 DOI: https://doi.org/10.12345/smg.v7i3.26824

Research on digital driven energy management technology for oil drilling

Xianfeng Shi Wenling Liao Chengfu Han Pengkang Wang Yanbing Zhang

China Petroleum Sichuan Qingdong Drilling Changqing Drilling Corporation, Xi'an, Shaanxi, 710061, China

Abstract

In the process of promoting green and low-carbon production, oil drilling operations are gradually replacing traditional fuel with clean energy sources such as grid electricity. However, the grid power supply model still faces several pressing issues, including: 1) significant fluctuations in drilling operation loads impact the transmission and distribution system, affecting its stability; 2) the current, voltage, and capacity of the power grid are designed based on maximum load demand, leading to low utilization rates under most operating conditions, increasing infrastructure costs and resource inefficiency; 3) emergency diesel generators are typically equipped for grid power supply, resulting in resource wastage and redundant equipment, which increases maintenance costs; 4) traditional rule-based microgrid dispatching methods struggle to accurately match complex load variations, leading to fuel waste, increased equipment wear, and reduced power supply reliability. To address these issues, this paper studies the optimization of energy management technology for on-site microgrids based on data analysis of power consumption in oil drilling operations, ultimately achieving efficient scheduling under complex load demand scenarios.

Keywords

microgrid, power model, energy storage, intelligent optimization

基于数字驱动的石油钻井能量管理技术研究

石宪峰 廖文玲 韩成福 王朋康 张延兵

中国石油川庆钻探长庆钻井总公司，中国 · 陕西 西安 710061

摘 要

在推进绿色低碳生产过程中，石油钻井作业逐步使用网电等清洁能源替代传统燃油。然而，网电供能模式仍存在一些亟需解决的问题，包括：1）钻井作业负荷波动幅度大，对输配电系统带来冲击，影响输配电系统稳定性；2）电网的电流、电压和容量依据最大负载用电需求设计，在大部分作业工况下电网容量利用率低，增加电网基础建设成本、资源利用率低；3）网电供能模式下通常配备柴油发电机应急，冷备柴油发电机导致资源浪费和冗余设备的积压，增加运维成本；4）传统基于规则的微电网调度方法难以精准匹配复杂的负荷变化，导致燃料浪费、设备损耗增加以及供电可靠性下降。为此，本文在对石油钻井作业用电功率数据分析的基础上，研究作业现场微电网优化能源管理技术，最终实现复杂负荷需求场景下的高效调度。

关键词

微电网；功率模型；储能；智能优化

1 引言

钻井作业是油气资源开发过程中的高能耗环节，为积极落实国家“双碳”战略，能源开发提出“清洁替代、战略接替、绿色转型”三步走总体部署。油气钻井“电代油”供能模式转变是推进油气资源开发实现“双碳”战略目的的关键。

油气钻井作业的主要耗能设备包括泥浆泵、绞车和顶驱。与泥浆泵相比，绞车和顶驱的能量需求与井下参数、钻柱系统动力学密切相关，机理更为复杂，成为当前的研究焦点。

【作者简介】石宪峰（1986–），男，中国陕西西安人，本科，高级工程师，从事石油钻井装备研究。

绞车的用能需求突变主要出现于提升或下放钻具过程中。大量的研究工作通过建立钻机起升系统动力学模型，探究了不同提升或下放速度、加速度情况下绞车用能需求的变化规律，揭示了井下参数对用能需求的影响机理[1]。顶驱用能需求变化与钻头破岩、钻柱与井壁摩擦相关。机械比能是衡量顶驱用能需求的一个重要参数，主要用于评价钻井破岩效率。

2 技术分析

针对以上问题，提出了一种基于多场景的钻井系统负荷性能实时数据的功率需求分析与预测方法，并针对不同工况下钻井作业随井深变化的功率突变问题，建立了功率突变模型，同时设计了“油、网、储”多源供能模式下的电池储能技术和能源调度优化方法，以应对钻井作业中的复杂负荷

波动和能源供应问题。主要包括：

2.1 功率需求分析与预测方法

ARIMA（自回归积分滑动平均）模型能够基于历史数据分析钻井作业各阶段的负荷波动，识别钻井深度、设备类型、地质层特点等因素对功率需求的影响，并提供短期至中期内的功率需求预测。为了准确预测钻井作业中的功率需求波动，采用时间序列分析法，结合 ARIMA 模型对钻井过程中各阶段（如起钻、钻进、压裂等）进行特征提取和建模，准确预测功率需求波动，为后续的能源调度提供科学依据。

2.2 功率突变模型构建

钻井作业中，随着井深的增加和地质条件的变化，尤其是在钻井过程中遭遇机械卡钻、地层破裂等特殊工况时，功率需求会发生突变。为了应对这些突变，建立了一种基于非线性动力学和突变理论的功率突变模型。该模型能够捕捉钻井作业中的负荷突变现象，并分析其发生原因，如钻头卡钻、地层突变、设备故障等因素。通过对不同工况下功率突变点的预测和建模，为能源调度系统提供精准的应急响应机制。

2.3 能源调度优化方法

钻井作业中的能源调度面临着多场景、多因素的复杂调度问题，传统的线性规划（Linear Programming, LP）、动态规划（Dynamic Programming, DP）和遗传算法（Genetic Algorithm, GA）等方法在应对不确定性和多变的负荷需求时存在一定的局限性。为此，采用基于数据驱动的优化模型，结合强化学习（Reinforcement Learning, RL）及长短期记忆网络（LSTM）对能源调度进行精确预测和优化。强化学习（RL）可以处理多场景、多因素、时变的调度问题，能实时地根据钻井作业的每个阶段反馈的数据智能调整电网、电池储能系统和备用发电机之间的能量调配，确保在负荷波动时能够维持电力供应的稳定性，同时最大化资源的利用效率。长短期记忆网络（LSTM）可以预测未来几个小时或几天内的功率需求变化，通过对钻井过程中的各类因素（如钻井深度、设备状态等）的特征进行分析，能够预测出不同工况下的功率需求波动，在预定的时间内进行能源调度，避免过度配置电力设施，减少系统能耗。

2.4 多源供能调配系统

多源供能调配系统是一个集成了多种能源来源，并能够根据实际需求进行动态调度和优化配置的系统。该系统包括油气资源、电网、可再生能源（如太阳能、风能）和电池储能系统。其主要功能是实时监测不同能源的供给情况，依据钻井作业的实时功率需求、地质条件、负荷波动等因素，智能调配各类能源来源，自动调整能源的分配策略，实现多源能源的无缝对接和优化使用，确保在钻井过程中能源供应的稳定性和高效性。

3 关键技术

研究基于数据驱动的油气井钻井压裂作业能源调度优化系统及方法，包括智能调控平台、功率需求预测方法、功率突变分析模型、能源调度优化方案、多源供能调配系统。

3.1 智能调控平台

能够采集钻井全过程中的各类数据，包括功率数据、地层信息、泥浆泵运行状态、钻杆的运动数据及其提拉速度等。其中，所述实际模型模块包括绞车、泥浆泵、顶驱等，在实际模块上设有数个传感器用于采集数据，如井下温度、压力、大型设备钻速、泵压等，如图 1 所示。

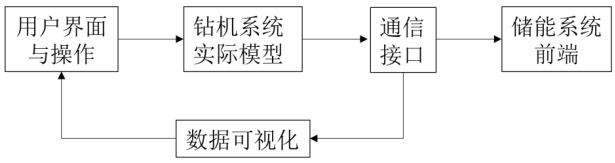

图 1 智能调控平台

3.2 功率需求预测方法

针对多场景的钻井系统负荷性能实时数据的功率需求分析与预测方法，为了精确预测功率需求的波动，采用基于时间序列分析的 ARIMA（自回归积分滑动平均）模型，通过对历史数据的建模，预测钻井作业中各阶段的功率需求波动。

ARIMA 模型公式：

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \text{L} + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-2} + \text{L} + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

式中，Y_t 为时刻 t 的功率需求，μ 为常数项，ϕ_i 和 θ_i 为模型的自回归系数和移动平均数，ε_t 为白噪声残差项。

3.3 功率突变分析模型

建立非线性动力学和突变理论的功率突变模型，用于捕捉和预测钻井过程中的功率突变现象，分析其发生原因（如设备故障、地层突变等），并为能源调度系统提供及时响应机制，确保钻井作业的安全性和稳定性。功率突变通常由多个因素（如机械摩擦、地层变化、设备故障）共同引起，可通过以下非线性方程描述功率需求的突变：

$$P(t) = f(X_t) + \delta(t)$$

式中，$P(t)$ 为时刻 t 的功率需求，X_t 为包含钻井深度、地质层、设备状态等因素的状态变量，$f(X_t)$ 为正常功率需求的预测函数，$\delta(t)$ 为突变型，表示因卡钻、地层破裂等特殊工况引起的功率突变。

3.4 能源调度优化方案

构建基于数据驱动的优化模型，结合强化学习（Reinforcement Learning, RL）和长短期记忆网络（LSTM）进行能源调度预测与优化。强化学习模型通过实时反馈调整电网、电池储能和备用发电机的调度策略，确保能源供应的稳定性。

强化学习模型的状态转移方程：

$$S_{t+1} = S_t + a_t \cdot \text{Ä}S$$

式中，S_t 为时刻 t 的系统状态，表示能源需求、供给

和负荷状态等因素，a_t 为在时刻 t 选择的动作，表示电网和储能系统的调度决策，ΔS 为状态变化量，反映能源供应的调整情况。

奖励函数：

$$R_t = -(C_{energy} \cdot P_t + C_{instability} \cdot \Delta S_t)$$

C_{energy}，$C_{instability}$ 分别为能源消耗和系统不稳定性带来的成本系数，P_t 为功率需求，$\ddot{A}S_t$ 为状态变化量。

LSTM 是一种适合处理时序数据的深度学习模型，能够学习钻井作业中功率需求的时间序列特征。通过分析钻井深度、设备状态等特征，LSTM 可以预测未来几小时或几天内的功率需求变化，并进行精准的能源调度。

LSTM 模型的状态更新方程：

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$
$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$
$$\%_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$
$$C_t = ft \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \%_t$$
$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$
$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t)$$

式中，f_t, i_t, o_t 分别为忘记门、输入门和输出门的激活值，$\%_t$ 为候选细胞状态，C_t 为细胞状态，h_t 为隐藏状态。

3.5 多源供能调配系统

建立钻井作业现场“油、网、储”多源供能模式，在不同作业工况下进行动态调配。

系统能量平衡方程：

$$P_{total} = P_{oil} + P_{grid} + P_{storage}$$

式中，P_{total} 为系统总功率需求，P_{oil} 为油气发电机提供的功率，P_{grid} 为电网提供的功率，$P_{storage}$ 为储能系统提供的功率。

构建了绞车、泥浆泵、顶驱等三维模型，配备各类传感器采集包括钻压、转速、泵压、排量、密度、温度等运行信息，并将所述运行信息发送至智能控制平台后，采用 ARIMA 模型对起钻、钻进、压裂、钻井深度、设备类型、地质层特点等功率需求进行预测，预测未来一段时间内的功率需求。基于非线性动力学和突变理论建立不同工况下功率突变分析模型，功率需求发生急剧变化时，及时计算出充放电功率参考值。结合强化学习（RL）和长短期记忆网络（LSTM）实现对能源调度的智能优化，精确计算充放电余缺，并将充放电功率参考值及差值传输至多源能源调度系统 [2]。最后，依据作业进展与反馈，调整能源调度策略，确保稳定的能源供应。

4 应用案例

结合实际钻井作业现场负载，智能调控平台采集了整个钻井作业的历史数据和实时数据，利用 ARIMA 模型对已有数据进行功率需求预测，精准度达到 98.3%。基于非线性动力学和突变理论建立功率突变分析模型，计算充放电功率参考值，采用强化学习（RL）和长短期记忆网络（LSTM）进行能源调度优化，计算充放电余缺，并将所述充放电功率参考值和充放电余缺上传到多源供能调配系统中，最后，根据作业进展和反馈调整能源调度策略，确保稳定的能源供应。当功率突增变化提示信号传递给功率突变分析模型时，功率突变分析模型会计算出放电功率参考值，并通过强化学习（RL）和长短期记忆网络（LSTM）进行能源调度优化，计算出放电余缺，将所述放电功率参考值和放电余缺上传到所述多源供能调配系统中，启动储能系统进行放电，达到削峰效果。

5 结论

5.1 精准的功率需求预测

ARIMA 模型能够识别出功率需求的周期性变化及趋势，通过对历史数据的拟合，预测未来一段时间内的功率需求。这一预测能力使得智能调控平台能够提前调整能源供应策略，避免因功率需求波动过大导致的能源供应不平衡。同时，ARIMA 模型能够适应不同工况下的功率需求变化，有效降低因突发事件引起的能源缺口或过剩问题，确保钻井作业的连续性和稳定性。

5.2 高效的功率突变分析

非线性动力学可以捕捉到复杂工况下功率波动的细微变化，而突变理论则能够有效识别出功率突增的临界点。这一分析模型使得系统能够在功率需求发生急剧变化时，及时计算出充放电功率参考值，并提供调度依据。相比传统的调度方法，该模型具有更高的灵敏度和准确性，能够有效避免因功率突增而导致的设备过载或能源浪费 [3]。

5.3 优化的能源调度策略

通过结合强化学习（RL）和长短期记忆网络（LSTM）实现对能源调度的智能优化。强化学习算法能够根据钻井作业中的实时数据和历史信息，学习并优化充放电策略，通过奖励机制不断调整调度决策，以适应复杂多变的工作环境。LSTM 网络则通过其独特的记忆能力，能够有效捕捉长时间序列数据中的长期依赖关系，从而更精确地预测未来的功率需求和能源供给状况。这两者的结合，使得能源调度不仅能够响应当前的供需情况，还能通过自我学习和不断优化，提前预见并规避潜在的能源不足或过剩问题。通过这种智能调度，系统能够精确计算充放电余缺，确保能源的合理分配，从而大幅提高能源利用效率，减少因调度不当而造成的能源浪费和设备压力，保障钻井作业的顺利进行。

参考文献

[1] 井玉霏. 石油钻机提升系统的数字孪生模型构建[D]. 西安: 西安石油大学, 2021.

[2] 夏勇. 钻机起升系统动态性能分析及井下事故诊断研究[D]. 成都: 西南石油大学, 2022.

[3] 苏超, 李士斌, 王旭浩, 等. 修正机械比能模型研究[J]. 石油化工高等学校学报, 2018, 31(5): 71-76.