

报告正文（2026 版）

参照以下提纲撰写，要求内容翔实、清晰，层次分明，标题突出。
申请书正文原则上不超过 30 页，鼓励简洁表达。请勿删除或改动下述提纲标题及括号中的文字。

（一）立项依据：

（为什么要开展此项研究，研究的科学技术价值如何）

1. 研究背景与科学问题

随着全球石油资源开采难度显著提升，油藏注采优化已成为推动油田开发效益最大化的核心关键，直接影响我国石油产业的资源利用效率与经济收益^[1]。从早期试错法、中期经验公式法到 21 世纪规则优化法，传统方法积累了丰富实践经验。但随着油藏开发环境日益复杂化，传统方法面临新挑战：①难以适应开采过程中流体性质、井筒压力等动态环境变化；②难以高效处理最大化产量、最小化成本、延长生命周期等多目标多约束问题；③难以充分挖掘高维数据潜藏的深层次非线性信息。

得益于计算机硬件迭代与油藏开发需求增长，基于计算机技术与油藏动力学的数值模拟方法应运而生^[2]，并以精准模拟油藏动态的优势成为核心开发工具。学者们进一步将数值模拟与最优化理论结合，形成新的注采优化方法^[3]：以优化生产指标为目标，通过计算机执行数值模拟并迭代（通常 2000–5000 次）寻找最优方案。然而，此类方法正面临计算资源需求高、模型准确性低、求解效率低、收敛速度慢等严峻挑战^[4]。

基于上述分析，本项目专注于探索油藏注采优化与人工智能深度融合的实现路径、应对复杂高维数据与物理约束下代理模型设计的挑战，以及在动态约束条件下优化算法的高效性与鲁棒性的平衡问题，拟重点研究如下三个关键科学问题：

- （1）如何实现油藏注采优化与人工智能的深度融合；
- （2）复杂、高维油藏数据和物理背景知识约束下代理模型的设计；
- （3）兼顾高效性与鲁棒性的油藏注采优化进化算法设计。

2. 国内外研究现状与挑战

2.1 国内外研究现状

油藏注采优化作为提升采收率、降低开发成本的关键技术，包含油藏数据分析、代理模型构建及优化算法设计三个基本构件。人工智能技术在油藏注采优化领域的应用日益广泛，近十几年相关论文发表数量在油藏注采优化研究中的占比显著提升（如图 1 所示），表明该领域已成为研究热点。目前，研究主要集中在油藏数据特征建模、代理模型优化及算法效率提升等方面，虽取得了一定进展，但在数据不确定性处理、模型泛化能力增强及计算效率优化等方面仍面临诸多挑战^[5]。

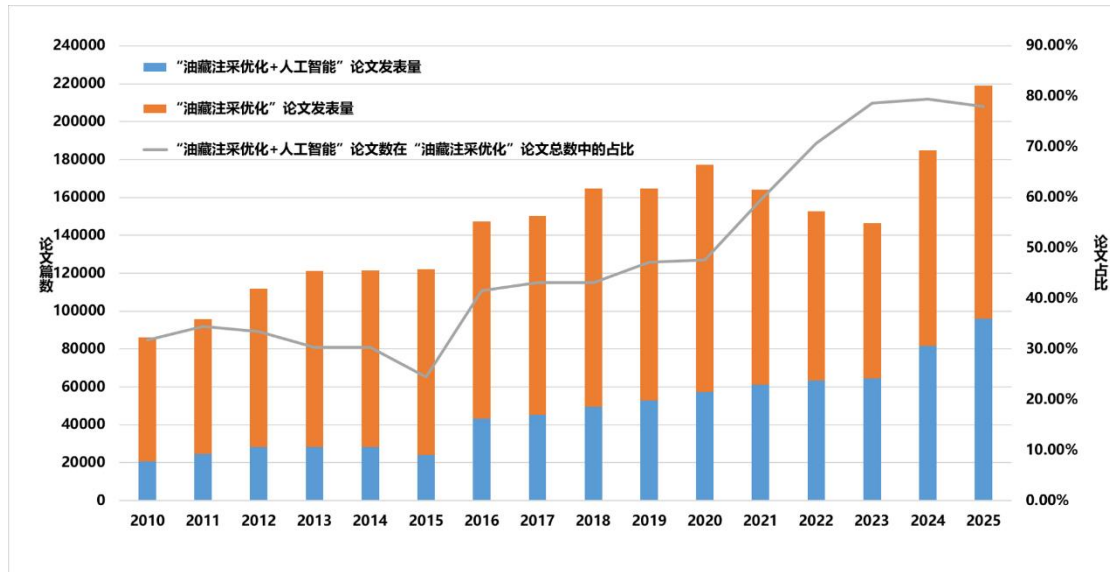


图 1. 近 15 年 Google Scholar 上以“油藏注采优化”与“油藏注采优化+人工智能”为主题的文献发文章量

(1) 油藏数据处理研究现状

油藏数据处理是油藏注采优化的首要核心环节，特征选择与提取方法的科学应用直接影响模型性能与可解释性^[6]。当前研究面临两大挑战：①特征选择的物理可解释性不足。以神经网络、XGBoost^[7]为代表的驱动方法虽能捕捉特征间非线性关系^[8]，但其“黑箱”特性导致特征重要性缺乏物理可解释性^[6]，难以满足油田决策者对机理透明度的需求。差分特征学习与注意力机制^[9]虽然能精准挖掘油藏数中关键特征，但如何与渗流力学等油藏物理规律结合，仍是领域适应性争议焦点^[10]。②特征提取的非线性表征能力有限。以局部线性嵌入指导的 PCA^[11]、多结构嵌入学习^[12]等方法虽能构造高维油藏数据的低维表达，但其“线性映射”特性对噪声敏感，难以保留原始数据重要信息^[13]。基于离散拓扑邻域嵌入的新技术^[14]虽能准确提取高维油藏数据的重要特征，但如何融合注采优化中的物理信息，仍是领域可扩展性亟待解决的难点。



图 2. 油藏数据特征处理与代理模型研究现状

(2) 油藏代理模型研究现状

油藏代理模型旨在低成本逼近数值模拟，当前研究聚焦“精度-效率-可解释

性”博弈，现有技术呈两极化困境：①传统模型（如克里金、支持向量回归）虽通过降维提升适应性，但因高维数据下的协方差病态、信息丢失及机理黑箱，导致跨区域泛化性差，陷入“降维失真”与“物理意义缺失”桎梏^[15]。②深度学习模型（如RNN、CNN）虽能实现百倍效率提升，但因割裂物理背景，面临机理黑箱化（如预测负饱和度）、零样本新区块失效及复杂油藏误差骤增的脆弱性^[16]。究其根源，学科瓶颈在于“数据-知识”割裂（纯数据驱动丧失可解释性与理想化方程依赖不可测参数）与“局部-全局”失调（单目标优化与系统动力学脱钩），亟需构建领域知识引导的自适应融合框架以破解工程级可信建模难题。

（3）面向注采优化的进化算法研究现状

油藏注采优化的高维度、强非线性和多目标冲突特性，使当前优化算法面临以下瓶颈：①梯度法依赖局部导数信息，效率高但在非凸多峰目标函数中易陷入局部最优；进化算法全局搜索能力强但效率低且易受模型失真干扰，二者均无法兼顾多尺度需求^[17]。②多目标进化算法（如NSGA-II、MOEA/D）虽通过全局搜索克服传统方法局限^[18, 19]，但其依赖的代理模型因渗透率场波动等地质参数强不确定性，难以精准表征多目标冲突的动态耦合关系，导致优化方案长期稳定性下降，形成“算法高效性-方案鲁棒性”的尖锐矛盾。

2.2 人工智能驱动的油藏注采优化发展及挑战

人工智能驱动的油藏注采优化近年来迅速发展，尤其是代理模型与优化算法的结合推动了领域创新。代理模型通过少量样本构建产量预测与注采参数的映射关系，在保证精度前提下大幅提升效率^[20]；优化算法借助人工智能的学习能力，快速搜索最优注采参数组合，实现产量提升和能效优化^[21]。两者结合使油藏注采优化在精度和效率上取得平衡，并能应对大规模、多变量的复杂实际场景^[22]。尽管如此，当前研究在解决大规模油藏实际工程问题时，仍存在以下挑战：

（1）高维和非线性问题导致的模型泛化能力不足

大规模油藏注采问题因多维地质特征、动态变化及多因素交互，具有复杂的高维参数和非线性特征。代理模型需在高维空间建模，但维度增加导致的数据稀疏性使其难以准确捕捉变量间的复杂交互作用，也难以适应不同油藏条件等外部因素变化，即泛化能力不足。因此面对流体流动、孔隙度等特性与注采过程间的复杂非线性关系，现代代理模型虽已突破线性假设，但仍面临处理高维、复杂交互的挑战^[23]。

（2）优化算法仍难以突破局部最优

优化算法在面对油藏注采优化问题时易陷入局部最优。由于油藏问题目标函数的复杂性、高维性和非线性特征，解空间通常存在多个局部极值，加之油藏物理过程的动态变化，进一步加剧了求解难度。目前常用的梯度下降、局部搜索等算法本质上依赖局部信息进行优化，缺乏有效的全局搜索能力，容易在局部极值区域停滞^[24]。因此，现有优化算法仍难以突破易陷入局部最优的局限。

（3）代理模型与优化算法之间的交互机制单一

目前油藏注采优化研究中，代理模型通常仅作为一个静态响应面，被动地嵌入优化流程，二者缺乏基于动态油藏特性与优化目标协同演化的双向信息交互。这

种单向耦合模式使得优化算法在面对油藏特性不断变化、且特征间具有强非线性关系时，由于静态近似产生的累积误差可能会降低优化算法的全局搜索能力。代理模型修正与优化算法参数空间探索之间闭环反馈的缺乏，既限制代理模型对数据特征复杂关系的表征精度，又可能削弱优化算法突破局部极值的能力^[25]。

3. 研究必要性与科学技术价值

3.1 研究必要性

油藏注采优化领域的传统方法主要依靠经验公式和数值模拟，但计算成本高且难以处理复杂非线性问题。近年来，人工智能技术开始应用于该领域，核心矛盾集中体现为“数据-模型-算法”的链式瓶颈，亟需多维度协同创新实现突破：

(1) 数据处理层面：油藏数据量大、维度高、特征耦合复杂，但活跃数据占比不足 5%^[26]，多为压力、流量等低阶物理特征，需进行特征筛选、高效特征提取及降维处理，以降低高维特征耦合带来的处理难度。

(2) 代理模型层面：当前模型或为可解释性差的数据驱动模型，或为基于理想假设的物理模型，存在严重的机理-数据割裂，实际应用表现欠佳。需结合油藏开发规律，设计具有物理场景理解能力的可解释性强的人工智能代理模型。

(3) 优化算法层面：基于人工智能方法进行注采优化虽具有较好精度与效率，但在复杂强非线性油藏优化问题中仍面临数值模拟采样次数多、耗时长等问题，且无法实现工程动态约束与渗透率场非均质性导致的参数不确定性之间的协同，需探索更高效的建模优化方法。

本项目通过面向油藏注采优化的数据-建模-优化全链条理论研究，建立领域知识引导的智能优化新范式，推动人工智能从“黑箱拟合”向“机理内生可解释”跃迁，形成可推广的工程化研究框架，助力油气行业智能化转型。期望这一研究框架不仅攻克油藏优化的具体难题，更能为人工智能在强非线性、高可靠性工程系统中的深度应用提供方法论范例。

3.2 科学技术价值

基于以上分析，本项目以人工智能方法解决油藏注采优化实际问题为切入点，拟开展面向高维油藏数据的特征分析处理、油藏知识支撑的代理模型构建、考虑工程约束的进化算法设计，具备以下科学技术价值：

(1) 推动人工智能方法落地解决工程实际问题

本项目针对现有智能化方法在面对强非线性油藏优化问题时，因特征缺失或忽略工程约束导致的“理论可行，实践失效”，构建开发规律与数据驱动相结合的可解释产量预测代理模型，**为复杂系统建模提供新范式**；构建从理论模型到实际油藏数据的迭代优化，形成“建模-验证-修正”闭环，示范如何将**专家经验、物理规律与数据科学结合**，响应全球油气行业低油价与高开发成本的行业痛点，助力企业从“经验驱动”转向“数据+模型双驱动”的智能决策。

(2) 开拓从工程赋能到机理内生的人工智能研究新范式

本项目通过油藏注采优化这一典型场景，**提炼出“领域知识嵌入+约束驱动优化”的通用人工智能设计范式**，遵循先锚定领域本质、后抽象数学形式的设计哲学，避免传统人工智能方法直接套用通用模型导致的水土不服，**为人工智能在物**

理背景复杂、安全约束严苛的工程领域落地提供可复制的领域知识引导建模理论范式。同时，催生物理-数据融合建模、约束优先优化等新型人工智能方法，推动可解释性人工智能从事后解释转向机理内生。

参考文献

- [1] 郭旭升, 张宇, 刘超英, 李萌, 刘士林, 申宝剑. 中国石化 “十四五” 油气勘探理论技术进展, 挑战与发展方向 [J]. 中国石油勘探, 2025, 30(1): 1-14.
- [2] 杨泽鹏, 廖新维, 董 鹏, 王晓晨, 张铃丰. 基于傅里叶神经算子的 CO₂ 驱油藏数值模拟代理模型 [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2026, 45(1).
- [3] S.-Y. Du, X.-G. Zhao, C.-Y. Xie, J.-W. Zhu, J.-L. Wang, J.-S. Yang, H.-Q. Song. Data-driven production optimization using particle swarm algorithm based on the ensemble-learning proxy model [J]. Petroleum Science, 2023, 20(5): 2951-2966.
- [4] I. Kropp, A. P. Nejadhashemi, K. Deb. Improved Evolutionary Operators for Sparse Large-Scale Multiobjective Optimization Problems [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2024, 28(2): 460 - 473.
- [5] U. Sinha, B. Dindoruk. Review of physics-informed machine learning (PIML) methods applications in subsurface engineering [J]. Geoenergy Science and Engineering, 2025, 250: 213713.
- [6] J. Gai, W.-C. Jiang, T.-Z. Wang, X. Su, C. Dong, E. Yang, B. Yang, X. Lai. A hybrid physics-informed machine learning framework for water cut prediction in waterflooding reservoirs [J]. Results in Engineering, 2025, 28: 107856.
- [7] Y. Yu, H. Tran. An XGBoost-based fitted Q iteration for finding the optimal STI strategies for HIV patients [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 35(1): 648-656.
- [8] X.-M. Jiang, W.-C. Yan, H.-L. Xing, P. Feng, J.-M. Sun, Y.-C. Fan. A highly accurate and interpretable gradient boosting machine learning model for predicting permeability in strongly heterogeneous reservoirs using the Optuna framework [J]. Journal of Geophysics and Engineering, 2025, 22(3): 810-823.
- [9] X. Zhu, K. Guo, S. Ren, B. Hu, M. Hu, H. Fang. Lightweight image super-resolution with expectation-maximization attention mechanism [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 32(3): 1273 - 1284.
- [10] N.-Z. Wang, Y.-T. Chen, D.-X. Zhang. A comprehensive review of physics-informed deep learning and its applications in geoenergy development [J]. The Innovation Energy, 2025, 2(2): 100087.
- [11] S. Yi, Z. He, X.-Y. Jing, Y. Li, Y.-M. Cheung, F. Nie. Adaptive weighted sparse principal component analysis for robust unsupervised feature selection [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 31(6): 2153-2163.
- [12] J. Li, T. Zhou. Prior knowledge incorporated large-scale multiagent deep

reinforcement learning for load frequency control of isolated microgrid considering multi-structure coordination [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 20(3): 3923-3934.

- [13]Y.-K. Pan, S. Peng. Improved RPCA Method via Fractional Function-Based Structure and Its Application [J]. Information, 2025, 16(1): 69.
- [14]R. Liu, Q. Miao, Y. Zhang, M. Gong, P. Xu. A semi-supervised high-level feature selection framework for road centerline extraction [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 17(5): 894-898.
- [15]L.-X. Zhang, Y. Li, X.-M. Song, D.D. Hu, Y. Yu, Z.-Q. Zhao, W.-Y. Wang, C.-C. Liu, M.-M. Lv. A streamline-based production optimization method for waterflooding reservoirs [J]. Scientific Reports, 2025, 15: 37569.
- [16]胡青, 张宝娟, 陈程, 张蔓, 王祥, 曲德斌, 丁艳, 王剑锋, 秦基超, 姜关锋. 非常规油气开发经济评价方法研究与应用 [J]. 中国石油勘探, 2025, 30(1): 178-190.
- [17]J.-W. Cui, W.-Y. Sun, H. Jeong, J.-R. Liu, W.-X. Zhou. Efficient deep-learning-based surrogate model for reservoir production optimization using transfer learning and multi-fidelity data [J]. Petroleum Science, 2025, 22(4): 1736-1756.
- [18]Y. Xu, C. Xu, H. Zhang, L. Huang, Y. Liu, Y. Nojima, X. Zeng. A multi-population multi-objective evolutionary algorithm based on the contribution of decision variables to objectives for large-scale multi/many-objective optimization [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 53(11): 6998-7007.
- [19]A. Sori, M. Sharifi, N. Jabari. Robust multi-objective optimization for water flooding under geological uncertainty [J]. Discover Geoscience, 2025, 3: 26.
- [20]S. Kim, T.-W. Kim, S. Jo. Artificial intelligence in geoenergy: bridging petroleum engineering and future-oriented applications [J]. Journal of Petroleum Exploration and Production Technology, 2025, 15: 35.
- [21]Z.-Z.Wang, K. Zhang, G.-D. Chen, J.-D. Zhang, W.-D. Wang, H.-C. Wang, L.-M. Zhang, X. Yan, J. Yao. Evolutionary-assisted reinforcement learning for reservoir real-time production optimization under uncertainty [J]. Petroleum Science, 2023, 20(1): 261-276.
- [22]X. Wang, R. Cheng, Y. Jin. Sparse large-scale multiobjective optimization by identifying nonzero decision variables [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2024, 54(10): 6280-6292.
- [23]Y. Tian, X. Zheng, X. Zhang, Y. Jin. Efficient large-scale multiobjective optimization based on a competitive swarm optimizer [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(8): 3696-3708.
- [24]张宇, 马亮, 李召坤, 赵龙昊, 李星浩, 李沁慈. 基于多目标优化算法的“水平井-直井”系统流量决策方法 [J]. Uranium Mining & Metallurgy, 2025, 44(1):

30-36.

[25]Y. Wei, Y. Chen, X. Zhao, J. Cao. Analysis and synthesis of gradient algorithms based on fractional-order system theory [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 53(3): 1895-1906.

[26]Z. Lei, S. Gao, Z. Zhang, M. Zhou, J. Cheng. MO4: A many-objective evolutionary algorithm for protein structure prediction [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2021, 26(3): 417-430.

(二) 研究内容:

(提纲不做限制, 请按照研究工作的自身逻辑撰写。应提炼出特色与创新点、年度研究计划)

1. 研究内容



图 3. 项目主要研究内容

针对油藏注采优化中数据特征耦合复杂、数据模型-机理割裂、代理模型-算法协同低效、目标函数高维性和非线性四大核心瓶颈, 本项目以“机理-智能融合建模理论”为突破口, 围绕“油藏注采优化与人工智能的深度机理耦合机制”、“复杂高维数据与物理约束下的可解释代理模型构建理论”、“动态工程约束与多源不确定性协同的鲁棒优化方法”三个关键科学问题, 通过“特征解耦-机理建模-多目标鲁棒优化”全链条协同创新, 构建兼具高效性、可解释性与适应性的智能注采优化方法体系, 推动油田开发从经验驱动向人工智能精准决策的范式跃迁, 为复杂工程系统智能优化提供可复制的理论-技术双驱动路径。主要研究内容如图 3 所示。

1.1 油藏开发数据的多层次特征选择与提取

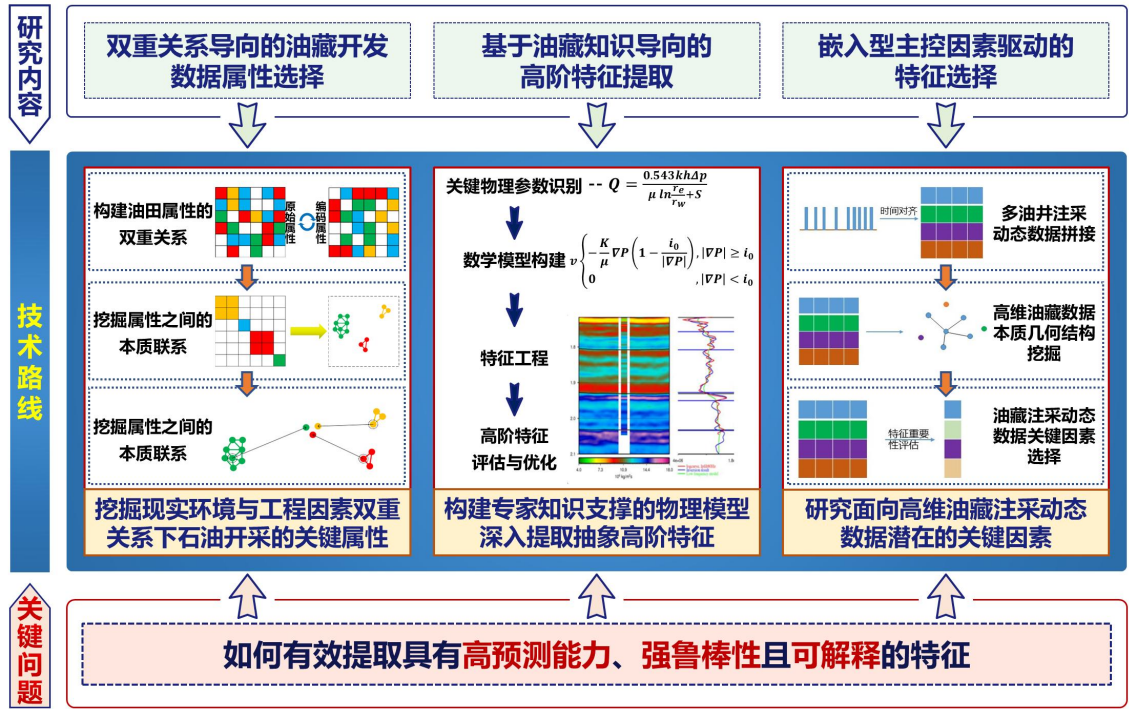


图 4. 油藏开发数据的多层次特征选择与提取

针对油藏数据量大、属性间存在非线性复杂关系以及多井注采场景下的高维数据挑战，本项目研究原始属性和编码属性之间双重关系的多种表达形式，科学揭示属性间的直观线性关系及抽象非线性复杂关系，提取从低阶到高阶的多层次特征；分析保持样本间相似性条件下数据从高维到低维空间的映射关系，构建嵌入型高维数据特征选择方法。

(1) 双重关系导向的油藏开发数据属性选择

本项目针对油藏注采数据规模大、强时序关联性的特点（如注采量、泵压等参数受检修维护等工程干预影响呈现间歇性活跃），本项目聚焦油藏开发数据中静态属性关联与动态时变耦合的双重关系，通过多尺度时频分析与双重关系建模，系统考察数据属性之间在空间与时间维度的潜在耦合与互补信息，识别对油藏注采优化具有显著影响的关键属性。重点关注由于某些属性的间歇性活跃导致在不同时间阶段贡献与关联不同，探索如何利用小波变换与关系矩阵构建，实现对油藏数据的多角度、多层次精准刻画，并以此甄选能够提升优化效率与决策可靠性的核心属性，为后续高阶特征的提取和代理模型的构造提供有效数据支撑。

(2) 基于油藏知识导向的高阶特征提取

鉴于油藏数据属性之间可能存在的非线性复杂关系，本项目拟对孔隙度、渗透率等低阶特征（即属性）表征的数据进行更为抽象的高阶特征提取。因此，研究油藏渗流机理角度的系统物理定律、方程本质特征理解，突破低阶特征表达能力的限制，发现与产油量强相关的具体或抽象高阶特征；基于专家经验公式选取部分低阶特征，利用数学变换或计算，结合油藏物质平衡理论，构建从低阶特征进行非线性交互的具有油藏知识可解释性的高阶特征；基于油藏开发知识选取低

阶特征与高阶特征的组合，以更好地发现数据中隐藏的模式和结构，捕捉深层次信息，进而提高模型的预测准确性。

(3) 嵌入型主控因素驱动的特征选择

由于多井油藏注采优化场景产生的数据具有明显的时间序列动态特性，本项目为降低计算复杂度和内存消耗，同时充分利用多井间的注采数据，首先采用时间对齐策略对数据进行扁平化拼接，从而构建统一的高维油藏数据集。尽管已筛减不活跃属性，扁平化后的数据中仍可能存在与产量无关甚至产生负面预测影响的特征。因此，本项目聚焦自适应图学习与嵌入式特征选择方法，结合网络分析和图嵌入理论，系统发掘高维数据中的谱聚类信息与潜在模式。通过在高维与低维空间映射时保持数据相似度结构，利用联合互信息、KL 散度等策略剔除负面或无关特征，进一步在映射过程中引入稀疏正则化与判别性学习的最大化类间散射约束，选取与油藏注采优化高度相关且具判别力的关键特征，确定油藏注采优化任务中的主控因素，降低后续数据模拟的计算时间，提高油藏注采预测任务的效率。

1.2 油藏知识支撑的代理模型设计与实现

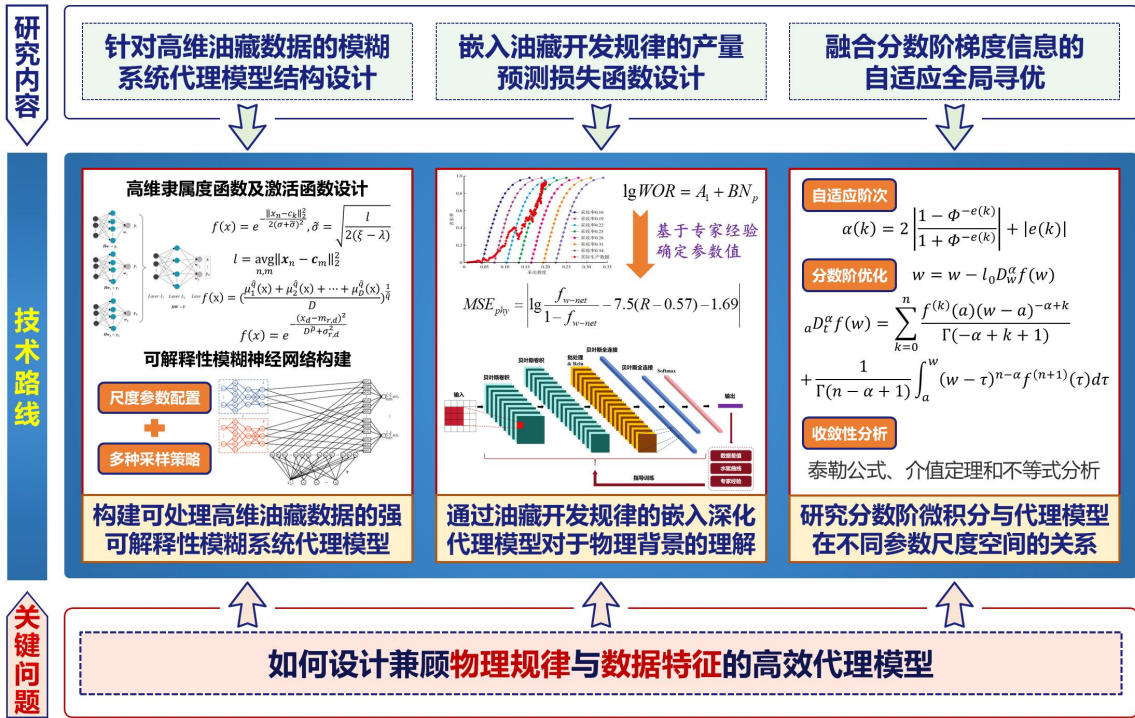


图 5. 油藏知识支撑的代理模型设计与实现

针对油藏数据的高维特性，剖析模糊系统在不同阶段运行原理，研究其数值稳定性及自适应能力增强机制，设计具有可解释性的强非线性表达能力的模糊系统代理模型；研究嵌入油藏开发规律的产量预测损失函数设计，分析水驱特征曲线与油藏属性间的动态变化规律，建立基于模式识别与统计学的信息损失度量函数；研究融合分数阶梯度信息的自适应全局寻优算法，揭示深度网络训练模式对算法收敛性影响，建立提升模型特征表征能力的方法，为油藏注采优化提供相应理论支撑。

(1) 针对高维油藏数据的模糊系统代理模型结构设计

在油藏注采优化中，模糊系统凭借其强非线性映射能力和良好的可解释性，能够有效处理复杂油田数据。为更好地适应高维油藏数据特性，本项目拟对模糊系统代理模型进行结构设计：分析模糊系统各阶段运行机制，研究模糊系统数值溢出问题与计算机性能之间的关联，设计自适应数据的高斯核函数，改善模型计算稳定性与系统可解释性；考虑到零阶 TSK 模糊系统非线性表达能力方面的局限性，扩展其至一阶 TSK 模糊系统，即将规则后件由常数项扩展为一阶多项式，提升模型的非线性映射能力，并改进其激活函数与隶属度函数使之可根据不同数据维度进行自调节，增强模型在高维数据场景下的表达能力与可解释性；改进传统模糊规则前件结构，基于分而治之的思想，设计多子前件输入模型，形成稀疏的模糊规则后件结构，缩短模糊规则命题长度，提升模型透明度和可解释性。

(2) 嵌入油藏开发规律的产量预测损失函数设计

水驱特征曲线是注采优化过程中流体流量之间相互关系的一种重要宏观描述，是由统计数学方法建立起来的一种经验模型，具有丰富的潜藏物理信息。本项目拟发现水驱特征曲线基础形式中具有物理意义的知识，结合水油比和采收率两种油藏属性，挖掘油藏注采系统输入（注水量）与输出（产液量或产油量）之间的动态变化规律，进一步使用模式识别理论拟合水油比对数和累计产量的线性关系；推演或构建具有统计学意义的信息损失度量函数，并将其作为物理知识约束模型的训练，进一步加深数据驱动的产量预测智能模型对于目标物理背景的理解，提升产量预测准确率。

(3) 融合分数阶梯度信息的自适应全局寻优

为提升模糊系统代理模型对高维数据特征表征能力及油藏注采过程中各因素之间复杂非线性关系的建模能力，本项目拟进一步使用深度网络进行产量预测以及注采优化。然而，深度网络往往面临权重系数多、对权值参数的学习容易陷入局部最优等风险。因此，研究分数阶微积分与复杂系统在不同尺度空间中的关系，探索分数阶学习模式的动力学行为和复杂动态系统的临界点之间的逆幂律普适性，提出分数阶自适应全局寻优的学习模式；针对如何确定分数阶微积分最佳阶次这个难题，通过参数化分数阶阶次，从理论上给出最佳阶次的判断依据；分析误差函数单调性、权值序列一致有界性及算法收敛性，揭示不同算法的内在机制及不同网络训练参数对算法确定型收敛性的影响。

1.3 代理模型辅助进化计算的注采优化

研究多代理模型辅助的单目标进化计算，分析油藏注采优化中多变量、高度非线性问题的求解需求，建立基于加权平均或动态选择策略的多代理模型集成方法；研究动态约束下油田注采方案的稀疏表示与多目标进化计算，提出在井的启闭调控约束下对大规模多目标进化算法的应用，建立精准控制油藏动态生产的方法；研究基于油藏注采方案鲁棒性度量的进化计算，提出新的鲁棒性评估指标与优化策略，揭示不确定性因素对优化算法的影响，建立兼顾经济效益和稳健性的目标函数。

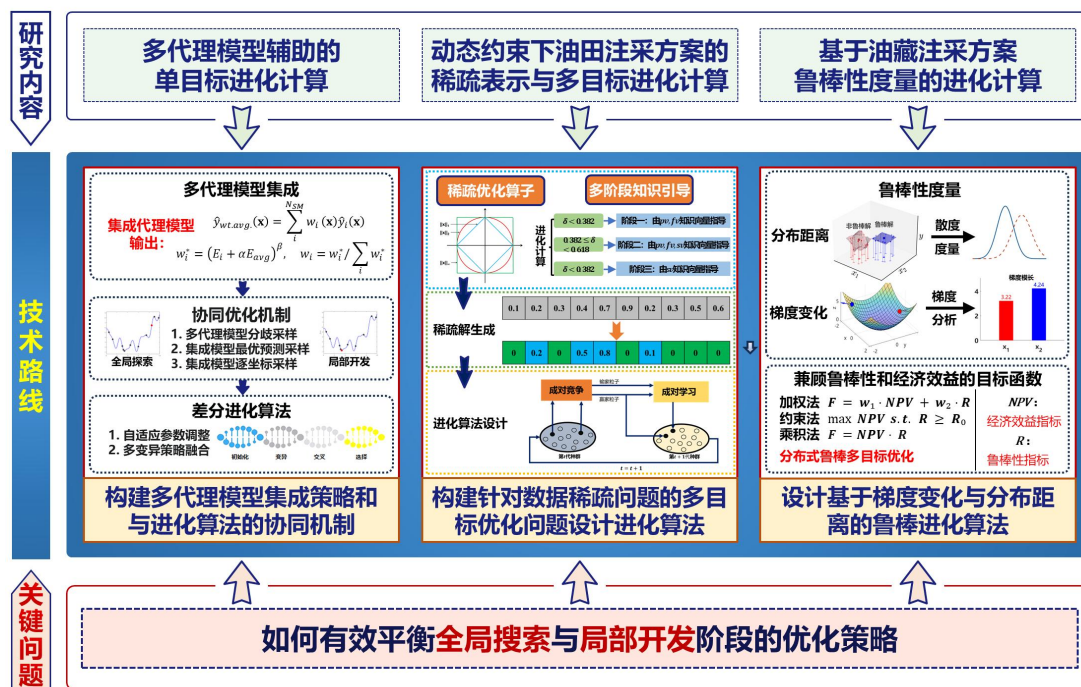


图 6. 代理模型辅助进化计算的注采优化

(1) 多代理模型辅助的单目标进化计算

油藏注采优化属于多变量、高度非线性的复杂优化问题，其目标为注采方案收益的最大化，求解过程对计算效率和结果精度有着极高的要求。在上述代理模型构建基础上，在进化算法中引入多代理模型，设计加权平均或动态选择策略，集成多个代理模型的预测结果，提升优化算法的精度和鲁棒性；设计代理模型与差分进化算法的协同机制，在全局探索和局部开发阶段动态调整代理模型的使用和种群的更新策略，以显著降低传统方法依赖数值模拟迭代计算的时间成本、提升计算效率；设计自适应参数调整机制和多策略融合方法提升差分进化算法的全局搜索能力和局部开发效率,以实现优化过程中探索与开发的平衡。

(2) 动态约束下油田注采方案的稀疏表示与多目标进化计算

在实际油田开发过程中，生产井和注水井通常并不总是处于全时段工作状态，这一工程约束显著增加了优化注采方案的复杂性和挑战性。如何在这一动态约束下进行有效的注采优化，已经成为油田开发领域面临的一个关键问题。这一问题不仅涉及稀疏性约束优化的理论研究，还对优化算法的设计提出了更高要求。针对上述背景，本项目拟应用大规模多目标进化算法，在油藏开发中井的启闭调控约束下，对注采方案收益的期望最大化和不确定性最小化两个目标同时进行优化，以实现针对油藏动态生产的精准控制，提升净现值（NPV），具体包括：基于强凸稀疏优化算子的大规模多目标进化算法；基于强凹函数迭代优化的大规模多目标进化算法；二元编码策略下的多目标进化算法。

(3) 基于油藏注采方案鲁棒性度量的进化计算

针对实际工程中参数的不确定性及优化算法对决策变量的高度敏感性，本项目利用优化理论、统计理论，构建新的进化算法鲁棒性评估指标，度量注采优化问题中算法对决策变量参数变化的敏感程度；在单目标和多目标函数中引入鲁棒

性约束，构建兼顾经济效益和稳健性的目标函数；进一步通过分布式的鲁棒性分析方法，在多目标优化框架下实现经济效益与方案鲁棒性的有效平衡；在传统进化算法的基础上，设计新的既考虑经济效益又具有强鲁棒性的优化策略，以有效应对注采优化场景中不确定性因素带来的挑战。

2. 研究思路

如图 7 所示项目总体研究思路，面对高维、非线性油藏数据条件下设计兼顾物理背景与数据驱动特征的代理模型和优化算法的技术挑战，本项目拟开展数据-机理双驱的智能代理模型构建理论与方法研究，突破传统方法依赖经验假设、忽略物理背景、静态优化等局限，提升油藏注采模型的预测精度、优化效率及工程适应性，满足复杂油藏场景下高效、鲁棒、可解释的智能决策需求，以期达到以下目标：

（1）设计针对油藏数据特性的谱聚类方法进行低阶属性选择，基于物理模型深入提取高阶特征，以及开发高维数据特征选择方法，以提升油藏数据的特征表示效能，形成领域知识抽取工具，为油藏注采优化提供精确且高效的数据支持。

（2）通过改进模糊系统运行机制、构建嵌入物理意义的学习模型和分数阶学习模式，增强可解释代理模型在面对高维复杂数据时的适应性，提升学习算法的搜索效率、避免局部最优、提高模型泛化能力，构建混合建模框架。

（3）针对注采优化中数据维度高、生产约束动态变化及参数不确定性显著的特点，开发出能够适应复杂油藏环境的稳健优化算法及约束泛化引擎，提升油藏注采方案的高效性和鲁棒性，确保其在实际应用中的可行性，实现收益最大化。

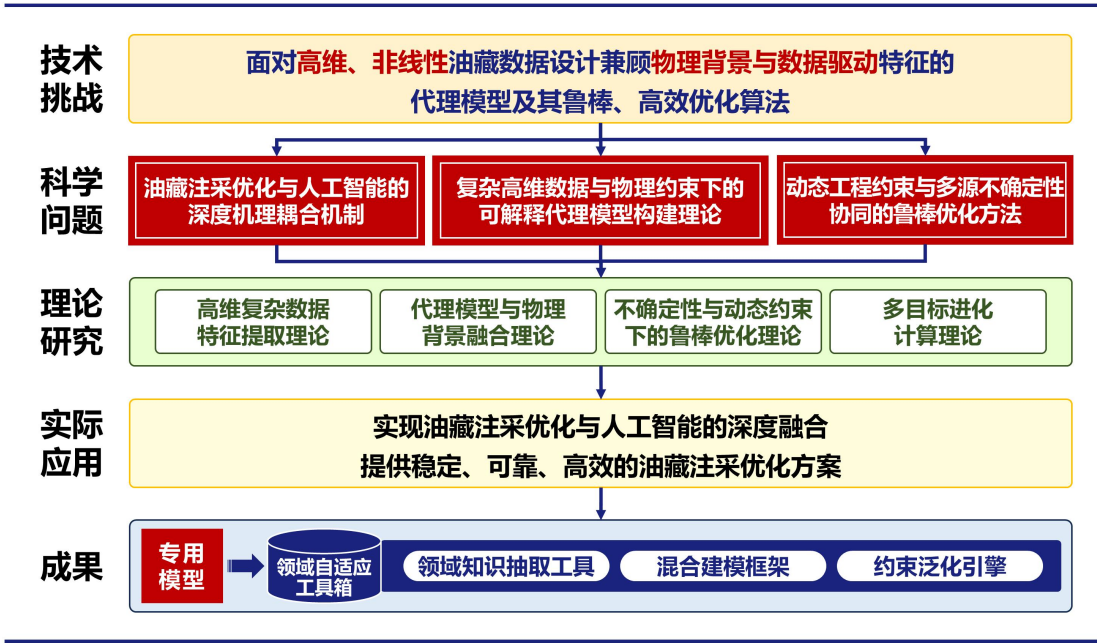


图 7. 项目总体研究思路

3. 技术路线

本项目针对油藏注采优化中面临的数据特征耦合复杂、机理-模型割裂、代理-进化协同低效问题，拟采用“理论分析与实验验证相结合，创新探索与逐步优化相结合”研究策略，秉持“理论研究-实验验证-系统优化-实际应用”原则，按照

“从基础理论到技术突破，从局部优化到整体提升，从静态分析到动态控制，从模型构建到工程应用”的技术路线开展系统性研究。项目技术路线图如图 8 所示。

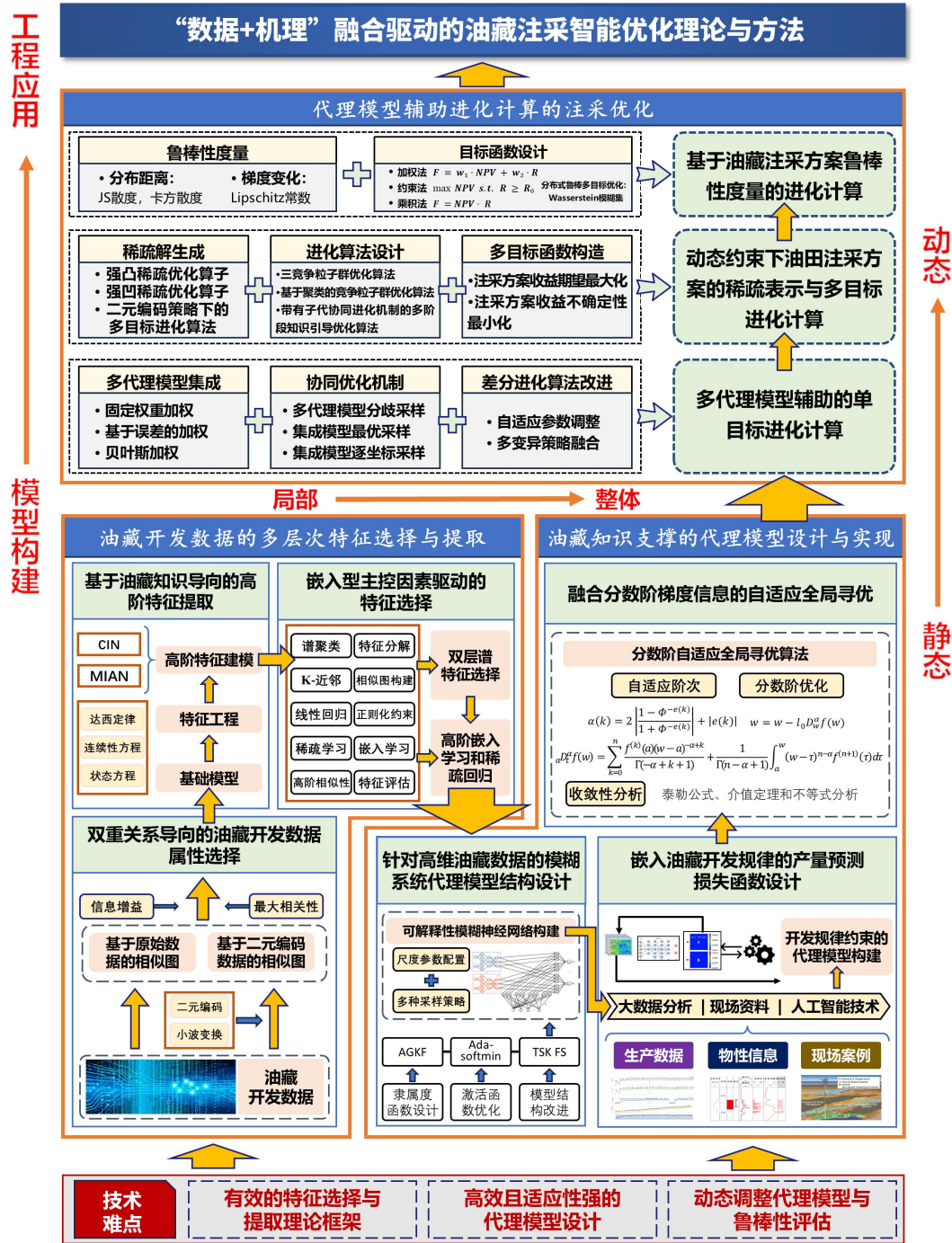


图 8. 项目技术路线

3.1 油藏开发数据的多层次特征选择与提取

(1) 双重关系导向的油藏开发数据属性选择

针对油藏数据量大且注采量、泵压等属性不活跃的特点，将每个属性的时间序列状态编码为二值稀疏向量，进一步基于小波变换将时间序列编码为时频能量稀疏向量以提取多尺度能量分布，精准捕捉周期性波动与瞬态响应特征；结合时间序列信息构建属性间的编码关系矩阵，利用高斯核函数、K 近邻等方法构建原

始属性之间表征静态空间相关性的关系矩阵，同时，生成刻画属性间时变耦合特性的时频能量编码动态关系矩阵；采取谱嵌入、秩约束等方法挖掘两种关系矩阵之间的关联关系以及互补信息，分析数据原始属性与编码属性之间的双重关系，并基于最大相关性和信息增益最大化等策略，选择预测能力强且鲁棒性高的关键属性。

(2) 基于油藏知识导向的高阶特征提取

为突破油藏数据低阶属性表达能力的限制，从达西定律、连续性方程、状态方程等渗流数学模型及基本概念着手，识别渗透率、储层厚度等影响油藏注采的关键物理参数，构建描述油藏中流体偏微分方程组的数学模型。据此，利用多项式特征生成等特征工程方法，分析属性之间的交互作用，从以下注水开发场景的油藏产量公式出发

$$Q = \frac{0.543kh\Delta p}{\mu \ln \frac{r_e}{r_w} + S} \quad (1)$$

其中， Q 表示月产液量 (m^3/m)， k 表示绝对渗透率 (μm^2)， h 表示油层厚度 (cm)， Δp 表示生产压差 (10^5 Pa)， μ 表示黏度 ($\text{mPa}\cdot\text{s}$)， r_e 表示供给半径 (cm)， r_w 表示油井半径 (cm)， S 表示表皮系数。

利用对数、多项式扩展等数学变换，依据渗流机理、物质平衡原理对低阶属性进行组合、转换，进而发现具体、直观的压力、饱和度等高阶特征。此外，还将利用压缩交互网络对低阶属性的交叉进行显式建模、利用多交互注意力网络学习数据属性的细粒度特征，直接构建具有数据驱动可解释性的抽象高阶特征。

利用统计学理论中有关变量之间相关性、独立性检测方法，信息论中的互信息，以及油藏开发领域专家知识，评估高阶特征对低阶属性的覆盖程度，删除数据中冗余低阶属性，降低模型复杂度和过拟合风险。

(3) 嵌入型主控因素驱动的特征选择

给定高维油藏数据，基于当数据从高维空间降维到低维空间时正交约束有助于保持数据的相似度结构不变原理，在 0-1 实值约束下，使用自适应图学习方法寻找包含数据谱聚类信息的从高维数据到低维数据的特征映射矩阵；结合分类层面和特征层面信息，利用正则化项对映射矩阵的行向量进行稀疏化，以构建特征评估指标，进而选择高维数据的最优特征子集，降低负面和无关特征对后续油藏注采优化研究的不利影响。

依据网络分析和图嵌入理论，构建高维数据样本点间的高阶相似图，挖掘油藏数据多尺度、深层次模式结构；利用嵌入学习得到高维数据的最优低维表达；在高维数据与其低维表达之间的拟合误差优化中加入正则化约束，寻找具有行稀疏性的映射矩阵，实现特征选择。

针对高维油藏数据特征之间通常存在较强的非线性关系，利用联合互信息和 KL 散度设计新的特征相似性评估策略，剔除油藏数据中显著负面或与产量预测无关的特征；同时在样本相关自适应图学习中引入具有判别性学习的最大化类间散射约束项，利用稀疏正则化约束进一步指导特征评估，进而从高维油藏数据中选择最优的特征子集，实现特征选择，构建油藏领域知识抽取工具。

3.2 油藏知识支撑的代理模型设计与实现

(1) 针对高维油藏数据的模糊系统代理模型结构设计

分析模糊系统运行模式，发现零阶 TSK 模糊系统运行机制中高斯核函数计算溢出问题的成因，同时考虑计算机使用固定大小内存单元可能导致的数值溢出问题成因，设计可适应不同油藏开发场景数据的高斯核函数；鉴于输入数据对模糊规则后件的影响，为一阶 TSK 模糊系统改进激活函数与隶属度函数，针对两种常见模糊系统激活算子，取小 T 范数与乘积 T 范数，分别设计适应数据维度的尺度参数，并将其嵌入 T 范数计算框架中，增强模型对高维复杂油藏数据的适应能力；采取随机抽样、分层抽样、系统抽样和多阶段抽样等多种采样策略，从原始数据中抽取多个子集，并对每个子集独立构建规则，生成多个模糊前件，以缩短规则长度及提升规则可解释性，同时形成稀疏化模型后件结构，有效减少计算资源消耗，提高模型高维问题处理能力。

(2) 嵌入油藏开发规律的产量预测损失函数设计

考虑以下水驱特征曲线：

$$\lg WOR = A_1 + BN_p \quad (2)$$

其中， WOR 表示地面水油比， N_p 表示累积产量， A_1 、 B 为待定系数。拟从油藏工程和地质学角度分析水驱特征曲线所表达的油藏动态行为，探究曲线在不同阶段的斜率变化，理解这些变化如何与油藏的物理状态相关联；从书本知识或现有文献中选取变量代换公式（例如，童宪章院士利用国内外 23 个水驱砂岩油藏资料得到的油田地质储量与水驱曲线斜率关系），对特征曲线进行数学变换，揭示 $\lg WOR$ 和采出程度之间的线性关系。利用此关系式构造物理条件约束下的产油量预测智能模型信息损失函数，确保模型不仅能够捕捉数据的特征，而且能够遵循油藏的物理规律，从而减少信息损失，提高预测的准确性和可靠性。

(3) 融合分数阶梯度信息的自适应全局寻优

借助 Caputo 型分数阶导数与生俱来的非局域性特征，在代理模型解空间内利用区域信息构建自适应调整分数阶梯度信息的学习模式，采取“大步粗，小步细”的策略，不仅有望解决复杂系统中经典优化算法收敛速度慢的问题，而且会避免陷入局部最优的问题；基于分数阶学习模式与深度模型参数临界点附近的规律性及其自相似性，利用数值分析方法和最优化理论建立复杂参数约束优化模型，构建融合训练数据误差和敏感性的分数阶微积分阶次迭代学习算法，突破传统优化问题中分数阶微分阶次这一超参数被设置为定值的模式，实现寻优区域的规模自适应调整；为从理论上保障所提算法在高维复杂系统中的可靠性，利用泰勒公式、介值定理和不等式分析等数学工具，分析这些分数阶自适应学习模式中代价函数的单调性、权值序列一致有界性、弱收敛性和强收敛性，更好地理解算法在不同条件下的行为，为代理模型的构建提供参数选择和算法调整指导，使得算法能够更好地适应不同油藏场景，建立混合建模框架。

3.3 代理模型辅助进化计算的注采优化

(1) 多代理模型辅助的单目标进化计算

设计模型精度强化-优化效率提升的双向耦合机制，分层次解决复杂油藏优化：首先，在代理模型构建层面，构建具备互补特性的代理模型库 $\{\hat{f}_i(x)\}$ ，针对代理模型历史预测性能（例如均方根误差），引入指数、对数等加权机制动态分配权重系数 ω_i ，通过权重迭代使集成模型 $\hat{F}(x) = \sum \omega_i \hat{f}_i(x)$ 能够自适应跟踪模型性能演化，从而缓解单一模型因过拟合导致的预测偏差。

其次，在优化流程层面，设计代理模型与差分进化算法的协同优化机制：在全局探索阶段，利用代理模型快速筛选潜在优质解，减少真实目标函数评估次数；在局部开发阶段，依据种群多样性与收敛性动态调整代理模型使用频率，并保留通过真实目标函数评估的精英解，确保优化可靠性。

进一步，在算法内核层面，提出自适应参数调整与多策略融合方法：针对缩放因子 F 和交叉概率 CR，基于优化进程动态调整其取值；在全局探索阶段采用 DE/rand/1 策略增强种群多样性，在局部开发阶段采用 DE/best/1 策略加速收敛，从而提升算法全局搜索能力与局部开发效率，实现对复杂优化问题的高效求解。

（2） 动态约束下油田注采方案的稀疏表示与多目标进化计算

针对生产井与注水井并不总处于全时段工作状态造成的数据稀疏问题，构建净现值（NPV）、投资回收期等油藏注采方案收益度量期望值最大化和方差值最小化的多目标优化问题，设计三种多目标进化算法，优化工程约束下的油藏注采方案：基于凸优化和稀疏表示理论，设计融合 L_1 范数稀疏性促进特性和 L_2 范数平滑性的强凸稀疏优化算子，以及三竞争粒子群生成解更新算法，以实现解的稀疏性和稳定性的双重保障；基于非凸优化和稀疏表示理论，设计整合 $L_{2,1}$ 范数正则项和对数损失项的强凹稀疏优化算子，并基于聚类的竞争粒子群优化算法更新生成解，以确保解的稀疏性和鲁棒性的双重提升；基于信息损失最小化原则，设计注水井注水量和生产井产油量等注采指标实值变量和井控状态二进制变量的混合编码策略，开发带有子代协同进化机制的多阶段知识引导进化算法，以更好地优化注采单元启闭调控工程约束下的油藏注采方案收益问题。通过上述三种进化算法得到大部分变量被稀疏为零值的 Pareto 最优解，意味着在特定的时间步内某些井对油藏的整体性能贡献较小或存在负面效应，因此，这些井的状态被优化为关闭，以实现资源分配并减少不必要的运营成本。

（3） 基于油藏注采方案鲁棒性度量的进化计算

在代理模型构建的基础上，针对进化算法对决策变量的敏感性问题，本项目拟开展多维度、系统性的工作，构建全面且高效的鲁棒优化技术路线：使用局部 Lipschitz 常数计算适应度函数在局部最优解与其扰动邻域之间的梯度变化，构建基于梯度的鲁棒性度量，利用 JS 散度、卡方散度等统计理论构建基于分布距离的鲁棒性度量，为后续优化过程提供可靠的理论评估依据；将鲁棒性度量与净现值 NPV 目标函数相结合，使用加权求和法构建简单直观、易于实现的适应度函数，使用约束法构建鲁棒性要求明确的适应度函数，使用乘积法构建可自动平衡目标函数和鲁棒性的适应度函数；进一步引入分布式鲁棒目标函数，结合 Wasserstein 模糊集描述不确定性分布，生成最坏情况下的非支配解，从而在多目标优化框架下有效权衡 NPV 收益与方案鲁棒性之间的关系；结合鲁棒性度量，设计自适应搜

索步长调整策略，提升算法搜索效率和精度，构建约束泛化引擎。

4. 特色与创新点

本项目突破传统数据驱动方法结合行业信息不足的局限性，将物理规律、工程约束和专家经验深度融入数据处理、代理模型构建及智能优化算法的完整体系，旨在建立具有行业适应性的智能注采优化模型。本项目的特色和创新如下：

（1）提出物理知识与数据特征协同驱动的油藏注采优化新范式

突破目前人工智能方法在油藏注采优化中数据-模型单向驱动的局限，将包含经验方法、物理方程的开发规律作为模型设计的指导原则。在特征工程层面，充分考虑现实油藏状况及工程因素的双重关系，通过二元编码与时间序列信息结合，借助油藏渗流机理和深度学习技术提取抽象高阶特征；在模型构建层面，将物理规律以可微分形式嵌入代理模型训练过程。这一创新使模型在现场缺乏理想渗流方程所需实时数据的情况下，仍能继承油藏背景知识和专家经验，实现从“黑箱拟合”到“机理内生可解释”的跨越，显著提升模型的泛化能力与物理一致性。

（2）构建自适应维度的可解释模糊神经网络代理模型

在关注网络模型性能的同时，设计可自适应维度的模糊神经网络以学习高维油藏数据。借鉴深度学习思想构建深层网络结构，精准挖掘高维数据蕴含的隐式信息；特别地，结合油藏开发规律（如水驱特征曲线），创新性地建立具有统计学意义的信息损失度量函数，并将其融入深度模糊神经网络。通过双层谱特征选择与稀疏学习相结合的新模式，从多角度、多层次提升数据表达能力，有效解决油藏数据分布复杂、维度高、非线性强等核心挑战，同时突破黑箱神经网络的不可解释性桎梏，实现高维数据隐式规律的可视化解析与物理一致性约束。

（3）建立动态约束下兼顾高效性与鲁棒性的智能优化方法

破解现有优化方法在动态约束下效率与鲁棒性难以兼得的困境，创新性地融合多代理模型集成策略、稀疏优化理论与鲁棒性度量方法。设计多代理模型集成策略，构建与进化算法的协同优化机制，在探索与开发阶段动态平衡计算效率与求解精度；运用稀疏优化算子及混合编码策略，实现井启闭调控等动态约束下的资源合理分配；定义基于梯度信息与分布距离的鲁棒性度量指标，设计兼顾经济效益与方案稳定性的目标函数与优化策略。这一创新为油藏注采优化提供高效、精准且稳健的解决方案，有效应对渗透率场波动、测量误差等多源不确定性带来的挑战。

5. 年度研究计划

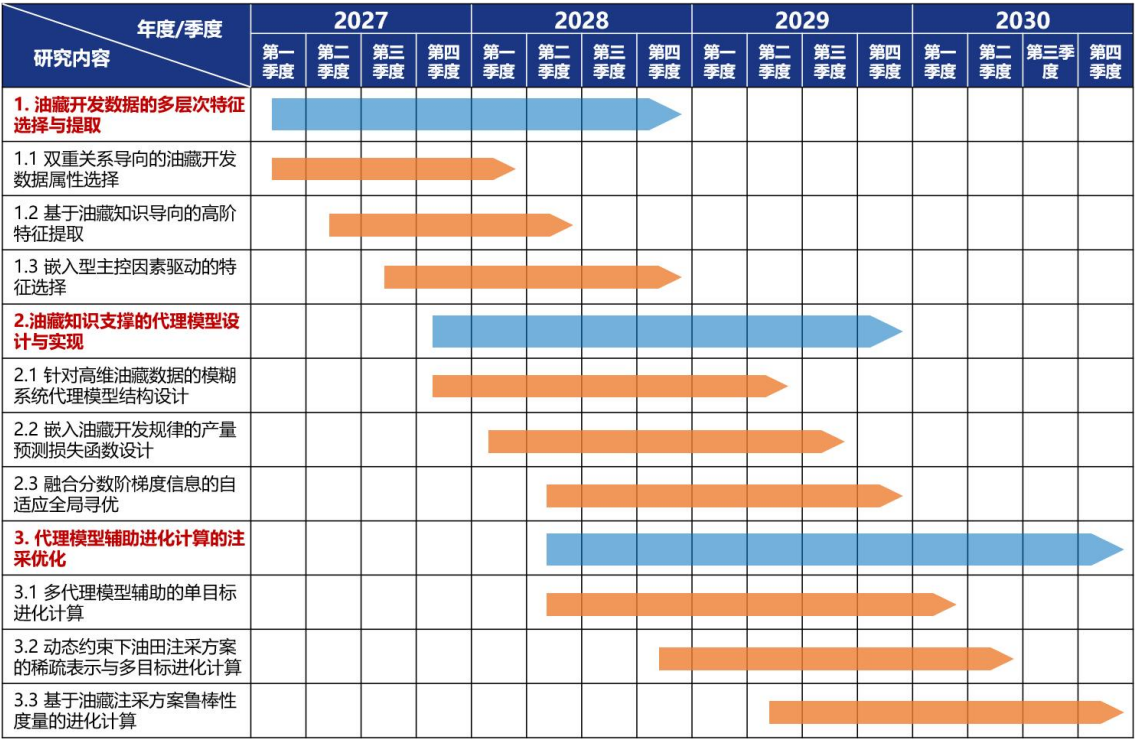


图 9. 研究计划甘特图

第一年：2027 年 1 月-2027 年 12 月

- (1) 调研与资料收集，在现有基础上进一步进行文献检索，对相关最新成果进行深入分析，发现可借鉴之处，确保本项目的先进性；
- (2) 开展以下问题的研究工作：
 - 双重关系导向的油藏开发数据属性选择；
 - 基于油藏知识导向的高阶特征提取；
 - 嵌入型主控因素的特征选择；
 - 针对高维油藏数据的模糊系统代理模型结构设计；
- (3) 撰写关于油藏开发数据的多层次特征选择与提取研究方面的学术论文；
- (4) 邀请国内外学者前来进行学术访问，与国内外同行进行学术交流。

第二年：2028 年 1 月-2028 年 12 月

- (1) 开展以下问题的研究工作：
 - 双重关系导向的油藏开发数据属性选择；
 - 基于油藏知识导向的高阶特征提取；
 - 嵌入型主控因素的特征选择；
 - 针对高维油藏数据的模糊系统代理模型结构设计；
 - 嵌入油藏开发规律的产量预测损失函数设计；
 - 融合分数阶梯度信息的自适应全局寻优；
 - 多代理模型辅助的单目标进化计算；
 - 动态约束下油田注采方案的稀疏表示与多目标进化计算；
- (2) 撰写关于油藏开发数据的多层次特征选择与提取和油藏知识支撑的代理模

型设计与实现研究方面的学术论文；

(3) 邀请国内外学者前来进行学术访问，与国内外同行进行学术交流。

第三年：2029 年 1 月-2029 年 12 月

(1) 开展以下问题的研究工作：

- 针对高维油藏数据的模糊系统代理模型结构设计；
- 嵌入油藏开发规律的产量预测损失函数设计；
- 融合分数阶梯度信息的自适应全局寻优；
- 多代理模型辅助的单目标进化计算；
- 动态约束下油田注采方案的稀疏表示与多目标进化计算；
- 基于油藏注采方案鲁棒性度量的进化计算；

(2) 撰写关于油藏知识支撑的代理模型设计与实现和代理模型辅助进化计算的注采优化研究方面的学术论文；

(3) 邀请国内外学者前来进行学术访问，与国内外同行进行学术交流。

第四年：2030 年 1 月-2030 年 12 月

(1) 开展以下问题的研究工作：

- 多代理模型辅助的单目标进化计算；
- 动态约束下油田注采方案的稀疏表示与多目标进化计算；
- 基于油藏注采方案鲁棒性度量的进化计算；

(2) 撰写关于代理模型辅助进化计算的注采优化研究方面的学术论文；

(3) 在实际油藏开发应用场景中，针对油藏专用模型建立一套以油藏领域知识抽取工具、混合建模框架、约束泛化引擎为主体的领域自适应工具箱；

(4) 邀请国内外学者前来进行学术访问，与国内外同行进行学术交流。

6. 预期研究成果

(1) 建立油藏领域知识抽取工具，为提升油藏注采优化的精度、效率与鲁棒性，构建基于物理背景与数据驱动的代理模型混合建模框架，开发代理模型优化算法的约束泛化引擎；

(2) 在油藏开发数据的多层次特征选择与提取研究方面发表高水平论文 2 篇；

(3) 在关于油藏知识支撑代理模型设计与实现研究方面发表高水平论文 3 篇；

(4) 在代理模型辅助进化计算的注采优化研究方面发表高水平论文 2 篇；

(5) 在人工智能解决油田实际问题的应用方面申请国家级专利 4 件；

(6) 培养博士研究生 3 名、硕士研究生 8 名。

(三) 研究基础：

1. 研究基础与可行性分析（与本项目相关的研究工作积累和已取得的研究工作成绩，研究风险的应对措施等）；

1.1 研究基础

近年来，申请人围绕嵌入式特征选择、智能优化及大数据建模开展研究，在神经网络、分数阶学习理论、大规模稀疏优化应用于石油工程等领域形成特色优势。作为负责人已完成一项国家自然科学基金面上项目，发表相关论文 39 篇（均

标注基金号），获发明专利授权 3 件（基于油藏注采优化代理模型），累积发表论文 100 余篇。前期成果为本项目提供了扎实的理论与实践支撑，具体如下：

（1）与关键问题 1 相关的研究工作积累：高维特征选择

申请人在 **IEEE TNNLS** 发表的《Bi-level Spectral Feature Selection》中提出 BLSFS 模型，通过联合分类层与特征层实现特征选择，融合伪标签学习与线性分类器训练，利用多重数据交互优选特征子集（见图 10）。申请人在 **IEEE TCYB** 发表的《Unsupervised Feature Selection for Higher-Order Embedding Learning and Sparse Learning》中设计了融合高阶嵌入学习与稀疏学习的框架，实现高维数据特征选择与计算复杂度优化的联合目标。此外，申请人在项目“基于开发动态数据的水驱油藏注采调控方法研究”中提出的高阶特征方法，有效整合了多尺度油田数据，为油藏描述提供了支撑。

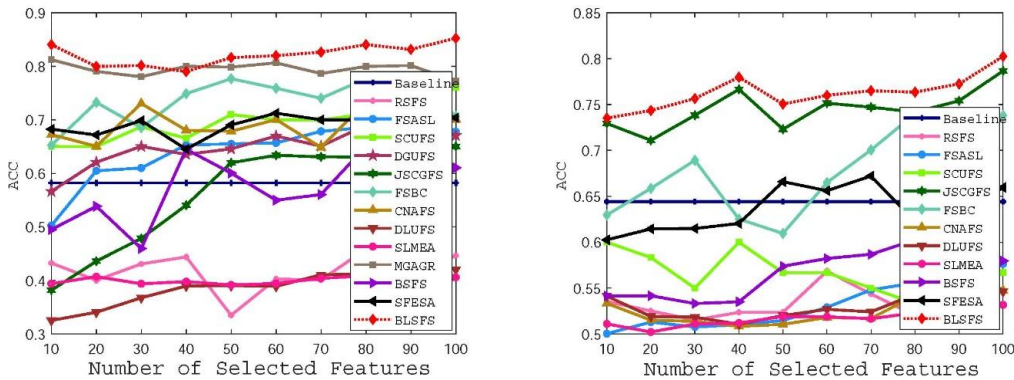


图 10. BLSFS 模型特征选择结果

（2）与关键问题 2 相关的研究工作积累：复杂油藏代理模型构建

申请人在 **IEEE TFS** 发表的《Multihead Takagi-Sugeno-Kang Fuzzy System》中提出了高维模糊系统，构建了融合特征选择的多子前件-稀疏后件强可解释性模型（见图 11）。申请人在 **IEEE TNNLS** 发表两篇成果：《Universal Approximation Abilities of a Modular Differentiable Neural Network》提出了可复用神经模块网络，实现凸函数与连续函数的可微分逼近；《Efficient High-Dimensional Learning with Adaptive Gaussian RBF Networks》提出了维度自适应高斯核函数与多输出联合残差坐标下降算法，实现高效高维代理模型构建。申请人在中国-中东欧国家高校联合教育项目“计算智能模型构建与大数据分析前沿进展与交流”中，构建多种计算智能模型，为油藏动态特征建模奠定了方法基础。

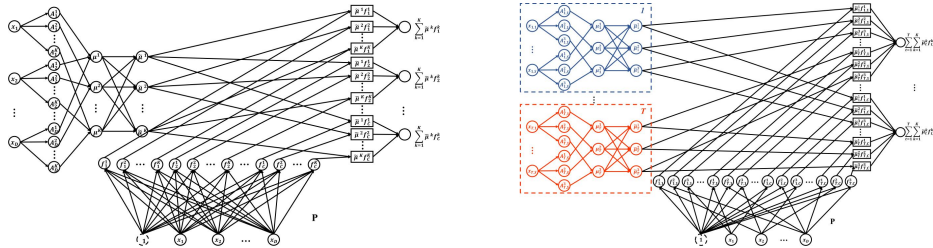


图 11. 模型框架图

（3）与关键问题 3 相关的研究工作积累：高效鲁棒进化优化算法

申请人在 **IEEE TEVC** 发表的《Global and Local Search Experience-Based

Evolutionary Sequential Transfer Optimization》中提出基于全局与局部搜索经验的迁移优化技术（LERC），显著提升多变量问题计算效率。在 **IEEE TEVC** 发表的《An Enhanced Competitive Swarm Optimizer with Strongly Convex Sparse Operator for Large-Scale Multi-Objective Optimization》中提出 S-ECSO 算法，引入三竞争机制与强凸稀疏算子（SCSparse），实现大规模多目标优化中动态约束与资源分配的平衡（见图 12）。通过高端外国专家引进计划“高维模糊神经网络构建及稀疏多目标进化优化模型研究”提出的大规模稀疏优化算法，具备强全局搜索能力与鲁棒性，适用于复杂实际场景。

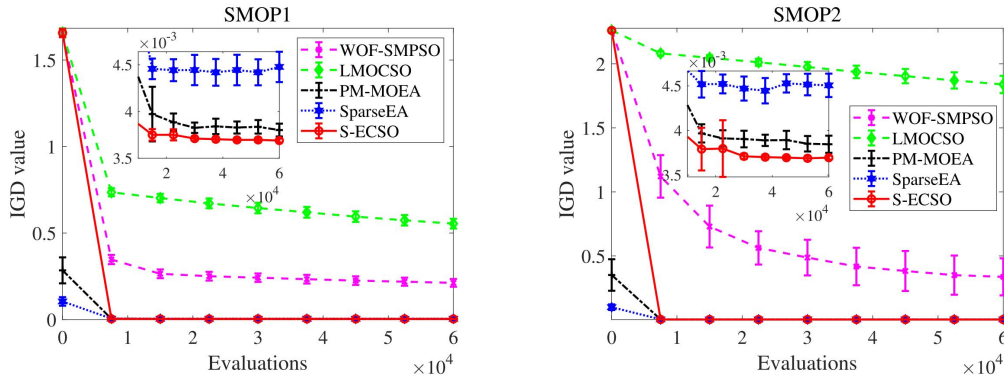


图 12. S-ECSO 在基准函数上的性能表现

1.2 可行性分析

（1） 理论有依据，技术有保障

本项目利用的理论基础均来源于已有的成熟研究和经典结论，能够确保理论的可靠性和适用性：针对油藏注采优化中的数据问题，项目利用已被广泛应用于数据特征选择的谱聚类算法进行低阶属性选择，同时利用已被实际验证符合油藏开发物理机制的物理模型理论，揭示油藏注采过程中的潜在规律，以提取高阶特征；针对油藏注采优化中的代理模型问题，利用已在许多复杂系统建模中取得了显著成果的模糊系统理论和深度学习理论，改进模糊系统运行机制、构建嵌入物理意义的学习模型、引入分数阶全局学习模式；针对油藏注采优化的高度非线性、多约束和动态变化特性，利用具有灵活搜索性能的进化算法理论，处理在复杂油藏环境中的多目标、多约束优化问题，确保优化方案兼顾计算效率、精度与鲁棒性，以实现注采方案收益的最大化。

项目按照从前往后的顺序开展“油藏开发数据的多层次特征选择与提取”→“油藏知识支撑的代理模型设计与实现”→“代理模型辅助进化计算的注采优化”的系统性研究，研究目标明确，研究内容具体，技术路线清晰。特征选择理论、微积分计算、进化方案已在多个领域取得显著应用成果，可为本项目提供坚实的技术支持。模糊系统理论、深度学习理论、渗流机理已在许多卷积神经网络和多层感知器模型构建研究中取得了显著成果，可为本项目提供成熟的理论方法。这些关键技术与方法在学术界得到的广泛认可和在实际工程中取得的显著成果，将在本项目中有效地被用于揭示油藏注采优化各环节内在运行规律，并为信息一体化模型构建和实际应用提供可靠的基础技术支持。

（2） 前期准备充分，储备工作完善

申请人对油藏注采优化领域的现有文献进行了全面梳理，掌握了油藏注采优化的传统方法（如数值模拟、经验公式等），还对新兴技术（如机器学习、人工智能等）在该领域的应用进行了系统研究，明确了现有方法的优势与不足。在此基础上，明确了具体的研究目标，提炼出基于人工智能的油藏注采优化研究中如何有效提取具有高预测能力、强鲁棒性且可解释的特征，如何设计兼顾物理规律与数据特征的高效代理模型，如何有效平衡全局搜索与局部开发阶段的优化策略的三个关键问题。这些关键问题的提炼为项目的实施提供了清晰的研究主线，确保研究方向明确、重点突出。在制定项目计划时，申请人充分考虑了实际条件和资源限制，确保每个阶段的任务具有可操作性。

为确保方案的可行性，申请人精心设计并实施了预实验。已经与中国石油大学（华东）石油工程学院张凯教授合作，在中国石油天然气有限公司指导计划项目“融合物理模型及神经网络的可解释性油藏连通性研究”和中国石油化工集团有限公司胜利油田分公司勘探开发研究院指导计划项目“基于开发动态数据的水驱油藏注采调控方法研究”资助下，收集了 210 套油藏注采优化实例。已构建了两个零阶 TSK 模糊系统和深度神经网络模型，为本项目的后续研究提供比对模型，并在多个实际油藏实例上开展了初步的数值实验。实验结果如图 13 所示。这些实验利用真实数据进行模型训练和验证，确保模型能够适应复杂的油藏条件，并为注采优化提供可靠的决策支持。

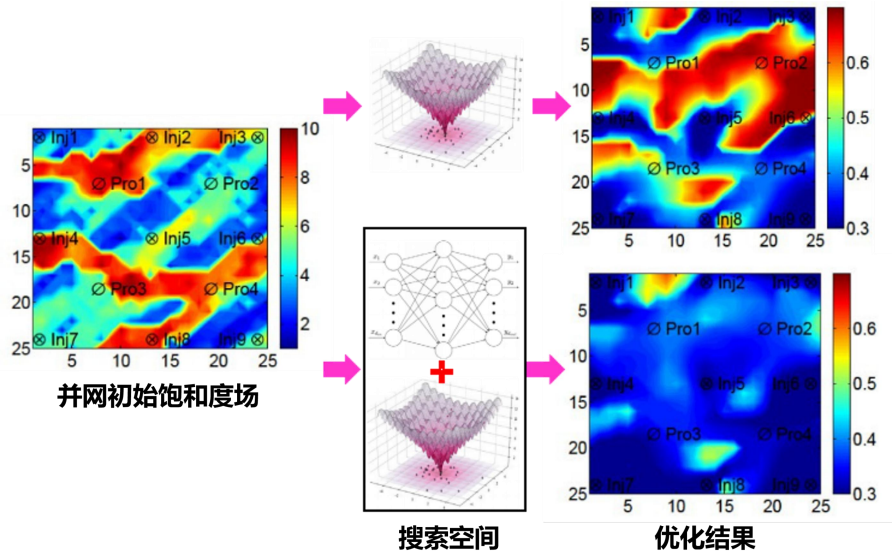


图 13. 目前部分实验结果

现有的实验结果表明，本项目的研究方案在拟合精度、误差控制和泛化能力等方面均能初步达到预期目标，并显著优于现有文献中的其他方法。通过这些预实验，可以初步判断正式实验结果的可信度。此外，团队熟悉了油藏注采优化的研究条件、实验方法和操作流程，为正式实验提供宝贵的经验和数据支持，进而为后续研究奠定了坚实的研究基础。

（3）团队研究经验深厚，工作条件完备

团队长期从事神经网络、智能优化、油藏工程等交叉研究。团队成员有教师 7

名、博士生 7 名、硕士生 20 名，其中油气田开发工程交叉学科教师 1 名、博士生 1 名、硕士生 2 名。团队在国际权威期刊《IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems》《IEEE Transactions on Fuzzy Systems》《IEEE Transactions on Evolutionary Computation》和《IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems》等发表高质量期刊论文 100 余篇，被引近 3000 次，多项研究成果在工程应用中得到验证，体现了本项目研究方向的实际价值与可行性。

项目申请人近年来在神经网络模型设计、智能优化理论和油气田开发应用等领域取得了若干创新性成果，受邀担任多个人工智能领域学术期刊兼职，包括：

- IEEE Transactions on Fuzzy Systems（中科院一区，Top，IF=11.9），副主编
- IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems（中科院一区，Top，IF=8.9），副主编
- IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems（中科院一区，Top，IF=8.7），副主编
- Information Sciences（中科院一区，Top，IF=6.8），副主编
- IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence（中科院三区，IF=6.5），副主编
- Complex & Intelligent Systems（中科院二区，IF=4.6），编委
- Neural Computing & Applications（中科院三区，IF=4.7），编委
- International Journal of Machine Learning and Cybernetics（中科院三区，IF=2.7），副主编

项目申请人自 2016 年起，作为大会主席举办 7 届国际会议“International Conference on New Trends in Computational Intelligence”。先后有来自美国、英国、印度、南非、加拿大、澳大利亚、罗马尼亚等世界各国的计算智能领域院士、IEEE Fellow 等顶尖专家作特邀报告。大会获得人民日报、新华网、科学网等主流媒体的关注和报道，浏览量达 100 余万，现已成为国际计算智能领域具有重要影响力的平台。

申请人与国内外研究团队保持紧密合作，确保研究能够及时跟踪国际前沿动态，并开展高水平学术交流。自 2017 年起，申请人多次访问印度统计研究所 Nikhil R. Pal 院士实验室，开展学术交流与合作研究。2018 年 11 月，Nikhil R. Pal 院士受聘为中国石油大学（华东）荣誉教授，进一步深化了双方的合作关系。在此期间，双方重点围绕基于神经网络的特征选择、容错学习以及井间连通性等领域展开研究，已合作发表 24 篇高水平学术论文。这些研究成果为本项目构建融合油藏开发规律的机器学习代理模型提供了坚实的理论和技術基础。

申请人协助研究单位聘请芬兰坦佩雷大学 Moncef Gabbouj 院士、白俄罗斯国立大学 Sergey Ablameyko 院士、加拿大阿尔伯塔大学 Witold Pedrycz 院士为学校荣誉教授；邀请瑞士苏黎世联邦理工学院 Torsten Hoefler 院士、波兰科学院系统研究所 Leszek Rutkowski 院士、土耳其科奇大学 Murat A. Tekalp 院士、西湖大学金耀初院士、香港城市大学王钧院士等 40 余位国内外知名学者为团队成员开展多场人工智能理论前沿学术报告，为本项目的执行提供了有力技术支持。

1.3 研究风险的应对措施

本项目研究方案系统完整，但在实施过程中仍可能面临技术挑战与不确定性。针对潜在风险，团队已制定相应应对策略，确保项目稳步推进。

（1）数据质量风险

油藏开发数据存在噪声干扰、缺失值及工程干预导致的间歇性活跃问题，可能影响特征选择的稳定性和有效性。

应对措施：采用多尺度时频分析（小波变换）与鲁棒性统计方法预处理原始数据，降低噪声干扰；设计双重关系矩阵，从空间关联与时变耦合两个维度交叉验证关键属性的稳定性；若某时段数据质量不佳，将引入油藏物理模型生成的仿真数据补充训练，确保特征提取的可靠性。

（2）物理规律与数据特征融合的冲突风险

油藏渗流机理与数据驱动模型可能在局部区域产生矛盾，导致预测结果偏离物理实际。

应对措施：将物理规律以软约束形式融入损失函数（如基于水驱特征曲线的统计损失项），而非硬性约束，允许模型在数据置信度高的区域适度偏离物理规律以捕捉真实特征；建立物理一致性校验模块，对模型输出进行渗流机理验证，若发现严重冲突，将启动基于专家知识的模型修正机制，调整网络结构或特征组合。

2. 工作条件（包括已具备的实验条件，尚缺少的实验条件和拟解决的途径，包括利用国家实验室、全国重点实验室和部门重点实验室等研究基地的计划与落实情况）；

本团队依托的中国石油大学（华东）凭借其鲜明的石油石化特色和雄厚的学科实力，形成了显著的平台优势。学校以石油工程、地质资源与地质工程等国家重点学科为核心，构建了能源、环境、材料等多学科协同发展的格局，并在油气领域处于领先地位。学校拥有国家重点实验室、国家工程实验室等高水平科研平台，并与中石油、中石化等企业共建实验室和研究中心，推动产学研深度融合。

本项目研究团队所在的跨媒体大数据联合实验室（<https://cilab.upc.edu.cn/>），长期与山东省计算中心（国家超级计算济南中心）、四川大学、路易斯维尔大学（美国）、印度统计研究所等单位保持紧密合作，为本项目提供丰富的数据资源、强大的计算能力及稳定的科研支持。团队具备充足的计算资源和先进的实验条件。在智能计算、数据智能、油藏工程等领域具有深厚的研究基础，配备高性能计算平台、油藏数值模拟实验室。

3. 正在承担的与本项目相关的科研项目情况（申请人和主要参与者正在承担的与本项目相关的科研项目情况，包括国家自然科学基金的项目和国家其他科技计划项目，要注明项目的资助机构、项目类别、批准号、项目名称、获资助金额、起止年月、与本项目的关系及负责的内容等）；

无。

4. 完成国家自然科学基金项目情况（对申请人负责的前一个已资助期满的科学基金项目（项目名称及批准号）完成情况、后续研究进展及与本申请项目的关系加以详细说明。另附该项目的研究工作总结摘要（限 500 字）和相关成果详细目录）。

项目名称：面向井间连通性的可演化物理导向网络模型研究

批准号：62173345

起止年月：2022.1-2025.12

完成情况：已圆满完成，发表相关论文 34 篇，均进行了基金标注。

后续研究进展及与本项目的关系：该项目构建结合物理约束的智能网络建模方法，并与油藏动态数据相结合进行优化分析，为本项目在油藏知识支撑的代理模型构建、智能注采优化等方面提供了核心理论支撑。

工作总结摘要：井间连通性反演是油藏开发的基础科学问题。传统研究方法物理过程高度简化，难以提供可靠判断依据；机器学习与石油工程的融合虽带来契机，但面临“数据自大”、物理一致性缺失、可解释性不足等局限。本项目拟针对上述问题，从三方面突破：①通过扩充数据特征维度，设计维度扩展的数据驱动连通性模型；②将物理第一性原理融入神经网络，建立可解释的物理约束模型；③基于油藏开发阶段的物理规律差异，构建涵盖多阶段约束的演化模型。最终形成面向井间连通性的可演化物理导向神经网络模型，为油藏智能化生产开发奠定坚实的理论基础和技术支撑。

相关成果详细目录（以下论文均标注了基金号）：

- [1] Xuetao Xie, **Jian Wang**, Jiamin Li, Bin Yuan, Witold Pedrycz, Jacek Mandziuk. MoBLS: A Broad Learning System with Multi-objective Optimization. Applied Soft Computing, 2026, 189: 114454. (共同通讯作者)
- [2] Xiaoyu Gao, **Jian Wang**, Bin Yuan, Caili Dai, Nikhil R. Pal. Takagi-Sugeno-Kang Fuzzy Systems with Iterated Projection Optimization for Classification Problems. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2026, 34(2): 396-410. (共同通讯作者，第一作者为本人指导博士生)
- [3] Xiaoyu Gao, Xuetao Xie, **Jian Wang**, Sergey V. Ablameyko, Nikhil R. Pal. Efficient High-Dimensional Learning with Adaptive Gaussian RBF Networks. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2026, 37(1): 107-121. (唯一通讯作者，第一作者为本人指导博士生)
- [4] Qin Chang, Yu Chen, Jiahao Liang, Chanjuan Liu, **Jian Wang**. Constructing Concise Instance-based Takagi-Sugeno-Kang Fuzzy Systems via Multiobjective Particle Swarm Optimization. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2025, 33(11): 4111-4123. (共同通讯作者)
- [5] Xuetao Xie, Yifei Pu, **Jian Wang**. A fractional Momentum Enhanced Fractional Filter for the Memristor-Based Volume Controller. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2025, 72(9): 1333-1337. (唯一通讯作者)

- [6] Ziwei Bian, Qin Chang, **Jian Wang**, Nikhil R. Pal. Multihead Takagi-Sugeno-Kang Fuzzy System. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2025, 33(8): 2561-2573. (唯一通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [7] Xiaodong Huang, **Jian Wang**, Kai Zhang, Bin Yuan, Caili Dai, Sergey V. Ablameyko. An Enhanced Sparse Multiobjective Evolutionary Algorithm in Large-Scale Multiobjective Optimization. Information Sciences, 2025, 720: 122476. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [8] Guangdong Xue, Liangjian Hu, **Jian Wang**, Sergey V. Ablameyko. ADMTSK: A High-Dimensional Takagi-Sugeno-Kang Fuzzy System Based on Adaptive Dombi T-Norm. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2025, 33(6): 1767-1780. (唯一通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [9] Xiaodong Huang, **Jian Wang**, Gaige Wang, Yong Zhang, Dunwei Gong, Yaochu Jin, Nikhil R. Pal. A Two-Mode Offspring Generation Selection Mechanism with Co-evolution for Sparse Large-Scale Multiobjective Optimization. Information Sciences, 2025, 718: 122337. (唯一通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [10] Zebiao Hu, **Jian Wang**, Kai Zhang, Witold Pedrycz, Nikhil R. Pal. Bi-Level Spectral Feature Selection. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2025, 36(4): 6597-6611. (唯一通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [11] Bingjie Zhang, Zihan Yu, **Jian Wang**, Maciej Zelaszczyk, Yaqian Zhang, Jacek Mandziuk, Chao Zhang, Witold Pedrycz. Interpretable Inverse Iteration Mean Shift Networks for Clustering Tasks. Neural Networks, 2025, 189: 107528. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [12] Zebiao Hu, **Jian Wang**, Jacek Mandziuk, Zhongxin Ren, Nikhil R. Pal. Unsupervised Feature Selection for Higher-Order Embedding Learning and Sparse Learning. IEEE Transactions on Cybernetics, 2025, 55(5): 2355-2368. (唯一通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [13] **Jian Wang**, Qingmiao Zhao, Witold Pedrycz, Sergey V. Ablameyko, Nikhil R. Pal. A Network Model for Handling Boundary Conditions in Stochastic Partial Differential Equations. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2025, 441: 117953. (唯一第一作者, 唯一通讯作者)
- [14] **Jian Wang**, Shujun Wu, Huaqing Zhang, Bin Yuan, Caili Dai, Nikhil R. Pal. Universal Approximation Abilities of a Modular Differentiable Neural Network. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2025, 36(3): 5586-5600. (唯一第一作者)
- [15] **Jian Wang**, Xiaofeng Xue, Zhixue Sun, Jun Yao, El-Sayed M. El-Alfy, Kai Zhang, Witold Pedrycz, Jacek Mandziuk. Theory Guided Lagrange Programming Neural Network for Subsurface Flow Problems. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 134: 108656. (唯一第一作者)
- [16] Guangdong Xue, **Jian Wang**, Kai Zhang, Nikhil R. Pal. High-Dimensional Fuzzy

- Inference Systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2024, 54(1): 507-519. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [17] Xiaoling Gong, **Jian Wang**, Qilin Ren, Kai Zhang, El-Sayed M. El-Alfy, Jacek Mańdziuk. Embedded Feature Selection Approach based on TSK Fuzzy System with Sparse Rule Base for High-Dimensional Classification Problems. Knowledge-Based Systems, 2024, 295: 111809. (唯一通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [18] Jianpeng Zang, **Jian Wang**, Kai Zhang, El-Sayed M. El-Alfy, Jacek Mańdziuk. Expertise-informed Bayesian Convolutional Neural Network for Oil Production Forecasting. Geoenergy Science and Engineering, 2024, 240: 213061. (唯一通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [19] Bingjie Zhang, **Jian Wang**, Xiaoling Gong, Zhanglei Shi, Chao Zhang, Kai Zhang, El-Sayed M. El-Alfy, Sergey V. Ablameyko. First-Order Sparse TSK Nonstationary Fuzzy Neural Network Based on the Mean Shift Algorithm and the Group Lasso Regularization. Mathematics, 2024, 12(1): 120. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [20] Shujun Wu, **Jian Wang**, Huaying Sun, Kai Zhang, Nikhil R. Pal. Fractional Approximation of Broad Learning System. IEEE Transactions on Cybernetics, 2024: 54(2): 811-824. (唯一通讯作者)
- [21] Qin Chang, Zhen Zhang, Fanyue Wei, **Jian Wang**, Witold Pedrycz, Nikhil R. Pal. Adaptive Nonstationary Fuzzy Neural Network. Knowledge-Based Systems, 2024, 288: 111398. (唯一通讯作者)
- [22] Xuetao Xie, Yi-Fei Pu, Huaqing Zhang, Jacek Mańdziuk, El-Sayed M. El-Alfy, **Jian Wang**. An Interpretable Neural Network for Robustly Determining the Location and Number of Cluster Centers. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2024, 15: 1473-1501. (共同通讯作者)
- [23] Guangdong Xue, Qin Chang, **Jian Wang**, Kai Zhang, Nikhil R. Pal. An Adaptive Neuro-Fuzzy System with Integrated Feature Selection and Rule Extraction for High-Dimensional Classification Problems. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2023, 31(7): 2167-2181. (唯一通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [24] Guangdong Xue, **Jian Wang**, Bin Yuan, Caili Dai. DG-ALETSK: A High-Dimensional Fuzzy Approach with Simultaneous Feature Selection and Rule Extraction. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2023, 31(11): 3866-3880. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [25] Faliang Yin, Weiguo Li, Kai Zhang, **Jian Wang**, Nikhil R. Pal. Pseudo Inverse versus Iterated Projection: Novel Learning Approach and its Application on Broad Learning System. Information Sciences, 2023, 649: 119648. (唯一通讯作者, 第一作者为本人指导硕士生)
- [26] Guangdong Xue, **Jian Wang**, Bingjie Zhang, Bin Yuan, Caili Dai. Double Groups

of Gates based Takagi-Sugeno-Kang (DG-TSK) Fuzzy System for Simultaneous Feature Selection and Rule Extraction. Fuzzy Sets and Systems, 2023, 469: 108627. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)

- [27] Xiaoling Gong, Ziheng Rong, **Jian Wang**, Kai Zhang, Shengxiang Yang. A Hybrid Algorithm based on State-Adaptive Slime Mold Model and Fractional-Order Ant System for the Travelling Salesman Problem. Complex & Intelligent Systems, 2023, 9(4): 3951-3970. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [28] **Jian Wang**, Qin Chang, Tao Gao, Kai Zhang, Nikhil R. Pal. Sensitivity Analysis of Takagi-Sugeno Fuzzy Neural Network. Information Sciences, 2022, 582: 725-749. (共同第一作者)
- [29] **Jian Wang**, Xue Pang, Faliang Yin, Jun Yao. A Deep Neural Network Method for Solving Partial Differential Equations with Complex Boundary in Groundwater Seepage. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022, 209: 109880. (唯一第一作者)
- [30] Huaqing Zhang, Yunqi Jiang, **Jian Wang**, Kai Zhang, Nikhil R. Pal. Bilateral Sensitivity Analysis: a Better Understanding of a Neural Network. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2022, 13: 2135-2152. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [31] Xiangyu Wang, Kai Zhang, **Jian Wang**, Yaochu Jin. An Enhanced Competitive Swarm Optimizer with Strongly Convex Sparse Operator for Large-Scale Multiobjective Optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2022, 26(5): 859-871. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导硕士生)
- [32] Xiaoling Gong, Ling Yu, **Jian Wang**, Kai Zhang, Xiao Bai, Nikhil R. Pal. Unsupervised Feature Selection Via Adaptive Autoencoder with Redundancy Control. Neural Networks, 2022, 150: 87-101. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)
- [33] Xiangyu Wang, Bingran Zhang, **Jian Wang**, Kai Zhang, Yaochu Jin. A Cluster-Based Competitive Particle Swarm Optimizer with a Sparse Truncation Operator for Multi-Objective Optimization. Swarm and Evolutionary Computation, 2022, 71: 101083. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导硕士生)
- [34] Bingjie Zhang, Xiaoling Gong, **Jian Wang**, Fengzhen Tang, Kai Zhang, Wei Wu. Nonstationary Fuzzy Neural Network Based on FCMnet Clustering and a Modified CG Method with Armijo-type Rule. Elsevier, 2022, 608: 313-338. (共同通讯作者, 第一作者为本人指导博士生)

(四) 其他需要说明的情况:

1. 申请人同年申请不同类型的国家自然科学基金项目情况(列明同年申请的其他项目的项目类型、项目名称信息, 并说明与本项目之间的区别与联系; 已收到自然科学基金委不予受理或不予资助决定的,

无需列出）。

无。

2. 具有高级专业技术职务（职称）的申请人或者主要参与者是否存在同年申请或者参与申请国家自然科学基金项目的单位不一致的情况；如存在上述情况，列明所涉及人员的姓名，申请或参与申请的其他项目的项目类型、项目名称、单位名称、上述人员在该项目中是申请人还是参与者，并说明单位不一致原因。

无。

3. 具有高级专业技术职务（职称）的申请人或者主要参与者是否存在与正在承担的国家自然科学基金项目的单位不一致的情况；如存在上述情况，列明所涉及人员的姓名，正在承担项目的批准号、项目类型、项目名称、单位名称、起止年月，并说明单位不一致原因。

无。

4. 申请人和主要参与者同年以不同专业技术职务（职称）申请或参与申请科学基金项目情况（应详细说明原因）。

无。

5. 其他。

无。