◀海洋石油装备▶

基于有限监测数据的深水钻井隔水管系统状态预测方法*

赵荣根[1] 贾国乐[1] 金学义[2] 刘秀全[1]
（1. 中国石油大学（华东）机电工程学院 2. 中海油田服务股份有限公司）

赵荣根，贾国乐，金学义，等. 基于有限监测数据的深水钻井隔水管系统状态预测方法［J］. 石油机械，2026，54（10）：71-78.

Zhao Ronggen，Jia Guole，Jin Xueyi，et al. State Prediction method for deepwater drilling riser system based on limited monitoring data［J］. China Petroleum Machinery，2026，54（10）：71-78.

摘要：深水钻井隔水管系统是海洋油气钻探的关键设备，其动力响应特性直接关系到整个钻井作业的安全性。然而，由于深海环境复杂多变且监测数据有限，在有限数据下实现系统全状态动态响应的实时准确预测面临重大挑战。针对这一问题，提出了一种有限监测数据下深水钻井隔水管系统动力响应实时状态预测方法。该方法使用上部挠性接头转角及平台升沉、横荡和垂荡监测数据预测深水钻井隔水管系统动力响应状态。根据设计海况进行深水钻井隔水管全耦合系统动力响应分析，以得到的时序数据为基础，利用蚁群算法优化门控循环神经网络（GRU）建立系统状态预测模型，并对预测模型进行验证。研究结果表明：该隔水管系统状态响应参数预测模型的准确度较高，其决定系数大于0.97，显示出较高的预测精度与稳定性，可使用GRU进行深水钻井隔水管系统动力响应状态预测。研究结果可为深水钻井隔水管系统动力响应状态实时预测提供理论依据及技术支撑。

关键词：深水钻井；隔水管；门控循环神经网络（GRU）；蚁群算法；状态预测
中图分类号：TE58 **文献标识码：**A DOI：10.12473/CPM.202506065

State Prediction Method for Deepwater Drilling Riser System Based on Limited Monitoring Data

Zhao Ronggen[1] Jia Guole[1] Jin Xueyi[2] Liu Xiuquan[1]
（1. *School of Mechanical Engineering*, *China University of Petroleum*（*East China*）; 2. *China Oilfield Services Limited*）

Abstract: Deepwater drilling riser system is a critical component for offshore oil and gas drilling, and its dynamic response characteristics are directly related to the overall safety of drilling operations. However, due to the complex and variable deep-sea environment and limited monitoring data, real-time and accurate prediction of the system's full-state dynamic responses is highly challenging. This paper proposes a real-time state prediction method for the dynamic response of deepwater drilling riser system based on limited monitoring data. This method uses the monitoring data of the upper flexible joint rotation angle and the platform heave, surge, and sway motions, to predict the system's dynamic response state. The dynamic response analysis of the fully-coupled deepwater drilling riser system was conducted depending on designed sea conditions. Based on the time-series data obtained from the analysis, the gated recurrent unit (GRU) neural network optimized by the ant colony algorithm was employed to

* 基金项目：中国海洋石油集团有限公司综合科研项目“深海钻井核心装备研制与工程应用”（KJGJ-2023-0002）。

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

establish the system state prediction model. Finally, the prediction model was validated. The results show that the proposed model achieves accurate prediction, with the coefficient of determination (R^2) exceeding 0.97, indicating high accuracy and stability, and that GRU can be used to predict the dynamic response states of deepwater drilling riser systems. The study provides a theoretical basis and technical support for real-time prediction of deepwater drilling riser system's dynamic response state.

Keywords: deepwater drilling; riser; Gated recurrent unit (GRU); ant colony algorithm; state prediction

0　引　言

深水钻井隔水管系统是连接海面浮式平台和海底井口的关键装备[1]。作为典型的大变形非线性柔性体结构，隔水管系统在复杂的海洋载荷作用下易发生振动，甚至结构断裂失效[2-6]。如Discoverer Enterprise号钻井船发生钻井隔水管断裂事故，导致隔水管脱落和大量钻井液释放，对海洋环境造成了污染[7]。因此，有必要对其状态动态响应进行实时监测预测以保障其作业安全。

然而，深水钻井隔水管系统长度通常在500～3 000 m之间，整体结构较长，在复杂多变的海洋环境中难以沿隔水管全长布设大量传感器，实际应用中通常仅在有限位置布设传感器。目前，国内外已围绕海洋工程结构状态预测展开了相关研究，特别是在引入神经网络、机器学习等先进数据驱动方法方面取得进展。国外方面，Sidarta等[8]基于神经网络和系统仿真数据对钻井平台系泊有效张力进行预测。Chaves等[9]基于神经网络对柔性立管抗拉铠装层区域的有效张力、曲率进行预测，并利用敏感性分析对神经网络超参数如学习率、时间长度、隐藏层层数进行分析。Chaves等[10]的研究表明，在单一海况和多海况条件下，采用神经网络对柔性管道的有效张力与曲面转动率进行预测时，能够实现较高的精度。Akinsete等[11]利用神经网络对水下井口压力进行预测，得出该方法的预测结果优于支持向量机等其他方法。Srikonda等[12]基于动力响应数据对神经网络预测模型进行训练，实现对水下井口弯矩的预测。Wong等[13]提出了有限元求解数据和人工神经网络的混合方法，该方法使用有限元数据来训练神经网络，基于训练好的人工神经网络（ANN）模型和监测到的隔水管响应数据来预测应力时程数据。国内方面，朱高庚等[14]构建隔水管下放作业的有限元分析模型，基于贝叶斯正则化神经网络开展隔水管结构响应的预测研究。王金龙等[15]建立深水钻井隔水管-水下井口系统力学仿真模型，通过模型求解得出动态响应仿真数据，利用动态响应仿真数据对长短期记忆网络（LSTM）进行训练，并基于训练好的预测模型对水下井口弯曲应力进行预测。李家仪等[16]分析不同载荷下隔水管系统和水下井口疲劳损伤，形成部分样本数据，并基于贝叶斯正则化神经网络预测水下井口疲劳损伤。李彦伟[17]建立新型悬挂动力学模型，利用神经网络预测海洋浮式钻井平台许用航速。许伟[18]以监测数据作为输入特征，基于NARX神经网络对水下井口弯矩载荷进行预测，建立了水下井口弯矩载荷预测模型。综上所述，现有针对深水钻井隔水管系统动力响应预测的研究主要依赖高精度数值模拟或充足监测数据驱动的方法，而在实际工程中受限于深海环境复杂性和监测成本，往往难以获得连续、完整的大规模响应数据。因此，如何利用有限监测信息，融合数值模拟与智能学习方法，实现隔水管系统动力响应状态的高效预测与评估，仍是当前亟待解决的关键问题。

为此，笔者提出一种基于数据驱动与参数优化的预测方法。首先，通过开展不同海况下隔水管系统的动力响应仿真，构建涵盖多工况的状态响应样本数据库；在此基础上，建立适用于深水钻井隔水管系统的动力响应预测模型，并引入蚁群算法对模型关键参数进行寻优，以提升预测精度与泛化能力；最后，结合具体案例对方法的可行性与有效性进行验证。研究结果可为深水钻井隔水管系统动力响应状态实时预测提供理论依据及技术支撑。

1　深水钻井隔水管系统全耦合模型

神经网络预测模型对数据的质量与数量具有较高要求。理想情况下，应基于覆盖各类海况条件下深水钻井隔水管系统各节点处的真实监测数据，以构建高精度预测模型。然而，受限于系统

结构复杂、监测装置布设困难，以及监测装置安装过程导致钻井作业效率低的问题，难以获取完整的实测数据。为此，采用数值仿真方法获取训练数据。

通过建立隔水管系统全耦合动力学仿真模型，并对其进行数值求解，生成用于训练的仿真数据库。全耦合模型确保输入神经网络的数据具有较高保真度，能够充分反映复杂海洋环境下隔水管系统的多耦合动力学行为。建立的深水钻井隔水管系统全耦合模型如图 1 所示。该模型全面考虑了平台、张紧器、隔水管和水下井口之间的耦合效应，合理设置了系统边界条件，从而更加真实地模拟了实际工况下的系统动力响应，为神经网络预测模型提供了可靠的数据支撑。

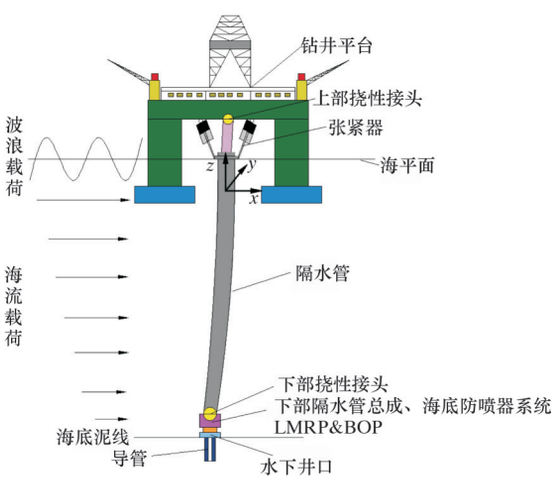


图 1　深水钻井隔水管系统全耦合模型

Fig. 1　Fully-coupled deepwater drilling riser system

深水钻井隔水管系统横向、纵向、轴向振动方程[6, 19]为：

$$EI\frac{\partial^4\bar{u}(z,t)}{\partial z^4}-\frac{\partial}{\partial z}\left(\boldsymbol{T}(z,t)\frac{\partial\bar{u}(z,t)}{\partial z}\right)+c\frac{\partial\bar{u}(z,t)}{\partial t}+m\frac{\partial^2\bar{u}(z,t)}{\partial t^2}=\boldsymbol{F}_x(z,t) \tag{1}$$

$$EI\frac{\partial^4\bar{v}(z,t)}{\partial z^4}-\frac{\partial}{\partial z}\left(\boldsymbol{T}(z,t)\frac{\partial\bar{v}(z,t)}{\partial z}\right)+c\frac{\partial\bar{v}(z,t)}{\partial t}+m\frac{\partial^2\bar{v}(z,t)}{\partial t^2}=\boldsymbol{F}_y(z,t) \tag{2}$$

$$EA\frac{\partial^2\bar{w}(z,t)}{\partial z^2}-c\frac{\partial\bar{w}(z,t)}{\partial t}-m\frac{\partial^2\bar{w}(z,t)}{\partial t^2}=\boldsymbol{F}_z(z,t)+\boldsymbol{w}_{\mathrm{R}}(z) \tag{3}$$

式中：t 为时间，s；x、y 和 z 分别为全局坐标系中管柱系统的横向、纵向和轴向坐标，m；$\bar{u}(z,t)$、$\bar{v}(z,t)$ 和 $\bar{w}(z,t)$ 分别为局部坐标系中的横向、纵向和轴向变形量，m；m 为单位长度管柱系统的质量，kg/m；c 为单位长度管柱系统的阻尼系数，(N·s)/m^2；E 为弹性模量，Pa；I 为管柱系统的截面惯性矩，m^4；A 为管柱系统的截面积，m^2；$\boldsymbol{F}_x(z,t)$、$\boldsymbol{F}_y(z,t)$ 和 $\boldsymbol{F}_z(z,t)$ 分别为单位长度管柱系统在 x、y 和 z 方向所受载荷，N/m；$\boldsymbol{w}_{\mathrm{R}}(z)$ 为单位长度管柱系统的湿重，N/m，包括隔水管、浮力块和内部流体等；$T(z,t)$ 为位置 z 处管柱截面的有效张力，N。导管、套管及水泥环被等效为复合结构以计算等效抗弯刚度[20]。

基于有限元法对上述理论模型进行求解，并建立深水钻井隔水管耦合系统的有限元仿真模型，可表示为：

$$\boldsymbol{M}\ddot{\boldsymbol{\delta}}+\boldsymbol{C}\dot{\boldsymbol{\delta}}+\boldsymbol{K}\boldsymbol{\delta}=\boldsymbol{F} \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{M}$、$\boldsymbol{C}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{F}$ 分别为深水钻井隔水管耦合系统的整体质量矩阵、阻尼矩阵、刚度矩阵与载荷向量；$\boldsymbol{\delta}$、$\dot{\boldsymbol{\delta}}$、$\ddot{\boldsymbol{\delta}}$ 分别为系统的整体位移向量、速度向量和加速度向量。

基于 Newmark-β 积分法对深水钻井隔水管系统动力学平衡方程进行求解。求解流程如下。

（1）建立深水钻井隔水管系统刚度矩阵 $\boldsymbol{K}$、阻尼矩阵 $\boldsymbol{C}$ 和质量矩阵 $\boldsymbol{M}$。

（2）定义系统初始加速度向量 $\ddot{\boldsymbol{\delta}}_t$、初始速度向量 $\dot{\boldsymbol{\delta}}_t$ 和初始位移向量 $\boldsymbol{\delta}_t$。

（3）确定合适的积分步长 Δt，积分参数 α 和 β，计算积分时间常数。

$$\alpha\geqslant 0.5,\beta\geqslant 0.25(0.5+\alpha)^2 \tag{5}$$

其中：$a_0=\dfrac{1}{\beta\Delta t^2}$，$a_1=\dfrac{\alpha}{\beta\Delta t}$，$a_2=\dfrac{1}{\beta\Delta t}$，$a_3=\dfrac{1}{2\beta}-1$，$a_4=\dfrac{\alpha}{2\beta}-1$，$a_5=\dfrac{\Delta t}{2}\left(\dfrac{\alpha}{\beta}-2\right)$，$a_6=\Delta t(1-\alpha)$，$a_7=\alpha\Delta t$。

（4）更新系统有效刚度矩阵与施加边界条件。

$$\hat{\boldsymbol{K}}=\boldsymbol{K}+\alpha_0\boldsymbol{M}+\alpha_1\boldsymbol{C} \tag{6}$$

（5）计算钻井平台-深水在钻井隔水管系统 $t+\Delta t$ 时刻的有效载荷向量。

$$\hat{\boldsymbol{F}}_{t+\Delta t}=\boldsymbol{F}_{t+\Delta t}+\boldsymbol{M}\left(\alpha_0\boldsymbol{\delta}_t+\alpha_2\dot{\boldsymbol{\delta}}_t+\alpha_3\ddot{\boldsymbol{\delta}}_t\right)+\boldsymbol{C}\left(\alpha_1\boldsymbol{\delta}_t+\alpha_4\dot{\boldsymbol{\delta}}_t+\alpha_5\ddot{\boldsymbol{\delta}}_t\right) \tag{7}$$

（6）计算系统 $t+\Delta t$ 时刻的位移、速度和加速度向量。

$$\begin{aligned}\tilde{\boldsymbol{K}}\boldsymbol{\delta}_{t+\Delta t}&=\tilde{\boldsymbol{F}}_{t+\Delta t}\\ \dot{\boldsymbol{\delta}}_{t+\Delta t}&=\dot{\boldsymbol{\delta}}_t+a_6\ddot{\boldsymbol{\delta}}_t+a_7\ddot{\boldsymbol{\delta}}_{t+\Delta t}\\ \ddot{\boldsymbol{\delta}}_{t+\Delta t}&=a_0(\boldsymbol{\delta}_{t+\Delta t}-\boldsymbol{\delta}_t)-a_2\dot{\boldsymbol{\delta}}_t-a_3\ddot{\boldsymbol{\delta}}_t\end{aligned} \tag{8}$$

（7）对上述步骤进行迭代求解。

2　隔水管系统状态预测方法

2.1　预测流程

这里采用门控循环神经网络（GRU）构建深水钻井隔水管全状态耦合系统响应预测模型。该模型以钻井平台和上部挠性接头的运动参数（横荡、纵荡、升沉及上部挠性接头转角）作为输入特征，以隔水管系统的全状态响应参数（包括位移、转角、弯矩及Mises应力）作为预测目标，旨在通过基于仿真数据的训练，实现对深水钻井隔水管系统耦合响应状态的高精度预测。状态预测流程如下。

构建深水钻井隔水管系统的全耦合力学模型，并基于MATLAB平台开发动力学求解器，对不同海况下的力学行为进行数值求解；将数据划分为训练集及测试集，并进行归一化处理；建立基于GRU的预测模型，以钻井平台和上部挠性接头运动参数为输入特征，以隔水管系统全状态响应参数为预测目标；通过验证集数据对预测模型进行验证，以评估其预测精度。流程如图2所示。

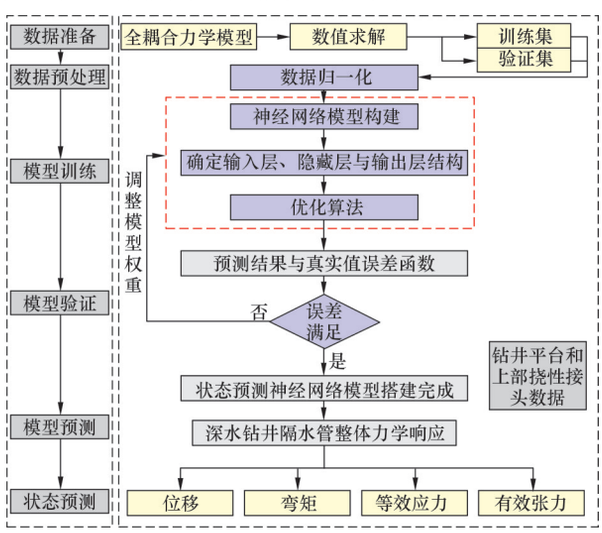


图2　GRU预测模型构建流程

Fig. 2　GRU prediction model construction process

2.2　GRU预测模型

2.2.1　GRU原理

常见的深度学习架构包含卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）、LSTM和GRU等。时间序列预测需基于历史数据特性建立模型以预测未来趋势，并需考虑其他影响因子对预测模型准确性的影响。一般的神经网络难以有效捕捉时间序列的时序依赖关系，常常使用RNN。RNN能处理序列数据的时间关联，但面对长序列时易出现训练困难（如梯度爆炸）。为了改进RNN，Hochreiter等[21]提出了LSTM，解决了长序列训练问题并提升了预测性能，但其结构复杂、参数多、训练慢。为了提高LSTM训练速度及减少其复杂结构，Cho等[22]在2014年提出了GRU，弥补了LSTM的不足。

GRU作为LSTM的优化变体，将3个门控简化为重置门和更新门，降低了复杂度并提高了运算效率，同时保持了时序建模能力。故采用GRU构建状态观测模型。

2.2.2　模型搭建及训练

神经网络的训练过程是决定预测模型性能的关键环节，训练效果直接决定了整个模型的预测质量。笔者的输入数据（上部挠性接头x、y方向转角、平台横荡、纵荡和升沉）与输出数据（深水钻井隔水管系统各节点位移、转角、弯矩及Mises应力）存在数量级差异，这种差异若未经处理直接输入神经网络进行训练，将严重影响模型的学习速率和预测精度。为此，这里采用数据预处理技术，通过归一化处理将各参数数据统一映射到［0，1］区间内，以消除量纲对训练效果的影响。具体采用的归一化方法如下：

$$y_s = \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \tag{9}$$

式中：y_s为归一化后的数据，y为原始数据，$y_{\min}$为原始数据最小值，$y_{\max}$为原始数据最大值。

GRU预测模型中，隐藏层层数、神经元数量和学习率是决定模型性能的关键超参数，其合理配置对模型精度与泛化能力至关重要。图3为不同超参数的预测模型性能测试结果。

由图3可知：不同隐藏层数对训练模型的均方值误差没有显著的影响，神经元个数为128和150时均方值误差变化很小，当学习率为0.01时预测模型均方值误差收敛最快。基于预测模型性能及计算成本，隐藏层层数选择为4层，隐藏层神经元个数选择为128个，学习率选择为0.01。

2.2.3　模型评价指标

训练结束后需要通过评价指标衡量模型的表现，在时间序列预测中评价模型性能的方法主要有均方根误差（E_{RMS}）、决定系数（R^2），采用这2种方法对模型性能进行客观评价[23]，可表示为：

$$E_{\mathrm{RMS}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \tag{10}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{11}$$

式中：y_i为原始数据，$\hat{y}_i$为预测数据，$\bar{y}$为原始数据平均值，n为预测数据个数。

2.2.4　模型优化

针对深水钻井隔水管系统动力响应预测模型，这里采用蚁群算法优化其神经网络初始参数。优化过程将参数空间映射为路径网络：在定义域[-0.1，0.1]内以步长0.001离散化，形成待搜索的子区间。蚁群在此空间中搜索，利用全局寻优特性逐步锁定最优参数区间。关键步骤包括：对候选最优参数施加随机扰动，代入模型训练，根据扰动前后损失值的变化更新信息素矩阵以引导后续搜索；通过迭代执行搜索、扰动评估和信息素更新，最终收敛于全局最优初始参数。

3　案例分析

3.1　数据库建立

以某井为例，该井水深2 353 m，钻井隔水管系统配置如表1所示。

为真实模拟系统监测数据，波浪载荷采用随机波浪理论进行建模。不同海流波浪组合概率依据南海海域长期观测数据的统计特征确定，基于不同随机波浪载荷作用下的深水钻井隔水管耦合系统仿真模型，通过系统仿真建立隔水管系统动力响应数据库，可为后续预测模型训练、数据集划分提供数据保障。

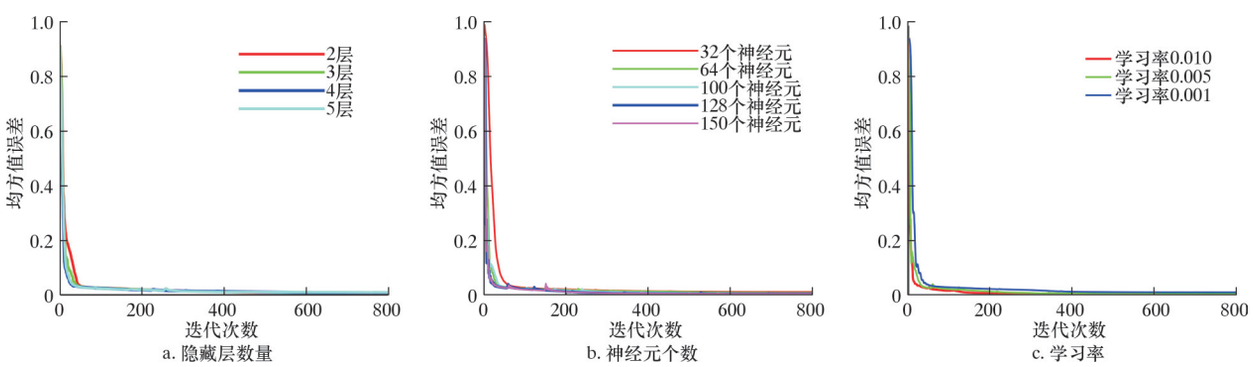


图3　超参数影响对比

Fig. 3　Comparison of hyperparameter effects

表1　隔水管系统配置

Table 1　Parameters of the riser system

名　称	数量	单根长度/m	累计长度/m	外径/m	壁厚/m	线质量/(kg·m^{-1})
分流器	1	3.202	3.202	0.660 4	0.050 0	18.462 0
上挠性接头	1	2.913	2.913	0.500 0	0.100 0	1 822.863 0
10.668 m 隔水管短节	1	10.670	10.670	0.533 4	0.025 4	799.798 5
伸缩节	1	32.667	32.667	0.660 4	0.025 4	1 176.539 0
4.572 m 短节	1	4.572	4.572	0.533 4	0.025 4	1 277.340 3
15.24 m 短节	1	15.240	15.240	0.533 4	0.025 4	924.002 6
0.025 4 m裸单根	2	22.860	45.720	0.533 4	0.025 4	384.610 7
762 m浮力单根	25	22.860	571.500	0.533 4	0.023 8	40.246 4
152.4 m浮力单根	24	22.860	548.640	0.533 4	0.022 2	44.254 7
228 6m浮力单根	25	22.860	571.500	0.533 4	0.022 2	42.805 9
3 048 m浮力单根	24	22.860	548.640	0.533 4	0.019 0	45.111 2
6.096 m充液阀	1	6.096	6.096	0.533 4	0.025 4	1 450.439 6
LMRP&BOP+下挠性接头	1	6.310	6.310	0.914 4	0.050 8	25 806.497 6
BOP	1	9.160	9.160	0.914 4	0.050 8	29 121.943 2

3.2　预测模型数据准备

基于建立的深水钻井隔水管全耦合系统仿真数据库，生成了用于预测模型训练的数据集。考虑到GRU的输入要求为时间序列数据，需对系统状态响应参数进行时序化处理。通过采用滑动窗口法进行数据重构，设定时间窗口长度为20 s，并以1 s为步长从数据起始端向终端滑动。各海况分布如表2所示。其中黄色标注部分用于模型训练，绿色标注部分用于模型测试。数据集按7∶3的比例随机划分为训练集和测试集。

3.3　模型评价及应用

3.3.1　模型全状态响应参数分析

建立基于蚁群算法优化的深水钻井隔水管系统预测模型，将蚁群算法与神经网络模型相融合，对深水钻井隔水管系统响应参数进行全状态预测。将测试集数据中钻井平台位移和上部挠性接头转角输入到预测模型中，得到隔水管系统状态响应。预测模型的状态响应R^2如表3所示。

表2　海况分布

Table 2　Distribution of sea states

波高/m	周期/s	数据集					
0.75	5	1	2	3	4	5	6
0.75	7		7	8	9	10	11
1.25	7	12	13	14	15	16	17
1.75	7	18	19	20	21	22	23
2.25	9	24	25	26	27	28	
2.75	9	29	30	31	32	33	
3.25	9	34	35	36	37		
3.75	11	38	39	40	41		
4.25	11	42	43	44	45		

表3　预测模型的状态响应 R^2

Table 3　R^2 Values for the Predicted Model's State Responses

测试集海况	表面海流流速/(m·s^{-1})	波高/m	波浪周期/s	位移的R^2	弯矩的R^2	等效应力的R^2	有效张力的R^2
6	0.55	0.75	5	0.999 6	0.997 9	0.998 2	0.995 4
10	0.45	0.75	7	0.999 2	0.992 8	0.996 5	0.999 6
15	0.35	1.25	7	0.999 8	0.998 8	0.998 1	0.993 4
20	0.25	1.75	7	0.999 7	0.997 7	0.998 2	0.995 6
25	0.15	2.25	9	0.992 3	0.996 6	0.996 6	0.995 6
29	0.06	2.75	9	0.976 3	0.992 5	0.986 6	0.994 5
35	0.15	3.25	9	0.989 7	0.998 5	0.998 1	0.997 4
40	0.25	3.75	11	0.990 2	0.998 9	0.995 9	0.995 4
45	0.35	4.25	11	0.991 1	0.999 8	0.996 0	0.998 9

由表3可知：在不同测试集海况下，基于优化算法的GRU模型均表现出较高的预测精度。对于隔水管系统的位移、弯矩、等效应力及有效张力等关键状态响应参数，预测结果的R^2均保持在较高水平，其中最大值达到0.999 8，最小值仍有0.976 3，整体均接近于1，表明模型能够有效学习输入海况参数与隔水管动力响应之间的非线性映射关系。进一步分析可发现，在不同波高、流速及波浪周期组合条件下，模型对各状态响应参数均具有较好的适应性，其中弯矩和有效张力的预测结果稳定性较高，R^2多数保持在0.99以上；位移响应在部分复杂海况下略有降低，但仍保持较高预测精度。上述结果表明，所构建的基于优化算法的GRU预测模型具有良好的泛化能力，能够在有限监测数据条件下实现深水钻井隔水管系统动力响应状态的准确预测。

3.3.2　危险点处的隔水管状态参数预测结果分析

基于优化后的预测模型对深水钻井隔水管系统状态响应参数预测，特别对井口弯矩较大位置（危险点）进行不同状态响应参数时程预测结果分析，即通过顶部钻井平台位移、上部挠性接头数据对深水钻井隔水管系统状态响应参数危险点时程数据进行预测分析。将模型预测的深水钻井隔水管系统参数时程响应与系统真实响应进行比较，危险点预测模型的决定系数R^2如表4所示。

由表4可知：在不同测试集海况下，所建立的危险点状态预测模型均表现出较高的预测精度，各状态响应参数的R^2均保持在0.97以上，其中最大值达到0.999 8，表明模型预测结果与真实响应结果具有较高的一致性。进一步分析可发现，模型对危险点处位移、弯矩、等效应力及有效张力等关键响应参数均具有良好的预测能力，能够有效捕捉不同海况下隔水管系统局部动力响应变化规律。

表 4　危险点预测模型的决定系数 R^2

Table 4　R^2 of the Prediction Model at Critical Points

测试集海况	表面海流流速/(m·s^{-1})	波高/m	波浪周期/s	位移的R^2	弯矩的R^2	等效应力的R^2	有效张力的R^2
6	0.55	0.75	5	0.999 7	0.997 9	0.998 8	0.995 4
10	0.45	0.75	7	0.998 7	0.992 6	0.972 2	0.994 1
15	0.35	1.25	7	0.999 8	0.997 2	0.999 2	0.990 5
20	0.25	1.75	7	0.999 7	0.997 7	0.999 2	0.995 5
25	0.15	2.25	9	0.998 6	0.992 6	0.996 3	0.998 7
29	0.06	2.75	9	0.972 7	0.991 7	0.998 9	0.996 6
35	0.15	3.25	9	0.979 7	0.998 1	0.999 1	0.993 2
40	0.25	3.75	11	0.997 1	0.991 7	0.993 8	0.997 8
45	0.35	4.25	11	0.997 2	0.992 4	0.995 2	0.998 3

4　结　论

（1）提出了一种适用于有限监测数据条件下深水钻井隔水管系统动力响应状态预测方法。该方法的核心在于构建基于GRU预测模型，并引入蚁群算法对模型关键参数进行优化，从而形成融合蚁群算法优化策略的预测模型。该模型通过隔水管上部挠性接头转角、平台升沉、纵荡和横荡等有限的监测数据对深水钻井隔水管系统进行状态监测，解决了深水钻井隔水管系统因环境制约而监测困难的难题。

（2）通过案例分析对预测模型进行了验证。结果表明，基于蚁群算法优化的预测模型在测试集上的预测性能优异，其R^2均超过0.97，显示出较高的预测精度与稳定性。该性能指标表明了该模型在准确性和实时性方面的应用潜力，可使用GRU神经网络进行深水钻井隔水管系统动力响应状态预测。

参　考　文　献

[1] ISO 3421：2022 Petroleum and natural gas industries-drilling and production equipment [S].

[2] Qin Ken, Di Qinfeng, Zhou Xing, et al. Nonlinear dynamic characteristics of the drill-string for deep-water and ultra-deep water drilling [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022, 209: 109905.

[3] Gao Deli, Wang Yanbin. Some research progress in deepwater drilling mechanics and control technology [J]. Acta Petrolei Sinica, 2019, 40 (S2): 102-115.

[4] Guimarães F. Dynamics of the system drilling riser-bop-well casing-wellhead casing fatigue analysis [J]. Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering, 2024, 146 (2): 021401.

[5] Liu Kang, Chen Guoming, Zhu Gaogeng, et al. Nonlinear self-induced vibration and operability envelope analysis of production strings in marine natural gas development [J]. International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering, 2019, 11 (1): 344-352.

[6] Liu Xiuquan, Sun Hexiang, Yu Mengru, et al. Mechanical analysis of deepwater drilling riser system based on multibody system dynamics [J]. Petroleum Science, 2021, 18 (2): 603-617.

[7] 鞠少栋，陈国明，宋林松，等. 深水钻井隔水管事故类型及对策分析 [J]. 石油机械，2011，39 (5)：83-87.
Ju Shaodong, Chen Guoming, Song Linsong, et al. Analysis of deepwater drilling marine riser accident types and countermeasures [J]. China Petroleum Machinery, 2011, 39 (5): 83-87.

[8] Sidarta D E, Kyoung J, O Sullivan J, et al. Prediction of offshore platform mooring line tensions using artificial neural network [C]//Proceedings of the ASME 2017 36th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering, Trondheim, Norway, 2017: V001T01A079.

[9] Chaves V, Sagrilo L V S, Da Silva V R M, et al. Artificial neural networks applied to flexible pipes fatigue calculations [C]//Proceedings of the ASME 2015 34th International Conference on Ocean, Newfoundland, Canada, 2015: V05BT04A022.

[10] Chaves V, Sagrilo L V S, Da Silva V R M. Optimization of flexible pipes dynamic analysis using artificial neural networks [C]//Proceedings of the ASME 2016 35th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering, Busan, South Korea, 2016: V003T02A058.

[11] Akinsete O, Adesiji B A. Bottom-hole pressure estimation from wellhead data using artificial neural network [C]//The SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition, Lagos, Nigeria, 2019: SPE-198762-MS.

[12] Srikonda R, Haakonsen R, Russo M, et al. Real-time wellhead bending moment measurement using

motion reference unit （MRU） sensors and machine learning［C］//The ASME 2018 37th International Conference on Ocean， Offshore and Arctic Engineering，Madrid，Spain. 2018： V003T02A095.

［13］ Wong E W C， Choi H S， Hashim F M. Development of ANN model for the prediction of VIV fatigue damage of top-tensioned riser［C］//2018 International Conference on Civil， Offshore and Environmental Engineering 2018，Shanghai，China， 2018： 01013.

［14］ 朱高庚，陈国明，刘康. 深水钻井隔水管下放作业可靠性智能评估方法［J］. 船舶力学，2025，29（1）：123-133.
Zhu Gaogeng， Chen Guoming， Liu Kang. Intelligent assessment method of reliability for deepwater riser deployment［J］. Journal of Ship Mechanics， 2025，29（1）： 123-133.

［15］ 王金龙，李凡鹏，胡鹏基，等. 基于深度学习的水下井口弯曲应力预测方法［J］. 石油机械，2023，51（8）：64-72.
Wang Jinlong， Li Fanpeng， Hu Pengji， et al. A method for predicting bending stress of subsea wellhead based on deep learning［J］. China Petroleum Machinery， 2023， 51（8）： 64-72.

［16］ 李家仪，刘秀全，许亮斌，等. 深水水下井口全钻井过程波激疲劳精细化评估［J］. 石油机械，2024，52（9）：74-80.
Li Jiayi， Liu Xiuquan， Xu Liangbin， et al. Fine evaluation on wave induced fatigue of deepwater subsea wellhead in full drilling process［J］. China Petroleum Machinery， 2024， 52（9）： 74-80.

［17］ 李彦伟. 深水钻井隔水管系统新型悬挂动力学特性及应用研究［D］. 青岛：中国石油大学（华东），2022.
Li Yanwei. Research on dynamic characteristics and application of deepwater drilling risers in new hang-off mode［D］. Qingdao： China University of Petroleum （East China）， 2022.

［18］ 许伟. 基于监测数据的水下井口疲劳寿命计算方法研究［D］. 青岛：中国石油大学（华东），2021.
Xu Wei. Research on calculating method of subsea wellhead fatigue life based on monitoring data［D］. Qingdao： China university of petroleum （East China），2021.

［19］ Li Yanwei， Liu Xiuquan， Wang Jinlong， et al. Dynamic analysis of a deepwater drilling riser with a new hang-off system ［J］. China Ocean Engineering，2024， 38（1）： 29-41.

［20］ Li Wenlong， Gao Deli， Yang Jin， et al. Subsea wellhead stability study of composite casing for deepwater drilling［J］. Ocean Engineering， 2020， 214：107780.

［21］ Hochreiter S， Schmidhuber J. Long short-term memory［J］. Neural Computation， 1997， 9（8）：1735-1780.

［22］ Cho K， Merrienboer B， Gulcehre C， et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation［PP/OL］. arXiv（2014-09-03） ［2025-12-20］. https：//doi. org/10. 48550/arXiv. 1406. 1078.

［23］ Willmott C J， Matsuura K. Advantages of the mean absolute error （ MAE） over the root mean square error （RMSE） in assessing average model performance［J］. Climate Research， 2005， 30（1）： 79-82.

第一作者简介：赵荣根，生于2000年，现为在读硕士研究生，研究方向为海洋隔水管/立管作业安全监测预警。地址：（266580）山东省青岛市。email：zhaorongen0@163. com。

通信作者：刘秀全，教授。email：lxqmcae@163. com。

修改回稿日期：2026-07-06

（本文编辑　任 武）