



支持向量机在预测松辽盆地深层火山岩岩性中的应用

冯建伟, 杨友刚, 李希元, 张航, 倪柱柱, 李迷

长江岩土工程有限公司, 湖北 武汉 430010

摘要: 为评价松辽盆地深层火山岩油气赋存潜力与深化勘探部署, 本研究利用盆地区域重磁结合地震、探井资料对盆地深层火山岩的岩性进行了预测。主要应用边界元重力正演剥皮法求取了反映盆地深部地质体的重力异常效应, 在积分迭代下延方法的基础上研发了对盆地深层断陷的火山岩重磁异常信息进行增强与均衡的平化曲方法, 并利用该方法获取了反映深层断陷火山岩的重磁异常效应, 对其进行二维物性反演, 有效地获取了反映盆地深层火山岩的密度与磁化率。在钻遇盆地深层火山岩岩性样本的约束下, 采用人工智能支持向量机的方法对火山岩的岩性进行了有效的识别, 支持向量机交叉验证准确率达到 81.6%。该方法在覆盖区地质填图中具有应用价值。

关键词: 支持向量机; 火山岩; 重磁异常; 视密度; 视磁化率; 松辽盆地

Application of support vector machine in lithological prediction of deep volcanic rocks in Songliao Basin

FENG Jian-wei, YANG You-gang, LI Xi-yuan, ZHANG Hang, NI Zhu-zhu, LI Mi

Changjiang Geotechnical Engineering Co., Ltd., Wuhan 430010, China

Abstract: To evaluate the hydrocarbon potential and optimize the exploration deployment for the deep volcanic rocks in Songliao Basin, the study predicts the lithology of deep volcanic rocks by integrating regional gravity-magnetic data with seismic and well data. The boundary element gravity forward stripping method is applied to obtain the gravity anomaly effect reflecting deep geological bodies. Based on the integral iterative downward continuation, the flattening-curve method is developed to enhance and balance gravity-magnetic anomaly information related to volcanic rocks in deep fault depressions, which is then used to extract gravity-magnetic anomaly effects indicative of volcanic rocks in deep fault depressions, effectively obtaining the density and magnetic susceptibility reflecting the volcanic rocks in the basin through 2D physical property inversion. Constrained by lithology samples of the deep volcanic rocks from drilling, the artificial intelligence support vector machine (SVM) method is employed for effective lithology identification, achieving a cross-validation accuracy of 81.6%. This method is proved valuable application in geological mapping of covered areas.

Key words: SVM; volcanic rock; gravity-magnetic anomaly; apparent density; apparent magnetic susceptibility; Songliao Basin

收稿日期: 2024-11-28; 修回日期: 2024-12-12. 编辑: 张哲.

基金项目: 国家重点研发计划项目“北方东部复合造山成矿系统深部结构与成矿过程”(2017YFC0601300).

作者简介: 冯建伟(1979—), 男, 正高级工程师, 主要从事水利工程和岩土工程勘察与研究, 通信地址 湖北省武汉市江岸区解放大道 1863 号, E-mail//30821616@qq.com

通信作者: 李希元(1993—), 男, 工程师, 主要从事区域构造地质研究工作, 通信地址 湖北省武汉市江岸区解放大道 1863 号, E-mail//839076848@qq.com

引用格式: 冯建伟, 杨友刚, 李希元, 张航, 倪柱柱, 李迷. 支持向量机在预测松辽盆地深层火山岩岩性中的应用[J]. 地质与资源, 2025, 34(4): 504-516.
Feng J W, Yang Y G, Li X Y, Zhang H, Ni Z Z, Li M. Application of support vector machine in lithological prediction of deep volcanic rocks in Songliao Basin [J]. Geology and Resources, 2025, 34(4): 504-516.

0 引言

松辽盆地是我国一大型中-新生代陆相伸展裂陷型含油气盆地.盆地总体呈北东向展布,四周为山脉、丘陵所环绕,西为大兴安岭,东北与小兴安岭接壤,东南以张广才岭为界,南部为康平-法库丘陵地带.盆地地势低平,地处松花江、嫩江、辽河流域,平均海拔在150 m左右,总面积达 $26 \times 10^4 \text{ km}^2$.

近年来,在松辽盆地徐家围子断陷、长岭断陷钻探发现了大型的火山岩气藏.这些发现使得深层火山岩天然气藏的勘探备受关注,松辽盆地深层的火山岩气藏已成为油气资源接替及勘探的重要领域^[1-5].

为从宏观上认识松辽盆地深层火山岩的分布规律,本研究应用区域重磁异常对松辽盆地深层火山岩进行圈定并在钻井控制下利用人工智能的支持向量机进行火山岩岩性预测,以期为深化松辽盆地深层火山岩油气藏评价以及东北地区火山岩形成机制及区域构造演化的研究提供新的依据.

1 盆地重磁异常图的编制

自1955年松辽盆地进行非地震勘探以来已有70年的历史,大庆油田石油会战期间在松辽盆地进行了全盆地的1:10万地面重磁勘探;20世纪80年代,在盆地内又进一步开展了覆盖盆地大部分的1:20万构造航磁;21世纪初期,为配合深层火山岩气藏勘探,在松辽盆地古龙常家围子等9个断陷所涉及地区开展了新一轮大比例尺高精度地面重磁勘探.以上不同比例尺与精度的重磁资料基本覆盖了整个松辽盆地.应用区域过渡残差校正等值线拼图方法完成了各年代的拼接,最终编制了整个松辽盆地地区的重磁异常图(图1),为松辽盆地深层火山岩的圈定及岩性预测奠定了地球物理资料基础.

2 盆地内岩石物性特征

火山岩的物性主要包括密度和磁性(磁化率与剩余磁化强度),对于应用重磁异常预测火山岩及推断火山岩的性质尤为重要.

2.1 岩石密度

对所收集的大量盆地断陷期地层的密度按不同时代、不同岩性进行统计整理并用频数直方图的形式进行了统计分析,得出松辽盆地断陷期地层的密度分布

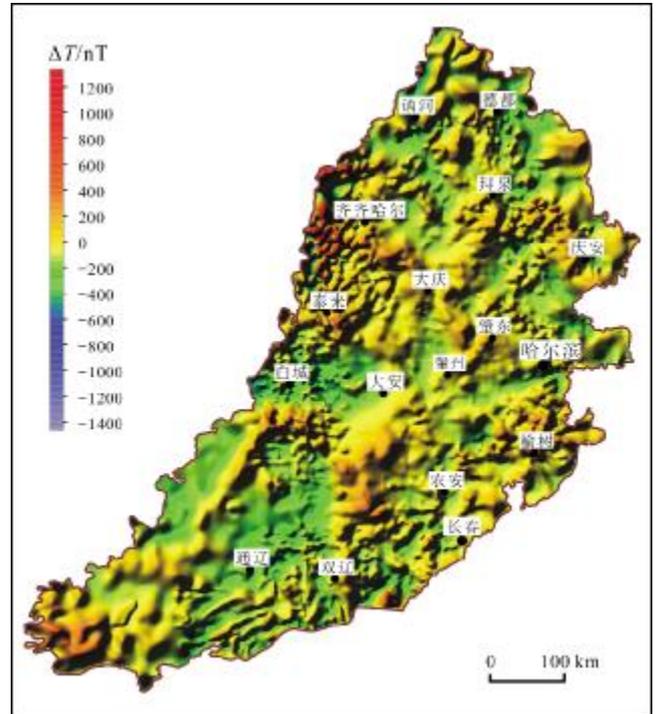


图1 松辽盆地磁力异常平面图

Fig. 1 Magnetic anomaly map of Songliao Basin

规律.

1)下白垩统营城组:流纹岩具有低密度特征,密度介于 $2.19 \sim 2.75 \text{ g/cm}^3$,平均密度为 2.50 g/cm^3 ;灰绿色、褐色安山岩为中等密度,介于 $2.51 \sim 2.84 \text{ g/cm}^3$,平均为 2.61 g/cm^3 ;灰白色、灰色、杂色、黑灰色、灰黑色砾岩为中等密度, $2.49 \sim 2.88 \text{ g/cm}^3$,平均为 2.62 g/cm^3 ;灰褐色、褐色、浅灰色、灰黑色、灰紫色泥岩中等, $2.44 \sim 2.82 \text{ g/cm}^3$,平均为 2.66 g/cm^3 .

2)下白垩统沙河子组:灰色、灰白色砂岩,灰白色、杂色砾岩,灰黑色泥岩,褐色泥岩及灰色泥岩具有中等密度特征,密度介于 $2.46 \sim 2.80 \text{ g/cm}^3$,平均密度为 2.65 g/cm^3 .

3)下白垩统火石岭组:英安岩、火山角砾岩、安山质凝灰岩、安山岩具有中等密度特征,密度介于 $2.58 \sim 2.84 \text{ g/cm}^3$,平均密度为 2.67 g/cm^3 .

从以上火山岩密度的分布可以看到,岩石的密度总体上呈现由超基性、基性向中性、酸性变小的特征,火山碎屑岩的密度与中性火山岩的分布范围较为接近.由于基性、超基性火山岩的密度(平均 2.80 g/cm^3)和中性火山岩的密度(平均密度 $2.66 \sim 2.71 \text{ g/cm}^3$)大于下白垩统正常沉积层的密度(平均 2.65 g/cm^3),当基

性、超基性火山岩和中性火山岩发育于下白垩统层位中时,可引起中高频重力正异常;而酸性火山岩的密度小于下白垩统正常沉积层的密度,当酸性火山岩发育于下白垩统层位时,可引起重力负异常。

2.2 岩石磁性

对所收集的大量与盆地断陷期地层相关的松辽盆地探井岩心及盆地周边出露地层的磁化率按不同时代、不同岩性进行统计分析,得出松辽盆地断陷期地层或岩石磁性的分布规律。

1) 营城组的流纹岩具有弱磁性特征,平均磁化率为 20.0×10^{-5} SI; 安山岩具有弱磁性特征,平均磁化率为 53.0×10^{-5} SI; 灰白色、黑灰色、灰黑色砾岩具有弱磁性,平均磁化率为 21.0×10^{-5} SI; 灰褐色、褐色、浅灰色、灰黑色、灰紫色泥岩具有中等磁性,平均磁化率为 82.0×10^{-5} SI。

2) 沙河子组灰色、灰白色砂岩、灰白色、杂色砾岩,灰黑色泥岩,褐色泥岩及灰色泥岩具有弱磁性特征,平均磁化率为 27.0×10^{-5} SI。

3) 火石岭组英安岩、火山角砾岩、安山质凝灰岩、安山岩具有强磁性特征,平均磁化率为 315.0×10^{-5} SI,最高可达 $2\,308.0 \times 10^{-5}$ SI。

火山岩不仅有感磁,也有剩磁。为全面掌握盆地深层火山岩的磁性特征,对盆地深层断陷火山岩的剩磁也进行了测定及分析。松辽盆地深层断陷火山岩剩磁具有以下特征:基性火山岩的剩磁很强,平均剩余磁化强度为 562.0×10^{-3} A/m; 中性火山岩具有较强的剩磁,平均剩余磁化强度为 319.0×10^{-3} A/m; 营城组流纹岩的剩磁较低,平均剩余磁化强度为 125.0×10^{-3} A/m; 火山碎屑岩也具有一定的剩磁,平均剩余磁化强度为 62.0×10^{-3} A/m。

此外,盆地断陷内沉积岩的剩余磁化强度较低,一般小于 60.0×10^{-3} A/m。流纹岩剩磁大于沉积岩,而深色的流纹岩剩磁则更大一些。

火山岩总的物性特征是:酸性火山岩具有低密度、弱磁性;中性火山岩具有中等密度、中强磁性;基性火山岩具有高密度、强磁性;火山碎屑岩具有中高密度与低磁性的特征,其磁性比酸性强但比中性火山岩要弱,密度比酸性火山岩要高。火山岩所具有显著的密度与磁性特征,为应用区域重磁进行火山岩的确定与岩性预测提供了前提条件。

3 深层火山岩重磁异常信息的提取与增强

依据深层地震解释的火山岩体构建模型并正演了深层断陷火山岩所产生的重磁异常效应,一宽 3 km、长 5 km、埋深 4 km、厚度为 500 m、磁化率为 $2\,000 \times 10^{-5}$ SI、与围岩密度差为 0.15 g/cm^3 的火山岩体,在正常地磁场的磁化下仅能产生 1.85 nT 的磁异常及 0.34 mGal 的重力异常。在实际的重磁场中,这样较小的重磁异常多是叠加在强背景之上不易分辨的弱异常。因此,要利用盆地内的区域重磁异常圈定盆地深层的火山岩并进行岩性识别,就必须采取有效的方法分离与增强盆地深层火山岩的重磁异常信息,方能利用重磁异常较为可靠地圈定盆地深层火山岩并较为准确地识别其岩性^[6]。

位场理论表明,目前还没有一种方法能从实际重磁异常中准确分离出某一目标地质体所产生的重磁异常效应^[7]。

在重磁异常提取与增强处理方面,常规的方法有高阶导数、下延拓、滑动趋势分析、小波多尺度分解等^[8]。通过位场理论及对目前重磁资料的处理方法分析认为:常规的重磁异常分离技术只能有限地对原始异常进行分离,而达不到增强、均衡目标地质体重磁异常的目的。

当重磁异常的观测面尤其是磁异常的观测面接近磁性地质体时,重磁异常能够较好地反映接近观测面独立地质体的异常特征。为了使虚拟的观测面尽可能地接近地质体的顶部,最为有效的方法就是位场向下延拓,能够很好地增强地质体产生的异常。但是由于位场的常规向下延拓是一不适定的处理方法,因此利用常规向下延拓达不到增强重磁异常的目的。2006年,徐世浙院士提出了积分-迭代延拓向下延拓法^[9],利用该方法可进行大深度位场向下延拓,这为增强盆地深部火山岩重磁异常提供了技术依据。在该方法的基础上,本研究进一步提出既能利用积分-迭代延拓向下延拓增强盆地深部重磁异常,又能解决因地质体埋深不同而产生的重磁异常不均衡的重磁异常的平化曲方法。

3.1 位场平化曲增强与均衡重磁异常方法

位场平化曲增强与均衡重磁异常的方法(图2)主要是借助大深度积分-迭代向下延拓,将异常下延靠近目标地质体增强深层地质体所产生的弱异常,同时

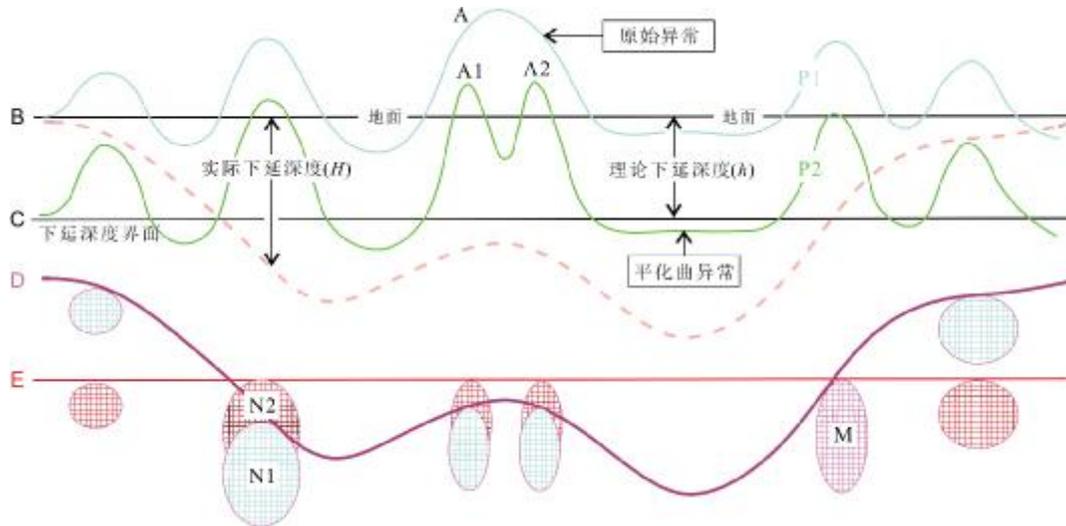


图 2 盆地深层火山岩重磁异常增强与平衡方法原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of gravity-magnetic anomaly enhancement and balancing method for deep volcanic rocks in basin

又利用目标地质体的参考深度实现变深度延拓,使得目标地质体与约束面之间的距离近于相同,消除因深度不同对地质体的重磁异常的影响且提高地质体的横向分辨率,从而达到均衡地质体重磁异常的目的。

在图 2 中, D 面为目标地质体的上界面,假设目标地质体均在该界面以下并紧邻该界面. E 面为地质体上界面的平均深度界面. C 面为欲将地面重磁异常下延深度 h 后所在的深度界面. h 为理论下延深度, H 为对应目标地质体 N1 的实际下延深度. 目标地质体 M 处在界面 D 的平均深度上,因此对应该目标地质体的下延深度就是理论下延深度,其余地质体的实际下延深度与目标地质体 N1 的计算方法相同. P1 为地面重磁异常观测结果, P2 为平化曲后重磁异常。

该方法的核心思想就是将界面 D 上的目标地质体统一到同一深度 E 界面上. 因起伏界面 D 上的目标地质体离地面的距离不同,所以采用不同的延拓距离(有的可能要上延,有的可能要下延)就能实现在下延统一理论深度的前提下,对于不同的地质体采用不同的延拓深度实现起伏界面 D 上的目标地质体处于同一深度 E 上. 这样既能实现下延拓,又能消除由于各目标地质体因埋深不同而产生的重磁异常变化. 在整个处理过程中,必须要有一个关于目标地质体分布的界面 D 做约束,否则不能进行平化曲. 在没有其他资料可做参考界面的情况下,应用功率谱统计反演一个磁性体埋深的界面来作为这样的一个参考界面,用

这样的一个深度界面做控制也能实现平化曲. 一般来说要突出和增强深部目标地质体的重磁异常信息,下延拓的深度是很大的,利用积分-迭代延拓法就能实现这一目的. 通过平化曲所得的重磁异常,不仅便于重磁异常的解释,在一定程度上也使得叠加异常得以分离,大大提高了重磁异常对目标地质体的横向分辨能力. 例如,图 2 中的 A 异常在平化曲异常中分解出 A1 和 A2 两个重磁异常,也就是说, A 异常是由两个靠得很近的地质体产生的叠加异常. 实际上位场平化曲是一个变深度延拓方法。

3.2 深层火山岩重磁异常的增强与均衡

为利用松辽盆地的区域重磁异常实现盆地深层火山岩的圈定与岩性识别,首先要从区域重磁场中分离出包含火山岩重磁异常在内的更接近深部断陷火山岩的重磁异常,尽可能地去掉与深层断陷火山岩无关的重磁异常效应. 为实现对深层断陷火山岩重磁异常的平化曲,利用区域磁异常反演得到磁性体的埋藏深度,进一步结合反映深层断陷特征的 T4 构造图编制了火山岩顶面平均深度等值线图(图 3),用于增强深层断陷火山岩重磁异常。

3.2.1 火山岩重力异常的求取及异常的均衡与增强

在松辽盆地深层火山岩重力异常提取中,首先利用全盆地的基底构造深度结合盆地盖层的岩石密度进行剥皮处理,去掉盆地盖层重力异常效应的影响,得到了剥皮后的剩余重力异常. 剥皮后的剩余重力异常为

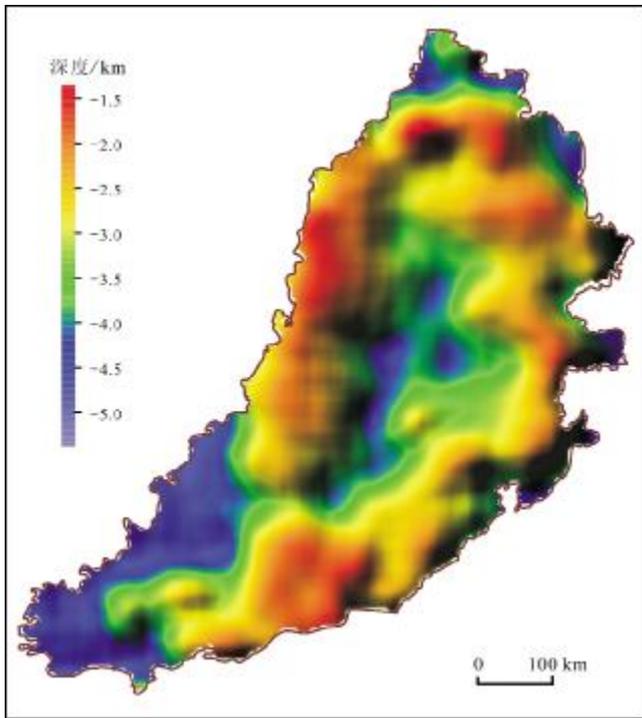


图3 火山岩顶面平均深度等值线图

Fig. 3 Average depth contour map of volcanic rock top

基岩岩性与断陷深层火山岩的综合反映. 在图3资料的约束控制下, 将剥皮后的剩余重力异常进行平化曲处理, 有效地增强了深层断陷火山岩的重力异常效应.

3.2.2 火山岩磁力异常的求取及异常的均衡与增强

依据地震所反映的松辽盆地深层火山岩体结合火山岩的物性正演结果, 证明了盆地深层火山岩产生的磁异常是叠加在强背景之上的弱磁异常.

盆地内充填地层的岩石磁性表明, 盖层属于几乎不产生磁异常的弱磁性或无磁性地层. 磁异常主要由盆地的基底及埋藏较深的深层断陷内的不同岩性的火山岩产生. 深埋于基底不同种类的岩石所产生的异常幅值较大、形态宽缓的低频异常的特点, 这样的异常与断陷内火山岩所产生的幅值较低、异常狭窄的高频异常有很大的差别. 基底岩性与火山岩的这些磁异常特点为利用位场的平化曲增强盆地内断陷火山岩的异常奠定了基础.

首先在基底界面的约束下统一将磁异常利用平化曲上延, 在距基底 10 km 的曲面上求取经过均衡后的基底岩性产生的磁异常; 然后再将磁异常利用图3所代表的界面约束统一平化曲到距图3界面 1.5 km 的曲面上, 获得经过增强且均衡后的磁异常, 这样的磁异

常含有基底岩性的磁异常效应; 最后将距基底 10 km 的磁异常与基岩磁异常效应做差运算, 就获得了消除基岩背景后的盆地断陷内火山岩所产生的磁异常(图4).

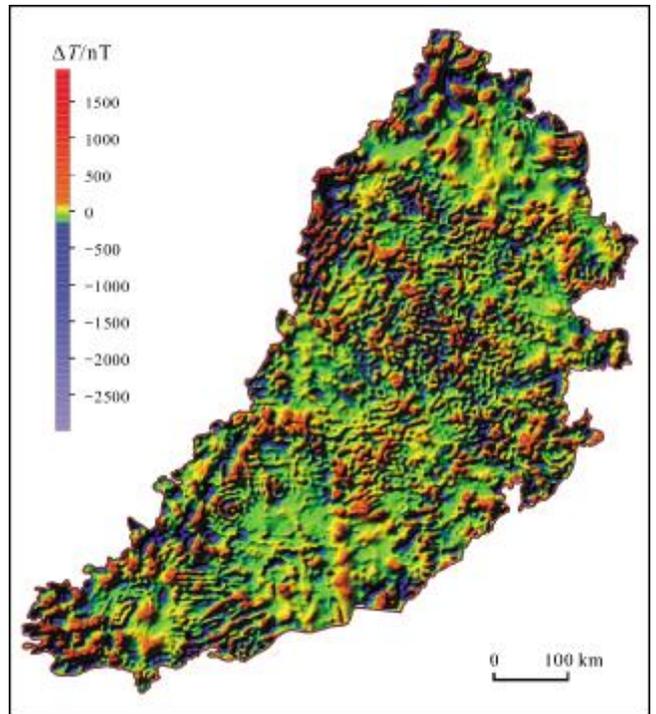


图4 松辽盆地深层火山岩磁异常平面图

Fig. 4 Magnetic anomaly map of deep volcanic rocks in Songliao Basin

4 松辽盆地深层火山岩分布预测

因火山岩具有与围岩明显的磁性差异且磁异常影响因素较为单一, 所以在火山岩圈定时主要应用磁异常来进行. 在获取反映盆地深层火山岩磁异常信息的基础上, 对磁异常进行斜导数、垂向二阶导数及欧拉反褶积反演得到磁性体顶面深度, 圈定松辽盆地火山岩的宏观分布范围并编制松辽盆地深层火山岩分布预测平面图(图5).

深层火山岩在盆地内广泛分布, 且主要分布在深层的断陷中. 圈定火山岩的总面积达 114 316 km², 占整个盆地面积的 43.8%. 有关详细圈定盆地火山岩的具体方法及工作流程并非本文所论及的内容, 在此不做进一步阐述. 但需要说明的是: 由于火石岭火山岩和营城火山岩相距较近且埋深较大, 很难通过磁力异常区分营城及火石岭火山岩, 所以应用磁异常所圈定的深层火山岩是两者的综合反映.

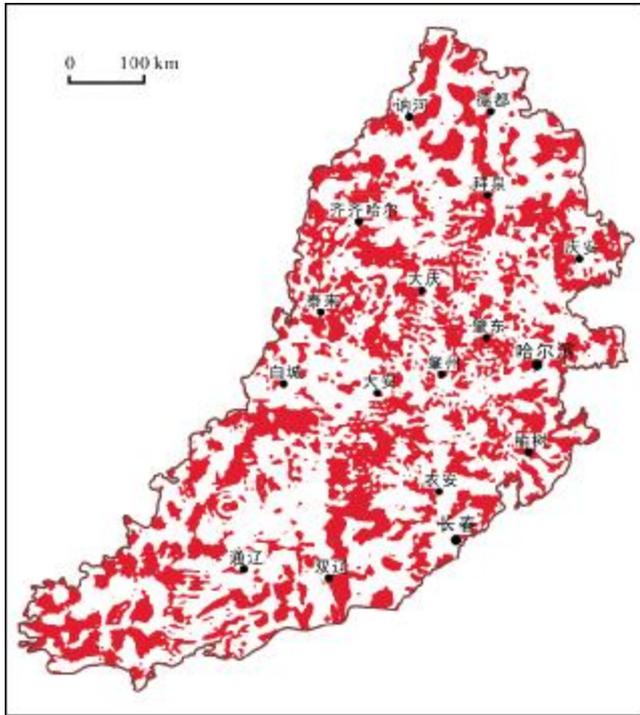


图 5 松辽盆地深层火山岩分布预测平面图

Fig. 5 Predicted distribution of deep volcanic rocks in Songliao Basin

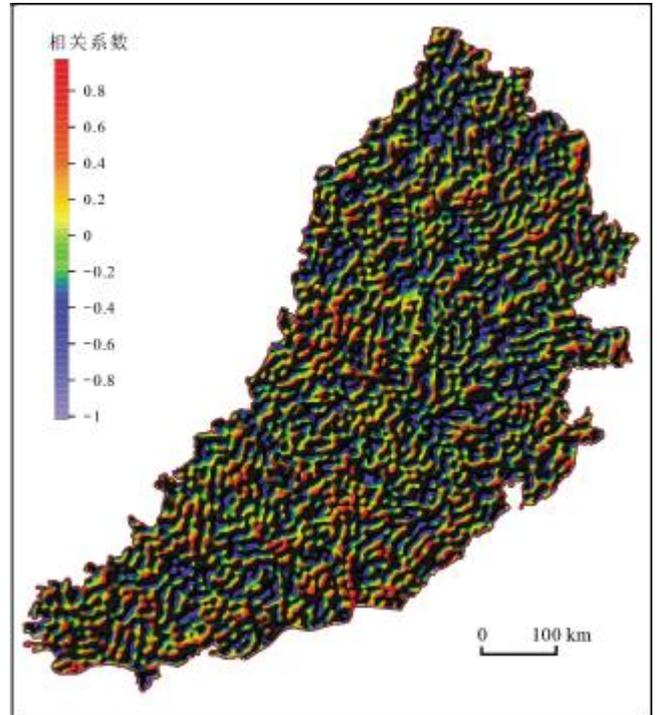


图 6 深层火山岩视磁化率与视密度相关系数平面图

Fig. 6 Map showing the correlation coefficients between apparent magnetic susceptibility and apparent density of deep volcanic rocks

5 松辽盆地深层火山岩岩性识别

在通常的情况下,不同岩性的火山岩常具有不同的密度及磁化率,因而也就产生不尽相同的重磁异常.在地表的火山岩可以按照一般的重磁异常特征及相关分析,进行有效的火山岩岩性识别.但在盆地深处的火山岩,由于受盖层及基岩岩性等复杂因素的影响,一般很难准确地分离出由单一火山岩产生的重磁异常,尽管已经通过各种增强技术处理,也不能完全达到这一目的.然而无论如何,在所分离的重磁异常中最大程度地包含了火山岩产生的重磁异常.

5.1 视磁化率、视密度反演及相关分析

为了消除异常空间变换的影响,将重磁异常换算成密度与磁化率则能更有效地反映火山岩的自然分布特征.毫无疑问,视磁化率、视密度及两者的相关系数在判断火山岩岩性方面是最佳的三参数组合.为此将反映火山岩的重磁异常分别进行视密度及视磁化率的反演并进行两者的相关分析,获取两者的相关系数(图 6),为采用支持向量机进行火山岩岩性的判别做好资料数据的准备.

5.2 支持向量机模型构建理论

基于大数据的机器学习是现代智能技术中的重要内容,机器学习从已知样本出发寻找规律并建立模型,利用所建立的模型对未知数据进行预测.统计学习理论是现有机器学习方法的共同理论基础,该理论是一种专门研究小样本情况下机器学习规律的理论,为解决有限样本学习问题提供了一个统一的框架,在该理论基础上,20 世纪 90 年代中期, C. Cortes 等发展了一种新的基于小样本通用的机器学习方法——支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[10].该方法主要应用于数据集的分类问题^[11].

支持向量机是基于结构风险最小化原理建立数学模型,为解决有限数据样本情况下的统计模式识别奠定了坚实的基础^[12-15],也为依据同一地质体具有物性数值统计的聚类性,应用火山岩的密度与磁化率进行火山岩的圈定与岩性识别奠定了理论基础^[16-18].

一般情况下,对于支持向量机的二分类,定义 $m \times n$ 矩阵 X 、向量 Y 如下:

$$X = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_i, \dots, X_m]$$

$$Y=[y_1, y_2, y_3, \dots, y_i, \dots, y_m]$$

式中, X 为输入变量, X_i 即特征变量, 每一个 $X_i \in R^n$ 都对应具有 n 个属性特征的向量; m 为样本数; n 为属性特征数; Y 为输出目标变量; $y_i \in \{-1, +1\}$, $i=1, 2, \dots, m$, 是 X_i 的分类标签.

在本研究火山岩岩性预测中, 向量矩阵 X 中的元素就是火山岩的视密度(x_{i1})、视磁化率(x_{i2})及视密度与视磁化率的相关系数(x_{i3})构成的特征变量, 属性特征数 $n=3$, $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3})^T$, m 为参与构建支持向量机的样本个数. 从而 X 是一个行数为 3、列数为 m 的矩阵.

在线性可分的情况下, 就会存在一个超平面使得训练样本完全分开. 用于区分样本分类的超平面, 可由下式定义:

$$W \cdot X + b = 0$$

式中, \cdot 是向量点积; b 为 n 维超平面的法向量. b 为位移项, 决定了超平面与原点之间的距离. 靠近超平面最近的向量离超平面的距离达到极限 (最大分离超平面), 则这个超平面就是最优超平面.

最优超平面是使得每一类数据与超平面距离最近的向量(样本特征向量)与超平面之间的距离最大的平面. 这样的最优超平面可以通过求解下面的二次凸规划问题来获得:

$$\min \phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2$$

并且满足约束条件: $y_i((W \cdot X_i) + b) \geq 1, i=1, 2, \dots, m$

在特征数数量特别大的情况, 可以将此二次凸规划问题转换为其对偶问题:

$$\max X(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (X_i \cdot X_j)$$

$$w^* = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i X_i, \quad b^* = y_i - w^* \cdot X_i$$

并且满足约束条件: $\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i=1, 2, 3, \dots, m$.

这里 $\alpha=(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$ 是拉格朗日乘子, w^* 是最优超平面的法向量, b^* 是最优超平面的偏移量. 求解与分析这类优化问题, KKT 条件起着重要的作用^[14], 在

$\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$ 中, 其解必须满足 $\alpha_i = |y_i(w \cdot X_i + b) - 1| = 0, i=1, 2, \dots, m$. 从 $w^* = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i X_i$ 可知, 那些 $\alpha_i = 0$ 的样本对

分类没有任何作用, 只有那些 $\alpha_i > 0$ 的样本才对分类器起作用, 符合这样条件的样本称为支持向量. 实际上, 当模型训练完成后, 大部分的训练样本的 $\alpha_i = 0$, 对分类超平面没有任何作用, 最终模型仅与支持向量有关. 故最终的分类函数为:

$$f(X_k) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i (X_i \cdot X_k) + b^* \right) = \text{sign}(w^* \cdot X_k + b^*)$$

式中, $\text{sign}()$ 为符号函数. 根据 $f(X_k)$ 的符号来确定样本 X_k 的分类归属.

对于线性不可分的情况, 任何分类超平面对数据集必有错分, 所以不能再要求所有训练点都满足约束条件 $y_i((W \cdot X_i) + b) \geq 1$. 为此, 这里对每个训练点都引进一个松弛变量 $\xi_i \geq 0$, 把约束条件放松为:

$$y_i((W \cdot X_i) + b) \geq 1 - \xi_i$$

并且采用 $\sum_{i=1}^m \xi_i$ 作为一种度量, 描述训练集被错分的程度. 这样就有两个目标: 仍希望 $\frac{1}{\|W\|}$ 尽可能大; 同时希望错分程度 $\sum_{i=1}^m \xi_i$ 尽可能小. 为了达到这一目的, 引进一个惩罚系数 C , 由此得到最小化的新目标函数:

$$\frac{1}{2} \|W\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i$$

这样就线性不可分问题转化为如下的优化问题:

$$\min_{w,b,x} \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i$$

并且满足约束条件:

$$y_i((W \cdot X_i) + b) \geq 1 - \xi_i, i=1, 2, \dots, m$$

并且满足约束条件:

$$y_i((W \cdot X_i) + b) \geq 1 - \xi_i, i=1, 2, \dots, m$$

$$\xi_i \geq 0, i=1, 2, \dots, m$$

惩罚系数 C 起到在模型的复杂度和训练样本误差之间的一种平衡作用, 该参数使得训练模型具有较好的推广能力, 不同训练集的最优 C 值不同. 对分类问题参数 C 小, 会出现“欠学习”现象, 相反, 如果 C 取的太大会出现所谓的“过学习”现象. 每个样本数据集至少存在一个合适的 C 值, 使得支持向量机推广性能最好.

由于样本非线性分类问题的复杂性, 无法用线性的直线模型把正负类数据进行区分. 这时, 需要进行一些变换, 将不可分变为可分, 必须用超平面做为分类界面. 处理这类问题的思路是: 将原空间中的训练样本 T

通过一个非线性映射转换到更高维的特征空间 H 中,使其在特征空间 H 中是线性可分的,从而在 H 空间中建立一个分类超平面(图 7).

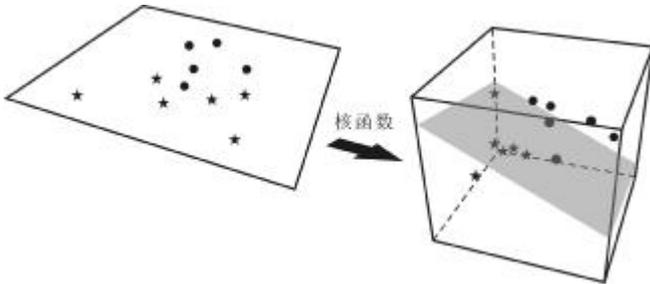


图 7 核函数变换示意图

Fig. 7 Sketch of kernel function transformation

设 $\Phi: T \rightarrow \Phi(T) = \{(\Phi(x_i, y_i)) | i=1, 2, \dots, n\}$, 使得 $\Phi(T)$ 在 H 中是线性可分的. 将前面叙述中的 x 换成 $\Phi(x)$ 即可得到如下的最优化问题:

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

满足约束条件:

$$y_i(W \cdot \Phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i=1, 2, \dots, m$$

$$\xi_i \geq 0, \quad i=1, 2, \dots, m$$

对上述问题采用拉格朗日乘子法, 并求其对偶问题. 在求解过程中 ξ 被自动消除了, 反映了支持向量机在已知惩罚力度情况下, 会自动分配松弛因子. 约束条件没有变, 仅仅是约束条件变成上述优化问题的对偶问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) - \sum_{j=1}^n \alpha_j$$

满足约束条件:

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i=1, 2, \dots, m$$

在上述公式中, $\Phi(X)$ 总是以内积 $(\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j))$ 的形式出现, 所以没有必要单独考虑 $\Phi(X)$ 的结构, 只需从总体上考虑函数 $K(X_i, X_j) = (\Phi(X_i) \cdot \Phi(X_j))$. 该函数即为上文提到的核函数, 核函数隐含地包含了映射函数 $\Phi(X)$, 将样本原空间转换到更高维的特征空间 H 中, 使其在高维特征空间 H 中是线性可分的.

由于核函数是影响 SVM 分类性能的重要因素, 因此, 核函数及其参数的选择成了支持向量机研究的核

心问题. 然而至今还没有更有效的方法来指导核函数及其参数的选择.

目前被广泛使用的核函数是径向基 (RBF) 核函数:

$$K(X_i, X_j) = \exp\left(-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

式中 σ 为带宽, $\sigma > 0$.

RBF 属于局部核函数, 当数据点距离中心点变远时, 取值会变小. RBF 核函数对数据中存在的噪声有着较好的抗干扰能力.

本研究应用了 RBF 核函数. 需经过参数寻优确定带宽 σ 以及惩罚系数 C . σ 和 C 这两个构建支持向量机模型的关键参数对于所构建模型分类的可靠性和泛化能力具有重要的作用.

关于选取最优 SVM 参数的方法就是将 (C, σ) 作为一组变量在一定的范围内取值, 对于取定的 (C, σ) , 把训练集做为作为原始数据集, 采用交叉验证的思想, 得到训练集的分类准确率, 最终取使得训练集分类准确率最高的那组 (C, σ) 做为最优参数. 本文采用网格搜索寻优法确定支持向量机模型最优的 (C, σ) 参数.

网格搜索法是将 C 和 σ 分别取 M 个和 N 个值, 对 $M \times N$ 个 (C, σ) 的组合分别进行训练. 具体做法是选择 K -CV, 即将数据分为 K 份, 其中 $K-1$ 份做为训练集, 另一份做为测试集, 并将 K 次的平均交叉验证识别率做为学习精度, 从而在 $M \times N$ 个 (C, σ) 的组合中取学习精度最高的一组为最优参数.

下面是本研究支持向量机的构造方法要点及构造步骤.

- 1) 给定训练集 $T = \{(X_1, y_1), (X_2, y_2), \dots, (X_m, y_m)\}$, $X_i \in R_n$, $y_i = \{-1, 1\}$ 为分类标志, $i=1, 2, \dots, m$.
- 2) 选用 RBF 核函数并给定 σ 以及惩罚系数 $C > 0$.
- 3) 构造并求解凸二次规划问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(X_i, X_j) - \sum_{j=1}^n \alpha_j$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i=1, 2, \dots, m$$

解得 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_m^*)^T$.

- 4) 计算 b^* . 选取位于开区间 $(0, C)$ 中的 α^* 的分量 α_j^* , 据此计算:

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^m y_i \alpha_i^* K(X_i, X_j)$$

5) 造决策函数

$$f(X) = \text{sign}(\sum_{i=1}^m y_i \alpha_i^* K(X_i, X_j) + b^*)$$

其中, $\text{sign}()$ 为符号函数, α_i^* 为拉格朗日乘子, X_i 为第 i 个样本特征向量, y_i 为 X_i 的分类标签, b^* 为分类阈值。

对于支持向量机的多分类问题, 都是基于上述支持向量机的二分类理论, 利用支持向量机有一对一法(OVO)、一类对余类法(OVR)等多种分类的计算方法^[19-21]。本文对于应用物性三体进行地质体的多分类采用一对一分类方法。

一对一分类法也称为成对分类法。在共有 B 个不同类别训练集 T 中找出 $P=B(B-1)/2$ 个不同类别的两两组合, 分别用两两组合的类别样本组成两分类问题训练集 $T(i, j)$, 然后用求解两分类问题的 SVM 分别求得 P 个判别函数 $f_{(i, j)}(X)$ 。判别时将第 k 个需要分类判别的特征变量 X_k 分别送到 P 个判别函数 $f_{(i, j)}(X_k)$, 若 $f_{(i, j)}(X_k) = +1$, 判为 i 类, i 类获得一票, 否则判为 j 类, j 类获得一票。分别统计 k 个类别在 P 个判别函数结果中的得票数, 得票数最多的类别就是最终判定类别^[22-24]。

5.3 深层火山岩岩性的人工智能支持向量机识别

利用支持向量机对盆地深层断陷火山岩岩性的识别, 必须要有构建预测模型的训练样本。按探井所钻遇松辽盆地深层火山岩岩性类别, 分为基性火山岩、中性火山岩、酸性火山岩及火山碎屑岩。我们优选了具有代表性的 292 口井的火山岩岩性做为支持向量机的样本井, 其中钻遇基性火山岩的有 37 口、中性火山岩有 38 口、酸性火山岩有 77 口、火山碎屑岩有 140 口。

5.3.1 样本参数的拾取及参数的归一化处理

由于用于支持向量机预测盆地深层火山岩的视密度、视磁化率及相关系数的数值存在数量级上的差异, 为了避免在支持向量机模型构建及识别过程中数据计算量大及消除个别奇点的影响, 需要对数据进行归一化处理, 以便达到各类输入数据之间的平衡。因此, 要对视密度、视磁化率及相关系数 3 个参数进行归一化处理, 从而降低参数量级的差异对预测结果的影响。处理方法: 设训练样本数据的某一个特征参数集为 x_p

($p=1, 2, \dots, n$), 定义该特征数据的最大值和最小值分别为 $x_{\max} = \max\{x_p\}$, $x_{\min} = \min\{x_p\}$ 。将 x_p 归一化到 $[0, 1]$ 区间的公式为:

$$x_p^* = \frac{x_p - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

式中, x_p^* 为特征变量 (归一化视密度、归一化视磁化率、归一化相关系数) 的归一化数值。

5.3.2 深层火山岩各岩性样本的密度、磁化率特征

在样本井坐标的控制下获取了井点位置的归一化视密度、归一化视磁化率及归一化相关系数, 并将这 3 个归一化参数作为支持向量机的输入进行模型训练。在训练过程中, 设定基性火山岩的标签数值为 1, 中性火山岩的标签数值为 2, 酸性火山岩的标签数值为 3, 火山碎屑岩的标签数值为 4。

将样本井的归一化视密度、归一化视磁化率用不同颜色代表不同的岩性制作归一化视密度-归一化视磁化率交会图(图 8)。从交会图上可以清楚地看到, 各种不同岩性的火山岩具有明显的分区性, 其分区参数特征与岩石物性分布规律是一致的。

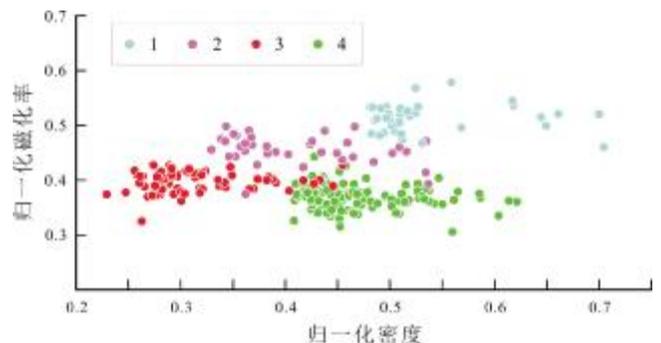


图 8 火山岩样本各岩性归一化密度-磁化率交汇图

Fig. 8 Diagram of normalized density vs. magnetic susceptibility of volcanic rock types

1—基性火山岩(basic volcanic rock); 2—中性火山岩(neutral volcanic rock); 3—酸性火山岩(acid volcanic rock); 4—火山碎屑岩(pyroclastic rock)

5.3.3 参数寻优

基于 RBF 核函数构建的支持向量机模型, 决定模型分类可靠性和泛化能力的是惩罚系数 C 和 RBF 核函数的带宽 σ 。如何选取最佳的 (C, σ) 组合是参数寻优的主要目的。

在支持向量机火山岩岩性预测模型的构建中, 采取了如下方法对超参数 (C, σ) 进行寻优:

1) 令 $\sigma = 2^i$ ($i = -10, -9, \dots, 0, \dots, 9, 10$) 和 $C = 2^j$ ($j =$

-10, -9, ..., 0, ..., 9, 10)中所有可能的(C, σ)组合代入到支持向量机中进行训练,并分成 3 组做交叉检验. 每次交叉验证均随机选取 20%的样本,且每组所选取的 20%的随机样本均无重叠,计算 3 组的平均交叉检验正确率,并绘制出平均交叉检验正确率等值线图(图 9). 从图 9 可以看到当 logC=2, logσ=6 时,平均交叉验证正确率取得 81.6%的极值.

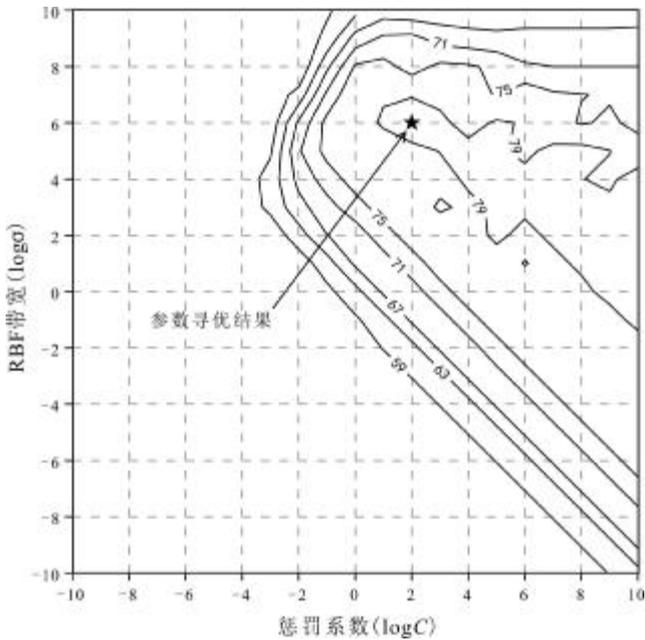


图 9 支持向量机预测火山岩岩性超参数与准确率变化关系图
Fig. 9 Relationship between lithology hyperparameters and accuracy of predicted volcanic rocks by SVM

2)将交叉验证正确率最高的(C, σ)组合提取出来.

3) 选取惩罚系数 C 最小的 logC=2 作为最优组合来获取最终的训练模型. 这样既保证了交叉验证的准确率, 又避免了 C 过高造成的过学习问题. 最后将训练模型应用到深层火山岩岩性的计算识别中.

5.3.4 火山岩岩性的识别与岩性分布图的编制

应用训练好的支持向量机模型完成了松辽盆地深层火山岩岩性的预测并编制完成松辽盆地深层火山岩岩性平面分布预测图(图 10).

从图 10 可以看到, 基性火山岩分布面积为 4 137 km², 占火山岩总分布面积的 3.62%; 中性火山岩分布面积为 26 628 km², 占火山岩总分布面积的 23.31%; 酸性火山岩分布面积为 28 239 km², 占火山岩总分布面积的 24.70%; 火山碎屑岩分布面积为 55 311 km², 占火山岩总分布面积的 48.37%. 由此可以

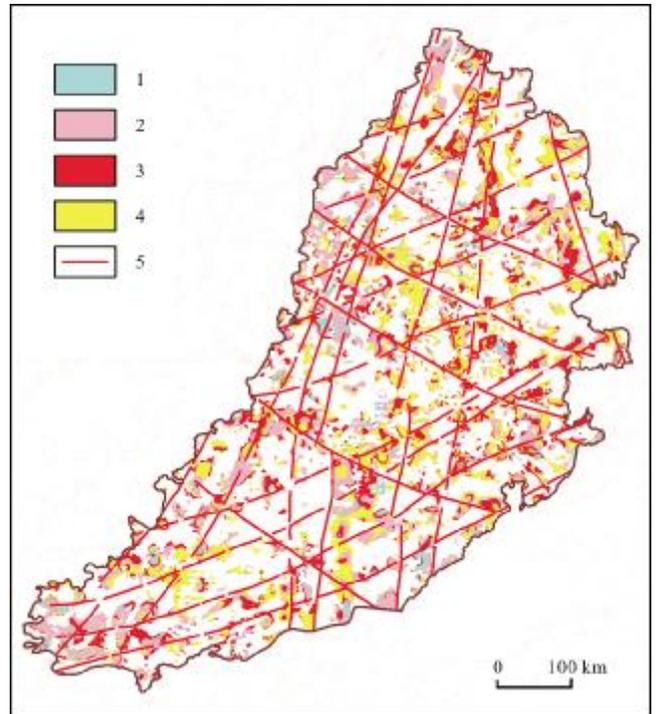


图 10 松辽盆地深层火山岩岩性与深大断裂预测平面图
Fig. 10 Predicted lithology of deep volcanic rocks and major faults in Songliao Basin

1—基性火山岩 (basic volcanic rock); 2—中性火山岩 (neutral volcanic rock); 3—酸性火山岩 (acid volcanic rock); 4—火山碎屑岩 (pyroclastic rock); 5—深大断裂 (deep major fault)

看出, 中性火山岩与酸性火山岩分布相当, 火山碎屑岩几乎占据深层火山岩的一半, 是最主要的火山岩分布形式.

通过进一步分析可以发现, 松辽盆地的深层火山岩主要受控于深大断裂. 超岩石圈断裂与基性火山岩紧密相关, 中、酸性火山岩沿壳断裂分布. 火山岩主要分布在盆地深部的断陷中, 靠近断裂附近火山岩分布厚度较大(图 10). 火山岩在盆地深层的广泛分布, 展示了松辽盆地深层具有良好的火山岩气藏勘探前景.

6 火山岩形成机制分析

通过对断裂及火山岩、断陷控制关系的研究, 提出了一个松辽盆地断裂及火山岩的演化模式.

在总结前人研究成果^[25--28]的基础上, 初步分析了松辽盆地火山岩的成因、构造环境和时空演化的特点.

火石岭组火山岩以中性、中基性为主; 高强场元素和大离子亲石元素较典型岛弧火山岩富集, 主要为亚碱性系列, 部分为碱性系列; 稀土元素配分曲线较光滑, 无明显的 Eu 负异常, 部分出现 Eu 正异常, 无 Nb、

Ta 负异常, Sr 为正异常; Cr、Ni 含量高, TiO_2 含量低, $^{87}\text{Sr}/^{86}\text{Sr}$ 变化于 0.7048~0.7055 之间, $^{143}\text{Nd}/^{144}\text{Nd}$ 变化于 0.5122~0.5127 之间. 显示火石岭组火山岩主要来自地幔, 并兼具大陆裂谷火山岩和俯冲带岛弧火山岩的特点, 表明火石岭组火山岩主要形成于俯冲造山后岩石圈调整过程中伸展构造背景, 是幔源岩浆在伸展的环境中沿断裂上升喷出地表的产物.

营城组火山岩主要为酸性岩, 高强场元素和大离子亲石元素富集, 主要为高钾钙碱性系列, 少量为钙碱性系列, 富铁, TiO_2 含量低; 稀土配分曲线为右倾型, 具明显的 Eu 负异常, 具 Ba、Nb、Ta、Sr 的负异常和 Pb 的正异常; Sr、Nd 同位素表现出明显的壳源特征. 营城组火山岩的地球化学特征表明其具有大陆裂谷火山岩和俯冲带岛弧火山岩共有的特点, 也是形成于与火石岭组火山岩同样的构造背景. 但营城组火山岩与火石岭组火山岩存在显著的差异, 大部分营城组酸性火山岩与火石岭组中基性火山岩之间成分存在间断, 不是连续过渡, 而中性岩与基性岩之间成分是逐渐过渡的; 火石岭组火山岩显示出幔源岩浆的特征, 而营城组火山岩具有壳源岩浆特征, 表明营城组火山岩与火石岭组火山岩具有不同的成因. 火石岭组基性火山岩可能是由幔源岩浆部分熔融后沿断裂上升喷发形成的, 中性岩是由基性岩浆经结晶分异作用或同化混染作用演变成中性岩浆后喷出地表形成的, 营城组酸性火山岩是地壳物质受热部分熔融的产物. 此外, 营城组三段的中基性火山岩在成分上接近火石岭组火山岩, 揭示了火石岭组火山岩与营城组三段中基性火山岩关系密切, 二者可能是同源的.

另外, 从钻井及其他勘探成果来看, 火山岩在纵、横向的分布上均具有显著的特征. 横向上, 松辽盆地南部的火石岭组火山岩相对北部而言, 规模大、分布广, 由南向北厚度逐渐变薄, 规模逐渐变小; 营城组中基性火山岩的比例由南向北逐渐减少, 酸性岩的比例逐渐加大, 火山岩的规模和厚度也逐渐减薄. 火山岩在松辽盆地南部主要成面状、环状展布, 而在松辽盆地北部则主要呈带状展布. 纵向上, 主要存在火石岭组、营城组、登娄库-泉头组 3 套火山岩, 岩性从下到上依次由中基性火山岩到酸性火山岩再到中基性火山岩. 火山岩还与断裂、断陷关系密切, 往往在断陷的主体部位和主要控陷断裂处最发育, 并与断陷的规模成正相关性. 火

山岩的时空变化特点从某种程度上揭示了火山岩的成因及其演化特征.

因此, 结合火山岩的地球化学特征、形成的构造地质背景、时空分布特点, 以及与断陷、断裂的关系等, 初步分析松辽盆地火山岩的成因及演化特征.

古生代末期至中生代早期, 欧亚板块与古太平洋板碰撞、俯冲、造山作用使松辽地区发生大规模的抬升、剥蚀, 并伴随大规模岩浆活动. 火石岭组沉积时期, 盆地进入碰撞造山后的应力松弛阶段, 地幔隆升. 上涌的热流使地壳塑性增强, 易于滑脱, 在韧性剪切带上的岩层内产生陡倾正断裂, 脆性地壳伸展破裂, 形成了大量北西、北北东、南北向的正断层. 地幔岩石部分熔融形成的基性岩浆沿着深大断裂经过同化混染作用和结晶分异作用后喷出地表, 充填于初始断陷中, 形成火石岭时期以安山岩、粗安岩、安玄岩、玄武岩、玄武质粗安岩为主的幔源中基性火山岩建造.

沙河子组沉积时期, 随着伸展作用加强, 沿韧性剪切带发生拆离, 出现低角度正断层. 脆性上地壳在伸展过程中拆离并遭受剥蚀, 中下地壳发生韧性伸展共同实现地壳减薄, 从而在上地幔隆起加剧的同时产生地壳密度不均衡效应, 表现为地壳快速下沉, 出现以半地堑为主要形式的断陷群. 断陷内沉积了沙河子组一套砂、泥岩及煤岩, 以及少量的火山岩.

营城组沉积时期, 由于地幔大幅度隆升, 而地壳明显减薄并快速下沉, 地幔所携带的大量热量使地壳物质受热发生部分熔融, 形成大量酸性岩浆; 此外, 强烈的伸展拆离产生巨大的磨擦而生热, 也会导致上地壳的重熔, 形成酸性岩浆房. 酸性岩浆沿着断裂上升并喷出地表, 形成了营城组时期以酸性火山岩为主的壳源型火山岩建造.

营城组末期, 由于大量岩浆物质喷发, 岩浆房空虚以及地幔变冷回落, 岩石圈伸展作用减弱, 松辽盆地开始进入拗陷阶段. 此时, 岩浆活动大为减弱, 部分残余的中基性岩浆在拗陷过程中沿深大断裂喷出地表, 但规模较小, 分布比较局限, 即形成了营城组三段、登娄库组、泉头组的中基性火山岩.

7 结论

通过应用区域重磁资料, 采用人工智能的支持向量机方法对松辽盆地深层火山岩岩性的识别, 可以得

出以下结论.

1)区域重磁可以较好地应用于盆地深层火山岩的预测中.

2)迭代-积分延拓平化曲能够有效地突出盆地深层火山岩信息,增强火山岩识别及岩性判别的可靠性.

3)与火山岩相关的视密度、视磁化率及两者的相关系数是判别火山岩岩性的3个最佳参数.

4)人工智能的支持向量机是解决多维、非线性模式识别问题的有效方法,具有较强的学习能力和推广能力,能够充分挖掘事物之间的对应关系,在样本数量少的情况下,可以获得较高的预测精度.该方法在类似火山岩岩性识别预测的研究中取得了良好的应用效果,具有广阔的应用前景.

参考文献(References):

[1]杨懋新.松辽盆地断陷期火山岩的形成及成藏条件[J].大庆石油地质与开发,2002,21(5):15-17.
Yang M X. Study of tectonic background and reservoir-forming condition of volcanic rock in Songliao Basin [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2002, 21(5): 15-17.

[2]姜传金,冯肖宇,詹怡捷,等.松辽盆地北部徐家围子断陷火山岩气藏勘探新技术[J].大庆石油地质与开发,2007,26(4):133-137.
Jiang C J, Feng X Y, Zhan Y J, et al. New methodology to explore gas-bearing volcanic reservoir in Xujiaweizi fault depression of the northern Songliao Basin [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2007, 26(4): 133-137.

[3]蒙启安,门广田,张正和.松辽盆地深层火山岩体、岩相预测方法及应用[J].大庆石油地质与开发,2001,20(3):21-24.
Meng Q A, Men G T, Zhang Z H. Prediction method and its application of deep volcanic rock body and facies in Songliao Basin [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2001, 20(3): 21-24.

[4]任延广,朱德丰,万传彪,等.松辽盆地徐家围子断陷天然气聚集规律与下步勘探方向[J].大庆石油地质与开发,2004,23(5):26-29.
Ren Y G, Zhu D F, Wan C B, et al. Natural gas accumulation rule of Xujiaweizi depression in Songliao Basin and future exploration target [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2004, 23(5): 26-29.

[5]郑常青,王璞珺,刘杰,等.松辽盆地白垩系火山岩类型与鉴别特征[J].大庆石油地质与开发,2007,26(4):9-16.
Zheng C Q, Wang P J, Liu J, et al. Types and distinguishing characteristics of Cretaceous volcanic rocks in Songliao Basin [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2007, 26(4): 9-16.

[6]董焕成.重磁勘探教程[M].北京:地质出版社,1993:35-151.
Dong H C. Course of gravity and magnetic exploration [M]. Beijing:

Geological Publishing House, 1993: 35-151. (in Chinese)

[7]程乾生.信号数字处理的数学原理[M].北京:石油工业出版社,1979:35-42.
Cheng Q S. The mathematical principle of digital signal processing [M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 1979: 35-42. (in Chinese)

[8]杨文采,施志群,侯遵泽,等.离散小波变换与重力异常多重分解[J].地球物理学报,2001,44(4):534-541.
Yang W C, Shi Z Q, Hou Z Z, et al. Discrete wavelet transform for multiple decomposition of gravity anomalies [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2001, 44(4): 534-541.

[9]徐世浙.位场延拓的积分-迭代法[J].地球物理学报,2006,49(4):1176-1182.
Xu S Z. The integral-iteration method for continuation of potential fields [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2006, 49(4): 1176-1182.

[10]Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.

[11]黄发良,钟智.用于分类的支持向量机[J].广西师范学院学报(自然科学版),2004,21(3):75-78.
Huang F L, Zhong Z. Support vector machine used in classification [J]. Journal of Guangxi Teachers Education University (Natural Science Edition), 2004, 21(3): 75-78.

[12]吴施楷,曹俊兴.基于连续限制玻尔兹曼机的支持向量机岩性识别方法[J].地球物理学进展,2016,31(2):821-828.
Wu S K, Cao J X. Lithology identification method based on continuous restricted Boltzmann machine and support vector machine [J]. Progress in Geophysics, 2016, 31(2): 821-828.

[13]林香亮,袁瑞,孙玉秋,等.支持向量机的基本理论和研究进展[J].长江大学学报(自然科学版),2018,15(17):48-53.
Lin X L, Yuan R, Sun Y Q, et al. The basic theory and research progress of support vector machine [J]. Journal of Yangtze University (Natural Science Edition), 2018, 15(17): 48-53.

[14]韩启迪,张小桐,申维.基于决策树特征提取的支持向量机在岩性分类中的应用[J].吉林大学学报(地球科学版),2019,49(2):611-620.
Han Q D, Zhang X T, Shen W. Application of support vector machine based on decision tree feature extraction in lithology classification [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2019, 49(2): 611-620.

[15]张昭杰,方石.基于遗传算法优化的支持向量机在岩性识别中的应用[J].世界地质,2019,38(2):486-491.
Zhang Z J, Fang S. Application of support vector machine in lithology identification based on genetic algorithm optimization [J]. Global Geology, 2019, 38(2): 486-491.

[16]柳成志,滕立惠.利用支持向量机识别松辽盆地火山岩岩性[J].地质与资源,2014,23(3):288-291.
Liu C Z, Teng L H. Recognition of the lithology of volcanic rocks in Songliao Basin by support vector machine [J]. Geology and Resources,

- 2014, 23(3): 288–291.
- [17]文政, 高松洋, 毕广武. 支持向量机在复杂岩性测井识别中的应用[J]. 大庆石油地质与开发, 2009, 28(1): 134–137.
WEN Z, GAO S Y, Bi G W. Application of support vector machine (SVM) in complex lithology identification by well logging [J]. Petroleum Geology and Oilfield Development in Daqing, 2009, 28(1): 134–137.
- [18]李希元, 崔健, 胡望水, 等. 基于多源地球物理数据的机器学习方法在地质体分类中的应用——以黑龙江多宝山矿集区为例[J]. 地球物理学报, 2022, 65(9): 3634–3649.
Li X Y, Cui J, Hu W S, et al. Application of machine learning method based on multi-source geophysical data to geological body classification: A case study of Duobaoshan ore concentration area (Heilongjiang, China) [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2022, 65(9): 3634–3649.
- [19]邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 49–120.
Deng N Y, Tian Y J. New method in data mining: Support vector machine [M]. Beijing: Science Press, 2004: 49–120. (in Chinese)
- [20]刘志刚, 李德仁, 秦前清, 等. 支持向量机在多类分类问题中的推广[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(7): 10–13, 65.
Liu Z G, Li D R, Qin Q Q, et al. An analytical overview of methods for multi-category support vector machines [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(7): 10–13, 65.
- [21]苟博, 黄贤武. 支持向量机多类分类方法[J]. 数据采集与处理, 2006, 21(3): 334–339.
Gou B, Huang X W. SVM multi-class classification [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2006, 21(3): 334–339.
- [22]Moreira M, Mayoraz E. Improved pairwise coupling classification with correcting classifiers [C] // Proceeding of Tenth European Conference on Machine Learning. Chemnitz: Springer, 1998: 160–171.
- [23]Cutzu F. How to do multi-way classification with two-way classifiers [C] // Joint International Conference ICANN/ICONIP 2003. Istanbul: Springer, 2003: 375–382.
- [24]Debnath R, Takahide N, Takahashi H. A decision based one-against-one method for multi-class support vector machine [J]. Pattern Analysis and Applications, 2004, 7(2): 164–175.
- [25]张宏, 马俊孝, 权恒, 等. 大兴安岭北段中生代火山岩形成的动力学环境[J]. 贵金属地质, 1999, 8(1): 56–64.
Zhang H, Ma J X, Quan H, et al. The dynamic background of Mesozoic volcanic activity in northern part of Daxinganling Mountains [J]. Journal of Precious Metallic Geology, 1999, 8(1): 56–64.
- [26]张炯飞, 权恒, 武广, 等. 东北地区中生代火山岩形成的构造环境[J]. 贵金属地质, 2000, 9(1): 33–38.
Zhang J F, Quan H, Wu G, et al. Tectonic setting of Mesozoic volcanic rocks in Northeast China [J]. Journal of Precious Metallic Geology, 2000, 9(1): 33–38.
- [27]陈德兵, 范玉杰, 赵宏武. 中国东北部及邻区中生代火山岩成因分析[J]. 地质与资源, 2001, 10(2): 65–70.
Chen D B, Fan Y J, Zhao H W. Analysis on the genesis of Mesozoic volcanic formations in Northeast China and adjacent area [J]. Geology and Resources, 2001, 10(2): 65–70.
- [28]许方哲. 松辽盆地南部火石岭组火山岩分布特征[J]. 世界石油工业, 2024, 31(5): 48–55.
Xu F Z. Distribution characteristics of volcanic rocks in Huoshiling Formation in southern Songliao Basin [J]. World Petroleum Industry, 2024, 31(5): 48–55.

(上接第 495 页/Continued from Page 495)

- [10]刘强, 金洪涛, 朱巍, 等. 东北地区煤田地质环境放射性综合评价方法研究[J]. 地质与资源, 2020, 29(4): 388–396.
Liu Q, Jin H T, Zhu W, et al. Study on the comprehensive evaluation method of geoenvironmental radioactivity of coalfields in Northeast China [J]. Geology and Resources, 2020, 29(4): 388–396.
- [11]王嘉莹, 马奎, 李玉文, 等. 我国部分地区煤矿原煤中天然放射性水平调查分析[J]. 中国辐射卫生, 2022, 31(4): 424–427, 447.
Wang J Y, Ma K, Li Y W, et al. Natural radioactive level in raw coal of coal mines in some regions of China [J]. Chinese Journal of Radiological Health, 2022, 31(4): 424–427, 447.
- [12]武旭阳, 孙娟, 连国玺, 等. 地浸采铀钻孔场区氡致周边辐射环境影响研究[J]. 辐射防护, 2023, 43(6): 611–619.
Wu X Y, Sun J, Lian G X, et al. Study on the influence of radon on the surrounding radiation environment of in-situ leaching uranium mine borehole area [J]. Radiation Protection, 2023, 43(6): 611–619.
- [13]Galhardi J A, García-Tenorio R, Bonotto D M, et al. Natural radionuclides in plants, soils and sediments affected by U-rich coal mining activities in Brazil [J]. Journal of Environmental Radioactivity, 2017, 177: 37–47.
- [14]Skoko B, Marović G, Babić D, et al. Plant uptake of ^{238}U , ^{235}U , ^{232}Th , ^{226}Ra , ^{210}Pb and ^{40}K from a coal ash and slag disposal site and control soil under field conditions: a preliminary study [J]. Journal of Environmental Radioactivity, 2017, 172: 113–121.
- [15]Wufuer R, Song W J, Zhang D Y, et al. A survey of uranium levels in urine and hair of people living in a coal mining area in Yili, Xinjiang, China [J]. Journal of Environmental Radioactivity, 2018, 189: 168–174.
- [16]UNSCEAR. Ionizing radiation: sources and biological effects [R]. New York: United Nations, 1982.
- [17]Yeritsyan H, Sahakyan A, Harutyunyan V, et al. Radiation-modified natural zeolites for cleaning liquid nuclear waste (irradiation against radioactivity) [J]. Scientific Reports, 2013, 3(1): 2900.
- [18]Abbadly A, Ahmed N K, El-Arabi A M, et al. Estimation of radiation hazard indices from natural radioactivity of some rocks [J]. Nuclear Science and Techniques, 2006, 17(2): 118–122.