深孔钻探测井岩性智能识别与监测方法

张树玮，乔　鑫，闫冰儿，姚　堪，张玉清*
（中国地质大学(北京)人工智能学院，北京 100083）

摘要：针对深孔钻探中测井资料解释依赖人工、难以支撑岩性自动识别与跨井监测的问题，本文以山东省某地340ZK3、368ZK6两口深孔（28937个采样点、8项物性参数、7类岩性）的测井数据为例，构建并验证了“信息采集—数据预处理—岩性智能识别—监测决策”技术流程。采用XGBoost与随机森林开展单特征与八参数联合岩性识别，并以方差解释率η^2及其去深度趋势形式η^2_{res}与AUC评价参数判别力。结果表明：八参数联合识别准确率达97.95%，单井10折交叉验证约99%；三侧向电阻率LL3兼具高判别力与弱深度相关，宜作核心特征；井温、自然电位、井径的高准确率主要来自与深度的强相关（深度相关参数），并非岩性信息，不宜直接使用；跨井应用时，两孔物性分布存在系统性差异，直接迁移使准确率降至65.83%、72.82%，经二层校正后恢复至91.12%、93.97%。由此形成的以LL3为核心、对深度相关参数去趋势、跨井部署配置校正的识别流程，可为智能钻探的信息采集、岩性监测与钻探决策提供方法与实测支撑。

关键词：智能钻探；测井信息；岩性识别；二层校正；监测决策；机器学习；深孔钻探
中图分类号：P634.9　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：2096-9686(2026)06-0042-10

Intelligent lithology identification and monitoring method from deep hole logging data

ZHANG Shuwei, QIAO Xin, YAN Bing'er, YAO Kan, ZHANG Yuqing*
(*School of Artificial Intelligence, China University of Geosciences, Beijing* 100083, *China*)

Abstract: To address the problems that interpretation of deep hole logging data relies on manual work and can hardly support automatic lithology identification and cross-well monitoring, this paper takes the logging data from two deep holes (340ZK3 and 368ZK6) covering 28937 samples, eight physical-property parameters and seven lithologies in a certain area of Shandong Province as an example, establishing and validating a technical workflow of "information acquisition—data preprocessing—intelligent lithology identification—monitoring and decision making". XGBoost and random forest were used for single-feature and joint eight-parameter lithology identification, and the parameter discriminative power was evaluated by the variance-explained ratio η^2, the depth-detrended η^2_{res} and the AUC. The results show that the joint eight-parameter identification accuracy reaches 97.95%, and the single-well ten-fold cross-validated accuracy is about 99%; laterolog-3 resistivity (LL3) is both highly discriminative and weakly depth-correlated, making it suitable as the core feature; the high accuracy of borehole temperature, spontaneous potential and caliper mainly comes from their strong correlation with depth (depth-correlated parameters) rather than from lithology information, hence they should not be used directly; in cross-well application, the systematic difference in the physical-property distributions of the two wells reduces the accuracy of direct transfer to 65.83%、72.82%, which recovers to 91.12%、93.97% after two-level correction. The resulting identification workflow, with LL3 as the core

收稿日期：2026-10-06；**修回日期**：2026-11-01　　**DOI**：10.12143/j.ztgc.2026.06.005
基金项目：国家科技重大专项（编号：2024ZD1003100）
第一作者：张树玮，女，汉族，2002年生，硕士研究生，计算机技术专业，研究方向为人工智能算法，北京市海淀区学院路29号，2104250043@email.cugb.edu.cn。
通信作者：张玉清，男，汉族，1970年生，教授，计算机科学与技术专业，博士，研究方向为人工智能算法、数据挖掘、服务计算等，北京市海淀区学院路29号，yqzhang@cugb.edu.cn。
引用格式：张树玮，乔鑫，闫冰儿，等.深孔钻探测井岩性智能识别与监测方法[J].钻探工程，2026，53(6)：42-51.
ZHANG Shuwei, QIAO Xin, YAN Bing'er, et al. Intelligent lithology identification and monitoring method from deep hole logging data[J]. Drilling Engineering, 2026, 53(6): 42-51.

feature, de-trending of depth-correlated parameters and configuration of correction for cross-well deployment, can provide methods and measured evidence for information acquisition, lithology monitoring and drilling decision making in intelligent drilling.

Key words: intelligent drilling; logging information; lithology identification; two-level correction; monitoring and decision making; machine learning; deep hole drilling

0　引言

随着深地资源勘探向深部延伸,绿色高效精准智能化钻探对钻孔地质信息的连续采取、岩性自动识别及监测决策提出了更高要求。深孔(孔深1000～3000 m)钻探中,测井曲线连续表征钻孔所遇地层,是获取深部地质信息的主要载体,其岩性识别方法已由交会图与人工经验解释转向统计学习与机器学习[1],梯度提升(XGBoost)、随机森林(RF)、k近邻、支持向量机及集成/特征嵌入等模型广泛用于测井曲线分层与岩性分类[2-15];研究者引入自适应粒子群优化最小二乘支持向量机、随机树嵌入与改进k近邻等方法以应对强非线性、样本稀少问题[3,6,10];针对类别不平衡,发展了面向不平衡样本集的随机森林等方法[9,15];同时,在随钻测量方面发展了基于钻进参数与随钻测井的实时识别方法[11-12]。

然而,上述工作多聚焦单井或同一数据分布内的预测性能,仍有两方面问题有待深入研究:(1)测井参数的判别力可靠性尚待审视,多数研究未区分参数携带的是岩性信息,还是与深度强相关的信息,而后者在跨井条件下并不稳定;(2)模型的跨井可复用性不足,源井训练的模型迁移至新井时性能明显衰减,系统校正方法仍显不足[16-17]。这两个问题在深孔中尤为突出:同一岩性的测井响应在不同钻孔间往往存在系统性差异,直接沿用源井模型难以保证识别效果。因此,面向跨井应用的参数判别力评价与模型可复用性校正,是智能钻探信息获取与岩性监测亟待解决的关键问题。

本文以山东省某地340ZK3、368ZK6两口深孔的测井数据为例,围绕岩性的智能识别与跨井应用开展研究。首先,评价各测井参数对岩性的判别力,识别其中真正携带岩性信息的参数,以及主要由深度决定的深度相关参数,并据此构建岩性识别模型;进而,评价该模型由一口井迁移至另一口井的识别性能,分析其衰减规律与可校正空间。研究可为智能钻探工程中钻孔信息的采取与岩性识别、监测提供方法与实测依据。

1　钻孔与测井数据

1.1　钻孔概况

340ZK3、368ZK6为山东省某地的深部勘查钻孔,其中340ZK3为斜孔(倾角84.5°),368ZK6为直孔。两孔岩性序列均呈厚层状主岩层与薄—中厚层状夹层的叠置结构:斜长角闪岩、花岗岩为厚层状主体,其间夹厚度不等的钾化伟晶岩、煌斑岩、黏土、黄铁绢英岩化碎裂岩与闪长岩;两孔按岩性分别划分为78段与90段,中位段厚约6.9、6.4 m。两孔深度跨度大、岩性组合与类别分布不同,构成跨井识别与监测的直接困难。

1.2　测井数据

两孔均已完成常规测井,测井曲线沿孔深连续记录。本文使用两孔的测井综合数据:340ZK3孔测段0.11～1180.07 m,共11737个采样点;368ZK6孔测段0.11～1719.84 m,共17200个采样点,采样步长均为0.1 m。每孔记录12个原始字段,其中井径(CAL)、声波速度(AC)、三侧向电阻率(LL3)、自然伽马(GR)、自然电位(SP)、梯度电阻率(GRAD)、电位电阻率(SPR)、井温(TEMP)8项为物性参数,深度、倾角、方位角3项为几何/位置参数,以及流体电阻率(RMF)1项。上述字段按用途分为两组:井内识别仅用8项物性参数,以避免深度相关参数(井温、井径等)对判别力的干扰,突出参数自身的岩性信息;跨井预测与二层校正则加入深度、倾角、方位角等位置信息,用于两孔分布的对齐与校正。

两孔原始岩性描述分别为18类、14类细分类,且多为原岩、蚀变与构造的复合命名。为使两孔类别集一致并保证各岩性的可统计性,本文按原岩大类对细分类归并,得到8个两孔共用的岩性标签;剔除其中样本极少的类别后,最终确定7类目标岩性、共28937条样本,各类别样本量与占比见表1。

1.3　数据预处理

测井数据存在少量缺失与个别无效值。缺失

表1 7类目标岩性样本量及占比

Table 1 Sample size and proportion of the seven target lithologies

岩 性	样本量/条	占比/%
斜长角闪岩	16144	55.79
花岗岩	10856	37.52
钾化伟晶岩	721	2.49
煌斑岩	473	1.63
黏土	336	1.16
黄铁绢英岩化碎裂岩	290	1.00
闪长岩	117	0.40

主要来自未测段,集中于孔底(340ZK3孔约1109～1181 m、368ZK6孔约1718～1720 m),各参数缺失率多在6%以内。预处理先依物理量程将非正、越界值(如声波速度为0)判为无效,与缺失一并采用逐孔中位数填充;也可采用k近邻等机器学习方法补齐缺失数据[18],但本文缺失集中于孔底定长段,采用中位数填充即可稳健处理。为消除不同钻孔间测井响应基值的系统性差异,本文对测井参数按孔分别标准化。对第w口孔,标准化公式为:

$$z=(x-\mu_w)/\sigma_w \tag{1}$$

式中:x——某测井参数的原始值;μ_w、σ_w——分别为该参数在第w口孔内的均值、标准差;z——标准化后的值。

各孔的μ_w与σ_w独立计算。

2 岩性智能识别与评价方法

2.1 识别模型与评价指标

本文分析采用XGBoost(梯度提升树,250棵树、最大深度6)作为基准模型[19],并以随机森林(250棵树、最大深度6)为对照[20]。XGBoost属梯度提升类方法,以加法模型串行训练回归树、逐棵拟合当前残差(负梯度),并在目标函数中引入正则项以防止过拟合;随机森林则基于自助采样与特征随机化并行建树并集成。对8项参数分别开展单参数识别,并开展八参数联合识别;全部分析采用5折分层交叉验证和固定随机种子,以平均准确率及宏平均One-vs-Rest的ROC曲线下面积(AUC)评价[21]。

为筛选跨井应用中仍可靠、真正携带岩性信息的参数,并为后续特征选择提供依据,本文考察各参数的判别力,并特别识别深度相关参数(与深度强相关、判别力被高估但独立岩性信息少)。参数判别力用三类指标刻画:(1)方差解释率η^2,类间平方和占总平方和的比例;(2)去深度趋势η^2_{res},先对参数关于深度做线性回归,对残差再计算η^2,以剔除“沿深度分层”造成的判别力高估;(3)单特征识别准确率与AUC。其中“准确率”与“参数判别力”层次不同:准确率为模型层面的识别性能(含单特征模型与八参数联合模型),反映识别结果是否正确;判别力为参数层面的可分性(以η^2等统计量为主、单特征准确率与AUC为辅),反映各参数对岩性的区分能力。二者并不等价,例如井温单特征准确率最高,其判别力却主要源自与深度的强相关,去趋势后显著下降。

2.2 不同应用场景的评价方案

为区分两类评价,本文设置两套方案。其一为井内识别:采用8项物性参数、5折交叉验证,评价模型在同一口井内识别7类岩性的能力。其二为跨井预测:先用一口井训练模型(称“源井”),再将其用于另一口井(称“目标井”),此即“跨井”;该方案采用含深度在内的12项参数、单井10折交叉验证,比较直接迁移与二层校正两种情形。两套方案参数与验证方式不同:井内识别以两孔合并、5折衡量整体识别能力;跨井预测以单井训练、10折检验由源井迁移至目标井的性能变化与校正效果。

2.3 二层校正方法

跨井预测中,源井训练的模型直接用于目标井时准确率显著下降;迁移学习研究表明,两孔间物性分布往往存在差异,直接沿用源井模型难以保证效果[22-23]。本文的跨井识别即采用迁移学习思路:将源井训练模型作为主模型并冻结,再在目标井上增量训练一个校正模型,二者协同完成目标井的岩性预测(见图1),下文称这一方式为“二层校正”。

由图1可见,主模型的判别概率与判别类别连同目标井逐批特征一并输入校正模型,其输出即为目标井岩性预测;随钻过程中每新增一批样本,校正模型即更新一次。

其设计要点有三个:(1)主模型冻结:主模型为源井数据训练的XGBoost模型,训练后不再调整。由于目标井实测标签较少且逐批获得,若主模型随之反复重训,少量样本会对源井阶段已形成的分类规律产生干扰,故保持冻结,仅由校正模型承担跨井阶段的适配。(2)校正模型:以目标井逐批12项参数、主模型的判别概率与判别类别为输入,以该批

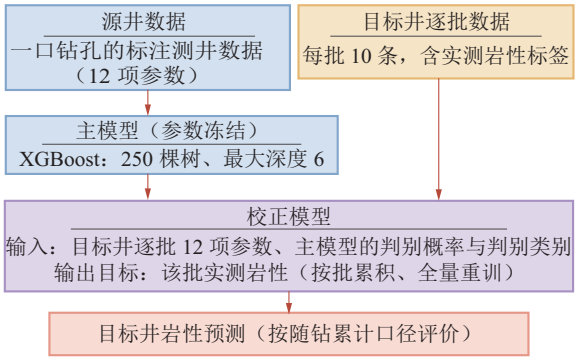

图 1　二层校正流程

Fig.1　Workflow of the two-level correction

实测岩性为目标，学习“源井视角”到目标井真实岩性的映射。校正模型与主模型同构，同为 XGBoost，树数、最大深度、学习率与随机种子均与 2.1 节一致（250 棵树、最大深度 6、学习率 0.1、随机种子 42）；二者区别在输入维度：校正模型在 12 项标准化参数之外，另加主模型对 7 类岩性的判别概率与判别类别，共 20 维。(3)按批增量重训：按固定批次每批 10 条累积样本并全量重训，模拟随钻过程中岩性标签渐进可得的情形。累计样本仅含单一类别时不足以训练多类校正模型，此时直接输出主模型结果，自累计样本出现两个及以上岩性类别起开始训练。跨井准确率将各批次的识别结果拼接后按整体计算。

3　岩性识别结果与跨井预测

3.1　钻孔信息获取与纵向显示

为便于分井展示岩性纵向分布，先基于测井曲线自动检测地层界面。岩性界面在测井曲线上通常表现为测井值沿深度的突变，为此定义突变分数为相邻深度窗口物性均值之差，其值越大表明该处越可能是岩性界面；以整井突变分数的标准差 σ 的 1.5 倍为检测阈值（记为 1.5σ），并限定相邻界面最小间距 3 m。检测曲线取自然伽马单曲线，前后比较窗取 ±2 m；与岩性标签比对时，命中容差取 ±3 m。

经与岩性标签分段比对，340ZK3、368ZK6 孔的界面检测 F1 值分别为 0.551 与 0.363，其中 368ZK6 孔检出 159 个候选界面、而实际边界仅 89 个，过度检测明显。进一步看，界面两侧的整段落差中位仅 0.40～0.41σ，边界 ±1 m 邻域落差 0.26～0.30σ，邻域与整段之比仅 0.65～0.73，说明界面附近并不比整段更陡，多数岩性边界在测井曲线上呈渐变而非陡变，这是 F1 偏低的主因。

图 2 中两井曲线在岩性分界处多为缓变过渡，与上述落差统计一致。

因此，自动检测结果宜作为人工解释的候选集，配合剖面图进行地层划分，这也是“信息采集-显示”环节的基本工作方式。

3.2　岩性测井特征分析

各岩性在 8 项参数上呈现明显不同的特征分布（见图 3）：黏土三侧向电阻率最高、声波速度最低；煌斑岩自然伽马最高；钾化伟晶岩自然电位最负、电位电阻率最低，井径近于恒定；黄铁绢英岩化碎裂岩声波速度最高，与钾化伟晶岩一并呈最高井温（黄铁绢英岩化碎裂岩约 41 ℃、钾化伟晶岩约 40 ℃），与其出现深度区间相关。两大主岩性（斜长角闪岩、花岗岩）多数参数取值范围重叠较多，单参数难分，需依赖参数组合判别。这些稳定的岩性-物性对应关系是智能识别与岩性监测的信息基础。

由图 3 可见，8 项参数中没有一项能将 7 类岩性完全分离，因此需使用参数组合进行判别。

3.3　关键判别参数识别与特征选择依据

参数相关结构（见图 4）显示：井温、自然电位、井径三者彼此相关，且均与深度强相关（$|r|\geqslant 0.5$，r 为 Pearson 相关系数）；梯度电阻率与电位电阻率高度相关（$r=0.77$）；自然伽马与其余参数近似无关（$|r|\leqslant 0.12$）。主成分分析（仅基于 8 项物性参数、不纳入深度，以避免深度主导主成分）中，PC1、PC2 分别解释了总方差的 30.9% 和 21.8%（累计 52.7%），自然伽马几乎单独占据 PC4（载荷 0.96），佐证其独立性。

单参数判别力排序（见表 2）表明：三侧向电阻率 LL3 是唯一同时满足“高判别力”与“弱深度相关”的参数，其 η^2 达 0.318（$\eta^2_{\mathrm{res}}=0.312$），单特征宏平均 AUC=0.917，与深度相关系数 $r=-0.17$；井温单特征精度最高（77.8%、AUC=0.960），但其与深度强相关（$r=0.95$），η^2_{res} 由 0.233 骤降至 0.113，属于典型的深度相关参数；自然电位、井径同样为深度相关参数（$\eta^2_{\mathrm{res}}\approx 0.036$）。从单参数识别准确率与 AUC 看（表 2），各参数的这些指标均低于八参数联合水平；LL3 的准确率（74.3%）与 AUC（0.917）在去深度趋势后保持稳定，井温准确率最高（77.8%）却

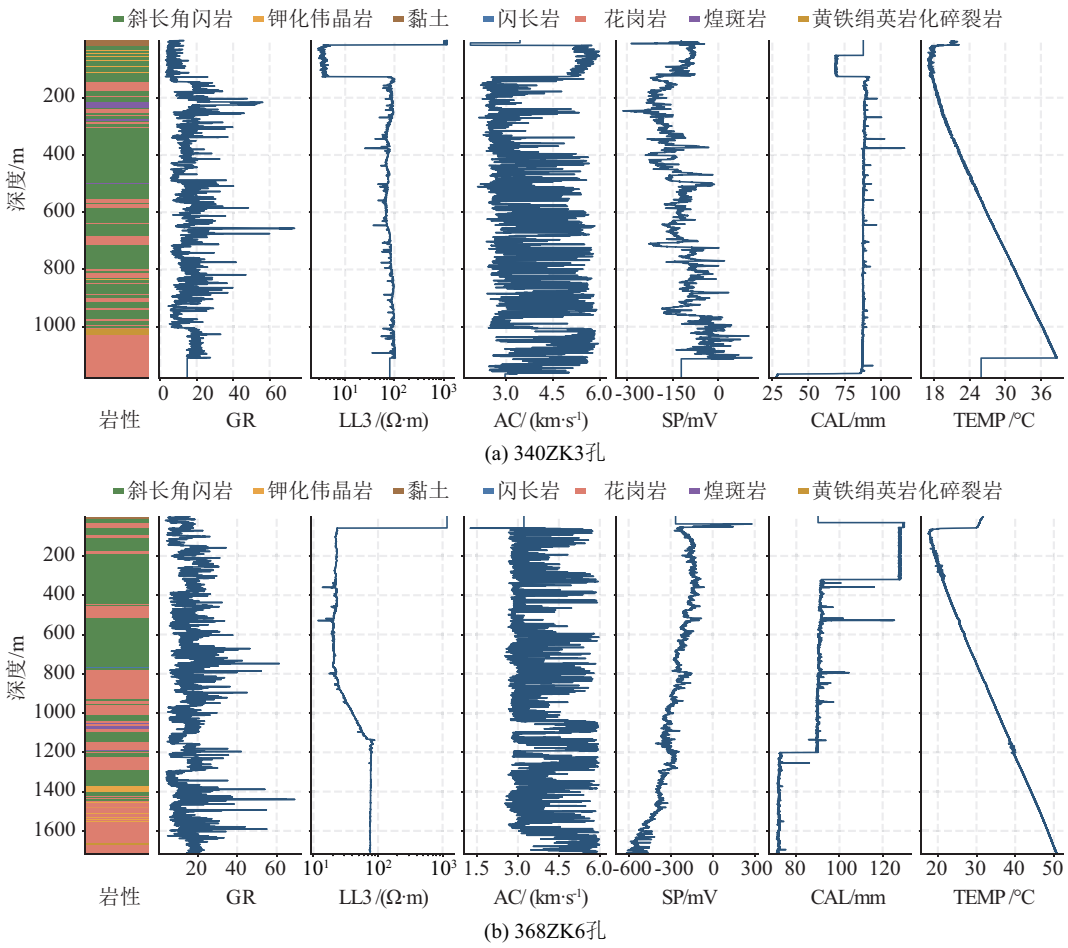

图2 深部钻孔深度-物性剖面

Fig.2 Depth-physical-property profiles of deep boreholes

随去趋势大幅回落，进一步印证其判别力主要来自深度相关。据此，在构建这类岩性识别与监测流程时，特征选择应优先保留LL3等弱深度相关的高判别力参数，对TEMP、SP、CAL类参数需谨慎使用或先行去趋势，避免把“深度分层”误当作岩性信息。

3.4 井内识别性能

将八参数联合建模（两孔合并、全局标准化，5折分层交叉验证），XGBoost识别准确率达97.95%，随机森林为84.83%，远高于最优可用单参数（LL3，74.3%），说明参数之间存在明显的互补信息，需依赖八参数组合（见图5）。就各参数的单特征识别而

表2 各参数判别力排序

Table 2 Discriminative power ranking of parameters

参数	η^2	η^2_{res}	XGBoost准确率/%	RF准确率/%	AUC(XGBoost)	r(深度)	深度代用指标
LL3	0.318	0.312	74.3	71.6	0.917	−0.17	否
TEMP	0.233	0.113	77.8	76.9	0.960	0.95	是
SP	0.108	0.036	73.0	73.0	0.892	−0.64	是
CAL	0.087	0.036	69.5	69.9	0.889	−0.61	是
GR	0.073	0.066	61.3	61.7	0.728	0.05	否
AC	0.060	0.025	58.6	58.4	0.743	0.30	否
SPR	0.034	0.029	64.8	64.6	0.851	−0.08	否
GRAD	0.032	0.030	62.2	62.4	0.833	−0.07	否

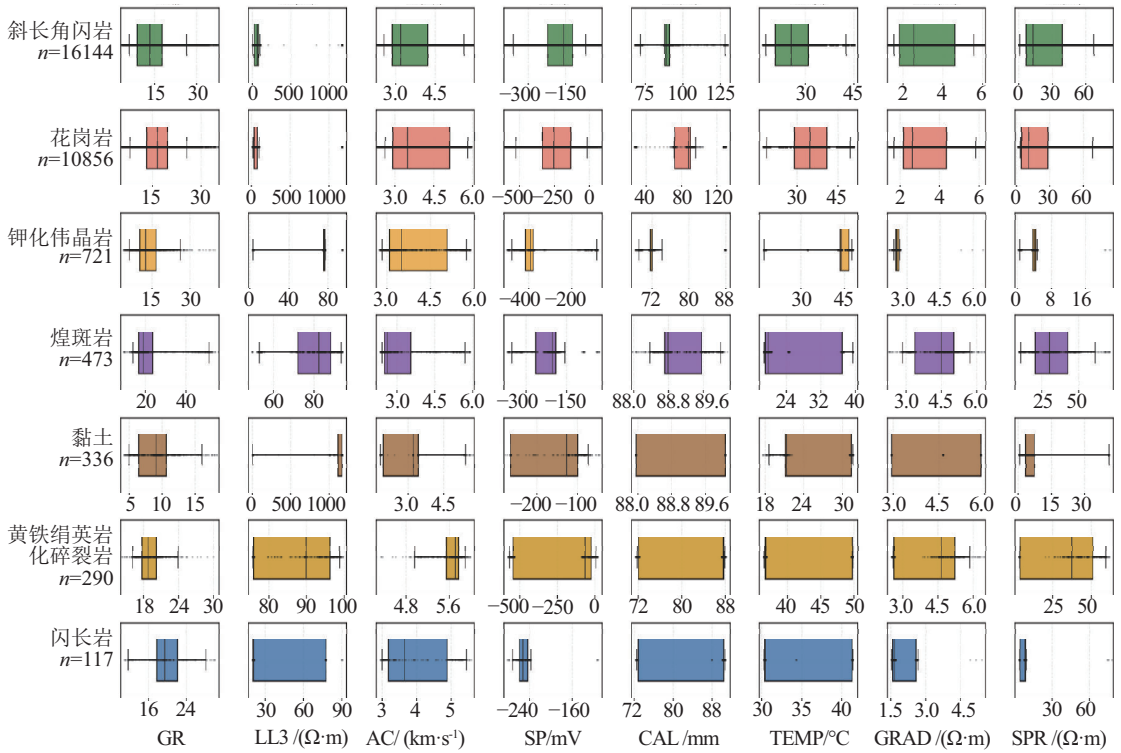

图 3　7 类岩性×8 项物性参数的分布箱线图

Fig.3　Box plots of eight physical-property parameters across seven lithologic classes

注:箱体 = 四分位,须 = 5%～95%,点 = 样本。

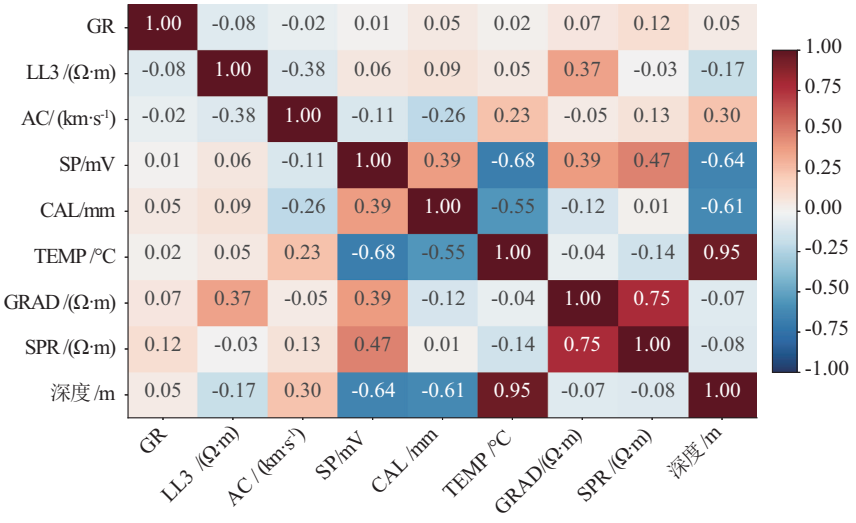

图 4　8 项物性参数与深度的 Pearson 相关矩阵热图

Fig.4　Heatmap of the Pearson correlation matrix among the eight physical-property parameters and depth

言,XGBoost 与随机森林的准确率差异均在 2.7 个百分点以内;且表 2 的判别力排序按 η^2 计算,η^2 仅依赖数据自身分布、与所用分类器无关,故该排序对模型选择稳健,可为后续岩性识别模型的参数选择提供可靠优先级。

由图 5 可见,任何单一参数的准确率都明显低于八参数联合(图中竖线),说明多参数联合可显著提升识别准确率。

3.5　跨井预测与二层校正

跨井预测是岩性识别跨井应用的关键环节。

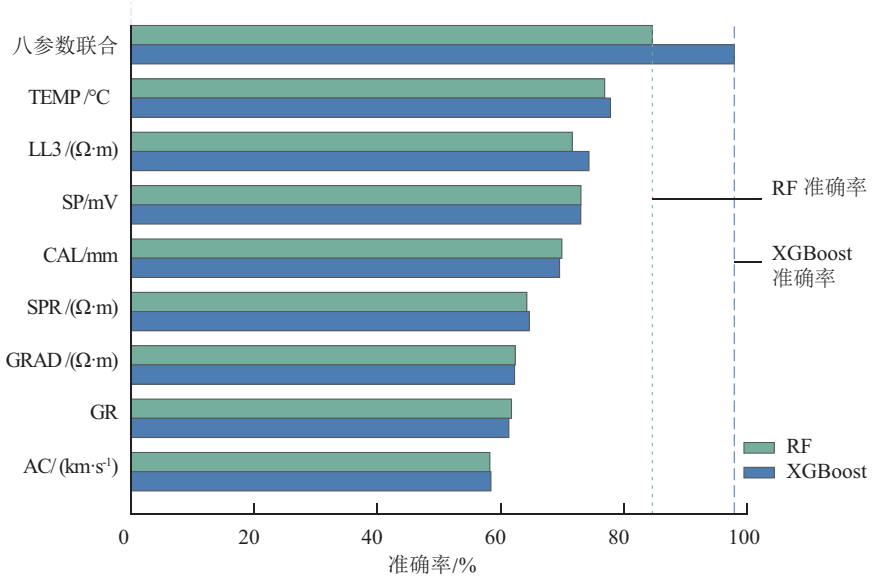

图5 八参数的单特征判别力对比

Fig.5 Single-feature discriminative power of the eight parameters

跨井预测结果(见表3)显示:单井10折下340ZK3、368ZK6孔内准确率分别达99.01%和99.22%;直接跨井预测时,由340ZK3孔应用于368ZK6孔、由368ZK6孔应用于340ZK3孔的准确率分别降至65.83%和72.82%,较单井下降26~33个百分点;二层校正后分别恢复至93.97%和91.12%,较直接跨井预测提升18~28个百分点。为考察跨井性能下降的岩性来源,进一步对比两孔同一岩性在各参数上的物性差异,以按全局标准差归一化的两孔均值差(Δz)度量:

$$\Delta z=(\bar{x}_{368ZK6}-\bar{x}_{340ZK3})/\sigma \tag{2}$$

式中:$\bar{x}_{340ZK3}$、$\bar{x}_{368ZK6}$——该岩性在340ZK3、368ZK6两孔的均值;σ——该参数的全样本标准差。

$|\Delta z|\geqslant 0.5$视为该参数在两孔间存在实质差异。逐岩性检查表明,多数岩性有4~6项参数出现实质差异($|\Delta z|\geqslant 0.5$),且差异方向和幅度随岩性与参数而变化(如钾化伟晶岩段井温相差约26 ℃、黄铁绢英岩化碎裂岩自然电位相差逾500 mV),不能简单归因于统一的仪器系统偏差,须在跨井应用时单独校正。

表3 跨井预测与二层校正结果

Table 3 Results of cross-well prediction and two-level correction

场景	准确率/%
单井10折(340ZK3)	99.01
单井10折(368ZK6)	99.22
直接跨井预测(源井340ZK3、目标井368ZK6)	65.83
直接跨井预测(源井368ZK6、目标井340ZK3)	72.82
二层校正(两个迁移方向)	93.97/91.12

4 岩性识别与跨井监测技术框架

4.1 总体框架

基于上述方法和实测验证,本文提出面向智能钻探工程的“信息采集—数据预处理—岩性智能识别—监测决策”四层技术框架(见图6)。其中,岩性智能识别层同时覆盖井内识别与跨井校正两条链路。该框架将测井曲线、识别结果与置信度组织为统一的信息流,可与数字孪生驱动的智能钻探服务平台及监测决策系统对接[24-25]。

4.2 信息采集层

信息采集层负责以测井为主的钻孔地质数据的采集与登记:记录深度、方位、井径等几何信息与8项物性参数,对缺失率与异常值建立台账,保证原始记录可追溯。数据字段、单位与采集留痕的规范化是保证识别结果可信的前提。

4.3 数据预处理层

数据预处理层承担原始测井数据的质量控制与规范化:以各参数的物理量程为约束判别无效观测,并将其与缺失值一并采用逐井中位数插补,以保持原始量纲的物理可解释性;在跨井比较等需无

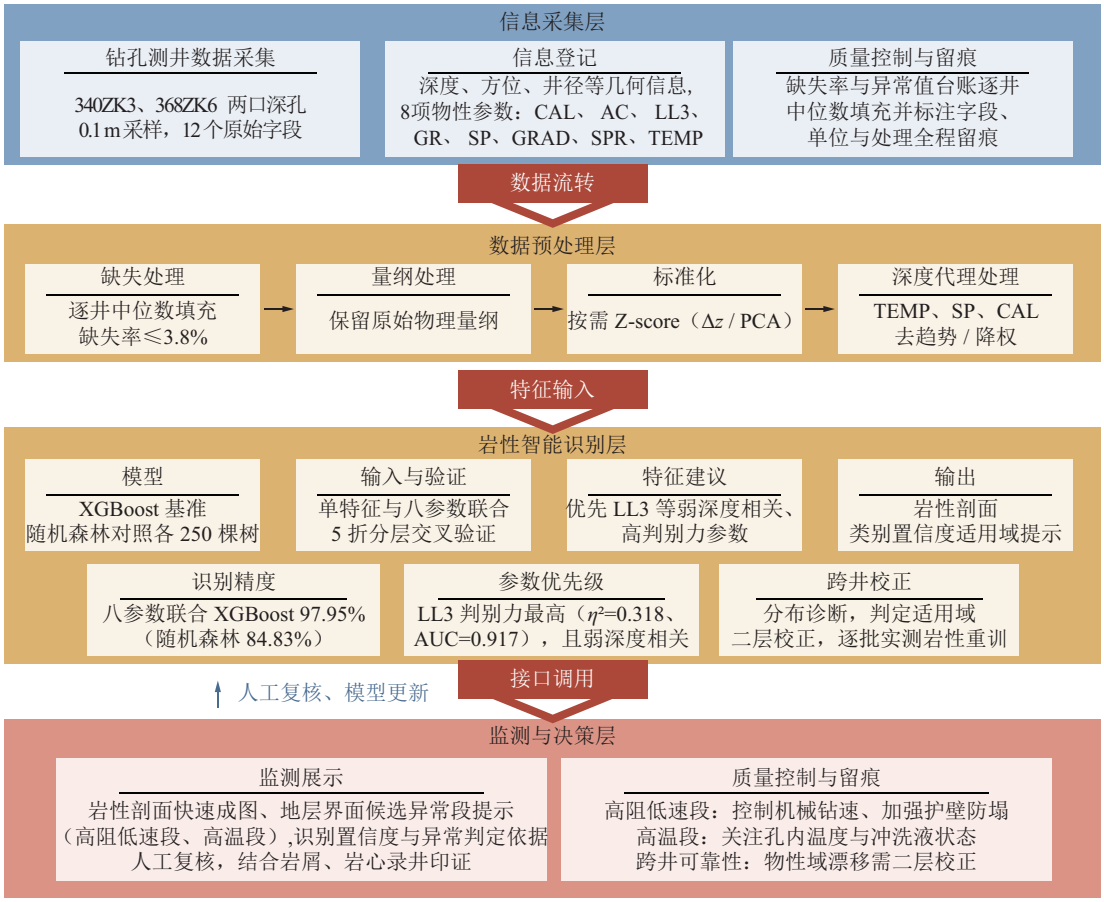

图 6　深部钻探测井信息智能采集与岩性识别监测技术流程

Fig.6　Technical workflow for intelligent acquisition of deep hole logging information and lithology identification and monitoring

量纲化的应用场景下，实施逐井标准化变换。与深度强相关的参数依据判别力评价结果予以甄别，其去趋势或降权处理由识别层在建模阶段完成。经上述处理，预处理层的输出可直接支撑下游的岩性识别与监测环节。

4.4　岩性智能识别层

识别层在预处理数据上运行岩性分类模型：优先采用 XGBoost，并使用 LL3 等弱深度相关且判别力较高的参数，对 TEMP、SP 和 CAL 等深度相关参数先去趋势或降权。井内识别输出岩性剖面、类别置信度与关键参数贡献。当模型迁移至另一钻孔时，先由分布诊断判定目标井是否落在源井适用域内；超出适用域则启用二层校正，再输出识别结果与适用域提示，供监测展示与人工复核。

4.5　监测与决策层

监测层将识别结果快速成图与显示：输出岩性剖面、地层界面候选与异常段提示（如特高阻低速段、高温段等），并给出各岩性段的识别置信度与异常判定依据，供人工复核并结合岩屑、岩心等录井资料相互印证，必要时回到原始曲线逐段查证，以降低自动化识别的误判风险。决策层依据识别结果给出钻进决策建议，例如：实测数据中黏土段呈特高电阻率（LL3≈991 Ω·m）与低声波速度（AC≈2.27 km/s），建议适当控制机械钻速并加强护壁防塌；钾化伟晶岩段呈高温（约 40 ℃）与极负自然电位（SP≈－352 mV），提示热异常与蚀变可能，建议关注孔内温度与冲洗液状态。上述识别与决策建议随钻进过程输出，可作为现场技术人员快速掌握孔内岩性变化并指导钻进操作（如控速、护壁与热异常关注）的参考。

5　结论

本文以山东省某地 340ZK3、368ZK6 两口深孔 28937 个采样点的测井数据为对象，在参数判别力

评价、井内识别与跨井校正三个层面开展实测验证，得到以下结论。

（1）三侧向电阻率LL3是唯一同时满足高判别力与弱深度相关的参数，宜作核心特征；井温、自然电位、井径的单特征准确率虽高，其判别力却主要来自与深度的强相关，井温的η^2_{res}由0.233降至0.113，属深度相关参数，需去趋势或谨慎使用。

（2）在上述参数判别力约束下，以8项参数建模时XGBoost井内识别准确率达97.95%，随机森林为84.83%，均高于任一单参数，表明参数组合可显著提高识别准确率。

（3）量化了跨井预测的准确率损失与二层校正的恢复效果：在7类岩性、单井10折条件下，直接迁移时准确率降至65.83%、72.82%，经二层校正后恢复至91.12%、93.97%。逐岩性检查表明，两孔间的物性分布差异随岩性与参数而异，不能由单一的仪器系统偏差解释；跨井应用须配置校正方案。

（4）据此给出了参数优先级排序与跨井校正配置建议：优先选用弱深度相关的高判别力参数，对深度相关参数先行去趋势，模型迁移至新钻孔时启用二层校正并按批增量更新。

（5）现场部署还受参数口径与标签条件约束：模型以12项参数为输入，目标孔缺测或更换仪器时需重新评估参数判别力与适用域；二层校正依赖目标井逐批获得实测岩性（每批10条、按批全量重训），编录滞后或标注不足会使校正效果下降。

综上，本文给出的参数优先级与跨井校正方案可为智能钻探的岩性识别与监测环节提供方法与实测依据，但结论的适用范围受数据条件限制：样本仅来自两个深孔、7类岩性，岩性组合与施工条件较为单一，且未建立外部独立验证集，所给准确率不宜直接外推至其他地区、其他岩性组合或其他测井系列；跨井结论以两孔岩性类别集一致、且目标井可逐批获得实测标签为前提，若目标井出现训练集未包含的新岩性，需先行开放集判别再作校正；校正后与井内识别仍相差5～8个百分点，监测中需人工复核兜底。后续工作将扩充不同地区与仪器条件的钻孔样本以建立外部独立验证集，检验上述外推条件，纳入随钻测量数据检验近实时稳定性，并将增量式二层校正扩展为更通用的域自适应方法，降低对目标井标注样本的依赖，同时在平台中记录模型版本、适用域与人工复核结果。

参考文献（References）：

[1] 付光明，严加永，张昆，等.岩性识别技术现状与进展[J].地球物理学进展，2017，32(1)：26-40.
FU Guangming, YAN Jiayong, ZHANG Kun, et al. Current status and progress of lithology identification technology [J]. Progress in Geophysics, 2017, 32(1): 26-40.

[2] 张强，李家金，王毛毛，等.基于改进主成分分析法的测井曲线岩性分层技术[J].吉林大学学报(地球科学版)，2022，52(4)：1369-1376.
ZHANG Qiang, LI Jiajin, WANG Maomao, et al. Logging curve rock layering technology based on improved principal component analysis [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(4): 1369-1376.

[3] 王新领，祝新益，张宏兵，等.基于随机树嵌入的随钻测井岩性识别方法[J].吉林大学学报(地球科学版)，2024，54(2)：701-708.
WANG Xinling, ZHU Xinyi, ZHANG Hongbing, et al. Lithology identification method for logging while drilling based on random tree embedding [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2024, 54(2): 701-708.

[4] Han R Y, Wang Z W, Wang W H, et al. Lithology identification of igneous rocks based on XGboost and conventional logging curves, a case study of the eastern depression of Liaohe Basin [J]. Journal of Applied Geophysics, 2021, 195: 104480.

[5] Wang W H, Wang Z W, Han R Y, et al. Lithology classification of volcanic rocks based on conventional logging data of machine learning: A case study of the eastern depression of Liaohe oil field[J]. Open Geosciences, 2021, 13(1): 1245-1258.

[6] 张涛，李艳萍，刘晓宇，等.基于自适应粒子群优化最小二乘支持向量机的深层变质岩测井岩性识别[J].地球物理学进展，2023，38(1)：382-392.
ZHANG Tao, LI Yanping, LIU Xiaoyu, et al. Lithology interpretation of deep metamorphic rocks with well logging based on APSO-LSSVM algorithm[J]. Progress in Geophysics, 2023, 38(1): 382-392.

[7] 王恒，姜亚楠，张欣，等.基于梯度提升算法的岩性识别方法[J].吉林大学学报(地球科学版)，2021，51(3)：940-950.
WANG Heng, JIANG Yanan, ZHANG Xin, et al. Lithology identification method based on gradient boosting algorithm [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2021, 51(3): 940-950.

[8] 牟丹，张丽春，徐长玲.3种经典机器学习算法在火山岩测井岩性识别中的对比[J].吉林大学学报(地球科学版)，2021，51(3)：951-956.
MOU Dan, ZHANG Lichun, XU Changling. Comparison of three classical machine learning algorithms for lithology identification of volcanic rocks using well logging data[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2021, 51(3): 951-956.

[9] 瞿晓婷，张蕾，冯宏伟，等.面向复杂储层的非均衡测井数据的岩性识别[J].地球物理学进展，2016，31(5)：2128-2132.
QU Xiaoting, ZHANG Lei, FENG Hongwei, et al. Lithology identification for imbalanced logging data on complex reservoirs [J]. Progress in Geophysics, 2016, 31(5): 2128-2132.

[10] 孙岿.基于改进KNN算法的潜山复杂岩性测井识别方法[J].

特种油气藏,2022,29(3):18-27.
SUN Kui. Logging identification method of complex lithology in buried hill based on the improved KNN algorithm[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2022,29(3):18-27.

[11] 徐晗,姚孔轩,程丹仪,等.基于非开挖随钻检测系统与随机森林的地层岩性识别[J].地质科技通报,2021,40(5):272-280.
XU Han, YAO Kongxuan, CHENG Danyi, et al. Stratigraphic lithology identification based on no-dig logging while drilling system and random forest[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2021,40(5):272-280.

[12] 陈刚,汪凯斌,蒋必辞,等.随钻测井中岩性识别方法的对比及应用[J].煤田地质与勘探,2018,46(1):165-169.
CHEN Gang, WANG Kaibin, JIANG Bici, et al. Comparison and application of LWD lithology identification method [J]. Coal Geology & Exploration, 2018,46(1):165-169.

[13] Ren Q, Zhang H B, Zhang D L, et al. Lithology identification using principal component analysis and particle swarm optimization fuzzy decision tree[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2023,220(Part A):111233.

[14] 苏斌,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] 王光宇,宋建国,徐飞,等.不平衡样本集随机森林岩性预测方法[J].石油地球物理勘探,2021,56(4):679-687.
WANG Guangyu, SONG Jianguo, XU Fei, et al. Random forests lithology prediction method for imbalanced data sets[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2021,56(4):679-687.

[16] Liu H N, Wu Y P, Cao Y C, et al. Well logging based lithology identification model establishment under data drift: A transfer learning method[J]. Sensors, 2020,20(13):3643.

[17] Sun L X, Li Z R, Li K, et al. Cross-well lithology identification based on wavelet transform and adversarial learning[J]. Energies, 2023,16(3):1475.

[18] Garini S A, Shiddiqi A M, Utama W, et al. Filling-well: An effective technique to handle incomplete well-log data for lithology classification using machine learning algorithms[J]. MethodsX, 2025,14:103127.

[19] Chen T Q, Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco: Association for Computing Machinery, 2016: 785-794.

[20] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1):5-32.

[21] Bradley A P. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms[J]. Pattern Recognition, 1997,30(7):1145-1159.

[22] Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10):1345-1359.

[23] Wang M, Deng W H. Deep visual domain adaptation: A survey[J]. Neurocomputing, 2018,312:135-153.

[24] 姜杰,霍宇翔,张颢曦,等.基于数字孪生的智能钻探服务平台架构[J].煤田地质与勘探,2023,51(9):129-137.
JIANG Jie, HUO Yuxiang, ZHANG Haoxi, et al. Architecture of intelligent service platform for drilling based on digital twin[J]. Coal Geology & Exploration, 2023,51(9):129-137.

[25] 宋先知,李根生,祝兆鹏,等.钻井数字孪生技术研究现状及发展趋势[J].石油钻探技术,2024,52(5):10-19.
SONG Xianzhi, LI Gensheng, ZHU Zhaopeng, et al. Research status and development trend of drilling digital twin technology [J]. Petroleum Drilling Techniques, 2024, 52(5): 10-19.

(编辑　王文)