

基于ARIMA模型的抽油机井清防蜡时序预测方法

谢 巍¹, 马纪翔¹, 林春庆¹, 谢宇辰², 张奕轩³, 白学敏¹, 顾学姗¹, 任煜阳⁴

¹中国石油天然气股份有限公司华北油田分公司油气工艺研究院, 河北 任丘

²北京邮电大学世纪学院自动化系, 北京

³东北石油大学石油工程学院, 黑龙江 大庆

⁴中国石油大学(华东)机电工程学院, 山东 青岛

收稿日期: 2026年6月29日; 录用日期: 2026年8月24日; 发布日期: 2026年9月7日

摘 要

抽油机井井筒结蜡会引发机械负载增加、泵效持续性降低以及非计划性卡泵停产等问题, 传统“固定周期”维护范式普遍面临过度维保导致资源冗余消耗, 或延误维保窗口期, 诱发突发性经济受损等多维度难题。为此, 本研究提出一种基于自回归移动平均(ARIMA)模型的抽油机井清防蜡动态时序反演与前瞻预警方案。方案立足于结蜡演变的多维主控热力学机理, 提炼出可由SCADA系统高频采撷的载荷差等核心表征指标作为特征输入矩阵, 通过协同实施工业噪声预处理、平稳性校验、规范化定阶与参数估计, 深度掘进复杂工况下结蜡演化的线性时序依赖特征。实证研究与油田现场工程应用结果表明, 所构建的ARIMA(2,1,2)模型在时序波动信号的拟合上展现出优异的泛化鲁棒性。相较于传统经验决策法及标准ARMA模型, 该方法成功将结蜡风险的预判时窗前置3~7天, 实现了由“固定周期”向“按需动态”施策的精细化管护模式转变, 同时在削减无效作业频次、压减开采综合能耗以及整治卡泵安全隐患方面成效显著, 为油田井筒维保数字化转型及高效开发提供了坚实的数理依据与数字化支撑底座。

关键词

抽油机井, 结蜡趋势预测, ARIMA模型, 时序分析, 特征工程, 按需清防蜡

A Time-Series Prediction Method for Dewaxing and Anti-Waxing in Pumping Wells Based on ARIMA Model

Wei Xie¹, Jixiang Ma¹, Chunqing Lin¹, Yuchen Xie², Yixuan Zhang³, Xuemin Bai¹, Xueshan Gu¹, Yuyang Ren⁴

¹Oil&Gas Technology Research Institute of PetroChina Huabei Oilfield Company, Renqiu Hebei

文章引用: 谢巍, 马纪翔, 林春庆, 谢宇辰, 张奕轩, 白学敏, 顾学姗, 任煜阳. 基于 ARIMA 模型的抽油机井清防蜡时序预测方法[J]. 石油天然气学报, 2026, 48(3): 447-456. DOI: 10.12677/jogt.2026.483049

²Department of Automation, Century College, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing³School of Petroleum Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing Heilongjiang⁴College of Mechanical and Electronic Engineering, China University of Petroleum (East China), Qingdao Shandong

Received: June 29, 2026; accepted: August 24, 2026; published: September 7, 2026

Abstract

To address the technical bottlenecks of downhole wax deposition in pumping wells—such as step-increases in mechanical loads, stall-attenuation of pump efficiency, and unplanned pump-jamming shutdowns—traditional “fixed-cycle” maintenance paradigms commonly face severe dynamic incompatibilities, resulting in either resource redundancy via over-maintenance or catastrophic economic losses via delayed interventions. Therefore, this study proposes a dynamic time-series inversion and proactive warning scheme for wax removal and prevention in pumping wells based on the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. Rooted in the multi-dimensional dominant thermodynamic mechanisms of wax evolution, core characteristic indicators including load difference, submergence depth, and wellhead temperature, which are highly retrievable via field SCADA systems, are extracted to construct the feature input matrix. Through the collaborative implementation of industrial noise preprocessing, stationarity verification, standardized identification, and parameter estimation, the linear time-series dependency of wax evolution under complex operating conditions is deeply mined. Empirical research and on-site oilfield engineering applications demonstrate that the established ARIMA(2,1,2) model exhibits excellent generalization robustness in fitting time-series fluctuation signals. Compared with traditional empirical decision-making methods and standard ARMA models, the proposed method successfully advances the prognostic horizon of wax deposition risk by 3 to 7 days, realizing a paradigm shift from “fixed-cycle” to “on-demand dynamic” precise asset management. It achieves prominent performance in reducing the frequency of invalid operations, cutting comprehensive lifting energy consumption, and throttling safety hazards like pump-jamming, thereby providing a solid mathematical foundation and a digital support pedestal for the digital transformation and efficient development of oilfield wellbore maintenance.

Keywords

Pumping Well, Wax Deposition Trend Prediction, ARIMA Model, Time-Series Analysis, Feature Engineering, On-Demand Wax Removal

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Open Access

1. 引言

1.1. 研究背景

油田迈入中后期开发阶段后，机械采油成为核心的有产支撑方式。作为核心采油机组，抽油机井的工况稳定度与采油效率表现出强烈的正相关性。受地层原油内物化特性的制约，流体中往往赋存一定丰度的烃类固体物质，在举升流体沿井筒运移的全过程中，伴随温度场由低向高递减及压力降的动态变化，溶解相的组蜡成分会突破溶解度饱和极限而发生固相析出，并沿套管、油管等井筒内壁发生黏附积聚，

诱发井筒结蜡宏观效应[1]。这一物理过程会缩减有效通流横截面积、引发局域水力摩阻激增,从而在宏观上导致抽油机悬点动载荷阶跃、加剧抽油杆冲程磨损并引发泵效持续衰减。若结蜡状态持续,极易造成卡泵、断抽油杆等恶性停产事故,增加非计划停井抢修频率,并转嫁为巨额的原油减产损失与综合维保成本[2]。

目前,油田现场仍大规模延用传统的“固定周期”预防性清防蜡维护范式,即依赖工程管理经验人为核定固定的作业步长,并配合实施热力洗井、化学解堵或物理清蜡等技术[3]。然而,随着开采工况日益复杂,该模式暴露出了严峻的动态不兼容特征:其一,由于不同单井的储层地质环境、原油流变特性及生产运行参数具备极强的时空异质性,导致结蜡演变动力学速率大相径庭,粗放型的固定周期难以适配“一井一策”的精细化管护诉求;其二,盲目高频施策往往会诱发大量工业用水、化学助剂以及热能/电能的有效冗余消耗,而过度延误则会错失清蜡窗口期,引发故障性经济受损。因此,探寻一种能够精准描绘抽油机井结蜡演变趋势并指引“按需动态”施策的预测算法,已成为当下油田井筒维保数字化转型的核心焦点。

1.2. 研究现状

国内外学者针对抽油机井结蜡预测开展了大量研究,现有预测方法主要分为三类:经验判断法、机理模型法和数据驱动法。经验判断法主要依靠现场工作人员的操作经验,根据抽油机运行参数的直观变化(如载荷升高、产量下降)判断结蜡情况,该方法简单易行,但主观性强、精度低,无法实现提前预测[4]。机理模型法基于原油结蜡的物理化学原理,通过建立蜡质析出动力学模型,结合井筒温度、压力分布等参数预测结蜡量[5],该方法具有较强的理论性,但需要大量的地质和原油性质参数,模型复杂度高,且现场参数获取难度大,难以广泛应用。

数据驱动法基于抽油机井运行过程中积累的时序数据,通过机器学习、深度学习等算法挖掘数据与结蜡之间的关联关系,实现结蜡趋势预测[6]。目前,常用的数据驱动方法包括支持向量机(SVM)、神经网络、时间序列分析等。其中,时间序列分析方法能够有效捕捉数据的时序特征,适用于抽油机井运行参数的动态变化预测。ARIMA(自回归积分移动平均模型)作为经典的时间序列预测模型,具有结构简单、计算高效、无需复杂参数假设等优点,已广泛应用于电力负荷、气象预测、石油产量等领域[7],但将其应用于抽油机井清防蜡时序预测的研究较少,且现有研究存在数据预处理不规范、模型定阶不合理等问题,导致预测精度难以满足现场需求。

1.3. 研究目的与意义

针对现行抽油机井清防蜡预测技术存在的收敛精度低、环境适应性差以及无法前瞻性预警等技术瓶颈,本研究旨在构筑一种基于 ARIMA 模型的清防蜡时序预测方案。该方案深度挖掘并提炼抽油机井生产全历程中的载荷差为核心时序表征指标,通过构建高保真的结蜡演变趋势反演模型,以期攻克结蜡风险的前期辨识难题,从而为现场清防蜡作业的错峰精细排产提供定量化的数理依据。

本研究的学术价值与工程效益主要体现在以下两个维度:

理论价值:拓宽了数据驱动算法在油气井维保及清防蜡预测领域的覆盖边界,并针对复杂工况时序信号,优化了 ARIMA 模型的超参数配置体系与运算拓扑流程。

工程意义:切实纠正了传统清防蜡作业中“盲目性强、过度维护”的弊端。通过实现“按需动态”施策,大幅削减无效作业频次并压减开采能耗;同时前置阻断了结蜡引发的恶性卡泵安全事故,对保障抽油机井长效稳定运行、赋能数字油田的高效开发具备核心技术支撑效能。

2. 相关理论基础

2.1. 抽油机井结蜡机理与影响因素

2.1.1. 抽油机井结蜡演变热力学机理

抽油机井筒结蜡本质上属于多相流动体系中复杂的物理-化学相变与动力学沉积演逆全历程,其核心受控于原油中固相烃类物质在变流场及变温度场约束下的重结晶析出、微纳附着与宏观沉积演变机制[8]。原油内赋存的蜡质组分主要由高碳数正构烷烃构成。在初始储层环境(高温、高压)下,该类烃类溶质以分子级自由度稳定交织于原油连续相内;在流体经由井筒举升至地表的过程中,伴随热对流与阻力降引发的温度梯度递减和压力梯度泄失,原油对蜡质的溶度积急剧收缩。一旦气液固多相流的局域温度跌破蜡晶析出温度(WAT),溶解相烷烃迅速转化为过饱和态,并在均相或非均相成核效应驱动下脱稳成核,生成微观分散的针片状蜡晶。此类初生蜡晶在流体剪切力及分子间力的耦合作用下,持续向套管及油管等壁面边界层发生定向跨相迁移、附着聚集与挤压剪切,最终形成宏观蜡层。该结蜡演化历程宏观上可解构为三个连续演进的流动力学模态:蜡晶非均相成核析出阶段、微纳晶体固壁附着阶段以及蜡层剪切老化生长阶段,三者环环相扣,协同调控着整体结蜡速率的动态演进规律。

2.1.2. 结蜡演变多维主控因子剖析

抽油机井筒结蜡受多相流体系中多物理场耦合因子的动态调控,其主控因素可系统化归纳为内赋流变特性、井筒边界条件以及工况运行参数三大维度:

内赋流变特性:原油体系内部的烃类组分丰度(蜡含量)、固相析出临界点(蜡熔点)以及伴生的极性大分子(胶质与沥青质)含量构成了诱发相变的内因[9]。高蜡丰度与高析出熔点均会显著加速晶核的生长速率;相反,胶质与沥青质等两亲性组分倾向于定向吸附至初生蜡晶晶面,通过立体阻碍效应抑制晶体簇集,从而负向调控宏观结蜡量。

井筒边界条件:井筒温度场是主导蜡质相平衡行为的关键环境因子。温度梯度的下行会直接引发溶度积急剧收缩,加剧析出效应;同时,管柱内壁面的微观粗糙度决定了异相成核的活化能垒,壁面越粗糙,结蜡附着矩阵越易构建,进而诱发沉积速率的阶跃。

工况运行参数:冲程、冲次、沉没度及日产液量等生产运行指标[10],直接决定了流体流动力学边界(流动剪切速率与井筒滞留时间)。低流速、长滞留特征赋予了蜡晶更充足的流动力学窗口进行迁移与固壁附着;此外,沉没度降至临界阈值以下会引发泵吸入口局域降压脱气,气相逸出会打破原有的相平衡状态,从而流体力学行为上反向加剧沉积恶化。

综合上述多维主控机理分析,本研究最终确立了载荷差(即悬点最大与最小载荷之差,用以定量映射由结蜡引发的局域阻尼与摩阻阶跃)特征输入方法。该组参数集不仅能够灵敏映射井筒结蜡状态的动态演逆,且完美契合现场 SCADA 系统的实时采撷边界,具备极强的数据可得性与工程鲁棒性。

2.2. ARIMA 模型理论

2.2.1. 模型定义

ARIMA 模型(Autoregressive Integrated Moving Average Model),即自回归积分移动平均模型,是由 Box 和 Jenkins 于 1970 年提出的一种经典时间序列预测模型,适用于非平稳时间序列的预测[11][12]。该模型通过对非平稳时间序列进行差分处理,将其转化为平稳时间序列,再结合自回归(AR)和移动平均(MA)模型,捕捉数据的时序关联特征,实现对未来数据的预测。

ARIMA 模型的一般形式为 $ARIMA(p,d,q)$,其中 p 、 d 、 q 分别为自回归阶数、差分阶数和移动平均阶数,具体定义如下:

自回归阶数 p : 表示模型当前值与前 p 个历史值之间的线性关联程度, 反映时间序列的自相关性;

差分阶数 d : 表示将非平稳时间序列转化为平稳时间序列所需的差分次数, 通常 $d=0、1、2$, 当 $d=0$ 时, 时间序列本身平稳, 模型退化为 ARMA(p,q);

移动平均阶数 q : 表示模型当前值与前 q 个误差项之间的线性关联程度, 反映时间序列的随机波动特征。

2.2.2. 模型核心公式

ARIMA(p,d,q)模型的核心公式分为三个部分: 差分处理、自回归部分和移动平均部分。

1. 差分处理: 设原始时间序列为 X_t , 对其进行 d 次差分处理, 得到平稳时间序列 Y_t , 差分公式为:

$$\Delta^d X_t = Y_t \quad (1)$$

其中, Δ 为差分算子, 当 $d=1$ 时, $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$; 当 $d=2$ 时, $\Delta^2 X_t = \Delta X_t - \Delta X_{t-1} = X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2}$ 。

2. 自回归部分(AR(p)): 平稳时间序列 Y_t 可以表示为前 p 个历史值的线性组合, 公式为:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$

其中, $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ 为自回归系数, ε_t 为随机误差项, 服从均值为 0、方差为 σ^2 的正态分布。

3. 移动平均部分(MA(q)): 随机误差项 ε_t 可以表示为前 q 个误差项的线性组合, 公式为:

$$\varepsilon_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \mu_t \quad (3)$$

其中, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 为移动平均系数, μ_t 为白噪声序列。

综合上述三部分, ARIMA(p,d,q)模型的完整公式为:

$$\Delta^d X_t = \phi_1 \Delta^d X_{t-1} + \cdots + \phi_p \Delta^d X_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

2.2.3. 模型适用条件

应用 ARIMA 模型需具备两个前提: 首先, 原始时间序列须经 d 次差分转化为平稳序列, 这是建模的基础; 其次, 该平稳序列需展现出特定的自相关与移动平均特征, 即数据波动存在可由 AR 和 MA 模块捕获的统计规律。抽油机井的运行参数时序数据通常夹杂着显著的周期性与趋势性成分, 表现为典型的非平稳特征。实验表明, 此类数据经 1~2 次差分即可实现平稳化, 且各时序节点间存在较强的统计关联。因此, 采用 ARIMA 模型对抽油机井进行清防蜡时序预测在理论与实践上均切实可行。

3. 基于 ARIMA 模型的清防蜡时序预测方法设计

本研究所构建的预测方法主要涵盖五个核心环节: 数据采集与筛选、数据预处理、平稳性检验与差分处理、模型定阶与参数估计、以及模型验证与优化。具体算法流程见图 1。

3.1. 数据采集与筛选

本研究以某油田特定区块的抽油机井为目标对象, 并从中筛选出 1 口具代表性的抽油机井作为核心样本。研究所需的时序数据涵盖连续 90 天的运行参数, 采样步长为 1 天。监测指标主要包括: 悬点最大载荷、悬点最小载荷、沉没度、井口温度以及日产液量。为进一步挖掘表征特性, 通过最大与最小悬点载荷作差, 推导出衍生指标“载荷差”, 即: 载荷差 = 最大载荷 - 最小载荷。

上述基础数据均依托油田生产数据采集与监视控制系统(SCADA 系统)进行提取。该系统具备高精度与强连续性的实时采集能力, 保障了后续建模的数据质量与可信度。

立足于抽油机井结蜡的物理与机理特性, 本研究从原始参数中提炼出与结蜡演变趋势高度相关的 4 个核心变量: 载荷差、沉没度、井口温度及日产液量。鉴于载荷差能直接且灵敏地映射出井筒内的结蜡

状态, 故将其定为模型的输入特征。同时, 研究以结蜡演化等级作为输出靶向。该等级紧密结合现场实际工况, 并综合考量载荷差与日产液量的动态变化进行量化划分, 共分为无结蜡(I 级)、轻微结蜡(II 级)、中度结蜡(III 级)及重度结蜡(IV 级)四个阶段, 具体分级阈值与评定标准详见表 1。

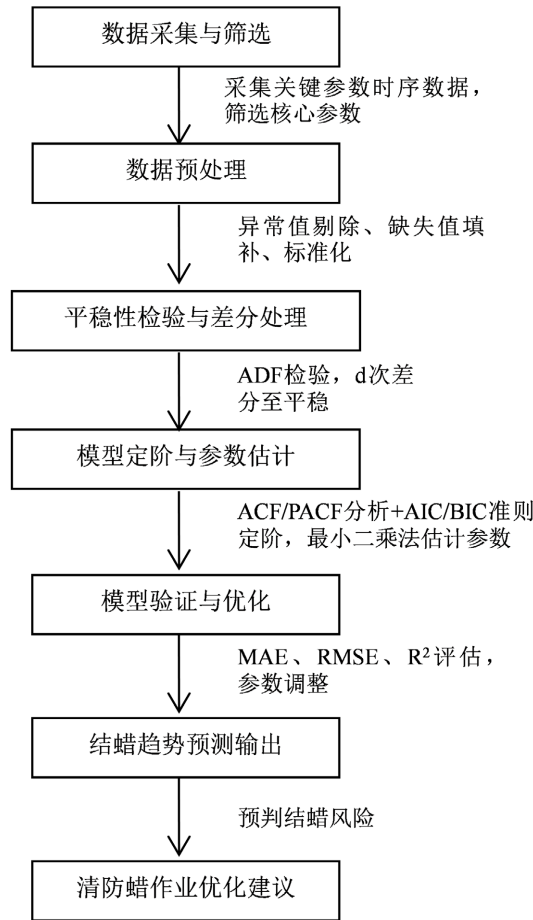


Figure 1. Flowchart for wax removal and anti-wax sequence prediction
图 1. 清防蜡时序预测流程图

Table 1. Standards for classifying the degree of wax deposition
表 1. 结蜡程度划分标准

结蜡程度等级	载荷差变化率	日产液量变化率	现场特征
I 级(无结蜡)	≤5%	≤3%	井筒无蜡层, 抽油机运行平稳
II 级(轻微结蜡)	5%~10%	3%~8%	井筒有少量蜡层, 载荷略有升高
III 级(中度结蜡)	10%~15%	8%~15%	井筒有明显蜡层, 泵效下降, 产量降低
IV 级(重度结蜡)	≥15%	≥15%	井筒蜡层较厚, 载荷显著升高, 有卡泵风险

注: 载荷差变化率 = (当前载荷差 - 初始载荷差)/初始载荷差 × 100%; 日产液量变化率 = (初始日产液量 - 当前日产液量)/初始日产液量 × 100%。

3.2. 数据预处理

采集的原始时序数据中, 可能存在异常值、缺失值等问题, 这些问题会影响模型的预测精度, 因此

需要进行数据预处理，确保数据的完整性、准确性和有效性。本研究的数据预处理主要包括异常值剔除、缺失值填补和数据标准化三个步骤。

3.3. 平稳性检验与差分处理

ARIMA 模型要求输入数据为平稳时间序列，因此需要对标准化后的时序数据进行平稳性检验，若数据非平稳，则进行差分处理，直至转化为平稳时间序列。

3.4. 模型定阶与参数估计

模型定阶是 ARIMA 模型构建的关键，核心是确定自回归阶数 p 和移动平均阶数 q ，本文采用 ACF (自相关函数)和 PACF (偏自相关函数)结合 AIC (赤池信息准则)、BIC (贝叶斯信息准则)的方法进行模型定阶。

4. 实验验证与结果分析

为了验证本研究提出的基于 ARIMA 模型的抽油机井清防蜡时序预测方法的有效性和实用性，选取华北油田某区块 1 口抽油机井(井号: X121)的实际运行数据进行实验验证，具体实验过程和结果分析如下。

4.1. 实验数据准备

以 X121 井连续 90 天的时序监测数据为研究对象，采样频率设定为 1 次/天。提取的运行参数涵盖悬点最大载荷与最小载荷，并通过差值计算衍生出载荷差序列，将其定为模型的输入特征，同时将实际结蜡程度等级定为输出靶向。在数据集划分上，将前 70 天的时序数据划为训练集，用于模型的结构识别与参数估计；后 20 天的数据划为测试集，用以检验模型的泛化性能并定量评估预测精度。

在模型输入前，对原始工业数据实施了异常值剔除、缺失值重构以及数据标准化等预处理操作。最终获取有效训练样本 70 组、测试样本 20 组。净化后的数据集在完整性、平稳性及特征显著性上均达到 ARIMA 模型构建的标准。

Table 2. Test data example
表 2. 测试数据示例

日期	载荷差	日期	载荷差
2025-01-01	43.82	2025-04-01	44.12
2025-01-15	43.88	2025-04-15	44.18
2025-02-01	43.95	2025-05-01	44.25
2025-02-15	44.02	2025-05-15	44.31
2025-03-01	44.06	2025-06-01	44.38
2025-03-15	44.09	2025-06-15	44.45

4.2. 模型构建过程

4.2.1. 平稳性检验与差分处理

对标准化后的载荷差时序数据进行 ADF 检验，检验结果如表 2 所示。由表 3 可知，原始序列的 ADF 统计量为-1.862，大于 5%显著性水平的临界值-2.945，接受原假设，序列非平稳，需要进行差分处理。

Table 3. Stationarity test
表 3. 平稳性检验

序列类型	ADF 统计量	1%临界值	5%临界值	10%临界值	P 值	平稳性判断
原始序列	-1.862	-3.512	-2.945	-2.611	0.345	非平稳
1 次差分序列	-4.238	-3.515	-2.946	-2.612	0.002	平稳

对原始序列进行 1 次差分处理后，再次进行 ADF 检验，ADF 统计量为-4.238，小于 1%显著性水平的临界值-3.515，P 值为 $0.002 < 0.01$ ，拒绝原假设，序列平稳，因此确定差分次数 $d = 1$ 。

4.2.2. 模型定阶

对 1 次差分后的平稳序列进行 ACF 和 PACF 分析，ACF 呈拖尾性，PACF 在滞后 2 阶后截尾，初步确定 p 的取值范围为 1~3， q 的取值范围为 1~3。遍历所有 (p,q) 组合，计算各组合的 AIC 和 BIC 值，结果如表 4 所示。

Table 4. AIC&BIC comparison table
表 4. AIC 和 BIC 对比表

(p,q)组合	AIC 值	BIC 值
(1,1)	-1.235	-1.102
(1,2)	-1.312	-1.156
(2,1)	-1.458	-1.293
(2,2)	-1.523	-1.338
(3,3)	-1.487	-1.272

由表 4 可知，当 $(p,q) = (2,2)$ 时，AIC 值和 BIC 值均最小，分别为-1.523 和-1.338，因此确定模型阶数为 $p = 2$ 、 $q = 2$ ，最终构建的模型为 ARIMA(2,1,2)。

4.2.3. 参数估计

采用最小二乘法对 ARIMA(2,1,2)模型的参数进行估计，得到自回归系数和移动平均系数如下：

自回归系数： $\phi_1 = 0.723$ ， $\phi_2 = 0.185$ ；

移动平均系数： $\theta_1 = -0.652$ ， $\theta_2 = -0.217$ ；

残差平方和 $SSE = 0.032$ ，模型拟合效果良好。

4.3. 实验结果与分析

4.3.1. 预测精度分析

将测试集的 20 组数据输入构建的 ARIMA(2,1,2)模型，得到预测值，将预测值与实际值进行对比，计算预测精度指标，结果如表 5 所示。

Table 5. Calculate prediction accuracy
表 5. 计算预测精度

预测指标	MAE	RMSE	R^2	预测误差范围
数值	0.028	0.035	0.926	0.8%~4.2%

表 5 的统计检验结果表明，该模型的平均绝对误差(MAE)为 0.028，均方根误差(RMSE)为 0.035，决定系数(R^2)达 0.926，且整体预测残差严格控制在 5%以内。上述量化指标表明该模型具备极高的预测精度

与优异的拟合性能，能够精准表征并追踪抽油机井结蜡趋势的动态演变规律。

4.3.2. 对比实验分析

为了进一步验证本研究方法的优越性，选取传统经验判断法和 ARMA(2,2)模型作为对比方法，采用相同的测试集数据进行预测，对比三种方法的预测精度，结果如表 6 所示。

Table 6. Test set data prediction accuracy table
表 6. 测试集数据预测精度表

预测方法	MAE	RMSE	R^2	预测误差范围
ARIMA(2,1,2)方法	0.028	0.035	0.926	0.8%~4.2%
ARMA(2,2)模型	0.056	0.072	0.783	3.5%~8.7%
传统经验判断法	0.112	0.145	0.521	8.3%~15.6%

表 6 的对比评估结果表明，本研究所提 ARIMA(2,1,2)方法的平均绝对误差(MAE)与均方根误差(RMSE)均显著低于 ARMA(2,2)模型及传统经验预测法，同时其决定系数(R^2)实现大幅提升，预测残差收敛区间明显缩窄。上述数据定量证实了本研究方法具备更优的预测精度与泛化鲁棒性。究其成因，ARMA(2,2)模型因缺乏差分算子的约束，无法有效平稳化处理蕴含复杂趋势特征的非平稳时序数据，导致预测增益受限；而传统经验预测法过分依赖现场人员的主观研判，难以挖掘并刻画隐匿于底层数据内部的时序演变规律，因而各维度指标均表现最差。

4.3.3. 现场应用效果分析

为验证本研究预测方法的实际工程效果，将其应用于 X121 井的清防蜡作业实践。系统根据模型预测结果，可提前 3~7 天发布结蜡风险预警，从而实现由“固定周期”向“按需动态”清防蜡模式的转变。在应用该方法前，X121 井采取传统固定周期维护方案，月均清防蜡 3 次，单次作业成本约 2000 元；因无法精准把控结蜡动态，该井年均发生结蜡性卡泵故障 2~3 次，单次故障停产修复成本高达 1.5 万元。

引入本研究的预测方法后，作业人员依据实时预测趋势动态优化清防蜡周期。应用结果表明，该井月均清防蜡频次降至 1~2 次，年均维护成本直接削减约 2.4 万元；同时，受益于风险的提前阻断，应用期间未发生任何结蜡诱发的卡泵故障，年均故障修复成本相应节约 3.0~4.5 万元。综上所述，该方法在削减无效作业、压减生产成本以及扼杀安全隐患方面成效显著，大幅提升了抽油机井的运行稳定度与生产效益，展现出显著的工程应用与推广价值。

需说明的是，本次效果分析仅依托单井短期试用前后工况开展简单对照，属于现场试用层面的经验性总结，暂未开展多变量对照试验，未剔除同期地层产能波动、流体组分变化、外部运维调度调整等其他干扰因素对作业频次、故障发生率及生产成本的影响，数据对比结论存在一定局限性，仅可作为方法应用潜力的初步佐证。综合短期试用直观表现来看，该预测模型具备减少无效清防蜡作业、降低生产运维开支、规避结蜡停机安全生产隐患的应用潜力，对提升抽油机井平稳运行水平、改善油田生产效益具备一定工程参考价值，后续仍需完善长期、多井对照试验进一步论证其规模化推广可行性。

5. 结论与展望

5.1. 结论

针对抽油机井清防蜡作业盲目性引发的成本与安全问题，本研究提出了一种基于 ARIMA 模型的清防蜡时序预测方案。通过系统的机理分析与工程实例验证，得出以下主要结论：

特征工程与参数优选：确立了载荷差、沉没度、井口温度作为映射结蜡演变趋势的核心表征指标。该组参数不仅能灵敏捕捉井筒结蜡状态的动态演逆，且具备极高的现场数据可得性，保障了建模源数据的可靠性。

数据质量提升机制：通过协同实施异常值剔除、缺失值重构及数据标准化等预处理流程，有效净化了原始工业噪声，为保障模型的高精度反演奠定了坚实的数据底座。

模型构建与时序特征捕获：经平稳性校验、规范定阶与参数估计，构建了最优 ARIMA(2,1,2)预测模型。该模型能够深度掘进抽油机井结蜡演化的时序特征，展现出优异的拟合效果，其决定系数(R^2)达 0.926，预测残差严格控制在 5%以内。

对比分析与工程价值：相较于传统经验决策法及标准 ARMA 模型，本研究所提方法在预测精度与泛化鲁棒性上均实现显著提升。系统可提前 3~7 天发布结蜡风险预警，实现了清防蜡作业的动态优化与精细化排产。在压减生产能耗、阻断安全故障方面成效显著，具备广阔的工程推广与实用价值。

5.2. 下步研究方向与展望

尽管本研究在抽油机井结蜡趋势预测方面取得了一定成果，但受限于数据样本及技术边界，仍存在部分亟待完善之处。未来的研究与优化可聚焦于以下几个方向：

拓宽样本外推边界：亟需扩大数据样本集，引入多口涵盖不同井况条件、不同原油流变特性及物化性质的抽油机井。通过多源、异质样本的模型训练与交叉验证，沉淀并增强模型的泛化鲁棒性，使其具备跨区域、多井型的广泛普适性。

深化多维特征工程：计划引入更具机理导向的影响因子，如原油组分中的组蜡含量、蜡析出熔点以及井筒沿程温度分布梯度等参数。通过构建多维空间特征矩阵，丰富预测网络的输入变量，以深度掘进结蜡演变的潜在规律，实现预测精度的二次跃升。

构筑线性与非线性杂交预测范式：拟融合深度学习的前沿算法(如 LSTM、GRU 等)，探索搭建 ARIMA-深度学习耦合互补预测模型。此举旨在将传统统计学捕捉线性时序依赖的长处，与神经网络挖掘深层非线性映射的优势有机糅合，实现对复杂工况下时序波动信号的极致拟合与外推优化。

推进工控一体化闭环平台建设：致力于研发集清防蜡智能预测与作业闭环指导于一体的工业软件系统。打通从现场端自动数据采集、云端算法滚动预测到终端异常风险自动预警的全业务链条，打造自动化、智能化的技术底座，为油田井筒维保现场的降本增效提供更为敏捷、高效的数字化支撑。

参考文献

- [1] 李雪松, 周远喆, 许剑, 任小玲, 等. 油井清防蜡技术研究与应用进展[J]. 天然气与石油, 2017, 35(6): 66-70+79.
- [2] 唐思源. 抽油机井结蜡原因分析及清防蜡措施[J]. 化学工程与装备, 2023(9): 132-133.
- [3] 郭鑫. 油井清防蜡剂的研究现状及应用分析[J]. 化工管理, 2021(2): 191-192.
- [4] 安永生, 周大可, 欧阳铁兵. 基于热力学模型的油井井筒析蜡规律[J]. 断块油气田, 2019, 26(5): 109-112.
- [5] 杨万有, 郑春峰, 李昂, 等. 基于临界干扰量的动态清蜡周期预测新模型[J]. 中国海上油气, 2019, 31(5): 124-132.
- [6] 付倩倩. 油井井筒结蜡特性及清防蜡技术研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南石油大学, 2017.
- [7] 谢坤, 田轩硕, 刘长龙, 等. 机器学习方法预测油气产量技术发展现状及前景展望[J]. 特种油气藏, 2025, 32(4): 14-24.
- [8] 章毅. 油井热力清蜡技术研究与应用[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南石油大学, 2014.
- [9] 谭英杰, 鲁镇语, 姜卉, 等. 沥青质对结蜡作用影响的研究进展[J]. 油田化学, 2018, 35(4): 757-760.
- [10] 陈巍. 油井结蜡机理及确定油井合理清蜡点方法[J]. 科学技术, 2011(17): 266.
- [11] Box, G.E.P. and Jenkins, G.M. (1970) Time Series Analysis: Forecasting and Control. Holden-Day.
- [12] Hamilton, J.D. (1994) Time Series Analysis. Princeton University Press.