

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.228>



基于实时数据流的钻速频域特征匹配与自适应建模

李同意¹, 李 谦^{1*}, 姜 杰², 魏思维¹, 何俊杰¹

1. 成都理工大学环境与土木工程学院, 四川成都 610059

2. 成都理工大学机电工程学院, 四川成都 610059

摘要: 针对深部复杂地层钻速预测中数据流非平稳及工况漂移难题, 提出基于频域感知与自适应反馈的动态建模方法. 该方法利用滑动窗口与快速傅里叶变换提取实时数据流频域特征, 通过余弦相似度量化主井与邻井工况匹配度. 创新构建基于 R^2 反馈的动态阈值机制, 实时调节判别标准: 工况相似时复用历史模型, 突变时采用主井累积 + 邻井深度匹配混合数据重训随机森林模型. 10 口井实钻数据验证表明, 该方法全井段预测平均 R^2 达 0.96, 均方误差 0.001 5; 相较于固定阈值策略 (复用率为 0%), 动态机制将模型复用率显著提升至 18%. 进一步通过 3 口独立新井盲测验证模型泛化能力, 平均 R^2 达到 0.91. 该研究有效解决了时域信号量化困难与模型适应性差的矛盾, 在保证高精度的同时显著降低了计算开销, 为复杂非平稳钻井工况下的实时钻速预测及智能钻井辅助决策提供了新的技术方案.

关键词: 实时数据流; 钻速预测; 频谱特征比对; 动态建模; 自适应阈值; 随机森林.

中图分类号: TD41

文章编号: 1000-2383(2026)08-3087-15

收稿日期: 2026-03-21

Frequency Domain Feature Matching and Adaptive Modeling for Rate of Penetration Prediction Based on Real-Time Data Streams

Li Tongyi¹, Li Qian^{1*}, Jiang Jie², Wei Siwei¹, He Junjie¹

1. College of Environment and Civil Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

Abstract: To address the challenges of non-stationary data streams and working condition drift in Rate of Penetration (ROP) prediction for deep complex formations, a dynamic modeling method based on frequency domain perception and adaptive feedback is proposed. The method utilizes sliding windows and Fast Fourier Transform (FFT) to extract frequency domain features from real-time data streams, quantifying the matching degree of working conditions between the main well and neighboring wells via cosine similarity. An innovative dynamic threshold mechanism based on R^2 feedback is constructed to adjust discrimination standards in real time: historical models are reused when conditions are similar, while the Random Forest model is retrained using hybrid data (main well accumulation plus neighbor well depth matching) during abrupt changes. Validation with real drilling data from 10 wells demonstrates that the method achieves an average R^2 of 0.96 across the entire well section, with a Mean Squared Error (MSE) of

基金项目: 四川省自然科学基金项目青年基金“基于数字孪生的动态时变钻进工况自适应迁移模型研究”(No. 2024NSFSC0817); 珠海市产学研项目“一种数字化工程勘察钻探装备的研发及其产业化”(No. 2320004002792); 中海石油(中国)有限公司项目“南海西部油田上产 2000 万方钻完井关键技术研究”子课题“乐东 10 区超高温高压井综合提速技术研究”(No. CNOOC-KJ135ZDXM38ZJ05ZJ).

作者简介: 李同意 (2003-), 男, 硕士, 从事数据分析与人工智能在钻探钻井中的应用研究. ORCID: 0009-0004-3218-1982. E-mail: 2117889532@qq.com

*** 通讯作者:** 李谦, ORCID: 0000-0003-1535-7734. E-mail: liqian2014@cdut.edu.cn

引用格式: 李同意, 李谦, 姜杰, 魏思维, 何俊杰, 2026. 基于实时数据流的钻速频域特征匹配与自适应建模. 地球科学, 51(8): 3087-3101.

Citation: Li Tongyi, Li Qian, Jiang Jie, Wei Siwei, He Junjie, 2026. Frequency Domain Feature Matching and Adaptive Modeling for Rate of Penetration Prediction Based on Real-Time Data Streams. *Earth Science*, 51(8): 3087-3101.

0.001 5. Compared to the fixed threshold strategy (with a reuse rate of 0%), the dynamic mechanism significantly increases the model reuse rate to 18%. Furthermore, the generalization capability of the proposed method was validated through blind tests on three previously unseen wells, achieving an average R^2 of 0.91. This study effectively resolves the contradiction between the difficulty of quantifying time-domain signals and poor model adaptability. It significantly reduces computational overhead while ensuring high accuracy. The proposed method provides a new technical framework for real-time rate of penetration prediction and intelligent drilling decision support under complex non-stationary drilling conditions.

Key words: real-time data stream; rate of penetration prediction; spectral feature comparison; dynamic modeling; adaptive threshold; random forest.

0 引言

随着全球油气勘探开发向深层(4 500~6 000 m)及超深层(>6 000 m)迈进,地下环境表现出极高的高温、高压及非均质性特征. 钻速作为衡量钻井作业效率与安全的核心参数,不仅直接决定了单井的建井周期与成本,更是实时监测地层变化、识别井下复杂情况的重要依据.

然而,钻速受控于多种非线性耦合因素,包括地层物理力学性质(岩性、可钻性、地层压力)、钻头几何特征以及工程参数(钻压、转速、排量等). 在实际作业中,地质环境的动态跳变使得钻速表现出极强的非平稳性. 传统的经验公式(如 Maurer 模型、Bingham 模型)由于忽略了现代钻具的复杂动态响应,难以满足精准预测的需求. 因此,依托现代传感器采集的地面与井下大数据,构建具备自适应能力的实时钻速预测模型,已成为实现智能钻井和无人化钻探的关键环节.

针对钻速预测问题,国内外学者从最初的物理建模逐步转向了基于人工智能的数据驱动建模,其发展历程可归纳为以下 3 个阶段:

早期研究侧重于验证单一机器学习算法在非线性和拟合上的优越性. Hegde *et al.* (2017) 通过对比物理模型与数据驱动模型,证实了神经网络在处理钻井非线性数据中的显著潜力. Ehsan and Ebrahim (2022) 则对多种主流算法(如 MLPNN、RBFNN、ANFIS、SVR)在钻速预测中的应用进行了系统比较,验证了其优越性. Chen *et al.* (2022) 则采用深层神经网络(DNN)对特定区块的机械钻速进行建模,证明了深度学习在处理多参数输入时的稳定性.

为了进一步挖掘参数间的相关性,学者们开始引入复杂的特征选择与集成算法. 周长春等(2022)提出了一种基于融合特征选择算法的预测模型,通过过滤法与封装法的结合,剔除了钻井数据中的冗余噪声,显著提升了模型的计算效率. 李博志

(2024)引入注意力机制以增强模型对关键特征的关注能力,进一步提升预测效果与泛化能力. 张海军等(2022)提出了基于遗传算法优化随机森林的机械钻速分类预测方法,凭借对 PDC 钻头机械钻速进行分级,并结合遗传算法优化随机森林模型参数,提高了分类预测的准确率. Encinas *et al.* (2022) 则将研究重心放在下井数据的校正上,通过对实时流数据进行清洗与修正,为后续的实时建模提供了高质量的数据支撑.

近年来,研究重心转向了实时性与时序演化(李萍等,2024;张瑞等,2024). Tu *et al.* (2024) 利用 GRU-Informer 模型捕捉钻井过程中的长程时间依赖性,实现了高精度的实时序列预测. Mehmood and Anees (2020) 从系统架构层面讨论了实时大数据流处理的挑战,提出了处理动态漂移数据的系统性框架. 但在实际应用中,由于地层突变导致的模型失效问题依然突出. 黄小龙等(2021)探索了大数据环境下的实时优化技术,强调了模型动态更新在复杂工况下的必要性. 张越等(2026)在地震波形识别中提出的堆叠学习方法,以及朱景宝等(2025)在地震动峰值预测中引入的迁移学习策略,均为处理非平稳数据流和模型自适应问题提供了有效思路.

综上所述,虽然现有研究在预测精度上取得了突破,但仍存在以下局限:一是大多数模型基于离线训练—在线预测模式,难以捕捉地层突变带来的特征漂移;二是现有的动态更新策略往往采用固定步长或全量重建,缺乏对数据流特征相似性的深度挖掘,导致计算资源的浪费与预测迟滞.

针对深层钻井中数据流动态偏移及建模成本平衡问题,提出了一种基于实时数据流频域对比的自适应建模算法,构建了基于滑窗频域特征的相似度量机制:利用快速傅里叶变换将时域的工程参数映射至频域,通过量化主井与历史井之间的频谱相似度,实现了对地层工况变化的灵敏感知;提出了基于 R^2 反馈的动态阈值自适应策略:不同于常规的

固定阈值设定,算法能根据前序窗口的拟合优度动态调整建模阈值,实现了按需建模,在保证预测精度的同时,显著降低了实时计算开销;实现了多维度动态验证体系:通过对10口井的实钻数据进行验证,对比了静态模型、固定阈值模型与自适应模型以及LSTM模型在岩性突变界面的表现,验证了算法在复杂深井场景下的工业应用价值。

1 数据采集与预处理

1.1 数据来源与采集

本文所用数据采集自10口油气井,钻井数据集包含1~10号井的46种参数数据,包括钻速、钻压、大钩载荷、3转读数等涉及多个方面的工程参数以及地质参数。后续模型所使用的特征就是这46种参数数据,具体而言其中有10个操作参数,22个泥浆参数,6个地质参数,4个钻头参数,3个提速钻具参数。具体参数如下表:

选取的工程与泥浆参数均源于地面综合录井仪的实时采集端(泵入端),岩性信息则基于钻前地质剖面与邻井地层对比获取,有效规避了井筒循环与岩屑返出带来的数据滞后问题,确保了模型在现场应用中的实时性。

实际钻进过程中,地面综合录井系统及随钻测量设备是以时间序列为基准进行高频采样的。为了统一数据维度并精准匹配地层空间尺度,在各开次

钻进结束后,通过对原始数据进行清洗、插值与深度对齐处理,最终将连续数据标准化为空间分辨率为1 m的深度离散序列。10口油气井经过该标准化流程后,共计提取出21 912组有效深度样本点。各井深度如图1所示。10口油气井数据的采集的大致范围在1~4 km左右,深度相同的数据较多,具有相同深度的比较条件基础。

1.2 数据预处理方法及结果

1.2.1 缺失值处理 由于各种原因例如采集传感器的突然短路,现场人员的疏忽,会造成所采集上来的数据有缺失,导致空值。针对原始数据中的缺失值,采取对数值特征运用线性插值的方法进行补全缺值,而对于非数值型特征列采取前向填充+后向填充的方法来补全所缺值。

1.2.2 离群值处理 受井场高温电磁干扰及传感器的物理极限限制,原始信号序列中不可避免地存在突变信号。这些离群点若直接进入机器学习算法,会诱发产生错误的阈值判定,进而降低模型的泛化稳定性。

采用基于四分位距(IQR)的方法对数值型字段进行离群值检测与修正。该方法通过计算每列数据的第一四分位数(P_{25})和第三四分位数(P_{75}),进而得到四分位距,其公式如式1所示,设定上下边界(分别为 $P_{25} - k \times \text{IQR}$ 和 $P_{75} + k \times \text{IQR}$,其中 k 为阈值系数,默认取值为1.5),将超出该范围的值判定

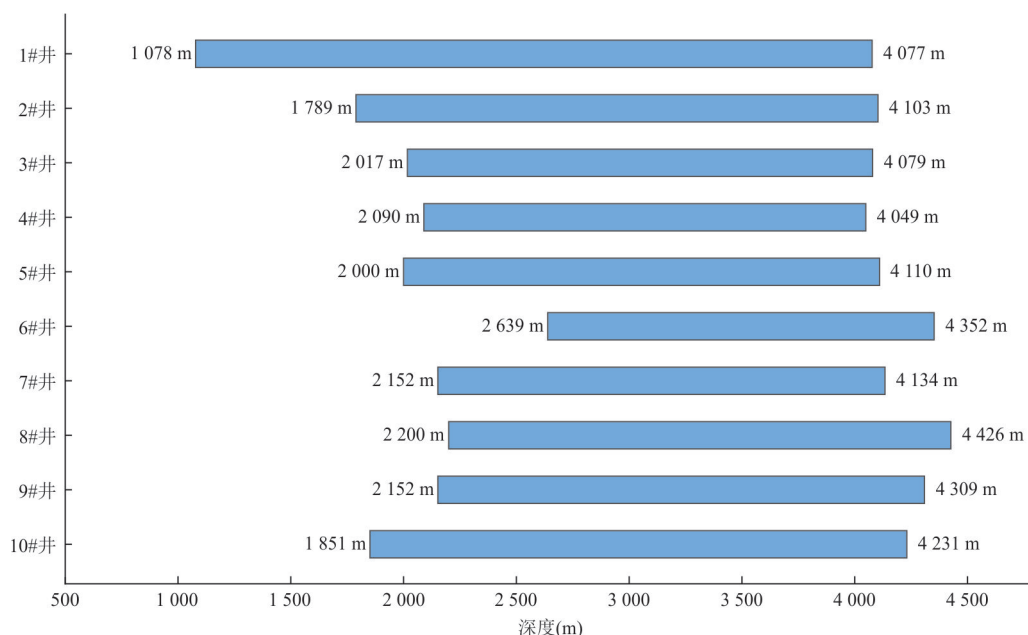


图1 各井数据深度跨度水平条形图

Fig. 1 Horizontal bar chart of depth span for wells

表 1 参数对照表
Table1 Parameter Comparison Table

	中文全名	中文单位	英文单位
操作参数	钻井直径	英寸	in
	钻速	米每小时	m/h
	钻压	吨	t
	大钩载荷	吨	t
	发动机转速	转每分钟	r/min
	扭矩	千磅力·英尺	klbf·ft
	立管压力	磅每平方英寸	psi
	泵量	升每分钟	L/min
	钻头实际工作时间	小时	h
	泵的总工作时间	小时	h
泥浆参数	泥浆进口比重	克每立方厘米	g/cm ³
	泥浆出口比重	克每立方厘米	g/cm ³
	钻井液入口温度	摄氏度	degC
	钻井液出口温度	摄氏度	degC
	屈服值	帕	Pa
	泥浆密度	克每立方厘米	g/cm ³
	马氏漏斗粘度	秒	s
	塑性粘度	毫帕·秒	mPa·s
	3 转读数		
	6 转读数		
	10 s 静切力	帕	Pa
	10 min 静切力	帕	Pa
	滤矢量	毫升每三十分种	mL/30 min
	泥饼厚度	毫米	mm
	酸碱度		
	流性系数		
	稠度系数	帕·秒的 n 次方	Pa·s ^{n}
	氯离子含量	毫克每升	mg/L
	钙离子含量	毫克每升	mg/L
	膨润土含量	千克每立方米	kg/m ³
地质条件	固相含量	百分比	%
	含沙量	百分比	%
	地震速度	米每秒	m/s
	孔隙压力	克每立方厘米	g/cm ³
	破裂压力	克每立方厘米	g/cm ³
	上覆压力	克每立方厘米	g/cm ³
	岩性		
钻头参数	岩性编号		
	喷嘴个数	个	
	等效直径	毫米	mm
	内排磨损		
	外排磨损		
提速钻具	液力提速马达		
	水里脉冲		
	钻头齿形		

为离群值。
$$IQR = P_{75} - P_{25}.$$
 (1)

如图 2,此为立管压力(SPP)在一号井的离群示例,图中蓝点代表修正后的正常物理响应,红点则标记了被成功拦截的非稳态波动.将筛选出来的离群值(红色标记)去除,为了保持数据整体分布的稳定性,采用该列的中位数来替代离群值,从而既保留了数据的整体趋势,又有效抑制了离群值带来的不良影响.

1.2.3 数据平滑 由于钻井机具的机械振动以及泥浆泵的脉冲循环,地面采集的信号往往带有大量高频震荡噪声.为了在不失真的前提下提取参数的真实演化趋势,采用了 Savitzky-Golay(SG)平滑滤波算法.其公式如下:

$$y_i = \frac{1}{N} \sum_{k=-M}^M \alpha_k x_{i+k}, \tag{2}$$

其中: k .阶数; N .窗口数.
窗口长度设定为 10,能够有效滤除由于司钻微调操作产生的瞬时突变,同时精准保留地层界面切换时产生的参数阶跃信号,为模型提供了一组更加干净的物理特征映射,降低了模型由于学习高频白噪声而产生的过拟合风险.将 10 口井所取得的钻压(WOB)参数进行数据平滑处理,如图 3 所示.

1.2.4 归一化处理与非数值特征编码 由于钻井特征涉及压力、转速、密度等多个物理维度,其数值量纲差异可达千倍以上.为了消除量纲差异引发的算法权重倾斜,对数值型特征执行了 Min-Max 归一化,其公式如下:

$$x_n = (x_i - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}), \tag{3}$$

其中: $X_{\min}$.最小值; $X_{\max}$.最大值.
该操作确保了所有输入特征在梯度计算和距离度量时具备平等的贡献度.

此外,针对灰色泥岩、粉砂质泥岩等定性地质描述,将地层岩性转换为顺序编码,通过这一编码步骤,将原本不可计算的文本型信息转化,成为可输入模型的数值形式,从而使得整个预测系统的特征更加完整和统一.

2 实时数据流处理

2.1 实时数据流处理

钻井工程产生的数据本质上是一组随深度(或时间)单调递增的非平稳时间序列.为了在离线实验环境中复现真实的钻井作业场景,并验证模型对连续流

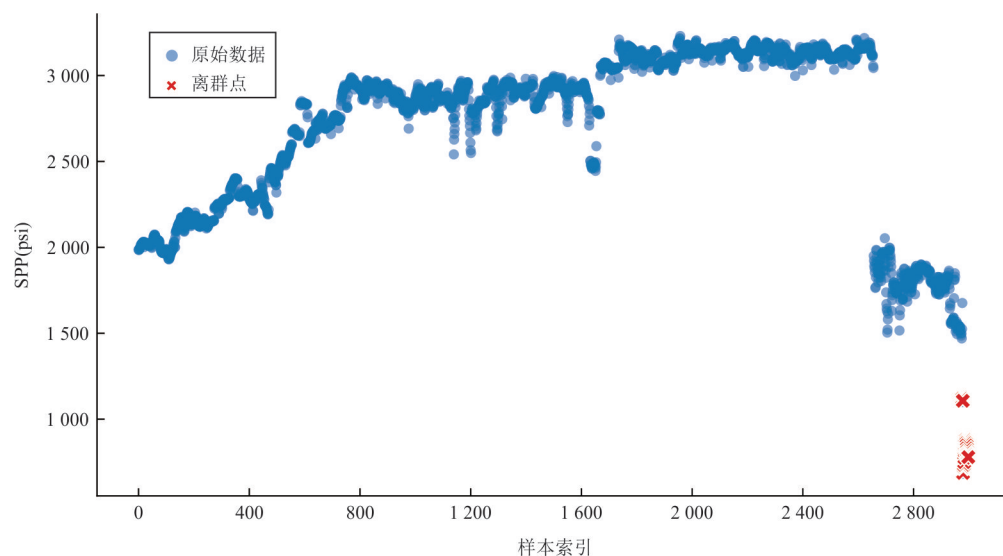


图2 SPP离群值

Fig.2 Outlier detection for standpipe pressure (SPP)

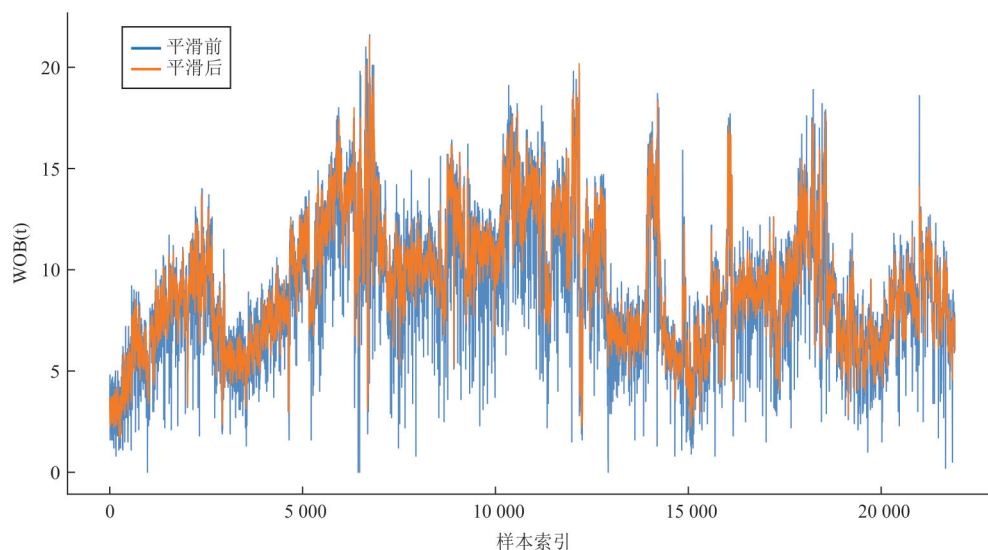


图3 WOB数据平滑

Fig.3 Data smoothing for weight on bit (WOB)

入数据的实时响应能力,构建了一套基于主井—辅助井划分与滑动窗口机制的数据流处理框架。

实际钻井作业中,决策系统面临的信息环境具有显著的不对称性:一方面是已完钻井沉淀的完备静态数据集,包含完整的测井曲线与地质标记;另一方面是正在钻进的目标井,其数据随钻头深入呈流式、碎片化到达,且具有高度的不确定性。

为了在算法层面模拟这一物理过程,将数据集的10口井划分为两个独立的数据集:

(1)辅助井数据集:选取其中的9口井作为历史参考库。这部分数据被视为先验知识,用于构建初始的基础预测模型或提供特征检索的样本空间。在

计算过程中,该数据集保持静态,不随时间步推进而发生结构性改变。

(2)主井数据集:选取剩余的1口井作为当前作业对象。该井的数据不被视为整体矩阵输入,而是被处理为按深度索引严格排序的序列流 $S=\{x_1, x_2, \dots, x_t, \dots\}$ 。在任意时刻 t ,模型仅能访问深度 $d < d_t$ 的数据点,严禁利用 $d > d_t$ 的未来信息进行训练或参数校正。

这种划分方式客观对应了石油工程中一井一策的作业模式,即利用邻井历史资料指导新井钻进,并根据新井实钻数据进行实时修正的工程逻辑。

钻井参数(如钻压、扭矩)受地层岩性交替变化



图4 分井示意图

Fig.4 Schematic diagram of dataset partitioning for main and auxiliary wells

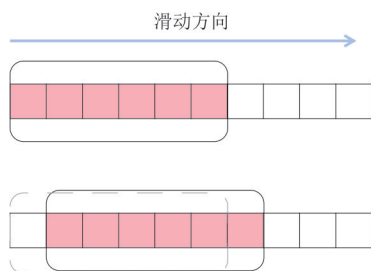


图5 滑动窗口图解

Fig.5 Schematic illustration of sliding window mechanism

的影响,在全井段尺度上表现出强烈的非平稳性,随深度发生显著漂移.直接对全量数据进行建模难以捕捉局部的工况特征.引入固定步长的滑动窗口技术,旨在将全局非平稳序列切分为若干个具有局部平稳性的子序列片段.

设主井数据流为 X ,窗口长度为 L ,滑动步长为 s .在第 k 次迭代中,模型所观测到的数据窗口 W_k 定义为:

$$W_k = \{x_i | i \in [(k-1)s + 1, (k-1)s + L]\}, \quad (4)$$

其中:窗口长度为 L ,步长为 s .

通过上述机制,算法将连续的钻井过程离散化为一组状态切片.每一个窗口 W_k 不仅是特征提取的基本单元,也是后续与历史井进行相似性对比的独立对象.

图示展示了窗口沿深度轴方向的推移过程.红色区域代表当前处理的数据段,随着 t 时刻的推进,旧数据移出窗口,新数据移入窗口,模拟了先进先出的队列更新机制.

为了在海量历史数据中精准定位与当前主井窗口具有地质相似性的特征片段,提出了一种基于深度与岩性维度的空间对齐策略,并引入 K 近邻算法作为核心搜索引擎,旨在构建一个在岩石力学性质上具有高度一致性的参考数据集.

将多井对齐问题简化为二维的深度与岩性空间上的距离度量问题.对于主井当前生成的滑动窗口 W_{target} ,首先计算其深度中心点 d_{target} 作为该窗口的空间位置索引,该索引代表了当前钻头所处的地

层层位.随后,算法遍历历史辅助井数据集 D_{history} ,计算历史库中每一个样本点深度 d_i 与主井当前深度 d_{target} 之间的欧氏距离.其距离度量公式定义为:

$$\text{Distance}(d_{\text{target}}, d_i) = \sqrt{(d_{\text{target}} - d_i)^2}, \quad (5)$$

其中: d_{target} 当前主井窗口的平均深度; d_i 九井中第 i 个样本的深度值.同理,岩性已通过顺序编码纳入距离度量,在深度对齐后进行岩性的对齐.对地层岩性的顺序编码并非随机分配,而是严格依据历史测井解释与岩石力学特征,按照‘岩石可钻性级值’由弱至强的递进关系进行排列映射的.基于此物理依据,岩性编码数值间的欧氏距离差值,能够有效表征不同地层在抗钻能力与破碎难易度上的物理差异,从而避免了将纯类别变量直接用于距离度量所带来的虚假误差.

选取距离最小的前 K 个样本,此处 K 值设为滑动窗口大小的 9 倍,因为除去主井外有 9 口井,为避免数据集的缺失,将 K 值设定为窗口大小的 9 倍,构成参考数据集用于后续频谱对比分析,经实验验证该设置具有稳定性.这种策略的物理意义在并非仅仅寻找某一个最相似的点,而是试图从 9 口历史井中分别提取出与当前主井窗口深度跨度相当的 9 个完整数据段,这些深度大致相同的数据点将作为模型训练和频谱对比的基础. KNN 搜索确保了找到的是同一层位的岩石,但这些岩石是在不同的工程参数下被破碎的.因此,通过 KNN 筛选出的参考数据集,其核心价值在于提供了一个在地质属性上同质、但在工程属性上具有多样性的样本池.这为后续章节中引入频域分析来进一步剥离工程参数影响、提炼纯粹的地层频域特征奠定数据基础.

2.2 频谱转化对比

钻井作业本质上是一个钻头与地层介质进行剧烈机械相互作用的过程,地面传感器所采集的实时时域信号,是地层岩石强度、钻头切削齿破岩动力学、钻柱系统的轴向与扭转振动以及井筒流体循环扰动等多重物理场耦合作用的综合产物.在时域视角下,诸如地层软硬交替引起的低频趋势变化与钻具高频颤振产生的随机噪声往往以非线性叠加的形式交织共存,使得单纯依靠时域波形的幅值波动难以准确分离出表征地层属性的本质特征.特别是在软硬互层或含砾地层钻进时,钻速的时域曲线呈现出剧烈的无序波动,极易掩盖岩性界面切换时的真实力学响应信号.为了突破时域分析在复杂信号解耦方面的局限性,引入频域分析方法,旨在从

能量分布的维度重构钻井参数的物理特征。

从数学本质上审视,将时域钻井信号映射至频域空间的核心工具是傅里叶变换。该变换基于信号的正交分解理论,认为任意满足狄利克雷条件的周期性或非周期性连续信号 $x(t)$, 均可分解为一系列不同频率、不同振幅及相位的正弦波与余弦波的线性叠加。对于离散采样的钻井数据序列,其频域转换通过快速傅里叶变换算法实现,其连续形式的积分定义为:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (6)$$

其中: $x(t)$. 原始的时域信号; $X(f)$. 对应的频域表示; f . 频率变量; j . 虚数单位。

然而,在实际应用中,对截断的钻井时域信号直接进行 FFT 处理面临两大工程挑战:基线漂移与频谱泄漏。

首先,钻压、大钩载荷等工程参数会随井深增加呈现出自然增长的趋势。若不加剥离,该趋势将在频域中转化为能量极高的直流分量(0 Hz 附近),从而彻底掩盖表征地层真实力学波动的微观高频特征。因此,在进行频域转换前,本文对每个滑动窗口内的原始序列进行了一阶多项式去趋势化处理。其数学表达式为:

$$x_{\text{det}}(n) = x(n) - (\hat{a}n + \hat{b}), \quad (7)$$

其中: $\hat{a}n$ 和 $\hat{b}$ 是通过最小二乘法对窗口内信号进行线性拟合得到的系数。该操作确保了输出频谱反映的是信号围绕局部均值的波动特征。

其次,去趋势化后的信号 $x_{\text{det}}(n)$ 是有限长度的离散序列,在进行 FFT 转换时,边界处的不连续性会导致原本不存在的高频分量,即频谱泄漏。为了抑制该效应,进一步引入了汉明窗对 $x_{\text{det}}(n)$ 进行加权处理。汉明窗的时域表达式为:

$$w(n) = \left[0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \right] R_N(n), \quad (8)$$

其中: $R_N(n)$. 矩形函数,用于限定窗口的有效范围; N . 窗口总长度; n . 当前数据点在窗口中的位置索引,取值范围为 $0 \leq n \leq N-1$ 。通过上述数学变换,原本在时间轴上混叠的复杂波形被展开为频率轴上的能量谱密度分布。频谱图中的每一个谱线不仅代表了特定频率分量的存在,其幅值更直接量化了该频率成分在总能量中的贡献权重。这种变换使得隐藏在随机噪声背景下的周期性规律(如钻柱的固有频率振动)和低频趋势项(如地层岩性渐变)得以

在频谱空间中实现分离。

基于上述处理流程,对所有数值型钻井参数进行了批量化的时频域转换与特征分析。以一号井的钻压(WOB)参数为例,频谱分析揭示了深层钻井数据的频域规律。

在图 6 中,上图为时域波形,下图为去趋势化后的频域频谱图。时域波形虽然反映了钻压随井深增加的总体上升趋势,但也伴随着大量无序的高频波动,难以直接用于精细的地层比对。

值得注意的是,经过一阶多项式去趋势化与汉明窗处理后,由深度增加导致的宏观基线漂移被彻底剥离。从频谱图中可以清晰观察到,原本极易掩盖微观特征的 0 Hz 直流分量被成功抑制(幅值为 0),使得反映岩石力学真实波动的有效能量得以凸显。幅值显著的频率分量主要分布在低频区间,且主峰频率多集中于 0.33 Hz、0.67 Hz 附近,这些稳定的低频主峰构成了当前岩性的物理信息;而分布在 2 Hz 以上的高频低幅值分量,则更多地对应于传感器噪声或微观层面的钻头颤振。

在完成了钻井信号的时频域转换后,问题的核心转化为如何在多维频域空间中量化主井当前窗口与历史参考样本之间的工况距离。尽管 KNN 算法已经在深度空间上完成了初步筛选,但由于钻井工程参数的主观可控性(例如,不同司钻在钻进同一套地层时可能采用完全不同的钻压或转速设定),导致产生的信号在绝对幅值上存在显著差异。若直接采用传统的欧氏距离进行频谱比对,信号幅值的绝对差异将主导距离计算,从而掩盖频率分布形态即地层本身的力学响应特征的一致性,导致模型检索失败。

为了克服绝对能量差异带来的度量偏差,选用余弦相似度作为频域特征匹配的核心指标。从几何意义上讲,余弦相似度衡量的是两个向量在多维空间中夹角的余弦值,而非顶点间的直线距离。其物理本质关注的是向量在特征空间中的方向一致性而非模长一致性。其公式为:

$$c = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2 \sum_{i=1}^n B_i^2}}, \quad (9)$$

其中: A_i . 主井频谱振幅值; B_i . 历史数据频谱振幅值。通过分母上的模长归一化操作,钻压、转速等工程参数调整引起的整体幅值缩放被有效抵消,模型得以聚焦于低频主峰位置与能量衰减趋势等反映地层岩石本质属性的相对特征。该指标的取值范围

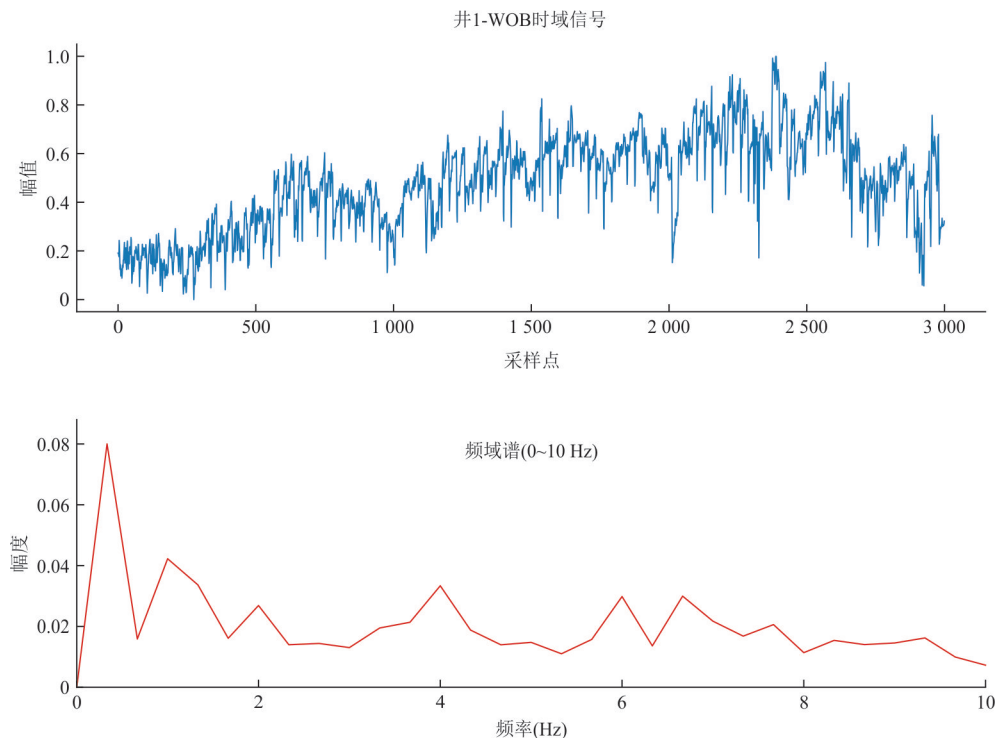


图6 钻压频谱图

Fig.6 Time-domain waveform and frequency spectrum of WOB

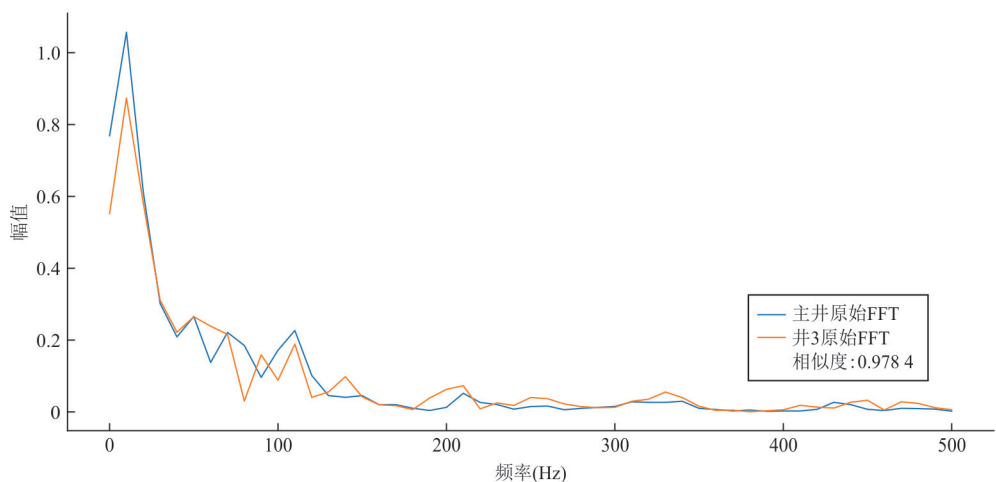


图7 频谱对比图

Fig.7 Comparison of spectrum features between main well and historical well

为 $[-1, 1]$,在频谱分析中,由于幅值均为非负数,其实际取值为 $[0, 1]$,数值越接近1表明两者的地质工况特征越吻合.

图7展示了WOB特征列下,主井当前窗口与历史三号井去趋势化后的频谱特征对比.可以看出,两者的低频主峰分布及能量衰减趋势高度吻合,在彻底剥离了0 Hz基线干扰后,二者有效频段的余弦相似度依然达到了0.97.这有力地证明了在此深度段,三号井与主井经历了极度相似的地质力学工

况,该历史井的数据能够作为可靠的先验知识支撑后续的动态建模操作.

2.3 频谱驱动复用-更新

在实时钻井过程中,钻速预测系统的核心挑战在于如何在利用历史经验与适应新工况之间做出实时决策.构建的系统并非在每一个深度点都机械地重新训练模型,而是维护着一个动态的当前模型状态.为了明确该模型何时失效以及何时需要更新,建立了一套基于频谱特征映射的二元决策逻辑.

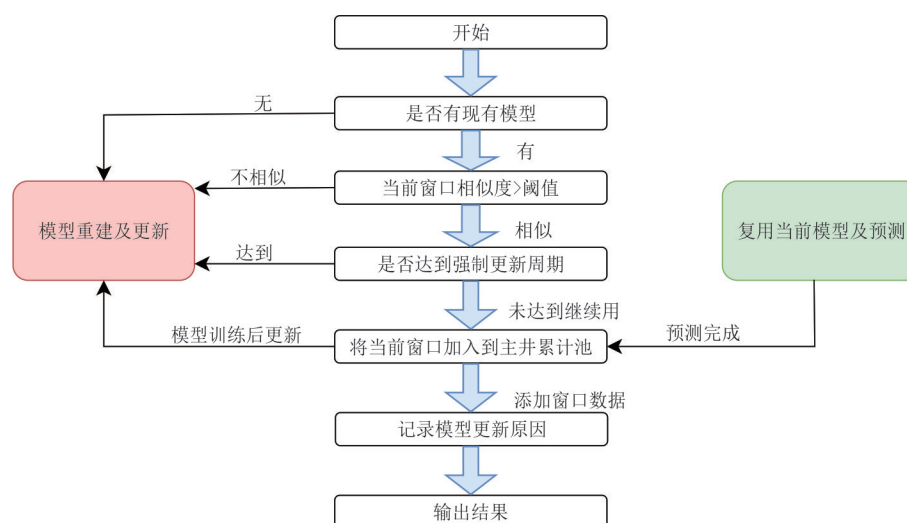


图8 重新建模及复用判断逻辑

Fig.8 Decision logic flowchart for model reconstruction and reuse

系统的运行始于一个基本假设:邻井的历史数据包含了该区块通用的地质与工程规律.因此,在主井开钻初期,系统首先利用9口辅助井的全量历史数据训练一个初始的模型,将其定义为基准历史模型.在没有触发更新机制之前,该模型即为系统的当前模型,负责对主井的实时数据流进行推断预测.

随着钻进深度的增加,主井的地层特性可能会发生漂移,导致当前模型不再适用.传统的监控方法通常依赖预测误差,滞后地发现模型失效,而提出的方法则是通过频谱相似度进行前瞻性的有效性判定.当主井当前滑动窗口 W_{curr} 的频谱特征与历史参考数据集 D_{ref} 的相似度较高时,意味着当前钻遇的地层岩性、力学性质与历史井高度一致.此时,基于历史数据训练的当前模型在统计学上被认为是有效的,其预测能力可以迁移至当前工况.当频谱相似度较低时,表明主井进入了一个特殊的构造带或全新的岩性区域,其物理响应特征与历史记录存在显著差异即发生了分布外泛化问题.此时,历史模型失效,继续使用该模型将导致预测偏差加剧.

基于上述判别原理,系统在每一个滑动窗口步长执行以下二元决策.其中,如何重建模型是应对工况突变的核心环节,而预测策略则严格遵循时序因果性:

若判定模型有效(高相似度):系统直接调用内存中已有的当前模型,以当前完整窗口数据作为输入特征,对紧邻窗口的下一个深度点进行单步超前预测.此过程不涉及任何训练计算,仅进行前向推理.由于预测目标位于当前窗口时间步之后,该机制完全避免了未来信息泄露.

若判定模型失效(低相似度):系统即刻启动在线学习流程,构建一个新的适应当前工况的随机森林模型.为了兼顾主井的个性化特征与邻井的共性规律,设计了纵横融合的训练集构建策略:

(1)纵向主井累积:提取主井从开钻至今所有已处理过的历史数据(包括当前窗口内的全部数据).这部分数据通过滑动窗口机制被加入到一个累积池中.其物理意义在于保留主井特有的钻具磨损状态和系统误差特征,防止模型因过度依赖邻井数据而产生偏差.

(2)横向邻井匹配:针对当前失效的窗口深度,利用KNN算法在9口历史井中检索出地质属性最相似的 K 个数据段.这部分数据提供了当前地层在不同工程参数下的力学响应样本,弥补了主井在突变初期样本量不足的缺陷.将上述主井累积数据(含当前窗口)与邻井匹配数据合并,构成一个新的混合训练集.在此数据集上重新训练模型,并用该新模型替换旧模型,随后对紧邻窗口的下一个深度点执行预测.

2.4 动态阈值自适应机制

在建立了复用—重建决策框架后,相似度判别阈值成为决定系统性能的关键超参数.阈值设定过低,可能导致低相似度的历史样本被错误复用,稀释预测精度;阈值设定过高,则会导致判定条件过于严苛,使系统退化为极其低效的全量计算模式.针对这一问题,提出了一种基于 R^2 反馈的动态自适应调整机制.

为了确定最优的相似度判别标准,首先开展了

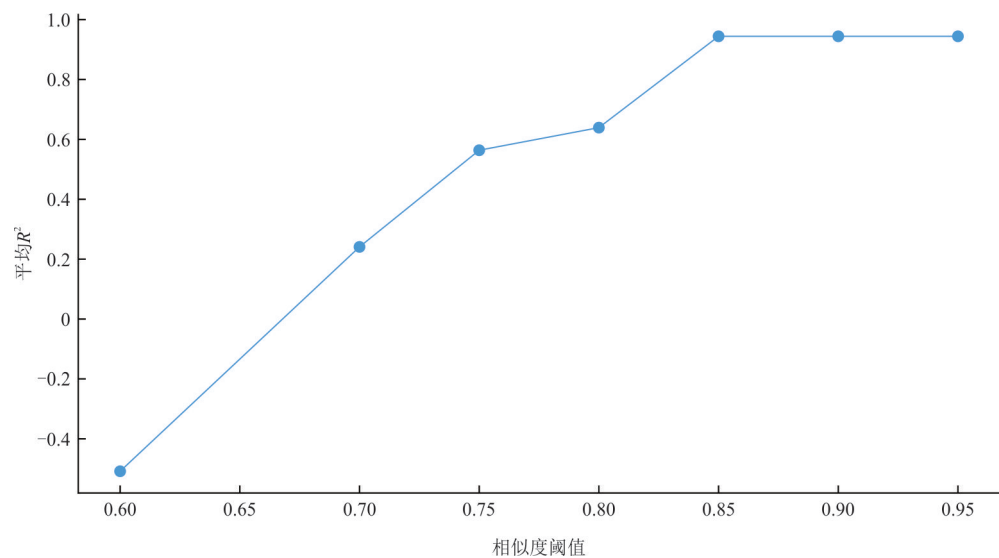


图 9 不同相似度阈值下的 R^2

Fig.9 Trend of average R^2 under different similarity thresholds

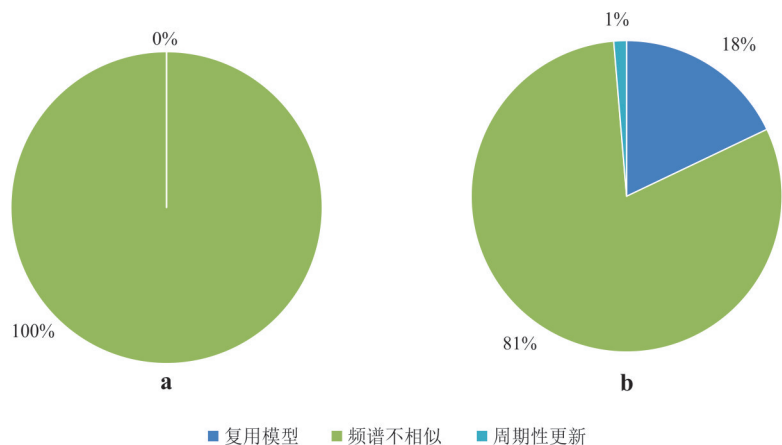


图 10 不同阈值模型来源

Fig.10 Distribution of model sources under different thresholds

a. 静态阈值模型来源; b. 动态阈值模型来源

基于静态阈值的参数敏感性分析实验. 实验设定阈值区间为 $[0.60, 0.95]$, 步长为 0.05. 实验结果如图 9 所示, 随着阈值的提升, 模型平均 R^2 呈现显著上升趋势. 当阈值达到 0.85 时, 平均 R^2 突破 0.94 并趋于平稳. 基于统计结果, 在静态策略下, 0.85 被确定为该数据集的最优精度阈值.

然而, 将 0.85 这一最优精度阈值应用于实际流式计算时, 却出现了严重的效率崩塌. 对模型触发来源的统计分析 (如图 10a 所示) 表明, 在 0.85 的硬性约束下, 全井段超过 99% 的窗口均被判定为不相似, 导致模型复用率接近 0%.

钻井过程属于非平稳随机过程, 即便在地质属性相同的层段, 受微观因素 (如泥浆脉冲波动) 影

响, 实时频谱也很难在数学上达到 0.85 的绝对高度. 固定的高阈值虽然保证了精度, 却抛弃了大量本可复用的近似工况, 导致系统丧失了实时建模的灵活性, 退化为暴力的全量在线训练.

为了解决静态阈值过于僵化的问题, 提出了一种基于 R^2 反馈的动态阈值自适应算法. 该算法的核心思想是: 将模型在最近历史窗口上的预测表现作为置信度信号, 实时调节对未来窗口相似性匹配的严苛程度.

具体而言, 系统维护一个长度为 N 的滑动性能队列 Q_{perf} , 用于存储最近 N 个时间步的预测决定系数 (R^2). 在实验中, 设定 $N=10$, 以覆盖约 10 m 至数 10 m 的钻进深度, 这一尺度恰好对应常见岩性层

表 2 相似度阈值实验对照结果

Table 2 Experimental comparison results of similarity thresholds

阈值机制	R^2	复用率	计算开销	计算耗时
固定阈值 ($T=0.85$)	0.74	0%	高计算开销	2.1 h
动态自适应	0.96	18%	低计算开销	1.6 h

段的平均厚度. 在每一个处理步 t , 算法首先计算队列中 R^2 的移动平均值 $\overline{R}_t^2$, 该值表征了当前模型在局部地层环境下的平均泛化能力. 随后, 动态阈值 T_t 依据下式进行实时更新:

$$T_t = \text{MAX}(T_{\min}, \overline{R}_t^2 - \alpha), \quad (10)$$

式中: $T_{\min}$ 为设定的最低保护阈值(取 0.70), 用于防止在极端工况下阈值过低导致毫无关联的数据被错误复用; α 为松弛因子, 取 0.10, 用于控制系统对模型性能下降的容忍度. 当模型预测非常准($\overline{R}_t^2 \approx 0.99$)时, 阈值自动升至 0.89. 提高门槛, 防止在平稳钻进中忽略微小的岩性渐变. 当遇到复杂地层导致预测变差($\overline{R}_t^2$ 降至 0.85)时, 阈值自动降至 0.75. 此时系统宽容度增加, 允许在更广泛的历史样本中寻找近似模型来救急, 或者通过触发重建来快速适应新环境.

引入该机制后, 两者比对结果如图 10 与表 2 所示, 在预测精度上, 动态阈值模型相较于固定模型精度大幅提升, 并且在提升模型精度的同时, 动态阈值方法的模型复用率从 0% 显著提升至 18%. 这 18% 的窗口对应了地层均一、工况稳定的区域, 系统在此期间成功识别出物理规律的连续性, 避免了冗余计算. 在固定阈值策略下, 所有窗口均被判定为“不相似”, 导致模型重构率高达 100%, 系统处于全负荷计算状态. 在同时以一号井的 3 000 条数据作为主井数据集的情况下, 动态阈值方法将计算所用时间大幅降低. 将高耗时的模型训练操作减少了 18%. 剔除了一部分冗余计算, 在保证全井段预测精度的同时, 实现了约 18% 的计算开销节省, 验证了动态阈值机制在降低实时计算负荷方面的有效性.

3 模型验证与综合性能评估

3.1 实验设置与评价体系

为了全面评估算法在动态钻井环境下的性能, 构建了严格的时序验证实验框架. 不同于传统的静态交叉验证, 该框架严格遵循时间顺序, 确保模型

在时刻 t 的预测仅依赖于 t 时刻之前的历史信息, 严禁未来数据泄露, 从而真实还原了钻井现场边钻边测的作业场景.

本实验基于主井—辅助井架构, 对主井数据流采用长度为固定值的滑动窗口进行处理, 其数据集构建严格遵循动态演化与时序因果逻辑: 在钻进初期的冷启动阶段, 优先利用 9 口辅助井的全量历史数据构建初始训练集, 以保障模型的基础泛化能力; 随着钻进过程进入在线更新阶段, 一旦触发模型重建机制, 训练集即转由主井当前时刻之前的所有累积历史数据(含当前窗口)与 9 口井深度匹配数据动态融合而成, 以此兼顾主井的个性化特征与邻井的共性规律. 同时, 为了消除数据泄露风险并确保验证的独立性, 测试对象被严格限定为紧邻当前窗口的下一个深度点, 即利用过去的信息预测未来的单一数据点, 从而精准模拟真实的实时预测场景. 在模型性能评估方面, 本文选取决定系数(R^2)、均方误差(MSE)及平均绝对误差(MAE)3 项统计学指标进行量化分析, 其中 R^2 用于评估模型对钻速变异的解释能力($R^2 \approx 1$ 表示完美拟合, $R^2 < 0$ 表示模型失效), MSE 侧重于评估模型对大误差样本及极值的捕捉鲁棒性, 而 MAE 则直观反映了预测值的平均偏离程度, 从而构建起多维度的模型评价体系.

3.2 模型参数设置

模型参数与建模效果息息相关, 所选用的基础模型为随机森林模型, 其主要参数为树的数量($n_{\text{estimators}}$). 为了系统评估树数量对钻速建模效果的影响, 设计不同树数量下的敏感性测试. 通过保持其他建模参数不变, 仅调整随机森林中的树数量, 从而分析该参数变化对模型 R^2 指标的影响程度. 具体步骤如同阈值敏感实验一样. 在实验过程中, 选取了具有代表性的树数量区间, 从 10 棵树开始, 逐步递增至 300 棵树, 记录每一次配置下的模型平均 R^2 值.

结果表明, 当树的数量设定为 100 时, 模型能够在保证较高精度的同时, 最大化平均 R^2 分数, 达到 0.94 以上. 进一步提高至 150 及以上时, 预测性能并未提升反而会有所下降, 模型性能提升趋于饱和, R^2 等指标不再显著上升, 现象表明, 模型在学习数据特征后已达到一定稳定状态, 继续增加树数量不仅增加训练时间和资源消耗, 还可能因过度学习数据中的噪声而导致过拟合. 因此, 本研究在综合考

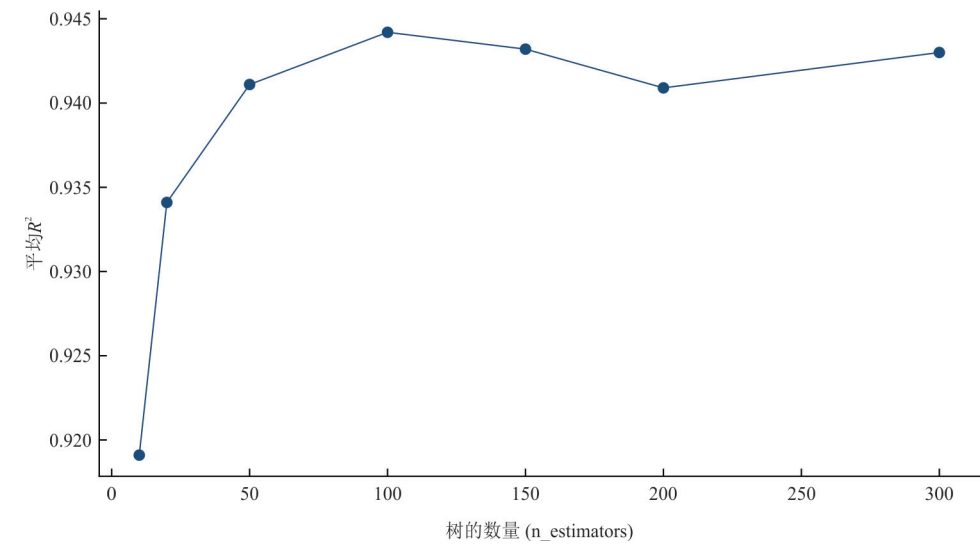


图 11 不同随机森林树的 R^2

Fig.11 R^2 values under different random forest trees

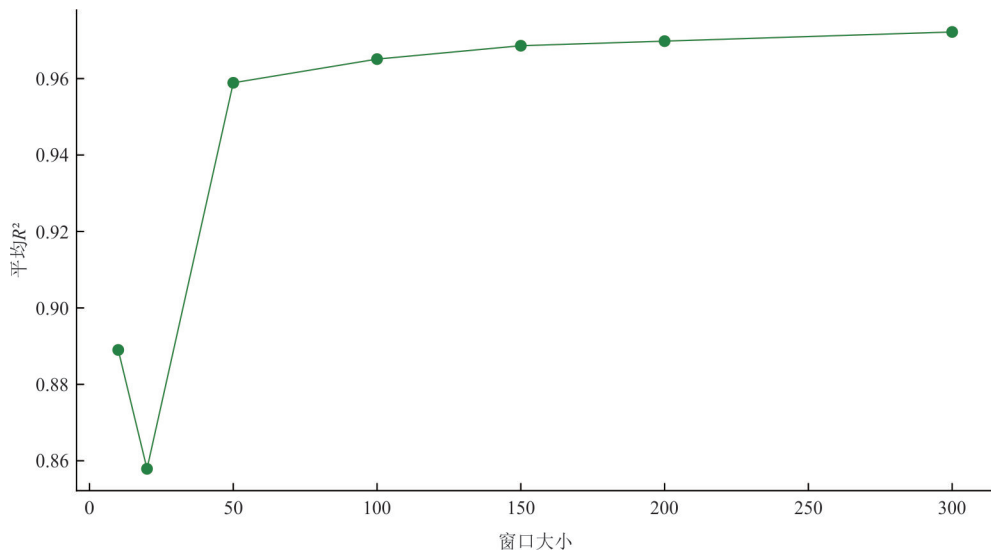


图 12 不同滑动窗口大小的 R^2

Fig 12 R^2 values under different sliding window sizes

虑模型精度与训练效率的基础上,选择树数量为 100 作为默认设置.

如之前对于滑动窗口的论述,窗口的大小对于模型性能的选择同样重要,过大:无法捕捉短时间内的特征变化,失去精确性;过小:计算耗时大大提升并增加重复数据.因此需要设置一个窗口大小的敏感度实验,具体步骤和上面实验保持一致.

从图 12 的 R^2 变化趋势可见,当窗口长度增至 100 (对应 100 m 垂向深度) 时,模型性能达到最优的 0.965 1.

在面对非均质复杂地层时,若仅依靠小尺度窗口 (如 10 m、20 m),极易导致 FFT 频率分辨率不足,使得模型将钻柱的高频随机振动噪声误判为地

层突变 (表现为小窗口下 R^2 暴跌);而 100 m 的大窗口能够提供充足的低频分辨率,从而精准锁定当前钻头所处的岩性区间.

更为关键的是,100 m 的大窗口并不会如传统滑动平均那样消除局部的薄互层特征.因为在算法执行层,大窗口仅用于提取频域并计算相似度,以决定是否复用模型;而在实际的 ROP 预测执行阶段,则是将 $t+1$ 时刻的瞬时工程参数 (如当前的真实钻压、转速) 作为输入,对第 101 米的单一钻速点进行推理.这种单步滚动机制,既保证了模型对高频噪声的鲁棒性,又赋予了模型对米级薄互层突变的极高灵敏度.

3.3 模型对比与结果分析

为验证提出的基于频谱感知与自适应反馈的动态建模算法的有效性,本研究构建了四组控制变量对比实验.

(1)固定模型:代表传统的离线训练—在线预测模式.该模型仅使用9口辅助井的历史数据进行一次性训练,随后对主井全井段进行预测,期间不进行任何参数更新.旨在考察在缺乏实时反馈时,纯历史经验的迁移能力.

(2)仅主井动态模型:该模型不使用邻井数据,仅依赖主井自身产生的实时数据流进行自我迭代.旨在考察在缺乏邻井参考资料时,单纯依赖流式学习的性能边界.

(3)LSTM模型:为响应现有研究对主流时间序列算法的关注,引入长短期记忆网络(LSTM)作为深度学习基准.该模型采用常规的“离线全量训练—在线直接预测”模式,即利用9口辅助井的历史数据进行一次性集中训练,随后直接对主井进行全井段预测.

(4)本文模型:融合了频谱相似度匹配与动态阈值机制.既利用KNN检索邻井知识,又结合主井实时流数据,并根据 R^2 反馈自适应调整模型更新频率.

图13展示了4种模型在全井段的钻速(ROP)预测曲线与真实值的对比情况.

固定模型预测曲线与真实值偏差巨大,无法跟随地层变化的趋势.由于模型从未见过主井特有的地质特征,其在多个深度段出现了严重的滞后甚至反向波动.仅主井动态模型虽然整体趋势跟随性较好,但在岩性突变界面(如深度2 700 m至2 900 m区间)出现了明显的震荡与偏离.这是因为在突变初期,主井尚未积累足够的新地层样本,模型陷入了少样本学习的困境.如图3局部放大子图所示,在遭遇地层交界面时,固定模型和仅主井动态模型均出现了显著的预测滞后和震荡(橙线与绿线偏离黑色实测线),LSTM模型较好地提取了平稳段的时序非线性依赖,但由于地下岩性高度非均质,当测试井钻遇全新的地层界面或钻头磨损导致工况发生突发漂移时,全局静态映射的LSTM无法进行在线自适应调整,导致预测曲线在岩性突变区域(如图13局部放大图所示)发生严重的响应滞后与偏离.

而本文模型(红线)能够迅速适应新工况,与真实机械钻速曲线保持高度重合.这表明,得益于动态阈值机制与邻井知识迁移,模型成功克服了局部工况漂移带来的性能衰减.

本文模型预测曲线几乎与真实ROP重合,不仅在平稳段保持高精度,在剧烈波动的突变区域也能迅速收敛.这得益于算法通过频谱匹配借用了邻井的相似工况模型,有效填补了突变时刻的信息真空.

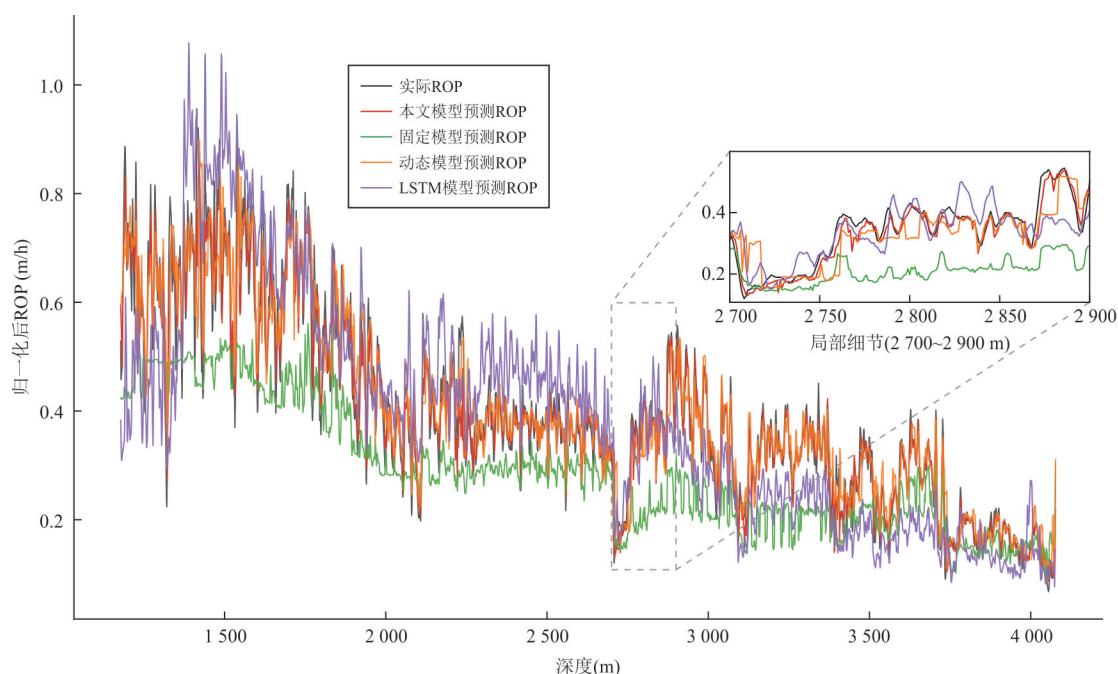


图13 4个模型预测ROP与实际ROP

Fig.13 Comparison between actual ROP and ROP predicted by four models

表 3 各对比实验结果

Table 3 Comparison of experimental results among different models

模型	R^2	MAE	MSE
固定模型	0.371 5	0.112 8	0.019 4
仅主井动态模型	0.879 6	0.040 6	0.003 7
LSTM 模型	0.509 5	0.089 5	0.013 5
本文模型	0.965 1	0.025 8	0.001 5

表 4 局部复杂突变井段(2 700~2 900 m)性能对比

Table 4 Performance comparison in the local complex transition section (2 700~2 900 m)

模型	局部 R^2	局部 MAE	局部 MSE
固定模型	< 0	0.213 4	0.052 1
仅主井动态模型	0.651 2	0.078 2	0.012 5
LSTM 模型	0.284 5	0.145 6	0.038 4
本文模型	0.892 4	0.038 5	0.004 2

为了量化评估模型在全井段的预测性能,统计了 4 种模型在测试集上的平均决定系数(R^2)、均方误差(MSE)及平均绝对误差(MAE),结果如表 3 所示。

统计结果显示,固定模型由于无法更新参数,随着井深增加发生了严重的工况漂移,其 R^2 仅为 0.37,均方误差(MSE)高达 0.019 4,基本失去了预测能力。LSTM 模型其 R^2 达到了 0.509 5,显著优于传统固定机器学习模型。仅主井动态模型通过在线更新提升了适应性($R^2=0.88$),但在处理突发工况时仍表现出明显的滞后性。相比之下,本文提出的自适应模型在全井段取得了最优性能,平均 R^2 达到 0.965 1,MSE 降低至 0.001 5,在保证高精度的同时实现了 1.6 h 的低计算耗时。整体来看,这三项核心指标清晰地展示了本文模型在绝大多数深度段都能保持高精度预测性能,预测结果与实际情况高度吻合。为了进一步量化评估模型在应对极端非均质地层时的泛化性,克服仅依靠全井段宏观指标带来的性能下降,针对图 13 中包含显著岩性突变与工况漂移的局部复杂井段(深度 2 700~2 900 m)进行了独立的误差统计,定量结果如表 4 所示。

对比表 3 的全井段指标与表 4 的局部指标可知:在面对地层突变时,常规模型的预测精度均发生了断崖式下跌(固定模型 R^2 降为负值,LSTM 降至 0.28,均已丧失预测能力);而本文的自适应模型依然坚挺,保持了 0.892 4 的局部高精度。

3.4 过拟合验证

为了进一步验证模型在面对完全未知新井时

表 5 盲测井实验结果

Table 5 Experimental results of the blind test

盲测目标井井号	R^2
8	0.921 3
9	0.933 6
10	0.875 1

的泛化能力,排除对现有数据分布过度适配的风险,设计了“新井盲测”实验:将现有的 10 口井数据集划分为“历史知识库(井号 1~7)”与“待测新井(井号 8~10)”。

在盲测过程中,模型被禁止访问 8~10 号井的任何历史数据来预填充知识库,仅允许通过实时产生的频域特征在 1~7 号井的特征空间中进行检索与匹配迁移。这一设计模拟了新区块首探井或新开钻井的真实工况,确保了验证过程中的“零数据泄露”。

表 5 展示了模型在 3 口独立测试井上的盲测指标。实验结果显示,在完全隔离的盲测模式下,模型在 8、9、10 号井的平均 R^2 依然达到了 0.91。

4 结论

针对钻井工程中钻速预测的实时性与准确性需求,本文创新性地构建了“频谱感知—动态阈值—知识迁移—在线重建”的一体化实时建模框架,为复杂非平稳钻井工况预测提供了一种新的技术路线。通过对 10 口井实钻数据的验证,实现了基于滑动窗口与频谱对比的实时处理框架:引入滑动窗口机制对主井数据进行切片,利用快速傅里叶变换(FFT)提取频域特征,并采用余弦相似度计算主井窗口与 9 口历史井数据的匹配程度。该方法有效解决了时域信号难以量化对比的问题,实现了地层工况的实时识别。提出了动态阈值判定与模型更新策略,设计了复用—重建的二元决策机制:当频谱相似度高于阈值时复用历史模型;低于阈值时,融合主井累积数据与历史匹配数据重新建模。引入动态阈值机制,根据模型历史 R^2 表现自适应调整相似度门槛,在保证精度的前提下,有效平衡了计算效率与适应性。验证了模型在复杂工况下的预测性能。最终测试结果显示,模型训练预测 3 000 条数据耗时 1.6 h,模型平均决定系数(R^2)达到 0.96,均方误差(MSE)为 0.001 5。此外,通过 3 口独立新井盲测验证了模型在未知井上的泛化能力,平均 R^2 达到 0.91。与固定模型和仅主井动态模型以及 LSTM 模型相比,该

方法在地层突变区域表现出更强的泛化能力。尽管本研究验证数据集集中在4 000 m以内,但基于频域特征匹配的方法论具有深度无关性。超深井的主要挑战在于高温高压导致的地层响应非线性增强,本文提出的动态阈值机制正是为应对此类非平稳漂移而设计。未来工作将引入超深井实测数据进行迁移学习验证。

致谢:本论文受到的资助项目为:四川省自然科学基金项目青年基金,基于数字孪生的动态时变钻进工况自适应迁移模型研究(编号:2024NSFSC0817);珠海市产学研项目,一种数字化工程勘察钻探装备的研发及其产业化(编号:2320004002792);中海石油(中国)有限公司项目南海西部油田上产2000万方钻完井关键技术研究子课题乐东10区超高温高压井综合提速技术研究(编号:CNOOC-KJ135ZDXM38ZJ05ZJ)。感谢成都理工大学朱海燕教授,中海油湛江分公司张超高级工程师提供基础数据。

References

- Chen, H. D., Jin, Y., Zhang, W. D., et al., 2022. Deep Neural Network Prediction of Mechanical Drilling Speed. *Energies*, 15(9): 3037. <https://doi.org/10.3390/en15093037>
- Ehsan, B., Ebrahim, D. B., 2022. Computational Prediction of the Drilling Rate of Penetration (ROP): A Comparison of Various Machine Learning Approaches and Traditional Models. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 210. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.110033>.
- Encinas, M. A., Tunkiel, A. T., Sui, D., 2022. Downhole Data Correction for Data-Driven Rate of Penetration Prediction Modeling. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 210: 109904. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109904>
- Hegde, C., Daigle, H., Millwater, H., et al., 2017. Analysis of Rate of Penetration (ROP) Prediction in Drilling Using Physics-Based and Data-Driven Models. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 159: 295–306. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2017.09.020>
- Huang, X. L., Liu, D. T., Song, J. M., et al., 2021. Real-Time ROP Optimization Technology Based on Big Data and Artificial Intelligence. *Oil Drilling & Production Technology*, 43(4): 442–448(in Chinese with English abstract).
- Li, B. Z., Yang, M. H., Xu, K., et al., 2024. Prediction Method for ROP Based on Attention Mechanism of Convolutional Neural Network. *Science Technology and Engineering*, 24(21): 8910–8916(in Chinese with English abstract).
- Li, P., Yu, C., Wang, J. L., et al., 2024. Intelligent Prediction of Pore Pressure Using Real-Time Drilling Parameters. *China Petroleum Machinery*, 52(5): 1–8(in Chinese with English abstract).
- Mehmood, E., Anees, T., 2020. Challenges and Solutions for Processing Real-Time Big Data Stream: a Systematic Literature Review. *IEEE Access*, 8: 119123–119143. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3005268>
- Tu, B. R., Bai, K., Zhan, C., et al., 2024. Real-Time Prediction of ROP Based on GRU-Informer. *Scientific Reports*, 14: 2133. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52261-7>
- Zhang, H. J., Zhang, G. F., Wang, G. N., et al., 2022. Classification and Prediction Method for ROP Based on Genetic Algorithm Optimization Random Forest Model. *Science Technology and Engineering*, 22(35): 15572–15578(in Chinese with English abstract).
- Zhang, R., Zhu, Z. P., Li, D. Y., et al., 2024. Interpretable Real-Time Prediction of Drilling Parameters Based on Improved Sequential Network. *China Petroleum Machinery*, 52(4): 1–10(in Chinese with English abstract).
- Zhang, Y., Zhou, B. F., Guo, W. X., et al., 2026. Spike Waveform Recognition for Strong-Motion Records Based on Light GBM-SVM Stacking Algorithm. *Earth Science*, 51(1): 185–198(in Chinese with English abstract).
- Zhou, C. C., Jiang, J., Li, Q., et al., 2022. Research on Drilling Rate Prediction Model Based on Fusion Feature Selection Algorithm. *Drilling Engineering*, 49(4): 31–40 (in Chinese with English abstract).
- Zhu, J. B., Liu, H. Y., Luan, S. C., et al., 2025. Prediction of On-Site Peak Ground Motion Based on Machine Learning and Transfer Learning. *Earth Science*, 50(5): 1842–1860(in Chinese with English abstract).

中文参考文献

- 黄小龙, 刘东涛, 宋吉明, 等, 2021. 基于大数据及人工智能的钻速实时优化技术. 石油钻采工艺, 43(4): 442–448.
- 李博志, 杨明合, 许楷, 等, 2024. 基于注意力机制的卷积神经网络机械钻速预测方法. 科学技术与工程, 24(21): 8910–8916.
- 李萍, 于琛, 王建龙, 等, 2024. 基于实时钻进参数的孔隙压力智能预测技术. 石油机械, 52(5): 1–8.
- 张海军, 张高峰, 王国娜, 等, 2022. 基于遗传算法优化随机森林模型的机械钻速分类预测方法. 科学技术与工程, 22(35): 15572–15578.
- 张瑞, 祝兆鹏, 李大钰, 等, 2024. 基于改进时序网络的钻进参数可解释实时预测. 石油机械, 52(4): 1–10.
- 张越, 周宝峰, 郭文轩, 等, 2026. 基于LightGBM-SVM堆叠算法的强震动记录尖刺波形识别. 地球科学, 51(1): 185–198.
- 周长春, 姜杰, 李谦, 等, 2022. 基于融合特征选择算法的钻速预测模型研究. 钻探工程, 49(4): 31–40.
- 朱景宝, 刘赫奕, 栾世成, 等, 2025. 基于机器学习和迁移学习的现地地震动峰值预测. 地球科学, 50(5): 1842–1860.