

DOI: 10.12401/j.nwg.2023158

运用机器学习和锆石微量元素构建花岗岩成矿潜力 判别图解: 以东昆仑祁漫塔格为例

郭广慧^{1,2,3,4}, 钟世华^{1,2,3,4,*}, 李三忠^{1,2,3,4}, 丰成友⁵, 戴黎明^{1,2,3,4}, 索艳慧^{1,2,3,4},
刘嘉情^{1,2,3,4}, 牛警徽³, 黄宇^{1,2,3,4}, 薛梓萌^{1,2,3,4}

(1. 中国海洋大学, 深海圈层与地球系统教育部前沿科学中心, 山东 青岛 266100; 2. 中国海洋大学, 海底科学与探测技术教育部重点实验室, 山东 青岛 266100; 3. 中国海洋大学海洋地球科学学院, 山东 青岛 266100; 4. 青岛海洋科学与技术国家实验室, 海洋矿产资源评价与探测技术功能实验室, 山东 青岛 266100;
5. 中国地质科学院勘探技术研究所, 河北 廊坊 065000)

摘要: 由于锆石在中酸性岩中广泛存在且成分稳定、不易受到后期热液活动的扰动, 因此锆石成分可以有效记录成矿岩浆信息。其中, 锆石的 Ce^{4+}/Ce^{3+} 、 Ce/Ce^* 、 Eu/Eu^* 和 Ce/Nd 值可以反映岩浆氧逸度和含水量等成矿信息, 已被广泛用于花岗岩类成矿潜力评价。然而, 随着研究的深入发现, 这些地球化学指标并不完全具有普适性。此外, 以往研究均是根据对成矿岩体的“已知认识”提出成矿潜力判别方法, 但考虑到成矿过程的复杂性, 许多反映岩浆成矿能力的地球化学信息可能均尚未被揭露。为此, 笔者以东昆仑祁漫塔格成矿带为例, 借助当前广泛应用的机器学习算法之一——支持向量机, 对来自该成矿带斑岩-矽卡岩 Cu-Fe-Pb-Zn 多金属矿床成矿岩体和全球非成矿岩体的锆石数据开展机器学习训练, 目的在于挖掘能够反映岩浆成矿能力的锆石微量元素特征, 从而构建花岗岩成矿潜力判别图解。模型训练结果显示, 在 21 个常见的锆石微量元素特征中, Gd、Dy、Yb、Y、Tm 等 5 种元素特征对识别岩浆成矿能力最为重要。在此基础上, 笔者新建立了 10 个二元判别图解, 它们在识别成矿岩体和非成矿岩体时的准确率均接近 1。研究表明, 利用机器学习方法和地质大数据, 可以挖掘传统研究方法难以发现的新的地球化学指标和图解, 这对深入认识矿床成因、指导找矿勘查具有重要意义。

关键词: 锆石微量元素; 花岗岩; 二元判别图解; 机器学习; 东昆仑

中图分类号: P62; P588.1

文献标志码: A

文章编号: 1009-6248(2023)06-0057-14

Constructing Discrimination Diagrams for Granite Mineralization Potential by Using Machine Learning and Zircon Trace Elements: Example from the Qimantagh, East Kunlun

GUO Guanghui^{1,2,3,4}, ZHONG Shihua^{1,2,3,4,*}, LI Sanzhong^{1,2,3,4}, FENG Chengyou⁵, DAI Liming^{1,2,3,4},
SUO Yanhui^{1,2,3,4}, LIU Jiaqing^{1,2,3,4}, NIU Jinghui³, HUANG Yu^{1,2,3,4}, XUE Zimeng^{1,2,3,4}

(1. Frontiers Science Center for Deep Ocean Multispheres and Earth System, Ministry of Education, Qingdao 266100, Shandong, China;
2. Key Laboratory of Submarine Geosciences and Prospecting Techniques, Ministry of Education, Qingdao 266100, Shandong, China;
3. College of Marine Geosciences, Ocean University of China, Qingdao 266100, Shandong, China; 4. Laboratory for Marine Mineral

收稿日期: 2023-07-24; 修回日期: 2023-09-01; 责任编辑: 吕鹏瑞

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(42203066)和山东省自然科学基金项目(ZR2020QD027)联合资助。

作者简介: 郭广慧(2000-), 女, 硕士研究生, 矿物学、岩石学、矿床学专业。E-mail: guo Guanghui778@163.com。

* 通讯作者: 钟世华(1989-), 男, 博士, 副教授, 从事地质大数据与成矿研究。E-mail: zhongshihua@ouc.edu.cn。

Resources, Qingdao National Laboratory for Marine Science and Technology, Qingdao 266100, Shandong, China; 5. Institute of Exploration Techniques, CAGS, Langfang 065000, Hebei, China)

Abstract: Zircon is widespread and compositionally stable in intermediate–acid magmatic rocks and is resistant to later hydrothermal activities. Therefore, its composition can more accurately record information about mineralizing magmas. Among them, zircon features (such as Ce^{4+}/Ce^{3+} , Ce/Ce^* , Eu/Eu^* , and Ce/Nd) have been widely used in evaluating the mineralization potential of granitoids, because they have been found to reflect ore-forming information, such as magmatic oxygen fugacity and water content. However, further studies have revealed that the universality of these geochemical indicators has been questioned. In addition, the proposed methods for discriminating mineralization capacity are all based on the current “limited understanding” of mineralized rocks, and considering the complexity of the mineralization process, much geochemical information reflecting the capacity of magmatic mineralization may not have been revealed yet. Therefore, in the paper, taking the Qimantagh mineralized zone of the East Kunlun as an example, and with the help of one of the most widely used machine learning algorithms today (Support Vector Machine), the authors trained machine learning on zircon data from porphyry skarn Cu–Fe–Pb–Zn mineralized rock bodies in the region and zircon data from non-mineralized rock bodies around the world, and the aim is to excavate zircon trace element signatures that reflect magmatic mineralization capacity, so as to construct a new discriminative schema for granite mineralization potential. The results of the model training show that among 21 common zircon trace element features, five element features, Gd, Dy, Yb, Y and Tm are the most important for identifying the magmatic mineralization ability; based on this, 10 binary discriminant diagrams are established in this paper, and their accuracy rates in identifying mineralized and non-mineralized rock bodies are close to 1. The present study show that the use of machine learning methods and geological big data can be used to explore the potential of granite mineralization which is difficult to study with traditional research methods. The study demonstrates that machine learning methods and geological big data can be used to mine new geochemical indicators and diagrams that are difficult to discover by traditional research methods, which is of great significance to deeply understand the genesis of mineral deposits and guide the prospecting and exploration of minerals.

Keywords: zircon trace elements; granite; binary discriminant diagrams; machine learning; East Kunlun

花岗岩是大陆地壳的最重要组成部分,也是 Cu、Fe、Pb、Zn、W 和 Sn 等许多金属矿产的重要来源(吴福元等, 2007; 王孝磊, 2017; 刘鹏等, 2020)。因此,与花岗岩有关的研究一直是地质学家特别是矿床学家关注的焦点(Chappell et al., 1974; Pizarro et al., 2020; 高利娥等, 2021; Wade et al., 2022; 牛警徽等, 2023; Zhong et al., 2023a)。然而,具有成矿潜力的花岗岩仅占地球中已知花岗岩的极小一部分,而大多数地表出露的花岗岩并不能成矿。随着全球对金属矿产资源需求的不断增加,如何快速且准确识别花岗岩成矿潜力已经成为矿床学领域研究的热点(Richards et al., 2017; Pizarro et al., 2020; Zhong et al., 2021a; Zhu et al., 2022)。近年来,得益于成矿理论的发展和测试技术的提升,人们对花岗质成矿岩浆的特征及成因机制已取得了长足的认识,建立了大量识别成矿岩体的地球

化学勘查指标及阈值(Zhong et al., 2019; Ballard et al., 2002)。其中,依据锆石成分识别花岗岩成矿潜力已成为当前最常用的手段之一(Zhong et al., 2021a)。这是由于锆石在花岗岩类岩石中广泛存在,并且形成后的地球化学成分几乎不受后期热液活动的影响(Shumlyanskyy et al., 2017),因而能真实反映岩浆源区特征,记录熔体在分异过程中的地球化学行为,从而对解译岩浆–热液系统演化历史具有十分重要的作用(Dempster et al., 2003; Hanchar et al., 2007; Dilles et al., 2015; Grimes et al., 2015)。此外,岩浆氧逸度、含水量以及结晶分异程度对岩浆成矿起着关键控制作用,前人研究发现锆石的 Ce^{4+}/Ce^{3+} 、 Ce/Ce^* 、 Eu/Eu^* 、 Ce/Nd 等特征可以很好地揭示以上这些信息(Ballard et al., 2002; Chelle-Michou et al., 2014; Zhong et al., 2019),这为从锆石角度识别岩体成矿能力奠定了理

论基础。

随着研究的深入,人们发现许多地球化学指标并不具有普适性(Loader et al., 2017; Chiaradia, 2020),这限制了基于锆石成分建立的找矿勘查方法的应用,也引发了关于矿床成因的争论(Du et al., 2020; Lee et al., 2020; Massimo et al., 2022)。以斑岩 Cu 矿床为例,锆石的 Ce^{4+}/Ce^{3+} 、 Ce/Ce^* 和 Ce/Nd 与岩浆氧逸度具有正相关性。由于斑岩 Cu 矿床通常被认为与高氧逸度岩浆有关,因而绝大多数研究认为这些比值越高,越有利于形成斑岩 Cu 矿化(Ballard et al., 2002; Chelle-Michou et al., 2014)。然而,近年来发现的一些还原型斑岩 Cu 矿床表明,成矿岩体有时也可以具有较低的氧逸度(Cao et al., 2014; Zhong et al., 2019; 申萍等, 2020),这导致在运用这些比值识别还原型斑岩 Cu 矿时会造成误判。此外,在以往研究中,前人大都是根据对成矿岩体的“已知认识”从而提出成矿岩体的判别方法,但考虑到成矿过程的复杂性,许多反映岩浆成矿能力的地球化学信息可能均尚未被揭露。换句话说,许多锆石微量元素与岩浆成矿能力之间可能存在着密切联系,对找矿勘查和认识矿床成因同样具有指示意义,但是由于在传统研究中没有发现这些内在联系,致使目前地球化学数据库中大量可以指示岩浆成矿能力的信息被忽视。此外,仅基于少数岩浆特征建立的地球化学勘查方法也容易受到其他因素干扰,引发误判。因此,为了更准确的识别花岗岩成矿潜力,需要借助新方法,挖掘一些在以往研究中可能被忽视的地球化学信息,提高成矿岩体识别时的准确性。

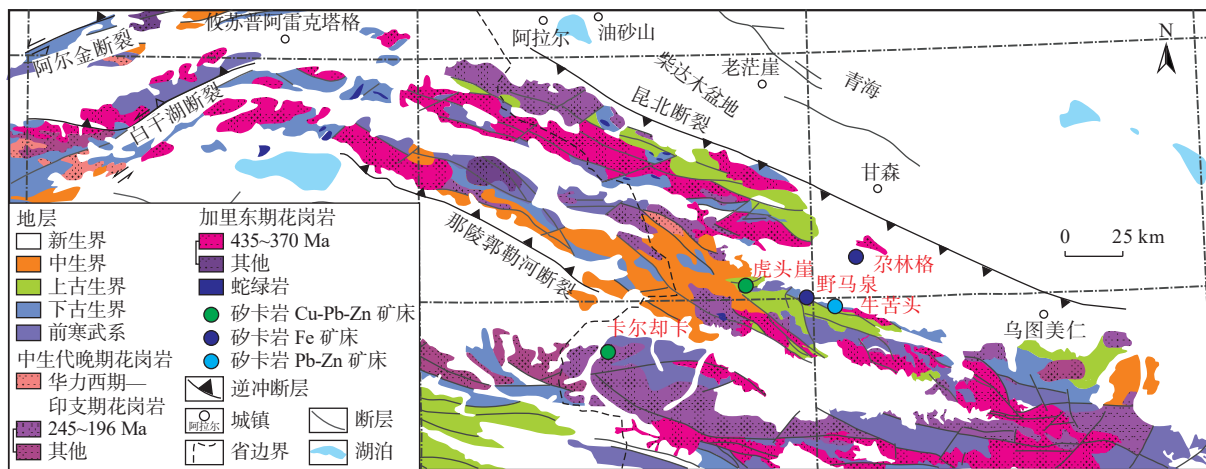
为此,笔者以东昆仑祁漫塔格成矿带为例,借助大数据和机器学习方法,通过对来自该成矿带斑岩-矽卡岩 Cu-Fe-Pb-Zn 矿床成矿岩体和全球非成矿岩体的锆石数据开展机器学习训练,挖掘一些新的能够反映岩浆成矿能力的地球化学指标。在此基础上,笔者构建了一系列基于机器学习的岩浆成矿潜力地球化学判别图解。将研究结果应用于东昆仑祁漫塔格地区找矿勘查,将有助于提高成矿预测准确性和找矿效率,降低人力、物力成本,从而更好的服务新一轮找矿突破战略行动。

1 区域背景

东昆仑造山带是位于青藏高原北部的一条巨型构造岩浆岩带,其东西长约为 1 500 km,可以与冈底斯

山脉相媲美(Zhong et al., 2018a; Zhong et al., 2021a)。该造山带北起柴达木盆地南缘,南至巴颜喀拉-松潘甘孜板块,东起秦岭-大别造山带,西至阿尔金造山带,并以乌图美仁乡为界大致可以分为东西两段(钟世华, 2018)。东昆仑造山带经历了 4 个造山旋回,分别是前寒武纪、早古生代、晚古生代—早中生代和晚中生代—新生代旋回(Yu et al., 2020; Zhong et al., 2021b)。这些构造旋回记录了原特提斯洋、古特提斯洋以及新特提斯洋的形成、扩张和消亡过程(Zhong et al., 2021a)。除晚中生代—新生代旋回外,其他各个造山旋回都伴随着大量的岩浆活动,其中以晚古生代和早中生代(特别是三叠纪)的岩浆活动最为强烈(Zhong et al., 2021a)。祁漫塔格成矿带位于东昆仑造山带的东段,东西长约 550 km,东起乌图美仁乡一带,西至阿尔金断裂,北与柴达木盆地相邻,西南与库木库里盆地相接(Zhong et al., 2018b)。祁漫塔格成矿带岩浆-构造活动频繁,成矿地质条件优越,是中国三叠纪金属矿产最重要的分布区之一(毛景文等, 2012; 钟世华等, 2017a, 2017b, 2017c)。

祁漫塔格地区出露地层时代跨度大、分布零散,且大都经历了不同程度的后期改造(钟世华等, 2017b)(图 1)。研究表明,中元古界长城系小庙组和狼牙山组、奥陶系滩间山群以及石炭系绥德苏组和大干沟组与区域上矽卡岩矿化关系密切,是主要的赋矿地层(丰成友等, 2010; 2011; 高永宝, 2013)。长城系小庙组主要为片岩和大理岩等,与区域上钨锡矿化关系密切(高永宝等, 2012); 蓟县系狼牙山组主要由碎屑岩及碳酸盐岩组成,夹少量火山岩(Zhong et al., 2017; Zhong et al., 2018b); 滩间山群又被称为祁漫塔格群,为一套海相火山-沉积组合(张晓飞等, 2012); 大干沟组和绥德苏组岩性较为类似,均是一套主要由灰岩组成的碎屑岩-碳酸盐建造(丰成友等, 2012)。区内构造活动强烈,褶皱以轴向 NWW 向的复式背向斜构造为主, NWW、NW 和近 EW 向断裂组成了主体构造骨架; 不同级别和序次的断裂构造交汇聚合部位,往往是成岩成矿的有利部位,而 NE 和 SN 向断裂大多为成矿后构造(钟世华等, 2017c)。祁漫塔格地区岩浆岩分布十分广泛,时代横跨前寒武纪到早中生代,岩性复杂多样,但以志留纪—泥盆纪(435~370 Ma)和中晚三叠世—早侏罗世花岗岩(245~196 Ma)最为发育(Zhong et al., 2021b),主要形成于该地区早古生代旋回和晚生代—早中生代旋回的(后)碰撞阶段(Zhong



图中显示了文中使用的 4 个矿床位置分布；哈日扎斑岩 Cu 矿床位于图符的右侧(N35°50', E98°30'), 未在图中显示出来

图 1 祁漫塔格地质图(据 Zhong et al., 2021b 修改)

Fig. 1 Geological map of Qimantagh

et al., 2021a)。基性-超基性岩仅在该地区呈零星分布，以辉绿岩脉最为常见(钟世华等, 2017b)。

祁漫塔格成矿带是近几年查明的有较大找矿远景的斑岩-矽卡岩型 Cu-Mo-Fe-Pb-Zn 多金属成矿带(毛景文等, 2012)，代表性矿床有维宝、尕林格、虎头崖、野马泉、卡尔却卡、四角羊和肯德可克等。来自辉钼矿 Re-Os 和热液白云母 Ar-Ar 等的定年结果证实，这些矿床的形成大都与三叠纪花岗岩类岩体的就位有关(丰成友等, 2011; 田承盛等, 2013; 于森等, 2015; 姚磊等, 2015; Xia et al., 2015)。不过，近年来随着勘查和研究工作的深入，在祁漫塔格许多 Cu-Fe-Pb-Zn 多金属矿区发现含矿化的泥盆纪花岗岩，证实在该地区存在两期斑岩-矽卡岩多金属矿化(Zhong et al., 2021a)。除这些与花岗岩类有关的矿床外，与基性-超基性岩有关的铜镍硫化物矿床是该地区另一种重要的矿床类型，以夏日哈木超大型铜镍硫化物矿床为代表(Liu et al., 2018)。

2 数据收集和处理

2.1 数据收集

文中使用的成矿岩体锆石数据均来自祁漫塔格成矿带斑岩-矽卡岩矿床，包括矽卡岩 Cu-Pb-Zn 矿床、矽卡岩 Fe 矿床、矽卡岩 Pb-Zn 矿床以及斑岩 Cu 矿床。祁漫塔格成矿带虽然发育许多斑岩 Mo 矿床，这是目前尚未有来自这些矿床的锆石数据。此外，笔者也没有考虑来自白干湖等 W-Sn 矿床的锆石数据，一方面

是由于来自这类矿床的锆石数据也很少，另一方面是由于 W-Sn 矿床的成因与 Cu-Fe-Pb-Zn 矿床有较大区别，成矿岩体的许多地球化学特征(如氧逸度)显著不同(另文讨论)。对于非成矿岩体的锆石数据，笔者则使用 Zou 等(2022)汇编的数据库。使用这一数据库的好处是，它包含了国内外的非成矿岩体锆石数据，因此将使结果更具有代表性。具体的锆石数据来源见表 1。

2.2 特征值选取和数据清洗

对每一条锆石数据，笔者收集了 21 种特征用于后续机器学习训练，包括 15 种稀土元素(La、Ce、Pr、Nd、Sm、Eu、Gd、Tb、Dy、Ho、Er、Tm、Yb、Lu 和 Y)、Ti、Hf、Th、U 以及 Eu/Eu^* 和 Ce/Ce^* 。其中， $Eu/Eu^* = Eu_N / \sqrt{Sm_N \times Gd_N}$ (下标 N 代表球粒陨石均一化)， Ce/Ce^* 则根据 Zhong 等(2019)提出的方法计算获得。选择这些元素用于机器学习模型训练，是因为这些特征在文献中几乎均有报道，从而确保文中可以充分利用文献中已发表的数据。由于使用含有缺失特征的数据会导致机器学习训练结果出现偏差(Chawla, 2002)，必须确保用于机器学习训练的数据库中每条训练数据均报道了上面提及的 21 种特征。为了避免引入新的误差，除稀土元素外，含有缺失值的数据需要删除；对缺失部分稀土元素的数据，文中将采用文献中的通用做法进行处理，即缺失的稀土元素可由其相邻的 2 个稀土元素经内插法获得。此外，许多轻稀土富集的锆石是由于包裹体混染等导致的，文中使用 Zou 等(2022)提出的 $La < 0.1 \times 10^{-6}$ 筛选出干净的岩浆

表1 文中使用的锆石微量元素数据来源统计表

Tab. 1 Data sources of zircon trace elements used in this study

序号	矿床/地名	矿床类型	数据量	参考文献
1	祁漫塔格虎头崖	矽卡岩Cu-Pb-Zn矿床	26	Zhong et al., 2021b
2	祁漫塔格卡尔却卡	矽卡岩Cu-Pb-Zn矿床	76	
3	祁漫塔格野马泉	矽卡岩Fe矿床	173	
4	祁漫塔格尕林格	矽卡岩Fe矿床	19	
5	祁漫塔格牛苦头	矽卡岩Pb-Zn矿床	40	
6	祁漫塔格哈日扎	斑岩Cu矿床	9	
7	中国西藏	—	84	Zhao et al., 2015 Dai et al., 2015 Huang et al., 2017a Huang et al., 2017b Xie et al., 2018 Zhou et al., 2017
8	中国广东	—	77	Gao et al., 2016
9	中国新疆	—	10	Tang et al., 2017
10	中国湖南	—	96	Gao et al., 2017
11	芬兰东南部	—	14	Heinonen et al., 2017
12	中国浙江	—	35	Hu et al., 2017
13	中国云南	—	36	Zhang et al., 2022
14	加拿大布拉多	—	1	Vezinet et al., 2018
15	中国山东	—	22	Wang et al., 2019
16	美国阿拉斯加州	—	5	Kay et al., 2019

锆石数据。文中共收集了 723 条锆石微量元素数据, 其中包括 343 条来自成矿岩体的锆石数据和 380 条来自非成矿岩体的锆石数据。

笔者汇编了锆石微量元素数据库的统计学特征(表2, 图2)。来自成矿岩体的锆石 Ti 含量变化范围大, 为 $0.02 \times 10^{-6} \sim 41\,919.34 \times 10^{-6}$; La、Ce、Pr 含量变化范围小, 分别为 $0.01 \times 10^{-6} \sim 0.10 \times 10^{-6}$ 、 $2.12 \times 10^{-6} \sim 60.09 \times 10^{-6}$ 和 $0.01 \times 10^{-6} \sim 1.16 \times 10^{-6}$; Nd 和 Sm 含量变化范围也较小, 分别为 $0.13 \times 10^{-6} \sim 14.04 \times 10^{-6}$ 和 $0.25 \times 10^{-6} \sim 25.14 \times 10^{-6}$ 。来自成矿岩体的锆石 Eu 含量变化也较小, 为 $0.02 \times 10^{-6} \sim 7.44 \times 10^{-6}$ 。成矿岩体的锆石的重稀土元素变化范围普遍较大, 通常跨越 2 个数量级。其中, Gd 值为 $1.37 \times 10^{-6} \sim 238.00 \times 10^{-6}$, Tb 值为 $1.93 \times 10^{-6} \sim 114.74 \times 10^{-6}$, Dy 值为 $0.63 \times 10^{-6} \sim 34.61 \times 10^{-6}$, Ho 值为 $10.47 \times 10^{-6} \sim 403.30 \times 10^{-6}$, Er 值为 $4.40 \times 10^{-6} \sim 147.61 \times 10^{-6}$, Tm 值为 $24.00 \times 10^{-6} \sim 702.98 \times 10^{-6}$, Yb 值为 $5.53 \times 10^{-6} \sim 146.39 \times 10^{-6}$, Lu 值为 $60.20 \times 10^{-6} \sim 1\,317.17 \times 10^{-6}$, Y 值为 $15.21 \times 10^{-6} \sim 279.95 \times 10^{-6}$ 。相对于稀土元素, 成矿岩体的锆石 Hf、U、Th 变化范围也较大, 分别为 $6\,422.50 \times 10^{-6} \sim 13\,873.25 \times 10^{-6}$, $56.35 \times 10^{-6} \sim 2\,249.59 \times 10^{-6}$ 以及 $17.93 \times 10^{-6} \sim 1\,716.13 \times 10^{-6}$; Eu/Eu* 值为 $0.03 \sim 0.77$, Ce/Ce*

值为 $57.52 \sim 6\,997.36$ 。

与成矿岩体的锆石相比, 来自非成矿岩体的锆石 Ti 含量明显减小, 平均值为 17.02×10^{-6} 。La 含量平均值为 0.04×10^{-6} , 与成矿岩体的锆石相比略低; Ce 和 Eu 含量与成矿岩体的锆石相似, 平均值为 19.31×10^{-6} 和 0.95×10^{-6} ; Pr、Nd、Sm 等 3 种轻稀土元素含量较成矿岩体的锆石高(表2), 其平均值分别为 0.15×10^{-6} 、 2.55×10^{-6} 和 5.36×10^{-6} 。非成矿岩体的锆石的 Gd、Tb 含量较成矿岩体的锆石小, 其平均值分别为 29.39×10^{-6} 和 10.30×10^{-6} ; Dy、Ho、Er、Tm、Yb、Lu、Y 含量与成矿岩体的锆石有明显差异, 平均值分别 126.92×10^{-6} 、 48.02×10^{-6} 、 218.29×10^{-6} 、 47.57×10^{-6} 、 468.36×10^{-6} 、 84.07×10^{-6} 和 $1\,429.95 \times 10^{-6}$ 。来自非成矿岩体的锆石的 Hf、Th、U 含量与成矿岩体的锆石较为相近, 其平均值为 $11\,348.72 \times 10^{-6}$ 、 465.07×10^{-6} 、 284.17×10^{-6} ; 与 Eu、Ce 特征一致, 非成矿岩体的锆石 Eu/Eu* 和 Ce/Ce* 含量明显低于成矿岩体的锆石(表2)。综上所述, 成矿岩体和非成矿岩体的锆石微量元素在分布范围上虽然存在不同程度的重合, 但是也表现出不同的变化趋势, 从而表明利用这些元素开展花岗岩成矿潜力评价在理论上是可行的。

表 2 两种类型锆石的成分特征统计表(10⁻⁶)

Tab. 2 The compositional characteristics of the two types of zircon compiled in this paper (10⁻⁶)

元素	成矿岩体			非成矿岩体		
	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值
Ti	41 919.34	0.02	129.17	801.34	0.12	17.02
La	0.10	0.01	0.02	0.06	0.09	0.04
Ce	60.09	2.12	11.61	31.20	18.20	19.31
Pr	1.16	0.01	0.10	0.08	0.06	0.15
Nd	14.04	0.13	1.58	1.43	0.90	2.55
Sm	25.14	0.25	3.29	4.24	1.04	5.36
Eu	7.44	0.02	0.76	1.05	0.16	0.95
Gd	238.00	1.37	25.70	32.65	5.51	29.39
Tb	114.74	1.93	19.27	13.49	1.91	10.30
Dy	34.61	0.63	6.75	213.23	24.38	126.92
Ho	403.30	10.47	86.96	84.36	9.02	48.02
Er	147.61	4.40	33.97	453.77	40.07	218.29
Tm	702.98	24.00	171.49	115.45	10.70	47.57
Yb	146.39	5.53	36.47	1 288.35	137.62	468.36
Lu	1 317.17	60.20	344.94	235.22	14.88	84.07
Y	279.95	15.21	74.70	2 616.15	280.97	1 429.95
Hf	13 873.25	6 422.50	10 034.54	16 386.39	6 657.03	11 348.72
U	2 249.59	56.35	349.53	251.61	53.03	465.07
Th	1 716.13	17.93	199.67	201.05	41.09	284.17
Eu/Eu*	0.77	0.03	0.42	0.21	0.14	0.20
Ce/Ce*	6 997.36	57.52	1 263.89	1 589.33	608.91	864.35

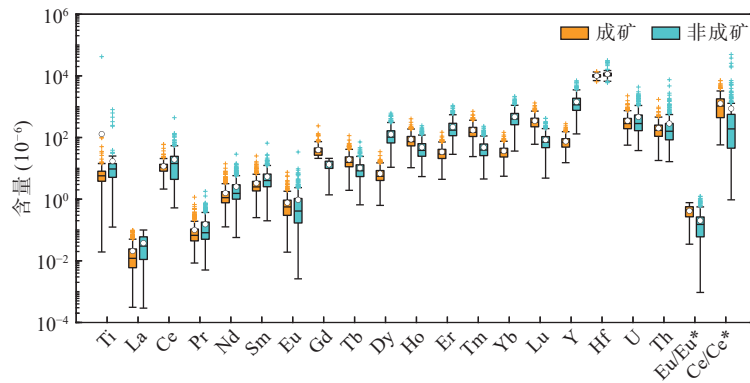


图 2 文中用于训练的两类型锆石的 21 种特征箱状图

Fig. 2 Box illustrations of the 21 features of the two types of zircon used for training in this paper

3 基于机器学习的决策边界图解构建

机器学习模型目前已被广泛用于解决地球科学中的分类问题(Bergen et al., 2019)。在这些方法中,支持向量机(Support Vector Machine, 简称 SVM)是当前使用最多、最有效的方法之一(Petrelli et al., 2016; Petrelli et al., 2020)。支持向量机是由 Vapnik 等人于 1995 年提出(Cortes et al., 1995),原理是寻找

一个满足分类要求的最优分类超平面,使得该超平面在保证分类精度的同时,能够使超平面两侧的空白区域最大化(顾亚祥等, 2011)。支持向量机是通过最大化分类超平面到最近样本点的距离来选择决策边界(图 3)。相对于其他机器学习模型(如神经网络),支持向量机不需要对数据进行复杂的特征转换和处理,这使得我们的模型变得更加简单和高效。此外,支持向量机即使在样本较少的情况下,也能取得较好的分类效果,这使得支持向量机在面

临小样本场景时成为一种有吸引力的选择(程学旗等, 2014)。

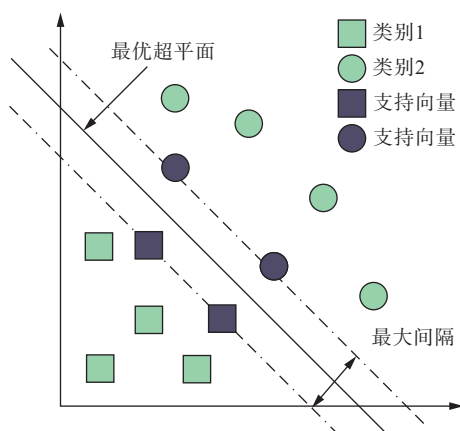


图3 支持向量机模型原理图

Fig. 3 Support Vector Machine model schematic

根据排列组合规则可知,选择21个锆石特征中任意两个作为端元,共可以构建210个二元图解。不难预测,大部分图解将无法有效区分成矿岩体和非成矿岩体,因此无需对所有二元图解的决策边界进行计算(王瑀等, 2022)。为此,笔者首先利用支持向量机算法和全部21个锆石特征,训练得到一个基于21个锆石特征的支持向量机模型;然后,利用机器学习解释性算法——SHAP (SHapley Additive exPlanations),获得对分类结果影响最大的5个特征;最后,再以它们中任意2个特征作为端元计算二元图解的决策边界即可。SHAP模型由Lundberg等于2017年提出,其主要思想来自于组合博弈论中的Shapley值,用于解

决机器学习的“黑匣子”问题。SHAP方法以SHAP值来计算各个特征重要性以及对预测结果的贡献。

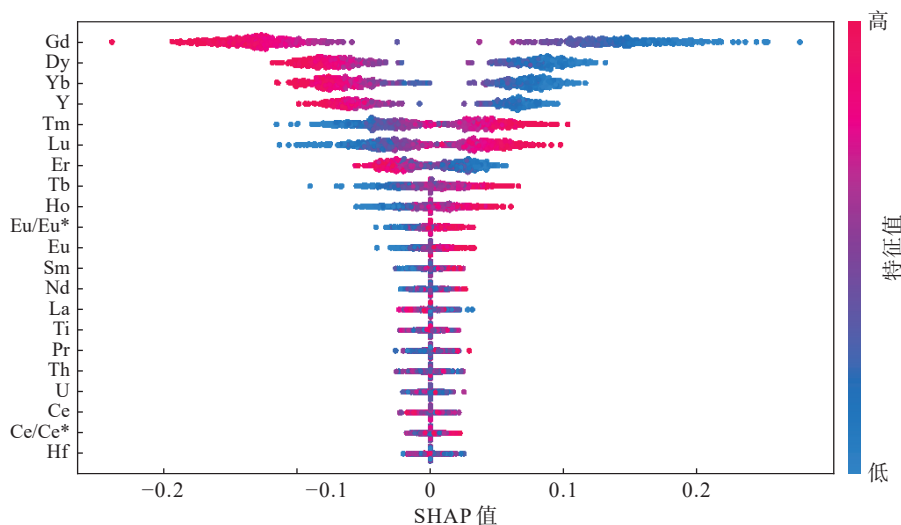
为定量评估模型的表现,训练前笔者将数据集拆分为训练集和测试集,并确保每个数据集中各类别的数据比例相同,这样可以使模型在训练和测试过程中对各个类别的样本都有足够的学习和评估机会,避免类别不平衡导致的偏差(Zhong et al., 2023b)。具体地,文中将数据集($n=723$)按8:2的比例随机分为训练集($n=578$)和测试集($n=145$)。训练过程中,对训练集采用5倍交叉验证评估模型表现,并根据模型得分寻找最优参数。最后,利用模型表现最优时的参数,计算获得测试集的准确率,用于评估模型的最终表现。

4 研究结果

4.1 SHAP 值特征

图4展示了将21个锆石特征全部作为训练输入特征时,得到的支持向量机模型的SHAP值结果。某一特征在图中的位置越靠上,表示该特征对输出结果的影响越大。可以看出,利用支持向量机模型识别来自成矿岩体和非成矿岩体的锆石时,对输出结果影响最大的5个特征是Gd、Dy、Yb、Y和Tm,其次是Lu、Er、Tb、Ho和Eu/Eu^{*}。相比于以上10个元素,Eu、Sm、Nd、La、Ti和Pr对输出结果的影响程度较低,而对成矿潜力判别最不重要的5个元素是Th、U、Ce、Ce/Ce^{*}和Hf。

在图4中还可以看出各个特征对模型预测的影



图中点表示每条数据的SHAP值,颜色代表特征的值

图4 支持向量机模型的SHAP值图

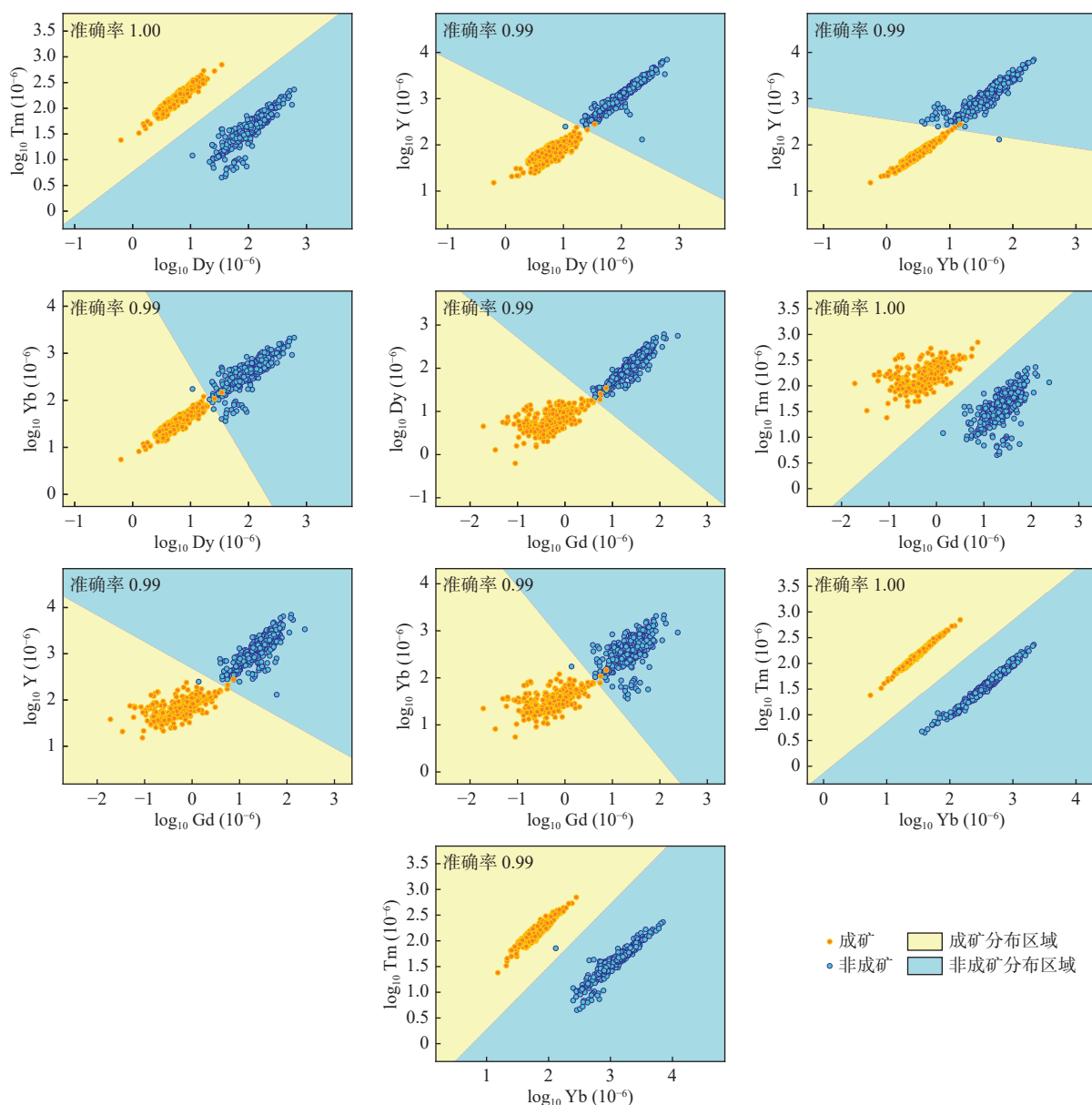
Fig. 4 SVM method based SHAP plot

响。对于每一个特征,颜色越红,代表特征值越大,颜色越蓝,代表特征值越小。此外,SHAP 值为正,意味着该特征变量对模型的预测值有一个正向的影响,即该特征变量越有可能导致被预测成为成矿岩体;SHAP 值为负,意味着该特征变量对模型的预测值有一个负向的影响,即该特征变量越有可能导致被预测成为非成矿岩体。不难发现,Gd、Dy、Yb、Y 和 Er 表现出类似的规律,均是值越低,越有可能导致预测结果是成矿岩体。Tm 则正好与之相反,表现为值越高,

越有可能导致预测结果是非成矿岩体。Lu、Tb、Ho、Eu/Eu* 和 Eu 表现出与 Tm 类似的特征。其余元素(如 Hf),其 SHAP 值集中在 0 附近,意味着其对结果没有明显的影响。

4.2 二元图解构建

Gd、Dy、Yb、Y 和 Tm 对支持向量机训练模型的输出结果影响最大,因此文中使用以上 5 个锆石特征进行了二元图解构建。选择 5 个特征中任意 2 个作为端元,共可构建 10 个二元图解,结果见图 5。在图 5



图中决策边界由支持向量机模型确定

图 5 根据锆石成分构建的成矿岩体和非成矿岩体的二元判别图解

Fig. 5 Binary discriminant diagrams solution constructed based on the Support Vector Machine method obtained by training in this paper

中,不但显示了计算获得的支持向量机模型的决策边界及对应的准确率,还显示文中汇编的(亦即训练使用的)所有锆石数据。可以看出,10个二元图解在区分成矿岩体和非成矿岩体时的准确率均很高,为0.99~1。此外,视觉审查也可以发现,在每一个二元图解中,来自成矿岩体和非成矿岩体的锆石几乎均很好的落入了决策边界两侧对应的区域。

此外,从10个二元图解可以看出,来自成矿岩体的锆石通常表现为Gd、Dy、Yb和Y值比较低,而Tm值则比较高;来自成矿岩体的锆石则正好与之相反,它们的Tm趋向于低值而其余4个特征趋向于高值。这些规律与SHAP值的结果是完全一致的(图4)。以上这些结果共同表明,文中构建的10个二元图解能够有效地区分来自成矿岩体和非成矿岩体的锆石。

5 讨论

5.1 与以往方法对比

文中利用支持向量机模型,选取Gd、Dy、Yb、Y和Tm等5个锆石微量元素特征构建了10个用来识别成矿岩体和非成矿岩体的决策边界图(即二元判别图解)。综合模型的准确率(0.99~1)和决策边界图的视觉审查,可以看出10个二元图解可以很好的将成矿岩体和非成矿岩体区分开来。为了进一步证明文中新提出的二元图解有效,图6展示了来自祁漫塔格成矿带成矿岩体和非成矿岩体的锆石在以往提出的锆石Eu/Eu*~Ce/Ce*图解上的分布情况。可以看出,

尽管总体上成矿岩体呈现出更高的锆石Eu/Eu*和Ce/Ce*含量,但是成矿岩体和非成矿岩体锆石的成分范围存在明显重叠,显示传统方法难以有效区分祁漫塔格成矿带斑岩系统的成矿岩体和非成矿岩体。

然而,以上获得的决策边界图的准确率可能被高估,这在许多研究中已被提及(韩亚楠等, 2022; Nathwani et al., 2022)。这是由于在模型训练时,笔者通常会随机抽取数据库的一部分数据用于训练,而将剩余的数据用于测试。然而,这些用于测试的数据与训练数据必然存在一部分来自相同数据源,从而导致基于测试集获得的模型评价指标得分明显偏高。为了真实反映机器学习模型的准确率,文中引入独立验证,即用在训练数据库中未涉及的36条来自祁漫塔格斑岩Cu矿的锆石数据进一步检验新提出的10个二元判别图解。从图7中可以明显看出,这些锆石数据全部落入了10个二元图解的成矿岩体区域。该结果进一步证明文中构建的10个二元判别图解在成矿潜力预测时具有良好的稳定性和有效性。

5.2 存在问题和展望

文中研究结果表明,充分利用好锆石大数据和机器学习,将可以为祁漫塔格成矿带与花岗岩类有关矿床的找矿勘查提供理论指导,大大减少传统找矿勘查的人力、物力和时间成本,提高找矿效率。这对运用其他副矿物成分开展花岗岩成矿潜力评价、指导找矿勘查也具有重要指导意义。不过,在应用文中提出的锆石二元判别图解时,为了获得可靠的分类结果,需要注意其应用的范围和前提条件。此外,当前的研究仍存在一些不足,为了进一步提高判别图解的准确性,并充分挖掘锆石在花岗岩成矿潜力判别中的作用,未来还需要在多个方面加强研究。

(1)需要加强对热液、变质和岩浆成因锆石的研究。只有岩浆成因的锆石才能用于判别花岗岩成矿潜力。一些来自热液矿床的锆石可能遭受了热液或变质事件的影响,导致许多锆石事实上并不能用于花岗岩成矿潜力评价。然而,如何区分岩浆锆石、热液锆石和变质锆石还存在很大的争议。此外,即便对于岩浆成因锆石,由于包裹体的存在,也会导致分析获得的锆石数据存在异常。如果将文中提出的二元判别图解用于非岩浆成因或受包裹体混染的锆石,可能会导致严重的误判。因此,在未来的研究中,为了提高对成矿岩体判别的准确性,需要进一步加强对热液、变质和岩浆成因锆石特征的研究。

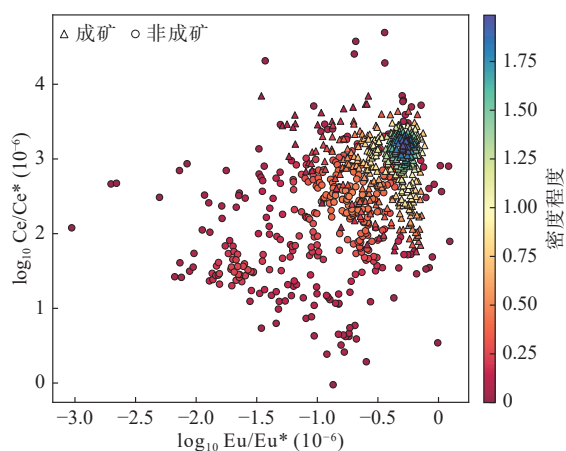


图6 祁漫塔格成矿带成矿岩体和非成矿岩体的锆石Eu/Eu*~Ce/Ce*图解

Fig. 6 Zircon Eu/Eu* vs. Ce/Ce* diagram from mineralized and barren rocks from the Qimantagh metallogenic belt

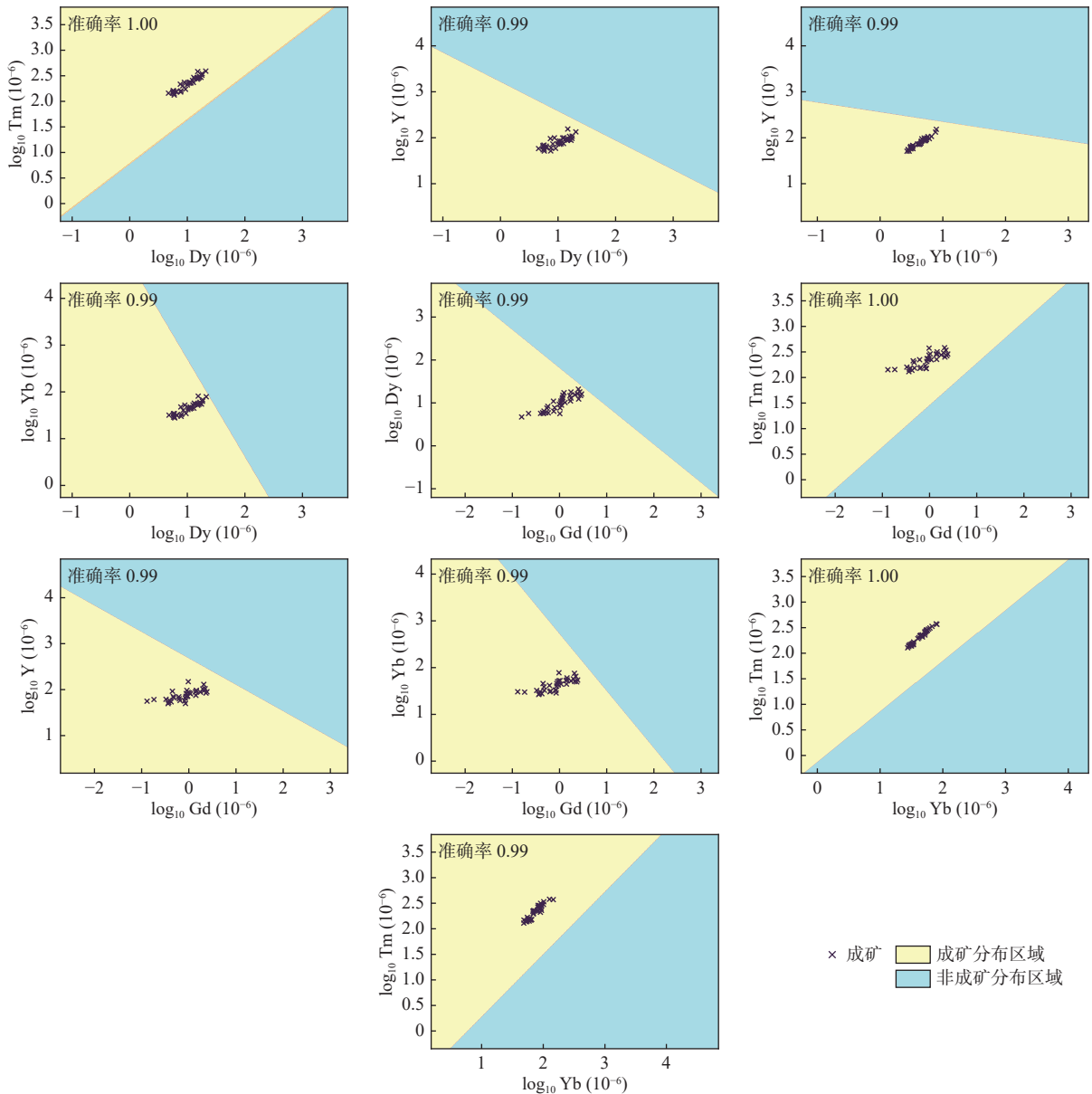


图7 外部独立验证数据在二元判别图解上的表现(数据来源于 Zhong et al., 2021b)

Fig. 7 Performance of external independent validation datas on binary discriminant diagrams solutions

(2)需要加强对来自更多矿床类型以及祁漫塔格以外地区成矿花岗岩中锆石的研究。文中所搜集的成矿岩体锆石数据全部来自东昆仑祁漫塔格地区,通过笔者的训练结果可以看到,新提出的二元判别图解在应用于祁漫塔格地区时表现优异。但是,机器学习方法依赖于可靠的、充分的训练数据,笔者所收集的数据来源较单一,并且数据量有限,这些因素都可能会影响模型的性能和可靠性。因此,文中获得的二元图解主要适用于祁漫塔格成矿带及其周边地区斑岩-矽卡岩 Cu-Fe-Pb-Zn 矿床的找矿勘查,不能应用于其他类型矿床的成矿岩体识别(如矽卡岩 W-Sn 矿)。

此外,若将这些图解应用于其他地区花岗岩成矿潜力评价时需要谨慎,必须结合其他地质、地球物理和地球化学资料综合评判。在未来的研究中,为了提高基于机器学习方法建立的二元图解的应用范围,需要充分收集来自其他地区以及其他矿床类型的锆石数据,将其应用于机器学习模型训练。

(3)需要提醒的是不能单纯依靠一个图解就判断花岗岩能否成矿,而必须综合考虑所有二元图解。文中提出的 10 个二元判别图解可以正确的判别大部分花岗岩的成矿潜力,且独立验证结果进一步表明了这一结论。但是不能忽视的是,在自然界中,单一的地

球化学元素,极易受到外界干扰,所以使用单一的二元图解可能会导致误判。为降低误判风险,建议联合使用本文提出的10个二元判别图解,从而提高结果的准确性和可靠性。

6 结论

(1)利用汇编的来自祁漫塔格成矿带斑岩-矽卡岩Cu-Fe-Pb-Zn多金属矿床成矿岩体和全球非成矿岩体的锆石微量元素数据,借助支持向量机算法和机器学习解释性算法,挖掘能够反映岩浆成矿能力的锆石微量元素特征,并在此基础上构建花岗岩成矿潜力判别图解。

(2)模型训练结果显示,在21个常见的锆石微量元素特征中,Gd、Dy、Yb、Y、Tm等5种元素特征对识别岩浆成矿能力最为重要;在此基础上,文中新提出了10个基于锆石成分的二元判别图解,它们在识别成矿岩体和非成矿岩体时的准确率均接近1。

(3)研究表明,利用机器学习方法和地质大数据,可以挖掘传统研究方法难以发现的新的地球化学指标和图解,这对深入认识矿床成因、指导找矿勘查具有重要意义。

参考文献(References):

- 程学旗,靳小龙,王元卓,等.大数据系统和分析技术综述[J].*软件学报*,2014,25(9):1889-1908.
- CHENG Xueqi, JIN Xiaolong, WANG Yuanzhuo, et al. Survey on Big Data System and Analytic Technology[J]. *Journal of Software*, 2014, 25(9): 1889-1908.
- 丰成友,李东生,吴正寿,等.东昆仑祁漫塔格成矿带矿床类型、时空分布及多金属成矿作用[J].*西北地质*,2010,43(4):10-17.
- FENG Chengyou, LI Dongsheng, WU Zhengshou, et al. Major Types, Time-Space Distribution and Metallogenesis of Polymetallic Deposits in the Qimantage Metallogenic Belt, Eastern Kunlun Area[J]. *Northwestern Geology*, 2010, 43(4): 10-17.
- 丰成友,王松,李国臣,等.青海祁漫塔格中晚三叠世花岗岩:年代学、地球化学及成矿意义[J].*岩石学报*,2012,28(2):665-678.
- FENG Chengyou, WANG Song, LI Guochen, et al. Middle to Late Triassic granitoids in the Qimantage area, Qinghai Province, China: Chronology, geochemistry and metallogenic significances[J]. *Acta Petrologica Sinica*, 2012, 28(2): 665-678.
- 丰成友,王雪萍,舒晓峰,等.青海祁漫塔格虎头崖铅锌多金属矿区年代学研究及地质意义[J].*吉林大学学报(地球科学版)*,2011,41(6):1806-1817.
- FENG Chengyou, WANG Xueping, SHU Xiaofeng, et al. Isotopic Chronology of the Hutouya Skarn Lead-Zinc Polymetallic Ore District in Qimantage Area of Qinghai Province and Its Geological Significance[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2011, 41(6): 1806-1817.
- 高利娥,曾令森,严立龙,等.喜马拉雅淡色花岗岩——关键金属Sn-Cs-Tl的富集机制[J].*岩石学报*,2021,37(10):2923-2943.
- GAO Lie, ZENG Lingsen, YAN Lilong, et al. Enrichment mechanisms of Sn-Cs-Tl in the Himalaya leucogranite[J]. *Acta Petrologica Sinica*, 2021, 37(10): 2923-2943.
- 高永宝.东昆仑祁漫塔格地区中酸性侵入岩浆活动与成矿作用[D].西安:长安大学,2013.
- GAO Yongbao. The Intermediate-acid Intrusive Magmatism and Mineralization in Qimantag, East Kunlun Mountains[D]. Xi'an: Chang'an University, 2013.
- 高永宝,李文渊,李侃,等.东昆仑祁漫塔格白干湖-夏勒赛矿带成岩成矿时代及钨锡成矿作用[J].*西北地质*,2012,45(4):229-241.
- GAO Yongbao, LI Wenyuan, LI Kan, et al. Genesis and Chronology of Baiganhu-Jialesai W-Sn Mineralization Belt, Qimantage, East Kunlun Mountain, NW China[J]. *Northwestern Geology*, 2012, 45(4): 229-241.
- 顾亚祥,丁世飞.支持向量机研究进展[J].*计算机科学*,2011,38(2):14-17.
- GU Yaxiang, DING Shifei. Advances of Support Vector Machines (SVM)[J]. *Computer Science*, 2011, 38(2): 14-17.
- 韩亚楠,刘建伟,罗雄麟.连续学习研究进展[J].*计算机研究与发展*,2022,59(6):1213-1239.
- HAN Yanan, LIU Jianwei, LUO Xionglin. Research Progress of Continual Learning[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2022, 59(6): 1213-1239.
- 刘鹏,张德会,吴鸣谦,等.浅谈花岗岩浆热液的形成及成矿作用[J].*地质论评*,2020,66(3):699-719.
- LIU Peng, ZHANG Dehui, WU Mingqian, et al. Discussion on magma-hydrothermal formation and mineralization of granites[J]. *Geological Review*, 2020, 66(3): 699-719.
- 毛景文,周振华,丰成友,等.初论中国三叠纪大规模成矿作用及其动力学背景[J].*中国地质*,2012,39(6):1437-1471.
- MAO Jingwen, ZHOU Zhenhua, FENG Chengyou, et al. A preliminary study of the Triassic large-scale mineralization in China and its geodynamic setting[J]. *Geology in China*, 2012, 39(6): 1437-1471.
- 牛警徽,田福泉,邱敦方,等.山东旧店金矿床花岗岩类锆石U-Pb年龄及对招平断裂带南段岩浆活动规律的约束[J].地

- 质通报, 2023, 42(5): 813–827.
- NIU Jinghui, TIAN Fuquan, QIU Dunfang, et al. Zircon U-Pb age of granitoids in the Jiudian gold deposit, Shandong Province and its constraints on the magmatic activity patterns in the southern section of the Zhaoping fault[J]. *Geological Bulletin of China*, 2023, 42(5): 813–827.
- 申萍, 潘鸿迪. 中国还原性斑岩矿床研究进展及判别标志[J]. *岩石学报*, 2020, 36(4): 967–994.
- SHEN Ping, PAN Hongdi. Advances and its diagnostic criteria in the study of the reduced porphyry ore deposits in China[J]. *Acta Petrologica Sinica*, 2020, 36(4): 967–994.
- 田承盛, 丰成友, 李军红, 等. 青海它温查汉铁多金属矿床⁴⁰Ar-³⁹Ar年代学研究及意义[J]. *矿床地质*, 2013, 32(1): 169–176.
- TIAN Chengsheng, FENG Chengyou, LI Junhong, et al. ⁴⁰Ar-³⁹Ar geochronology of Tawenchahan Fe-polymetallic deposit in Qimantag Mountain of Qinghai Province and its geological implications[J]. *Mineral deposits*, 2013, 32(1): 169–176.
- 王孝磊. 花岗岩研究的若干新进展与主要科学问题[J]. *岩石学报*, 2017, 33(5): 1445–1458.
- WANG Xiaolei. Some new research progresses and main scientific problems of granitic rocks[J]. *Acta Petrologica Sinica*, 2017, 33(5): 1445–1458.
- 王瑀, 邱昆峰, 侯照亮, 等. 石英 Ti/Ge-P: 基于机器学习的矿床类型判别新图解[J]. *岩石学报*, 2022, 38(1): 281–290.
- WANG Yu, QIU Kuneng, HOU Zhaoliang, et al. Quartz Ti/Ge-P discrimination diagram: A machine learning based approach for deposit classification[J]. *Acta Petrologica Sinica*, 2022, 38(1): 281–290.
- 吴福元, 李献华, 杨进辉, 等. 花岗岩成因研究的若干问题[J]. *岩石学报*, 2007, 23(6): 1217–1238.
- WU Fuyuan, LI Xianhua, YANG Jinhui, et al. Discussions on the petrogenesis of granites[J]. *Acta Petrologica Sinica*, 2007, 23(6): 1217–1238.
- 姚磊, 吕志成, 于晓飞, 等. 青海祁漫塔格地区虎头崖矿床VI矿带花岗岩的成岩时代、地球化学特征和成因[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2015, 45(3): 743–758.
- YAO Lei, LV Zhicheng, YU Xiaofei, et al. Petrogenesis, Geochemistry and Zircon U-Pb Age of the Granite from No. VI Section of Hutouya Deposit, Qimantag Area, Qinghai Province, and Its Geological Significance[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2015, 45(3): 743–758.
- 于淼, 丰成友, 刘洪川, 等. 青海杂林格砂卡岩型铁矿金云母⁴⁰Ar-³⁹Ar年代学及成矿地质意义[J]. *地质学报*, 2015, 89(3): 510–521.
- YU Miao, FENG Chengyou, LIU Hongchuan, et al. ⁴⁰Ar-³⁹Ar Geochronology of the Galinge Large Skarn Iron Deposit in Qinghai Province and Geological Significance[J]. *Acta Geologica Sinica*, 2015, 89(3): 510–521.
- 张晓飞, 李智明, 陈博, 等. 东昆仑祁漫塔格地区滩间山群砂卡岩化成矿作用[J]. *西北地质*, 2012, 45(1): 40–47.
- ZHANG Xiaofei, LI Zhiming, CHEN Bo, et al. The Contribution of the Tanjianshan Group Stratum to Skarnization in Qimantag Region, Qinghai Province[J]. *Northwestern Geology*, 2012, 45(1): 40–47.
- 钟世华. 新疆维宝铜铅锌矿床成因研究[D]. 北京: 中国地质科学院, 2018.
- ZHONG Shihua. Genesis of the Weibao Cu-Pb-Zn deposit in Xinjiang, China[D]. Beijing: Chinese Academy of Geological Sciences, 2018.
- 钟世华, 丰成友, 李大新, 等. 新疆维宝砂卡岩铜铅锌矿床维西矿段矿物学特征[J]. *地质学报*, 2017a, 91(5): 1066–1082.
- ZHONG Shihua, FENG Chengyou, LI Daxin, et al. Mineralogical Characteristics of the Weixi Ore Block in the Weibao Skarn-type Copper-Lead-Zinc Deposit, Xinjiang[J]. *Acta Geologica Sinica*, 2017a, 91(5): 1066–1082.
- 钟世华, 丰成友, 李大新, 等. 新疆维宝多金属矿区辉绿岩脉SIMS年代学和地球化学[J]. *地质学报*, 2017b, 91(4): 762–775.
- ZHONG Shihua, FENG Chengyou, LI Daxin, et al. SIMS Chronology and Geochemistry of Diabase Dykes from the Weibao Polymetallic Orefield, Xinjiang[J]. *Acta Geologica Sinica*, 2017b, 91(4): 762–775.
- 钟世华, 丰成友, 任雅琼, 等. 新疆维宝砂卡岩铜铅锌矿床维西矿段成矿流体性质和来源[J]. *矿床地质*, 2017c, 36(2): 483–500.
- ZHONG Shihua, FENG Chengyou, REN Yaqiong, et al. Characteristics and sources of ore-forming fluid from Weixi ore block of Weibao skarn Cu-Pb-Zn deposit, Xinjiang[J]. *Mineral Deposits*, 2017c, 36(2): 483–500.
- Ballard J R, Palin M J, Campbell I H. Relative oxidation states of magmas inferred from Ce(IV)/Ce(III) in zircon: application to porphyry copper deposits of northern Chile[J]. *Contributions to Mineralogy and Petrology*, 2002, 144: 347–364.
- Bergen K J, Johnson P A, DeHoop M V, et al. Machine learning for data-driven discovery in solid Earth geoscience[J]. *Science*, 2019, 363: eaau0323.
- Cao M, Qin K, Li G, et al. Baogutu: An example of reduced porphyry Cu deposit in western Junggar[J]. *Ore Geology Reviews*, 2014, 56: 159–180.
- Chappell B, White A. Two contrasting granite types[J]. *Pacific geology*, 1974, 8: 173–174.
- Chawla N V, Bowyer K W, Hall L O, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2002, 16: 321–357.
- Chelle-Michou C, Chiaradia M, Ovtcharova M, et al. Zircon petro-

- chronology reveals the temporal link between porphyry systems and the magmatic evolution of their hidden plutonic roots (the Eocene Corocochuayco deposit, Peru)[J]. *Lithos*, 2014; 198–199.
- Chiaradia M. How Much Water in Basaltic Melts Parental to Porphyry Copper Deposits?[J]. *Frontiers in Earth Science*, 2020, 8: 138.
- Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20: 273–297.
- Dai J, Wang C, Zhu D, et al. Multi-stage volcanic activities and geodynamic evolution of the Lhasa terrane during the Cretaceous: Insights from the Xigaze forearc basin[J]. *Lithos*, 2015, 218: 127–140.
- Dempster T J, Jolivet M, Tubrett M N, et al. Magmatic zoning in apatite: a monitor of porosity and permeability change in granites[J]. *Contributions to Mineralogy and Petrology*, 2003, 145: 568–577.
- Dilles J H, Kent A J R, Wooden J L, et al. Zircon compositional evidence for sulfur-degassing from ore-forming arc magmas[J]. *Economic Geology and the Bulletin of the Society of Economic Geologists*, 2015, 110: 241–251.
- Du J, Audétat A. Early sulfide saturation is not detrimental to porphyry Cu-Au formation[J]. *Geology*, 2020, 48: 519–524.
- Gao P, Zheng Y F, Zhao Z F. Distinction between S-type and peraluminous I-type granites: Zircon versus whole-rock geochemistry[J]. *Lithos*, 2016, 258: 77–91.
- Gao P, Zheng Y F, Zhao Z F. Triassic granites in South China: A geochemical perspective on their characteristics, petrogenesis, and tectonic significance[J]. *Earth-Science Reviews*, 2017, 173: 266–294.
- Grimes C B, Wooden J L, Cheadle M J, et al. “Fingerprinting” tectono-magmatic provenance using trace elements in igneous zircon[J]. *Contributions to Mineralogy and Petrology*, 2015, 170: 1–26.
- Hanchar J M, Westrenen W V. Rare Earth Element Behavior in Zircon-Melt Systems[J]. *Elements*, 2007, 3: 37–42.
- Heinonen A P, Rämö O T, Mänttari I, et al. Zircon as a proxy for the magmatic evolution of Proterozoic ferroan granites; the Wiborg rapakivi granite batholith, SE Finland[J]. *Journal of Petrology*, 2017, 58: 2493–2517.
- Hu Q, Yu K, Liu Y, et al. The 131–134 Ma A-type granites from northern Zhejiang Province, South China: Implications for partial melting of the Neoproterozoic lower crust[J]. *Lithos*, 2017, 294: 39–52.
- Huang C, Zhao Z, Li G, et al. Leucogranites in Lhozag, southern Tibet: Implications for the tectonic evolution of the eastern Himalaya[J]. *Lithos*, 2017a, 294: 246–262.
- Huang X, Deng J, Wang W, et al. Impact of climate and elevation on snow cover using integrated remote sensing snow products in Tibetan Plateau[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017b, 190: 274–288.
- Kay S M, Jicha B R, Citron G L, et al. The calc-alkaline Hidden Bay and Kagalaska plutons and the construction of the central Aleutian oceanic arc crust[J]. *Journal of Petrology*, 2019, 60: 393–439.
- Lee C T A, Tang M. How to make porphyry copper deposits[J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2020, 529: 115868.
- Liu Y, Li W, Jia Q, et al. The Dynamic Sulfide Saturation Process and a Possible Slab Break-off Model for the Giant Xiarihamu Magmatic Nickel Ore Deposit in the East Kunlun Orogenic Belt, Northern Qinghai-Tibet Plateau, China[J]. *Economic Geology*, 2018, 113: 1383–1417.
- Loader M A, Wilkinson J J, Armstrong R N. The effect of titanite crystallisation on Eu and Ce anomalies in zircon and its implications for the assessment of porphyry Cu deposit fertility[J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2017, 472: 107–119.
- Massimo C, Luca C. Supergiant porphyry copper deposits are failed large eruptions[J]. *Communications Earth & Environment*, 2022, 3: 107.
- Nathwani C L, Wilkinson J J, Fry G, et al. Machine learning for geochemical exploration: classifying metallogenic fertility in arc magmas and insights into porphyry copper deposit formation[J]. *Mineralium Deposita*, 2022, 57: 1143–1166.
- Petrelli M, Caricchi L, Perugini D. Machine Learning Thermo - Barometry: Application to Clinopyroxene - Bearing Magmas[J]. *Journal of Geophysical Research:Solid Earth*, 2020, 125: e2020JB020130.
- Petrelli M, Perugini D. Solving petrological problems through machine learning: the study case of tectonic discrimination using geochemical and isotopic data[J]. *Contributions to Mineralogy and Petrology*, 2016, 171: 1–15.
- Pizarro H, Campos E, Bouzari F, et al. Porphyry indicator zircons (PIZs): Application to exploration of porphyry copper deposits[J]. *Ore Geology Reviews*, 2020, 126: 103771.
- Richards J P, Sengor A M C L. Did Paleo-Tethyan anoxia kill arc magma fertility for porphyry copper formation?[J]. *Geology*, 2017, 45: 7.
- Shuml Yansky L, Belousova E, Petrenko O. Geochemistry of zircons from basic rocks of the Korosten anorthosite-mangerite-charnockite-granite complex, north-western region of the Ukrainian Shield[J]. *Mineralogy and Petrology*, 2017, 111: 459–466.
- Tang G J, Chung S L, Hawkesworth C J, et al. Short episodes of crust generation during protracted accretionary processes: Evidence from Central Asian Orogenic Belt, NW China[J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2017, 464: 142–154.

- Vezinet A, Pearson D G, Thomassot E, et al. Hydrothermally-altered mafic crust as source for early Earth TTG: Pb/Hf/O isotope and trace element evidence in zircon from TTG of the Eoarchean Saglek Block, N. Labrador[J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2018, 503: 95–107.
- Wade C, Payne J, Barovich K, et al. Zircon trace element geochemistry as an indicator of magma fertility in iron oxide copper-gold provinces[J]. *Economic Geology*, 2022, 117: 703–718.
- Wang S, Li X, Schertl H P, et al. Petrogenesis of early cretaceous andesite dykes in the Sulu orogenic belt, eastern China[J]. *Mineralogy and Petrology*, 2019, 113: 77–97.
- Xia R, Wang C, Qing M, et al. Molybdenite Re–Os, zircon U–Pb dating and Hf isotopic analysis of the Shuangqing Fe–Pb–Zn–Cu skarn deposit, East Kunlun Mountains, Qinghai Province, China[J]. *Ore Geology Reviews*, 2015, 66: 114–131.
- Xie F, Tang J, Lang X, et al. The different sources and petrogenesis of Jurassic intrusive rocks in the southern Lhasa subterranean, Tibet: Evidence from the trace element compositions of zircon, apatite, and titanite[J]. *Lithos*, 2018, 314: 447–462.
- Yu M, Dick J M, Feng C, et al. The tectonic evolution of the East Kunlun Orogen, northern Tibetan Plateau: A critical review with an integrated geodynamic model[J]. *Journal of Asian Earth Sciences*, 2020, 191: 104168.
- Zhang Q, Wang Q, Li G, et al. Crucial control on magmatic-hydrothermal Sn deposit in the Tengchong block, SW China: Evidence from magma differentiation and zircon geochemistry[J]. *Geoscience Frontiers*, 2022, 13: 101401.
- Zhao S Q, Tan J, Wei J H, et al. Late Triassic Batang Group arc volcanic rocks in the northeastern margin of Qiangtang terrane, northern Tibet: partial melting of juvenile crust and implications for Paleo-Tethys ocean subduction[J]. *International Journal of Earth Sciences*, 2015, 104: 369–387.
- Zhong S, Feng C, Seltmann R, et al. Sources of fluids and metals and evolution models of skarn deposits in the Qimantagh metallogenic belt: A case study from the Weibao deposit, East Kunlun Mountains, northern Tibetan Plateau[J]. *Ore Geology Reviews*, 2018b, 93: 19–37.
- Zhong S, Feng C, Seltmann R, et al. Geochemical contrasts between Late Triassic ore-bearing and barren intrusions in the Weibao Cu–Pb–Zn deposit, East Kunlun Mountains, NW China: constraints from accessory minerals (zircon and apatite)[J]. *Mineralium Deposita*, 2018a, 53: 855–870.
- Zhong S, Li S, Feng C, et al. Geochronology and geochemistry of mineralized and barren intrusive rocks in the Yemaquan polymetallic skarn deposit, northern Qinghai-Tibet Plateau: A zircon perspective[J]. *Ore Geology Reviews*, 2021b, 139: 104560.
- Zhong S, Li S, Feng C, et al. Porphyry copper and skarn fertility of the northern Qinghai-Tibet Plateau collisional granitoids[J]. *Earth-Science Reviews*, 2021a, 214: 103524.
- Zhong S, Li S, Liu Y, et al. I-type and S-type granites in the Earth's earliest continental crust[J]. *Communications Earth & Environment*, 2023a, 4: 61.
- Zhong S, Seltmann R, Qu H, et al. Characterization of the zircon Ce anomaly for estimation of oxidation state of magmas: a revised Ce/Ce* method[J]. *Mineralogy and Petrology*, 2019, 113: 755–763.
- Zhong S H, Feng C, Seltmann R, et al. Middle Devonian volcanic rocks in the Weibao Cu–Pb–Zn deposit, East Kunlun Mountains, NW China: Zircon chronology and tectonic implications[J]. *Ore Geology Reviews*, 2017, 84: 309–327.
- Zhong S H, Liu Y, L S Z, et al. A machine learning method for distinguishing detrital zircon provenance[J]. *Contributions to Mineralogy and Petrology*, 2023b, 178: 35.
- Zhou G, Wu Y, Wang H, et al. Petrogenesis of the Huashanguan A-type granite complex and its implications for the early evolution of the Yangtze Block[J]. *Precambrian Research*, 2017, 292: 57–74.
- Zhu J J, Hu R, Bi X W, et al. Porphyry Cu fertility of eastern Paleotethyan arc magmas: Evidence from zircon and apatite compositions[J]. *Lithos*, 2022, 424: 106775.
- Zou S, Chen X, Brzozowski M J, et al. Application of machine learning to characterizing magma fertility in porphyry Cu deposits[J]. *Journal of Geophysical Research:Solid Earth*, 2022, 127: e2022JB024584.