基于邻域约束聚类的地球化学异常提取

杨昭颖¹,冯 磊¹,姜德才¹,朱月琴^{2,3},余先川⁴ YANG Zhaoying¹, FENG Lei¹, JIANG Decai¹, ZHU Yueqin^{2,3}, YU Xianchuan⁴

1. 中国自然资源航空物探遥感中心,北京 100083;

2. 自然资源部地质信息技术重点实验室,北京100037;

3. 中国地质调查局发展研究中心,北京 100037;

4. 北京师范大学信息科学与技术学院,北京 100875

1. China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Natural Resources, Beijing 100083, China;

2. Key Laboratory of Geological Information Technology, Ministry of Natural Resources, Beijing 100037, China;

3. Development and Research Center, China Geological Survey, Beijing 100037, China;

4. Academy of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

摘要:通过分析地球化学数据的元素值属性和空间位置,提出一种基于邻域约束聚类的方法,使用该方法对地球化学元素聚类 后,能提取矩形、环状、半环状等特殊形状,进而提取地球化学异常。选取河南崤山地区2个实验区的地球化学数据进行实验, 实验一的结果表明,出现矩形的位置与已知钨矿矿点位置一致;实验二的结果表明,出现环形的位置与已知铜矿矿点位置一 致。实验证明了基于邻域约束聚类的方法在提取地球化学异常方面的有效性。

关键词:地球化学异常;邻域约束;聚类算法

中图分类号:P59;P628 文献标志码:A 文章编号:1671-2552(2019)12-2077-08

Yang Z Y, Feng L, Jiang D C, Zhu Y Q, Yu X C. Geological anomaly extraction based on neighborhood constraint clustering. *Geological Bulletin of China*, 2019, 38(12):2077–2084

Abstract: Geochemical anomalies often have a strong correlation with ore deposits. The study of effective methods for extracting geochemical anomalies is of great significance for prospecting. The advent of the era of big data and artificial intelligence poses new challenges for the extraction of geochemical anomalies that are automatic and independent of expert knowledge. Geostatistical research shows that it is a new geochemical prospecting idea to identify geochemical anomalies by identifying the special spatial forms of geochemical anomalies, such as lattices, bands, and rings. By analyzing the element value attribute and spatial position of geochemical data, this paper proposes a method based on neighborhood constrained clustering. After clustering geochemical elements, it can extract special shapes such as rectangle, ring and semi-ring and extract geochemical anomalies. In this paper, the geochemical data of two experimental areas in the Xiaoshan area of Henan Province were selected for experiments. The results of Experiment 1 show that the position of the ring is consistent with the location of the known tungsten ore site, whereas the results of Experiment 2 show that the position of the ring is consistent with the location of the known copper orebody. The experiment proves the effectiveness of the method based on neighborhood constrained clustering in extracting geochemical anomalies.

Key words: geochemical anomaly; neighborhood constraint; clustering

收稿日期:2019-04-23;修订日期:2019-07-16

资助项目:中国地质调查局项目(编号:DD20191006)、《国家地质大数据汇聚与管理(编号:DD20190381A)和《资源环境重大问题综合区划与开发保护策略研究》(编号:DD20190463)

作者简介:杨昭颖(1992-),女,硕士,工程师,从事地学数据挖掘、机器学习与计算机应用技术研究工作。E-mail: zhaoyingzhaoting@163.com 通讯作者:冯磊(1988-),男,硕士,工程师,从事航空地球物理、地球化学与遥感信息技术应用研究工作。E-mail: fl@agrs.cn

从地球化学背景中分离并识别地球化学异常是 地球化学勘探的主要任务之一。在过去的几十年 中,地球化学异常已被很多方法识别。最早出现的 是基于一元正态分布理论的方法,包括均值±2倍标 准差、直方图、分位数-分位数图、盒图、概率图、单变 量分析等四。多元统计分析方法,如因子分析、主成 分分析等,能够将地球化学数据减少到几个组分,从 某种意义上,实现了降维,利用降维后的组分应用于 地球化学异常识别,取得了较好的效果,曾经一度占 据化探异常识别方法的主流³³。此外,空间统计方 法,如移动平均技术、空间因素分析"被用于识别多 元地球化学异常,除浓度值频率分布外,还考虑了相 邻样本之间的空间相关性和变化。多变量的方法通 常要求地球化学数据符合已知的统计分布,如多变 量正态分布,然而各种地质事件和复杂的地质过程 通常会导致多变量的地球化学数据具有复杂的空间 和频率特性15-61,意味着地球化学数据的分布可能是 未知的,因此大多数需要假设多元正态分布的普通 多元统计技术受到限制四。

近年来,处理地球化学资料和鉴定地球化学异 常的研究已经取得了重要进展,分形/多重分形模 型、成分数据分析和机器学习技术是地球化学数据 处理领域中广泛关注与研究的热点题。分形、多重 分形模型于1994年首次由成秋明等提出¹⁹。该模型 考虑地球化学模式的频率和空间方差,是有效的地 球化学异常识别方法。其中,浓度面积(C-A)模型 已经成为分析勘探地球化学数据的基本工具10,在 此基础上,发展了频谱面积模型(S-A)^四、奇异性分 析(LSA)^{112]}等模型。由成分数据的闭合特性引发的 伪相关问题,为地球化学异常分析带来了挑战。 Aitchison 等¹¹³提出加法对数比变换(alr)、中心对数 比变换(clr),Egozcue等^[14]提出等距对数比变换(ilr) 来消除成分数据的闭合性。大数据和人工智能的 兴起改变了人们处理问题的方式,从数据中学习地 球化学规律[15-17]。对于复杂未知的地球化学分布问 题,机器学习因其具有的模拟复杂及非线性系统的 能力,被看作是具有远大前景的方法^[8,18]。Chen等^[19] 应用单一类别支持向量机识别青海省兰陵早火地 区多变量地球化学河流沉积物调查资料异常。 Beucher 等¹⁰¹将 ANN 用于芬兰西南部的 Sirppujoki 河流域的土壤测绘。Chen 等[21]使用连续的限制玻 尔兹曼机确定吉林南部多元化探异常。O'Brien 等^[22]应用RF识别澳大利亚的布罗肯希尔山的断裂 山型银铅锌矿床的锌成分。Xiong等^[23]应用深度自 编码器探索中国福建地区多元素与铁矿床的关 联。Zaremotlagh等^[24]应用DT和ANN识别伊朗中 部 Choghart 矿床的轻稀土元素地球化学分布模 式。这些案例研究证明,机器学习模型是识别多元 地球化学异常的有用工具。

随着大数据研究的发展和人工智能时代的来临,传统依赖于专家知识的地球化学异常提取方法 逐渐无法适应当前飞速发展的社会,如何自动地、 不依赖于专家知识提取地球化学异常成为当前需 要着重考虑的问题。长期的地质统计学研究表明, 地球化学数据有很强的结构性,大多数地球化学异 常存在一定的空间分布形态,有格子状、环状、带状 等^[25-27]。如果能够通过识别这些特殊的空间分布形态,推断出地球化学异常,将成为地球化学找矿的 一种新思路。本文通过分析地球化学数据的元素 值属性和空间位置,提出了基于空间邻域约束的聚 类算法,旨在从地球化学异常。

1 研究方法

本文提出的基于空间邻域约束的聚类算法,是 在聚类算法的基础上,通过添加邻域约束的条件, 形成针对地球化学数据的元素异常提取方法。地 球化学数据是一种高维数据,每个采样点含有多个 地球化学元素值,且采样稀疏,数据具有稀疏性。 根据地球化学数据高维且稀疏的特点,本文的基础 算法采用谱聚类算法,并对谱聚类算法的优缺点进 行了分析(表1)。同时,本文选取K-Means算法和 基于密度的DBSCAN算法进行对比,对比结果在实 验部分予以说明。

1.1 谱聚类算法

谱聚类是一种基于图论的聚类方法^[28],是将空间中的数据点连成无向图,根据两点之间的相似度 定义两点之间边的权重大小,这样就形成一个带有 权重的无向图。谱聚类的过程主要是一个分割图 的过程,目的是使分割后的子图内部边权重和尽可 能大,而被切割的边的权重和尽可能小,从而保证 相似度高的点尽可能在一个子图里,而相似度低的 点被分到不同的子图中,最终完成聚类。

对于一个无向图G,一般用点的集合V和边的

表1 三种聚类算法的优缺点分析

Table 1 Analysis of advantages and disadvantages of three clustering algorithms

聚类算法	优点	缺点
K-Means	简单易实现,适用性强	需要用户事先指定类簇个数;聚类结果对初始类簇中心的选取较为敏
		感;容易陷入局部最优
DBSCAN	聚类速度快且能够有效处理噪声	当空间聚类的密度不均匀、聚类间距差相差很大时,聚类质量较差;对
	点和发现任意形状的空间聚类	于高维数据,存在"维数灾难";参数难设置,且无法指定聚类数量
谱聚类	算法在处理稀疏和高维数据上具	若聚类的维度非常高,由于降维的幅度不够,谱聚类的运行速度会降低
	有一定的优势	

集合 E 来描述,即为 G(V,E)。其中 V 为数据集里面 所有的点 $(v_1,v_2,...,v_n)$ 。对于 V 中任意的 2 个点 v_i 和 v_j , 若两点之间有边连接,则权重值 $W_i > 0$,若两点之 间没有边连接,则 $W_i = 0$ 。如图 1 所示,对于任意一 个点 v_i ,它的度 d_i 定义为与其相连的所有边的权重 之和,即:

$$d_i = \sum_{j=1}^n W_{ij} \tag{1}$$

利用每个点度的定义,可以得到一个*n×n*的度 矩阵*D*,它是一个对角矩阵,只有主对角线有值,对 应第*i*行的第*i*个点的度数。构建邻接矩阵*W*的方 法最常用的是高斯核函数RBF,此时相似矩阵和邻 接矩阵相同,如公式(2)所示:

$$W_{ii} = e^{\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}}$$
(2)

谱聚类的本质是通过对样本数据的拉普拉斯矩 阵的特征向量进行聚类。拉普拉斯矩阵L定义如下:

$$L=D-W (3)$$

拉普拉斯矩阵的规范化形式如公式(4)所示:

$$L = D^{-\frac{1}{2}} L D^{-\frac{1}{2}}$$
(4)

接下来的工作是分类, 谱聚类的分类方式是 "切图"。切图的原则: 同子图内的点相似度高, 不 同子图的点相似度低。

谱聚类算法流程:



图 1 无向图 G Fig. 1 Undirected graph G

输入:数据集*D*=(x₁,x₂,…,x_n)

Step 1:按照公式(2)计算相似矩阵 W;

Step 2:将 W的对角线值置 0,以排除自身的相 似度;

Step 3:按照公式(1)计算度矩阵D;

Step 4:按照公式(4)计算归一化拉普拉斯图矩阵L; Step 5:计算L的特征向量,将前K个特征值最 小的向量按列放置成一个矩阵X;

Step 6:对X做行标准化操作,形成特征矩阵F; Step 7:假设F中每一行有k1维,看作是一个样本,用聚类方法(如kmeans方法)对F矩阵中的特征

向量,即样本,进行聚类,聚类数为k2;

输出:簇划分C=(c1,c2,…ck2)。

1.2 邻域约束

尽管谱聚类算法在二维数据上的聚类效果较 好,但是不能综合利用空间、元素含量等多重信 息。本文对聚类算法进行了改进,提出了一种空间 邻域约束的聚类算法。该方法在元素特征聚类的 基础上,融入空间特征分析,能有效提取并识别出 环状、带状等特殊的空间分布,从而圈定地球化学 异常。

地球化学数据是一种复合信息数据,不仅包含 多种元素的含量信息,而且包含各个采样点的空间 位置信息。在地球化学空间里,某一点与其周围点 是同一类的概率比较大。因此,在应用采样点的元 素含量值信息聚类后,应用空间邻域约束算法对聚 类结果进行修正,将点与点之间的空间位置信息应 用到聚类中。

众数滤波是一种数字滤波方法,应用在二维空间里,需要设置一个k×k的窗口,窗口中心位置数据 点的值由其周围数据点及其自身的众数值决定(图 2)。这是因为在地质范围内,一个点与其周围点相 似的概率比较大,当然也有一些异常点是异于周围 点的,但是这样使异常保留的情况降到最低。因 此,如果经过此操作,仍然处于异常的,则说明是真 的异常。

将基于空间邻域约束的聚类算法应用到化探 异常的提取中,一般分为以下流程:

输入:地球化学采样点元素含量值及坐标; Step 1:数据预处理; Step 2:谱聚类处理; Step 3:对Step2的聚类结果应用邻域约束算法; Step 4:可视化Step3的结果;

输出:聚类结果图。

2 数据和实验

2.1 数据介绍

研究区位于河南省崤山地区,选取高贝沟地区 和孤山岭地区的1:1万地球化学土壤数据。

高贝沟地区位于洛宁县长水乡北部,行政区划 属洛宁县长水乡,洛宁至长水有省级公路通过,长 水至高贝沟有便道相通,交通较便利。通过矿点调 查及1:1万地质填图,在区内发现近10条石英脉, 呈透镜状出露,沿走向出露2~3m,厚度0.20~ 1.00m,倾向NE向,倾角一般在30°~60°之间。对 该地区进行地球化学数据采样,分析了Cu、Co、Bi、 Ni、As、W、Zn、Sb、Mo、Au、Pb、Ag12种元素。该区 地球化学组合异常为W-Ni-Zn-Mo-Au,采样区 中部发现钨矿点1处。图3为高贝沟地区地质图。



图 2 空间邻域约束算法演示

Fig. 2 Spatial neighborhood constraint algorithm demonstration

孤山岭矿区位于陕县宫前乡的南部地区。行 政区宫前至店子乡公路从调查区西北部通过,其中 部有条岔路通往大石涧村的村通公路,交通相对便 利。通过矿点调查及1:1万地质填图,在区内发现 了多条近SN向及NE向构造带,这些构造带内充填 物质多为石英脉及碎裂岩,均有不同程度的黄铜矿 化和蓝铜矿化,矿区西北部的几条构造矿化较强, 有废弃民采矿硐,构造宽度不超过2m,构造填充物 质为石英脉,顶底板为碎裂岩。在矿区东部也有一 条较长的构造,控制长度为400m,构造填充物为石 英脉,矿化较弱,肉眼仅见褐铁矿化。对该地区进 行1:1万数据采样,分析了Cu、Co、Bi、Ni、As、W、 Zn、Sb、Mo、Au、Pb、Ag 12种元素。该区主要异常为 Cu异常,在采样区内已探明铜矿点3处。图4为孤 山岭地区地质图。

- 2.2 实验分析
- 2.2.1 高贝沟地区实验

高贝沟地区发现矿点为钨矿,对该地区应用邻 域约束聚类算法进行处理,结果如图5所示。

图5为邻域约束聚类算法的处理结果,由于谱 聚类算法需要人为指定聚类数,此外,通过改变聚 类数而查看聚类结果的变化,也是本文需要探讨的 问题之一,因此本文展示了从聚3类到聚7类的结 果(图5)。通过分析,可以得出以下几点结论。

(1)图5-a中,聚类结果从整体上看大致分为两部分,左上的部分(绿色)和右下的部分(深蓝色), 对比图3可以发现,划分出的这两部分对应新太古 界和熊耳群。因此,如果地区不同地层之间差别较 大,当聚类数比较少的时候,能够通过聚类结果大 致划分出不同地层。

(2)图5-b~e分别是从4类聚到7类的结果,图 中方框标出的位置,存在一个近似于矩形的形状, 随着聚类数的增加,该矩形的位置和形状保持相对 稳定的状态,是容易引起关注的地方。此外,该矩 形在全局范围内属于单独的一个类,且矩形面积相 对于全局范围较小,这与本章算法所要寻找的特殊 空间形态有一定的相似。事实上,通过图3的地质 图可以看出,矩形区域所在的位置与矿点的位置相 隔较近,因此推测该区域很可能是异常区。

2.2.2 孤山岭地区实验

孤山岭地区发现矿点为铜矿,对该地区应用邻 域约束聚类算法进行处理,结果如图6所示。





图6为邻域约束聚类算法处理的结果。图中a、 b、c分别是聚类数为2、3、4的结果。分析图6,可以 得出以下结论。

(1)从整体看,从图6-a到b再到c,聚类结果变 化不大,大致分为2类,一类是面积较大的背景,另 一类是区别于背景的部分。地球化学异常的提取, 本质是对背景和异常的划分,异常的范围往往少于 背景,从面积角度看,异常的面积小于背景的面 积。图6-a、b、c划分的2类,如果假设该结果与地 球化学的背景和异常有关,那么图中区别于背景的 部分,可以看作是异常类的部分。再对比图4,图4 中的地层属于同一年代,因此没有像高贝沟地区聚 类结果一样对地层有划分。但是图6中有3个铜矿 矿点,矿点的位置包含于图6-a、b、c划分的异常类 中,因此,该方法首先通过聚类结果划分为背景和 异常区,从而锁定异常可能存在的范围。

(2)锁定了异常可能存在的范围后,需寻找是 否存在特殊形状。图6-a、b、c中圆圈标识的位置, 形成了环状的空间分布,对比图4,发现环状形态所 在的位置,有1个铜矿矿点。该地区共有3个矿点, 由于环状形态只出现了一次,因此,并未完全实现



图 4 孤山岭地区地质图 Fig. 4 Geological map of Gushanling area

所有矿点的识别,但是出现特殊形态的地方,能够 指示矿点的存在。在这一点上,该地区的聚类结果 与高贝沟地区的结果具有一致性。

(3)该地区还有一处较特殊的地方,就是出现 在区域内的2条河流,即图6-a、b、c对应的白色区 域,该位置出现白色并不是单独聚成的一类,而是 因为在河流的位置,无法进行土壤采样,因此,河流 的地区没有数据。从图6可以看出,异常类集中分 布在河流附近。因此,该地区的河流区域与异常存 在关联关系,在实际勘探中,应该引起重视。

2.2.3 不同聚类算法的对比实验

分别以K-means聚类、DBSCAN聚类和谱聚类为基础算法,结合邻域约束对高贝沟地区的数据进行聚类处理,结果如图7所示。由图7可以看出,K-means算法分出的类别,较均匀地散落在全局;



图 5 邻域约束聚类算法在高贝沟地区提取地球化学异常结果 Fig. 5 Results of extracting geochemical anomaly by neighborhood constrained clustering algorithm in Gaobeigou area a一聚3类;b一聚4类;c一聚5类;d一聚6类;e一聚7类

DBSCAN分出的类别区分度不高,基本是一个大类加一些零散的点,这2种算法均不如谱聚类的效果明显。因此,从数据特点、算法适用性及实验结果3个方面均证明本文提出的邻域约束谱聚类算法在处理地球化学数据上优于其他聚类算法。

3 结 论

(1)邻域约束聚类算法需要人为指定聚类数,一般以该地区地质图所含主要岩石的数目为参考,如高贝沟地区为5类,孤山岭地区为2类,在此基础



图 6 邻域约束聚类算法在孤山岭地区提取地球化学异常结果 Fig. 6 Results of extracting geochemical anomaly by neighborhood constrained clustering algorithm in Gushanling area a一聚2类;b一聚3类;c一聚4类





上增加或减少类的数量,从而从多角度观察聚类的结果。

(2)聚类结果因地区而异,一般出现特殊形状, 且在多幅聚类图中特殊形状保持稳定的情况下,该 特殊形状为地球化学异常的可能性较大,且与矿点 具有关联性。特殊形状一般面积不大,可能是环 状、半环、矩形等。

(3)如果地区具有不同年代的地层,则通过较 少的聚类数聚类,结果能够对地层有所划分。如果 地区属于同一年代的地层,则聚类结果大致能够对 背景和异常区有所划分,但是该异常区范围较大, 虽然能够涵盖地区内大部分地球化学异常,还是需 要进一步提取更精确的异常区域。

(4)邻域约束聚类算法能够不依赖于专家经 验,自动地将地球化学异常以聚类结果中的特殊形态的形式呈现出来,具有普适性和高效率,能够适 应大数据环境下大规模数据的处理模式。但是该 方法也存在异常提取的粒度不够精细的问题,需要 进一步缩小异常提取的范围,做到更加精确地圈定 找矿靶区。

致谢:感谢河南地质矿产勘查开发局第一地质 矿产调查院常云真教授级高工、李重阳高级工程师 等提供的研究数据,感谢李天祺工程师对本文后期 修改出图提供的帮助。

参考文献

- [1]Harris J R, Wilkinson L, Grunsky E C. Effective use and interpretation of lithogeochemical data in regional mineral exploration programs: application of Geographic Information Systems (GIS) technology[J]. Ore Geology Reviews, 2000, 16(3/4): 107–143.
- [2]Gałuszka A. A review of geochemical background concepts and an example using data from Poland[J]. Environmental Geology, 2007, 52(5): 861–870.
- [3]Wackemagel H. Multivariate geostatistics: an introduction with applications[M]. Springer, 2003.
- [4]Grunsky E C, Agterberg F P. Spatial and multivariate analysis of geochemical data from metavolcanic rocks in the Ben Nevis area, Ontario[J]. Mathematical Geology, 1988, 20(7): 825–861.
- [5]Cheng Q M. Mapping singularities with stream sediment geochemical data for prediction of undiscovered mineral deposits in Gejiu, Yunnan Province, China[J]. Ore Geology Reviews, 2007, 32 (1/2): 314–324.
- [6]Zuo R G, Xiong Y H. Big Data Analytics of Identifying Geochemical Anomalies Supported by Machine Learning Methods[J]. Natural Resources Research, 2018, 27(1): 5–13.
- [7] Chen Y L. Mineral potential mapping with a restricted Boltzmann machine[J]. Ore Geology Reviews, 2015, 71: 749–760.
- [8]Zuo R G. Machine learning of mineralization-related geochemical anomalies: A review of potential methods[J]. Natural Resources

Research, 2017, 26(4): 457-464.

- [9]Cheng Q M, Agterberg F P, Ballantyne S B. The separation of geochemical anomalies from background by fractal methods[J]. Journal of Geochemical Exploration, 1994, 51(2): 109-130.
- [10]Carranza E J M. Geochemical anomaly and mineral prospectivity mapping in GIS[M]. Elsevier, 2008.
- [11]Cheng Q M, Xu Y G, Grunsky E. Integrated spatial and spectrum method for geochemical anomaly separation[J]. Natural Resources Research, 2000, 9(1): 43–52.
- [12]Cheng Q M. Mapping singularities with stream sediment geochemical data for prediction of undiscovered mineral deposits in Gejiu, Yunnan Province, China[J]. Ore Geology Reviews, 2007, 32 (1/2): 314–324.
- [13]Aitchison J. The statistical analysis of compositional data[M]. The Blackburn Press, 1986.
- [14]Egozcue J J, Pawlowsky- Glahn V, Mateu- Figueras G, et al. Isometric logratio transformations for compositional data analysis[J]. Mathematical Geology, 2003, 35(3): 279–300.
- [15]周永章, 张良均, 张奥多, 王俊. 地球科学大数据挖掘与机器学 习[M]. 广州:中山大学出版社, 2018.
- [16]张旗,周永章.大数据助地质腾飞—2018 第11 期大数据专题 "序"[J]. 岩石学报, 2018, 34(11):3167-3172.
- [17]焦守涛,周永章,张旗等.基于GEOROC数据库的全球辉长岩 大数据的大地构造环境智能判别研究[J].岩石学报,2018,34 (11):3189-3194.
- [18]周永章,陈烁,张旗,等.大数据与数学地球科学研究进展—— 大数据与数学地球科学专题代序[J]. 岩石学报, 2018, 34(2): 256-263.
- [19]Chen Y L, Wu W. Application of one- class support vector machine to quickly identify multivariate anomalies from

geochemical exploration data[J]. Geochemistry Exploration Environment Analysis, 2017, 17(3): 231–238.

- [20]Beucher A, Österholm P, Martinkauppi A, et al. Artificial neural network for acid sulfate soil mapping: Application to the Sirppujoki River catchment area, south– western Finland[J]. Journal of Geochemical Exploration, 2013, 125: 46–55.
- [21]Chen Y L, Lu L J, Li X B. Application of continuous restricted Boltzmann machine to identify multivariate geochemical anomaly[J]. Journal of Geochemical Exploration, 2014, 140: 56–63.
- [22]O'Brien J J, Spry P G, Nettleton D, et al. Using Random Forests to distinguish gahnite compositions as an exploration guide to Broken Hill-type Pb-Zn-Ag deposits in the Broken Hill domain, Australia[J]. Journal of Geochemical Exploration, 2015, 149: 74–86.
- [23]Xiong Y H, Zuo R G. Recognition of geochemical anomalies using a deep autoencoder network[J]. Computers & Geosciences, 2016, 86: 75–82.
- [24]Zaremotlagh S, Hezarkhani A. The use of decision tree induction and artificial neural networks for recognizing the geochemical distribution patterns of LREE in the Choghart deposit, Central Iran[J]. Journal of African Earth Sciences, 2017, 128: 37–46.
- [25]时建民,石绍山,江山,等.环形构造与地球化学异常相关性分析及其找矿意义[J].地质与资源,2016,25(2):181-185.
- [26]马生明,朱立新,刘海良,等.甘肃北山辉铜山铜矿地球化学异常结构研究[J].地球学报,2011,32(4):405-412.
- [27]李庆谋, 成秋明. 分形奇异(特征)值分解方法与地球物理和地球 化学异常重建[J]. 地球科学, 2004(1): 109-118.
- [28]Shi J B, Malik J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2000, 22 (8): 888–905.