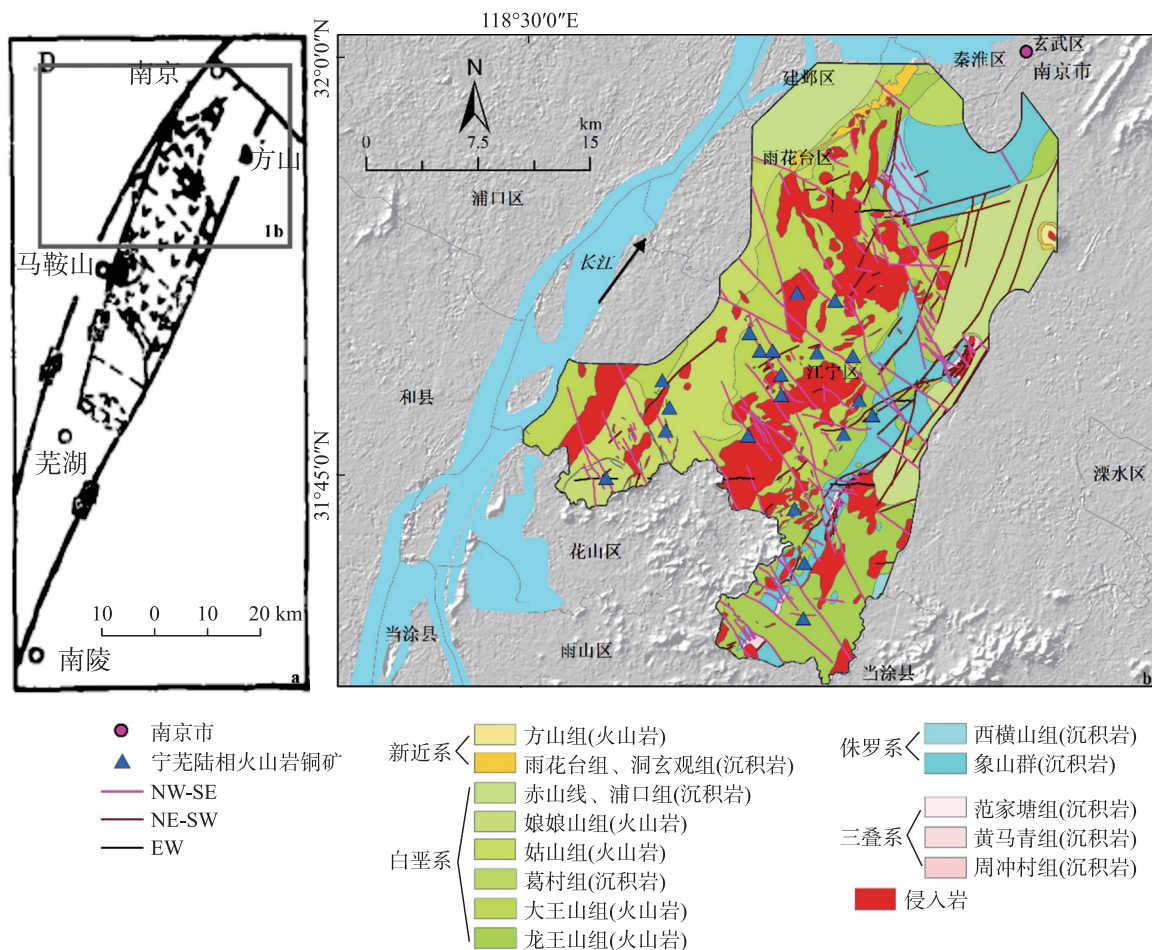


图1 研究区地质简图^[20]

Fig. 1 Geological sketch of the study area^[20]

2 研究方法数据来源

2.1 成矿模型

2.1.1 证据权重模型

证据权重法的基本原理为^[23-24]:以成矿预测为例,将研究区划分为 t 个单元格,记研究区内有矿点 a 个,且每个矿点仅占据一个格子,则矿点发生的先验概率 P_0 为 a/t ;记 e_1, e_2, e_3 等为 n 个与成矿相关的控矿因子,取第 j 个控矿因子,令 e_j 为控矿因子存在, $\neg e_j$ 为控矿因子不存在,将矿产图层与控矿因子 e_j 图层进行叠加,可得到 $e_j \cap a, \neg e_j \cap a, e_j \cap \neg a, \neg e_j \cap \neg a$ 4种情况,由此可以定义以下4个条件概率:

$$P(a|e_j) = \frac{e_j \cap a}{e_j}, \quad (1)$$

$$P(\neg a|e_j) = \frac{e_j \cap \neg a}{e_j}, \quad (2)$$

$$P(a|\neg e_j) = \frac{\neg e_j \cap a}{\neg e_j}, \quad (3)$$

$$P(\neg a|\neg e_j) = \frac{\neg e_j \cap \neg a}{\neg e_j}. \quad (4)$$

基于以上4个条件概率,依据贝叶斯定律,可得:

$$P(a|\neg e_j) = \frac{P(\neg e_j|a)P(a)}{P(\neg e_j)}. \quad (5)$$

将第 j 个图层的证据权分别定义为证据正权 W_j^+ 和证据负权 W_j^- , 其中, 当控矿因子存在, 即取 e_j 时, 为 W_j^+ ; 反之, 为 W_j^- :

$$W_j^+ = \ln \frac{P(e_j | a)}{P(e_j | \neg a)}, \quad (6)$$

$$W_j^- = \ln \frac{P(\neg e_j | a)}{P(\neg e_j | \neg a)}. \quad (7)$$

由此可以得到 e_j 图层的证据权和矿床出现的似然比与条件比之间的关系, 将这种关系表示为证据权的形式为:

$$W_j^+ = \ln \left(\frac{O(a | e_j)}{O(a)} \right), \quad (8)$$

$$W_j^- = \ln \left(\frac{O(a | \neg e_j)}{O(a)} \right). \quad (9)$$

本文基于 Arcgis 中运行的空间数据分析工具箱 (SDMtoolbox) 求得每一个证据因子图层 W_j^+ 、 W_j^- 、 W , 将求得的 W 作为 GA-BP 神经网络模型的输入。

2.1.2 GA-BP 神经网络模型

Rumelhart 等^[25]于 1986 年提出了基于误差反向传播调整的 BP 神经网络, 即通过预测值与真实值之间的误差通过梯度下降法对 BP 神经网络的权重和阈值进行调整, 使得预测值与真实值之间的误差减小至最小误差, 误差 L 可以定义为:

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (10)$$

式中, L 代表损失函数; y_i 代表真值; \hat{y}_i 代表预测数值。

BP 神经网络通常是由输入层、隐藏层及输出层组成, 输入数据由输入层通过激活函数映射传递至隐藏层, 隐藏层通过激活函数映射传递至输出层, 以此往复训练进行结果的调整, 直至最终的结果与先验值的误差到达设定的值, 或是迭代次数达到上限, 便停止训练。BP 神经网络拓扑结构如图 2 所示。

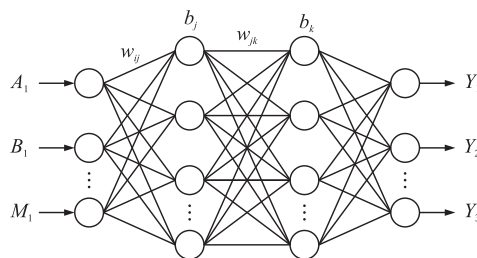


图 2 BP 神经网络原理

Fig. 2 Principle of BP neural network

GA-BP 神经网络的目的是对 BP 神经网络的权重和阈值进行优化, 通过设置优化种群、选择、交叉、变异等过程获得适应度最高的个体作为本模型最优权重和阈值, 以提高模型精度^[26]。

本文将证据权重中生成的控矿因子的权重值输入 GA-BP 神经网络模型中, 由代表控矿因子与矿点之间空间相关性表达的权重值作为输入, 可有效减小输入数据的冗余, 从而更好地进行分类, 降低模型训练误差。

本文的流程图如图 3 所示。

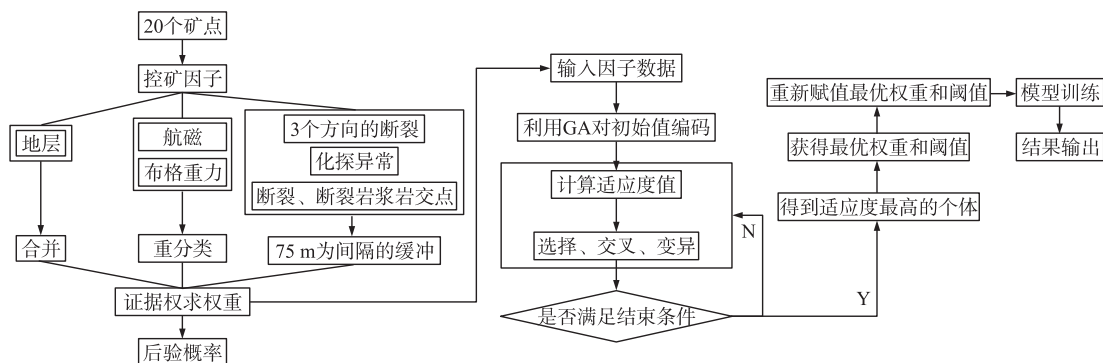


图 3 WOE-GA-BP 神经网络模型对宁芜盆地(江苏部分)陆相火山岩型铜矿成矿预测流程图

Fig. 3 Flow chart of WOE-GA-BP neural network model for metallogenetic prediction of continental volcanic copper deposits in Ningwu Basin (Jiangsu part)

2.2 模型验证

模型精度验证是针对特定问题所构建模型的适用性及准确性的考量,目前对构建的预测模型精度验证的方法主要有接收机工作特征曲线(ROC)^[27]、P-A 图^[28]、混淆矩阵^[29]等,本文分别采用通过混淆矩阵计算获得的准确率及 ROC 曲线下 AUC 面积对模型进行精度验证,基于两种模型验证方法基本可以对模型的应用性能进行客观评价。

2.3 宁芜盆地铜矿成矿预测控矿因子数据及来源

基于宁芜盆地的地质环境及陆相火山岩型铜矿的成矿模式及规律,本研究选取了与宁芜盆地陆相火山岩型铜矿最相关的 9 个控矿因子进行预测,分别是宁芜盆地地层、与 Cu 相关的化探异常、布格重力、航磁异常、NW-SE 方向断裂、NE-SW 方向断裂、EW 方向断裂 7 个直接获取的因子,同时,基于获取的原始数据,再生成了宁芜断裂交点及断裂与岩浆岩之间的交点两个控矿因子,具体数据及来源如表 1 所示。

表 1 宁芜盆地(江苏部分)陆相火山岩型铜矿成矿预测数据来源

Table 1 Source of metallogenic prediction data of continental volcanic copper deposits in Ningwu Basin(Jiangsu part)					
数据	比例尺或样本数	来源	数据	比例尺或样本数	来源
矿点	1:50 000,20 个	江苏省地质调查研究院	断裂带	1:50 000	中国地质调查局
地层	1:50 000	中国地质调查局	化探异常	1:50 000	中国地质调查局
岩浆岩	1:50 000	中国地质调查局	布格重力	1:200 000	中国地质调查局
航磁	1:50 000	江苏省地质调查研究院			

3 结果与讨论

3.1 证据因子状态分级与权重计算

依据陆相火山岩型铜矿点位置分布特征及所用地质数据的比例尺大小,将研究区按照一定的单元尺寸进行栅格化. 由于矿床的发生属于稀有事件,为了能够充分利用每一个矿床点,有必要确保每一个单元内只包含 1 个铜矿点,因此需要对格子的尺寸大小进行控制,其中,将铜矿点之间的最小距离作为格子的上限大小,为 850 m;格子尺寸的下限可通过经验公式获取^[30]:

$$R_s = M_s \times 0.000\ 25,$$
 (11)

式中, R_s 为计算得到的网格大小下限; M_s 为所用数据的最大比例尺. 由于本文所用数据的最大比例尺为 1:50 000,将其代入即可求得所用网格尺寸的下限值为 12.5 m. 因此本文可用网格尺寸范围为 12.5 ~ 850 m,考虑到本文研究区的大小,本文采用 75 m×75 m 进行模型的构建.

对前文中所选取的宁芜盆地地层、化探异常、布格重力、航磁异常、NW-SE 方向断裂、NE-SW 方向断裂、EW 方向断裂、断裂交点、断裂和岩浆岩交点 9 个控矿因子数据的预处理主要包括:对地层进行离散分类,共 37 类;将布格重力以 1 m/s² 为间隔重分类为 12 类;将航磁异常以 200 nT 为间隔重分类为 13 类;对 EW 方向断裂、NE-SW 方向断裂、NW-SE 方向断裂、断裂交点、断裂和岩浆岩交点、化探异常 6 个控矿因子分别以 75 m 间隔做覆盖整个研究区的缓冲,每个因子内部二级因子分别得到 176、91、81、110、143、170 类.

为了降低输入模型计算数据的冗余,提高模型计算的精确度,有必要对预处理的控矿因子进行内部的二级因子归并. 地层本身为离散变量,因此不需要再对其二级因子进行处理. 对成矿结果影响相同的二级因子可划分为一类,划分的依据为:基于控矿因子与铜矿空间相关性的计算,以证据权对比度、矿点栅格比、分级栅格比 3 个指标对二级因子进行归并,主要依赖于基于证据权重所获取的每一个二级因子的对比度拐点,以及矿点栅格比和分级栅格比两者之间的大小. 因此,依据图 4 及划分依据,分别将布格重力、航磁、EW 方向断裂、NE-SW 方向断裂、NW-SE 方向断裂、断裂交点、岩浆岩断裂交点、化探异常缓冲 8 个连续变量内部二级因子分别重新归并为 9、4、35、32、15、34、15、11 类,对重新归并的二级因子再分别求取权重值.

3.2 宁芜盆地陆相火山岩型铜矿成矿预测结果评价与分析

3.2.1 宁芜盆地陆相火山岩型铜矿成矿分区及预测区的划定

将已有的 20 个陆相火山岩铜矿点作为正样本点,并以正样本点为中心做 5 km 的缓冲区,将正样本点与按照负样本:正样本为 4:1 的比例从缓冲区之外随机挑选出的 80 个负样本点共同构成数据集. 将数据集按照 3:1 随机生成训练集和验证集,输入基于 Matlab 构建的 GA-BP 神经网络模型,隐藏层设置为 10 层,误差为 10⁻⁶,学习率为 0.01,遗传代数为 50,种群规模为 5,优化的总参数为 111 个,通过选择、交叉、变

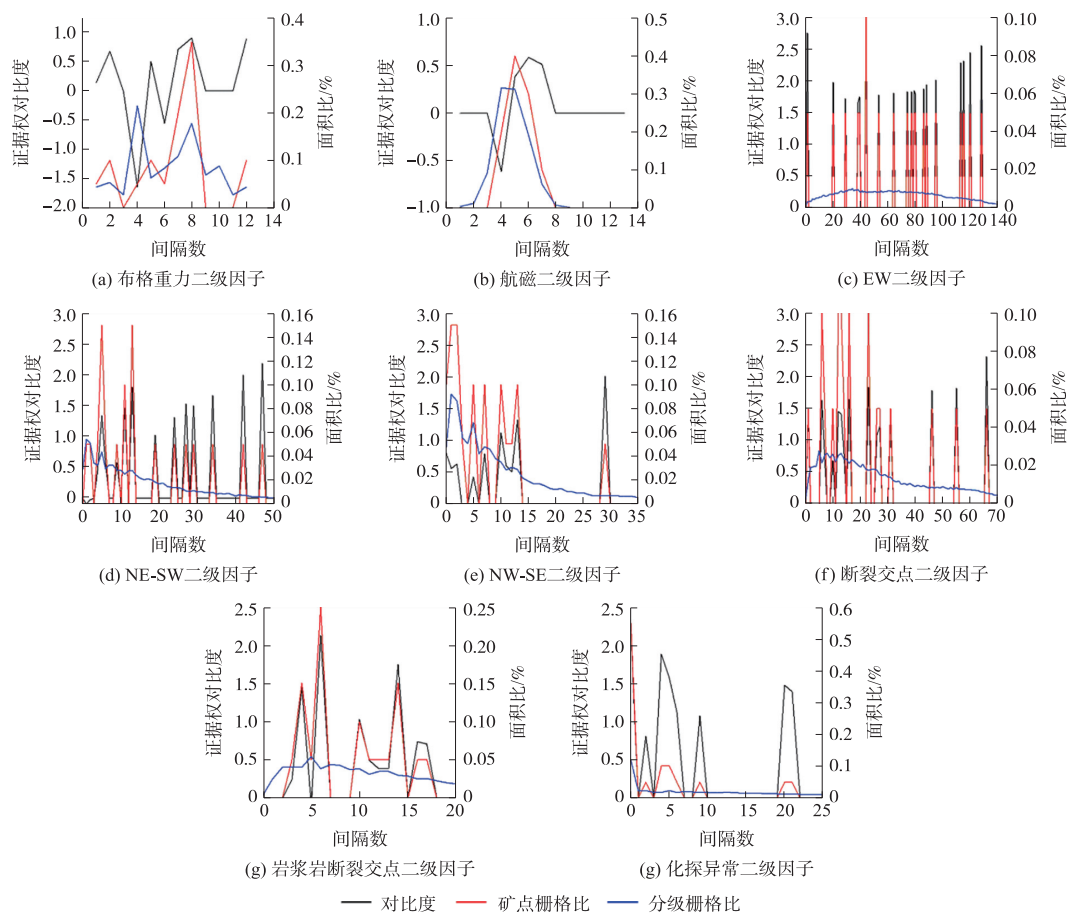


图 4 控矿因子状态分级图

Fig. 4 Grading charts of metallogenic factors

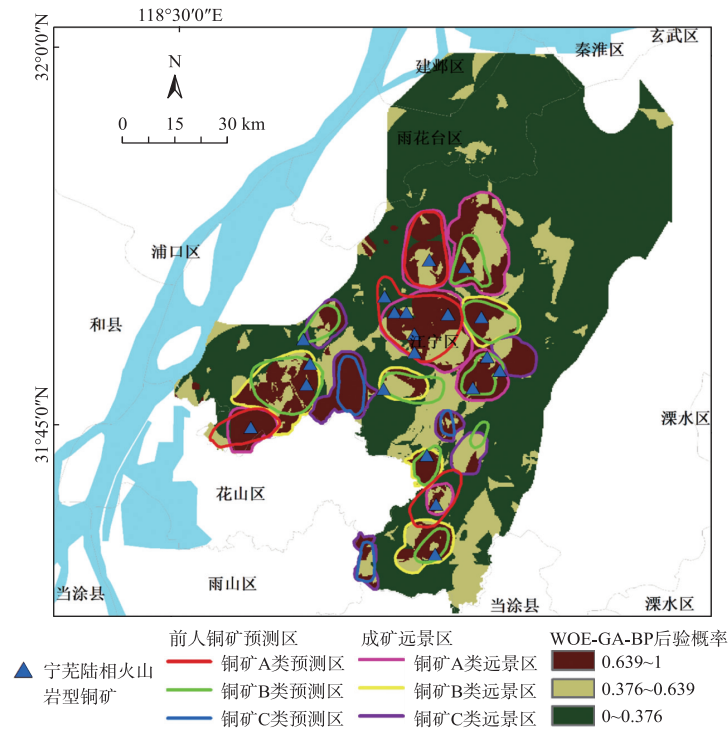


图 5 WOE-GA-BP 神经网络模型宁芜盆地(江苏部分)陆相火山岩铜矿预测后验概率分级图

Fig. 5 Posteriori probability classification diagram for prediction of continental volcanic copper deposits in Ningwu Basin(Jiangsu part) based on WOE-GA-BP neural network model

异对数据集进行训练,图 5 所示为基于 WOE-GA-BP 神经网络模型获得的宁芜盆地陆相火山岩型铜矿后验概率图,将获得的后验概率结果按照自然间断点划分为高潜力区(0.639~1)、中潜力区(0.376~0.639)、低潜力区(0~0.376)3 级。

依据已知矿点及控矿因子的空间分布,对基于 WOE-GA-BP 神经网络模型获取的宁芜盆地陆相火山岩型铜矿后验概率分级图进行成矿远景区的圈定(针对高潜力区),其中,将有矿点分布且位于各控矿因子高权重区的区域划定为铜矿 A 类远景区;将有矿点分布但未必位于所有控矿因子的高权重区的区域划定为铜矿 B 类远景区;将没有矿点分布但位于后验概率高值区的区域划定为铜矿 C 类远景区。将从江苏省地质调查研究院获取的 2017 年 1:50 000 铜矿预测区域(包含铜矿 A、B、C 类预测区,依据 9 大类基础数据库、28 个基本信息)^[31]与成矿后验概率分级图进行空间叠加,发现铜矿 A 类预测区与铜矿 A 类远景区有 81.23%的区域重合;铜矿 B 类预测区与铜矿 B 类远景区有 62.69%的区域重合;铜矿 C 类预测区与铜矿 C 类远景区有 100%的区域重合,说明本次构建的 WOE-GA-BP 神经网络模型对宁芜盆地陆相火山岩型铜矿的预测较为准确。

3.2.2 WOE-GA-BP 神经网络模型的精度验证

基于 WOE-GA-BP 神经网络模型成矿分区图,将成矿阈值定为 0.639,对模型的混淆矩阵及 ROC 曲线进行计算。

3.2.2.1 混淆矩阵

表 2 为基于 WOE-GA-BP 神经网络模型对训练集、测试集、完整数据集所求的混淆矩阵,分别对训练集、测试集及完整数据集的准确率进行计算,得到 3 者的准确率分别为 0.973、0.960、0.813,表明模型精度较高。

3.2.2.2 ROC 曲线

图 6 为 WOE-GA-BP 神经网络模型训练集、测试集及完整数据集的 ROC 曲线,其横轴为假阳性(FP,即预测为铜矿实际不为铜矿),纵轴为真阳性(TP,即预测为铜矿实际也为铜矿)。通常用 ROC 曲线下的 AUC(area under curve)面积来评价模型的精度,AUC 的面积越大,模型精度越高,训练集、测试集、完整数据集 AUC 面积分别为 0.933、0.994、0.848,表明 WOE-GA-BP 对研究区的成矿预测精度较高,可用此模型来对矿产进行预测。

表 2 WOE-GA-BP 训练集、测试集及完整数据集混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix of WOE-GA-BP model's training set, test set and the whole data set

数据集	实际	预测	
		0	1
WOE-GA-BP 训练集	0	66	2
	1	0	7
WOE-GA-BP 测试集	0	14	1
	1	0	10
WOE-GA-BP 完整数据集	0	98 712	4
	1	22 772	16

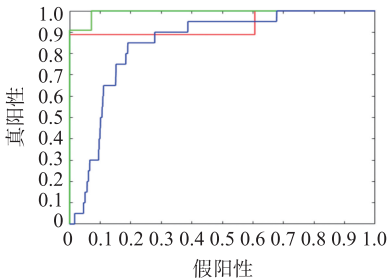


图 6 研究区训练集、测试集、完整样本集 ROC 曲线

Fig. 6 ROC curves of training set, test set and the whole sample set in the study area

4 结论

本文选取了宁芜盆地(江苏部分)地层、化探异常、布格重力、航磁异常、NW-SE 方向断裂、NE-SW 方向断裂、EW 方向断裂、断裂交点、断裂和岩浆岩交点 9 个控矿因子,并基于 WOE-GA-BP 神经网络模型对宁芜盆地陆相火山岩型铜矿进行了预测,得到如下结论:

- (1)由混淆矩阵计算得到的 WOE-GA-BP 神经网络模型训练集、测试集、完整数据集的准确率均在 80%以上,AUC 面积均大于 0.8,表明模型精度较高。
- (2)将 WOE-GA-BP 神经网络模型成矿预测结果按照自然间断点划分为高潜力区、中潜力区、低潜力区 3 级,对高潜力区进行成矿远景区的圈定,将圈定的铜矿 A、B、C 类远景区分别与江苏省重要矿产潜力评价圈定的铜矿 A、B、C 类预测区进行空间叠加,发现重叠区分别为 81.23%、62.69%、100%。
- (3)本研究的预测方法可行,预测结果较为可靠,可为同类地区区域成矿预测提供新的思路和方法,

对后续勘查工作有一定的指导意义。

[参考文献](References)

- [1] 叶天竺,吕志成,庞振山,等. 勘查区找矿预测理论与方法(总论)[M]. 北京:地质出版社,2014.
- [2] 周永章,黎培兴,王树功,等. 矿床大数据及智能矿床模型研究背景与进展[J]. 矿物岩石地球化学通报,2017,36(2):327-331.
- [3] YOUSEFI M, KREUZER O P, NYKÄNEN V, et al. Exploration information systems: a proposal for the future use of GIS in mineral exploration targeting[J]. Ore Geology Reviews, 2019, 111: 103005.
- [4] AGTERBERG F P. Computer programs for mineral exploration[J]. Science, 1989, 245(4913): 76-81.
- [5] AGTERBERG F P, BONHAM-CARTER G F, WRIGHT D F. Statistical pattern integration for mineral exploration[M]//GAÁL G, MERRIAM D F. Computer applications in resource estimation. Oxford, England: Pergamon Press, 1990: 1-21.
- [6] 黄海峰,姚书振,丁振举. 基于GIS的证据权重法在成矿预测中的应用——以甘肃省岷县—礼县地区的金矿预测为例[J]. 地质科技情报, 2003, 22(3): 77-82.
- [7] 赵增玉,陈火根,潘懋,等. 基于证据权模型的宁芜盆地中段玢岩铁矿资源预测[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2015, 51(5): 863-870.
- [8] CARRANZA E J M, LABORTE A G. Random forest predictive modeling of mineral prospectivity with small number of prospects and data with missing values in Abra(Philippines)[J]. Computers and Geosciences, 2015, 74: 60-70.
- [9] XU Y Y, LI Z X, XIE Z, et al. Mineral prospectivity mapping by deep learning method in Yawan-Daqiao area, Gansu[J]. Ore Geology Reviews, 2021, 138: 104316.
- [10] 秦耀祖,吴伟成,谢丽凤,等. 基于机器学习的找矿预测模型在湖南岳溪锑矿田的应用[J]. 东华理工大学学报(自然科学版), 2021, 44(1): 28-40.
- [11] 张振杰,成秋明,杨玠,等. 机器学习与成矿预测:以闽西南铁多金属矿预测为例[J]. 地学前缘, 2021, 28(3): 221-235.
- [12] 马瑶,赵江南. 机器学习方法在矿产资源定量预测应用研究进展[J]. 地质科技通报, 2021, 40(1): 132-141.
- [13] 吴冲龙,刘刚,张夏林,等. 地质科学大数据及其利用的若干问题探讨[J]. 科学通报, 2016, 61(16): 1797-1807.
- [14] 李德仁,王树良,李德毅. 空间数据挖掘理论与应用[M]. 2版. 北京:科学出版社,2013.
- [15] 蔡惠慧,徐永洋,李孜轩,等. 基于卷积神经网络模型划分成矿远景区——以甘肃大桥地区金多金属矿田为例[J]. 地质通报, 2019, 38(12): 1999-2009.
- [16] 蔡惠慧,朱伟,李孜轩,等. 基于深度学习的钨钼找矿靶区预测方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(6): 928-936.
- [17] 杨用彪,黄顺生,黄建平. 长江中下游成矿带(江苏段)铜矿资源地球化学定量预测[J]. 地质学报, 2016, 40(3): 455-462.
- [18] 余旭辉. 宁镇中段矽卡岩型铁铜多金属矿床多元信息成矿预测研究[D]. 长沙:中南大学,2011.
- [19] 赵增玉,陈火根,潘懋,等. 加权 Logistic 回归模型在火山岩型铜矿预测中的应用:以宁芜盆地中段为例[J]. 高校地质学报, 2016, 22(1): 105-112.
- [20] 姜波,徐嘉炜. 一个中生代的拉分盆地——宁芜盆地的形成及演化[J]. 地质科学, 1989(4): 314-322.
- [21] 梁锋,吕庆田,严加永,等. 长江中下游宁芜火山岩盆地深部结构特征——来自反射地震的认识[J]. 岩石学报, 2014, 30(4): 941-956.
- [22] 周涛发,王世伟,袁峰,等. 长江中下游成矿带陆内斑岩型矿床的成岩成矿作用[J]. 岩石学报, 2016, 32(2): 271-288.
- [23] BONHAM-CARTER G F. Geographic information systems for geoscientists: modelling with GIS[M]. Oxford, England: Pergamon, 1994.
- [24] 李裕伟,赵精满,李晨阳. 基于GMS、DSS和GIS的潜在矿产资源评价方法(上册)[M]. 北京:地震出版社,2007.
- [25] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[M]//ANDERSON J A, ROSENFELD E. Neurocomputing: foundations of research. Cambridge, USA: MIT, 1988.
- [26] 赵奕昕,李薇,朱家明. 基于GA-BP神经网络的极端降水定量分析与预测[J]. 内蒙古师范大学学报(自然科学汉文版), 2022, 51(6): 576-581.
- [27] NYKÄNEN V, LAHTI I, NIIRANEN T, et al. Receiver operating characteristics (ROC) as validation tool for prospectivity models: a magmatic Ni-Cu case study from the Central Lapland Greenstone Belt, Northern Finland[J]. Ore Geology Reviews, 2015, 71: 853-860.
- [28] YOUSEFI M, CARRANZA E J M. Prediction-area(P-A)plot and C-A fractal analysis to classify and evaluate evidential maps for mineral prospectivity modeling[J]. Computers & Geosciences, 2015, 79: 69-81.
- [29] LOOMIS J M. Analysis of tactile and visual confusion matrices[J]. Perception & Psychophysics, 1982, 31(1): 41-52.
- [30] HENGL T. Finding the right pixel size[J]. Computers & Geosciences, 2006, 32(9): 1283-1298.
- [31] 黄建平,黄震,贾根,等. 江苏省重要矿产资源潜力评价[M]. 武汉:中国地质大学出版社,2017.

[责任编辑:严海琳]