

# 大洋钻探过程钻速在线区间预测方法

## ——以微型钻探船室内模拟实验为例

张琦<sup>1,2,3</sup>, 甘超<sup>1,2,3\*</sup>, 曹卫华<sup>1,2,3</sup>

(1. 中国地质大学(武汉)自动化学院, 湖北 武汉 430074;

2. 复杂系统先进控制与智能自动化湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074;

3. 地球探测智能化技术教育部工程研究中心, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 大洋钻探是从事海洋能源资源勘探开发和地壳构造演化研究的主要手段, 常面临复杂海况扰动大、海底地层不确定性强等问题。本文提出一种大洋钻探过程钻速在线区间预测方法, 以微型钻探船室内模拟实验为例开展方法的验证工作, 为工程化应用奠定重要基础。首先, 运用数据重采样、数据时深匹配、数据滤波等方法对多源大洋钻探数据进行预处理。其次, 引入极限学习机、粒子群优化等方法建立钻速点预测模型。再者, 利用非参数估计方法构造置信区间, 建立钻速区间预测模型, 并开展钻速区间预测。最后, 通过滑动窗口方法在线更新区间预测模型参数, 实现模型的在线学习和优化。微型钻探船室内模拟实验的对比结果验证了所提方法具有很强的钻速预测能力和鲁棒性, 为大洋钻探过程钻速优化控制提供了新的工程解决方案。

**关键词:** 大洋钻探过程; 钻速区间预测; 室内模拟实验; 在线学习; 误差分析

**中图分类号:** P634 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-9686(2024)05-0045-08

## An online interval prediction method for rate of penetration (ROP) during the ocean drilling: A case study on the indoor simulation experiments by micro drilling ship

ZHANG Qi<sup>1,2,3</sup>, GAN Chao<sup>1,2,3\*</sup>, CAO Weihua<sup>1,2,3</sup>

(1. School of Automation, China University of Geosciences, Wuhan Hubei 430074, China;

2. Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems,  
Wuhan Hubei 430074, China;

3. Engineering Research Center of Intelligent Technology for Geo-Exploration, Ministry of Education,  
Wuhan Hubei 430074, China)

**Abstract:** Ocean drilling is a major means for the exploration and development of marine energy resources and the study of crustal tectonic evolution, which is often faced with problems such as large disturbances in complex sea state and strong uncertainty in seafloor formation. This paper proposes an online interval prediction method for ROP during the ocean drilling process, and carry out the validation of the method with the indoor simulation experiment of micro drilling ship as an example, so as to lay an important foundation for the engineering application. Firstly, methods such as data resampling, data time-depth matching and data filtering are applied to pre-process the multi-source ocean drilling data. Secondly, methods such as Extreme Learning Machine (ELM) and Particle Swarm Optimization (PSO)

收稿日期: 2024-07-31 DOI: 10.12143/j.ztgc.2024.05.005

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“复杂地质钻进过程效率动态优化与安全智能预警”(编号: 62173313); “111计划”项目(编号: B17040)

第一作者: 张琦, 男, 汉族, 2002年生, 硕士研究生在读, 研究方向为钻速预测与优化, 湖北省武汉市鲁磨路388号, 20191002260@cug.edu.cn。

通信作者: 甘超, 男, 汉族, 1990年生, 副教授, 硕士生导师, 主要从事复杂地质钻进过程建模与优化控制的研究工作, 湖北省武汉市鲁磨路388号, ganchao@cug.edu.cn。

引用格式: 张琦, 甘超, 曹卫华. 大洋钻探过程钻速在线区间预测方法——以微型钻探船室内模拟实验为例[J]. 钻探工程, 2024, 51(5): 45-52.  
ZHANG Qi, GAN Chao, CAO Weihua. An online interval prediction method for rate of penetration (ROP) during the ocean drilling: A case study on the indoor simulation experiments by micro drilling ship[J]. Drilling Engineering, 2024, 51(5): 45-52.

are applied to establish a point prediction model of ROP. Furthermore, nonparametric estimation method is utilized to construct confidence intervals, establish ROP interval prediction model, and carry out ROP interval prediction. Finally, the interval prediction model parameters are updated online by moving window to realize online learning and optimization of the model. The comparative results of the indoor simulation experiments on the micro drilling ship verify that the proposed method has strong ROP prediction capability and robustness, and can provide a new engineering solution for the optimization and control of ROP during the ocean drilling process.

**Key words:** ocean drilling process; ROP prediction; indoor simulation experiments; online learning; error analysis

## 0 引言

海洋蕴藏着丰富的资源、能源,随着陆地资源日益紧缺,促进海洋勘探与开发正在逐步推进。大洋钻探是研究海洋地壳构造、从事海底资源开发的主要手段<sup>[1]</sup>。大洋钻探过程存在复杂海况扰动、海底地层不确定性、软硬岩交替变化等特点,导致钻速波动、钻探效率低等问题突出。钻速是钻探过程的关键参数之一,是衡量钻探效率的重要指标,通过对地质条件、钻探工具、钻探参数等因素分析,可以建立变量与钻速之间的模型预测钻速。准确预测钻速,为后续钻探过程智能优化控制奠定基础,提高钻探效率、减少钻探成本<sup>[2-3]</sup>。现有钻速预测研究主要针对钻速点进行预测,具体可分为钻速离线预测和钻速在线预测。

在钻速离线预测方面,研究学者以机理分析方法或机器学习方法为主建立钻速离线预测模型。机理分析方法以 Bourgoyne & Young (BYM) 模型<sup>[4]</sup>为代表,该模型充分考虑了钻探过程中钻压、地层压力等8个输入参数,该模型广泛用于钻速预测中,取得了较好的应用成果。随着智能建模技术的发展,相关学者将机器学习<sup>[5-6]</sup>等方法引入到钻速预测研究中。有学者针对钻探过程钻速预测问题中存在的训练数据不足、模型输入参数不足等问题,利用海洋集群大位移钻井整个区块的钻探数据进行研究,通过相关性分析确定模型的输入,并利用数据驱动方法建立钻速预测模型,通过多种方法对比表明,采用长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)方法建立的钻速预测模型预测效果最好<sup>[7]</sup>。上述钻速预测方法采用历史钻探数据针对单一钻头或岩性变化不大等特点建立钻速离线预测模型,取得了较高的预测精度。在大洋钻探过程中,地层岩性复杂多变,钻速变化大且钻探参数与钻速之间关系发生动态变化,导致钻速离线预测模型并不能广泛地适用。

相对于离线预测方法,钻速在线预测方法利用

实时采集钻探数据更新模型,以提高模型对钻速变化的捕捉能力<sup>[8-9]</sup>。甘超等<sup>[10]</sup>采用滑动窗口、限幅滤波、Savitzky Golay (SG) 滤波等技术对钻探过程数据进行动态预处理,有效提升数据质量,为后续钻速预测提供了良好的数据基础。研究学者采用双向长短期记忆网络(Bi-directional Long Short-Term Memory, BiLSTM)方法建立钻速点预测模型,并且针对时间序列预测的特殊性,采用滑动窗口机制实现模型的动态更新,为后续钻探参数的优化提供了较为精确的钻速点预测模型<sup>[11]</sup>。针对滑动窗口策略会随着钻探数据的引入丢失原始的数据信息,导致依靠邻井训练的模型没有得到有效利用,甘超等<sup>[12]</sup>使用增量学习策略对预训练模型进行动态更新,该方法提升了钻速点预测模型的普适性与鲁棒性。相对于离线方法建立的钻速点预测模型,在线方法可以在随钻过程中接收新的钻探数据,更新模型超参数,能够更加快速地适应地层条件的变化,进一步提升模型精度。但是上述方法大多未考虑钻探过程环境、参数不确定性等因素,模型的鲁棒性有待提高。

针对大洋钻探过程存在海况环境扰动、海底地层不确定性等特点,本文提出大洋钻探过程钻速在线区间预测方法,在建立精度高点预测模型基础上建立区间预测模型,对大洋钻探过程存在的不确定性具有较好的量化表示。

## 1 大洋钻探过程特点分析

大洋钻探主要利用大洋钻探船或海上钻井平台等装备获取海底沉积物及岩石样本研究海洋地质构造、开发海底矿产资源。在大洋钻探过程中,钻探设备穿过海域到达海底,利用钻头旋转切割海底岩石,而司钻利用人机交互屏幕实时监测并及时调整钻探参数,保证安全高效钻探。由于存在穿过海域、深孔钻探、数据远距离传输等情况,导致大洋钻探过程存在复杂海洋地质环境影响、钻探过程工

况切换频繁、钻探数据价值密度低的特点。

### 1.1 复杂海洋地质环境影响

一方面,大洋钻探过程存在海风、海浪、海流等复杂海况影响。大洋钻探过程钻探装备及设备经过海平面、海中及海底等区域,复杂海况的不确定因素导致钻探过程钻速波动频繁。另一方面,大洋钻探过程存在海底地层高温高压环境、软硬岩交替变化明显、地层特征参数不确定性等特点,导致钻探效率低。例如南海某钻采区域存在巨厚泥岩覆盖层,泥质较纯、渗透率极低<sup>[13]</sup>。

### 1.2 钻探过程工况切换频繁

大洋钻探过程利用钻探设备穿过海中部分到达海底进行深水钻探,钻探深达数千米,钻探过程需不停地更换钻头、钻杆等设备。其次,在钻探过程中存在钻头失效、孔内事故等问题引发打捞、清孔、更换设备等操作<sup>[14]</sup>,使得在钻探过程中存在正常钻进、起下钻、清孔扫孔、停钻等工况频繁切换。

### 1.3 钻探数据价值密度低

由于钻探数据来自现场传感器实际测量,传感器自身的测量误差、数据信号远距离传输等特点,导致实测钻探数据尖峰毛刺、噪声干扰等问题突出。其次,由于钻探过程存在不同步,导致数据不能反映实际钻探情况。因此需要对钻探数据进行预处理,对数据进行工况判断、异常值去除、滤波等,提高钻探数据的信噪比。

## 2 钻速在线区间预测方法框架

针对上述特点,本文利用在线学习策略、机器学习方法、统计分析等建立大洋钻探过程钻速在线区间预测模型,模型框架如图1所示。图1(a)展现了钻速在线建模与预测的核心思路,通过滑动窗口方式滚动实现钻速点建模、区间建模和区间预测。所提方法主要包含钻探数据预处理(图1b)、钻速在线点建模(图1c)、钻速在线区间建模(图1d)、钻速在线区间预测(图1e)4个部分。

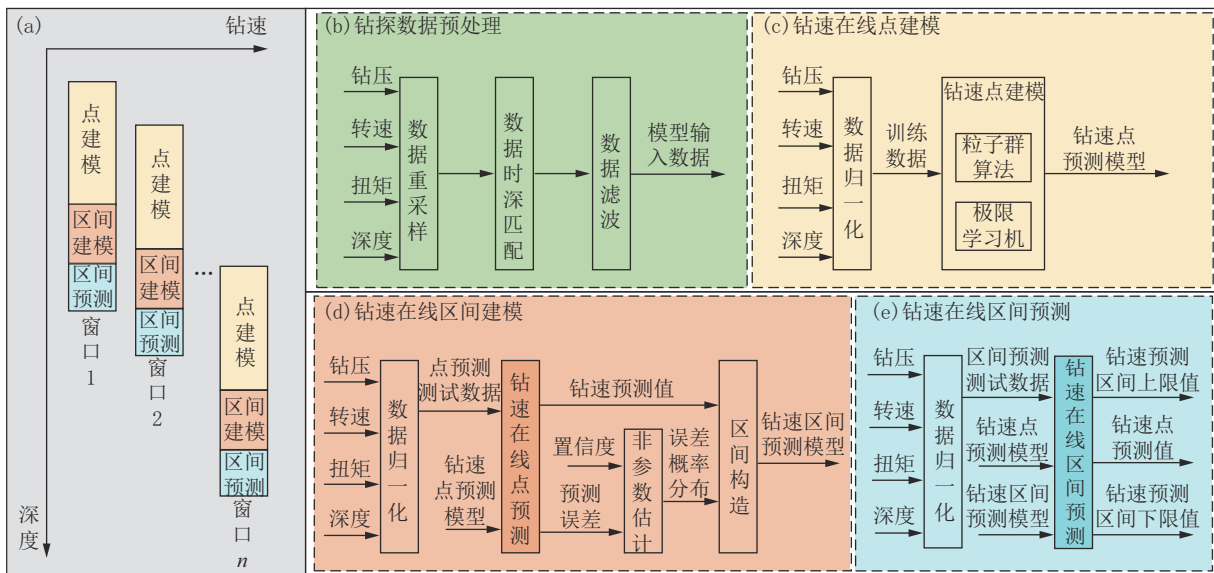


图1 钻速在线区间预测方法框架

Fig.1 Framework of ROP online interval prediction method

### 2.1 钻探数据预处理

根据1.3节内容分析可知,钻探过程数据存在尖峰毛刺、噪声干扰等问题,为了保证建立精度高、预测准确的钻速点预测模型及区间预测模型,有必要对钻探数据进行预处理,提高数据的价值密度。

在钻探数据预处理阶段,采用数据重采样、时深匹配、滤波3种方法。一方面,钻探数据来自传感

器实时数据,较低的采样频率能够满足钻探过程基本需求,能够帮助司钻了解现场情况,因此对采集的钻探数据进行重采样操作,处理高频数据,减少数据的冗余。其次,钻探过程工况切换频繁,而钻探参数能够反映钻探过程中某一深度的地层情况及钻探情况,能够更好地帮助模型进行决策输出,因此对数据进行时深转换,将钻探数据由时间域转

换为深度域。在此过程中,依靠专家经验确定钻探参数的范围,去除钻探异常数据,保留旋转钻进工况数据。最后,实时采集数据出现噪声、毛刺等问题,选择SG滤波方法进行滤波,提高数据质量,为钻速建模奠定基础。

## 2.2 钻速在线点建模

对钻探数据预处理后,利用钻探数据建立钻速点预测模型。钻探数据中深度变化能够反映地层信息,对钻速变化的趋势具有较好地反映;钻压、转速、扭矩等参数与钻速之间具有较强的非线性关系,钻压、转速、扭矩的整体变化能够反映钻速的变化,因此本文选择钻压、转速、扭矩、深度作为钻速点预测模型的输入参数。结合钻探数据特点及模型在线更新需求,采用粒子群算法(Particle Swarm Algorithm, PSO)优化极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)的建模方法建立钻速点预测模型。一方面,ELM的单隐层前馈神经网络特点为钻速快速建模奠定基础,另一方面,利用PSO优化ELM参数,减少模型自身参数不确定性影响,提高模型的点预测精度。同时利用滑动窗口结合上述方法实现钻速的在线点建模,提高模型对钻速变化趋势的捕捉能力。

## 2.3 钻速在线区间建模

钻速在线区间建模阶段用于构建钻速的区间预测模型。结合钻探数据及钻速点预测模型,得到钻速的点预测结果。在此基础上,考虑到复杂的环境扰动及不确定性因素,建立钻速区间预测模型,提高模型的鲁棒性。结合点预测结果,获得钻速预测的误差集,针对钻速误差的特点,利用非参数估计方法拟合钻速预测误差的分布通过设置置信度,得到钻速的区间预测模型,为钻速区间预测阶段使用。在钻速在线点预测模型的基础上,实现钻速在线区间建模,在线更新置信区间的预测结果。

本文使用在线学习策略更新模型,利用不同窗口的训练数据得到钻速点预测模型,并预测区间建模阶段的钻速,得到钻速预测误差数据集,该数据集存在不同的分布差异,而核密度估计(Kernel Density Estimation, KDE)方法作为一种非参数估计方法,不需要钻速预测误差分布特性的先验知识,能够有效灵活地捕捉钻速预测误差的数据分布情况。因此本文选择KDE方法用于估计钻速预测误差的分布,该方法得到的概率密度函数为:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{hN} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x - e_i}{h}\right) \quad (1)$$

式中: $N$ ——实测钻探数据的样本数; $e_i$ ——钻速预测的误差值; $h$ ——窗口宽度; $K(u)$ ——核函数。

## 2.4 钻速在线区间预测

钻速在线区间预测阶段用于获得钻速的点预测结果及区间预测结果。结合实测钻探数据,对数据进行预处理,利用钻速点预测模型及区间预测模型,获得钻速区间预测结果。结合在线学习策略,随着实测钻探数据的流入,完成钻速建模与预测的交替执行,实现钻速预测模型的动态更新与预测。

## 3 实验验证及结果

使用中国地质大学(武汉)自动化学院海洋勘探模拟实验系统进行室内模拟实验,采集钻探数据,并实现钻速的在线区间预测。

### 3.1 钻探数据来源

本文数据来自海洋勘探模拟实验系统室内模拟实验设备传感器实测数据,室内模拟实验系统及设备如图2所示。其中,海洋勘探模拟实验系统模拟复杂海洋环境,包含海风、海浪、海流等海况。微型钻探船可在实验室环境下模拟“梦想号”大洋钻探船进行钻探作业,包含微型动力定位系统及微型钻探系统等。其中,微型动力系统能够使微型钻探船在实验系统中保持稳定钻探;微型钻探系统能够使微型钻探船进行正常钻探作业。利用微型钻探船在模拟岩样中进行钻探实验,并采集钻探数据。

室内模拟实验共收集40500组钻探数据,对应钻头位置变化为82~148.1 mm,包含深度、滑台电机力矩、钻杆电机力矩、转速、钻速等参数。考虑到钻速点预测模型的输入包含钻压参数,利用滑台电机力矩及推力转换公式得到钻压实际值。

### 3.2 钻探数据预处理

室内模拟实验过程中,数据采集频率为50 Hz,由于实验过程周期较长,过高的采集频率产生数据冗余,影响模型精度,因此对数据进行重采样处理,求解每50组数据的平均值作为每一秒时刻的实际数据。数据重采样后得到810组数据,钻探参数数据分布如图3所示。

为了进一步了解钻速变化与地层深度的关系,对数据进行时深匹配,将钻探数据由时间域转化为深度域。由图3可知,钻速变化达到0.5 mm/s时,



(a) 中国地质大学(武汉)自动化学院海洋勘探模拟实验系统

(b) 微型钻探船

(c) 室内模拟实验

图2 室内模拟实验系统及设备

Fig.2 Indoor simulation experiment system and equipment

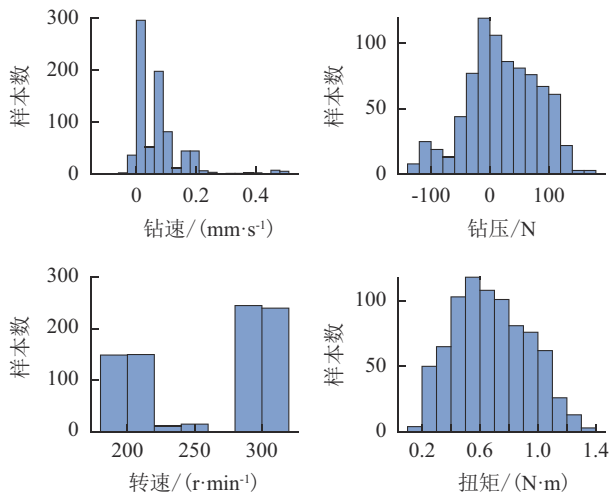


图3 数据重采样数据分布

Fig.3 Data distribution after data resampling

钻压存在负值情况,其主要原因包括传感器异常检测、跳钻等情况。因此利用表1的参数设定范围,确保数据符合正常旋转钻进工况。

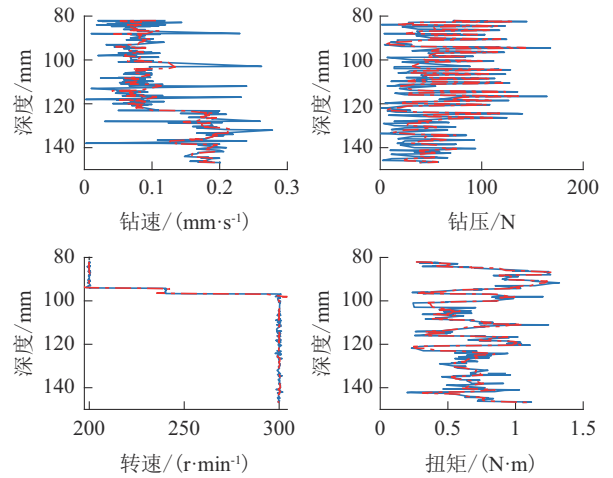
最后考虑到实际传感器测量误差及异常值,利用SG滤波方法对数据进行滤波,提高数据质量。

表1 钻探参数设定范围

Table 1 Setting range of drilling parameters

参数	钻速/ (mm·s <sup>-1</sup> )	钻压/ N	转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	扭矩/ (N·m)
设定范围	0~0.3	>0	>0	>0

钻探数据预处理结果如图4所示。最终得到预处理后的299组数据进行钻速在线建模与预测。



— 时深匹配 — SG滤波

图4 钻探数据预处理结果

Fig.4 Drilling data preprocessing results

### 3.3 钻速在线点预测实验

结合钻探数据预处理,采用滑动窗口策略实现钻速的在线预测。在钻速点建模过程中,利用滑动窗口内的部分数据训练钻速点预测模型,利用该模型实时预测钻速。由于新数据的引入、旧数据的剔除,滑动窗口内的数据不断更新,使得钻速点预测模型也得到更新,更好地捕捉钻速的变化。

本文使用ELM建立钻速预测模型,考虑到

ELM方法的输入权重及偏置权重随机产生,模型的自身不确定性影响钻速点预测结果,将训练集的归一化均方误差作为适应度函数,使用PSO算法寻找输入权重及偏置权重的最优解,提高钻速点预测结果的精度。引入均方根误差、归一化均方误差及平均绝对误差作为模型评价指标,其计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$NRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \times 100\% \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (4)$$

式中: $y_i$ ——实测钻速值; $\hat{y}_i$ ——钻速点预测结果。

本文对比使用在线学习方法和离线方法及是否使用PSO算法优化参数的方法建立钻速点预测模型,模型性能如表2所示。从表2中可以看出在线学习方法和PSO优化模型参数的方法均能够提高模型性能,而本文使用的PSO-ELM-online方法在均方根误差等3种指标上效果最好,点预测精度最高。为后续建立精确的钻速区间预测模型奠定了良好的基础。

表2 钻速点预测模型性能对比

Table 2 Comparison of ROP point prediction model performance

方法	RMSE	NRMSE	MAE
PSO-ELM-online	0.0290	27.04%	0.0190
ELM-online	0.0308	29.50%	0.0202
PSO-ELM	0.0308	29.47%	0.0241
ELM	0.0331	30.89%	0.0242

### 3.4 钻速在线区间预测实验

针对钻探过程中存在的环境不确定性、模型不确定性等,利用PSO-ELM-online方法建立的钻速点预测模型作为基础,对钻探数据预测误差分析并且构造钻速区间预测模型。

考虑到钻探数据及钻探深度,将滑动窗口的大小定义为60个数据点,两个滑动窗口的距离为2个数据点,对应图1滑动窗口点建模、区间建模、区间预测阶段的数据数量分别为50、8、2。其中,点建模阶段利用50组数据及PSO-ELM方法训练钻速点

预测模型;区间建模阶段利用模型预测8组数据的钻速点结果,采用核密度估计方法对误差分布进行分析,构建区间预测模型;区间预测阶段利用实时采集的2组钻速参数数据作为输入,结合钻速点预测模型、钻速区间预测模型获得钻速预测区间。对比区间建模阶段钻速预测总体误差分布和部分窗口下区间建模阶段钻速预测误差分布如图5所示。

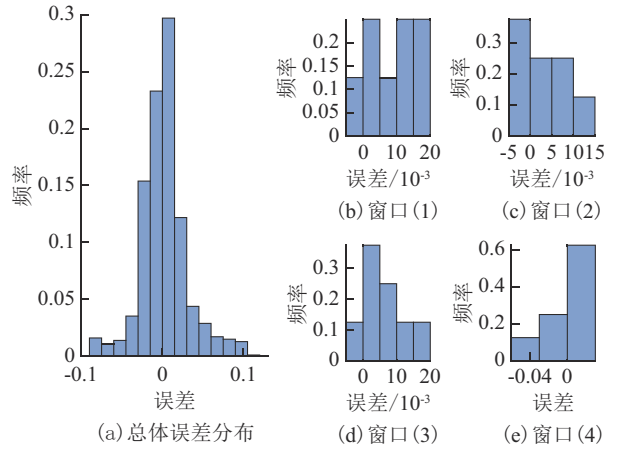


图5 点预测误差分布对比

Fig.5 Comparison of point prediction error distribution

由图5可以看出,整体情况下,钻速点预测结果的误差基本符合正态分布,而在线预测过程中,不同窗口的区间建模阶段的钻速预测误差存在不同的分布特性,包含单峰、双峰、多峰等特点。其次,不同窗口下区间建模阶段的预测误差的整体情况能够表明该窗口下钻速点预测模型的准确度,为后续建立性能较高的钻速区间预测模型提供指导,保证在误差较小处不失覆盖率的情况下提供较窄的预测区间,在预测误差较大时提供较宽的预测区间。因此对不同窗口下区间建模阶段的数据预测误差结果进行估计,构造区间模型并用于区间预测阶段,能够更好地反映当前窗口预测结果的不确定性,提高区间预测精度。

针对区间建模阶段钻速预测误差分析结果,通过估计当前窗口预测误差的分布情况,并根据置信度得到该窗口下区间建模阶段钻速预测误差的上下分位点。在区间预测阶段实时采集数据,结合点建模阶段的钻速点预测模型得到实测数据的钻速点预测结果,结合区间建模阶段的上下分位点得到钻速的区间预测结果。

引入区间覆盖率(Prediction Interval Coverage Proability, PICP)、平均预测区间宽度(Mean Prediction Interval Width, MPIW)、宽度范围综合指标(Coverage Width-based Criterion, CWC)作为区间预测性能评估指标,其计算公式为:

$$PICP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_i \quad (5)$$

$$MPIW = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (U(x_i) - L(x_i)) \quad (6)$$

$$CWC = MPIW \left[ 1 + \gamma PICP e^{-\eta(PICP - \mu)} \right] \quad (7)$$

式中: $c_i$ ——实测钻速满足在钻速预测区间内的布尔值, $c_i = 1$ 表示实测钻速在钻速预测区间之内; $U(x_i)$ 、 $L(x_i)$ ——分别对应钻速预测区间的上限值与下限值; $\mu$ ——置信度水平; $\gamma$ ——布尔值,当 $PICP \geq \mu$ 时, $\gamma$ 取值为0,反之, $\gamma$ 取值为1; $\eta$ ——控制参数,取值为50<sup>[15]</sup>。

图6展示了置信度为90%的钻速区间预测的对比结果,具体为钻速在线区间预测方法及总体误差估计的区间预测方法。可以看出钻速点预测模型能够提供较为不错的预测结果,其次本文所提的区间预测方法及对比方法均能够提供清晰的区间预测结果,较好地覆盖实测钻速。各方法区间预测结果性能对比如表3所示。

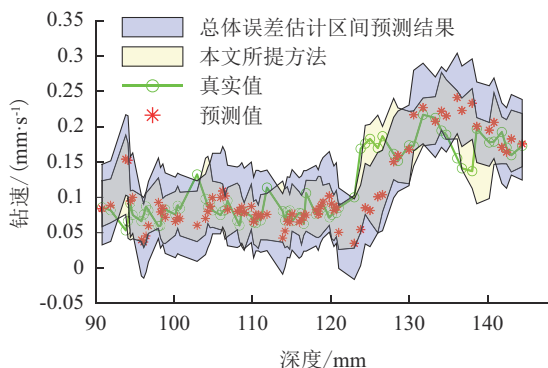


图6 钻速区间预测对比结果

Fig.6 Comparison results of ROP interval prediction

表3 钻速区间预测性能对比

Table 3 Comparison of ROP interval prediction performance

方法	PICP	MPIW	CWC
在线区间预测	0.9274	0.0796	0.0796
总体误差估计区间预测	0.8675	0.1139	0.6151

从表3中可以看出,本文所提方法拥有更高的覆盖率及更窄的预测区间,而对比方法即使提供更宽的预测区间,但是在点预测误差较大处并没有有效地覆盖实际结果。其次从图6中可以看出,在钻探深度为125 mm及137 mm处,钻速发生较大变化,在钻速点预测结果存在较大误差时,所提方法能够很好地估计此时预测误差的概率分布,提供更宽的区间,而在钻速点预测模型预测精度较高处,本文所提方法能够提供更窄的预测区间。结合图6及表3可知,针对钻探过程存在的不确定性,本文所提方法能够具有很好的区间预测性能。

#### 4 结论

针对大洋钻探过程复杂海洋地质环境、地层不确定性等特点,本文提出钻速在线区间预测方法,通过对钻速预测误差分析,构造钻速在线区间预测模型,对比实验表明在线区间预测模型具有更好的区间预测能力,能够有效预测实际钻速因环境等不确定性因素影响而发生较大变化处的钻速区间。本文主要贡献如下:

(1)利用中国地质大学(武汉)自动化学院海洋勘探模拟实验系统模拟复杂海洋环境开展大洋钻探模拟实验,收集钻探数据。针对钻探过程多工况切换、数据价值密度低等特点,通过重采样、时深匹配、滤波等技术提高数据质量,为钻速在线区间预测模型奠定数据基础。

(2)针对复杂海洋地质环境及不确定性,在钻速点预测结果的基础上进行误差分析,并构造置信区间,建立钻速区间预测模型,实现钻速的区间预测,较好地量化表示不确定因素,提高预测模型的准确性及鲁棒性。

(3)引入滑动窗口策略实现模型的在线学习,更新优化模型参数,进一步提高钻速区间预测模型对钻速变化的捕捉能力,提供更高的覆盖率及更窄的预测区间宽度。

本文提出一种大洋钻探过程钻速在线区间预测方法,并以微型钻探船室内模拟实验为例验证所提方法的有效性,所提方法能够为大洋钻探过程钻速优化控制提供新的工程解决方案。

#### 参考文献(References):

[1] 贾向锋,李亚伟,赵涛.大洋钻探船钻探系统装备现状及总体配

- 置研究[J].船舶,2023,34(5):67-76.
- JIA Xiangfeng, LI Yawei, ZHAO Tao. State-of-the-Art and overall configuration of drilling system equipment for ocean drilling vessels[J]. Ship & Boat, 2023,34(5):67-76.
- [2] 吴敏,曹卫华,陈鑫,等.复杂地质钻进过程智能控制[M].北京:科学出版社,2022.
- WU Min, CAO Weihua, CHEN Xin, et al. Complex Geological Drilling Process Intelligent Control[M]. Beijing: Science Press, 2022.
- [3] LI Gensheng, SONG Xianzhi, TIAN Shouceng, et al. Intelligent drilling and completion: a review[J]. Engineering, 2022, 18:33-48.
- [4] Bourgoynne A. T., Young F. S. A multiple regression approach to optimal drilling and abnormal pressure detection[J]. Social of Petroleum Engineers Journal, 1974,14(4):371-384.
- [5] 李谦,曹彦伟,朱海燕.基于人工智能的钻速预测模型数据有效性下限分析[J].钻探工程,2021,48(3):21-30.
- LI Qian, CAO Yanwei, ZHU Haiyan. Discussion on the lower limit of data validity for ROP prediction based on artificial intelligence[J]. Drilling Engineering, 2021,48(3):21-30.
- [6] GAN Chao, CAO Weihua, WU Min, et al. Prediction of drilling rate of penetration (ROP) using hybrid support vector regression: A case study on the Shennongjia area, Central China[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019, 181: 106200.
- [7] CHEN Xuyue, WENG Chengkai, DU Xu, et al. Prediction of the rate of penetration in offshore large-scale cluster extended reach wells drilling based on machine learning and big-data techniques[J]. Ocean Engineering, 2023,285:115404.
- [8] GAN Chao, CAO Weihua, LIU Kangzhi, et al. A novel dynamic model for the online prediction of rate of penetration and its industrial application to a drilling process[J]. Journal of Process Control, 2022,109:83-92.
- [9] ZHOU Yang, CHEN Xin, ZHAO Haibin, et al. A novel rate of penetration prediction model with identified condition for the complex geological drilling process[J]. Journal of Process Control, 2021,100:30-40.
- [10] 甘超,曹卫华,王鲁朝,等.深部地质钻探钻进过程流式大数据分析 with 动态预处理——以辽宁丹东 3000m 科学钻探工程为例[J].钻探工程,2022,49(4):1-7.
- GAN Chao, CAO Weihua, WANG Luzhao, et al. Streaming big data analysis and dynamic pre-processing in deep geological drilling process: A case study on the 3000m scientific drilling project in Dandong, Liaoning province[J]. Drilling Engineering, 2022,49(4):1-7.
- [11] WANG Jianhua, YAN Zhi, PAN Tao, et al. Drilling parameters multi-objective optimization method based on PSO-Bi-LSTM[J]. Applied Sciences, 2023,13(21):11666.
- [12] 甘超,汪祥,王鲁朝,等.基于区域多井数据优选与模型预训练的深部地质钻探过程钻速动态预测方法[J].钻探工程,2023,50(4):1-8.
- GAN Chao, WANG Xiang, WANG Luzhao, et al. Dynamic prediction method of rate of penetration (ROP) in deep geological drilling process based on regional multi-well data optimization and model pre-training[J]. Drilling Engineering, 2023, 50(4):1-8.
- [13] 曾小龙,李谦,魏宏超,等.基于南海巨厚塑性泥岩地层特征的钻速预测模型[J].煤田地质与勘探,2023,51(11):159-168.
- ZENG Xiaolong, LI Qian, WEI Hongchao, et al. Rate-of-penetration (ROP) prediction model based on formation characteristics of extremely thick plastic mudstone in South China Sea[J]. Coal Geology & Exploration, 2023,51(11):159-168.
- [14] 刘协鲁,陈云龙,阮海龙,等.海底硬岩钻探的现状与前景分析[J].钻探工程,2022,49(1):72-78.
- LIU Xielu, CHEN Yunlong, RUAN Hailong, et al. Status and prospect of subsea hard rock drilling[J]. Drilling Engineering, 2022,49(1):72-78.
- [15] 闫长斌,汪鹤健,周建军,等.基于 Bootstrap-SVR-ANN 算法的 TBM 施工速度预测[J].岩土工程学报,2021(6):1078-1087.
- YAN Changbin, WANG Hejian, ZHOU Jianjun, et al. Prediction of TBM advance rate based on Bootstrap method and SVR-ANN algorithm[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2021(6):1078-1087.

(编辑 荐华)