



海底多金属硫化物资源预测：方法与思考

沈 芳^{1,2}, 韩喜球^{1,2,3}, 李洪林², 王叶剑²

(1. 浙江大学 海洋学院, 舟山 316021;

2. 自然资源部第二海洋研究所 自然资源部海底科学重点实验室, 杭州 310012;

3. 上海交通大学 海洋学院, 上海 200240)

摘 要: 海底多金属硫化物是未来可供开发利用的重要矿产资源。由于海底环境复杂, 勘探成本巨大, 利用成矿理论开展资源预测工作就显得尤为重要。本文综述了现有的海底多金属硫化物成矿远景区预测方法, 分析比较了各预测方法的特点, 借鉴陆地火山成因块状硫化物的资源预测方法, 并结合卡尔斯伯格脊的应用实例, 对多金属硫化物资源预测工作进行了探讨: 多金属硫化物成矿预测方法需综合考虑研究区的勘探程度、数据资料的精度、覆盖范围等实际情况, 并结合各方法的特点及其适用性进行合理选取; 应用知识驱动与数据驱动的组合预测方法和深度学习算法解决已知硫化物矿床(点)不足、小样本、数据缺失、数据耦合、主客观误差等问题, 提高预测的准确性和效率; 通过综合比较基于不同原理的预测方法获得的结果进行验证, 提高资源预测的可靠性。

关键词: 多金属硫化物; 资源预测; 预测方法; 成矿远景区

文章编号: 1004-0609(2021)-10-2682-14

中图分类号: P744

文献标志码: A

引文格式: 沈 芳, 韩喜球, 李洪林, 等. 海底多金属硫化物资源预测: 方法与思考[J]. 中国有色金属学报, 2021, 31(10): 2682–2695. DOI: 10.11817/j.ysxb.1004.0609.2021-37980

SHEN Fang, HAN Xi-qiu, LI Hong-lin, et al. Prediction of seafloor polymetallic sulfide resources: Methods and consideration[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2021, 31(10): 2682–2695. DOI: 10.11817/j.ysxb.1004.0609.2021-37980

海底多金属硫化物富含 Cu、Zn、Au、Ag 等多种战略性金属, 主要分布于大洋中脊(56.30%)、火山弧(20.80%)、弧后扩张中心(20.39%)和板内火山等洋底构造环境(见图 1)^[1]。自 20 世纪 70 年代海底块状硫化物在东太平洋海隆首次被发现以来^[2–3], 受到科学界和产业界的广泛关注, 认为是 21 世纪可供人类开发利用的重要矿产资源。据估计, 全球洋中脊仅新火山脊上赋存的多金属硫化物资源约 6 亿 t^[4]。国际海底管理局于 2010 年出台了《“区域”内多金属硫化物资源的探矿与勘探规章》, 我国率先递交了西南印度洋多金属硫化物资源勘探区申请, 成为首个获得国际海底多金属硫化物勘探开采

权的国家, 随后俄罗斯、韩国、法国、德国、印度和波兰也相继签署了多金属硫化物勘探合同。

截至 2019 年, 全球已发现热液矿点和矿化点 721 处^[1]。JAMIESON 等^[4]根据已知热液区的分布规律, 推测仅新火山脊上就有 500~1000 个热液区有待发现, 还有大约 500 个热液区位于火山弧和弧后盆地。迄今已作过调查的弧后扩张中心和洋中脊分别占 35%和 32%^[5], 其中经过较为详细调查的洋中脊仅为 10%~20%^[6], 且普遍富集 Cu、Co 或 Mo 等战略性金属^[7]。由于海底环境复杂且远离陆地, 再加上勘探技术的限制, 深海勘探活动成本很高, 难以在短期内进行大范围综合调查, 因此根据成矿

基金项目: 中国大洋协会项目(DY135-S2-1)

收稿日期: 2021-06-03; **修订日期:** 2021-08-26

通信作者: 韩喜球, 研究员, 博士; 电话: 0571-81963004; E-mail: xqhan@sio.org.cn

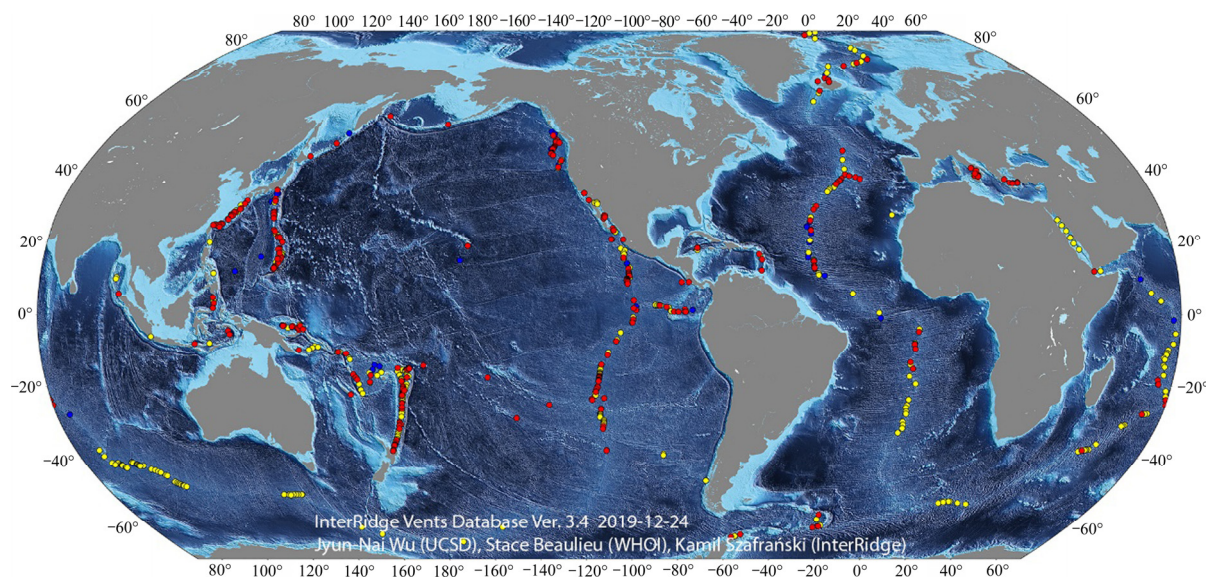


图1 全球海底热液点分布示意图^[1] (<https://vents-data.interridge.org/maps>)

(红色: 活动热液区; 蓝色: 非活动热液区; 黄色: 推测热液区)

Fig. 1 Global distribution of submarine hydrothermal fields^[1] (<https://vents-data.interridge.org/maps>)

(Red: active hydrothermal fields; blue: inactive hydrothermal fields; yellow: inferred hydrothermal fields)

理论开展多金属硫化物资源预测工作具有十分重要的现实意义。

作为矿产资源勘查的一个新领域,海底多金属硫化物资源预测工作尚处于起步探索阶段。陈钦柱等^[8]采用地形-应力场预测法来预测 TAG 热液区可能存在的热液喷口;方捷等^[9]、邵珂等^[10-12]、任梦依等^[13-14]、刘露诗等^[15-17]、MA 等^[18]依靠 GIS 强大的数据处理、空间分析功能和高质高效的成图技术,同时运用地质、地球物理、地球化学等数据资料,预测洋中脊上多金属硫化物的成矿远景区;JULIANI 等^[19]基于 GIS 构建地质特征与多金属硫化物之间的空间关系,预测北冰洋摩恩洋脊上多金属硫化物的可能赋存区域。本文综述了海底多金属硫化物成矿远景区的现有预测方法,分析比较各方法的特点,借鉴陆地火山成因块状硫化物的资源预测方法,并结合西北印度洋卡尔斯伯格脊多金属硫化物资源预测的应用实例,对海底多金属硫化物资源预测工作进行了探讨,以期提供有益的建议和参考。

1 海底多金属硫化物资源预测的主要方法与原理

矿产资源预测方法中的驱动过程可分为知识

驱动和数据驱动两种。知识驱动是指依赖专家经验进行资源预测,专家经验主要包括专家对区域成矿规律、成矿模型的认识以及专家推测出的信息等;数据驱动是指依赖客观数据进行资源预测,数据由观测仪器测量并经过适当处理和校正获得^[20]。这两种方式各有利弊,知识驱动可以有效利用专家的推断信息和难以量化的模型来进行预测,但过分依赖专家的主观判断也可能会带来较大的不确定性;数据驱动相对比较客观,受人为影响较小,但过分依赖数据容易将数据缺失等同于成矿有利条件的缺乏。目前,见诸文献的海底多金属硫化物预测方法有证据权法、层次分析法、模糊逻辑法、模糊层次分析法和特征分析法(见表 1)。

1.1 证据权法

证据权法,又称为证据加权分析或证据权重法,是一种基于条件概率和二值图像计算的地学统计方法^[21]。在假设各证据因子满足条件独立的前提下,基于贝叶斯统计分析原理,通过复合叠加分析一些与矿产形成相关的地学信息,对成矿远景区进行预测^[22-23]。

证据权法包括各地学证据因素的先验概率计算、各证据因子的权值计算和预测单元的后验概率

表 1 海底多金属硫化物资源预测研究实例和方法

Table 1 Research examples and methods for prediction of seafloor polymetallic sulfide resources

研究区域	经纬度	预测方法	来源
北大西洋脊	30°–50°W, 10°–40°N	证据权法	2015 ^[9]
北大西洋脊	35°–45°W, 10°–30°N		2016 ^[12]
南大西洋脊	0°–20°W, 0°–55°S		2017 ^[15]
印度洋脊	10°–150°E, 10°N–60°S		2015 ^[11] , 2016 ^[14]
西南印度洋脊	0°–70°E, 20°–60°S		2016 ^[13]
西南印度洋脊	49°–50.25°E		2018 ^[16]
西南印度洋脊	48.7°–50.5°E		2021 ^[17]
印度洋脊	10°–150°E, 10°N–60°S	层次分析法	2015 ^[10]
西南印度洋脊	46°–52°E	模糊逻辑法	2020 ^[18]
		模糊层次分析法	
北冰洋摩恩洋脊	5°W–9°E, 71°20′–73°50′N	特征分析法	2018 ^[19]

计算，具体如下^[21–22, 24]：

1) 先验概率计算

先验概率是根据研究区内已知矿床(点)的分布，计算得到的各证据因子在每个单元的成矿可能性大小。假设研究区被划分为 T 个面积相等的单元，其中 D 表示有矿单元， $N(D)$ 表示含矿单元总数，随机选取研究区内含矿单元的概率，即矿床(点)出现的先验概率为

$$P(D) = N(D)/T \tag{1}$$

则矿床(点)出现的先验似然比为

$$O(D) = \frac{P(D)}{1 - P(D)} = \frac{N(D)}{T - N(D)} \tag{2}$$

2) 证据因子权重计算

对于任意一个证据因子，其二值图像的权重值定义为

$$W^+ = \ln \frac{P(B/D)}{P(B/\bar{D})} = \ln \frac{N(B \cap D)/N(D)}{N(B \cap \bar{D})/N(\bar{D})}$$
$$W^- = \ln \frac{P(\bar{B}/D)}{P(\bar{B}/\bar{D})} = \ln \frac{N(\bar{B} \cap D)/N(D)}{N(\bar{B} \cap \bar{D})/N(\bar{D})}$$
$$C = W^+ - W^- \tag{3}$$

式中： W^+ 和 W^- 分别为证据因子存在区和不存在区的权重，而原始数据缺失区域的权重为 0； B 和 $\bar{B}$ 分别表示证据因子存在和不存在的单元； D 和 $\bar{D}$ 分别表示有矿单元和无矿单元； C 是某证据因子与成矿的相关程度，可表示该证据因子的找矿指示性， C 值越大，说明找矿指示性越好， C 为 0 时，说明无

指示意义，一般采用最大 C 值作为最佳临界值。

3) 后验概率计算

后验概率是基于大量证据图层计算得到的预测单元的成矿有利度，能表明各控矿因素和矿化信息对成矿的指示意义。对于满足矿点独立条件的 n 个证据因子，研究区任一 k 单元为矿点的可能性，即后验似然比 $O(k)$ 为

$$O(k) = \exp \left\{ \ln O(D) + \sum_{j=1}^n W_j^k \right\},$$
$$W_j^k = \begin{cases} W_j^+, & k \in B \\ W_j^-, & k \in \bar{B} \\ 0, & \text{数据缺失} \end{cases} \quad (j=1,2,3,\cdots,n) \tag{4}$$

则研究区任一 k 单元为矿点的后验概率为

$$P(k) = \frac{O(k)}{1 + O(k)} \tag{5}$$

1.2 层次分析法

层次分析法是一种将定性与定量相结合的系统分析方法，因其具有原理简单、所需数据量少、计算量小等优点而得到广泛应用^[25–27]。运用层次分析法将成矿预测问题分解成若干个相互关联的控矿因素，并按隶属关系划分为若干层次，然后结合专家的经验知识建立成矿预测模型，具体实现过程如下^[10, 26, 28]：

1) 构建递阶层次结构模型

基于科学性、可度量性、可比较性和可操作性

原则,筛选成矿预测因子,将其按隶属关系或逻辑关系进行分类整理,建立递阶层次结构模型。模型从上至下依次为目标层、准则层和标志层,其中根据研究需求,在准则层和标志层之间还可进一步划分出若干子准则层。

2) 因子的分级与赋值

由于因子量纲的不同,常需对各个因子进行定量赋值,以统一标准。根据研究区内多金属硫化物的成矿特征和各控矿因素的特点,将每个因子按照其参数大小对成矿作用的贡献进行分级赋值,总结出成矿有利度评价指标分级标准。需注意的是,当所赋数值在同一等级划分标准内时,其具体大小不会对结果产生差异,数字间的差值才是关键。

3) 权重计算及一致性检验

① 构建判断矩阵

针对上一层某个因素,采用两两比较判断的方法,量化表示本层中与此因素相关的因子的相对重要性,得到判断矩阵 B ,元素 b_{ij} 是每层元素 i 与元素 j 之间的相对重要比例,常用 SAATY^[26] 提出的“1~9”比较标度法确定(见表2)。

表2 “1~9”比较标度法^[26]

Table 2 Fundamental scale of 1-9^[26]

标度值	含义
1	元素 i 与元素 j 同等重要
3	元素 i 比元素 j 稍微重要
5	元素 i 比元素 j 明显重要
7	元素 i 比元素 j 强烈重要
9	元素 i 比元素 j 极端重要
2, 4, 6, 8	上述两相邻判断的中值
倒数	元素 j 与元素 i 重要性比值 $b_{ji}=1/b_{ij}$

② 层次单排序及一致性检验

层次单排序是根据各因素的权重大小来确定本层中与上层某因素相关的各因子的重要性次序。各因子的权重值通过求解判断矩阵 B 满足式(6)的特征值和特征向量得到。

$$BW = \lambda_{\max} W \quad (6)$$

式中: $\lambda_{\max}$ 为判断矩阵 B 的最大特征值; W 为 $\lambda_{\max}$ 对应的归一化特征向量,其分量分别为各因子层次单排序的权重值。

由于系统的复杂性、人类认知的主观偏差和数

字标度的限制,构建的判断矩阵很难具有完全一致性。若判断矩阵的非一致性较高,其权重便会无法真实反映各因素之间的客观关系,从而导致模型错误。因此在进行层次排序之前需先对判断矩阵进行一致性检验,即计算随机一致性比率 C_R :

$$C_I = (\lambda_{\max} - n) / (n - 1) \quad (7)$$

$$C_R = C_I / R_I$$

式中: n 为判断矩阵的阶数; C_I 为一致性指标; R_I 为平均随机一致性指标,其值如表3所示。当 $C_R < 0.10$ 时,认为判断矩阵具有令人满意的一致性,否则需重新调整判断矩阵,直至通过一致性检验为止(见表3)。

表3 平均随机一致性指标^[26]

Table 3 Random index^[26]

n	R_I
1	0
2	0
3	0.52
4	0.89
5	1.11
6	1.25
7	1.35
8	1.40
9	1.45
10	1.49

③ 层次总排序及一致性检验

层次总排序是利用同一层次中所有因素的单排序结果,从上至下逐层计算各因素关于递阶层次结构总体的综合权重,即层次总排序权重。由于各层次判断矩阵的非一致性会累加,并可能影响层次总排序的结果,因此同样需通过一致性检验来评价层次总排序结果。

4) 成矿有利度计算

成矿有利度 f 是各单元内所有控矿因素的权重与其因子赋值的乘积总和,可由式(8)计算得到:

$$f = \sum_{k=1}^m w_k X_k \quad (8)$$

式中: w_k 为第 k 个控矿因素的层次总排序权重; X_k 为第 k 个控矿因素的因子赋值。

1.3 模糊逻辑法

模糊逻辑法是一种基于多值逻辑,运用模糊集合来定量表示模糊性现象和事物的方法,被广泛应用于矿产资源评价领域^[29]。模糊逻辑根据隶属函数对各变量进行隶属度赋值,运用模糊算子综合各模糊集,生成模糊有利图来预测成矿远景区^[30],具体步骤如下^[31-32]。

1) 变量模糊化

变量模糊化是将原始地学变量转换为由隶属度函数表示的模糊集。假设 X 是 n 个证据图层的集合,图层有 r 个级别,则模糊集 A 可定义为

$$A_{ij} = \{(x_{ij}, \mu_A) | x_{ij} \in X_i\}, x_{ij} = w_i \times w_j, \\ (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, r) \quad (9)$$

式中: x_{ij} 是第 i 个证据图层的第 j 个级别; w_i 和 w_j 分别为第 i 个证据图层的权重和该图层内第 j 个级别的权重,由专家根据经验知识进行赋值; μ_A 是隶属函数,根据研究需求选取或构造。当 $0 \leq \mu_A < 0.5$ 时, x_{ij} 对成矿不利;当 $\mu_A = 0.5$ 时, x_{ij} 对成矿的指示性无法确定;当 $0.5 < \mu_A \leq 1$ 时, x_{ij} 对成矿有利。

2) 模糊综合

模糊综合是将 n 个模糊化的集合综合为一个模糊集 F :

$$F = \sum_{i=1}^n A_i \quad (10)$$

式中: $\sum$ 表示模糊集操作,常用的模糊算子有模糊与(AND)、模糊或(OR)、模糊代数和、模糊代数积和模糊伽马算子(γ); A_i 为第 i 个证据图层的模糊集。

1.4 模糊层次分析法

模糊层次分析法是基于层次分析法的一种模糊拓展,能够提高决策可靠性。以 CHANG^[33]提出的模糊层次分析法为例,预测成矿远景区的步骤包括构建递阶层次结构模型、因子的分级与赋值、权重计算和模糊综合,其中控矿因素权重的计算过程如下:

1) 构建模糊判断矩阵

针对上一层某个因素,采用两两比较判断的方法,利用三角模糊数 $M=(l, m, u)$ 量化表示本层中与此因素相关的因子的相对重要性,得到模糊判断矩阵 B 。

2) 计算初始权重

初始权重 S_i 是指模糊判断矩阵中第 i 个因素的综合模糊值,由式(11)计算得到。

$$S_i = \sum_{j=1}^n M_{ij} \otimes \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n M_{ij} \right]^{-1}, (i=1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

3) 去模糊化

若三角模糊数 $M_1=(l_1, m_1, u_1)$ 和 $M_2=(l_2, m_2, u_2)$, 则 $M_1 \geq M_2$ 的可能度用三角模糊函数定义为

$$V(M_1 \geq M_2) = \begin{cases} 1, & m_1 \geq m_2 \\ \frac{l_2 - u_1}{(m_1 - u_1) - (m_2 - l_2)}, & m_1 \leq m_2, u_1 \geq l_2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

一个模糊数 M 大于其他 m 个模糊数的可能度被定义为

$$V(M \geq M_1, M_2, \dots, M_m) = \min V(M \geq M_i), \\ (i=1, 2, \dots, m) \quad (13)$$

将该可能度作为第 i 个因素的最终权重,并进行标准化。

$$w_i = \min V(S_i \geq S_k), (i=1, 2, \dots, n; k \neq i) \quad (14)$$

1.5 特征分析法

特征分析法是一种基于类比思想的多元统计分析方法,被广泛应用于矿产资源定量预测与评价,尤其是隐伏矿床的勘查评价^[34]。通过研究区已知矿床及同类型矿床的研究分析,查明该类矿床的共性表现(即地质变量之间的特定关系),确定各地学变量的成矿和找矿意义,建立该类典型矿床的特征模型并对研究区矿产资源进行定量预测,具体实现过程如下^[19, 34]:

1) 逻辑变量转换

逻辑变量转换又称布尔转换,是将地学变量逻辑上对立的各状态用布尔变量来表示,其中“1”表示该地学变量对成矿有利,“-1”表示对成矿不利,“0”表示对成矿无指示意义或未评估。除将单一地学变量作为控矿因素外,还可将不同地学变量的逻辑组合作为控矿因素(见表4)。

表4 布尔变量A和B的逻辑组合^[34]Table 4 Truth table for ternary-valued variables A and B^[34]

A	B	A or B	A and B	Not A
1	1	1	1	-1
1	0	1	0	-1
1	-1	1	-1	-1
0	1	1	0	0
0	0	0	0	0
0	-1	0	-1	0
-1	1	1	-1	1
-1	0	0	-1	1
-1	-1	-1	-1	1

2) 成矿有利度计算

假设研究区被划分为 m 个等面积单元, 筛选出 n 个地学因素作为控矿因素。研究区内所有地学变量经过三元逻辑转换后可得到布尔变量矩阵 $\mathbf{X}$, 元素 x_{ij} 为控矿因素 j 在单元 i 内的逻辑变量, 其表达式如式(15)所示:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix},$$

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{有利成矿} \\ 0 & \text{未评估} \\ -1 & \text{不利成矿} \end{cases} \quad (i=1,2,\cdots,m; j=1,2,\cdots,n) \quad (15)$$

通过乘积矩阵主分量法、平方和法或代数和法求解式(16)的矩阵方程确定各控矿因素的权重值:

$$(\mathbf{X}\mathbf{X})\mathbf{a} = \lambda\mathbf{a} \quad (16)$$

式中: λ 为协方差矩阵 $\mathbf{X}\mathbf{X}$ 的最大特征值; $\mathbf{a}$ 为 λ 对应的特征向量; 元素 $a_j (j=1, 2, \cdots, n)$ 为控矿因素 j 的权重系数。

预测单元的成矿有利度 f 可由各控矿因素的加权线性方程计算得到:

$$f_i = a_1x_{i1} + a_2x_{i2} + \cdots + a_jx_{ij} + \cdots + a_nx_{in} \quad (i=1,2,\cdots,m; j=1,2,\cdots,n) \quad (17)$$

式中: f_i 为预测单元 i 的成矿有利度, f 值越大, 成矿的可能性也就越大, 其中 f 为 0 时无指示意义; a_{ij} 为控矿因素 j 的权重值; x_{ij} 为控矿因素 j 在单元 i 内的逻辑变量。

3) 矿床模型建立

建立区域资源预测模型时需注意控制单元的选择。初始模型 M_1 仅包括含矿单元, 模型 M_2 的控制单元是与 M_1 相同或相似的区域, 由研究区高有利值单元确定。由于未确定 M_1 与 M_2 之间是否存在随机或显著关系, 需计算每个单元相似的发生概率, 并由概率矩阵 $\mathbf{M}$ 重新计算各控矿因素的权重和研究区各单元的成矿有利度, 将其中的高有利值单元作为成矿综合预测模型 M_3 的控制单元。

2 多金属硫化物资源常用预测方法的特点对比

在多金属硫化物资源预测中, 依据对研究区成矿规律和成矿模式的认识确定控矿因素, 属于知识驱动过程。预测成矿的有利或不利参数既可以通过研究区数据资料与已知热液点叠加并统计分析确定, 也可以根据前人对区域成矿规律的研究成果与认识来确定, 前者为数据驱动, 后者属于知识驱动。证据权法只需确定控矿因素的成矿有利和不利区间, 特征分析法在此基础上还需确定对成矿无指示意义或未评估的条件。层次分析法、模糊逻辑法和模糊层次分析法则按照控矿因素参数大小对成矿作用的贡献进行分级并赋值, 这依赖于主观判断, 此外, 层次分析法和模糊层次分析法还需要通过主观判断将控矿因素按其隶属关系或逻辑关系进行归纳整理并形成递阶层次结构模型, 属于知识驱动型。关于控矿因素权重(即模糊隶属度)的计算, 在证据权法和特征分析法中都为数据驱动, 其中证据权法是基于条件概率计算权重, 特征分析法是通过求解矩阵方程确定权重; 在层次分析法中是知识驱动过程, 通过主观比较构建判断矩阵并求解其特征值和特征向量计算权重; 在模糊逻辑法和模糊层次分析法中均属于知识驱动与数据驱动的混合过程, 其中模糊逻辑法是由专家赋值的图层权值和级别权值依据隶属度函数计算模糊隶属度, 模糊层次分析法则基于主观的模糊判断矩阵计算综合模糊值和模糊数的可能度, 最终确定控矿因素的权重。关于成矿有利度(即后验概率或模糊集), 证据权法中是基于贝叶斯条件概率计算得到, 层次分析法和特征分析法中则是由线性回归模型计算得到,

均属于数据驱动过程；而模糊逻辑法和模糊层次分析法中是通过模糊算子综合得到，模糊算子依据综合后的效果主观选择，属于知识驱动。

综上分析可以发现，证据权法、层次分析法、模糊逻辑法、模糊层次分析法和特征分析法均含有知识驱动和数据驱动过程(见表 5)。证据权法以数据驱动为主，依赖于已知矿床的数量，可以将其应用于勘探程度较高、数据较丰富的地区，但不适用于勘探程度低、数据稀少的地区，否则仅依靠为数不多的矿床(点)会大大降低预测的准确性。层次分析法以知识驱动为主，递阶层次结构模型的构建及其因子权重的确定均依据专家的知识经验，只要构建恰当的成矿预测模型，既可将其用于勘探程度低的区域，也可用于勘探程度高的区域。模糊逻辑法和模糊层次分析法兼有数据驱动和知识驱动的优点，定性与定量的结合使其不受勘探程度的限制，其中模糊逻辑法借助隶属度函数概念来区分模糊集合和处理模糊关系，模糊层次分析法通过模糊法与层次分析法的优势结合有效减少或消除了主观判断造成的偏差。特征分析法以数据驱动为主，建立某种特定类型矿床的成矿定量类比模型，但其应用不受某一地区矿床独特特征的限制。因此，层次分析法、模糊逻辑法、模糊层次分析法和特征分析法不受勘探程度的限制，证据权法仅适用于勘探程度高的区域。

3 来自陆地火山成因硫化物资源预测方法的启示

陆地矿产资源评价体系已经相对成熟和完善，一般以成矿预测理论为指导，通过综合分析地质、地球物理、地球化学、遥感、蚀变等信息，归纳成矿规律并总结控矿因素与找矿信息，建立预测模型，圈选出具有成矿潜力的区域。除了基于综合信息进行定性预测外，还运用（加权）证据权法、找矿信息量法、Logistic 回归、模糊逻辑法、神经网络等进行定量预测^[35-36]。

海底多金属硫化物资源预测可以类比陆地火山成因硫化物矿床，但有其独特性^[37]。在勘查技术方面，陆地火山成因硫化物资源的调查技术更为成熟和多样，主要包括遥感、地球物理、地球化学和工程勘查技术等^[38]。深海多金属硫化物资源调查会受到海水阻隔的限制，目前应用的调查技术相对有限，主要有多波束测深、侧扫声呐、重力仪、磁力仪等，也可通过载人深潜器、AUV、ROV 等运载技术搭载传感器进行近底调查，而遥感等一些陆上技术手段则无法应用。这使得海底多金属硫化物资源的预测结果难以同陆地一样通过钻孔或新发现的矿床来验证，而更为有效的方式是通过对比不同原理预测方法的结果进行相互验证。

表 5 多金属硫化物资源预测方法的特点对比

Table 5 Comparison of characteristics of polymetallic sulfide resource prediction methods

方法	基本原理	基本步骤			特点		适用区域
		控矿因子 选取 criteria selection	权重计算	成矿有利 度计算			
证据权法	贝叶斯概率	知识驱动 (或包含数 据驱动)	数据驱动		基于已知矿床(点); 满 足因子条件独立	数据驱 动为主	勘探程度 高的区域
特征分析法	类比思想				模型泛化		不受勘探 程度高低 限制
层次分析法	决策分析	知识驱动	知识驱动	数据驱动	因子的分级与赋值; 构建两两判断矩阵	知识驱 动为主	
模糊逻辑法	多值逻辑		知识驱动	知识驱动	模糊综合	知识驱 动和数 据驱动	
模糊层次分 析法	决策分析与 多值逻辑		知识驱动 和数据驱 动	知识驱动	因子的分级与赋值; 构建比较判断矩阵; 模糊综合		

在数据资料方面,陆地火山成因硫化物资源的调查数据具有更高的精度和更广的覆盖范围。深海调查由于海水层的阻隔往往是通过船载设备遥测获取大数据或者利用水下机器人获取近底精细调查数据,但水下机器人的作业范围和调查精度会受到电池容量、水下复杂环境等因素的影响和限制^[39]。这些调查方式决定了深海调查数据的精度有限、覆盖范围小,其中高精度数据多以点状分布,此外海底多金属硫化物的基础研究相对陆地较薄弱,绝大部分海底区域的地质调查和资源勘查程度仍较低,因此海底多金属硫化物资源预测的准确性和方法的选择受到一定限制。考虑到知识驱动和数据驱动的优缺点对多金属硫化物资源预测结果的影响,可以尝试借鉴陆地上已应用的知识驱动与数据驱动的混合预测方法^[40-41],如模糊逻辑法与(加权)证据权法、模糊逻辑法与找矿信息量法等,这既能充分发挥专家的主观作用,又能减弱因主观误差或数据误差对预测结果产生的影响,提高预测准确性。

随着大数据时代的到来,数据间的结构复杂性和关联性逐渐增加,给海底多金属硫化物资源预测工作带来了新的挑战。传统矿产资源预测方法在实际应用中常呈现出理论与数据缺乏有效融合、多尺度和多维度地质信息被忽略等局限性,而大数据思维有助于解决数据耦合分析问题、主客观因素的限制以及评估预测准确性的困难^[42-43]。通过深度学习在陆地矿产资源预测中的实例研究,发现随机森林算法通过构建多棵决策树组成随机森林对样本进行分类并预测,这对于数据缺失值和小训练样本具有较好的处理和预测效果^[44];支持向量机利用数据训练构建出的超平面对测试数据进行分类,能够实现成矿预测中多源信息的提取与融合^[45];卷积神经网络由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层构成,按其阶层结构对输入信息进行平移不变分类,通过刻画复杂、非线性的地学空间模式来挖掘不同成矿条件下多种控矿因素的关联性^[46-47];递归特征消除法根据封装成黑盒的分类器在特征子集上的结果来选取控矿因子,与支持向量机和随机森林组成的半监督协同训练模型可以解决地质数据的高维小样本问题^[48]。预测模型的准确率、召回率和精确率等评价指标表明,这些深度学习算法均取得了良好的应用效果,对于海底多金属硫化物资源预测也同样适用,且有利于解决海底区域已知热液

矿床(点)不足、数据缺失、小样本等问题,提高资源预测的效率。

近年来,共现分析被广泛应用于社会科学领域和自然科学领域,如信息检索、文献分析、污染源识别、微生物群落预测等。作为知识与数据混合驱动的预测方法,共现分析通过将信息载体中的共现信息量量化,与多源信息共现性的定性分析相结合,揭示数据间的关联性强弱和关联类型,有助于解决数据间复杂关联性问题^[49-50],可以尝试应用于海底多金属硫化物资源预测。

4 卡尔斯伯格脊多金属硫化物资源预测的应用

卡尔斯伯格脊位于西北印度洋2°S~10°N之间,属于慢速扩张洋中脊,目前已发现7处热液活动区,具有良好的资源前景^[51-53]。本文选取卡尔斯伯格脊部分脊段为研究区(见图2),以卧蚕热液区为分析基础,利用中国大洋24航次调查的地形、重力异常、磁力异常和断裂构造等数据资料,依据成矿理论分析该区域的找矿优势因子(见表6)^[51],运用共现分析方法尝试圈定具有找矿潜力的优选区域^[49-50],具体如下。

1) 选取找矿优势因子

研究区属于岩浆控制洋脊段,岩浆作用充足,构造活动较弱,洋中脊两侧地形及构造对称性强,该洋脊段整体的构造背景与卧蚕热液区及其所在构造位置较为相似。多金属硫化物的形成过程与海底地形、岩浆活动、断裂构造等因素相关,结合卧蚕热液区是位于新火山脊上的玄武岩型热液系统,依据成矿理论分析该研究区的找矿优势因子(见表6)^[51, 54]。

2) 构建共现矩阵

假设研究区被划分成 n 个面积相等的单元,基于已知热液区提取控矿因素的有利预测区间为 $[a_1, a_2]$,当单元格的数据 x 位于成矿预测有利区间内时,认为共现矩阵中该元素为1,否则按照式(18)计算共现率:

$$f = 1 - \frac{\min(|x - a_1|, |x - a_2|)}{\max[\min(|x_j - a_1|, |x_j - a_2|), j = 1, 2, \dots, n]} \quad (18)$$

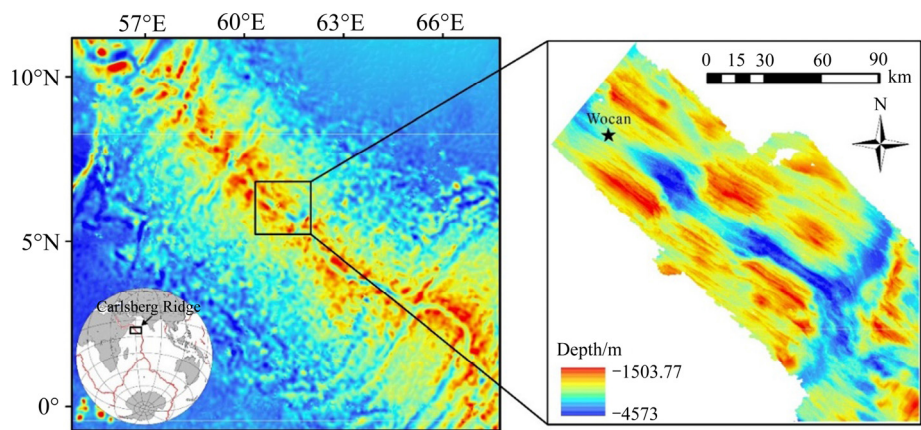


图 2 卡尔斯伯格脊研究区域示意图

Fig. 2 Schematic diagram of study area on Carlsberg Ridge

表 6 研究区多金属硫化物的找矿优势因子

Table 6 Prospective factors of polymetallic sulfide in study area

找矿优势因子		找矿因子与多金属硫化物形成之间的关系
控矿因素	水深	多金属硫化物形成过程中，水深会引起海底压强变化，导致沸点不同，影响成矿元素的冷却沉降过程；洋中脊裂谷内水深较浅区域岩浆供给较强，为多金属硫化物形成提供热源
	断裂	断裂构造系统是海水下渗、水岩反应及热液运移、喷出的重要通道
地球物理	重力异常	多金属硫化物中主要矿物的密度均大于周围玄武岩或沉积物盖层的密度，引起重力异常
矿化信息	磁力异常	多金属硫化物与基底围岩之间存在一定的磁性差异，可以指示硫化物的存在

式中： f 为研究区与已知热液点之间的共现率， f 值越大说明两者间的共现性越高，成矿可能性也就越高。

利用式(18)对研究区多金属硫化物分布进行不同影响成矿因素的共现分析，初步预测研究区内与卧蚕热液区的相似概率(见图 3)。根据研究区的共现分布图显示，水深成矿有利区位于洋脊的西北部和东南部，以及洋脊裂谷的中部侧翼；自由重力异常有利区为洋脊轴部和洋脊裂谷的东南侧翼；布格重力异常有利区是除洋脊裂谷的其余研究区域；磁力异常有利区分布在洋脊段的西北部和东南部。

3) 共现结果综合

由于多金属硫化物是多个因素相互作用、共同控制的结果，需综合分析研究区与已知热液区的水深、重力异常和磁力异常共现结果，圈选出多个控矿因素的有利重叠区。基于已知热液区的成矿机制，结合共现有利重叠区及其附近的断裂构造和岩浆活动对多金属硫化物的成矿控制作用进行共现

综合，发现研究区洋脊西北轴部、中间轴部和东南轴部最具有成矿潜力(见图 4)。

5 展望与建议

作为矿产资源勘查的一个新领域，海底多金属硫化物资源预测工作尚处于起步探索阶段，其成矿预测理论相对薄弱、方法相对单一。如何提高资源预测结果的准确性，有效地指导多金属硫化物勘探是目前摆在研究人员面前的重要命题。在多金属硫化物资源预测方法方面，有以下几点建议值得在今后工作中予以考虑。

1) 海底多金属硫化物资源预测方法的合理选取：需综合考虑研究区的勘探程度、数据资料的精度和覆盖范围等实际情况，结合方法的特点及其适用性进行选择。层次分析法、模糊逻辑法、模糊层次分析法和特征分析法不受勘探程度的限制，证据权法仅适用于勘探程度高的区域。

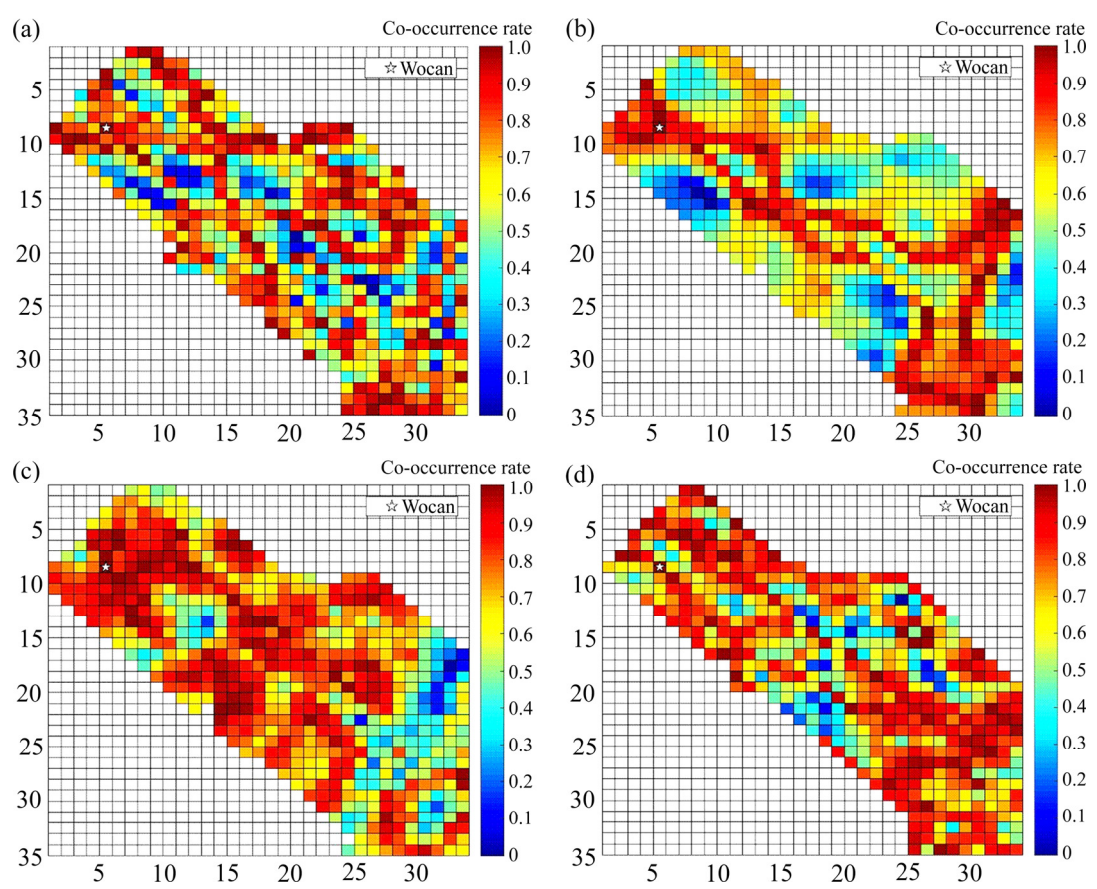


图 3 多金属硫化物找矿优势因子的共现分布平面图: (a)水深; (b)自由重力异常; (c)布格重力异常; (d)磁力异常

Fig. 3 Co-occurrence distribution of prospective factors for polymetallic sulfide: (a) Depth; (b) Free gravity anomaly; (c) Bouguer gravity anomaly; (d) Magnetic anomaly

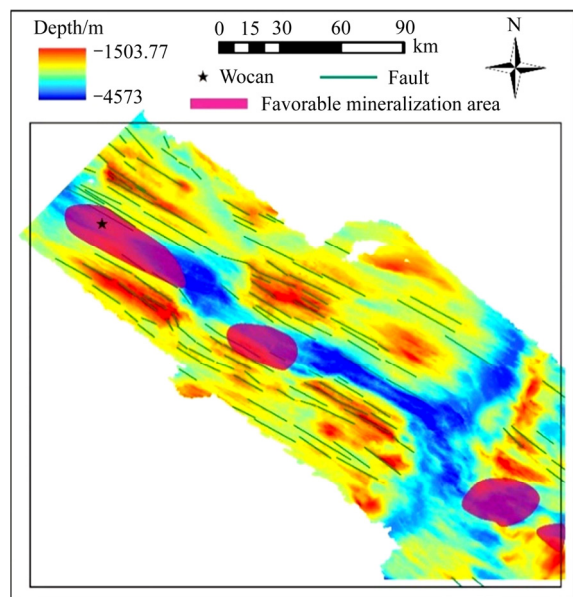


图 4 多金属硫化物成矿优选区域分布图

Fig. 4 Mineral prospective map of polymetallic sulfide

2) 多种资源预测方法的组合使用: 共现分析与综合信息预测、模糊逻辑法与(加权)证据权法、模糊逻辑法与找矿信息量法等知识驱动与数据驱动的组合预测方法, 既能充分发挥专家主观作用, 又能减弱因主观误差或数据误差产生的影响, 将其应用于多金属硫化物资源预测可以提高预测的准确性。

3) 深度学习算法的应用: 运用随机森林、卷积神经网络、支持向量机等深度学习算法进行多金属硫化物资源预测有助于解决小样本、数据缺失、数据耦合、主客观因素的限制和评估预测准确性的困难, 提高资源预测的效率。

4) 资源预测结果的对比验证: 通过综合比较基于不同原理的预测方法圈定的成矿远景区结果, 来解决难以检验预测结果的问题, 提高多金属硫化物资源预测的可靠性。

REFERENCES

- [1] BEAULIEU S E, SZAFAŃSKI K M. InterRidge global database of active submarine hydrothermal vent fields version 3.4[EB/OL]. <https://doi.org/10.1594/PANGAEA.917894>.
- [2] HEKINIAN R, FEVRIER M, BISCHOFF J L, et al. Sulfide deposits from the East Pacific Rise near 21°N[J]. *Science*, 1980, 207(4438): 1433–1444.
- [3] FRANCHETEAU J, NEEDHAM H D, CHOUKROUNE P, et al. Massive deep-sea sulphide ore deposits discovered on the East Pacific Rise[J]. *Nature*, 1979, 277(5697): 523–528.
- [4] JAMIESON J W, HANNINGTON M D, PETERSENS. Seafloor massive sulfide resources[C]//*Encyclopedia of Maritime and Offshore Engineering*. New Jersey: John Wiley & Sons, Ltd, 2017: 1–10.
- [5] BEAULIEU S E, BAKER E T, GERMAN C R. Where are the undiscovered hydrothermal vents on oceanic spreading ridges?[J]. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 2015, 121(19): 202–212.
- [6] 陶春辉. 中国大洋中脊多金属硫化物资源调查现状与前景[C]//中国地球物理学会第二十七届年会论文集. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2011: 16–17.
TAO Chun-hui. Status and prospects of Chinese massive sulfide exploration on Mid-Ocean Ridge[C]//*Proceedings of the 27th Annual Meeting of the Chinese Geophysical Society*. Hefei: University of Science and Technology of China Press, 2011: 16–17.
- [7] 罗洪明, 韩喜球, 王叶剑, 等. 全球现代海底块状硫化物战略性金属富集机理及资源前景初探[J]. *地球科学*, 2021(9): 1–16.
LUO Hong-ming, HAN Xi-qiu, WANG Ye-jian, et al. Preliminary study on the enrichment mechanism of strategic metals and their resource prospects in global modern seafloor massive sulfide deposits [J]. *Earth Science*, 2021(9): 1–16.
- [8] 陈钦柱, 陶春辉, 廖时理, 等. 利用应力场预测热液区域——以TAG区为例[J]. *海洋学报*, 2017, 39(1): 46–51.
CHEN Qin-zhu, TAO Chun-hui, LIAO Shi-li, et al. Analyzing the gravitational stress field to forecast hydrothermal field—A case study of TAG hydrothermal field[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2017, 39(1): 46–51.
- [9] 方捷, 孙静雯, 徐宏庆, 等. 北大西洋中脊海底多金属硫化物资源预测[J]. *地球科学进展*, 2015, 30(1): 60–68.
FANG Jie, SUN Jing-wen, XU Hong-qing, et al. Prediction of seafloors polymetallic sulphides resources in the North Atlantic Ridge area[J]. *Advances in Earth Science*, 2015, 30(1): 60–68.
- [10] 邵珂, 陈建平, 任梦依. 西南印度洋中脊多金属硫化物矿产资源评价方法与指标体系[J]. *地球科学进展*, 2015, 30(7): 812–822.
SHAO Ke, CHEN Jian-ping, REN Meng-yi. Evaluation methodology and indicator system of polymetallic sulfide mineral resources in the Indian Ocean[J]. *Advances in Earth Science*, 2015, 30(7): 812–822.
- [11] 邵珂, 陈建平, 任梦依. 印度洋中脊多金属硫化物矿产资源定量预测与评价[J]. *海洋地质与第四纪地质*, 2015, 35(5): 125–133.
SHAO Ke, CHEN Jian-ping, REN Meng-yi. Quantitative prediction and evaluation of polymetallic sulfide mineral deposits along the Central Indian Ocean Ridge[J]. *Marine Geology & Quaternary Geology*, 2015, 35(5): 125–133.
- [12] 邵珂. 北大西洋海底多金属硫化物资源定量预测与评价[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2016.
SHAO Ke. Quantitative prediction and evaluation of polymetallic sulfide mineral resources in the North Atlantic Ocean[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2016.
- [13] REN M, CHEN J, SHAO K, et al. Metallogenic information extraction and quantitative prediction process of seafloor massive sulfide resources in the Southwest Indian Ocean[J]. *Ore Geology Reviews*, 2016, 76: 108–121.
- [14] 任梦依. 海底多金属硫化物定量预测理论与实践[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2016.
REN Meng-yi. Quantitative prediction theory and practice of seafloor massive sulfide deposits[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2016.
- [15] 刘露诗, 陶春辉, 陈建平, 等. 海底多金属硫化物矿床定量预测方法研究——以南大西洋为例[C]//第八届全国成矿理论与找矿方法学术讨论会论文摘要文集. 贵阳: 矿物学报, 2017: 657–658.
LIU Lou-shi, TAO Chun-hui, CHEN Jian-ping, et al. Research on quantitative prediction methods of seafloor polymetallic sulfide deposits—A case of South Atlantic Ocean[C]//*Proceedings of the 8th National Symposium on Mineral Formation Theory and Mineral Search Methods Abstracts*. Guiyang: Acta Mineralogica Sinica, 2017:

- 657–658.
- [16] 刘露诗. 西南印度洋 49°E–50.25°E 洋脊段多金属硫化物定量预测与评价[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2018.
- LIU Lou-shi. Quantitative prediction theory and practice of seafloor massive sulfide deposits in the Southwest Indian Ridge between 49°E–50.25°E[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2018.
- [17] LIU L, LU J, TAO C, et al. GIS-based mineral prospectivity mapping of seafloor massive sulfide on ultraslow-spreading ridges: a case study of Southwest Indian Ridge 48.7°–50.5° E[J]. *Natural Resources Research*, 2021, 30(2): 971–987.
- [18] MA Y, ZHAO J, SUI Y, et al. Application of knowledge-driven methods for mineral prospectivity mapping of polymetallic sulfide deposits in the Southwest Indian Ridge between 46° and 52°E[J]. *Minerals*, 2020, 10(11): 970–987.
- [19] JULIANI C, ELLEFMO S L. Probabilistic estimates of permissive areas for undiscovered seafloor massive sulfide deposits on an Arctic Mid-Ocean Ridge[J]. *Ore Geology Reviews*, 2018, 95: 917–930.
- [20] CARRANZA E J M. Geocomputation of mineral exploration targets[J]. *Computers & Geosciences*, 2011, 37(12): 1907–1916.
- [21] AGTERBERG F P, BONHAM-CARTER G F, CHENG Q, et al. Weights of evidence modeling and weighted logistic regression for mineral potential mapping[C]//*Computers in geology-25 years of progress*. Oxford: Oxford University Press, 1993: 13–32.
- [22] CARRANZA E J M. Weights of evidence modeling of mineral potential: A case study using small number of prospects, Abra, Philippines[J]. *Natural Resources Research*, 2004, 13(3): 173–187.
- [23] AGTERBERG F P, CHENG Q. Conditional independence test for Weights-of-Evidence Modeling[J]. *Natural Resources Research*, 2002, 11(4): 249–255.
- [24] 毛先成, 邹品娟, 曹芳, 等. GIS支持下的线性回归证据权法扩展及成矿预测[J]. *测绘科学*, 2013, 25(3): 18–21.
- MAO Xian-cheng, ZOU Pin-juan, CAO Fang, et al. GIS-based extended weights of evidence method based on linear regression in metallogenic prognosis[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2013, 25(3): 18–21.
- [25] SAATY T L. How to make a decision: The analytic hierarchy process[J]. *European Journal of Operational Research*, 1990, 48(1): 9–26.
- [26] SAATY T L. Decision making—The analytic hierarchy and network processes (AHP/ANP)[J]. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 2004, 13(1): 1–35.
- [27] SAATY T L. Modeling unstructured decision problems—The theory of analytical hierarchies[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 1978, 20(3): 147–158.
- [28] 傅水兴. 层次分析法在成矿预测中的应用方法研究[C]//*第二届全国青年地质工作者学术讨论会青年学术论文集*. 北京: 中国学术期刊要志社, 1991: 365–369.
- FU Shui-xing. Research on the application of hierarchical analysis in mineralization prediction[C]//*Proceedings of the Second National Symposium for Young Geologists*. Beijing: China Academic Journal Electronic Publishing House, 1991: 365–369.
- [29] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. *Information and Control*, 1965, 8(3): 338–353.
- [30] HINESJ W, TSOUKALASL H, UHRIGR E. MATLAB Supplement to fuzzy and neural approaches in engineering[M]. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 1997.
- [31] LONG N C, MEESAD P. An optimal design for type-2 fuzzy logic system using hybrid of chaos firefly algorithm and genetic algorithm and its application to sea level prediction[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2014, 27(3): 1335–1346.
- [32] AN P, MOON W M. Application of fuzzy set theory for integrating geological and geophysical information[C]//*Society of Exploration Geophysicists. New Haven: SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 1990: 366–369.
- [33] CHANG D. Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP[J]. *European Journal of Operational Research*, 1996, 95(3): 649–655.
- [34] MCCAMMON R B, BOTBOL J M, SINDING-LARSEN R, et al. Characteristic analysis—1981: Final program and a possible discovery[J]. *Journal of the International Association for Mathematical Geology*, 1983, 15(1): 59–83.
- [35] 廖时理. 甘肃省白银地区找矿靶区逐级圈定与定量预测[D]. 武汉: 中国地质大学, 2014.
- LIAO Shi-li. Progressively determine prospecting targets and quantitative forecast of Baiyin ore district, Gansu Province[D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2014.
- [36] 曹远远. Arabia 地盾块状硫化物矿床成矿特征及选区预测[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2012.

- CAO Yuan-yuan. Metallogenic characteristics and target prediction of VMS type deposits in Arabia Shield[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2012.
- [37] 刘永刚. 深海固体矿产资源相关数据处理分析及定量评价方法[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2011.
- LIU Yong-gang. Processing-analysis and quantitative assessment methods on the data related to deep-sea solid mineral resources[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2011.
- [38] 阳正熙, 高德政, 严冰. 矿产资源勘查学[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- YANG Zheng-xi, GAO De-zheng, YAN Bing. Mineral resources exploration[M]. Beijing: Science Press, 2015.
- [39] BECKER J J, SANDWELL D T, SMITH W H F, et al. Global Bathymetry and Elevation Data at 30 Arc Seconds Resolution: SRTM30_PLUS[J]. Marine Geodesy, 2009, 32(4): 355–371.
- [40] 黄秀, 张钊, 陈建平, 等. 混合模糊证据权模型在河北承德煤炭资源预测中的应用[J]. 地质通报, 2010, 29(7): 1075–1081.
- HUANG Xiu, ZHANG Zhao, CHEN Jian-ping, et al. Application of hybrid fuzzy weights of evidence model in mineral resource assessment for coal in Chengde area, Hebei, China[J]. Geological Bulletin of China, 2010, 29(7): 1075–1081.
- [41] 成秋明, 陈志军, KHALED A. 模糊证据权方法在镇沅(老王寨)地区金矿资源评价中的应用[J]. 地球科学(中国地质大学学报), 2007, 32(2): 175–184.
- CHENG Qiu-ming, CHEN Zhi-jun, KHALED A. Application of fuzzy weights of evidence method in mineral resource assessment for gold in Zhenyuan District, Yunnan Province, China[J]. Earth Science (Journal of China University of Geosciences), 2007, 32(2): 175–184.
- [42] 刘艳鹏, 朱立新, 周永章. 大数据挖掘与智能预测找矿靶区实验研究——卷积神经网络模型的应用[J]. 大地构造与成矿学, 2020, 44(2): 192–202.
- LIU Yan-peng, ZHU Li-xin, ZHOU Yong-zhang. Experimental research on big data mining and intelligent prediction of prospecting target area — Application of convolutional neural network model[J]. Geotectonica et Metallogenia, 2020, 44(2): 192–202.
- [43] 王新华. 大水金矿集区成矿规律与成矿预测数值模型研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2020.
- WANG Xin-hua. Metallogenic pattern and mineral prospectivity modeling of the Dashui gold concentration district[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2020.
- [44] 张士红, 肖克炎. 基于随机森林的四川省会理地区“拉拉式”铜矿成矿预测[J]. 地质与勘探, 2020, 56(2): 239–252.
- ZHANG Shi-hong, XIAO Ke-yan. Random forest-Based mineralization prediction of the Lala-Type Cu deposit in the Huili Area, Sichuan Province[J]. Geology and Exploration, 2020, 56(2): 239–252.
- [45] 王语, 周永章, 肖凡, 等. 基于成矿条件数值模拟和支持向量机算法的深部成矿预测——以粤北凡口铅锌矿为例[J]. 大地构造与成矿学, 2020, 44(2): 222–230.
- WANG Yu, ZHOU Yong-zhang, XIAO Fan, et al. Numerical metallogenic modelling and support vector machine methods applied to predict deep mineralization: A case study from the Fankou Pb-Zn ore deposit in northern Guangdong [J]. Geotectonica et Metallogenia, 2020, 44(2): 222–230.
- [46] LI S, CHEN J, XIANG J. Applications of deep convolutional neural networks in prospecting prediction based on two-dimensional geological big data[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(7): 2037–2053.
- [47] 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.
- CAI Hui-hui, XU Yong-yang, LI Zi-xuan, et al. The division of metallogenic prospective areas based on convolutional neural network model: A case study of the Daqiao gold polymetallic deposit[J]. Geological Bulletin of China, 2019, 38(12): 1999–2009.
- [48] 季斌, 周涛发, 张达玉, 等. 大数据环境下内蒙古浩布高地区铅锌多金属矿智能矿产预测研究[J]. 地质科学, 2018, 53(4): 1347–1360.
- JI Bin, ZHOU Tao-fa, ZHANG Da-yu, et al. Intelligent mineral prediction based on big data in Haobugao district, Inner Mongolia[J]. Chinese Journal of Geology, 2018, 53(4): 1347–1360.
- [49] MA B, WANG H, DSOUZA M, et al. Geographic patterns of co-occurrence network topological features for soil microbiota at continental scale in eastern China[J]. The ISME Journal, 2016, 10(8): 1891–1901.
- [50] WANG L, HAN X, LIANG T, et al. Discrimination of rare earth element geochemistry and co-occurrence in sediment

- from Poyang Lake, the largest freshwater lake in China[J]. *Chemosphere*, 2019, 217: 851–857.
- [51] WANG Y, HAN X, PETERSEN S, et al. Mineralogy and trace element geochemistry of sulfide minerals from the Wocan Hydrothermal Field on the slow-spreading Carlsberg Ridge, Indian Ocean[J]. *Ore Geology Reviews*, 2017, 84: 1–19.
- [52] 蔡翌昶, 韩喜球, 邱中炎, 等. 西北印度洋天休热液区热液成因矿物特征与分布及其指示意义[J]. *海洋地质与第四纪地质*, 2019, 40(5): 36–45.
- CAI Yiyang, HAN Xi-qiu, QIU Zhong-yan, et al. Characteristics, distribution and implication of hydrothermal minerals in Tianxiu Hydrothermal Field, Carlsberg Ridge, northwest Indian Ocean[J]. *Marine Geology & Quaternary Geology*, 2019, 40(5): 36–45.
- [53] WANG Y, HAN X, ZHOU Y, et al. The Daxi Vent Field: An active mafic-hosted hydrothermal system at a non-transform offset on the slow-spreading Carlsberg Ridge, 6°48'N[J]. *Ore Geology Reviews*, 2021, 129: 103888.
- [54] 曹 亮, 杨 振, 廖时理, 等. 现代海底多金属硫化物矿床控矿因素分析研究进展[J]. *现代矿业*, 2019, 603(7): 6–11.
- CAO Liang, YANG Zhen, LIAO Shi-li, et al. Analysis on ore-controlling factors of submarine hydrothermal polymetallic sulphide deposits[J]. *Modern Mining*, 2019, 603(7): 6–11.

Prediction of seafloor polymetallic sulfide resources: Methods and consideration

SHEN Fang^{1,2}, HAN Xi-qiu^{1,2,3}, LI Hong-lin², WANG Ye-jian²

(1. Ocean College, Zhejiang University, Zhoushan 316021, China;

2. Key Laboratory of Submarine Geosciences, Second Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Hangzhou 310012, China;

3. School of Oceanography, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The seafloor polymetallic sulfides are important mineral resources available for human development and utilization in the future. Due to the complex submarine environment and tremendous exploration costs, it is significant to use metallogenic theory for resource prediction. In this study, the exciting methods for predicting prospective area of polymetallic sulfide were reviewed. Through analyzing the characteristics of each method and prediction methods for volcanic-hosted massive sulfide resources, the prediction of polymetallic sulfide resources with application of Carlsberg Ridge was discussed. First, the prediction methods of polymetallic sulfide resources should be selected reasonably, based on the degree of exploration, the accuracy and coverage of data, as well as the characteristics and applicability of methods. Second, the combined prediction methods of knowledge-driven and data-driven, and deep learning algorithm can be considered for polymetallic sulfide resource prediction to improve the accuracy and efficiency by solving the problems of insufficient known deposits, small samples, data missing, data coupling, subjective and objective errors. Third, the reliability of polymetallic sulfide resource prediction can be evaluated by comparing the results of methods with different principles for predicting metallogenic prospective area.

Key words: polymetallic sulfide; resource prediction; prediction method; metallogenic prospective area

Foundation item: Project(DY135-S2-1) supported by China Ocean Mineral Resources Research and Development Association

Received date: 2021-06-03; **Accepted date:** 2021-08-26

Corresponding author: HAN Xi-qiu; Tel: +86-571-81963004; E-mail: xqhan@sio.org.cn

(编辑 李艳红)