◀海洋石油装备▶

# 机理与数据驱动的深海钻井液举升泵布放位置评估*

秦如雷[1,2,3] 谢文卫[2,3,4] 高洁云[2,3] 于彦江[4] 夏建新[1] 由雪莲[1]
（1. 中国地质大学（北京）海洋学院 2. 中国地质科学院勘探技术研究所 3. 中国地质学会自动化智能化钻探装备创新基地 4. 广州海洋地质调查局）

秦如雷，谢文卫，高洁云，等. 机理与数据驱动的深海钻井液举升泵布放位置评估［J］. 石油机械，2026，54（10）：47-54.

Qin Rulei，Xie Wenwei，Gao Jieyun，et al. Mechanism and data-driven evaluation of deep-sea drilling fluid lift pump deployment［J］. China Petroleum Machinery，2026，54（10）：47-54.

**摘要：**针对深海无隔水管钻井液循环系统中举升泵安放深度不当易诱发汽蚀的工程难题，传统物理模型优化方法在解决此问题时计算成本高昂、难以开展大范围工况寻优。为此，建立了钻井液循环流体动力学物理模型，通过参数化扫描生成仿真数据，抽取代表性离散样本构建训练集与验证集；在此基础上训练极致梯度提升（XGBoost）、随机森林（RF）和梯度提升（GB）3种树集成回归模型以预测泵入口压力，并采用综合评价方法优选代理模型；进一步提出工况适应性得分指标，在4 000组预设工况下对300～1 300 m多种泵挂深度方案进行比较评估。研究结果表明：XGBoost代理模型预测精度超过99%，特征重要性排序与流体力学机理一致；在设定工程边界条件下，1 100 m是举升泵的最优安放深度，该方案在确保100%安全性的前提下，相比更深的方案具有更好的工程经济性，且系统具有较大的安全操作窗口，对工况波动有较强的鲁棒性。所得结果可为深海钻井液举升系统及相关装备设计与优化提供决策支持。

**关键词：**深海钻井；钻井液举升系统；代理模型；适应性评价；物理模型；泵挂深度；汽蚀
**中图分类号：**TE952 **文献标识码：**A DOI：10. 12473/CPM. 202508091

# Mechanism and Data-Driven Evaluation of Deep-Sea Drilling Fluid Lift Pump Deployment

Qin Rulei[1,2,3] Xie Wenwei[2,3,4] Gao Jieyun[2,3] Yu Yanjiang[4] Xia Jianxin[1] You Xuelian[1]
（1. *School of Ocean Sciences*, *China University of Geosciences*（*Beijing*）; 2. *Institute of Exploration Technology*, *Chinese Academy of Geological Sciences*; 3. *Innovation Base for Automatic and Intelligent Drilling Equipment*, *Geological Society of China*; 4. *Guangzhou Marine Geological Survey*）

**Abstract**: Improper deployment depth of the lift pump in deep-sea riserless mud recovery（RMR）systems may induce pump cavitation. To address this engineering challenge, traditional physics-based optimization methods are computational costly and cannot realize large-scale working condition optimization. In this regard, a fluid-dynamics physical model for mud recovery was established, simulation data were generated through parametric sweeping, and representative discrete samples were extracted to construct the training set and validation set. Three tree-ensemble regression models, i. e. eXtreme gradient boosting（XGBoost）, random forest（RF）, and gradient boosting（GB）, were trained to predict pump inlet pressure, and a comprehensive evaluation method was used to select the optimal surrogate model. An index of working-condition adaptability score was further proposed to evalu-

* 基金项目：国家重点研发计划“高可靠多功能泥浆举升系统研制”（2023YFC2813102）。

© Editorial Office of *China Petroleum Machinery*. OA under CC BY-NC-ND 4.0

ate the schemes of pump deployment depths from 300 m to 1 300 m under 4 000 predefined operating conditions. The results show that the XGBoost surrogate model achieves a prediction accuracy above 99% and the feature-importance ranking consistent with the fluid mechanics mechanisms. Under the specified engineering boundary conditions, 1 100 m is identified as the optimal deployment depth for the lift pump. This scheme ensures 100% safety while offering better engineering economy compared with deeper schemes, and the system exhibits a large safe operating window with strong robustness against working-condition fluctuations. The findings provide decision-making support for the design and optimization of deep-sea drilling fluid lift systems and related equipment.

**Keywords**: deep-sea drilling; drilling fluid lift system; surrogate model; adaptability evaluation; physical model; pump deployment depth; cavitation

## 0　引　言

随着陆地资源日趋紧缺，深海蕴藏的能源以其巨大开发价值成为保障国家能源安全的重要战略方向。无隔水管钻井液循环（riserless mud recovery，RMR）系统通过举升泵、井口模块和返回管线实现深海钻井液闭路循环，因其成本优势和环境友好特性，有望在天然气水合物勘探开发过程中对隔水管装备进行替代[1-2]。举升泵是该系统的核心部件，为钻井液上返循环提供动力保障。其安放深度直接影响钻井液循环效率，不当的安放位置可能引发汽蚀现象，进而引发钻井液循环效率下降、机械结构失效，最终导致作业中断[3-4]。

产生汽蚀的根源在于泵入口压力低于钻井液的饱和蒸汽压，从而引发气泡生成与破裂，对泵体造成机械冲击和化学腐蚀[3]。因此，合理确定泵的安装位置以优化入口压力是避免汽蚀风险、增强泵工作可靠性的关键[5]。传统方法主要是根据经验公式和试验确定泵的安装高度。韩雷等[6]通过伯努利方程推导了允许汽蚀余量与泵安装高度的关系，指出泵入口压力低于液体饱和蒸汽压是汽蚀发生的临界条件。杨建一等[7]通过理论推导，证明基于允许吸上真空度和基于汽蚀余量这2种方法计算的泵安装高度完全一致。李昊等[8]研究了不同钻井液密度与汽蚀余量之间的关系，给出了泵在不同钻井液密度下的最大允许安装高度计算方法。Tu 等[9]基于 Schnerr-Sauer 空化模型和 SST $k$-$\omega$ 湍流模型，研究了不同工况下泵汽蚀的瞬时特性并给出了安装高度建议。然而这些方法依赖于经验公式和简化模型，难以适应动态变化的复杂工况，表现出一定的局限性。

随着计算机性能的提升，计算流体力学方法（CFD）逐渐成为研究如何减轻汽蚀影响、提高泵效的重要手段。张斌等[10]利用CFD技术结合动网格技术，对叶片泵流场的动态特性进行了分析。马希青等[11]通过 Fluent 软件模拟泵流场，通过求解多目标函数优化泵的设计参数。Lu 等[12]通过试验和CFD技术研究了泵的性能特征，揭示了汽蚀不同阶段气泡的演化，为优化泵设计提供了理论支持。Silva 等[13]采用叶素动量（BEM）理论，结合 Navier-Stokes（RANS）与 Rayleigh-Plesset 模型，对泵叶片参数进行优化设计，并采用CFD技术进行验证，表明该方法对于减轻泵的汽蚀具有良好效果。以上方法依赖于流体动力学仿真，需要设定离散的边界条件和迭代计算，难以快速响应不同作业工况（如流量、钻井液密度变化）的动态需求，尤其在网格寻优等海量计算时其动态表征能力与计算效率难以平衡[14-15]。

近年来，随着机器学习技术的突破性发展，特别是机器学习与物理信息的融合创新，可通过训练历史数据或仿真数据，以极低的计算成本实时预测系统行为[16-17]，为举升泵布放深度寻优研究提供了新思路[18]。曾红等[19]进一步验证了利用遗传算法对泵参数进行优化的快速性和有效性。周逸龙[20]提出了基于拉普拉斯分数和鲸鱼算法优化核极限学习机的泵汽蚀状态识别方法，结果显示，该方法能够以更快的识别速度和更高的识别精度实现泵汽蚀的识别。Wang 等[21]提出反向传播神经网络算法，将遗传算法的全局搜索优势与 BP 神经网络的局部优化特性相结合，有效提高了泵参数优化的效率和精度。机器学习技术在克服传统汽蚀分析与优化方法局限性方面展现出显著的优势，更好地捕捉系统的非线性特性和动态行为。然而，机器学习技术缺乏足够数量和质量的标注数据，严重影响学习模型的训练效果和泛化能力。为此，笔者采用机理与数据联合驱动的方式，将流体动力学物理模型与极致梯度提升（XGBoost）

算法结合，建立了能够预测泵入口压力的代理模型，通过模型量化分析影响泵入口压力的因素，并以工况适应性为评价指标，优化泵的最优安装位置。所得结果可为深海钻井效率提升及相关装备设计与优化提供决策支持。

## 1　理论基础与物理约束

### 1.1　泵挂位置对入口压力的影响机理

在RMR系统中，举升泵的入口压力$p_{in}$主要受静压头和沿程摩擦损失的共同影响。

静压增益：根据帕斯卡原理，外部海水与上返管柱通过其底部开口构成连通器，管柱中钻井液压力与海水压力平衡；由于钻井液密度$\rho_m$通常大于海水密度$\rho_w$，二者静平衡状态时钻井液的液面应低于海水液面；而循环流动后，与海水高度一致的钻井液会在系统中产生附加的静压增益；泵的安装深度$z_{pump}$越大，其入口处的静液柱高度就越高，静压头贡献越大，有利于提升入口压力、抑制汽蚀效应。

摩擦压降损耗：钻井液在从井口流动至泵入口的过程中，会因与管壁的摩擦而产生压力损失。该损失与管路长度、流体表观黏度$\mu$、流速$v$的平方呈正比。

笔者建立的物理模型综合考虑静压增益和摩擦压降损耗2个因素，核心算法基于扩展的伯努利方程。对于不可压缩流体的稳定流动，在有上返管柱和举升泵组成的系统中，任意2点间的能量守恒关系可以表示为：

$$\frac{p_1}{\rho g}+\frac{v_1^2}{2g}+z_1'+H_{pump}=\frac{p_2}{\rho g}+\frac{v_2^2}{2g}+z_2'+H_{loss} \tag{1}$$

式中：$p_1$、$p_2$分别为点1和点2的压力，Pa；$\rho$为流体密度，kg/m$^3$；$g$为重力加速度，约为9.81 m/s$^2$；$v_1$、$v_2$为点1、点2处流速，m/s；$z_1'$、$z_2'$为点1和点2相对于海面的高程，m；$H_{pump}$为泵在点1和点2之间提供的水头，m；$H_{loss}$为点1和点2之间的水头损失，m。

钻井液循环时，其所需的举升泵水头$H_{pump}$应满足：

$$H_{pump}=L_{pipe}\left(1-\frac{\rho_w}{\rho_m}\right)+f\frac{L_{pipe}}{D}\frac{v^2}{2g} \tag{2}$$

式中：$L_{pipe}$为管道长度，m；$f$为摩擦因数，无量纲；$D$为管道直径，m；$v$为流速，m/s。

对于层流（雷诺数$Re$<2 300）而言，摩擦因数$f$与雷诺数$Re$成反比，表达式为：

$$f=\frac{64}{Re} \tag{3}$$

对于湍流（雷诺数$Re$≥4 000），摩擦因数$f$可使用Haaland湍流摩擦因子求得。该公式通过Colebrook-White方程显式近似得到，可表示为：

$$f=\frac{1}{\left\{-1.8\lg\left[\left(\frac{\varepsilon/D}{3.7}\right)^{1.11}+\frac{6.9}{Re}\right]\right\}^2} \tag{4}$$

式中：$\varepsilon$为管道内壁的绝对表面粗糙度，mm；$D$为管道直径，mm；$\varepsilon/D$为管道的相对表面粗糙度，无量纲。

钻井液在泵的出口与入口流量和流速相同，因此其动压无变化。静压变化量$\Delta p$可表示为：

$$\Delta p=p_{out}-p_{in}=\rho_m g H_{pump} \tag{5}$$

式中：$p_{out}$为泵的出口压力，Pa；$p_{in}$为泵的入口压力，Pa；$\rho_m$为钻井液密度，kg/m$^3$。

根据前述扩展的伯努利方程可得：

$$p_{out}=p_{atm}+\rho_m g z_{pump}+\frac{f\rho_m v^2}{2D}z_{pump} \tag{6}$$

式中：$p_{atm}$为钻井船甲板上的管道出口压力，理想情况下取大气压（$10^5$ Pa）。

由此可推导出泵入口压力为：

$$p_{in}=p_{atm}+\rho_m g\left(z_{pump}-H_{pump}\right)+\frac{f\rho_m v^2}{2D}z_{pump} \tag{7}$$

### 1.2　汽蚀约束条件

为确保举升泵不发生汽蚀，泵的入口绝对压力$p_{in}$应高于钻井液在该工况下的饱和蒸汽压。考虑到深海环境温度较低（通常为0～4 ℃），海水的饱和蒸汽压约为800 Pa。这里将泵入口的最低安全压力阈值设定为800 Pa。因此，汽蚀约束条件定义为：

$$p_{in}\geqslant 800\ \text{Pa} \tag{8}$$

### 1.3　泵挂位置优化的数学表达

为寻找最佳的泵挂深度$z_{pump}$，使得系统在该深度下能够安全运行的工况范围最广，具有最强的鲁棒性，该优化问题可被形式化描述。

目标函数：最大化“工况适应性得分$S$（$z_{pump}$）”。该得分定义为，在一系列预设的测试工况点中，满足汽蚀约束条件的工况点总数。

$$S\left(z_{pump}\right)=\sum_i I\left[p_{in}\left(c_i,z_{pump}\right)\geqslant 800\ \text{Pa}\right] \tag{9}$$

式中：$c_i$为第$i$个包含密度、黏度、流量的测试工况，无量纲；$I$（·）为示性函数，当条件满足时取1，否则取0；泵的安装深度$z_{pump}$为决策变量，用作$p_{in}$的试算自变量；$p_{in}$（·）为约束条件，对于任意

一个作业工况，泵入口压力必须满足汽蚀约束，即有：

$$p_{\text{in}}\left(c_i, z_{\text{pump}}\right) \geqslant 800\ \text{Pa} \quad \forall c_i \in C \tag{10}$$

式中：$C$为所有可能的操作工况集合。

## 2　代理模型构建

### 2.1　训练数据集的生成

笔者采用机器学习方法构建物理模型的代理。代理模型的性能依赖于训练数据的质量，利用前述讨论的物理机理，通过系统性的参数化扫描生成了大规模的仿真数据集。参数的取值范围（见表1）综合考虑了正在研发的RMR系统设计指标及深海钻探的典型工况。

**表1　训练数据集参数的取值范围**

Table 1　Values of parameters in the training set

| 参数名称 | 取值 | 备注 |
|---|---|---|
| 泵挂深度/m | 300 ~ 1 500 | |
| 钻井液密度/(kg·m$^{-3}$) | 1 000 ~ 1 600 | 考虑压井工况 |
| 钻井液黏度/(mPa·s) | 5 ~ 50 | |
| 流量/(m$^3$·h$^{-1}$) | 0 ~ 260 | 考虑双泵协同 |
| 管道直径/mm | 130 | 设计指标 |
| 表面粗糙度/mm | 0.045 7 | ASME标准 |
| 管道长度/m | 2 000 | 设计指标 |

为在泵挂深度、钻井液密度、钻井液黏度及流量$Q$组成的四维参数空间内获得各向一致的数据覆盖，首先以工程可行范围对4个因素进行等距全因子组合，并利用Python Numpy库进行循环计算，形成规模约为40万个数据点的母集。考虑到连续流体力学方程在该范围内对入口压力的映射具有光滑性，高密度网格点中相邻数据点所包含的信息高度相似，存在大量信息冗余，直接以全部网格训练将造成计算效率降低且不利于高效调参。故从母集中等概率随机抽取约3 000组“输入参数（$z_{\text{pump}}$，$\rho_{\text{m}}$，$\mu$，$Q$）-输出目标（$p_{\text{in}}$）”的数据对，作为最终用于模型训练和验证的数据集。

### 2.2　选择回归模型

在广泛调研现有工程应用和机器学习方法的基础上，选取了3种典型的树集成回归模型作为候选代理模型，分别是极致梯度提升（XGBoost）、随机森林（RF）和梯度提升回归树（GB）。3种方法均以决策树为基本弱学习器，能够刻画复杂的非线性关系，适用于结构化表格数据，契合钻井液举升系统的工况特征。

综合考虑深海钻井液举升系统中工况参数的高度非线性、变量之间可能存在的交互效应及工程应用中对模型解释性的需求，采用上述3种树集成回归模型对同一数据集进行训练和对比。具体实现中，以（$z_{\text{pump}}$，$\rho_{\text{m}}$，$\mu$，$Q$）为输入特征，以$p_{\text{in}}$为预测目标，先划分训练集和测试集，再分别训练3种模型并利用决定系数（$R^2$）和均方根误差（$E_{\text{RMS}}$）进行性能评估。在此基础上，采用特征重要性分析评价各回归模型对数据中物理关系的刻画能力。理想的回归模型应在遵循基本物理规律的前提下具备较高的预测精度。综合特征重要性与误差指标等多方面表现，选择综合性能最优的模型作为最终代理模型。

### 2.3　构建代理模型

将3 000组样本数据按80∶20的比例划分为训练集和测试集。在训练集上训练预测模型，在测试集上对其预测准确性进行评估。

为充分挖掘3种回归模型（XGBoost、RF和GB）的拟合潜力，避免因参数设置不当导致的欠拟合或过拟合，对每一种模型分别构建超参数搜索空间，并采用统一的系统性超参数优化流程确定其最佳配置。经过基于贝叶斯优化与5折交叉验证的超参数搜索，3种回归模型的最优超参数组合如表2所示。

**表2　代理模型设定参数**

Table 2　Setting parameters of the surrogate models

| 超参数 | XGBoost模型 | RF模型 | GB模型 |
|---|---|---|---|
| 目标函数 | 平方误差回归 | — | — |
| 树的数量 | 1 000 | 500 | 1 000 |
| 学习率 | 0.05 | — | 0.05 |
| 单棵树最大深度 | 7 | 7 | 7 |
| 行采样比例(子样本比例) | 0.8 | — | 0.8 |
| 列采样比例(按树采样特征) | 0.8 | — | — |
| 随机数种子 | 42 | 42 | 42 |

采用该组参数，使用训练集训练代理模型，代理模型随后被用于对独立的测试集进行性能评估。评估结果表明，3种代理模型的$R^2$在测试集上均达到了0.99以上，证明代理模型对入口压力数据中超过99%的变化和规律进行了精确拟合，取得了极高的预测精度。代理模型预测精度对比分析如图1所示。

均方根误差反映了模型预测误差的总体水平，3种代理模型具有较大差异。GB模型的均方根误差最小，为216 471.55 Pa；XGBoost模型的均方根误差介于两者之间，为325 125.29 Pa；RF模型的均方根误差最大，为625 450.39 Pa。3种模型的均方根误差

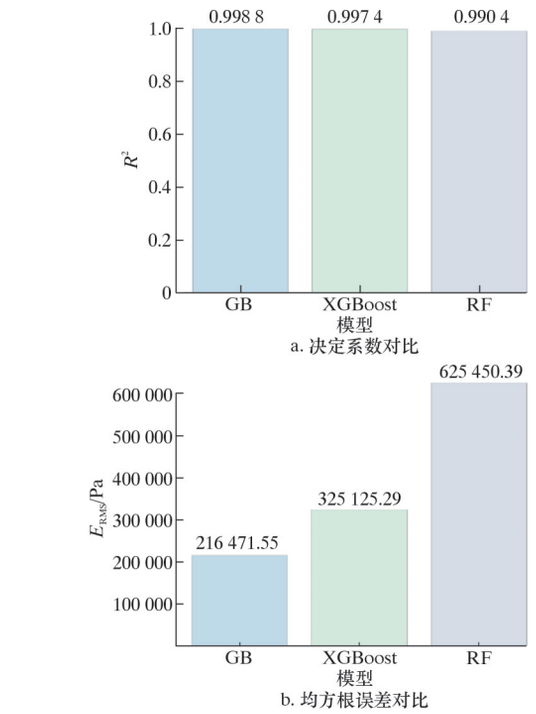



图 1　3 种代理模型预测精度对比

Fig. 1　Comparison of prediction accuracy among three surrogate models

值占入口压力 $p_{in}$ 变化范围（从−10 000 000 Pa～15 000 000 Pa，总跨度约 25 000 000 Pa）分别为 0.87%、1.30%、2.50%。

预测残差（真实值与预测值的差值）的分布是检验模型是否存在系统性偏差的重要手段。3 种模型的预测残差分布如图 2 所示。由图 2 可知，残差大多在 95% 置信区间内随机地散布，没有呈现出线性趋势等可辨识的模式，这证明模型的误差是随机非系统性的，具有良好的泛化能力，未出现过拟合现象。

特征重要性分析用于量化各输入变量对模型预测结果的贡献程度，是评估回归模型解析数据物理关系能力的重要指标。笔者基于 3 种树集成回归模型的内置算法，对四维输入变量进行了重要性评价：XGBoost 模型采用分裂增益（total gain）指标，RF 和 GB 模型则通过节点分裂的不纯度减少量量化特征贡献。表 3 对比了各模型的特征重要性量化指标。由表 3 可见，除黏度的重要性占比存在显著分歧外，其余特征的重要性量级基本一致。

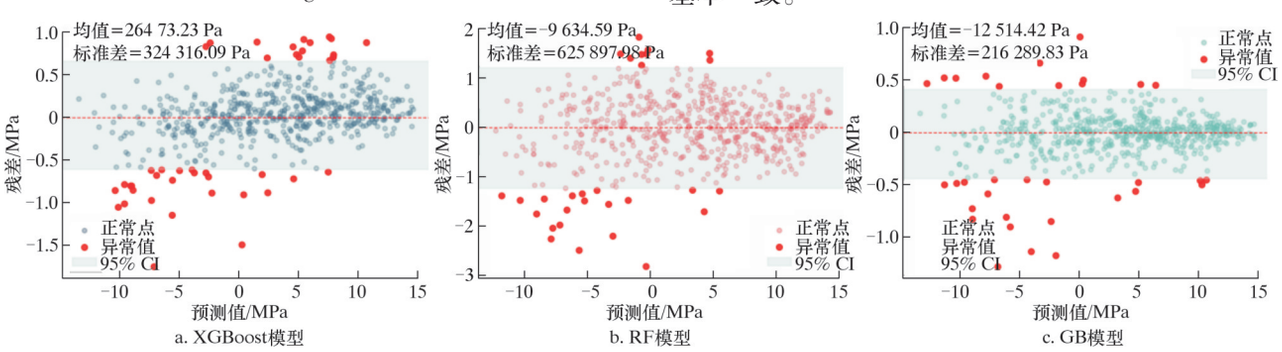



图 2　3 种模型预测残差分布图

Fig. 2　Prediction residual distribution of three models

**表 3　各模型的特征重要性量化指标对比**

Table 3　Quantitative comparison of feature importance metrics of three models

| 模型 | 特征重要性 | | | |
|---|---|---|---|---|
| | 泵挂深度 | 密度 | 黏度 | 流量 |
| XGBoost | 0.809 909 | 0.127 479 | 0.016 174 | 0.046 438 |
| RF | 0.832 061 | 0.129 980 | 0.000 421 | 0.037 539 |
| GB | 0.823 537 | 0.132 278 | 0.001 586 | 0.042 598 |

为验证黏度的实际影响权重，采用对数敏感度方法计算其对泵入口压力的相对贡献。对数敏感度表征黏度值 1% 的相对变化所引发的入口压力相对变化百分比，等价于在工作点处对模型进行对数域一阶线性化。一般数学表达式为：

$$S_{\mu}=\frac{\partial \ln\left(p_{in}/\mathrm{Pa}\right)}{\partial \ln\left[\mu/(\mathrm{mPa\cdot s})\right]} \tag{11}$$

式中：$S_{\mu}$ 为对数敏感系数，无量纲。

根据物理机制，黏度仅通过雷诺数 $Re$ 影响摩阻系数，进而作用于摩阻扬程。在表 1 设定的深水工况下，泵入口压力主要由静压项主导，理论计算表明黏度的总体贡献为 1%～2%。因此，基于该指标判断，XGBoost 模型的特征重要性分布与理论分析具有更高的一致性（黏度重要性约为 1.62%），泛化能力更为可靠，最终选用 XGBoost 构建代理模型。

## 3　工程应用与优化评估

### 3.1　泵挂位置评价方法

在验证了代理模型的高精度和可靠性之后，利用其计算速度优势来执行大规模优化搜索。根

据深海 RMR 系统设计指标，定义了包含了 20 个密度点（1 100 ~ 1 600 kg/m³）、10 个黏度点（10 ~ 50 mPa·s）和 20 个流量点（100 ~ 260 m³/h），共计 20×10×20=4 000 个潜在作业工况的网格组合。在 300 ~ 1 300 m 的范围内利用代理模型在工况网格上进行快速预测，并统计满足汽蚀约束的工况点数量。这个数量即被定义为该深度方案的工况适应性得分，分值越高，意味着该方案能够安全兼容的工况范围越广，系统对工况变化的抵抗能力越强。

### 3.2　最优位置评估

通过上述评价方法，对候选深度方案进行了全面的性能评估，各候选深度方案对应的工况适应性得分如表 4 所示。图 3 展示了工况适应性得分随泵挂深度的变化趋势。随着泵挂深度的增加，得分呈现近似线性增长，在 900 m 之后增速放缓，并最终在 1 100 m 深度悬挂的方案下首次达到了满分，被确定为兼顾性能与工程经济性的最优选择。

**表 4　各泵挂深度候选方案对应工况适应性得分**

Table 4　Working-condition adaptability scores for candidate pump deployment depth schemes

| 序号 | 泵挂深度/m | 适应性得分 |
|---|---|---|
| 1 | 300 | 47 |
| 2 | 500 | 748 |
| 3 | 700 | 2 313 |
| 4 | 900 | 3 501 |
| 5 | 950 | 3 876 |
| 6 | 1 000 | 3 988 |
| 7 | 1 050 | 3 988 |
| 8 | 1 100 | 4 000 |

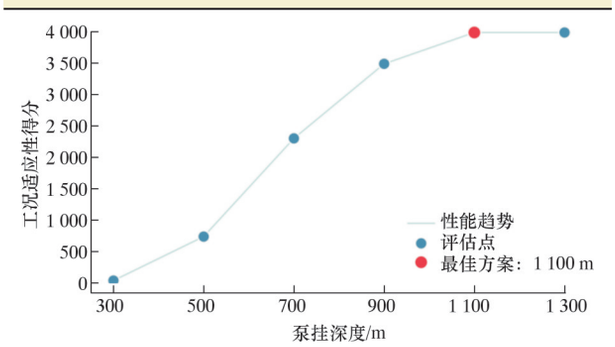
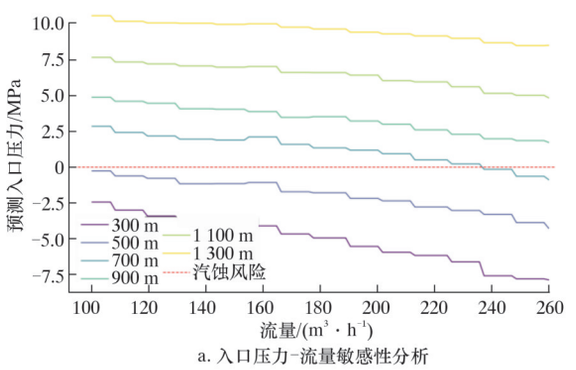



图 3　不同泵挂深度方案的性能趋势

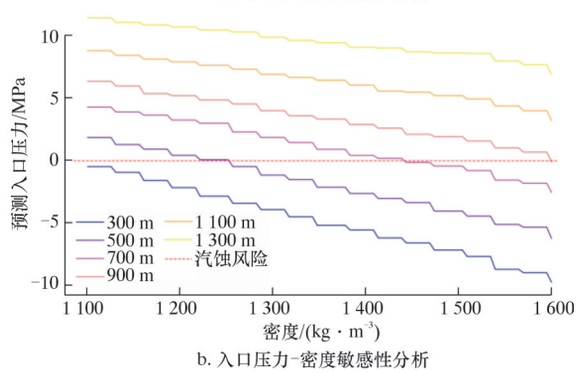
Fig. 3　Performance trends of different pump deployment depth schemes

开展流量、密度对泵入口压力的系统敏感性分析，对优化搜索的结果进行复核与验证。图 4a 展示了入口压力对流量变化的响应。图 4a 中所有曲线均呈下降趋势，因为流量增加会导致摩擦损失增大，从而降低入口压力。然而，深度越大的方案，其压力曲线的基点越高，自 1 100 m 以深，曲线始终与红色的汽蚀风险线保持着较大的安全距离。这意味着在面对流量波动时，深层安装方案具有更强的抵抗能力和稳定性。

图 4b 展示了入口压力对钻井液密度变化的响应。入口压力随密度增加而降低，所有曲线均随密度增加呈下降趋势，其趋势与流量敏感性分析得到同样的结果：深度越大的方案，其压力曲线的基点越高，自 1 100 m 以深，曲线始终与红色的汽蚀风险线保持着较大的安全距离，这使得举升泵处理高固相含量钻井液具有更大的安全冗余。




a. 入口压力-流量敏感性分析




b. 入口压力-密度敏感性分析

图 4　系统敏感性分析图

Fig. 4　System sensitivity analysis

安全操作窗口图谱（见图 5）揭示了不同深度方案的性能差异，能够更直观地对工程实践进行指导。从 300 ~ 1 300 m，绿色区域的面积显著扩大，系统的安全边界不断向高密度、高流量的苛刻工况区域拓展。在泵挂深度 300 m 时，系统仅能在极窄的低密度、低流量范围内运行。而当泵挂深度达到 1 100 m 及以上时，整个测试工况平面（密度 1 100 ~ 1 600 kg/m³，流量 100 ~ 260 m³/h）都已被绿色安全区覆盖。这为现场作业提供了充足的安全裕度，允许操作人员在更宽泛的参数范围内调整作业，而无需担心汽蚀风险。

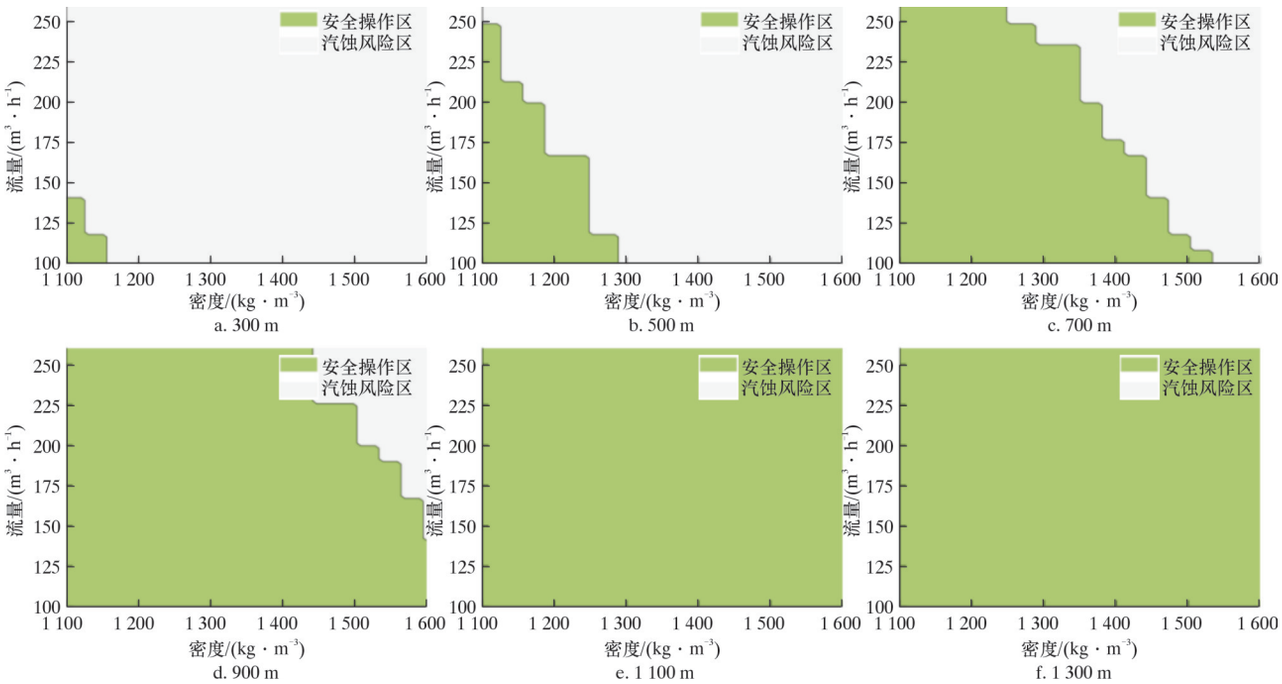



图 5　不同泵挂深度下的安全操作窗口对比

Fig. 5　Safe operating windows under different pump deployment depths

## 4　结论与展望

（1）基于物理机理构建的机器学习代理模型，能够准确揭示特征重要性和系统敏感性，其变化趋势与物理模型一致，证明了研究方法的技术可行性与科学性。

（2）基于代理模型和工况适应性得分的评价体系，可对多参数、多工况的复杂系统进行快速、全面的优化搜索，有效规避了传统物理仿真方法所面临的计算成本问题。

（3）在设定工程边界条件下，研究确定了 1 100 m 是举升泵的最优安放深度。该方案在确保 100% 工况安全性的前提下，相比更深的方案具有更好的工程经济性。分析表明，该深度下的系统具有较大的安全操作窗口，对工况波动有较强的鲁棒性。

（4）未来的研究将构建更复杂的气-液-固三相流物理模型，并考虑钻井液的非牛顿流变特性，以进一步提升代理模型的预测精度，实现举升泵挂放位置更为精准的设计。

### 参　考　文　献

[1] Mao Gezhen, Jie Zhang, Xie Jiaohao, et al. Transient temperature field simulation and sensitivity factors analysis of riserless mud recovery system [J]. Petroleum Science and Technology, 2025, 43 (8): 807-830.

[2] Wang Jintang, Sun Jinsheng, Xie Wenwei, et al. Simulation and analysis of multiphase flow in a novel deepwater closed-cycle riserless drilling method with a subsea pump+gas combined lift [J]. Frontiers in Physics, 2022, 10: 946516.

[3] Hammitt F G. Cavitation and multiphase flow phenomena [M]. [S. l.: s. n.], 1980.

[4] Duan Aoqiang, Lin Zhe, Chen Desheng, et al. A review on the hydraulic performance and erosion wear characteristic of the centrifugal slurry pump [J]. Particuology, 2024, 95: 370-392.

[5] 凌勇坚. 消除离心式水泵气蚀的措施 [J]. 中国设备工程, 2005 (7): 25-25.
Ling Yongjian. Measures to eliminate cavitation of centrifugal water pumps [J]. China Plant Engineering, 2005, (7): 25-25.

[6] 韩雷，邬霁，刘永茜，等. 离心泵安装高度的确定及气蚀的控制措施 [J]. 天然气与石油，2010，28 (1)：4-5，32.
Han Lei, Wu Ji, Liu Yongqian, et al. Determination of centrifugal pump installation height and measures for gas erosion control [J]. Natural Gas and Oil, 2010, 28 (1): 4-5, 32.

[7] 杨建一，袁中凯. 离心泵安装高度计算中出现的问题分析 [J]. 流体机械，2004，32 (4)：20-22.
Yang Jianyi, Yuan Zhongkai. Analysis on problem of installing height calculating for centrifugal pump [J]. Fluid Machinery, 2004, 32 (4): 20-22.

[8] 李昊，孙宝江，高永海，等. 深水控制泥浆帽钻井水

力参数设计与计算［J］. 石油钻探技术，2013，41（3）：13-18.
Li Hao，Sun Baojiang，Gao Yonghai，et al. Design and calculation of hydraulic parameters for controlling mud cap in deepwater drilling［J］. Petroleum Drilling Techniques，2013，41（3）：13-18.

［9］ Tu Yongsha，Zhao Xueying，Lu Lifeng，et al. Flow characteristics and pressure pulsation analysis of cavitation induced in a double-volute centrifugal pump［J］. Water，2025，17（3）：445.

［10］ 张斌，程国赞，洪昊岑，等. 基于计算流体仿真的双作用叶片泵气蚀机理分析［J］. 吉林大学学报（工学版），2021，51（3）：831-839.
Zhang Bin，Cheng Guozan，Hong Haocen，et al. Cavitation mechanism of double acting vane pump based on computational fluid dynamics simulation method［J］. Journal of Jilin University（Engineering and Technology Edition），2021，51（3）：831-839.

［11］ 马希青，陈明辉，孙旋. 叶片泵叶轮流场仿真与参数优化分析［J］. 机械设计与制造，2017（4）：55-58.
Ma Xiqing，Chen Minghui，Sun Xuan. Analysis of a vane pump impeller of flow field simulation and parametric optimization［J］. Machinery Design & Manufacture，2017（4）：55-58.

［12］ Lu Jiaxing，Li Jiarui，Zhang Chuan，et al. Research on the cavitation characteristics of pump turbines based on mode decomposition［J］. Processes，2025，13（3）：1-11.

［13］ Silva P A S F，Shinomiya L D，de Oliveira T F，et al. Analysis of cavitation for the optimized design of hydrokinetic turbines using BEM［J］. Applied Energy，2017，185：1281-1291.

［14］ Wei Changxu，He Chunlei，Tan Helong，et al. A predictive model for tool wear behavior during ultra-precision lapping［J］. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2025，136（2）：875-895.

［15］ 张琴，冯定，张慢来，等. 空穴影响离心泵工作特性的 CFD 分析［J］. 石油机械，2015，43（6）：61-65.
Zhang Qin，Feng Ding，Zhang Manlai，et al. CFD analysis on the effect of cavity on the performance of centrifugal pump［J］. China Petroleum Machinery，2015，43（6）：61-65.

［16］ 张伟伟，王旭，寇家庆. 面向流体力学的多范式融合研究展望［J］. 力学进展，2023，53（2）：433-467.
Zhang Weiwei，Wang Xu，Kou Jiaqing. Prospects of multi-paradigm fusion methods for fluid mechanics research［J］. Advances in Mechanics，2023，53（2）：433-467.

［17］ 宋洪庆，都书一，王九龙，等. 数智流体力学的发展及油气渗流领域应用［J］. 力学学报，2023，55（3）：765-791.
Song Hongqing，Du Shuyi，Wang Jiulong，et al. Development of digital intelligence fluid dynamics and applications in the oil & gas seepage fields［J］. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics，2023，55（3）：765-791.

［18］ Ullrich K，von Elling M，Gutzeit K，et al. AI-based optimisation of total machining performance：a review［J］. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology，2024，50：40-54.

［19］ 曾红，王全玉，张志华. 离心泵遗传算法多目标优化与压力脉动分析［J］. 制造业自动化，2021，43（1）：118-122.
Zeng Hong，Wang Quanyu，Zhang Zhihua. Multi-objective optimization and pressure pulsation analysis of genetic algorithm for centrifugal pump［J］. Manufacturing Automation，2021，43（1）：118-122.

［20］ 周逸龙. 基于改进核极限学习机的离心泵空化状态识别研究［D］. 镇江：江苏科技大学，2022.
Zhou Yilong. Research on cavitation state identification of centrifugal pumps based on improved kernel limit learning machine［D］. Zhenjiang：Jiangsu University of Science and Technology，2022.

［21］ Wang Yuqin，Shao Jiale，Yang Fan，et al. Optimization design of centrifugal pump cavitation performance based on the improved BP neural network algorithm［J］. Measurement，2025，245：116553.

**第一作者简介：**秦如雷，高级工程师，生于1987年，2013年毕业于中国地质大学（武汉）地质工程专业，现为在读博士研究生，从事深海钻探关键装备研发工作。地址：（300300）天津市东丽区。email：qinrulei@foxmail.com。

通信作者：由雪莲，副教授，博士生导师。email：youxuelian@cugb. edu. cn。

**修改回稿日期：**2026-05-04

（本文编辑　王刚庆）