

管耀,王清辉,冯进,等. 基于机器学习的蚀变火成岩测录井综合岩性识别:以南海北部珠江口盆地惠州26-6井区为例. 吉林大学学报(地球科学版), 2024, 54(1): 345-358. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20220310.

Guan Yao, Wang Qinghui, Feng Jin, et al. Comprehensive Lithology Recognition of Altered Igneous Reservoirs Based on Machine Learning for Wireline and Cutting Logs in Huizhou Depression, Pearl River Mouth Basin, Northern South China Sea. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2024, 54(1): 345-358. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20220310.

基于机器学习的蚀变火成岩测录井综合岩性识别 ——以南海北部珠江口盆地惠州26-6井区为例

管耀, 王清辉, 冯进, 杨清, 石磊

中海石油(中国)有限公司深圳分公司, 广东 深圳 518054

摘要:岩性识别是储层测井评价的重要环节,储层发育程度和孔隙度等参数的评价精度很大程度上取决于岩性识别的准确率。然而南海北部珠江口盆地惠州26-6井区的火成岩岩性复杂,普遍存在的蚀变现象对常规测井数据产生了很大影响,令常规测井岩性识别更加困难,识别精度难以满足勘探需求。为了提高蚀变火成岩地层的岩性识别准确率,本文结合常规测井和元素录井数据,建立了基于不同机器学习算法的岩性识别方法并进行对比分析,得到了适用于确定蚀变火成岩岩性的综合识别方法。首先利用岩心元素数据建立录井元素校正方法,得到可靠的元素录井数据,并以常规测井的采样间隔为标准对标准化元素录井数据进行线性插值;之后优选出与岩性相关性更高的常规测井和元素录井曲线,分别采用 k 近邻(KNN)和支持向量机(SVM)两种机器学习算法对研究区的构造片岩、闪长岩、蚀变辉绿岩、花岗闪长岩、花岗岩和蚀变花岗岩等6种火成岩进行岩性识别。在研究区内4口有岩石薄片鉴定资料井的目标层中,按照对应深度提取数据点(共145个),其中80%作为训练样本,其余20%作为测试样本。以样本测试精度和全井岩性识别效果作为评价指标,对两种算法进行对比,结果表明:KNN和SVM算法的识别准确率均为92.65%,但是KNN算法全井识别效果更符合地层岩性分布特征,说明基于KNN算法的测、录井综合岩性识别更适用于研究区。

关键词:蚀变火成岩;支持向量机; k 近邻;元素录井;综合岩性识别

doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20220310

中图分类号:P631.8

文献标志码:A

Comprehensive Lithology Recognition of Altered Igneous Reservoirs Based on Machine Learning for Wireline and Cutting Logs in Huizhou Depression, Pearl River Mouth Basin, Northern South China Sea

Guan Yao, Wang Qinghui, Feng Jin, Yang Qing, Shi Lei

Shenzhen Branch of CNOOC China Limited, Shenzhen 518054, Guangdong, China

Abstract: Lithology recognition plays an important role in reservoir logging evaluation, influencing the accuracy of critical parameters such as development degree and porosity. In Huizhou 26-6 well block

收稿日期:2022-11-14

作者简介:管耀(1986—),男,高级工程师,主要从事测井解释方法方面的研究,E-mail:guanyao@cnooc.com.cn

基金项目:中国海洋石油有限公司“十四五”重大科技项目(KJGG2022-0406)

Supported by CNOOC for the Major Science and Technology Project of “14th Five-Year Plan” (KJGG2022-0406)

within the Pearl River Mouth basin in the northern South China Sea, the lithology of igneous rocks is intricate, with widespread alteration significantly impacting conventional logging data. As a result, the conventional lithology identification faces difficulty in satisfying the exploration needs. To enhance the accuracy of identifying altered igneous rocks, we integrate conventional logging and element cutting logging to establish lithology identification methods through diverse machine learning algorithms. A comparative analysis leads to a comprehensive identification method of discerning altered igneous rocks. Initially, a core element data-based correction method for element cutting logging is established to obtain reliable data. Subsequently, the k -nearest neighbor (KNN) method and the support vector machine (SVM) method are employed to identify the lithology of six igneous rocks in the study area—diorite, tectonic schist, altered diabase, granodiorite, altered granite, and granite. In the target layer of four wells with rock slice identification data in Huizhou 26-6 well block, data points (145 in total) are extracted according to the corresponding depth, of which 80% are used as training samples and the remaining 20% as test samples. Taking sample test accuracy and whole well lithology recognition effect as evaluation indicators, the results of comparing the two algorithms indicate that the recognition accuracy of KNN and SVM algorithms is both 92.65%, but the whole well recognition effect of KNN algorithm is more in line with the distribution characteristics of stratigraphic lithology, indicating that the comprehensive lithology recognition based on KNN algorithm is more suitable for the study area.

Key words: altered igneous rock; SVM; k -nearest neighbor; element cutting logging; comprehensive lithological identification

0 引言

南海北部海域发现了惠州 26-6 构造带火成岩油气藏,该区岩性种类多,具有极高的勘探价值。准确的岩性识别是储层参数评价的前提^[1]。岩性识别方法有很多,其中测井岩性识别占据重要位置,纵向连续、精度高、物理参数丰富、处理和分析操作性强等优点给测井岩性识别奠定了基础^[2]。然而研究区前古近系火成岩岩石类型复杂、分布规律变化大^[3-4],同时普遍存在蚀变现象,不仅改变了储层特征,也影响着火成岩的常规测井响应特征^[5],导致火成岩的测井岩性识别精度不高,识别难度增加。在火成岩储层勘探愈加重要的背景下,蚀变火成岩地层岩性识别的难题亟待解决。

近几年,随着科技的发展,关于测井岩性识别的研究成果也越来越多。最传统的常规测井岩性识别方法是交会图岩性识别图版法^[6];但蚀变现象会导致常规测井响应特征发生变化^[7-8],致使不同岩性的测井特征混杂,难以区分,不仅给常规测井岩性图版带来了很大困扰,还会导致图版法在岩性多变的蚀变火成岩地层的识别准确性较低,难以应用。为了解决蚀变火成岩的复杂岩性问题,有学者提出了一种基于激光诱导击穿光谱(laser induced breakdown spectroscopy, LIBS)的元素分析和总

碱-二氧化硅图(TAS图)新方法,成功完成了高精度识别火成岩岩性的目标;但是该方法的数据基础是岩屑样本,复杂的蚀变作用会导致 TAS图识别得到的岩性偏差较大,同时 LIBS 元素分析很难全井应用,因此这种方法尺度局限性很大^[9]。随着岩性识别问题研究的深入,最优化等多元统计分析方法也被应用于岩性识别研究^[10],其原理为通过输入常规测井数据来最优化计算岩性成分;但是由于火成岩的常规测井曲线受蚀变影响,因此多元统计方法在岩性识别领域也常常失利。进入大数据时代后,机器学习算法应运而生,为测井岩性识别带来了许多新的思路^[11]。众多机器学习技术可有效分辨属性相似度高的数据,其中包括支持向量机(support vector machines, SVM)和 k 近邻(k -nearest neighbor, KNN)等算法^[5-6, 12],这些基于机器学习算法的岩性识别手段通常也以常规测井数据为输入样本,不仅识别速度快,还具有较高的岩性识别准确率。

南海北部珠江口盆地惠州凹陷蚀变火成岩地层岩性复杂多变,包括闪长岩、构造片岩、蚀变辉绿岩、花岗闪长岩、花岗岩等多种岩性,不同岩性在地层之中交错存在,同时普遍发生蚀变作用,影响储层结构与构造的同时也令不同岩性的测井响应特征发生不可忽视的变化。因此,火成岩地层多变的岩性和复杂的蚀变共同导致岩性识别难度极高。为了解决蚀

变火成岩岩性识别的难题,本文以中国南海地区古潜山蚀变火成岩为例,在研究区惠州 26-6 井区等 4 口井中提取相关数据,建立了一套完整且可靠的蚀变火成岩岩性识别方法。

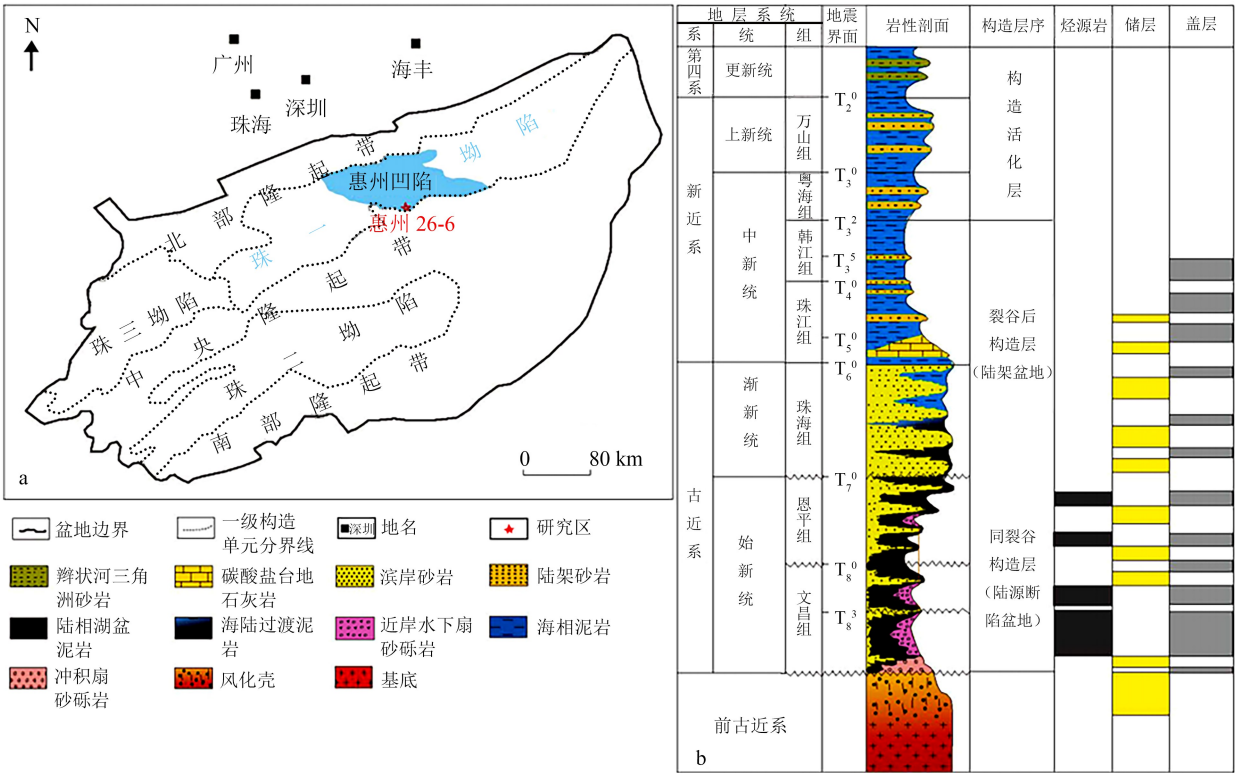
首先,利用岩心元素数据建立元素录井校正方法,得到可靠的元素录井数据,并以常规测井的采样间隔为标准对元素录井数据进行线性插值,建立基于测井和元素数据的综合岩性识别方法的数据基础;其次,结合岩心薄片鉴定、常规测井与元素录井曲线特征等各种数据,对研究区岩性进行统计、分类与定名,并以岩心鉴定结果所在深度为依据,提取不同岩性的常规测井与元素数据,得到研究区蚀变火成岩的综合岩性数据集;然后,结合主成分分析(principal component analysis, PCA)方法,优选出与岩性相关性更高的测井与元素录井曲线,建立最终的蚀变火成岩地层岩性识别样本数据库;最后,分别采用 KNN 和 SVM 等两种机器学习算法训练模型,并进行岩性识别,以识别精度和速度为标准对两种算法的识别结果进行对比分析,优选得到更适用于研究区的岩性识别方法。

1 研究区概况

惠州凹陷位于南海北部海域珠江口盆地珠一坳陷中部(图 1a),是珠江口盆地(东部)最富烃凹陷之一。发育的地层从老到新分别为前古近系基底,古近系文昌组、恩平组、珠海组,新近系珠江组、韩江组、粤海组、万山组,以及第四系(图 1b)。惠州凹陷以恩平组顶为界,划分为下断上坳的双层结构,具有下陆上海的沉积特点。前古近系古潜山火成岩岩性以侵入岩、火山岩、岩脉为主,惠州凹陷不同区块相差较大。惠州 26-6 井区有明显的蚀变和变质作用。

珠江口盆地是我国重要的原油生产基地,也是世界海洋油气勘探的热点地区之一。早先受制于古近系埋深和储层物性等因素,珠一坳陷的油气勘探主要集中在新近系中浅层。近年来随着勘探领域的拓展以及勘探进程的加大,前古近系火成岩也不断取得突破,并获得了一系列商业或潜在商业发现。

古潜山油气储层具有良好的开发前景,在中国渤海湾盆地、东海盆地、珠江口盆地、琼东南盆地、北部湾盆地、辽河盆地等地区广泛分布。由于经过长



据文献[13]修编。

图 1 惠州凹陷区域位置图及综合柱状图

Fig.1 Location map and comprehensive histogram of Huizhou depression

时间的暴露风化,形成了具有良好裂缝-孔隙型储集空间的风化壳储层。古潜山风化壳储层及其周缘属于被“多凹环抱”的古凸起,是烃源供给及油气侧向运移的低势区,具有较好的油气运聚成藏条件,属于南海北部油气勘探的重要新领域和新类型。

本文研究对象为惠州凹陷构造带惠州 26-6 井区前古近系火成岩古潜山,但是古潜山蚀变火成岩成分复杂、岩性多变。以 HZ26-6-A 井 4 063~4 245 m 的岩心薄片鉴定结果为例(图 2),如果仅根据薄片鉴定出的不同成分进行岩性分析,可以得到方解石沸石、细粒黑云角闪片岩、变玄武安山岩、绿泥石片岩、变玄武质火山角砾岩、斜长角闪片岩、中粒黑云母二长花岗质碎斑岩、粗粒淡色正长花岗岩等多种岩性,整个研究区的岩性变化更加复杂。然而,岩性识别的根本目标是服务于研究区不同井次的储层评价与生产,因此必须考虑不同岩性测井数据和元素数据的特征。本文基于岩心薄片鉴定的结果,综合分析岩心、薄片、常规测井以及元素录井等资料,确定研究区的蚀变火成岩为闪长岩、构造片岩、蚀变辉绿岩(辉绿岩脉)、花岗闪长岩、蚀变花岗岩和花岗岩等 6 种岩性。

同时,图 3a 所示岩心发生绿泥石化蚀变,可见明显的绿泥石矿物;图 3b 所示薄片显示岩心的主要矿物斜长石具有强烈的泥化蚀变,而黑云母也发生

了较强的绿泥石交代蚀变;表明研究区火成岩普遍存在蚀变现象,蚀变的影响不可忽视。本文充分利用测井曲线和录井元素信息,采用机器学习算法进行综合岩性识别。

2 机器学习算法原理

在大数据背景下,机器学习算法被广泛应用于各个领域,在测井岩性识别方面也取得了很多成果^[14]。本文以此为基础,分别利用 SVM 算法和 KNN 算法对研究区复杂的蚀变火成岩地层进行岩性识别,并优选得到更合适研究区的岩性识别方法。

2.1 支持向量机算法

SVM 是 Vladimir 和 Alexander 在 1963 年提出的一种监督学习二分类算法,其决策边界是对学习样本求解的最大距超平面。作为机器学习领域的经典统计学习数学模型,应用非常广泛。近年来,随着 SVM 算法的成熟及不断普及,已经多次应用在各井场的岩性识别工作中^[7],同时多次在与其他模型的对比中得到更好的效果^[15-16]。

SVM 基于统计学习理论和结构风险最小化准则,将线性可分的数据以最优的分割超平面进行分割,形成类域,其基本原理如图 4 所示。距离超平面最近的点称为“支持向量”,SVM 就是要寻找距离两侧支持向量间隔最大的超平面(图 4 中红色超平

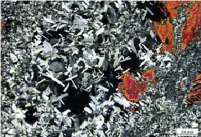
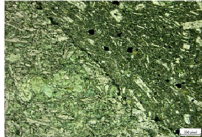
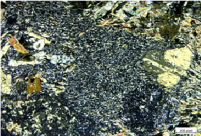
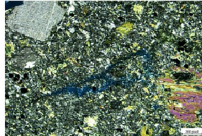
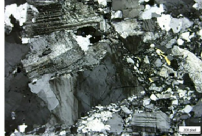
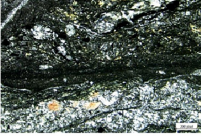
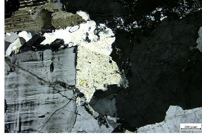
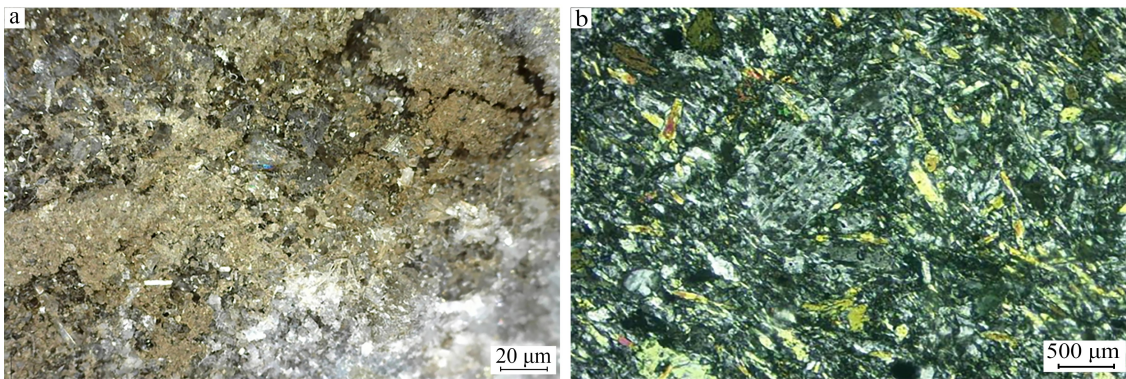
取样深度/m	岩心薄片	鉴定结果	取样深度/m	岩心薄片	鉴定结果
4 064		方解石沸石岩脉	4 213		变玄武质火山角砾岩
4 105		细粒黑云角闪片岩	4 219		斜长角闪片岩
4 168		变玄武安山岩	4 235		中粒黑云母二长花岗质碎斑岩
4 183		绿泥石片岩	4 245		粗粒淡色正长花岗岩

图 2 HZ26-6-A 井岩心薄片鉴定结果
Fig.2 Core sheet identification results of Well HZ26-6-A



a. 岩心放大镜下照片;b. 岩心薄片。

图 3 HZ26-6-A 井岩心照片

Fig.3 Core photos of Well HZ26-6-A

面)。对于回归问题,在两个常规超平面(图 4 中蓝色超平面)之间的点认为是符合误差期望的,不对模型进行调整;而若有点落在其外,则模型需要学习以减小损失函数。

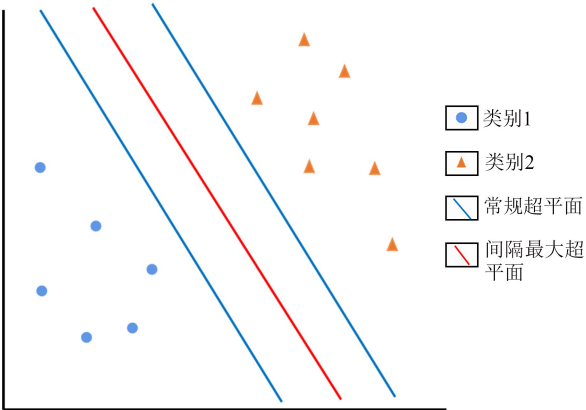


图 4 SVM 分类示意图

Fig.4 Classification diagram of SVM

在实际岩性处理中,通过输入与岩性相关性较大的测井数据来输出岩性识别结果。SVM 的关键在于核函数,不同的内积核函数将形成不同的算法。本文选用径向基函数作为核函数^[17]:

$$K(x,x')=\exp\left(-\frac{\|x-x'\|^2}{2\sigma^2}\right)。(1)$$

式中: x 为实际数据; x' 为理论数据; σ 为不敏感参数,控制不敏感带的宽度,同时影响支持向量的数目和回归估计的精度。人工选择合适的参数 σ 效率很低,因此用粒子群优化 (particle swarm optimization,PSO)算法进行参数寻优,提高识别效

率。

PSO 是一种随机优化算法,具有设置参数较少、易于应用和操作等诸多优点^[18]。算法中,每个粒子的位置都代表优化问题在搜索空间中的解,通过追索最优粒子,迭代找到最优解。迭代时,粒子通过动态跟踪个体极值 P_i 和全局极值 G 两个极值更新速度和位置,公式如下:

$$v_{i(t+1)}=w\ v_{i(t)}+c_1\ f_{rand}(P_i-x_{i(t)})+c_2\ f_{rand}(G-x_{i(t)});(2)$$

$$x_{i(t+1)}=x_{i(t)}+v_{i(t+1)}。(3)$$

式中: $v_{i(t)}$ 、 $x_{i(t)}$ 分别为粒子 i 的速度和位置; f_{rand} 为随机函数; c_1 和 c_2 为学习因子,一般等于 2; w 为权重因子。

SVM 算法在小样本识别上有较大的优势,尤其是在样本严重不均衡的情况下,SVM 算法分配的类域空间不会受到样本不均衡的影响。当两种类别类域出现交叉时,SVM 算法的局限性会被放大;但是,若曲线之间隐藏着更高维度的有益信息,SVM 算法可以在核函数的帮助下在一定程度上提高分类效果。

2.2 k 近邻算法

KNN 算法是 Cover 和 Hart 于 1968 年提出的,是向量空间模型下最好的分类算法之一^[12]。

KNN 算法的基本思想是:分别计算待分类样本与训练样本的相似性,找出与待分类样本最相似的 k 个近邻,根据这 k 个近邻的类别确定待分类样本的归属。如果待分类样本数据的 k 个最相邻的样本都属于一个类别,那么待分类样本也属于这个类别;否则,以 k 个邻居中占多数的类别来确定待分类

样本属于哪个类别。图 5 中待分类点为 x_u , ω_1 、 ω_2 、 ω_3 为已知 3 类。据离 x_u 最近几个点分类情况判断 x_u 的类别, x_u 属于 ω_1 。

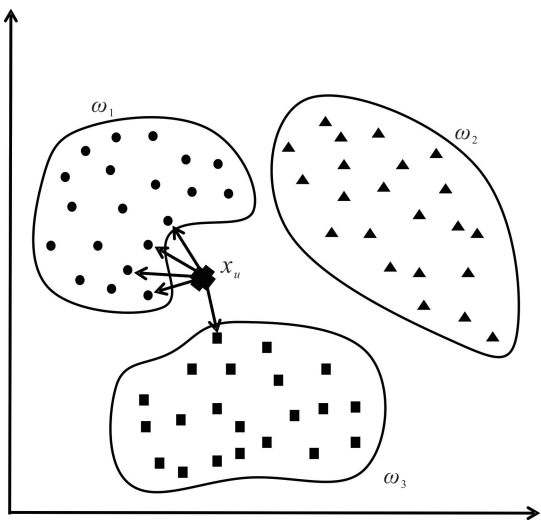


图 5 KNN 分类示意图
Fig.5 Classification diagram of KNN

KNN 算法流程如下：

$$T = (z_1, \omega_1), (z_2, \omega_2), \dots, (z_n, \omega_n) \quad (4)$$

式中： T 为样本集； $z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ ，为样本集中每个样本的特征向量； n 为样本集中样本的总数； ω_i 为样本类别。根据待分类点和样本点之间的距离，在 T 中找出与待分类对象最邻近的 k 个点，根据分类决策（少数跟随多数的原则）决定待分类对象 x_u 的类别。其中， $k = 1$ 为 KNN 的特殊状况，称为最近邻算法。

对于输入的实例点 x_u ，KNN 算法将 T 中 x_u 最近邻点最多的类别作为 x_u 的类别。除此之外， k 值选取合理与否直接关系到 KNN 算法的效果，需要将样本集在单样本的互斥数据集上进行 KNN 算法自回判，根据自回判准确率来确定 k 值。

KNN 算法原理简单，模型的建立易于控制，适用于不同岩性分离较明显而相同岩性聚集的情况。由于 KNN 算法需要计算待识别样本和已知所有样本的距离，因此在数据量较大时，计算时间较长。另外，若样本类别严重不均衡或样本本身可能存在类域交叉，算法的分类准确性会降低。

3 研究区岩性识别应用

目前，岩石薄片鉴定是业内公认的最直观且最

准确的岩性鉴定方法。因此本文先基于岩石薄片鉴定类别，以及与之对应的测井和标准化元素录井两种数据，建立研究区岩性样本集；然后利用 PCA 选择对蚀变火成岩岩性敏感性更高的测井和元素录井曲线，结合 KNN 和 SVM 等机器学习算法在研究区火成岩地层进行岩性识别应用；最后，通过对比不同算法岩性识别结果的精度及速度，优选出最适用于研究区的岩性识别方法。

3.1 岩性样本集建立

建立岩性样本集是机器学习识别岩性的基础，需要在研究区内按照岩石薄片鉴定结果的深度，提取对应的测井和元素录井等数据；但是元素录井在实际应用中存在测量数据不稳定、数值横向可比性不强等问题^[19]，因此先需要根据岩心元素分析数据对初始元素录井进行校正，并以常规测井的采样间隔为标准对标准化元素录井数据进行线性插值。之后根据岩石薄片鉴定结果的深度提取相应数据，建立起由测井数据、标准化元素录井数据和岩性类别构成的岩性样本集。

3.1.1 元素录井预处理

X 射线荧光元素录井在小层划分和随钻评价等多个方面发挥作用^[20]，但是其测量数据不稳定等问题也不容忽视，需要建立合理的校正方法。

根据岩心元素分析数据可以获得钠 (Na)、镁 (Mg)、铝 (Al)、硅 (Si)、磷 (P)、钾 (K)、钙 (Ca)、钛 (Ti)、锰 (Mn)、铁 (Fe) 等 10 种元素的质量分数，而元素录井数据包含 Na、Mg、Al、Si、P、硫 (S)、氯 (Cl)、K、Ca、钡 (Ba)、Ti、钒 (Vr)、Mn、Fe、镍 (Nr)、锶 (Sr) 和锆 (Zr) 等 17 种元素的质量分数，不同方法之间元素种类的差距会产生数据误差。因此，选取元素录井数据中与岩心氧化物相对应的 Na、Mg、Al、Si、P、K、Ca、Ti、Mn、Fe 等 10 种元素进行标准化，其余 7 种元素不参与标准化，这样即可削弱由于元素种类不同带来的误差。

10 种元素录井标准化后质量分数的计算公式为

$$w_x = \frac{w_{ix}}{\sum w_{ix}} \times 100\% \quad (5)$$

式中： w_x 为 X 元素的质量分数； w_{ix} 为 X 元素的录井质量分数； $\sum w_{ix}$ 为 Na、Mg、Al、Si、P、K⁴⁰、Ca、Ti、Mn、Fe 等 10 种元素的录井质量分数之和。

在惠州 26-6 井区应用上述方法对录井元素数据进行标准化,以 HZ26-6-A 井为例,绘制该井标准化元素录井与岩心元素数据的对比分析图(图 6)。经分析发现上述 10 种元素的标准化元素录井数据与岩心元素分析数据基本吻合,证明标准化后的元素录井数据可靠。在 HZ26-6-B、HZ26-6-C 以及 HZ26-6-D 井中都利用式(5)对元素录井数据进行标准化。同时也证明式(5)具有普适性,在缺少岩心数据的井中也可以用以进行元素录井数据的标准化。

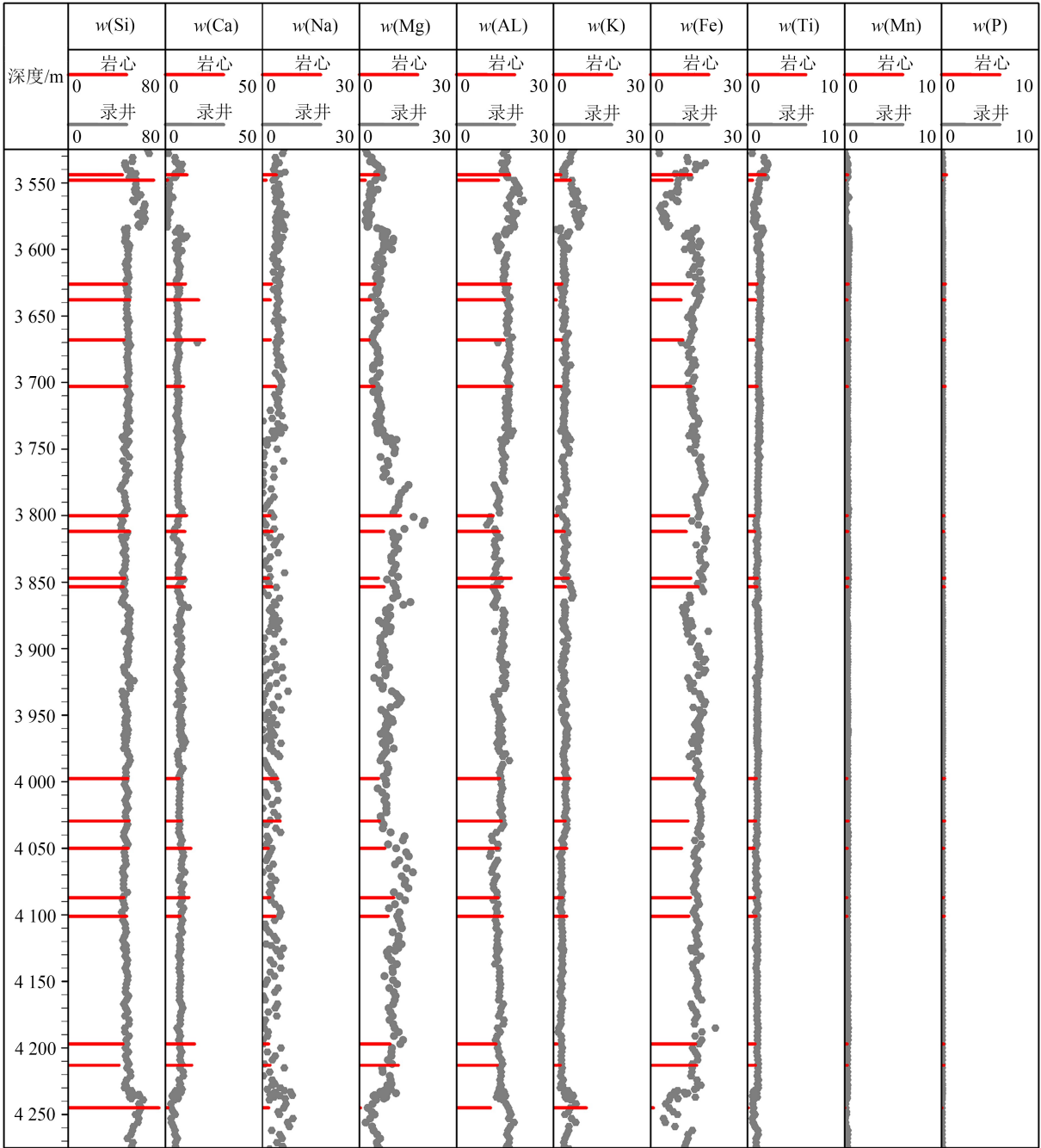


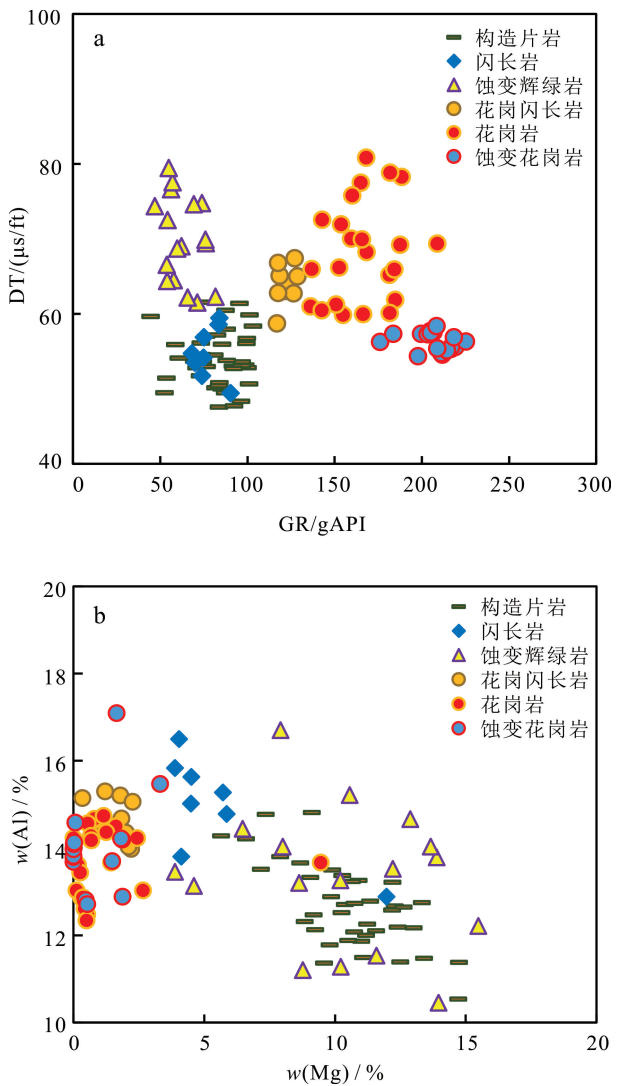
图 6 HZ26-6-A 井标准化元素录井与岩心元素数据对比分析

Fig.6 Comparative analysis of standardized element cutting logging data and core element data in Well HZ26-6-A

3.1.2 敏感曲线优选

在岩性复杂的研究区,图版法虽然不能准确识别岩性,但是可以从宏观上认识研究区不同岩性的曲线特征,为数学算法选择敏感曲线提供依据。

图 7a 为惠州 26-6 井区样本的声波时差(DT)-自然伽马(GR)交会图,图中蚀变花岗岩、花岗岩、花岗闪长岩及蚀变辉绿岩与其他岩性分布均有明显的界限,而构造片岩与闪长岩的样本聚集在一起,无法区分;但是从 Al-Mg 交会图(图 7b)中可以看出,Al 和 Mg 可以区分构造片岩和闪长岩,说明元素录井中的 Al 元素和 Mg 元素对于闪长岩和构造片岩



ft(英尺)为非法定计量单位,1 ft=0.304 8 m,下同。
图 7 惠州 26-6 井区交会图图版
Fig.7 Intersection map plate of the block Well 26-6 in Huizhou

最为敏感。
PCA 是处理高维数据的重要方法^[21]。通过 PCA 可以从常规测井系列中优选对研究区岩性敏感的测井曲线。图 8 为研究区火成岩样本数据集的主成分分析图。由图 8 可见:主要测井曲线中电阻率(R_t)测井曲线对岩性最为敏感,补偿中子(CNL)曲线次之,补偿密度(DEN)曲线和 GR 曲线也较敏感,最不敏感的是 DT 曲线;同时,GR 曲线和放射性能谱测井中的铀(^{238}U)、钍(^{232}Th)、钾(^{40}K)、无铀伽马(KTH)曲线对蚀变极其敏感,在岩性识别过程中对识别蚀变岩性和未蚀变岩性有很大意义。

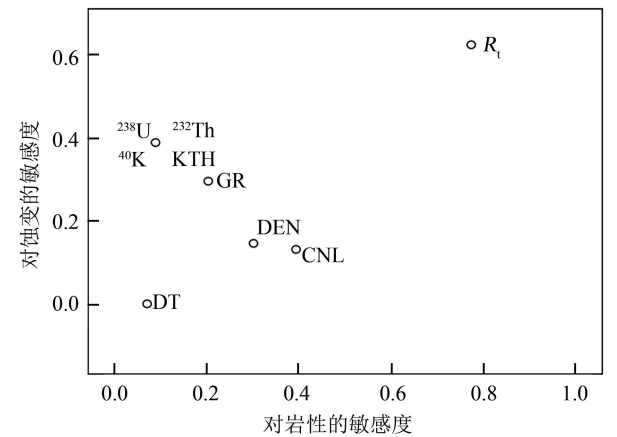


图 8 研究区火成岩样本数据集的主成分分析图
Fig.8 Principal component analysis diagram of igneous rock sample data set in the study area

综上所述,本文选定 R_t 、GR、CNL、DEN 和放射性钾(^{40}K)等 5 条常规测井曲线和镁元素、铝元素等 2 条标准化元素曲线作为 SVM 算法和 KNN 算法的输入向量,对研究区蚀变火成岩进行岩性识别并对比分析识别效果。

3.1.3 数据集建立

据统计,研究区共鉴定岩心薄片 145 块,以岩心薄片鉴定深度为基础,根据敏感性份分析所选取的曲线,提取对应的 R_t 、GR、CNL、DEN 和 ^{40}K 等常规测井数据和元素录井数据,建立起如表 1 所示的研究区蚀变火成岩岩性数据集,数据集中 80% 的数据用于模型训练,20% 的数据用于岩性回判。

3.2 岩性识别结果对比分析

在进行岩性识别时,首先对数据进行归一化,之

表 1 研究区岩性数据集

Table 1 Lithological dataset of the study area

岩性	$R_t/(\Omega \cdot \text{m})$	GR/gAPI	CNL/%	DEN/(g/cm ³)	$w(^{40}\text{K})/\%$	$w(\text{Mg})/\%$	$w(\text{Al})/\%$
构造片岩	29.40	74.24	24.13	2.68	5.45	0.109	0.133
	45.10	81.09	22.37	2.76	5.97	0.147	0.114
	69.70	91.61	16.28	2.66	6.13	0.111	0.115
	66.60	76.42	22.83	2.76	5.38	0.113	0.128
闪长岩	450.60	73.91	13.01	2.70	4.26	0.057	0.153
	152.90	68.11	16.23	2.66	4.03	0.039	0.158
	846.40	69.95	13.32	2.70	4.40	0.041	0.138
	370.10	74.82	15.84	2.70	3.96	0.045	0.156
	222.80	75.12	17.36	2.65	4.32	0.045	0.150
蚀变辉绿岩	21.67	76.12	20.82	2.51	3.45	0.065	0.144
	23.80	71.15	21.24	2.55	3.99	0.106	0.152
	18.18	65.66	23.26	2.52	3.82	0.116	0.115
	19.53	62.24	23.14	2.48	3.68	0.140	0.104
花岗闪长岩	6 160.00	124.33	5.07	2.59	3.65	0.020	0.144
	2 754.00	118.48	6.35	2.57	4.35	0.022	0.140
	4 168.00	128.57	4.17	2.59	4.45	0.021	0.140
	2 825.00	116.94	4.75	2.62	3.43	0.003	0.151
花岗岩	47.98	225.21	2.00	2.53	6.80	0.033	0.155
	52.05	199.68	2.78	2.55	5.57	0.016	0.171
	40.83	205.02	4.74	2.44	6.24	0.000	0.141
	79.16	218.51	3.86	2.47	5.71	0.000	0.141
蚀变花岗岩	104.90	166.39	5.84	2.51	4.21	0.000	0.142
	421.20	152.51	6.27	2.52	3.81	0.000	0.140
	684.30	181.86	2.46	2.55	4.75	0.000	0.140

注:表中各岩性仅展示了部分数据。

后分别用 SVM 算法和 KNN 算法进行训练及测试。其中 KNN 算法需要选择合理的 k 值,通过对比不同 k 值的回判准确率得到 $k=4$ 时回判准确率最高,因此确定参数 k 为 4。

最终获得 SVM 算法和 KNN 算法的测试结果如表 2 所示。由表 2 可见,两种算法都有极高的准确率,达到了 92.65%;因此将这两种算法应用在 HZ26-6-A 井,对比全井的应用效果(图 9)。

综合研究区地质资料可知,HZ26-6-A 井上

部应为闪长岩(大约至 3 740 m),下部应为构造片岩,底部为蚀变花岗岩。从整体效果看,KNN 算法

表 2 SVM 和 KNN 算法精度

Table 2 Accuracy of SVM and KNN algorithms

算法类型	回判准确率/%	预测准确率/%
SVM 算法	100.00	92.65
KNN 算法	96.74	92.65

呈现结果更符合该井的实际岩性分布。这是由于研究区各岩性测井特征非常复杂,部分岩性类域空间非常接近并且有少量重叠,某些岩性的类域空间出现包裹现象,因此导致 SVM 算法效果较差。同时,研究区测井曲线受到井眼环境影响,部分曲线波动严重,而 KNN 算法对单条曲线的波动容忍度较大,所以 KNN 算法的岩性识别效果更好,更适用于研

究区。

图 10 和图 11 分别为 HZ26-6-B 井和 HZ26-6-C 井的 KNN 岩性识别结果,由图 10 和图 11 可见,KNN 岩性识别结果与岩心薄片鉴定基本吻合,说明基于常规测井和标准化元素录井的综合岩性识别是行之有效的。

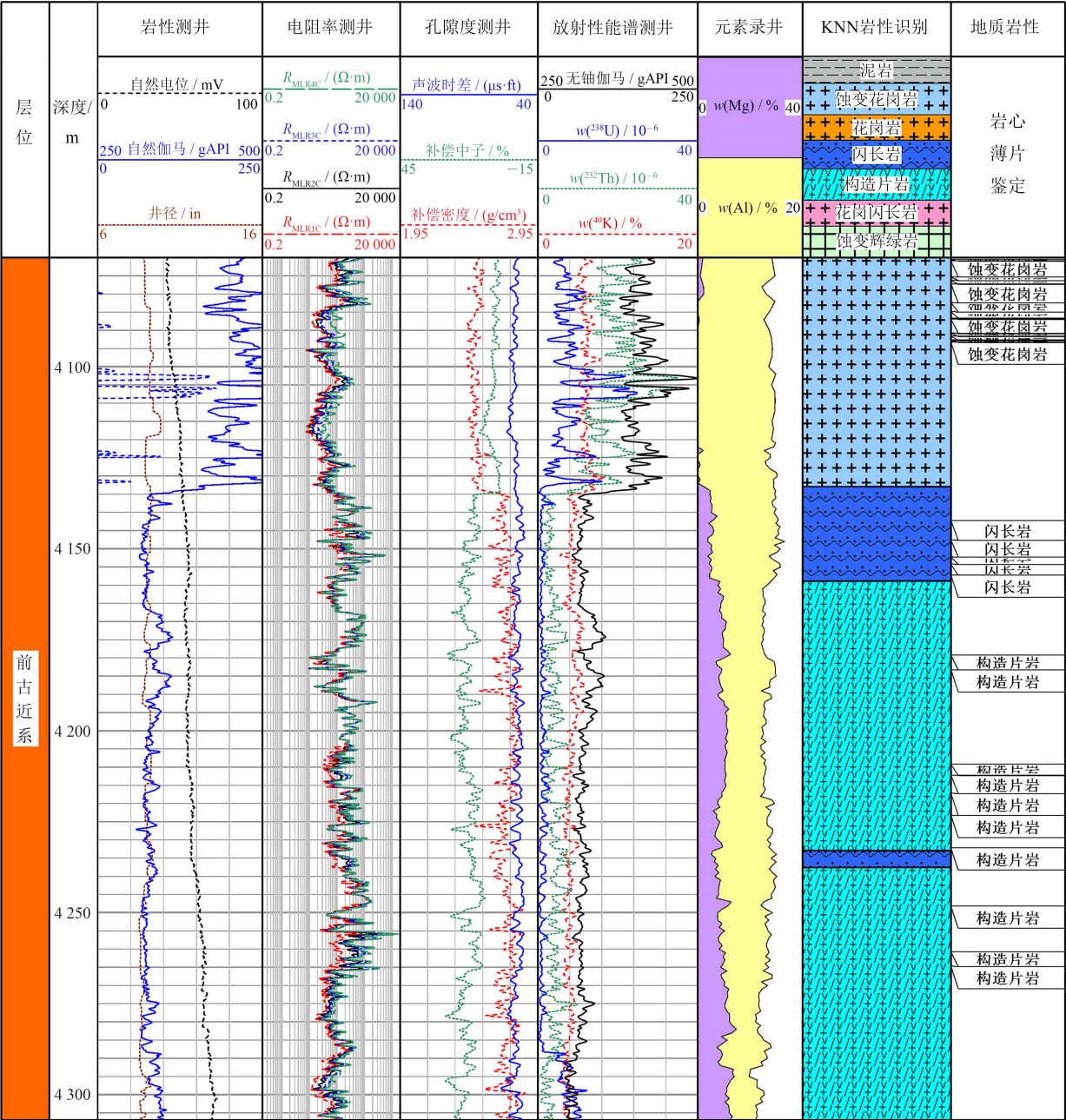


图 10 HZ26-6-B 井岩性识别结果

Fig.10 Lithology identification results of Well HZ26-6-B

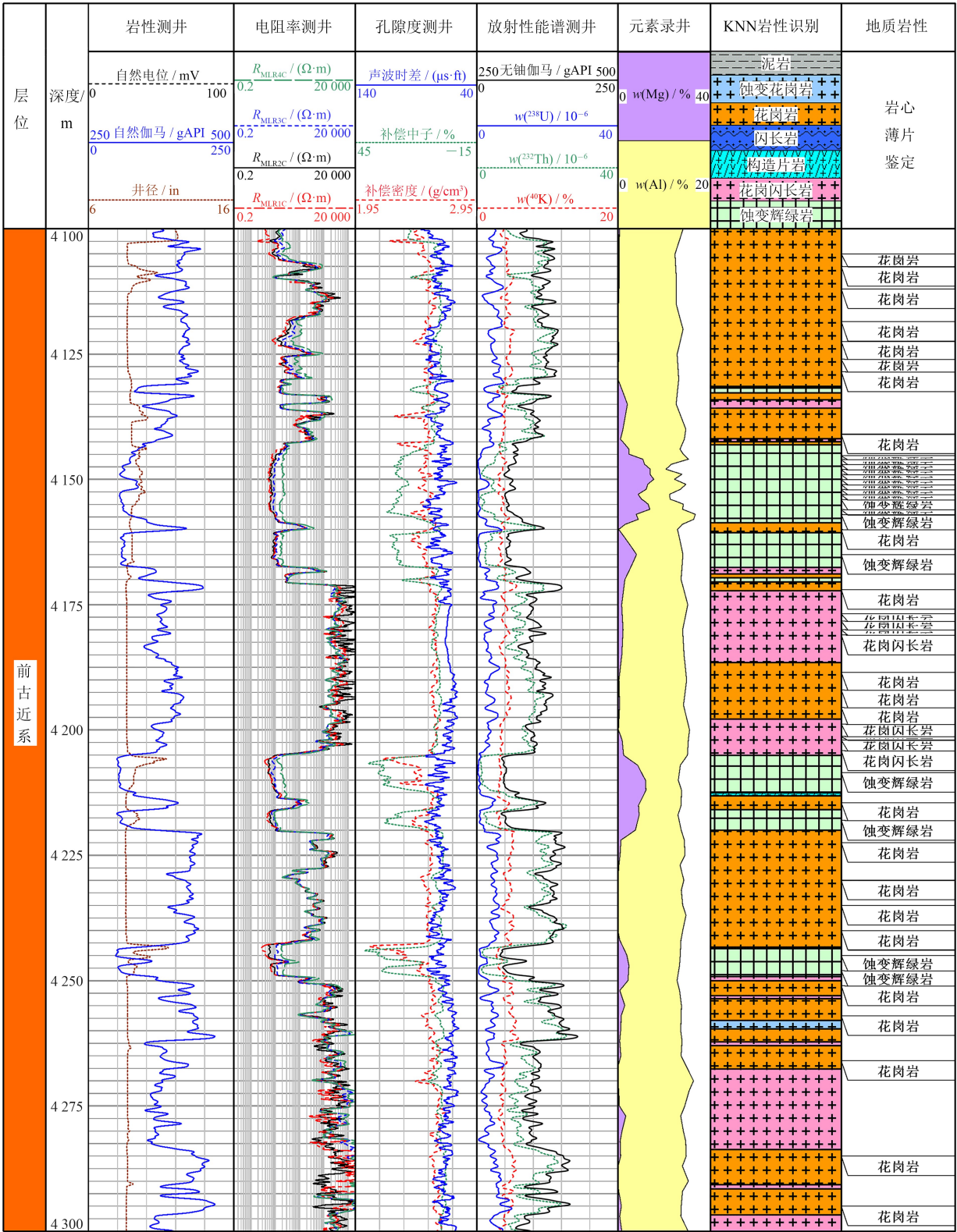


图 11 HZ26-6-C 井岩性识别结果

Fig.11 Lithology identification results of Well HZ26-6-C

4 结论

本文针对南海北部珠江口盆地惠州凹陷 26-6 井区的蚀变火成岩开展不同算法岩性识别研究,得到如下结论:

1)校正后的元素录井数据与岩心元素数据基本吻合,且不同岩性镁元素和铝元素的特征差异明显,为测井和元素录井综合岩性识别奠定了基础。

2)在研究区,两种算法预测准确率均达到了 92.65%,虽然 KNN 算法的回判准确率(96.74%)略低于 SVM 算法,但是前者的岩性识别结果更符合实际岩性分布,KNN 算法更适用于研究区。

3)基于常规测井和标准化元素录井数据的综合岩性识别方法能够准确识别出研究区构造片岩、闪长岩、蚀变辉绿岩、花岗闪长岩、花岗岩和蚀变花岗岩等 6 种不同火成岩,解决了复杂火成岩地层常规测井识别易受蚀变影响的问题,同时识别精度也满足研究区勘探需求,为火成岩岩性识别提供了新的思路。

参考文献(References):

[1] 严伟,刘帅,冯明刚,等.四川盆地丁山区块页岩气储层关键参数测井评价方法[J].岩性油气藏,2019,31(3):95-104.
Yan Wei, Liu Shuai, Feng Minggang, et al. Well Logging Evaluation Methods of Key Parameters for Shale Gas Reservoir in Dingshan Block, Sichuan Basin [J]. Lithologic Reservoirs, 2019, 31(3): 95-104.

[2] 牟丹,王祝文,黄玉龙,等.基于 SVM 测井数据的火山岩岩性识别:以辽河盆地东部坳陷为例[J].地球物理学报,2015,58(5):1785-1793.
Mu Dan, Wang Zhuwen, Huang Yulong, et al. Lithological Identification of Volcanic Rocks from SVM Well Logging Data: Case Study in the Eastern Depression of Liaohe Basin [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2015, 58(5): 1785-1793.

[3] 王璞珺,缴洋洋,杨凯凯,等.准噶尔盆地火山岩分类研究与应用[J].吉林大学学报(地球科学版),2016,46(4):1056-1070.
Wang Pujun, Jiao Yangyang, Yang Kaikai, et al. Classification of Volcanogenic Successions and Its Application to Volcanic Reservoir Exploration in the Junggar Basin, NW China [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2016, 46(4): 1056-1070.

[4] 杨凯凯.准噶尔盆地东部石炭系巴塔玛依内山组火山岩储层成岩作用研究[D].长春:吉林大学,2019.
Yang Kaikai. Diagenesis of Carboniferous Batamayineshan Formation Volcanic Reservoir in Eastern Junggar Basin [D]. Changchun: Jilin University, 2019.

[5] Pan Baozhi, Wang Xinru, Guo Yuhang, et al. Study on Reservoir Characteristics and Evaluation Methods of Altered Igneous Reservoirs in Songliao Basin, China [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022, 212: 110266.

[6] Zhang Jun, Li Jun, Hu Yao, et al. The Identification Method of Igneous Rock Lithology Based on Data Mining Technology[J]. Advanced Materials Research, 2012, 466/467: 65-69.

[7] 王欣茹,闫顶点,潘保芝,等.南堡地区蚀变火山岩储层测井响应特征与蚀变程度评价[J].测井技术,2021,45(1):68-73.
Wang Xinru, Yan Dingdian, Pan Baozhi, et al. Logging Response Characteristics and Evaluation Method of Altered Volcanic Reservoir in Nanpu Area [J]. Well Logging Technology, 2021, 45(1): 68-73.

[8] 高衍武,胡婷婷,陈国军,等.中拐凸起黏土化蚀变火山岩孔隙度评价方法[J].测井技术,2019,43(1):26-35.
Gao Yanwu, Hu Tingting, Chen Guojun, et al. Porosity Evaluation Method for Clay-Altered Volcanic Rocks in Zhongguai Uplift [J]. Well Logging Technology, 2019, 43(1): 26-35.

[9] 王超,张伟刚,阎治全.激光诱导击穿光谱技术对火成岩岩性的高精度识别[J].光谱学与光谱分析,2015,35(9):2463-2468.
Wang Chao, Zhang Weigang, Yan Zhiqian. High Precision Identification of Igneous Rock Lithology by Laser Induced Breakdown Spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(9): 2463-2468.

[10] 徐苗苗,印兴耀,宗兆云.基于复合蛙跳算法的火山岩最优化测井解释方法[J].石油物探,2020,59(1):122-130.
Xu Miaomiao, Yin Xingyao, Zong Zhaoyun. Logging Interpretation Optimization of Volcanic Rocks Using the Complex Frog-Leaping Algorithm [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2020, 59(1): 122-130.

[11] 冯冲,王清斌,谭忠健,等.富火山碎屑地层复杂岩性测井分类与识别:以 KL16 油田为例[J].石油学报,

- 2019, 40(增刊 2): 91 - 101.
- Feng Chong, Wang Qingbin, Tan Zhongjian, et al. Logging Classification and Identification of Complex Lithologies in Volcanic Debris-rich Formations: An Example of KL16 Oilfield[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2019, 40(Sup. 2): 91 - 101.
- [12] Wang Xidong, Yang Shaochun, Zhao Yongfu, et al. Lithology Identification Using an Optimized KNN Clustering Method Based on Entropy-Weighed Cosine Distance in Mesozoic Strata of Gaoqing Field, Jiyang Depression[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2018, 166: 157 - 174.
- [13] 田立新,施和生,刘杰,等. 珠江口盆地惠州凹陷新领域勘探重大发现及意义[J]. *中国石油勘探*, 2020, 25 (4): 22 - 30.
- Tian Lixin, Shi Hesheng, Liu Jie, et al. Great Discovery and Significance of New Frontier Exploration in Huizhou Sag, Pearl River Mouth Basin [J]. *China Petroleum Exploration*, 2020, 25 (4): 22 - 30.
- [14] 苏赋,马磊,罗仁泽,等. 基于改进多分类孪生支持向量机的测井岩性识别方法研究与应用[J]. *地球物理学进展*, 2020, 35(1): 174 - 180.
- Su Fu, Ma Lei, Luo Renze, et al. Research and Application of Logging Lithology Identification Based on Improve Multi-Class Twin Support Vector Machine[J]. *Progress in Geophysics*, 2020, 35 (1): 174 - 180.
- [15] 李广,丁迪,石福升,等. 基于支持向量机的可控源电磁数据智能识别方法[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2022, 52(3): 725 - 736.
- Li Guang, Ding Di, Shi Fusheng, et al. Intelligent Recognition of Controlled-Source Electromagnetic Data by Support Vector Machine[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2022, 52 (3): 725 - 736.
- [16] 李猛猛,刘敬党,梁天意,等. 基于支持向量机算法的岩浆硫化物矿床硫元素预测模型[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2022, 52(3): 866 - 878.
- Li Mengmeng, Liu Jingdang, Liang Tianyi, et al. Prediction Model of Sulfur Element in Magmatic Sulfide Deposits Based on Support Vector Machine Algorithm[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2022, 52(3): 866 - 878.
- [17] Thanh C L, Trong N N, Samir K, et al. An Efficient Approach for Damage Identification Based on Improved Machine Learning Using PSO - SVM[J]. *Engineering with Computers*, 2022, 38 (4): 3069 - 3084.
- [18] Liu Ping, Xie Mengchu, Bian Jing, et al. A Hybrid PSO - SVM Model Based on Safety Risk Prediction for the Design Process in Metro Station Construction [J]. *International Journal of Environmental Research & Public Health*, 2020, 17(5): 1714.
- [19] 唐谢,尹平,唐家琼,等. 元素录井应用中的问题及对策[J]. *天然气工业*, 2020, 40(4): 51 - 58.
- Tang Xie, Yin Ping, Tang Jiaqiong, et al. Problems in the Application of Element Cutting Logging and Solutions[J]. *Natural Gas Industry*, 2020, 40 (4): 51 - 58.
- [20] 何叶,张涵冰,郑儒,等. 基于元素录井的页岩气水平井钻遇小层分析及储层评价参数计算[J]. *天然气工业*, 2021, 41(增刊 1): 110 - 117.
- He Ye, Zhang Hanbing, Zheng Ru, et al. Analyzing the Sublayers Drilled by Shale-Gas Horizontal Wells and Calculating Reservoir Evaluation Parameters Based on Element Cutting Logging[J]. *Natural Gas Industry*, 2020, 41(Sup. 1): 110 - 117.
- [21] 高云龙,罗斯哲,潘金艳,等. 鲁棒自适应概率加权主成分分析[J]. *自动化学报*, 2021, 47(4): 825 - 838.
- Gao Yunlong, Luo Sizhe, Pan Jinyan, et al. Robust PCA Using Adaptive Probability Weighting[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47 (4): 825 - 838.