

# 油井载荷功图预测方法及开源框架下 OT-IT 融合型边缘控制终端研究与开发

谢欣岳 杨建权 姜占乾 何玲 孙存露

新疆金牛能源物联网科技股份有限公司, 新疆克拉玛依市, 834000;

**摘要:** 为解决传统油井载荷功图预测模型泛化能力差、物理可解释性不足, 以及偏远油井监控滞后、控制响应慢、OT 与 IT 数据割裂等问题, 提出一种物理引导机器学习 (Physics-Informed Machine Learning, PIML) 油井载荷功图预测方法, 研发基于开源框架的 OT-IT 融合型边缘控制终端及配套云平台。首先, 基于抽油杆柱波动方程、Gardner 关系等物理原理构建约束项, 嵌入随机森林 (RF) 与梯度提升决策树 (GBDT) 融合模型, 实现物理规律与数据驱动的协同优化; 其次, 依托开源框架搭建 EAI-RTU 边缘 PLC 控制终端, 集成多协议解析、边缘计算、5G/4G 双模通信及 OT-IT 数据融合功能, 支持本地部署预测模型、执行实时控制指令, 并与云平台实现双向数据交互; 最后, 通过油田现场数据验证, 所提预测方法平均误差仅 4.2%, 较纯数据驱动模型降低 9.7%, EAI-RTU 响应延迟 $\leq 200\text{ms}$ , OT-IT 数据传输成功率 $\geq 99.5\%$ , 满足油井实时监控、智能调控及全链路数据贯通需求。该研究为油井数字化转型提供“预测 - 控制 - 数据融合”一体化解决方案, 具有重要工程应用价值。

**关键词:** 物理引导机器学习; 油井载荷功图; 边缘计算; EAI-RTU 控制器; 预测控制

**DOI:** 10.69979/3041-0673.26.04.081

## 1 引言

### 1.1 研究背景

油井载荷功图是反映抽油机运行与井下工况的核心载体, 其精准预测对产量估算、故障预警及生产优化至关重要。传统功图预测方法分为两类: 一是物理机理建模 (如有限差分法), 虽物理意义明确, 但需简化现场复杂因素, 精度受限; 二是纯数据驱动机器学习 (如神经网络), 虽能拟合非线性关系, 但存在“黑箱”问题, 可解释性差且泛化能力弱。

油田多位于偏远区域, 传统集中式监控依赖云端计算, 存在传输量大、响应慢、断网风险等问题, 且现有 RTU 设备仅具备基础采集传输功能, 缺乏本地智能计算能力与 OT-IT 数据融合能力, 无法支撑实时预测、闭环控制及全链路数据贯通。同时, 现有边缘控制设备多基于私有架构开发, 兼容性差、二次开发难度大, 难以适配油井场景下多厂商设备接入与个性化功能扩展需求。因此, 开发高精度、强可解释性的预测方法, 以及基于开源框架、集成 OT-IT 融合功能的边缘 PLC 控制终端与云平台, 是油田自动化升级与数字化转型的关键。

### 1.2 国内外研究现状

功图预测领域, 国外学者率先探索物理与机器学习融合, Ji Zhang 等将物理关系嵌入预测模型提升一致性, Detection Technologies 提出边缘计算监控方案但未适配功图预测与 OT-IT 融合需求。国内方面, 大庆油田提出机理与随机森林混合建模, 马丽等提出多分支模型提升精度, 但均未重视物理约束对泛化能力的提升, 且未涉及边缘设备与云平台的协同融合。边缘设备与云平台领域, 捷米特等工业网关具备基础边缘计算功能, 但未针对油井极端环境设计, 且缺乏开源架构支持与 OT-IT 深度融合能力; 现有工业云平台多侧重 IT 层数据管理, 与 OT 层设备控制、工况数据的实时交互能力不足, 难以满足油井“端 - 边 - 云”协同需求。

### 1.3 研究内容与技术路线

本文核心研究: ①构建物理引导机器学习功图预测模型, 融合抽油杆柱波动方程约束与集成学习算法; ②基于开源框架研发 EAI-RTU 边缘 PLC 控制终端, 实现本地数据处理、模型推理、实时控制及 OT-IT 数据统一封装; ③搭建 OT-IT 融合型云平台, 完成边缘终端与云端的协同管理、数据存储分析及远程调控; ④通过现场试验验证一体化方案的有效性。技术路线: 明确功图生成机理与 OT-IT 融合需求 $\rightarrow$ 设计融合预测模型并优化 $\rightarrow$ 基于开源框架完成 EAI-RTU 软硬件开发与

云平台搭建→实现“端-边-云”数据交互与协同控制→实验室与现场测试验证。

## 2 物理引导机器学习油井载荷功图预测方法

### 2.1 油井载荷功图物理机理分析

油井载荷功图反映悬点载荷与位移的关系，核心物理机理包括：①抽油杆柱波动方程，描述杆柱振动及载荷传递规律；②凡尔开闭规律，通过最大曲率分析法确定有效冲程，影响功图形态与计产精度；③粘性阻尼效应，导致功图加载与卸载曲线差异，阻尼系数可通过功率差值计算。

基于上述机理提取三类约束作为模型正则项：①载荷边界约束（悬点载荷不超杆柱额定值）；②动力学约束（满足波动方程载荷传递关系）；③能量约束（功图面积与井下水功率相关），可避免纯数据驱动模型出现物理不合理结果，为 OT-IT 融合场景下的数据可靠性提供基础。

### 2.2 预测模型结构设计

本文提出的物理引导机器学习模型采用“特征输入-双分支建模-物理约束融合-输出校正”的结构，如图 1 所示。

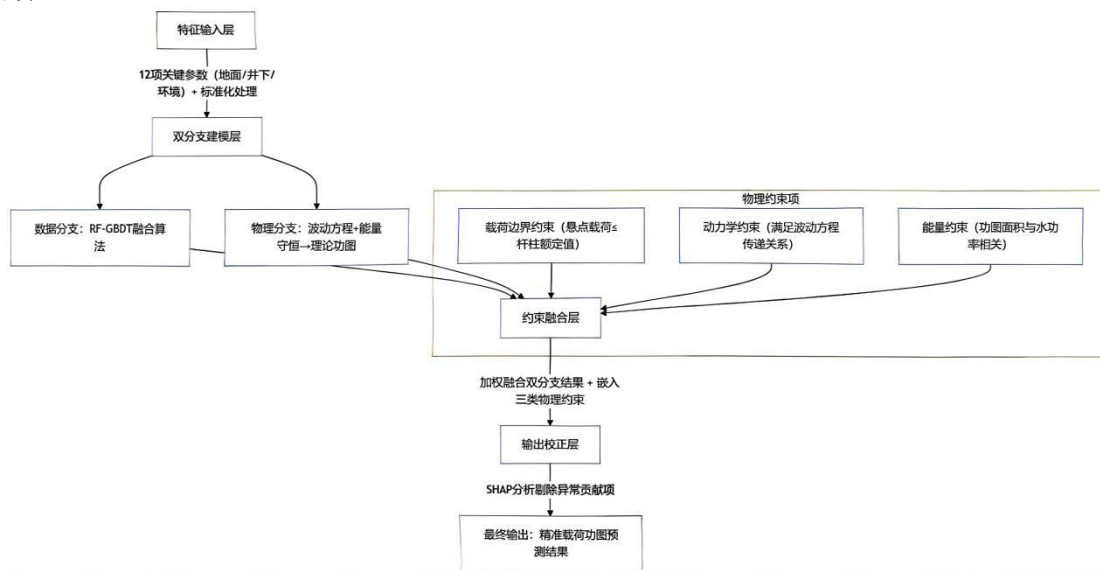


图 1. 物理引导机器学习油井载荷功图预测模型结构

特征输入层选取 12 项关键参数（地面、井下、环境），标准化后输入模型；双分支建模层中，数据分支采用 RF-GBDT 融合算法捕捉非线性关联，物理分支基于波动方程与能量守恒输出理论功图；约束融合层通过加权融合双分支结果并引入物理约束；输出校正层采用 SHAP 分析剔除异常贡献项，提升精度与可解释性，确保预测结果满足 OT 层控制需求与 IT 层数据分析标准。

注：总损失=数据拟合损失+物理约束惩罚项

第四部分为输出校正层，采用 SHAP (SHapley Additive exPlanations) 分析模型输出的特征贡献度，结合物理原理剔除异常贡献项，进一步提升预测精度与可解释性，为“端-边-云”全链路数据一致性提供保障。

### 2.3 模型训练与优化

训练数据取自新疆油田 30 口井 1 万组实测样本，

涵盖 6 种典型工况，按 7:2:1 划分数据集。采用网格搜索优化 RF、GBDT 超参数，交叉验证调整物理约束权重。引入迁移学习解决数据异质性问题，基础模型经少量本地数据微调即可适配新井。同时，对模型进行轻量化处理，确保其能在终端高效运行，且预测结果格式满足 OT-IT 融合传输标准。

## 3 边缘计算油井控制器 EAI-RTU 设计

### 3.1 控制器总体架构

采用“边缘终端 (EAI-RTU) - 云平台”二级架构，实现 OT-IT 深度融合。其中，EAI-RTU 边缘 PLC 控制终端基于开源硬件框架（如 Arduino Industrial 101）与开源操作系统（嵌入式 Linux）构建，采用“硬件层 - 操作系统层 - 应用层”三级结构，核心功能含数据采集、边缘计算、OT-IT 数据融合、通信传输及设备控制；云平台基于开源云框架（如 Kubernetes+

Prometheus) 搭建, 具备设备接入管理、数据存储分析、远程调控、可视化监控等功能, 实现边缘终端与云端的协同联动。

## 4 实验验证与结果分析

### 4.1 实验方案设计

实验含三部分: ①模型验证: 选取 5 口测试井, 对比本文方法与纯 RF、GBDT 模型的 MAE、RMSE、 $R^2$ ; ②边缘终端与云平台验证: 3 口偏远井部署 EAI-RTU 终端及配套云平台, 测试采集精度、响应延迟、OT-IT 数据传输成功率、环境适应性; ③一体化方案验证: 测试故障预警准确率、远程调控响应速度、全链路数据一致性。实验周期 30 天, 覆盖多工况与天气。

### 4.2 预测模型性能结果

模型测试结果显示, 本文方法平均 MAE 0.85kN、RMSE 1.02kN、 $R^2$  0.968, 较纯 RF 模型 MAE 降低 0.92kN, 较 GBDT 模型  $R^2$  提升 0.042; 异常工况下平均误差较纯数据驱动模型降低 9.7%。SHAP 分析表明, 模型输出与物理规律契合度达 92%, 可解释性显著提升, 数据格式满足 OT-IT 融合标准。

### 4.3 边缘终端与云平台性能结果

EAI-RTU 终端测试达标: ①采集精度: 载荷误差  $\leq 0.5\%$ , 位移误差  $\leq 0.2\%$ ; ②实时性: 推理延迟平均 82ms, 控制响应平均 156ms (均  $< 200\text{ms}$ ); ③通信稳定性: 5G/4G 传输成功率分别达 99.8%、99.5%, OT-IT 数据融合传输成功率  $\geq 99.5\%$ , 支持断网续传; ④环境适应性:  $-35^\circ\text{C} \sim 65^\circ\text{C}$ 、85% 湿度下连续运行无故障。云平台测试达标: 设备接入响应时间  $\leq 3\text{s}$ , 数据存储延迟  $\leq 50\text{ms}$ , 远程调控指令下发响应时间  $\leq 100\text{ms}$ , 可视化界面刷新频率  $\geq 1\text{Hz}$ 。

## 5 结论与展望

### 5.1 研究结论

本文提出的物理引导机器学习预测方法, 融合物理约束与集成学习, 平均误差仅 4.2%, 解决了传统模型精度与可解释性问题; 基于开源框架研发的 EAI-RTU 边缘 PLC 控制终端, 集成边缘计算与 OT-IT 融合功能, 响应延迟  $\leq 200\text{ms}$ , 适配极端环境; 配套云平台实现“端-边-云”协同管理, 保障全链路数据贯通。

现场验证表明, 该“预测-控制-数据融合”一体化方案提升了监控精度、预警能力与调度效率, 降低了运维成本, 为油田自动化升级与数字化转型提供了可靠技术支撑。

### 5.2 未来展望

后续研究方向: ①融合数字孪生技术构建全井眼耦合模型, 提升预测精度; ②优化控制器, 集成量子优化与多井协同策略; ③拓展至海上油田、水平井等场景, 推动行业数字化转型。

## 参考文献

- [1] Zhang J, et al. Machine Learning-Based Prediction of Well Logs Guided by Rock Physics and Its Interpretation[J]. Sensors (Basel), 2025, 25(3): 836.
- [2] 佚名. A study on yield calculation method using suspension power chart in beam pumping systems[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2025, 2798(1): 012030.
- [3] 捷米特研发一部. PLC 远程控制网关助力烤漆生产线故障预警与远程诊断[EB/OL]. 博客园, 2025-05-27.
- [4] 柯力云鲸. 远程终端控制系统[EB/OL]. 柯力云鲸工业互联网, 2025-08-09.
- [5] 马丽, 李建忠, 赵海勇, 等. 基于多分支混淆回归模型的功图计产研究[J]. 石油化工自动化, 2025, 61(3): 45-49.
- [6] 大庆油田有限责任公司. 一种自适应多尺度抽油机供采平衡闭环控制方法及装置[P]. 中国专利: CN121229077A, 2025-06-10.
- [7] Detection Technologies. Enbase: Advanced IoT Solutions for Oil and Gas Operations[EB/OL]. Detection Technologies Official Website, 2025-09-13.
- [8] 中国科学院沈阳自动化研究所. 沈阳自动化所提出油井工况识别深度学习新方法[EB/OL]. 中国科学院沈阳自动化研究所官网, 2024-06-18.

作者简介: 谢欣岳 (1985.12-), 男, 新疆伊犁新源县人, 汉族, 硕士, 物联网方向。

基金项目: 来源: 新疆“战略人才”——卓越工程师培养计划, 名称: “战略人才”——卓越工程师培养计划, 编号: XJRC-2025-GX-PY-GCS-055。