



DOFIAC 2025
中国数字油田

DOFIAC 2025 & RIWOF 20th Anniversary

第九届数字油田国际学术会议

暨长安大学智慧油气田研究院成立20周年庆典

The 9th Digital Oil Field International Academic Conference and the 20th Anniversary
Celebration of the Research Institute on Wisdom Oil & Gas Field of Chang' an University

论文集
PROCEEDINGS



长安大学智慧油气田研究院

RESEARCH INSTITUTE ON WISDOM OIL & GAS FIELD, CHANG' AN UNIVERSITY



长安大学

智慧油气田研究院



长安大学智慧油气田研究院 (Research Institute on Wisdom Oil & Gas Field of Chang'an University, 缩写为 RIWOF) 隶属于长安大学, 原为长安大学数字油田研究所, 成立于2005年3月, 是中国目前唯一的油气田数字、智能与智慧理论、原理、方法与技术及建设的专业化研究机构。下设“三所、一智库、一外籍院士工作站”, 即数字油田研究所、智慧油气藏研究所、数据科学与实验研究所、智慧油气田智库及西安贵隆数字化工程科技有限公司外籍院士工作站。

其基本宗旨是: 继承长安大学数字油田研究所长期以来专注于油田数字化、智能化建设的研究, 继续沿着“数字、数据、信息、知识、智慧”的基本研究路径, 转型升级将数据、知识、智慧作为突出重点研究内容, 同中国油气田企业数字化转型升级紧密结合, 力争在数据、油气田数据、大数据研究中做出应有贡献。

长安大学智慧油气田研究院的主要成果被归纳为“两会两体系一实践”，两会即一个数字油田国际学术会议和一个“一带一路”国际技术交流会，两体系即一个理论体系、一个技术体系，一实践即产学研企一体化。

自2009年以来，长安大学智慧油气田研究院每两年举办一届的数字油田国际学术会议，现已成功举办八届，在油田数智化建设领域具有较大的影响力，已成为业界品牌会议。2023年，“数字油田”国际学术会议，被中国科协认定为全国重要学术会议之一。此外，研究院还成功举办了两届“一带一路”智慧油气田专家论坛暨先进技术与产品国际交流会与一届数据社会与数字经济暨“一带一路”合作国际学术会议，旨在推动油气行业及相关服务业加快核心技术与产品的研发进程，弥补“短板”，最终服务于我国“数字经济”发展及“一带一路”多国的数字、智能、智慧油气田建设。在数字油田理论、原理探索中先后出版的5部《数字油田在中国》系列专著，全面论述了中国数字、智能、智慧油气田建设与发展过程，建立了中国数字油田建设的数字、数据、信息、知识与智慧阶梯式发展的理论模型，总结出了智能油气田建设的基本方法及基本路径与模式。在数字油田建设实践中逐渐形成以油田物联网技术（OFIOT）、数据专家（Datist）技术、油井专家（Wellist）技术、油藏专家（Rsvrist）技术和大数据分析专家（B-Datist）为代表的技术体系，分别渗透在数字、智能与智慧油气田建设之中，特别是数据专家（Datist）技术广泛应用在国家地震、石油、能源、环保等领域，已成为数据治理和数据中台等标志性的技术，构建的油田大模型发明专利已获授权，还多次获得产学研合作创新大奖等。

中国数字油田建设已拉开了“下半场”的帷幕，“双碳”目标与“数字化转型”任务正在加快中国油气田企业改革发展的进程。长安大学智慧油气田研究院将继续办好“两会”，继承好“两体系”，不忘初心，聚焦数字、智能、智慧油气田研究与建设，同时开启智慧油气藏建设研究与数字工程人才培养的新征程，率先对石油类专业的本科生、研究生开设了油田物联网、油田数据学与大数据和人工智能等高端课程与实验，期望为油田企业培养出新型的石油科技人才，为中国智慧油气田建设发展做出更多贡献。

Research Institute on Wisdom Oil & Gas Field of Chang'an University

Research Institute on Wisdom Oil & Gas Field of Chang'an University (RIWOF) grew out of the Digital Oilfield Institute of Chang'an University, which was established in March 2005. It is the exclusive research institute in China focused on digitalization, intellectualization, and smart oil & gas fields, covering theory, principles, methods, technologies, and construction. RIWOF is composed of “three institutes, one think tank, and one foreign academician workstation”, namely: the Digital Oilfield Institute, the Intelligent Oil and Gas Reservoir Institute, the Data Science and Experiment Research Institute, the Intelligent Oil and Gas Field Think Tank, and the Foreign Academician Workstation of Xi'an Guilong Digital Engineering Technology Co., Ltd.

Basic tenet: Inherit the research legacy of the Digital Oilfield Institute of Chang'an University in the digital and intelligent construction of oil fields; continue to follow the fundamental research paths of digital, data, information, knowledge, and wisdom; transform and upgrade to emphasize data, knowledge, and wisdom as key research priorities; and closely integrate with oil and gas field enterprises across China, striving to contribute

significantly to research on oil and gas field big data and related areas.

The main achievements of RIWOF are summarized as “two conferences, two systems, and one practice”. The two conferences consist of the Digital Oil Field International Academic Conference and the International Specialist Forum & Brand Techniques Symposium on Wisdom Oil and Gas Field. The two systems comprise the theoretical system and the technical system, and the one practice refers to the integration of industry, university, research, and enterprise.

Since 2009, RIWOF has held the Digital Oil Field International Academic Conference every two years, which has been successfully held eight times with significant influence on oilfield informatization construction, and has now become a branded conference. In addition, RIWOF has also successfully held the International Specialist Forum & Brand Techniques Symposium on Wisdom Oil and Gas Field twice, which aims to accelerate the research and development of core technologies and products to address technological shortcomings, thereby supporting China's digital economy development, the construction of digital, intelligent,





and smart oil and gas fields, as well as multiple countries along “the Belt and Road” .

On the one hand, during the exploration of digital oilfield theory and principles, the RIWOF team has written and published five monographs in the “Digital Oilfield in China” series, which comprehensively discuss the construction and development process of digital and intelligent oil & gas fields in China, establish a theoretical model encompassing digital, data, information, knowledge, and wisdom, and summarize the fundamental methods, paths, and modes of intelligent oil & gas field construction. On the other hand, in digital oilfield construction practice, a technical system has been gradually formed and applied in the development of digital, intelligent, and smart oil and gas fields. The more representative technologies include Oil Field Internet of Things (OFIOT), Data Specialist (Datist), Well Specialist (Wellist), Reservoir Specialist (Rsvist), and Big Data Analysis Specialist (B-Datist). In particular, Data Specialist (Datist) technology is widely applied in earthquake monitoring, oil, energy, environmental protection, and other areas, serving as a landmark technology in data management and data middle platforms. The invention patent for the developed oilfield big model has been authorized, and it has also won the innovation award for industry-university-research cooperation multiple times.

As digital oilfield construction in China has entered a new era, the “Dual Carbon” goal and the “Digital Transformation” task are accelerating the reform and development process of oil and gas field enterprises in China. RIWOF will continue to hold the “two conferences”, persevere in the “two systems”, remain true to its original aspirations, focus on oil & gas field research and construction, and simultaneously embark on a new journey of research in smart oil and gas reservoirs and talent cultivation in digital engineering. For undergraduates and postgraduates majoring in petroleum, RIWOF takes the lead in offering advanced courses and experiments, such as oilfield IoT, oilfield data, big data, and artificial intelligence. RIWOF aims to cultivate talents in petroleum science and technology for oilfield enterprises and make further contributions to the construction and development of intelligent oil and gas fields in China.



编委名单

主编单位

长安大学智慧油气田研究院
长安大学地球科学与环境学报
西安石油大学学报（自然科学版）
长安大学数据科学实验与研究中心

顾问	陈志坚	金明权	陈 溯	高志亮
主编	温汉捷	付国民	雷俊杰	张辛耘
执行主编	李佐臣	于 强		
设计	孙 阳	陶 倩		
工作人员	王天姿	薛 慧	张 锐	陶晓辉

论文编辑委员会

主任委员	李佐臣	路利军
副主任委员	周 军	刘 展 付国民
委员	孙少波	李 辉

Editorial board

Organizers

Research Institute on Wisdom Oil & Gas Field of Chang'an University

Journal of Earth Science and Environment

Journal of Xi'an Shiyou University (Natural Science Edition)

Experiment and Research Center for Data Science (ERCDS)

Consultant CHEN Zhijian, JIN Mingquan, CHEN Shuo, GAO Zhiliang

Chief editor WEN Hanjie, FU Guomin, LEI Junjie, ZHANG Xinyun

Executive Editor LI Zuochen, YU Qiang

Layout SUN Yang, Tao Qian

Staff Wang Tianzi, Xue Hui, ZHANG Rui, TAO Xiaohui

Editorial board for papers

Committee directors LI Zuochen, LU Lijun

Deputy directors ZHOU Jun, LIU Zhan, FU Guomin

Member of editorial board SUN Shaobo, LI Hui

学术委员会

主席:

石玉江 中国石油集团测井有限公司总经理，教授级高级工程师，博士

外籍副主席:

亚采克.祖拉达(Jacek M. Zurada) 波兰科学院院士；IEEE 协会终身会士；国际神经网络学会会员；美国路易斯维尔大学电子与计算机工程教授，博导

国内副主席:

高志亮 长安大学智慧油气田研究院荣誉院长，俄罗斯工程院外籍院士，陕西省科学家+工程师“秦创原”首席专家，西安贵隆数字化工程科技有限责任公司外籍院士工作站首席专家。

段鸿杰 中国石化胜利油田分公司数智化管理服务中心经理，博士后，教授级高级工程师

韩 玲 长安大学乡村振兴研究院院长，陕西省土地整治重点实验室主任，国土空间信息西安市重点实验室主任，二级教授、博士生导师，享受国务院政府特殊津贴，中国测绘学会常务理事。

刘 展 中国石油大学（华东）教授，博士生导师

外籍委员（排名不分前后）Members:

Robello Samuel（罗贝洛.萨缪尔）哈利伯顿公司首席技术顾问兼技术研究员；钻井工程专家；SPE 杰出讲师

EdgarAlexander Fernandez Rincon（埃德加·亚历山大·费尔南德斯·林孔）斯伦贝谢有限公司延北开发经理兼 SLB 首席油藏工程师

国内委员（排名不分前后）Members:

窦宏恩	中国石油勘探开发研究院正高级工程师，中国石油大学（北京）工程博导，中国石油大学（北京）人工智能学院兼职教授，中国石油和化工自动化应用协会人工智能分会副秘书长
-----	--

张乃禄	西安石油大学电子工程学院教授
孔宪光	西安电子科技大学教授、博士生导师、华山学者，西安电子科技大学智能制造与工业互联网（大数据）研究中心主任，陕西省工业互联网技术工程中心主任
李 涛	西安石油大学图书馆馆长，教授，博士、硕士生导师
邢宇鑫	中国地质调查局油气资源调查中心高级工程师
孙少波	长安大学智慧油气田研究院副院长，教授，博士

Academic Aboard

Chair: Shi Yujiang

President of China Petroleum Group Logging Co., Ltd., Professor-Level Senior Engineer, Ph.D.

Co-chair of foreign nationality: Jacek M. Zurada

Member of the Polish Academy of Sciences; Life Fellow of the IEEE; Member of the International Neural Network Society; Professor of Electrical and Computer Engineering, University of Louisville, USA (Ph.D. Supervisor)

Co-chairs in China Zone:

GAO Zhiliang Honorary Dean of the Smart Oil and Gas Field Research Institute at Chang'an University, Foreign Academician of the Russian Academy of Engineering, Chief Expert of the Shaanxi Provincial "Qin Chuang Yuan" Scientist + Engineer Team, and Chief Expert of the Foreign Academician Workstation at Xi'an Guilong Digital Engineering Technology Co., Ltd.

DUAN Hongjie Manager of the Digital and Intelligent Management Service Center, Shengli Oilfield Branch of China Petroleum & Chemical Corporation (Sinopec); Postdoctoral Research Fellow; Professor-Level Senior Engineer.

HAN Ling Director of the Research Institute for Rural Revitalization at Chang'an University, Director of the Shaanxi Provincial Key Laboratory of Land Consolidation, Director of the Xi'an Key Laboratory of Territorial Spatial Information, Rank-2 Professor and Doctoral Supervisor, Recipient of the State Council Special Government Allowance, and Executive Council Member of the Chinese Society of Surveying and Mapping.

LIU Zhan Professor and Doctoral Supervisor at China University of Petroleum (East China).

Foreign Members (in no particular order):

Robello Samuel Chief Technical Advisor and Technical Researcher, Halliburton Company; Expert in Drilling Engineering; Distinguished Lecturer of the Society of Petroleum Engineers (SPE)

EdgarAlexander Fernandez Rincon Manager of Yanbei Development and Chief Reservoir Engineer of SLB, Schlumberger Limited

Domestic Members (in no particular order):

DOU Hongen	Senior Engineer (Professor-Level) of PetroChina Research Institute of Petroleum Exploration & Development; Doctoral Supervisor in Engineering at China University of Petroleum, Beijing; Adjunct Professor at the College of Artificial Intelligence, China University of Petroleum, Beijing; Deputy Secretary-General of the Artificial Intelligence Branch of China Petroleum and Chemical Automation Application Association.
ZHANG Nailu	Professor at the School of Electronic Engineering, Xi'an Shiyou University.
KONG Xianguang	Professor, Doctoral Supervisor, and Huashan Scholar at Xidian University; Director of the Research Center for Intelligent Manufacturing and Industrial Internet (Big Data), Xidian University; Director of the Shaanxi Provincial Industrial Internet Technology Engineering Center.
LI Tao	Director of the Library, Professor, and Doctoral/Master's Supervisor at Xi'an Shiyou University.
XING Yuxin	Senior Engineer, Oil and Gas Resources Survey Center, China Geological Survey.
SUN Shaobo	Associate Dean of the Smart Oil and Gas Field Research Institute at Chang'an University, Professor, Ph.D.

● 天然气地球科学

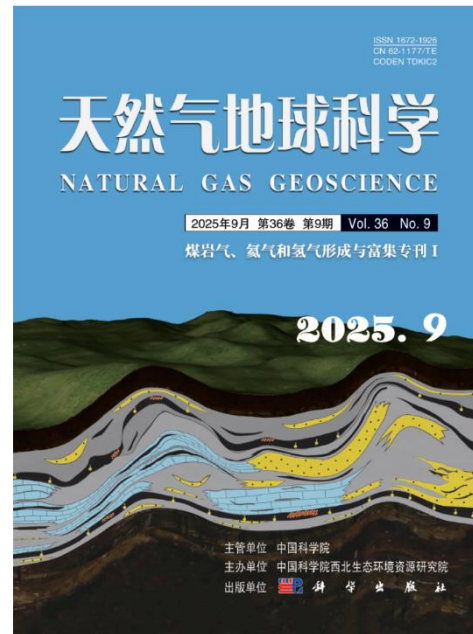
主管：中国科学院

主办：中国科学院西北生态环境资源研究院

主编：戴金星

ISSN 1672-1926

CN 62-1177/TE



《天然气地球科学》(月刊)简介

《天然气地球科学》(月刊)创刊于 1990 年,是由中国科学院西北生态环境资源研究院(原中国科学院资源环境科学信息中心)主办的综合性学术刊物。旨在评述天然气地球科学的研究进展,报道世界各国天然气勘探开发新理论、新技术、新方法,介绍我国天然气科技攻关和勘探新成果,促进我国天然气地质学学科建设,推动我国天然气工业的发展。目前设有综述与评述、天然气地质学、天然气地球化学、天然气勘探、天然气开发、非常规天然气、天然气与环境、天然气资源与经济、研究前缘等栏目。

收录与影响:已被荷兰 SCOPUS 数据库、日本科学技术振兴机构数据库(JST)、美国 EBSCO 数据库、美国《工程索引(EI)》数据库(2013-2015)、美国化学文摘(CA)、美国石油文摘(PA)、中文核心期刊要目总览(北大核心)、中国科学引文数据库(CSCD)、中国科技核心期刊、中国科技论文统计源期刊等 10 多个数据库收录。被评为 RCCSE 中国核心学术期刊(A)、中国国际影响力优秀学术期刊、世界学术期刊学术影响力指数(WAJCI) Q1/Q2 区期刊、第四届中国精品科技期刊、中国地质学会地学领域高质量科技期刊 T1 级期刊、中国石油学会石油天然气工业领域高质量科技期刊 T2 级期刊。

● Journal of Natural Gas Geoscience(JNGGS)

Sponsored by:

Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences AND PetroChina Research Institute of Petroleum Exploration & Development.

Editor-in-chief: Jinxing Dai

ISSN:2468-256X

E-mail:jnggs@lzb.ac.cn

Index databases:

GeoRef

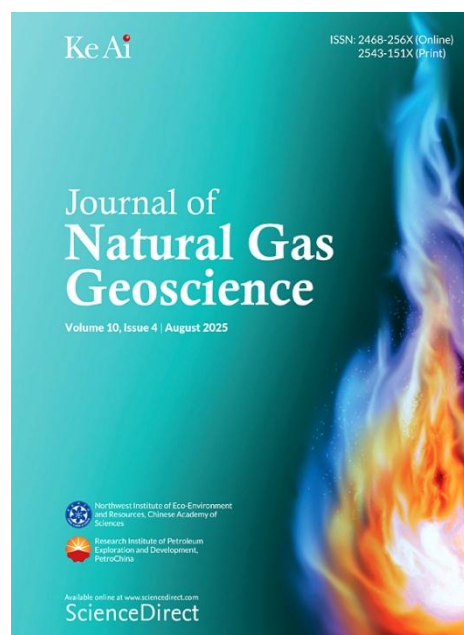
Petroleum Abstracts

INSPEC

EBSCOhost

DOAJ

Cabells Journalytics



Aim and Scope

Journal of Natural Gas Geoscience (JNGGS) is an academic bimonthly journal about natural gas exploration& exploitation. The journal publishes original research and review articles across a broad range of natural gas geology, natural gas geochemistry, natural gas geophysics, natural gas field engineering, unconventional natural gas, natural gas & environment, natural gas resource & economics, etc. Its main aims are to promote the development of natural gas exploration & exploitation for the world and academic communion in the natural gas researchers and workers. Its main tasks are to review the present situation and the development of natural gas geosciences, to report new theories, new methods and new technologies, to publish new results in global natural gas research and exploration & exploitation, and to promote the contribution of natural gas to economic and social sustainable development.

● 长安大学《地球科学与环境学报》

主管：中华人民共和国教育部

主办：长安大学

创刊时间：1979

刊期：双月刊



长安大学《地球科学与环境学报》简介

长安大学《地球科学与环境学报》是国家教育部主管、长安大学主办的地学综合性学术刊物，创刊于 1979 年。

本刊主要报道地学领域创新性研究成果，反映国内外地学的前沿和进展信息，重点反映地学前缘及交叉学科的高水平科技成果，被《化学文摘》(CA)、《地质文献预评数据库》(GeoRef)、《乌利希国际期刊指南》(UPD)、《剑桥科学文摘(自然科学)》(CSA(NS))、《石油文摘》(PA)、《史蒂芬斯全文数据库》(EBSCOhost)、《文摘杂志》(PXX)、《动物学记录》(ZR)、《哥白尼索引》(IC)、《日本科学技术振兴机构中国文献数据库》(JSTChina)、《文摘与引文数据库》(Scopus)、《中文核心期刊要目总览》《中国科技论文与引文数据库》(CSTPCD)等国内外 10 余家文摘或数据库固定收录，系中文核心期刊、中国科技核心期刊、RCCSE 中国核心学术期刊。

该刊是数字油田国际学术会议优秀论文推荐的重要期刊之一。

● 西安石油大学学报（自然科学版）

主管：陕西省教育厅

主办：西安石油大学

主编：张荣军

副主编：田美娥 张新宝

创刊时间：1986 年创刊

刊期：双月刊



《西安石油大学学报》(自然科学版)简介

《西安石油大学学报(自然科学版)》(Journal of Xi'an Shiyou University(Natural Science Edition)), 创刊于 1986 年, 是由陕西省教育厅主管、西安石油大学主办的石油、天然气类综合性学术期刊。本刊为中文核心期刊、中国科技核心期刊、RCCSE 中国核心学术期刊, 被美国《化学文摘》(CA)、美国《石油文摘》(PA)、爱思唯尔(Elsevier)Scopus 数据库、日本科学技术振兴机构数据库(JST)等收录, 连续入编《世界期刊影响力指数(WJCI)报告(科技版)》, 为中国核心期刊数据库、万方数字化期刊群、中文科技期刊数据库、中国学术期刊(光盘版)等数据源期刊。

该刊多年来十分支持数字油田、智能油田与大数据研究, 是大会优秀论文推荐的首选期刊之一。

● 中国石油大学学报（自然科学版）

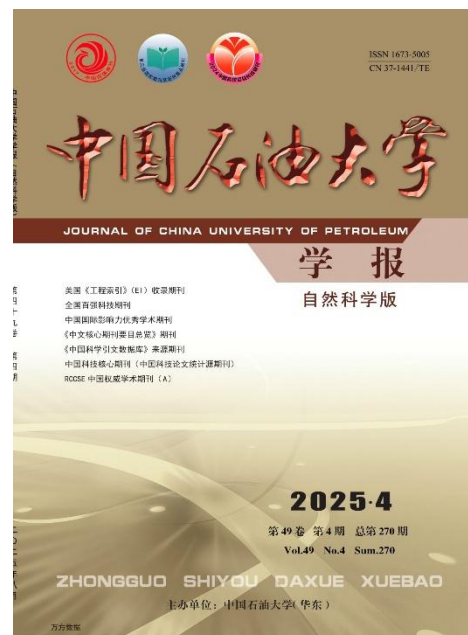
主办单位：中国石油大学华东

主编：戴彩丽

国内刊号：37-1441/TE

国际刊号：1673-5005

出版周期：双月刊



《中国石油大学学报（自然科学版）》简介

《中国石油大学学报（自然科学版）》：是教育部主管，中国石油大学（华东）主办、国内外公开发行的石油科技类综合性学术刊物，创刊于 1959 年，刊期为双月刊。其 ISSN 为 1673-5005，CN 为 37-1441/TE。该学报重点刊载地质与勘查工程、地质能源开采工程、能源装备与控制工程、能源化学与材料工程等领域的创新性成果和高水平论文。它是中文核心期刊、中国科技论文统计源刊、中国科学引文数据库核心期刊，被美国《工程索引》（EI）、Scopus 等 20 多家数据库和文摘杂志收录，曾获得第二、三届全国期刊奖百种重点期刊奖等多项荣誉。

长安大学智慧油气田研究院成立 20 年

（学术论文代序）

付国民 院长

时间荏苒，转眼即逝。记得那是 2008 年左右吧，水环学院的王伟教授给我说有一位老师找他做一个油藏模拟，他就介绍给了我，这个老师就是高志亮老师。

我们两个约到资源楼的 2 楼办公室见得面，那是我第一次见高老师。他说他做数字油田，我觉得非常好奇，那时数字油田刚兴盛，国内外有专家在探索，我也想知道一下。我们聊了很长时间都在聊“黑油模型”。当时给我的印象是高老师对“黑油模型”非常熟悉，让我感到奇怪的是，他说他学的是地球物理，怎么对油气藏、石油地质这么熟悉。

那一次，我们两没有做成什么。因为，高老师是想以数字油藏的思想利用黑油模型做一个三维可视化的油气模型，他不是做项目，而是做研究，数据量不够，条件不具备，但从此我和高老师就成了忘年之交的好朋友了，我跟着高老师长期学习数智油气田知识，参与数智油气田建设与研究，共同完成了《油田数据学》的研究与撰写，初步建立了中国数字油田的油气田数据学理论、原理，这是我人生中最值得庆贺的事情。

回想起长安大学智慧油气田研究院走过的 20 年，那可是让我们无比兴奋与刻骨铭心的 20 年。说实在的，大学里有一个专业化的研究机构，在没有任何力量大力支持的情况下支撑到今天，实在是很难。

我们不能忘记，高志亮、孙少波、陈石、智功献 4 位创立者在 2005 年创立长安大学数字油田研究所时，真是要啥没啥，但他们硬是在一无所有中创立了中国第一个、也是唯一一个数字油田研究机构，一干就是 20 年。当然，中途智老师去了西安市教育局工作了，陈石去北京读博了，但是留下高老师和孙少波教授始终如一地坚持到现在。

我们不能忘记，在研究所成立时地球科学与资源学院的领导给予了大力的支持。那时有一个特殊的情况，由于数字油田与石油、地质接近，于是，高老师找到了资源学院，是否同意将这个研究机构放在资源学院，挂靠在马智民副院长领衔的研究中心，马智民副院长欣然同意，当时的李勇院长高度支持，一直到后来

的李荣西院长、温汉捷院长都给于了强有力的支持。

当然，我们更不能忘记长安大学的历届领导对于我们的支持与鼓舞，刘建朝副校长、杜向民书记、沙爱民校长、贺栓海副校长、朱杰君副校长、范文副校长，都是亲自参与我们的国际学术会议，亲自到会致辞。特别是沙校长还赶到辽河油田指导会议并代表长安大学致辞。这里更让我们感动的就是长安大学科学研究院（当时还是科技处）和国际合作处，每次会议都是给予全力的支持，尤其韩玲教授，我们的会议开到哪里，她的指导和会议主持就到哪里。

我们不能忘记研究院 20 年来的艰苦的研究经历，当时研究院创立时，还是精气神满满的，但是真正做起来才发现数字油田是一个“五无”境地，即无学科领域挂靠、无专业方向支持、无专业人员接替、无处发表论文或者被拒，无处报课题、报奖。然而，研究院的所有人员没有退缩，仍然艰难前行。

2005 年起步，当时一直处于“两眼一抹黑”，不知道数字油田是什么？好像知道，好像什么也不知道，眼前有一道“纸”捅不破。到了 2008 年长庆油田的“用数字说话，听数字指挥”数字油田建设给我们重要的启示，全力开启了追踪研究，2019 年又转入了引领研究。

2009 年，研究所成立 4 周年之际，在高志亮所长的带领下编制完成了《中国数字油田建设总图》，创造性地提出了“数字→数据→信息→知识→智慧”油田数字化、智能化建设的基本路径。

2013 年，高志亮所长完成“油气田物联网建设模式”构建，提出数智油气田建设“采、传、存、管、用、智”六字方针与“建好、管好、用好”的“三好”原则，以“数据为中心”的研究与建设数字油田成为基本法宝。

2015 年高志亮所长及团队提出适应于智能油田的“小型化，精准智能”建设原则；提出适应于大数据、智慧油气田的“全数据、全智慧、全信息”地建设思想，在油气田建设中得到应用和推广。

2017 年起，高志亮所长带领研究所又提出适用于从智能油田向智慧油气田建设发展的“数据、业务、技术、算力、算法”科学配置的方法，总结出数据三大规律，发现了三大定律，出版了《数据的基本问题探究与讨论》专著。

2020 年，经西安市委组织部和西安市科学考察批准，研究院下属贵隆公司设立外籍院士工作站，与波兰科学院外籍院士 Jacek M. Zurada 携手攻关人工智能与智慧油气田，2022 年获得西安市政府优秀院士工作站称号，2022 年又同俄

罗斯工程院外籍院士高志亮教授签约，完成整合数智油田研究。

同年，研究院与延长油田建立的“陕西省‘秦创原’科学家+工程师队伍”成功入选首批“科学家+工程师”队伍名单，提出了“智慧采油法”和“数字采油法”，延长油田吴起采油厂胜利山二期项目作为“秦创原”建设成果得以立项，项目正在实施中。

2023 年高志亮所长及团队提出了《一种油气田数据与业务大数据方法论系统及方法》，是国内首个油田大模型提出者和“数字采油法”的首创者并获得发明专利授权。同时提出大数据大模型和数能转换定律。

2024 年高志亮作为研究院首席专家，带领研究院同仁确立了“整合数智油气田学”，重视大数据与人工智能+油气田整合建设发挥体系化作用，这是对《数字油田在中国》研究与发展新的创举。高志亮教授提出的“数能转换定律”于 2024 年 4 月在第 49 届日内瓦国际发明展会上获得重要奖项。

2025 年，我们 20 岁了。高老师带领我们一直坚守数字油田研究与实践，回顾过去我们没有枉费时光，每走一步都十分的艰难，但每一天都有成就。研究院知难而上爆冷开启了中国数字油田建设的研究，20 年来形成了《数字油田在中国》的系统丛书与理论集群。

截止目前，高老师主编的《数字油田在中国》都是我国唯一完整的数智油气田系列专著，构成了我国数智油气田建设的理论体系，对于中国数字油田建设与发展具有很好的指导意义，将一个以信息化建设起头的数智油田建设牵引回了数字化建设与发展正确的轨道上来。

研究院也十分重视基础科学研究，高志亮教授用了近 30 多年研究的《数字与数据科学》，先后出版了“数据论”与“数据原本”，提出“数能转换定律”，将数智油气田建设作为场景应用，取得了非常好的效果与验证。李金宝教授 30 多年主持研究形成的《宇宙与地球科学新理论》，先后出版 2 部专著，用以探索宇宙、地球的形成，对于矿产资源，特别是油气生成具有重要的指导意义。孙少波、于强教授、付国民教授致力于计算科学、人工智能与大模型研究和《油田数据学》探索，同时建立的外籍院士工作站主攻 AI 人工智能与智慧基础研究，取得很好的进展。

研究院在产学研一体化方面成效显著，在数智油气田建设中，从芯片设计研究开始完成了油气田物联网完整系统设计、研发、制造、安装、运维一条龙建设，

同大庆油田庆新油田公司、延长油田吴起采油厂、辽河油田泰利达建立了长期友好的合作基地建设，获得了很好的成绩，给予我们研究数智油气田很大的帮助。

理论联系实际，实践出真知。研究院先后同延长油田吴起采油厂、辽河油田泰利达公司和大庆油田的庆新油田公司建立了数智油气田研究与建设示范基地。

大庆油田的庆新油田公司采用研究所提出的“数据治理”与“小型化，精准智能”建设方针，构建智能油田建设新模式，桶油操作成本控制在每桶 17 美元之内，完全成本在每桶 40 美元左右，真正做到了降本增效，庆新油田的智能油田建设被专家定位为国内 1.0 模式，还吸引了俄罗斯等国内外大型石油集团参观学习。

研究院在延长油田吴起采油厂深耕 20 多年，成为“贴身”数智油田建设服务的样板。吴起采油厂从 1999 年开始的几万吨生产能力，发展到现在稳产 250 多万吨，研究院始终和他们在一起。2023 年又获得“科学家+工程师”陕西省“秦创原”项目已正式结题，在智慧油田建设上进一步实体落地。

吴起采油厂胜利山采油队智慧采油一体化（秦创原）项目建设，在充分研究胜利山采油队的建设现状与需求的基础上，以“小型化、精准智能”和“微服务”的思想为指导，按照“技术先进、满足当下、适度超前、易于升级”的总体思路，重点从数据的“采、传、存、管、用”五个方面入手，在充分考虑用户主体工艺流程、业务功能需求、综合性价比以及应用环境的前提下，科学进行物联网设备选型，以保证实现对生产现场的全面感知、实时监控和远程智能控制。同时根据“一井一策”和“一事一策”的智能化建设要求，通过借助大数据与人工智能等技术手段，及时为场景用户给出科学、合理的优化建议。项目覆盖 40 宗井场、80 口油井，于 2020 年完成建设并投入运行，取得了显著的成效，尤其是在辅助安全管理与节能降耗方面效果突出。

研究院在技术研发、制造上，从芯片底层设计、制造做起，先后成功研制完成了智能控制柜、边缘计算 RTU 设备、一体化功图数据检测处理器等一整套油田物联网系统，共有 10 多种创新产品、30 多项技术、100 多种配件、数十套管理信息应用系统软件开发，涵盖数据采集、数据传输、数据存储、数据管理和数据应用的“采、传、存、管、用、智”全流程和数据治理全过程，先后拥有发明专利和实用型专利近 30 多项。

构建中国数智油田方案，奉献中国数智油田智慧。让数智油气田建设同世界接轨，2009 年 10 月，中国首届“数字油田”高端论坛峰会在西安成功召开，会议

聚集一百多位专家学者，形成了《西安宣言》。从此后每两年举办一次国际学术获益，推广中国数智油气田建设方案。

2020 年，长安大学数字油田研究所改制为长安大学智慧油气田研究院，确立了新的目标，确定了新的任务，开启了新的征程：

研究院确立了“三大使命”：国家数据战略、数字油田品牌、整合智慧油藏创建；确定了“三个研究任务”：数据科学；数字、智慧采油技术；大数据方法论；制定了“三大主攻方向”国家级数据科学研究中心；数字油田建设模式创新；利用数据解决非线性复杂难题。

我们不能忘记这 20 年来帮助、指导我们工作的各位院士、油气田企业的领导，他们是我们的领路人、坚强后盾，李佩成院士、汤中立院士、韩大匡院士、康玉柱院士、李阳院士、李根生院士等都曾多次参与我们的各种交流和参观访问，还有中石化李剑峰首席，每次都来做主旨报告、中石油测井公司总经理石玉江教授、大庆油田王权副总指挥、胜利油田数智部经理段鸿杰、中国石油大学（青岛）刘展教授，还有国外的几位长期与我们保持友好交流的哈利伯顿 Robello Samuel 等外国专家。在本次会议上我们经过评选确定为我们永远不能忘记的功勋人物给予他们表彰。

当然，这次的会议是一个非常特殊的会议，既是国际学术会议的第九届会议，又是研究院成立 20 年庆典大会，我们将以热情的心态迎接所有嘉宾和代表的到来，我们数智油气田的伟大事业采刚刚走过了一般的路程，未来的研究更加的艰巨与伟大。

本次会议论文集经筛选和审核，共收录 20 篇符合要求的学术论文，涵盖了数字油田与智慧油气田领域的前沿研究、技术应用与实践探索。这些论文从不同角度展现了我国在油气田数智化转型、人工智能技术融合、智能装备研发、勘探开发创新应用等方面的最新进展与成果。

论文集内容主要分为以下四个专题类别：

第一类 数智化转型与人工智能前沿；

该模块聚焦油气田数智化转型顶层理论建构与人工智能前沿技术探索，核心围绕油气行业智能升级的基础理论与新兴应用展开。其中，系统阐述了“整合数智油气田”的理论本质——从“技术叠加”到“系统涌现”再到“能效跃迁”的演进过程，明确其作为构建体系化智能体的科学价值；同时涵盖超级盆地数智化转型的

理论与实践路径、AI 智能体在勘探开发运营全场景的应用体系；还探讨了 ChatGPT 等生成式 AI 对石油行业的影响及应对策略，并提出基于 Transformer-BiLSTM-CRF 的地质层位智能划分方案，为行业数智化转型提供理论引领与技术探索方向。

第二类 数智技术与装备研发；

该模块聚焦油气田数智化关键技术突破与专用装备研发，重点解决油气现场作业中的精准测量、实时监测、高效计量等技术痛点。内容包括基于 RANSAC 与稳健拟合的射孔枪空间位姿 3D 视觉测量方法、数智化井场专用的状态监测与报警节点设计；还涵盖海上气田水下虚拟计量系统的研制——依托多相流工艺机理实现产量实时计量与工艺预警，以及石油测井基地智慧安防系统、AI 驱动的智慧测井技术应用，通过技术与装备创新，提升井场作业精度、监控效率及测井智能化水平。

第三类 勘探开发智能应用与实践；

该模块聚焦油气勘探开发场景的智能技术落地应用，结合具体区域地质特征验证技术实效。核心内容包括气田智能产建平台建设——整合多源数据构建产建全生命周期闭环管理体系；针对 PB 级油气数据的索引融合技术，大幅提升数据筛选与跨模态召回效率；通过飞机采集地表信息数据，卫星定位的智能化激发、采集仪器，开拓了油气地震勘探的新技术方法及应用；围绕河套、巴彦河套地区的复杂储层，应用 XMAC 阵列声波测井、偏心核磁测井技术提升油气层识别精度；还涵盖二连盆地、银额盆地的勘探开发实践——通过人工智能技术解决储层非均质性、低孔低渗等难题，优化开发方案（如“水平井 + 体积压裂”），提升单井产量与采收率，为不同地质条件下的智能勘探开发提供可借鉴路径。

第四类 综合与交叉研究；

该模块以综合论述与交叉研究为核心，从多维度为油气行业智能化发展提供整体参考。内容包括大数据与人工智能融合的油气田开发方案——构建“数据采集-智能处理-模型应用-决策执行”的闭环体系，提升开发效率与精准性；还涉及地质交叉研究，分析特定区域流纹岩的地球化学特征及其与铀钼矿的成因联系；同时系统综述了人工智能在油气勘探各环节（地震勘探、测井解释、钻井工程等）的应用进展，梳理技术挑战与未来趋势，为行业智能化发展提供综合论述

与交叉领域参考。

数字油田国际学术会议是我国数字油田领域具有重要影响力的学术交流平台之一，为推动行业技术创新与发展发挥了重要作用。希望本次会议能够进一步促进学术交流与技术合作，推动数字油田建设迈向更高水平。

预祝大会取得圆满成功！

目录

【数智化转型与人工智能前沿】

DOFIAC2025001

我为什么要提出整合数智油气田建设.....高志亮 孙阳 001

DOFIAC2025002

数字能源科学范式：超级盆地数智化转型理论建构与实践路径

.....黄杰 姚卫华 蔡少锋 李东锴 008

DOFIAC2025003

AI 智能体在智慧油气田建设中的应用.....于强 高志亮 王天姿 袁瑞泽 016

DOFIAC2025004

ChatGPT/生成式人工智能对石油行业的影响探析及应对策略

.....杨启果 曾璐 赵倚 谢奎 罗佳 025

DOFIAC2025005

基于 Transformer-BiLSTM-CRF 与多尺度信息融合的地质层位智能划分

.....罗功伟 党毅 阎嘉懿 刘灏玥 薛媛 028

【数智技术与装备研发】

DOFIAC2025006

基于 RANSAC 和稳健拟合的射孔枪空间位姿 3D 视觉测量方法

.....钟 剑 唐凯 李华波 李涛 黄培 林泽龙 郑婧 蒋雨松 郭海燕 037

DOFIAC2025007

一种面向数智化井场的状态监测与报警节点设计与实现

.....林泽龙 钟 剑 吉 乙 蒋常春 秦 霞 边艳辉 黄崇建 李孝常 李国兵 050

DOFIAC2025008

海上气田水下虚拟计量系统研制及应用.....陈海宏 秦蕊 刘一斌 李丹 付强 060

DOFIAC2025009

智慧安防系统在石油测井基地的应用研究与实践
.....贾妮 李科志 陈佳洁 张辉强 谢鹏李佳琪 钟礼慧 张睿杰 何晨瑶 066

DOFIAC2025010

AI 智慧测井技术在油气勘探开发监测中应用研究
.....聂强 张雪芹 张洪亮 刘冬啸 张子坤 074

【勘探开发智能应用与实践】

DOFIAC2025011

气田智能产建平台建设与实践.....王小萌 陈芳 李蕊 郭凯伟 杨倬 081

DOFIAC2025012

基于 RBush 空间索引与二维化网格知识库索引融合技术在油气大模型建设中的应用
.....邢宇鑫 谢华锋 韩淼 陈默 087

DOFIAC2025013

XMAC 阵列声波测井技术在河套地区的应用.....
....王文学 王恒 张大伟 郭俊明 解辉 田亚锋 杨艳秋 李荣 伍妍红 宋磊 宋扬 郭振义 095

DOFIAC2025014

偏心核磁测井技术在巴彦河套地区的应用.....
....王文学 王恒 张大伟 郭俊明 解辉 田亚锋 杨艳秋 李荣 伍妍红 宋磊 宋扬 郭振义 104

DOFIAC2025015

人工智能在二连盆地油气勘探中的应用研究.....王天姿 110

DOFIAC2025016

协同驱动全周期开发：银额盆地油气田实践路径.....袁瑞泽 杨麒可 120

【综合与交叉研究】

DOFIAC2025017

大数据融合人工智能下的油气田开发研究.....苗向阳 128

DOFIAC2025018

鄂尔多斯盆地地震勘探数智技术进展
.....王正良 高强 杜中东 曹跃辉 高斌 伊鸿斌 付群立 133

DOFIAC2025019

河北丰宁杨家营子流纹岩地球化学特征及与铀钼矿的关系研究
.....王银川 秦利 王潇 胡楠 王茂 139

DOFIAC2025020

油气勘探领域人工智能应用进展.....杨清宇 巨兴 刘师武 148

Content

Digital and Intelligent Transformation and Frontiers of Artificial Intelligence

DOFIAC2025001

Why I Propose Integrated Digital-Intelligent Oilfield Construction

.....GAO Zhiliang, SUN Yang 001

DOFIAC2025002

Paradigm of Digital Energy Science: Theoretical Construction and Practical Pathway for the Digital-Intelligent Transformation of Super Basins

.....Huang Jie, YAO Weihua, Cai Shaofeng, Li Dongkai 008

DOFIAC2025003

Application of AI Agents in the Construction of Smart Oil and Gas fields

.....YU Qiang, GAO Zhiliang, WANG Tianzi, YUAN Ruize 016

DOFIAC2025004

The Impact of ChatGPT/Generative Artificial Intelligence on Petroleum Industry and Its Countermeasures.....YANG Qiguo, Zeng Lu, Zhao Yi, XIE Kui, Luo Jia 025

DOFIAC2025005

Intelligent Geological Horizon Segmentation Using a Transformer-BiLSTM-CRF Architecture with Multi-Scale Information Fusion

.....Luo Gongwei, Dang Yi, Yan Jiayi, Liu Haoyue, Xue Yuan 028

Digital and Intelligent Technologies and Equipment R&D

DOFIAC2025006

3D Vision-Based Pose Estimation of Circular Holes in Perforating Guns Using RANSAC and Robust Fitting Algorithms.....ZHONG Jian, TANG Kai,

LI Huabo, LI Tao, HUANG Pei, LIN Zelong, ZHENG Jing, JIANG Yusong, GUO Haiyan 037

DOFIAC2025007

A Design and Implementation of Condition Monitoring and Alarm Nodes for Digital and Intelligent Wellsite.....LIN Zelong, ZHONG Jian, JI Yi, JIANG Changchun, QIN Xia, BIAN Yanhui, Huang Chongjian, LI Xiaochang, LI Guobing 050

DOFIAC2025008

Development and Application of a Subsea Virtual Metering System for Offshore Marginal Gas Fields.....Haihong Chen, Rui Qin, Yibin Liu, Dan Li, Qiang Fu 060

DOFIAC2025009

Application research and practice of intelligent security system in petroleum logging baseJIA Ni, LI Kezhi, CHEN Jiajie, ZHANG Huiqiang, XIE Peng, LI Jiaqi,ZHONG Lihui, ZHANG Ruijie, HE Chenyao 066

DOFIAC2025010

Research on the Application of AI intelligent logging technology in oil and gas exploration and Development monitoringNie Qiang, Zhang Xueqin, Zhang Hongliang, Liu Dongxiao, Zhang Zikun 074

Intelligent Applications and Practices in Exploration and Development

DOFIAC2025011

Construction and Practice of an Intelligent Gas Field Production Capacity Building PlatformXiaomeng Wang, Fang Chen, Rui Li, Kaiwei Guo, Zhuo Yang 081

DOFIAC2025012

Innovation and Application of RBush Spatial Index and 2D Grid Knowledge Base Index Fusion Technology in Artificial Intelligence Construction of Oil and Gas Survey

.....XingYuxin, XieHuafeng, ChenMo 087

DOFIAC2025013

The Application of XMAC Array Acoustic Logging Technology in the Hetao Region.....Wang Wenxue, Wang Heng, Zhang Dawei, Guo Junming, Xie Hui, Tian Yafeng, Yang Yanqiu, Li Rong, Wu Yanhong, Song Lei, Song Yang, Guo Zhenyi 095

DOFIAC2025014

Application of Eccentric Nuclear Magnetic Logging Technology in Bayan Hetao Area.....Wang Wenxue, Wang Heng, Zhang Dawei, Guo Junming, Xie Hui, Tian Yafeng, YangYanqiu, Li Rong, Wu Yanhong, Song Lei, Song Yang, Guo Zhenyi 104

DOFIAC2025015

Research on the Application of Artificial Intelligence in Oil and Gas Exploration in the Erlian Basin.....WANG Tianzi 110

DOFIAC2025016

Collaborative drive for full cycle development: Practice path of Yin'e Basin oil and gas field.....YUAN Ruize, YANG Qike 120

Comprehensive and Interdisciplinary Research

DOFIAC2025017

Research on Oil and Gas Field Development under the Integration of Big Data and Artificial Intelligence.....Miao xiangyang 128

DOFIAC2025018

Progress of Digital and Intelligent Technology in Seismic Exploration in the Ordos Basin.....WANG Zhengliang, GAO Qiang, DU Zhongdong, CAO Yuehui, GAO Bin, YI Hongbin, FU qunli 133

DOFIAC2025019

Geochemical Features of Yangjiayingzi Rhyolite (Fengning,Hebei) and Their Implications for
U-Mo Mineralization.....Wang Yinchuan, Qin Li, Wang Xiao, Wang Mao 139

DOFIAC2025020

Progress in the application of artificial intelligence in the field of oil and gas
exploration.....Yang Qingyu, Juxing, Liu Shiwu 148

我为什么要提出整合数智油气田建设

高志亮¹², 孙阳¹²

(1. 长安大学智慧油气田研究院 陕西 西安 710054;

2. 西安贵隆数字化工程科技有限责任公司外籍院士工作站 陕西 西安 710054;)

gzh169@chd.edu.cn

摘要: 本文系统阐述了整合数智技术与方法在油气田数智化建设中的实践。首次完整论述了整合理论、原理及关键技术, 提出整合的本质是从“技术叠加”到“系统涌现”再到“能效跃迁”的演进过程: 通过技术、参数、设备等要素的最优配置, 构建成一个完整的生态系统, 实现从物理世界有限性到数据世界无限性的价值生成、生长、整合效能或能量的跃迁。文中提出整合其实是一个科学, 给出了整合就是构建体系化、统一性智能体过程的结论。该理论、原理与方法可广泛应用于各行业、领域及业务场景。

关键字: 数智油田; 整合科学; 整合数智油气田; 人工智能; 油气田

Why I Propose Integrated Digital-Intelligent Oilfield Construction

GAO Zhiliang¹², SUN Yang¹²

(1. The Research Institute on Wisdom Oil & Gas Field of Chang'an University, Xi'an, China;

2. Foreign Expert Academician Workstation, Xi'an Guilong Digital Engineering Science & Technology Co., LTD, Xi'an, China)

Abstract: This paper systematically elaborates on the practice of integrating digital-intelligent technologies and methodologies in the construction of digital and intelligent oilfields. For the first time, it comprehensively discusses the theory, principles, and key technologies of integration, proposing that the essence of integration is an evolutionary process from "technology superposition" to "system emergence" and then to "efficiency leap." By optimizing the configuration of technical, parametric, and equipment elements, a complete ecosystem is constructed, enabling a transition from the finiteness of the physical world to the infiniteness of the data world, thereby generating, growing, and integrating value, efficiency, or energy. The paper argues that integration is, in fact, a science and concludes that integration is the process of constructing a systematic and unified intelligent entity. This theory, along with its principles and methods, can be widely applied across various industries, fields, and operational scenarios.

Keywords: Digital-intelligent oilfield; Integration science; Integrated digital-intelligent oilfield; Artificial intelligence; Oilfield

0 前言

我为什么要提出整合数智油气田建设? 这是因为数字油田建设发展到了一个新的阶段之所需要, 也是石油能源科学技术深度发展时期的需要。

我们所处的这个时代, 是由数字化时代与数据社会构成的一个第四次工业革命的时代, 数字功能与数据价值成为整个时代与社会的主旋律。从而就出现了数据、技术、算法大爆炸的现状, 也就是这个时代是不缺

作者简介: 高志亮, 研究员, 长安大学智慧油气田研究院荣誉院长、首席专家, 俄罗斯工程院外籍院士, 西安贵隆数字化工程科技有限责任公司外籍院士工作站首席专家。长期致力于数智、智慧油气田建设研究与实践及人才培养, 是国内著名数据研究专家。

数据、不缺算法、也不缺算力，更是不缺技术的时代与社会。

然而，我们现在所缺的是面对着非线性复杂问题不需要将其线性化做成经典的办法。我们知道，非线性是一个非常复杂的生态系统，也就是说其“所得非所望”，即一个线性关系中的量是成比例的，而一个非线性是不成比例、不成直线的，如我们经常说的非线性负载，就是指内含整流设备的负载，在电子线路中电压与电流不成直线性的关系，而在负载的投入、运行过程中电压和电流的关系是经常变化的。

这就是我们现在所处的时代大量出现的现象，它是曲线的，混沌的，有用价值就在它们中间的，而且越来越需要能够不再用非线性复杂问题线性化的方式去做，直接对非线性化给予最好的解。这是因为我们所处的数字化时代与数据社会，数据极大地丰富，技术先进而强大，算法与算力及其完美，电力工业充足，一切条件都具备，不需要在将非线性复杂问题线性化的做成经典了。

可惜，现实并非这样，我们现在很多人还在追求非线性复杂问题线性化做成经典，非常不合时宜。当然，在面对非线性复杂业务问题时我们还是没有太好的办法，更重要的是人们的惯性思维，还不习惯直接完成对非线性复杂问题的解。

于是，在我们人类能够完成直接对非线性复杂问题给予直接的解之前需要有一个很长时间的过度，这就是整合数据、整合技术、整合算法、整合算力和整合业务，完成对数据、技术、算法、算力和业务的科学配置做成体系化、智能体、共同体与数能转换成能量，也就是如何将物理世界的有限性，完全不需要在抽取、选择、线性化将非线性复杂问题给出解，完成数据世界的无限性，让数字功能与数据价值作用最优化和效能最大化。尤其是在数智油气田建设中更加需要整合勘探、开发、生产、集输业务与技术、方法于一体完成油气田智能体的建设与发展。

这就是我们需要利用整合思维和整合方法，构建以数据链为中心的体系化、共同体的智能体技术与方法，这是我们近 10 年或 20 年中数智油气田建设最好的办法。为此，本文就这一概念、技术与方法做一点探讨。

1 关于整合的理论、原理与方法

1.1 整合概念

整合，最一般的意义就是把一些零散的东西通过某种方式整理、合并、组合、归类、统一放在一起成为一个具有逻辑性的整体。

整合，其完整的意义，就是把一些零散的东西通过某种方式而彼此衔接，从而实现信息系统的资源组合共享与“平权”化的协同工作。

而整合的主要精髓在于将零散的要素组合在一起，最终形成有价值、有效率、有效能的一个具有数据价值乘数作用的整体。

所以，不管是一般意义，还是普遍意义上，在非线性系统过程就是要强调在一个事物中的存在好的、坏的、边际性的等都有其存在的价值，不应该采用抽取、截断、选择性地划分成线性，而忽略其完成数据价值的全息化。

为此，整合就是要把它们的价值有机的结合在一起，使本来无意义的事物变得有意义起来，让这些单一化看来无意义或意义不大的事物获得超值的效果。将看起来不是很先进或尖端害的单一设备、装备在系统中就成了体系化、智能体的价值能量体的最重要的组成要素。

1.2 整合的基本理论与原理

1) 整合是一种科学

整合，作为一种科学思维方式，最早出现在科学研究中，如伽利略时代就出现了将理论物理同实验物理学的整合等。牛顿三大定律的诞生正是得益于两大物理学的整合与统一，当然那个时代还是没有脱离某一个学科的整合，而真正出现跨系统、跨行业、跨领域的整合，还是由香浓提出的系统论或系统科学的发展，这个时候也就是第三次工业革命时期，人们已经发现仅靠一种学科、一个门类的技术完成一件大事是非常困难的事，如曼哈顿计划，就是一种科学、工业制造和军事等的大整合，当初它们动员了 10 万余人，建立了洛斯阿拉莫斯实验室，采用系统工程方法整合科学、整合技术、整合工业化制造、整合参数、整合各种零部件达数千万个，最后完成了“小男孩”的原子弹的成品制造，这就是科学技术整合的典型案列。

所以，整合思维，并不是今天才有的一种思维方式，而是从来就存在着，只是在今天提出更加重要。比如在我国石油大开发中也采用了这种方式，那就是“大会战”，这种大会战式的整合方法非常成功，如大庆油田大会战、胜利油田大会战、塔里木油田大会战等，就是集中“优势兵力”，实现勘察、钻探、开发、生产、技术、实验、人员资源的高度整合利用，打好“歼灭战”，从而我们有了大庆油田、胜利油田、新疆油田、塔里木等油气资源发现与油田开发的成功。而大会战整合的结果，就是整合效能的体现，如下表比较研究：

表 1 油气田开发模式对比：从传统会战实践到数智整合的技术跃迁路径

要素	传统会战实践	数智整合实现形式	技术跃迁点
资源调度	集全国优势兵力	混合云+超算动态负载	从物理设备调度到虚拟算力分配
知识传递	"传帮带"师徒制	专家知识图谱+AI 对抗训练	隐性经验显性化、可迭代
快速决策	帐篷里的地质讨论会	数字孪生体实时模拟推演	决策周期从周级到分钟级
攻坚克难	人海战术	智能预警+自主调整钻井参数	从被动应对到主动预防
质量管控	"三老四严"	区块链不可篡改的工程数据链	可信追溯体系建立

所以，整合，在现代医疗中出现的“整合医学”，是以人的整体健康为中心，通过有机结合医学领域知识、技术及实践经验，并结合社会、心理、环境等多维度因素，形成的新型医学体系。其核心理念强调从局部到整体的系统性诊疗，推动医疗模式从“以疾病为中心”向“以健康为中心”转变。

整合，在军事上出现的“合成旅”模式和“体系化作战”，更是经典，完全改变了军事斗争和远程打仗、无人化作战的模式形成。合成旅的优势在于其强大的火力和机动能力。它融合了多种火力，无论是火力密度还是打击精准度都处于领先地位，能够根据战场态势灵活编配，执行远程突袭任务并快速机动。而合成旅的编制具有模块化特点，可根据任务需求灵活拆分重组，适应不同的作战环境形成合力。

在体系化作战方面，有的地方或国家叫“共同作战”，实际上是以数据链为核心，将天地空充分利用，战斗机不一定是最先进的，但组合在一起时最优秀的。最典型的事例就 2025 年“57 印巴空战”，中国的歼 10CE 在战机中不是最先进的，但是有了地面雷达、空中预警机、霹雳 15 导弹等最优化组合，数据链发挥着充分的链接与信息传递作用，就能战胜最先进的战机。

为此，整合就是把一些零散的东西通过某种方式而彼此衔接，从而实现信息系统的资源共享和协同工作。其主要的精髓在于将零散的要素组合在一起，并最终形成有价值有效率的一个整体。

所以，整合就成为了一种新型科学。

2) 整合科学的基本理论与原理

整合，其实具有完整的理论和原理支持的，它并不是一个名词。整合，是由“整”与“合”构成的一种具有机理和机制的统一体，其必须是先“整”然后再“合”，合是合理、合力、合成，然后就构建成了“三阶整合金字塔”模式，我们以油气田某一领域的整合为例：

表 2 数智化油气田的多层级整合表

层级	整合对象	油气田案例	价值度量
物理层	设备/传感器/网络/数字	边缘计算节点与地震检波器时钟微秒级同步	数据延迟可降低 80%
逻辑层	业务规则/知识/软件系统/数据	将钻井防卡经验公式转化为 LSTM 约束层	卡钻事故可减少 45%

层级	整合对象	油气田案例	价值度量
战略层	组织/资源/目标/能效	勘探开发一体化团队的算力动态配额	新井部署周期可缩短 60%

其实，整合的本质是从“技术叠加”到“系统涌现”再到“能效跃迁”的过程。“技术叠加”是指各种技术、设备、数据的最优化组合；“系统涌现”是通过技术、参数、设备的最优化组合以后形成的统一，构成一个生态系统，而本质上是由量变到质变的一个过程，然后形成一个“数据域”，在这个数据域中价值从生成、生长、整合效能或能量的跃迁，就是数据价值乘数作用的体现。这一过程中会催生一系列非线性效应的凸显，不需要线性化做成经典，主要体现在以下五个维度：

(1) 能力突变效应（突现性）。系统性能呈现出指数级跃升而非算术叠加；产生原组件不具备的新质功能（如生物意识源于神经元）整合；出现“1+1>N”的超加和现象（如 GPT-3 的 1750 亿参数产生语言理解）等。

(2) 结构重组效应（自组织）。技术要素自发形成层级网络结构（如物联网设备的分布式智能）；接口标准催生技术生态（如 Android 系统整合硬件形成的生态圈）；模块间产生非设计连接的协同通路（人脑默认模式网络的意外发现）等。

(3) 智能跃迁效应（认知升级）；简单交互规则衍生复杂行为（鸟群算法的涌现智能）；局部决策引发全局优化（区块链共识机制）；系统获得自适应能力（AlphaGo 的自我进化）等。

(4) 范式颠覆效应（系统革命）；重构产业价值网络（智能手机整合相机/GPS/MP3）；催生新基础架构需求（云计算推动的微服务架构）；改变技术演进路径（电动汽车整合引发的能源网络重构）等。

(5) 不确定性效应（混沌特征）；产生不可预测的脆弱性（社交媒体算法引发的群体极化）；技术伦理的涌现挑战（AI 绘画的版权困境）；出现“负涌现”风险（金融系统算法共振加剧波动）等。

这在我们现实中的典型案例比比皆是，如智能汽车的垂直整合实现了电池管理（技术叠加）×自动驾驶算法×能源网络（系统涌现）×智能化驾驶 = 重构交通能源范式。这种涌现效应使得智能驾驶骑车获得的不只是技术优势，而是定义新产业标准的能力。

在数智油气田建设中，这种转化要求管理者具备复杂系统思维，在整合过程中需特别注意：允许适度冗余以保持系统弹性、设计开放接口促进自组织、建立涌现效应的评估框架。真正的技术领导力正在从“掌控组件”，单一设备效应转向“引导涌现”及组合“能量跃迁”。

1.3 整合的关键技术与方法

整合关键技术与方法，可以总结为：“一论、二化、三能”：一论是系统工程方法论；二化是数字化、数据化；三能是能力、能量与能效。

1) 一论，就是系统工程方法论是整合科学理论的精髓并构成整合论。系统工程方法论被钱学森称之为组织管理的科学与技术，就是将各种要素、参数、数据整合在一个系统中，构成一个整体。在整合中更加困难的是不要舍弃任何一个参数、要素和数据，一定要做到“全数据、全智慧”参与，获得“全信息”，这是数智油气田整合的关键，也是任何一个行业领域整合的关键技术与方法之一。其计算公式是：

$$\text{最优整合度} = (\text{业务复杂度} \times \text{数据价值}) / (\text{技术维护成本} + \text{系统僵化风险}) \quad (1)$$

2) 两化，是指数字化与数据化。数字，是一个十分神奇的事物，其实在我们现实中人们并没有将“数字”搞明白。数字，在数的家族中占有重要的地位，但数字却并没有书写符号，也没有具体的形态，可却是一个客观存在。特别是具有强大的功能，这就是组织、统一与赋能的本领，这就是数字技术与数字化。

数据化，被人们泛化后具有高度重视的意识下却贬低为一种“资料”或者资源，这是很悲哀的事情。数据化，不被人们所提起，其实数据化，就是“万物皆数”，是让数据极大地丰富，但是可信价值数据的丰富，不是乱七八糟的无用数据的丰富。

现代油气藏、油气田数智化建设与研究要高度地重视可信价值数据与数据空间的数据世界无限性的发挥。无论是什么行业、领域或学科的整合，数据是必不可少的要素，“无数据，不科学”，整合必备。

3) 三能，是“能力、能量与能效”。整合的关键不是为了完成单一技术的革新，而是整体效能，也就

是能量提升与跃迁，这就是数能转换定律。我们现在的科学研究和工程技术项目建设，能力够了，但是能量和效能比较差，尤其效能很低，一般仅有 1-3%，而在数字化时代与数据社会的今天，主要是完成数能转换，也就是如何将数字功能与数据价值通过组合、整合、统一、平权之后效能最大化。所以，就出现了一种“关键使能技术”方法，其主要体现在：（1）复合型 AI：物理信息神经网络（PINN）法在油藏模拟中的应用效能提升；（2）算力编排：混合云+超算的负载均衡策略效能跃迁；（3）人类专家闭环：专家知识图谱与机器学习的对抗训练机制效能数据价值乘数作用，发展数字经济。当然不限于这些。

总之，整合关键技术，是一种综合技术应用的技术与方法体系，关键是要实施业务、数据、技术、算法、算力科学匹配后实现整体效能的提升。

2 整合油气田建设与实践

2.1 中国数智油气田建设现状与问题

我国数智油气田建设，自 1999 年提出以来石油能源企业十分重视，特别是油气田企业花费了很大的精力，也做出了很好的成绩。

20 多年来大约经历了三个重要时段：一是从 1999 年到 2008 年，这一个阶段由大庆油田引领，属于初创阶段，也算作是信息化阶段，主要是互联网、数据中心建设与人员计算机普及应用阶段；二是自 2009 年至 2019 年属于数字化建设时段，这个阶段由长庆油田“用数字说话，听数字指挥”导引燃爆全国，出现了油田物联网建设、信息管理系统开发与数字化员工培养的热潮，将数字油田推向了一个新高度；三是从 2020 年起，油气田企业进入了智能化与智慧油气田建设时段，但由于出现了数字化建设的“天花板”，智能化建设其实并没有找到感觉，不再像数字化时期大量的单一技术、单一方法、单一设备甚至与装备不断推出。

单一化开发、应用之后带出现的问题，就是“数据鸿沟”、“数据主义”和成熟的数字化工程师，如有很多人已经完全掌握了一类开发如 SAGDA 技术应用及二次开发，应用的非常好，技术很成熟，也能应对业务、管理新出现的业务需求，当油气田企业要推进数字化转型，智能化发展时，利用 AI 技术提升油气田智能化、智慧油气藏建设时反倒成了一种“阻力”。原因很简单“数字化模式”成型了，很难打破。初级智能化技术在数字化建设阶段都完成了，大模型、智能体并不能一时打破格局或爆发性地推进，规模化的建设，难度很大。

这就是为什么智能化、智慧建设处于静默状态的根本原因。

2.2 整合数智油气田建设方法与实践

对于油气田整合技术与方法，其实在实践中已有很多，其中油田物联网就是一个最好的整个技术产品和品牌。它整合了智能设备，包括传感器、控制柜、智能 RTU 等等，也整合了通信技术，包括长距离的光纤、网桥和 Wifi 以及各种交换系统的互联网、局域网、企业网等；软件包括操作系统与信息管理系统以及 ERP、OA 等等，整合了数据中心、云计算、云服务等，其实就是一个完整的数据链过程，构成了油气田生产管理整合统一体，是一个体系化、智能化的数据体模式。

在其他领域也一样，如下表。

表 3 多领域数智化整合技术案例与效益分析

领域	整合技术案例	效益
智能制造	工业物联网 + 数字孪生 + AI 质量控制 → 柔性生产链	良品率↑20%，能耗↓15%
智慧城市	交通大数据 + 能源管理 + 应急响应系统 → 城市运行“一网统管”	公共资源利用率↑30%
精准农业	卫星遥感 + 土壤传感器 + 智能灌溉 → 变量施肥播种	水资源节约 40%，产量↑15%
医疗健康	基因测序 + AI 诊断 + 可穿戴设备 → 个性化医疗方案	疾病早期检出率↑50%

我们自己一直在以油田数据链为中心完成油田物联网建设做了大量的研发、制造与开发及安装运维工作，总结出了大量的规律和经验。

2022 年我们又提出“数字采油法”，充分利用数字理论与功能，数据可信价值与数据空间进行科学整合的一种油田技术与方法创新。原因很简单，就是在注采过程中出现在各个节点上的能量损耗，这些看见、看不见的能量被我们在操作过程、管理过程中大量地“漏跑冒”掉了。于是，我们需要利用数字技术与方法将这些能量找回来，然后再注采中发挥作用，达到注采均衡。

主要做法是采用“三大技术”，即数字生产力超强组合技术；数智油田物联网总成技术；数字注采平台最优化技术。按照数字注采均衡—数字注采平台—大数据追踪分析各岗位重复工作与环节能量损失并找回—集成最优化能量并回馈—数字生产力工具作用力与数据赋能—人工智能让数据工作消除重复性工作与智能识别预警—科学落实“注够水、注好水、平稳注水”——实现注采数据聪明—提高采收率注采能量比为路劲，效果还挺好的。等于在注采中找回了一半或 1/3 新的产能，提高采收率。

2.3 整合数智油气田建设发展

1) 未来趋势。包括深度智能化，如 AI 从辅助决策向自主优化演进；碳中和驱动，如 IST 将成为油气田“零碳转型”核心抓手（绿氢+CCUS 整合）；跨界融合加速：能源、信息、材料科学交叉创新（如纳米传感器在井下应用）等。很多国家也都在做，如下表。

表 4 全球典型 CCUS 项目技术整合与减排成效对比

项目	国家	整合技术亮点	成果
挪威 Sleipner	挪威	海底咸水层封存 + 地震监测 → 1996 年至今封存 > 2000 万吨 CO ₂	全球首个商业封存项目
中国吉林油田 CCUS-EOR	中国	全流程一体化设计（捕集-运输-驱油）→ 年封存 35 万吨，增油 10 万吨	成本降低至 \$42/吨（2023）
加拿大 Quest	加拿大	油砂开采 + 氢能生产耦合 CCUS → 年减排 100 万吨	

2) 应该注意的事项

整合科学技术与方法，是一个非常好的未来数智油气田关键技术。但是，也要十分注意，不能“过度整合”，这是具有方法技巧的，过度整合就会出现很多我们现存的大型软件系统的毛病，即“接口病”。

表 5 不同整合方案的综合性能对比与适用场景分析

方案	接口率	现场负担	决策时效	适用场景
全量强制整合	100%	+++++	差	已淘汰
智能分级整合	68%	+	优	推荐主流
边缘计算预处理	45%	±	良	偏远、远程

所以，要牢记整合“30%法则”，即：接口对接率超过 70%后，边际效益急剧下降，则：

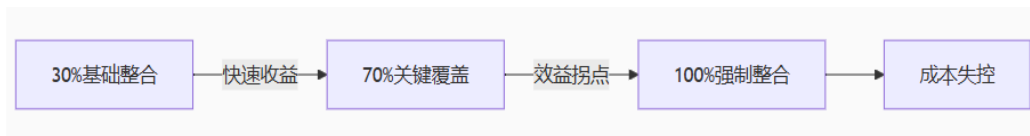


图 1 基于分层整合策略的覆盖效能分析

而解决油气田过度整合应注意的问题是“油气田整合三原则”，即：一线思维原则：越接近生产一线，

数据越需要“轻装简从”；开发规律原则：不同开发阶段采用差异整合策略；蒸馏模式原则：原始数据必须经过“蒸馏裂解”才能进入 ERP 等。

总之，数智油气田整合是现代数智油气田建设最重要的方法技术，也是一个关键技术。但要注意方法技巧，不能过度整合，这就是科学，整合科学技术与方法。

3 结论

我为什么要提出整合数智油气田建设？

1) 高度数字化、数据化时代，一定要抛开将非线性复杂问题线性化做成经典的固有思维，整合就是构建体系化、统一体的智能体过程。

2) 世界发生了及其巨大的变化，物理世界的有限性需要采用数据世界的无限性来完成数字功能与数据价值的价值增值性。整合是最好的办法。

3) 整合是一门科学，也是数智油气田建设的关键技术，可以在方方面面里完成，适用于任何领域应用实践。当然，也要注意技巧，不能过度整合，过度整合就会损耗效能。

这就是我为什么要提出整合数智油气田建设的基本回答。

参考文献

- [1] 高志亮，等，数字油田在中国，系列丛书，北京：科学出版社，2011-2023 年
- [2] 高志亮，高倩，整合数智油田基础、应用与创新，北京：石油工业出版社，2025
- [3] Zhang, Y. et al. (2023). "Integrated CCUS-EOR in Mature Oilfields: Techno-Economic Analysis of China' s Demonstration", *Applied Energy*, 331: 120458.
- [4] Al-Menhali, A. (2022). "Real-Time Monitoring of CO₂ Plume Migration Using Distributed Acoustic Sensing", *International Journal of Greenhouse Gas Control*, 119: 103731.
- [5] IEA (2023). *CCUS in Clean Energy Transitions: Cost Reduction Roadmap*.
- [6] Herzog, H. (2024). "Hydrogen-CCUS Synergies: Pathway to Zero-Crude Oil Production", *Nature Energy*, 9(2): 101 – 113.
- [7] Klerkx, L. (2020). *Integrated Science: Next Generation Solutions to Grand Challenges*. Springer.
- [8] Al-Jubouri, M. (2022). *Digital Integration in Upstream Oil & Gas: From Automation to Autonomy*. SPE.
- [9] IEA (2023). *Carbon Capture in Oilfield Operations: Technical and Economic Pathways*.
- [10] Zhang, L. et al. (2021). "Convergence of AIoT and Systems Engineering for Smart Infrastructure", *Nature Communications*.
- [11] 贾爱林，孟德伟，王国亭，冀光，郭智，冯乃超，刘若涵，黄苏琦，郑帅，徐同，鄂尔多斯盆地不同类型气藏开发技术与开发模式，石油勘探与开发，2025.6

数字能源科学范式：超级盆地数智化转型理论建构与实践路径

黄杰^{1,2}, 姚卫华^{1,2}, 蔡少锋^{1,2}, 李东锴^{1,2}

(1.低渗透油气田勘探开发国家工程实验室 陕西 西安 710018;

2. 中国石油长庆油田分公司勘探开发研究院 陕西 西安 710018)

yaowh_cq@petrochina.com.cn

摘要: 传统油气产业正面临数据密集型挑战与人力资源短缺的双重压力, 亟需一场深刻的范式革命。本文以长庆油田超级盆地的数智化转型实践为蓝本, 首次系统提出了“数字能源科学”这一新兴学科范式。研究构建了一个涵盖理论根基、核心模型、技术突破、范式演进与价值贡献的完整理论体系。该体系以“数据-算法-业务”三元耦合为核心, 提出了“125”方法论、“三类七型”分类学以及“一系四中台”架构设计, 并阐述了认知增强、过程重构与决策进化三大技术理论。本研究不仅为油气行业的数字化转型提供了可复制的理论模型与实践路径, 也推动地质学从经验描述向数据驱动的计算科学范式转型, 对传统产业的智能化升级具有重要参考价值。

关键字: 数字能源; 第四范式; 人工智能; 超级盆地; 数字化转型

Paradigm of Digital Energy Science: Theoretical Construction and Practical Pathway for the Digital-Intelligent Transformation of Super Basins

作者¹, 作者² (times new roman) Huang Jie^{1,2}, YAO Weihua^{1,2}, Cai Shaofeng^{1,2}, Li Dongkai^{1,2}

(1.National Engineering Laboratory for Low Permeability Petroleum Exploration and Development;

2.Exploration and Development Research Institute of PetroChina Changqing Oilfield Company)

Abstract: The traditional oil and gas industry is facing dual pressures from data-intensive challenges and workforce shortages, urgently calling for a profound paradigm shift. Using the digital-intelligent transformation practices of the Changqing Oilfield Super Basin as a blueprint, this paper systematically proposes, for the first time, an emerging disciplinary paradigm of "Digital Energy Science." The study constructs a comprehensive theoretical system encompassing theoretical foundations, core models, technological breakthroughs, paradigm evolution, and practical philosophy. Centered on the tripartite coupling of "data-algorithm-business," the system introduces the "125" methodology, the "three-categories and seven-types" taxonomy, and the "one-system, four-middle-platforms" architecture. It further elaborates three key technological theories: cognitive enhancement, process reengineering, and decision evolution. This research not only provides a replicable theoretical model and practical pathway for the digital transformation of the oil and gas industry but also promotes the shift of geology from an experience-based descriptive discipline to a data-driven computational science paradigm. It holds significant reference value for the intelligent upgrading of traditional industries globally.

Keywords: Digital Energy; The Fourth Paradigm; Artificial Intelligence; Super Basin; Digital Transformation

基金项目: 中国石油天然气股份有限公司重大科技专项“陆相页岩油规模增储上产与勘探开发技术研究”(2023ZZ15YJ07)

作者简介: 黄杰, 男, 1977 年生, 高级工程师, 长庆油田分公司勘探开发研究院党委书记、副院长, 主要从事超低渗透数智化研究及管理工作。

0 引言

全球能源行业正在经历由数字化和智能化技术驱动的深刻变革^[1-3]。长庆油田作为中国最大油气田，其面临的挑战尤为典型：鄂尔多斯盆地地质条件复杂，传统低渗透油气藏开发难度大，海量生产动态数据处理分析压力，传统以经验驱动、人工解释为主的研究模式遭遇瓶颈，迫切需要进行一场根本性的范式革命^[4-5]。

长庆油田的数字化转型实践，突破单纯的技术叠加与应用迭代，率先从学科范式创新切入，探索并构建了一套系统性的数字能源科学理论^[6-8]。该理论以鄂尔多斯超级能源盆地为研究对象，初步形成了涵盖方法论、分类学、架构设计和技术实现的完整体系，为盆地的整体数智化转型奠定了坚实的理论基础，有效支撑了长庆油田年产油气当量的持续增长。

本文立足上述研究背景和行业需求，系统阐释长庆油田数字能源科学范式的理论建构与实践路径，旨在为油气行业数字化转型提供一套“源于实践积淀、成于体系化提炼、具备复制推广价值”的理论框架，也为中国传统工业突破智能化升级瓶颈和探索高质量发展路径提供重要的理论借鉴与实践范式。

1 数智能源科学范式

本文构建的数字能源科学范式框架以六大维度形成层层递进、有机统一的数智化转型体系，整体结构如图1所示。

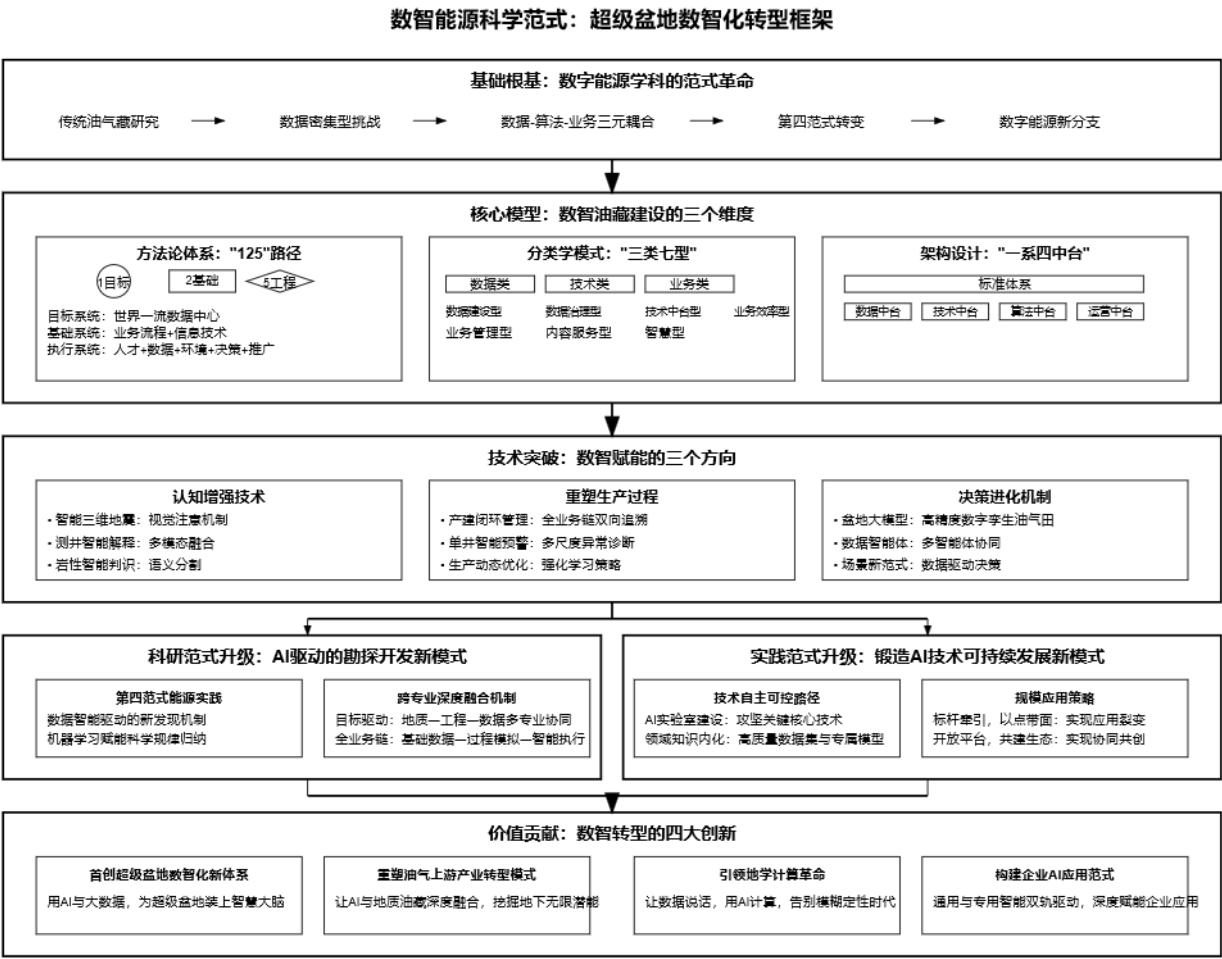


图1 超级能源盆地数智化转型框架图

框架始于基础根基层面，阐释数字能源学科兴起的必然性与核心内涵，明确其作为转型根基的理论定位；进而通过方法论、分类学与架构三个维度，系统解析数智油藏建设的核心模型，形成从执行路径到知识管理再到系统设计的三维支撑体系；在此基础上，深入探讨认知增强、过程重构与决策进化三大技术突破，实现从地质认知到生产运营再到战略决策的智能化升级；随后上升至范式升级层面，论述 AI 驱动的科研新范式

及学科融合机制，推动从经验驱动向数据智能驱动的范式转变；并从实践路径角度总结自主研发与规模应用的实施策略，确保理论成果转化为实际生产力；最后凝练四大价值贡献，凸显其学科意义与行业价值。该框架完整呈现从基础理论到顶层设计、从技术突破到实践应用的逻辑演进，形成理论建构与实践落地的完整闭环，全面展示了超级能源盆地数智化转型的系统性与创新性。

2 基础根基：数字能源学科的范式革命

传统油气工业高度依赖于专家经验知识与物理分散模型。随着勘探开发深入，高密度三维地震、高频生产动态监测、多学科海量模拟数据等呈指数级增长，已远超人工处理与分析极限；而资深专家经验难以规模化复制与传承，年轻工程师则面临陡峭的学习曲线，形成“数据爆炸而知识稀缺”的矛盾。长庆油田的转型核心正是从认知论到方法论的全面跃迁，通过构建“数据-算法-业务”三元耦合的认知框架，推动数字能源新兴交叉学科发展^[9-11]。

2.1 “数据-算法-业务”的三元耦合架构

该三元耦合架构是数字能源学科区别于传统地质学或纯数据科学的核心标志。数据作为根基(Digitalization)，通过统一的语义标准与本体论，实现地下地质实体（如岩石、流体、构造）数字化，构建一个全面感知油气藏状态的“数字副本”；算法作为引擎(Intellectualization)，将领域专家知识经验转化为可执行的智能算法；业务作为导向(Value Realization)，确保数据流和算法流始终围绕油气田勘探开发核心业务展开。三者形成紧密耦合、动态反馈的循环，业务需求驱动数据治理，高质量数据优化算法模型，智能算法反哺业务决策，决策执行又产生新数据，形成持续进化、不断增值的飞轮效应。

2.2 向科学第四范式的系统性转变

图灵奖得主吉姆·格雷(Jim Gray)曾提出科学研究的四种范式：经验归纳（实验）、理论推演（建模）、计算模拟（仿真）和数据密集型科学发现(Data-Intensive Scientific Discovery)。

数字能源学科的范式革命，本质上是以数据为新型生产要素、以算法为先进生产工具、以业务价值为根本目标，对传统油气工业认知体系与工作流程的全面重构。一是突破经验依赖：传统地质学严重依赖专家的“手艺”(Know-how)，知识传递存在耗散与失真。新范式通过“算法”将专家经验固化、复制和规模化应用，实现从“个体智慧”到“群体智能”的跨越。二是突破局部优化：传统计算科学（第三范式）侧重于单一过程的模拟仿真（如油藏数值模拟），但模型间易形成“数据孤岛”与“模拟鸿沟”，难以实现全局最优。新范式以“数据”为通用语言，打通地震、地质、钻井、开发、生产等多学科壁垒，实现从“局部模拟”到“整体优化”的跨越。

长庆油田的实践，正是油气工业系统性转向第四范式的典型代表。通过赋能与增强，推动该学科从以定性描述和经验归纳为主，迈向数据驱动、模型支撑和智能主导的定量化计算科学新阶段，为超级盆地的可持续发展奠定坚实的理论基础。

3 核心模型：数智油藏建设的三个维度

长庆油田在数智油藏建设实践中，构建了一套由方法论、分类学与架构学三大维度共同支撑的严密理论体系，从执行路径、知识管理和系统设计层面，为超级盆地数智油藏建设提供了系统理论支撑与具体实践指南。

3.1 方法论维度：“125”路径的系统工程学阐释

该路径将数智油藏建设视为一个复杂巨系统^[12-13]，引入系统工程学理论，推动数智化建设从孤立、线性的项目规划，迈向全局统筹、循环反馈的复杂系统控制新阶段，确保转型工作的全局性、系统性与可持续性。

1 个目标系统——世界一流智能油田中心：该目标不仅是基础设施建设，更追求系统的“整体涌现性”(Emergent Property)。即通过数据、技术、业务等子系统的集成与协同，产生全景认知、智能决策与自主优化等整体涌现性能力，实现整体远大于部分之和的价值跃升。

2 大基础系统——业务流程再造与信息技术研发：构成驱动系统演进的双螺旋结构。业务流程再造从业务价值出发，对传统 workflow 进行解构与重塑，实现标准化与模块化，以适应人机协同新模式；信息技术研发则为新流程提供技术支撑。两者并非线性关系，而是协同演进(Co-evolution)：新技术催生新业务模式，新业务需求牵引技术迭代。

5 项执行工程——人才培养、数据建设、研究环境、决策支持、推广应用：构成维持系统稳定运行并持续优化的负反馈控制回路。人才培养是核心，打造“业务+数据”的复合型人才；数据建设是基石，形成高质量数据资产；研究环境是载体，构建协同创新数字空间；决策支持是目标，将智能深度嵌入关键业务决策环节；推广应用是机制，通过规模化反馈持续优化前四项工程，形成闭环运行机制。

3.2 分类学维度：“三类七型”的知识表示理论

长庆油田提出的“三类七型”体系，构建了一套面向油气数智领域的本体论(Ontology)，首次为油气数字孪生建立了系统化的知识表示标准，既有效解决了领域知识如何被机器表征与管理的根本问题，又可以从理论层面增强人工智能的领域可解释性(Explainable AI)，使机器能够真正“理解”并运用油气领域专业知识。

数据类（描述性知识）：旨在回答“是什么”的问题，用于结构化描述客观实体及其关系，包括建设型和治理型。建设型聚焦数据的实体存储与汇集，解决数据从无到有的采集与物理存管问题。治理型关注数据关系的维护与质量提升，实现数据从有到优的清洗、关联和价值挖掘。

技术类（程序性知识）：旨在回答“怎么做”的问题，将技术能力封装为可复用服务。包括中台型、效率型。中台型将算法、模型与通用技术能力（如可视化、计算）进行解耦与封装，形成可重复使用的“技术原子”，以提升开发效率。效率型专注于优化技术执行流程与性能，如并行计算与流程自动化，实现“做得更快、更省”的目标。

业务类（决策性知识）：旨在回答“为什么”和如何决策的问题，通过融合领域专家规则与经验，支撑智能决策，包括管理型、服务型和智慧型。管理型将业务规则与管理流程嵌入系统（如规则引擎），实现业务的规范化与自动化管理。服务型将沉淀的知识与经验以服务形式（如知识图谱、专家系统）输出，促进知识的有效传承与复用。智慧型代表最高层次，系统能够自主进行认知生成、方案推理与优化决策，如实现智能井网部署与开发策略的自适应调整。

3.3 架构维度：“一系四中台”的模块化理论

为应对系统演进中“技术债务”问题，长庆油田提出“一系四中台”数字架构理论。该理论通过模块化与中台化设计增强系统弹性及演进能力，支持各中台独立技术升级、新应用快速构建部署，有效规避系统僵化、维护成本高及集成困难等风险，为数字能源系统长期可持续发展提供坚实架构蓝图。

“一系”作为标准体系，是架构顶层设计与约束框架，通过统一元模型(Meta-Model)、数据标准、接口规范及应用开发框架，在保障模块独立演进的同时，确保无缝集成与协同工作，维持系统整体一致性及兼容性。

“四中台”中，数据中台：构建基于本体论的“数据织物”(Data Fabric)，集成管理多元异构数据并理解业务语义关系，提供智能化自助式数据服务，超越传统数据仓库，实现数据的“即接即用”；技术中台：将信息技术能力微件化封装为通用组件库，提升开发敏捷性；算法中台：遵循 MLOps（机器学习运营）理念，实现 AI 模型全生命周期一站式管理，算法模型转化为可持续运营的数字资产；运营中台：引入平台工程实践，通过监控预警、资源调度、用户权限及 DevOps 流程等，为平台稳定安全高效运行提供全面支持，成为规模化应用的“后勤保障中心”。

4 技术突破：数智赋能的三个方向

在核心理论模型的指导下，长庆油田的数智化转型实现了三大技术突破，分别对应地质研究、生产运营与战略决策的智能化升级，共同构成数智赋能的关键技术体系^[14-16]。核心理论模型如图 2 所示。

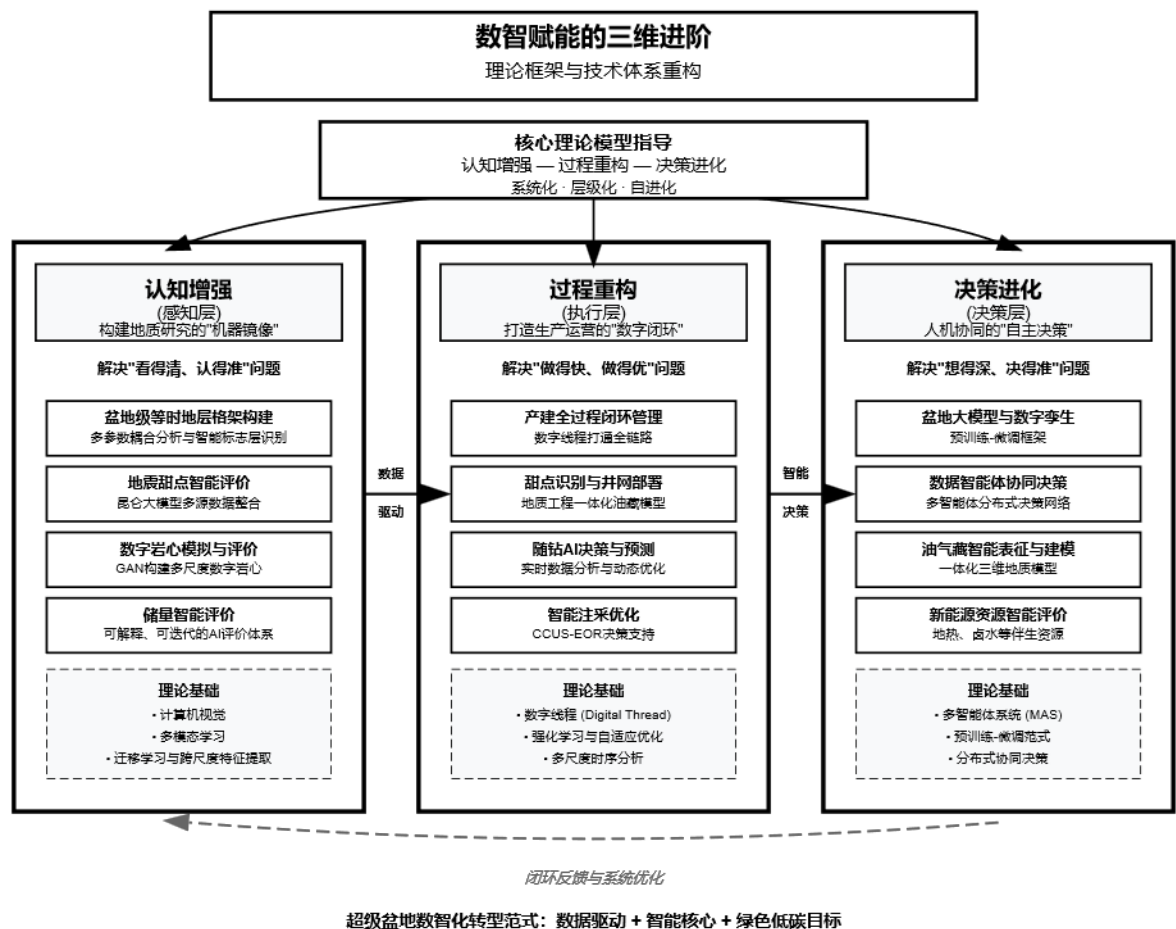


图 2 数智赋能的三维进阶

4.1 认知增强技术：构建地质学家的“机器镜像”

认知增强旨在将地质学家“看、想、悟”的认知过程转化为可计算、可复用的算法模型，显著扩展人类对地下复杂地质体的感知与理解能力。

三维地震智能解释：基于计算机视觉注意机制（Visual Attention Mechanism），训练神经网络模仿人类专家快速聚焦地震数据中的异常反射结构（如断层、河道、缝洞体），实现地质目标体的智能识别与圈定，将解释效率从“数月”提升至“数天”。

测井解释智能评价：采用多模态融合技术（Multi-modal Fusion），同步处理测井曲线、岩心图像、地质录井等多源数据，通过迁移学习框架将已勘探区的知识迁移至新区，构建高精度储层参数计算模型，大幅提升孔、渗、饱等关键参数的解释符合率。

岩性智能判识：应用图像语义分割技术（Semantic Segmentation），对岩石薄片、岩心扫描图像进行像素级分类，自动识别矿物成分与结构构造，并定量统计组分含量，推动沉积相与成岩相的自动识别，实现岩性分析的客观化与标准化。

4.2 过程重构方法：实现业务流程的“数字闭环”

过程重构旨在将原本依赖人工传递、彼此孤立的生产运营流程，重塑为数据驱动、自动优化的高效闭环系统。

产建全过程闭环管理：基于数字线程(Digital Thread)理念，打通从地质设计、钻井工程、压裂施工到投产管理的全业务链数据流，建立统一数据源与双向追溯机制。任一环节的变动均可实时反馈并触发关联环节的自适应调整，实现“设计-执行-反馈-优化”的一体化联动。

智能预警与异常检测：构建多尺度时序异常检测算法体系，对单井生产数据、站库运行参数乃至管网系统进行实时监控。通过捕捉时间序列中的微观（如设备振动）、中观（如产量波动）和宏观（如开发趋势）异常模式，实现从事后处理向事前预警的转变。

开发动态智能优化：引入强化学习(Reinforcement Learning)策略，将油气藏视为动态环境。智能体通过持续与数值模拟器或实际生产数据交互，自主学习最优注采调整策略，实现井网层系与配产配注方案的自动优化，持续追求开发效果最大化。

4.3 决策进化机制：迈向人机协同的“自主决策”

决策进化是数智赋能的最高层次，旨在构建盆地级的“超级大脑”，推动决策模式从经验辅助向数据驱动乃至自主决策演进。

盆地大模型：构建地质知识约束下的预训练-微调范式，训练覆盖整个盆地的高精度数字孪生体。该模型能够融合地质、工程与生产全量数据，实现不同开发策略下的产量与效果快速模拟预测，为战略决策提供“沙盘推演”能力。

数据智能体(Data Agents)：采用多智能体系统(Multi-Agent Systems)框架，部署多个专用智能体（如“注水智能体”、“压裂智能体”、“经济评价智能体”）。各智能体既各司其职，又通过通信与协作共同求解复杂全局优化问题，形成分布式协同决策网络。

数据驱动决策新范式：整个系统最终形成从“描述现状”到“诊断问题”，进而“预测趋势”并最终“生成决策”的完整闭环。决策不再依赖孤立报告或单一模型，而是基于全域、实时、融合的数据智能体推荐，标志着决策模式发生根本性进化。

综上，三大技术方向层层递进：认知增强解放了专家的“眼睛和大脑”，过程重构优化了运行的“手脚和躯体”，决策进化则塑造了指挥的“神经网络与中枢”，共同构成赋能超级盆地数智化转型的坚实技术支柱。

5 科研范式升级：AI 驱动的勘探开发新模式

长庆油田的实践不仅实现了技术层面的应用突破，更深远的意义在于推动并验证了一场人工智能驱动的油气能源领域科研范式革命——从传统以人为中心的“经验归纳”和“计算模拟”范式，转向以数据与 AI 为中心的“数据密集型科学发现”新范式，实现了科学第四范式在能源领域的深度融合与系统实践。

5.1 第四范式的能源实践：从“假设-验证”到“关联-涌现”

传统地质科学研究主要遵循“假设-验证”线性路径，研究者基于有限观测和经验提出假设，再通过采集新数据或实验加以验证。该模式深受人力认知局限与数据获取成本的制约，而 AI 驱动的第四范式则确立了“关联-涌现”的新机制，实现人机协同创新^[17-19]。

数据驱动发现(Data-Driven Discovery)：AI 算法，特别是机器学习算法，能够从海量、高维盆地数据中自动挖掘人脑难以识别的复杂非线性关系和统计规律。例如，通过分析测井曲线与试油数据关联，识别出未被记载的新产层标志，实现知识自动生成。

机器归纳科学(Machine-Induced Science)：科学研究的起点不再是人为假设，而是数据本身。借助表示学习(Representation Learning)，AI 模型自动归纳隐藏的地质规律与控制因素，形成新的、可检验的科学猜想，从而将科学家从繁重的数据处理中解放出来，聚焦于机理阐释与理论创新。

人机协同创新(Human-AI Collaboration)：AI 作为“超级研究助理”，处理海量数据、执行重复计算、提出相关建议；地质学家则发挥逻辑推理、机理认知与宏观决策的核心优势，对 AI 发现进行地质解释、因果推断与价值评判，形成“机器归纳、专家诠释”的协同科研新模式，重新定义人机分工，推动从“假设-验证”到“关联-涌现”的范式跃升。

5.2 跨专业深度融合机制：数学地质学的三层结构

第四范式的确立推动了“数字地质学”(Digital Geology)这一新兴交叉学科的初步形成。它并非简单的地

质学数字化，而是一个具备内在逻辑层次的新体系，该体系通过“目标驱动+全业务链”双核融合，构建地质-工程-数据多专业协同框架和基础数据采集-过程模拟优化-智能决策执行全业务链闭环机制，实现从“单一专业孤岛”到“多专业协同网络”的转型。

基础层（数字化表示）：作为全业务链“基础数据”环节，聚焦地质实体精准数字化。通过地质-工程-数据三专业协同，构建“数字岩石”（CT 扫描/电镜成像重构孔隙）、“数字地层”（高分辨率层序地层+三维建模）、“数字油气藏”（三维地质模型）三大载体，解决“地质实体如何被计算机理解”的问题，为后续环节提供统一数据基底。

过程层（计算模拟）：对应全业务链“过程模拟”环节，实现地质过程动态计算化。集成地质-工程-数据专业模型，利用数据同化（如集合卡尔曼滤波 EnKF）融合实时生产数据更新地质模型，通过反演优化算法反推地下参数，解决“地质过程如何被计算重现与预测”的问题，支撑动态决策需求。

认知层（机器理解）：衔接全业务链“智能执行”环节，推动地质知识机器化可计算。运用知识图谱结构化“断层封闭性”“成藏组合”等专业知识，结合因果推断模型揭示地质事件因果机制，形成“机器存储-推理-应用”的智能决策链路，最终实现从数据到决策的闭环执行。

AI 驱动的第四范式通过确立“关联-涌现”的人机协同创新机制，构建起“数字地质学”的基础数据采集-过程模拟优化-智能决策执行的全业务链深度融合，从根本上重塑着认识盆地、发现资源、管理油藏的科研模式，有效提升科研效率、扩展认知边界、打造复合型“数学地质学家”，为地球科学的数字化转型提供前瞻示范。

6 实践范式升级：锻造 AI 技术可持续发展新模式

长庆油田数智化转型的成功，不仅源于其前瞻性的理论模型与技术体系，更得益于一套立足国情、面向行业、结合实际的实践路径。该路径坚持“自主可控”与“规模应用”的双轮驱动，确保转型过程安全可靠、价值可期、可持续推进。

6.1 技术自主可控路径：坚守转型主导权

在数智化浪潮中，长庆油田确立了“核心技术自主可控”的核心原则，强调深入领域知识是转型成功的根本，必须将发展的主动权牢牢掌握在自己手中。

AI 实验室建设：摒弃直接采购成套商业软件或依赖技术“黑箱”的短视做法，建立 AI 实验平台，坚持对核心算法、平台架构及关键数据模型的自主研制与持续迭代。既避免了在关键技术受制于人的风险，保障了系统与鄂尔多斯超级盆地地质条件和业务模式的高度适配，也培育了一支既懂油气业务又精通数字技术的复合型人才队伍，构筑了企业内在的、可持续的核心竞争力。

领域知识优先：始终秉持“为业务价值而数字化”的理念。所有技术方案的立项与评估均以业务专家主导（而非单纯 IT 人员），确保技术路线切实服务于增储上产、降本增效等核心目标。通用 AI 技术必须经过领域适应性改造，被“翻译”和“消化”为地质与工程语言，才能深度融入主营业务流程，避免形成华而不实的“技术孤岛”。

6.2 规模应用策略：确保转型生命力

技术的价值最终体现在大规模应用中。长庆油田通过“以点带面+生态培育”双策略破解传统行业“落地难、推广慢”困局，实现成果快速转化与价值普惠。

以点带面机制：采用“试点-示范-推广”渐进式策略。优选地质特征典型、业务痛点突出的单元或场景作为突破点，集中资源打造成功案例，形成“样板间”效应。凭借可见、可测、可信的实际成效，消除一线人员的疑虑，进而将成熟模式快速复制推广至全盆地，实现从“盆景”到“森林”的转变，有效降低转型的试错成本与推广阻力。

生态培育策略：积极构建开放协同的数智化生态。鼓励油田公司、油服公司、大学及研究机构合作共赢，共用推进超级能源盆地的数智化建设工作，构建贴合实际需求的轻量化应用（如 AI Agent），推动“用户”向“共建者”转变，形成“开发-应用-反馈-优化”的良性循环，实现从“被动接受”到“主动作为”的文化

转变。

长庆油田的实践表明，传统产业的数智化转型绝非单纯的技术采购或项目交付，而是一场需自主主导、业务牵引、生态共建的全面变革。“自主可控”保安全有效，“规模应用”促价值普惠，二者互为支撑，二者相互支撑，形成适用于中国大型传统工业企业的系统化创新方法论。

7 结语价值贡献：数智转型的四大创新

长庆油田立足超级能源盆地的数智化转型实践，推动了“数智能源”这一新兴学科发展，重塑了油气能源产业价值体系，具体表现为四大创新突破：

首创超级盆地数智化新体系：构建了首个“理论-技术-平台-管理”四位一体的超盆地级智能体系，形成可复制的转型模板与油藏地质开发“中国方案”，实现从“单点数字化”到“全域智能化”跨越。

重塑油气上游产业转型模式：突破“数字化与智能化割裂”的传统路径依赖，依托“数据-算法-业务”三元耦合架构，推动 AI 升级为“核心生产要素”。通过“试点-示范-推广”渐进策略与“平台+生态”协同机制，树立油气产业数智转型“安全可控、价值普惠”新标杆。

引领地质计算革命：建立“基础-过程-认知”三层架构，推动地质学从定性描述向定量计算跨越，实现复杂地质过程可计算、可预测、可优化，未来将逐步实现油气藏全生命周期精准模拟，助力油气田勘探开发全面进入“数智孪生时代”。

构建企业 AI 应用范式：创新“通用 AI+专用智能体”协同模式，融合大模型技术红利与领域知识增强能力，未来将逐步形成“国家级基础平台-行业级模型库-企业级智能体”分层体系，构筑“技术-人才-生态”三位一体关键支撑，引领关键行业 AI 深度应用路径。

参考文献

- [1] 戚聿东,杜博,温馨.国有企业数字化战略变革：使命嵌入与模式选择——基于 3 家中央企业数字化典型实践的案例研究[J].管理世界,2021,37(11):137-158+10.
- [2] 杨剑锋,杜金虎,杨勇,等.油气行业数字化转型研究与实践[J].石油学报,2021,42(02):248-258.
- [3] 谢晓辉,安鹏.中国海油人工智能建设探索与实践[J].石油科技论坛,2023,42(03):22-29.
- [4] 付金华,喻建,徐黎明,等.鄂尔多斯盆地致密油勘探开发新进展及规模富集可开发主控因素[J].中国石油勘探,2015,20(05):9-19.
- [5] 杨华,刘新社,黄道军,等.长庆油田天然气勘探开发进展与“十三五”发展方向[J].天然气工业,2016,36(05):1-14.
- [6] 屈雪峰,姚卫华,邹永玲,等.长庆油田数智化油藏建设理论与实践[J].大庆石油地质与开发,2024,43(03):225-232.
- [7] 胡建国,马建军,李秋实.长庆油气田数智化建设成果与实践[J].石油科技论坛,2023,42(03):30-40.
- [8] 李松泉,吴志宇,王娟,等.长庆油田地质工程一体化智能决策系统开发与应用[J].中国石油勘探,2022,27(01):12-25.
- [9] 陈晓红,胡东滨,曹文治,等.数字技术助推我国能源行业碳中和目标实现的路径探析[J].中国科学院院刊,2021,36(09):1019-1029.
- [10] 蒲天骄,陈盛,赵琦,等.能源互联网数字孪生系统框架设计及应用展望[J].中国电机工程学报,2021,41(06):2012-2029.
- [11] 周孝信,曾嵘,高峰,等.能源互联网的发展现状与展望[J].中国科学：信息科学,2017,47(2):149-170.
- [12] 钱学森.一个科学新领域——开放的复杂巨系统及其方法论[J].上海理工大学学报,2011,33(06):526-532.
- [13] 于景元.系统科学和系统工程的发展与应用[J].科学决策,2017,(12):1-18.
- [14] 付锁堂,石玉江,丑世龙,等.长庆油田数字化转型智能化发展成效与认识[J].石油科技论坛,2020,39(05):9-15.
- [15] 袁世平.梦圆智慧大气田——长庆油田第三采气厂数字化转型侧记[J].国企管理,2022,(02):70-73.
- [16] 王同良.油气行业数字化转型实践与思考[J].石油科技论坛,2020,39(01):29-33.
- [17] 匡立春,刘合,任义丽,等.人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势[J].石油勘探与开发,2021,48(01):1-11.
- [18] 李阳,廉培庆,薛兆杰,等.大数据及人工智能在油气田开发中的应用现状及展望[J].中国石油大学学报(自然科学版),2020,44(04):1-11.
- [19] 何希鹏,张培先,高玉巧,等.中国非常规油气资源效益开发面临的挑战与对策[J].中国石油勘探,2025,30(01):28-43.

AI 智能体在智慧油气田建设中的应用

于强^{1,2}, 高志亮^{1,3}, 王天姿², 袁瑞泽²

(1.长安大学 智慧油气田研究院 陕西 西安 710054;

2. 长安大学 地球科学与资源学院 陕西 西安 710054;

3.西安贵隆数字化工程科技有限责任公司外籍院士工作站 陕西 西安 710054;)

yuqiang@chd.edu.cn

摘要: AI 智能体作为具备自主感知、决策与执行能力的智能系统, 为破解传统油气勘探开发及运营中的痛点提供了全新解决方案。本文系统梳理了 AI 智能体的概念、发展历程、技术体系(感知层、认知层、决策层、执行层)及核心算法, 结合实际应用案例(如基于扣子 Coze 构建的 AI 智能地质体), 阐述了其在油气勘探(数据处理、储层预测、规划决策)、开发(油藏建模、生产优化、智能钻井)及生产运营(设备管理、安全监控、调度协同)中的具体应用。同时, 分析了 AI 智能体应用面临的数据质量与安全、算法性能、多智能体协作等技术挑战, 以及行业标准缺失、人才短缺、系统集成等应用难题, 并提出针对性对策。最后, 展望了 AI 智能体与新兴技术融合、向高级智能演进及全生命周期应用拓展的发展趋势, 为智慧油气田建设提供技术参考与研究方向。

关键字: 数智油田; AI 智能体; 油气勘探; 人工智能; 智慧油气田

Application of AI Agents in the Construction of Smart Oil and Gas fields

YU Qiang^{1,2}, GAO Zhiliang^{1,3}, Wang Tianzi², Yuan Ruize²

(1. The Research Institute on Wisdom Oil & Gas Field of Chang'an University, Xi'an, China;

2. School of Earth Science and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, China;

3. Foreign Expert Academician Workstation, Xi'an Guilong Digital Engineering Science & Technology Co., LTD, Xi'an, China)

Abstract: As an intelligent system with autonomous perception, decision-making, and execution capabilities, AI agents provide a new solution to address the pain points in traditional oil and gas exploration, development, and operation. This paper systematically sorts out the concept, development history, technical system (perception layer, cognitive layer, decision-making layer, execution layer) and core algorithms of AI agents. Combined with practical application cases (such as the AI intelligent geological agent built based on KouZi Coze), it elaborates on their specific applications in oil and gas exploration (data processing, reservoir prediction, planning and decision-making), development (reservoir modeling, production optimization, intelligent drilling), and production operation (equipment management, safety monitoring, scheduling collaboration). Meanwhile, it analyzes the technical challenges faced by the application of AI agents, such as data quality and security, algorithm performance, and multi-agent collaboration, as well as application problems including lack of industry standards, talent shortage, and system integration, and proposes targeted countermeasures. Finally, it looks forward to the development trends of AI agents, such as integration with emerging technologies, evolution towards advanced intelligence, and expansion of full-life-cycle applications, providing technical references and research directions for the construction of smart oil and gas fields.

Keywords: Digital-intelligent oilfield; AI agent; Petroleum exploration; Artificial intelligence; Wisdom oil field

作者简介: 于强, 教授, 长安大学智慧油气田研究院副院长、资源勘查工程(油气)专业责任教授。长期致力于智慧油气田建设研究与实践及人才培养。

基金项目: 延长油田股份公司施工项目“吴起采油厂胜利山智慧油气田建设二期”(编号: YT5323GST0004), 陕西省秦创原“科学家+工程师”队伍建设项目(编号: 2022KXJ-083), 延长石油省外勘探区块油气成藏规律及勘探方向(项目编号: ycsy2023jbgs-A-04)

0 引言

全球能源需求持续增长，油气仍占能源结构主导。但优质资源减少，剩余多分布在复杂环境，开发难度与成本攀升。传统模式效率低、决策滞后，难应对资源禀赋恶化与成本压力。同时，环保与安全要求趋严，需降低能耗与排放。智慧油气田通过智能化技术提升效率、降低成本、保障安全环保，是破解行业痛点、满足能源需求的必然选择，紧迫性凸显^[1-3]。

AI 智能体（Artificial Intelligence Agent）作为新兴技术，为解决传统油气勘探开发、生产运营及智慧化油气田建设中效率低、成本高、决策不精准等问题带来的机遇，对推动智慧油气田建设，提升行业竞争力和可持续发展能力的重要意义。

本论文旨在系统研究 AI 智能体在智慧油气田建设各环节的应用现状、挑战及优化策略，为行业提供全面的技术参考。分析 AI 智能体在复杂油气田场景下的独特优势，并从技术融合和业务流程再造角度提出创新应用模式。梳理国内外 AI 智能体在油气领域相关文献，掌握研究动态；剖析实际应用案例，总结经验与问题；从技术原理、业务逻辑层面定性分析，最后提出优化策略和未来展望。

1 AI 智能体相关理论基础

1.1 AI 智能体概念与发展历程

AI 智能体是一种能够自主感知环境、处理信息、制定决策、执行行动、自我调整，并通过调用外部工具和反馈循环持续优化行为以实现特定复杂任务或目标的智能系统。

AI 智能体概念虽是近几年才流行的，但其思想根源可以追溯到中国古代（图 1）。春秋战国时期有一些哲学及技术思想是与其高度契合的智慧原型，比如道家主张“道法自然”，强调系统根据环境变化自动调节（如水流适应地形），无需外部强制干预，如战国时期水利工程（如都江堰）：通过鱼嘴分水、飞沙堰排沙，实现洪水期与枯水期的自主水量调节，形成“感知水位→调整分流→循环优化”的闭环系统。《孙子兵法》提出“水无常形，兵无常势”，要求根据敌情实时调整策略，实现了感知（侦察）→决策（强弱分析）→行动（分散/歼灭）→新状态评估→循环迭代，完美匹配智能体的“观察-思考-行动”循环。

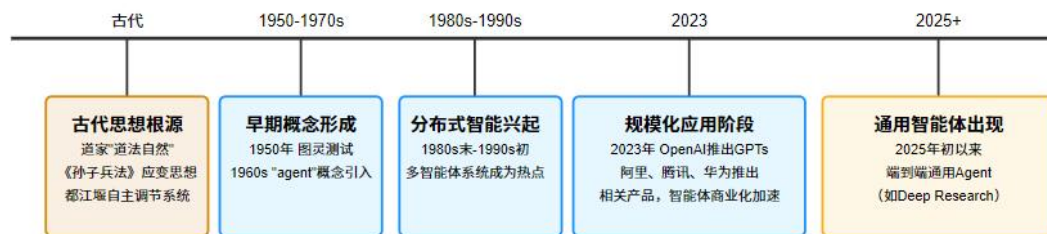


图 1 AI 智能体发展历程时间线

这些思想虽未形成技术实体，但其动态适应、循环优化、自主决策的内核，与当代 AI 智能体的认知架构高度同构。中国古代智慧依据自然现象/经验归纳（水性、兵势）决策，系统平衡（如阴阳调和）优化目标，持续观察环境反馈，而现代 AI 智能体以数据驱动模型为决策依据，损失函数最小化优化目标，奖励机制驱动策略迭代作为循环动力，两者表现有别，但实质却类似。

AI 智能体的名词可以追溯到 20 世纪 50 年代末至 70 年代。当时，人工智能领域处于蓬勃发展阶段，研究者们开始尝试构建能够模拟人类智能行为的系统。阿兰·图灵在 1950 年提出“图灵测试”，将“高度智能有机体”概念扩展到了人工实体，这可以看作是智能体概念的早期思想来源。20 世纪 60 年代，“agent”概念被引入人工智能研究，用于模拟具备感知-决策-行为循环的系统。到了 80 年代末至 90 年代初，分布式人工智能兴起，多智能体系统成为研究热点。2023 年，OpenAI 推出 GPTs 商业版，Agent 进入规模化应用阶段，阿里、腾讯、华为等大厂纷纷推出了相关产品。2025 年初以来，阿里、OpenAI 等公司发布相关 Agent 产品或框架，进一步推动其发展，端到端通用 Agent 出现，如 OpenAI 的 Deep Research，Agent 正从数字世界走向物理世界。

1.2 AI 智能体技术体系与核心算法

AI 智能体与大语言模型、AI 算法、自动化流程、机器人等在概念、功能及自主性等方面都有很大不同。

AI 智能体是集成感知、决策、执行能力的自主系统，像“智能机器人”，能独立应对动态环境，比如油气田的设备巡检智能体可自主调整路线。大语言模型专注语言理解与生成，是智能体的“语言模块”，如 GPT，无法独立完成复杂任务。AI 算法是解决特定问题的数学逻辑，如识别图像的 CNN，是智能体的“工具”，而非完整系统。自动化流程是指按固定规则重复操作，如流水线组装，无自主决策能力，遇异常需人工干预；而智能体能分析异常并调整策略，比如检测到管道泄漏时，智能体能自主关停阀门并报警。而机器人更好理解，侧重物理执行，智能体更强调“大脑”的自主性，机器人可搭载智能体系统。

可以看出上述 5 个概念的本质截然不同，常见混淆点为人们将智能体等同于“会说话的自动化工具”，忽视其环境适应和自主决策能力；或把大语言模型直接当作智能体，忽略智能体需整合感知、执行等多模块的特性。

AI 智能体有其独特的技术体系，主要分四层，协同实现自主智能（图 2）。感知层是“感官”，靠传感器（如温度、振动传感器）收集环境数据，像油气田的设备参数、地质信号等，再经降噪、格式转换等预处理，确保数据可用。认知层是“大脑学习区”，用机器学习从数据找规律，深度学习处理图像、序列数据（如地震图谱），知识图谱构建领域规则（如油气开采规范），让智能体“理解”信息。决策层是“指挥中心”，强化学习通过试错找最优策略（如调整钻井参数），博弈论协调多智能体协作（如生产调度），最终形成行动方案。执行层是“手脚”，将决策转化为指令，驱动阀门、钻机等设备，或控制软件操作，完成实际任务，实现从数据到行动的闭环。重点阐述核心算法原理，如深度学习中的卷积神经网络（CNN）用于图像识别（如地质图像分析）、循环神经网络（RNN）及其变体 LSTM、GRU 用于处理时间序列数据（如油井生产数据）；强化学习中 Q-learning、深度 Q 网络（DQN）等如何通过不断试错学习最优策略以实现生产优化^[4]。



图 2 AI 智能体技术体系框架

1.3 AI 智能体应用实例

下面以本团队利用字节旗下 AI 智能体扣子 Coze 构建的 AI 智能地质体为例，通过模块化工作流与多模态能力实现油气田勘探开发的全流程自动化（图 3）。

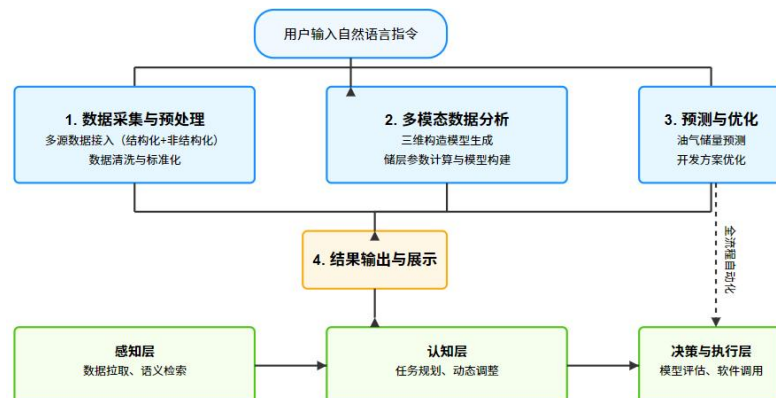


图 3 基于 Coze 的 AI 智能地质体工作流程

以下是其功能架构与运行机制的说明：

(1) 数据采集与预处理

多源数据接入：支持结构化数据（如测井 LAS 文件、地震 SEG-Y 数据）和非结构化数据（地质图件、岩心图像）的自动解析。通过 API 集成专业工具（如 Petrel、石文），实现地震属性分析、储层反演结果的实时同步。

数据清洗与标准化：自动识别数据异常（如测井曲线缺失值），调用统计学算法或深度学习模型（如生成对抗网络）进行插值补全。建立地质数据本体库，统一地层命名、岩性分类等专业术语。

(2) 多模态数据分析

驱动 workflow 调用地震属性计算插件，生成三维构造模型，自动提取重要属性，识别隐蔽油气藏。解析测井曲线（GR、RT、AC），通过相关算法及模型自动划分岩性段，计算孔隙度、渗透率等储层参数。构建三维地质框架模型（含断层、层位），输出网格文件供数值模拟使用。

(3) 基于蒙特卡洛模拟，结合储层参数分布与流体属性，预测油气储量概率分布^[5]。调用经济模型（如 NPV 计算插件），评估不同开发方案的投资回报率。通过强化学习算法，动态调整井位部署与压裂参数，最大化采收率。

上述过程中，用户只需输入自然语言指令（如“对 XX 区块进行三维地震解释”），Coze 通过 NLP 模块识别任务类型与关键参数（如工区范围、数据来源），并系统自动匹配预设 workflow 模板（如“地震数据处理→构造解释→储层预测”），或根据历史案例动态生成新流程。

感知层从数据库中拉取相关数据或报告，通过知识库节点进行语义检索，调用屏幕语义理解插件解析第三方软件界面，模拟键鼠操作提取分析结果。认知层，大模型（如 Deepseek、通义千问、豆包）生成任务规划树，例如：“地震数据预处理→相干体计算→断层自动追踪→人工交互修正”。此过程进行动态调整。决策层，基于强化学习模型评估各中间结果的可信度，例如：若断层自动追踪准确率低于阈值，触发人工标注流程。多智能体协商机制：地质解释智能体与储量计算智能体共享中间数据，优化最终评价结果。执行层，调用专业软件 API（如 Petrel 的 Python 接口）或模拟键鼠操作，完成模型构建与参数计算。结果自动存入数据库，并多种方式展示结果（如预测储量、开发成本）。

上述过程全流程自动化，替代绝大多数以上的人工操作（如数据清洗、模型参数调优），缩短勘探周期，表现出了 AI 智能体可极大程度地提高油气勘探开发领域的工作效率和生产及科研水平。

2 智慧油气田建设现状及需求分析

2.1 智慧油气田建设目标与发展阶段

智慧油气田以提高生产效率、降低成本、保障安全、提升环保水平为主要工作任务。在油气田建设中，从数字化油气田起步，逐步向智能化、智慧化发展的终极目标^[6-7]。如数字化阶段实现数据采集与存储，智能化阶段引入数据分析与自动控制，智慧化阶段强调智能体自主决策与协同优化。

油气田的发展主要包括勘探、开发、生产运营等阶段，各阶段的变革需求及信息技术的支撑作用如下：

勘探阶段，早期油气勘探依赖直觉和经验，后来基于地质理论假设驱动，如今随着油气赋存方式复杂化，变革需求是从假设驱动为主迈向数据驱动为主。信息技术在此阶段的支撑作用表现为，通过地震详查、三维可视化建模等技术，提高断层识别精度和岩性识别符合率，如 GeoGPT 地学大语言模型可实现地质图解释与生成等功能。

开发阶段，变革需求是突破传统勘探与开发阶段的严格界限，采用“勘探-开发-再勘探-再开发”的动态循环模式，实现储量探明与油气开采同步进行。信息技术通过建立开发动态数据库，实时修正地质模型，实现勘探精度与开发效率的迭代提升，如江汉油田的 EPBP 平台实现了多专业在线协同工作，缩短了方案审批时间。

生产运营阶段，变革需求是实现生产管理的数字化、可视化、自动化、智能化，提高生产效率，降低成本。信息技术通过搭建生产指挥平台，如江汉油田的 PCS 系统，实现对生产前端全过程的数字化、可视化、远程化管控，还可通过智能分析诊断、预警模型构建等，实现生产动态全面感知、生产过程自动优化等。

2.2 传统油气田运营痛点与智慧化转型需求

勘探环节，复杂地质结构（如断层、盐丘）导致地震数据多解性强，储层预测误差常超 30%。人工解释依赖经验，单区块地震数据处理需 3-6 个月，周期冗长，错失勘探时机。开发环节，油藏动态监测依赖稀疏井网，难以捕捉流体运移规律，采收率普遍低于 35%。注水开发中，水驱前缘监测滞后，易致低效循环，老油田含水率超 90% 时仍难精准调控。生产运营环节，设备维护依赖定期巡检，非计划停机率达 8%-15%，维护成本占总运营成本 25% 以上。高危环境下人工操作多，泄漏、井喷等安全事故风险高。各部门数据孤岛严重，生产调度响应滞后，单井问题协调平均耗时超 4 小时。

这些问题推高成本、制约效率，凸显智能化转型迫切性。迫切需求如通过实时数据监测与智能分析实现精准勘探开发决策，利用智能设备维护系统降低运维成本，构建智能安全监控体系提升安全生产水平等。而 AI 智能体在这些方面却有很好的优势，能实时监测，动态数据分析，全链条自动决策及评价，构建高效运行机制等。AI 智能体的自主性可实现设备自主运维、生产流程自主优化。其学习能力能适应油气田复杂多变的地质条件和生产环境；多智能体协作能力可促进各业务环节高效协同。对比传统信息技术（如数据库管理、简单数据分析工具）在满足智慧油气田建设需求方面的局限性，AI 智能体在实现深度数据挖掘、复杂决策支持、动态实时响应等方面有着明显的优势。

3 AI 智能体在智慧油气田建设中的应用

AI 智能体在智慧油气田中的应用广泛，涉及到勘探、开发、生产运行等多个环节，应用价值高，可对各个环节提高效率、降低成本、保障安全，更可科学化地优化决策（图 4）。

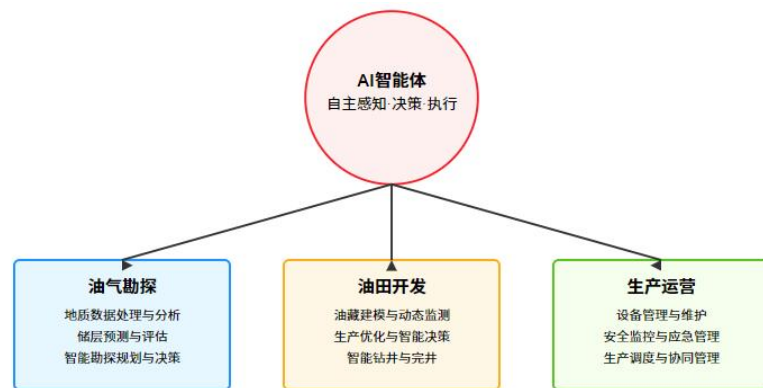


图 4 AI 智能体在智慧油气田中的应用

3.1 AI 智能体在油气勘探中的应用

AI 智能体在油气勘探中的应用主要表现在地质数据处理与分析、油气成藏条件评价、成藏模式分析、有利富集区预测、资源量评价、智能勘探规划与决策等，其中目前主要涉及到数据处理、储层预测及勘探部署与决策等。

地质数据处理与分析。利用 AI 智能体对海量地质数据（包括地震数据、测井数据、地质构造数据等）进行快速高效处理。如通过深度学习算法自动识别地震数据中的地层特征、断层信息，提高地质构造解释精度，缩短数据处理周期^[4]。

储层预测与评估。AI 智能体可综合多种地质数据，构建储层预测模型，预测潜在油气储层位置、规模和性质。利用机器学习算法对已知储层数据的学习，建立储层特征与地质参数之间的关系模型，从而对新区域进行储层预测。

智能勘探规划与决策。AI 智能体根据地质数据和勘探目标，可以制定最优勘探规划方案，包括勘探区域选择、勘探方法组合、井位部署等。通过强化学习算法，智能体在考虑勘探成本、风险和潜在收益等多因素情况下，不断优化勘探策略。

3.2 AI 智能体在油田开发中的应用

油藏建模与动态监测。AI 智能体利用实时生产数据、地质模型和历史数据，构建高精度油藏数字孪生模型，实现对油藏动态的实时监测和模拟^[8]。通过数据同化技术，将实际监测数据融入油藏模型，不断修正

模型参数，提高模型对油藏真实状态的反映精度。如 AI 智能体驱动的油藏动态监测系统可以及时发现油藏变化趋势，如提前预测到油藏压力异常，为采取调整措施争取时间，保障油藏稳定开发。

生产优化与智能决策。AI 智能体在优化油田生产参数（如注水、采油速度、设备运行参数等）方面的应用。利用强化学习和实时数据分析，智能体根据油藏动态和生产目标，自动调整生产参数，以实现产量最大化、采收率提高和能耗降低等目标。如某油田应用智能体进行生产优化后，产量、采收率都可以得到提升，能耗可以得到降低，显著提升了油田开发效益。

智能钻井与完井方面。AI 智能体在钻井过程中的应用，包括钻井轨迹优化、钻头选型、钻井参数实时调整等。通过机器学习算法分析地质数据和钻井历史数据，智能体可以预测钻井过程中可能遇到的问题（如地层坍塌、卡钻等），并提前调整钻井策略。

3.3 AI 智能体在油气田生产运营中的应用

设备管理与维护。AI 智能体如何通过实时监测设备运行数据（如振动、温度、压力等），利用机器学习算法进行设备故障诊断和预测性维护。智能体建立设备健康模型，根据设备运行状态变化预测故障发生时间，提前安排维护计划，避免设备突发故障造成生产中断^[9]。

安全监控与应急管理。AI 智能体在油气田安全监控方面的应用，包括利用图像识别技术监测生产现场安全隐患（如火灾、泄漏、人员违规操作等），通过传感器数据实时监测危险气体浓度、压力等参数。一旦发现异常，智能体迅速启动应急预案，自动采取控制措施，并及时通知相关人员。

生产调度与协同管理。AI 智能体如何整合油气田生产各环节数据（如产量、库存、运输等），通过优化算法实现生产调度的智能化。智能体根据市场需求、设备状态和生产目标，合理安排油气生产、集输、储存和运输计划，实现各环节高效协同运作。

4 AI 智能体在智慧油气田建设中面临的挑战与对策

智能体，本质上就是一个体系化作战系统，而油气田现在这方面的能力还不够强，数据链不通，导致体系化作战能力较差。我们需要把勘探数据调动，开发数据支持，生产数据导引，地质数据孪生可视化，来圈定“靶心”，提高采收率，才能形成好的智慧智能体模型。

4.1 技术层面挑战

（1）数据质量与安全问题

油气田数据特点明显，如数据量大、种类多、结构复杂、实时性要求高，在数据采集、传输、存储和处理过程中可能存在数据不准确、缺失、噪声干扰等质量问题，以及数据泄露、篡改等安全隐患，这些有可能会对 AI 智能体应用效果和可靠性的影响。

应该针对性的数据质量提升策略，如建立严格的数据采集标准和质量校验机制，采用数据清洗、修复和增强技术；加强数据安全防护措施，包括加密传输、访问权限控制、数据备份与恢复、安全审计等。

（2）算法性能与可扩展性问题

在复杂油气田环境下，AI 智能体所依赖的算法面临的计算效率低、模型泛化能力差、难以适应大规模数据和复杂场景等问题。例如，在处理海量地质数据时，某些深度学习算法训练时间过长，且在不同地质区域模型预测精度波动大。

建议通过算法优化（如采用轻量级模型、改进训练算法、模型压缩与加速技术）、分布式计算架构（如利用云计算、边缘计算实现数据分布式处理和模型分布式训练）以及多模型融合等方法提升算法性能和可扩展性的途径。

（3）智能体间协作与交互问题

在智慧油气田多智能体系统中，可能会出现由于智能体目标不一致、通信协议不兼容、信息共享不充分等导致的协作效率低下、冲突协调困难等问题。例如，勘探智能体和生产智能体在数据共享和决策协同方面存在障碍，影响整体业务流程顺畅性。

建议建立统一的智能体通信与协作框架，制定标准化通信协议和协作规则，引入博弈论、分布式共识算法等实现智能体间利益协调和高效协作，以及构建智能体间信息共享平台和知识图谱，促进信息流通和协同决策的解决方案。

4.2 应用层面挑战

（1）行业标准与规范缺失

目前 AI 智能体在智慧油气田应用中缺乏统一的技术标准、应用规范和评估指标体系，导致不同企业和项目在技术选型、系统开发和应用效果评价等方面存在较大差异，不利于技术推广和行业整体发展。

建议行业协会、科研机构和企业联合制定相关标准和规范，涵盖 AI 智能体技术要求、数据接口规范、系统集成标准、应用效果评估方法等方面，为行业应用提供指导和约束。

（2）专业人才短缺

智慧油气田建设对既懂油气专业知识又掌握 AI 技术的复合型人才的需求迫切，以及当前行业内此类专业人才匮乏的现状，包括高校相关专业设置不足、在职人员培训体系不完善等原因导致的人才供需矛盾。

建议加强高校专业建设，开设跨学科课程，培养适应行业需求的复合型人才；企业加强内部培训，与高校、科研机构合作开展人才定向培养和继续教育项目，以及通过优厚待遇吸引外部优秀人才等解决人才短缺问题的措施。

（3）系统集成与兼容性问题

在智慧油气田建设中，AI 智能体系统需要与现有油气田自动化控制系统、信息管理系统等进行集成时面临的系统架构差异、接口不匹配、数据格式不一致等兼容性问题，这些问题阻碍了智能体系统的有效部署和应用。

建议采用面向服务的架构（SOA）、企业服务总线（ESB）等技术实现系统集成，制定统一的数据标准和接口规范，对现有系统进行升级改造或开发适配器，以提高系统间的兼容性和互操作性，确保 AI 智能体系统能够无缝融入现有油气田信息化体系。

5 “数据链智能体”思想

长安大学智慧油气田研究院首席科学家高志亮教授提出的“数据链智能体”思想是油气行业的数据链与智能体的融合，是智慧油气田建设工作的指导方针。

“数据链智能体”，是围绕油田数据全生命周期（采集→传输→存储→管理→应用→智能决策），通过“数据链贯通”+“智能技术赋能”，构建的一套“数据驱动、自主决策”的智能化体系（图 5）。其中“数据链”是“骨架”：串联油田多源数据（地质、物探、油藏、生产等），打破信息孤岛，实现数据全流程流转；“智能体”是“大脑”：将 AI、大数据与石油专业知识结合，让数据自动产生决策价值，替代/辅助人类分析。

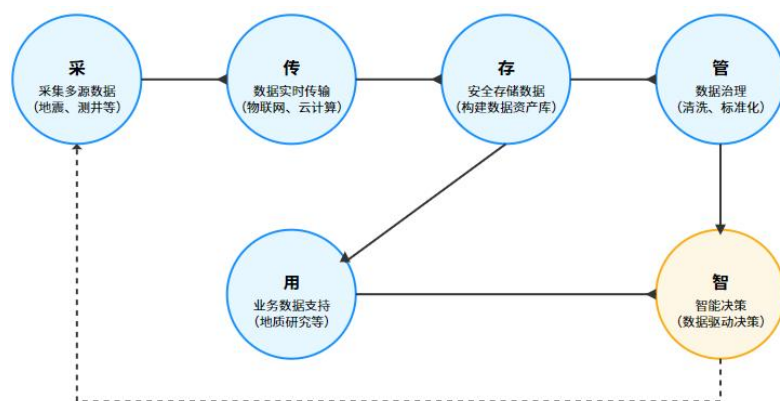


图 5 数据链智能体六环节流程

“数据链”在油田数据的全生命周期贯通，“采、传、存、管、用、智”六字明确了数据链的核心环节：“采”指采集多源数据（如地震勘探、测井、油井生产、设备状态等），覆盖地下、地面全场景；“传”指通过物联网、云计算实现数据实时传输，保障“数据流”不中断；“存”指安全存储结构化（如测井曲线）和非结构化数据（如地震剖面、报告文档），构建油田“数据资产库”；“管”指数据治理（清洗、关联、标准化），打破格式壁垒（如研究所开发的《数据专家》软件，可融合不同系统、格式的数据）；“用”指面向地质研究、油藏模拟、生产调度等业务，提供数据支持；“智”指通过智能技术，让数据从“被动查询”升级为“主动决策”（这一步是“智能体”的核心）。

智能体的本质：替代“专家经验”，实现“数据自主决策”。传统油田决策依赖专家经验（如油藏工程师分析数据、制定方案），而智能体通过“数据训练+算法迭代”，模拟专家思维：像“油藏专家智能体”可分析历史生产数据、地质模型，预测油藏未来变化，比人工分析更高效、更实时。

长安大学智慧油气田研究院通过“3 所（研究所）+2 实体（技术转化公司）+1 实验室（数据科学实验中心）”架构，把“数据链智能体”思想落地，形成《数字油田在中国》系列丛书奠定理论体系；利用研发的《数据专家》软件实现数据治理，验证智能体应用；在油田数据清洗、勘探与评价、开发与生产方案编制、智能诊断等方面实践，形成“理论→技术→工程”闭环。

6 AI 智能体在智慧油气田建设中的发展趋势与展望

6.1 技术发展趋势

AI 智能体与物联网、大数据、云计算、区块链、5G 等新兴技术的深度融合是未来发展趋势。例如，物联网提供更全面实时的数据采集，大数据为智能体训练提供丰富数据资源，云计算提供强大算力支持，区块链保障数据安全可信共享，5G 实现数据高速低延迟传输，通过技术融合推动智能体性能提升和应用场景拓展。融合技术在智慧油气田未来应用中具有潜在创新点，如基于区块链的智能合约实现设备租赁、能源交易等业务自动化；通过 5G 与边缘计算结合，实现智能体对现场设备的实时精准控制。

智能体从当前基于数据驱动的智能向具备自主意识、认知推理和决策规划能力的高级智能发展的趋势。未来智能体将能够理解复杂任务目标，主动学习新知识，根据环境变化灵活调整策略，实现更自主、智能的决策和行动。分析自主智能与认知智能在智慧油气田复杂业务场景（如应对突发地质灾害、市场动态变化下的生产策略调整等）中的应用前景，以及为实现这一目标在基础理论研究、算法创新等方面需要攻克的关键技术难题。

6.2 应用拓展趋势

展望 AI 智能体在油气田从勘探、开发、生产运营到废弃全生命周期各环节应用的进一步深化和拓展。在勘探前期，智能体参与地质资源评估和勘探战略规划；在开发后期，助力老油田提高采收率和资产优化；在废弃阶段，智能体参与环境修复和资源再利用决策等。全生命周期应用深化对提升油气田整体经济效益、资源利用率和可持续发展能力有着重要意义，不同阶段应用过程中需要解决的业务流程优化和技术适配问题。

分析跨领域协同应用面临的行业壁垒、政策法规差异等挑战，以及通过建立跨领域合作机制、统一数据和技术标准等方式推动协同应用发展的策略，以及跨领域协同应用将为能源产业格局带来的变革和新机遇。

6.3 研究展望

未来在 AI 智能体与智慧油气田结合领域有待深入研究的课题，如针对油气田复杂地质环境的智能体模型适应性优化研究、面向多目标优化的智能体决策算法研究、考虑环境因素的可持续发展智能体应用研究等。

建议产学研用紧密结合，在推动 AI 智能体技术在智慧油气田建设中创新发展的重要性，鼓励高校、科研机构和企业加强合作，共同开展关键技术攻关、应用示范和人才培养，为行业发展提供持续动力，促进 AI 智能体技术在智慧油气田建设中实现更大价值。

参考文献：

- [1] 高志亮,于强,李美玉,等. 《数字油田在中国: 智慧油气田建设》[J]. 国企管理,2021,(24):18.
- [2] 李牧松,金雪平. 智慧油气田建设在油气开发中的研究[J]. 中国石油和化工标准与质量,2021,41(15):122-123.
- [3] 常艳兵,杨帆,胡连锋. 智慧油气田建设在油气开发中的思考与探索[J]. 辽宁化工,2020,49(01):100-101.DOI:10.14029/j.cnki.issn1004-0935.2020.01.023.
- [4] 于强,王宝江,张禄明,等. 深度学习技术在油气勘探中的研究进展与应用挑战[J]. 天然气工业,2025,45(05):43-56.
- [5] Li J ,Lin Y ,An C , et al. KGPM: A Knowledge-Guided Predictive Model for Virtual Metering in Gas Wells.[J]. ACS omega,2024,9(52):51570-51579.
- [6] 唐楠. 互联网+背景下智慧油气田建设构想研究[J]. 石化技术,2019,26(05):347-348.

- [7] 王洪峰,王胜军,朱松柏,等. “互联网+”时代智慧油气田建设的构想与探索[J].油气田地面工程,2018,37(08):1-5+8.
- [8] Yu H ,Wang Y ,Cheng C , et al. Advances and outlook of integrated reservoir-wellbore-pipe network simulation technology[J].Energy Geoscience,2024,5(4):100315-.
- [9] Wen Z ,Wang J ,Wu J , et al. An evaluation method for electromagnetic compatibility risks caused by the intelligent transformation of oil and gas field stations[J].Journal of Physics: Conference Series,2024,2918(1):012003-012003.

ChatGPT/生成式人工智能对石油行业的影响探析及应对策略

杨启果，曾璐，赵倚，谢奎，罗佳
(川庆钻探工程有限公司试修公司 四川省 成都市 610000)
yangqg_zcy@cnpc.com.cn

摘要：随着人工智能技术的飞速发展，生成式人工智能（Generative AI）尤其是以 ChatGPT 为代表的预训练大语言模型，正逐步渗透到各个行业领域，石油行业也不例外。本文旨在探讨 ChatGPT/生成式人工智能对石油行业的深远影响，分析其可能带来的变革与挑战，并提出相应的应对策略。通过文献综述和案例分析，本文揭示了生成式人工智能在提升运营效率、优化决策、保障安全、促进数字化转型等方面的潜力，同时指出了其可能引发的知识产权、数据安全、就业结构变化等问题，并提出了针对性的解决方案。

关键字：ChatGPT；生成式人工智能；数字化转型

The Impact of ChatGPT/Generative Artificial Intelligence on Petroleum Industry and Its Countermeasures

YANG Qiguo, Zeng Lu, Zhao Yi, XIE Kui, Luo Jia
(China National Petroleum Corporation Chuanqing Drilling Engineering Co., Ltd. Trial Repair Company, Chengdu, China)

Abstract: With the rapid development of artificial intelligence technology, Generative AI, especially the pre-trained large language model represented by ChatGPT, is gradually penetrating into various industries, including the oil industry. The purpose of this paper is to explore the far-reaching impact of ChatGPT/generative artificial intelligence on the oil industry, analyze the changes and challenges it may bring, and put forward corresponding countermeasures. Through literature review and case analysis, this paper reveals the potential of generative AI in improving operational efficiency, optimizing decision-making, ensuring security, and promoting digital transformation, and points out the problems that may arise from it, such as intellectual property rights, data security, and changes in employment structure, and proposes targeted solutions.

Keywords: ChatGPT; Generative Artificial Intelligence; Digital Transformation

0 引言

近年来，ChatGPT 引领的生成式 AI 技术，凭借深度学习与人类反馈强化的双重驱动，经海量数据锤炼，展现出创造丰富、拟人化自然语言文本的非凡能力，其自然语言处理之深邃，预示了广泛的应用蓝海。石油业，这一传统重工业巨擘，正面临数字化转型与智能化跃迁的迫切召唤，高成本、高风险特质亟需科技革新破局。在此背景下，深入剖析 ChatGPT 对石油业的变革潜力及应对策略，不仅是现实需求的迫切回应，更是战略前瞻的深远布局，兼具即时效益与长远价值。

1 ChatGPT/生成式人工智能对石油行业的影响

1.1 提升运营效率

ChatGPT/生成式人工智能在石油行业的应用，可以显著提升运营效率。通过集成油气行业各领域从设备传感器和监控系统中产生的大量数据，ChatGPT 能够智能化管理内部数据库、文档、行业标准等信息，实现实时可视化、人机友好交互和油田自主管控^[1]。此外，ChatGPT 还能协助处理复杂的跨域数据集，识别人工

难以检测的异常工况和模式，从而实现生产准确预测和决策优化。例如，在试油修井的作业生产过程，ChatGPT 可以实时分析设备性能、运行状况等数据，提前预测预警潜在故障，减少作业等停时间，降低生产成本^[2]。

1.2 优化决策过程

生成式人工智能在石油行业的应用，有助于优化决策过程。ChatGPT 能够集成和融合油气行业各领域的的数据，包括地质、地震、钻完井、测井、试井、采油等，通过处理和分析这些数据，为决策者提供全面、准确的信息支持^[2]。同时，ChatGPT 的自然语言处理能力使其能够以简单的语言对话方式与系统进行交互，请求特定的数据或寻求解决方案，使决策过程更加高效、便捷。此外，ChatGPT 还能自动生成报告和文档，将复杂和专业的知识和信息转化为简单通俗的语言，帮助决策者更好地理解问题、做出决策。

1.3 保障安全生产

油气项目通常建设在较为偏远的地点，甚至处于有害且危险的环境中。生成式人工智能可以通过实时监控图像识别潜在的安全风险，为个人防护和设备检维修提供建议，从而最大限度地减少停机操作时间，保障工人的健康和安全^[3]。例如，通过集成到油气工业领域的实时监控系统中，ChatGPT 可以实时分析设备性能、运行状况等数据，识别出潜在的安全隐患，并及时发出预警^[2]。此外，ChatGPT 还可用于油藏地质建模，通过模拟油藏的生成过程合成油藏地质模型，减少不确定性，改善油气产量预测^[3]。

1.4 促进数字化转型

ChatGPT/生成式人工智能的应用，为石油行业的数字化转型提供了新方向、新路径。在数字经济和生成式人工智能时代，油气行业的生态伙伴作用边界及彼此之间的信息流、数据流正在发生根本变化^[4]。通过构建数字孪生模型，利用机器学习算法，使重复性工作得以自动化、智能化，探索性工作得以突破原有认知边界^[4]。ChatGPT 的创意性写作、强大的上下文理解能力、按照人类逻辑生成控制指令等功能，使其能够成为面向开放性任务的通用助理，推动油气行业在勘探开发、油气储运、炼油化工等多个环节和场景中实现数字化转型^[4]。

2 ChatGPT/生成式人工智能在石油行业面临的挑战

2.1 知识产权和数据安全

ChatGPT/生成式人工智能的应用，可能引发知识产权侵犯和数据安全问题。生成式人工智能在处理和分析数据的过程中，可能会涉及敏感信息和商业机密，一旦泄露将给企业带来巨大损失^[1]。由于 ChatGPT 的训练数据来自公开渠道，其生成的内容可能存在版权争议，给企业带来法律风险^[5]。

2.2 就业结构变化

生成式人工智能的广泛应用，可能导致石油行业就业结构发生重大变化。随着自动化和智能化水平的提高，部分传统岗位可能会被替代，从而引发失业问题^[1]。同时，新兴岗位的出现也对从业者的技能和素质提出了更高的要求，需要企业加强人才培养和引进^[6]。

2.3 技术成熟度与适应性

虽然 ChatGPT/生成式人工智能在石油行业的应用前景广阔，但其技术成熟度和适应性仍需进一步验证。目前，生成式人工智能在复杂环境下的稳定性和可靠性仍有待提高，需要不断进行优化和完善^[7]。此外，不同企业的业务模式和流程存在差异，如何使生成式人工智能更好地适应企业需求，也是一个亟待解决的问题^[4]。

3 应对策略

3.1 加强技术研发与合作

面对生成式人工智能带来的机遇与挑战，石油企业应加强与科研机构、高校及同行企业的技术研发与合

作，共同推动生成式人工智能在石油行业的应用和发展。通过共享技术成果、交流应用经验，不断提升生成式人工智能的技术水平和应用能力^[8]。

3.2 强化数据安全与隐私保护

在生成式人工智能的应用过程中，石油企业应高度重视数据安全与隐私保护问题。建立健全数据安全管理制度和隐私保护机制，加强对数据收集、存储、处理和使用等环节的安全监管和防护。同时，加强对员工的培训和教育，提高员工的数据安全意识和隐私保护意识^[9]。

3.3 推动人才培养与引进

随着生成式人工智能在石油行业的广泛应用，对高素质人才的需求也日益增加。石油企业应积极推动人才培养与引进工作，加强与高校和职业培训机构的合作，培养具备跨学科知识和实践能力的复合型人才。同时，通过优化人才激励机制和政策环境，吸引更多优秀人才加入石油行业^[6]。

3.4 加快数字化转型步伐

数字化转型是石油行业应对生成式人工智能挑战的重要途径。石油企业应加快数字化转型步伐，构建数字化、智能化、网络化的生产运营体系。通过集成各类传感器和监控系统、建立数字化平台、优化业务流程等方式，实现生产运营过程的全面数字化和智能化^[4]。

4 结论

ChatGPT/生成式人工智能对石油行业的影响深远而广泛。通过提升运营效率、优化决策过程、保障安全生产、促进数字化转型等方面发挥重要作用。然而，其应用也面临着知识产权、数据安全、就业结构变化等挑战。为了充分发挥生成式人工智能的潜力并有效应对挑战，石油企业应加强技术研发与合作、强化数据安全与隐私保护、推动人才培养与引进、加快数字化转型等策略措施。只有这样，才能确保石油行业在智能化时代保持持续稳定的发展态势。

参考文献

- [1] 高海焦. 测井曲线的沉积相自动识别[D]. 武汉:武汉工程大学, 2014.
- [2] 郭剑南. 松辽盆地中央隆起带基底岩性识别的 Fisher 判别分析法[J]. 黑龙江:黑龙江科技大学学报, 2019(029)001.
- [3] 江成会. 测井曲线自动分层[J]. 勘察科学技术, 1993, 5:59-62.
- [4] 刘家瑾, 陆国纯. 测井曲线的有序最优化极差分层[J]. 测井技术, 1987, 11(3): 59-67.
- [5] 雍世和, 陈钢花, 白康生. 测井曲线自动分层[J]. 测井技术, 1987, 11(6): 44-47.
- [6] 张韬. 测井曲线自动分层的建模与应用[J]. 计算机与数字工程, 2014, 42(4): 707-710.
- [7] 肖波, 韩学辉等. 测井曲线自动分层方法回顾与展望[J]. 地球物理学进展, 2010, 25(5): 1802-1810.

基于 Transformer-BiLSTM-CRF 与多尺度信息融合 的地质层位智能划分

罗功伟^{1,2}, 党毅^{1,2}, 阎嘉懿^{1,2}, 刘灏玥^{1,2}, 薛媛^{1,2}

(1.低渗透油气田勘探开发国家工程实验室 陕西 西安 710018;

2.中国石油长庆油田分公司勘探开发研究院 陕西 西安 710018)

luogw_cq@petrochina.com.cn

摘要: 本文提出一种基于 Transformer-BiLSTM-CRF 的深度学习融合模型, 用于实现测井序列的智能分层。该模型通过 Transformer 模块捕获长程全局依赖, 利用 BiLSTM 增强局部上下文特征表达, 并引入 CRF 层嵌入地质规则约束, 有效提升了地层划分的准确性与地质合理性。通过与 Transformer、BiLSTM 的对比实验表明, 本文所提方法在地层段、小层和砂岩组三级划分任务中均取得最优性能。实验结果验证了所提模型在地层划分任务中的有效性和优越性, 为油气勘探中的高精度地层划分提供了可靠的技术解决方案。

关键字: 地质层位划分; Transformer-BiLSTM-CRF; 致密气藏; 智能分层技术

Intelligent Geological Horizon Segmentation Using a Transformer-BiLSTM-CRF Architecture with Multi-Scale Information Fusion

Luo Gongwei^{1,2}, Dang Yi^{1,2}, Yan Jiayi^{1,2}, Liu Haoyue^{1,2}, Xue Yuan^{1,2}

(1.National Engineering Laboratory for Low Permeability Petroleum Exploration and Development;

2.Exploration and Development Research Institute of PetroChina Changqing Oilfield Company)

Abstract: This paper proposes a deep learning fusion model based on Transformer-BiLSTM-CRF for intelligent stratigraphic division using well-log sequences. The model captures long-range global dependencies through the Transformer module, enhances local contextual feature representation with BiLSTM, and incorporates geological constraints via a CRF layer. Comparative experiments with Transformer and BiLSTM models demonstrate that the proposed method achieves optimal performance in three-level division tasks—formation segments, sub-layers, and sandstone members. The results confirm the effectiveness and superiority of the model, providing a reliable technical solution for high-precision stratigraphic division in oil and gas exploration.

Keywords: geological horizon segmentation; Transformer-BiLSTM-CRF; tight gas reservoirs; intelligent stratification technology

0 引言

随着油气勘探开发的不断深入, 高精度地层划分已成为储层精细评价与地质建模的关键基础。传统划分方法高度依赖地质专家的人工判识, 存在主观性强、效率低和结果一致性差等固有局限。近年来, 机器学习方法在地层划分中取得一定进展, 但仍面临显著挑战: 传统方法如支持向量机 (SVM) 和随机森林严重依赖人工特征工程, 性能上限受限; 深度学习方法如卷积神经网络 (CNN) 难以有效捕捉序列依赖关系, 循环神经网络 (RNN) 及其变体存在长程梯度消失问题, 而 Transformer 架构缺乏对地质规律的显式约束, 可能导

基金项目: 中国石油天然气股份有限公司重大科技专项“陆相页岩油规模增储上产与勘探开发技术研究”(2023ZZ15YJ07)。

作者简介: 罗功伟 (1999 年—), 硕士研究生, 主要从事油田开发领域数智化等方面研究, luogw_cq@petrochina.com.cn。

致预测结果违反地层序律。

针对上述问题,本文提出了一种融合 Transformer、双向长短期记忆网络(BiLSTM)和条件随机场(CRF)的智能地层划分模型。该模型综合多种技术优势,能够同时捕获测井序列的全局依赖特征与局部上下文信息,并通过引入地质知识约束确保划分结果的地质合理性。在某区块上古生界地层的实验结果表明,该方法在地层段、小层和砂岩组三个不同尺度的划分任务中均表现出优越性能,为地层划分的智能化提供了一种新的有效解决方案。

1 研究背景与相关工作

高精度地层划分是油气储层评价与地质建模的基础性工作,其结果直接影响钻井部署方案优化与油田开发效益^[1]。传统地层划分方法完全依赖地质专家的经验判断,通过对测井曲线形态进行人工对比来完成,存在主观性强、效率低、一致性差等突出问题^[2]。随着测井数据量的快速增长,基于机器学习的地层自动划分方法逐渐成为研究热点。

现有智能化方法主要分为两类:一是基于传统机器学习的方法,如支持向量机(SVM)^[3]和随机森林^[4]。这类方法依赖人工设计的特征(如曲线均值、方差、形态因子等),其性能受限于特征工程质量,且难以有效捕捉深度序列中的复杂上下文信息。二是基于深度学习的方法,如卷积神经网络(CNN)被用于提取测井曲线的局部形态特征^[5],但其缺乏序列建模能力;循环神经网络(RNN)及其改进模型长短期记忆网络(LSTM)^[6]能够处理序列数据,但存在长程依赖建模困难的问题。

近年来,Transformer 凭借其强大的全局依赖建模能力在自然语言处理领域取得突破,并开始应用于地球科学研究^[7]。然而,将其直接用于地层划分面临两个挑战:一是其自注意力机制忽略了测井数据固有的顺序性和局部相关性;二是缺乏对地质领域知识(如层位沉积顺序)的显式建模,可能导致"串层"等不合理结果。

为克服这些局限,本文提出了一种 Transformer-BiLSTM-CRF 融合模型。该模型的主要贡献包括:(1)通过 Transformer 的多头自注意力机制捕获全井段全局响应特征;(2)利用 BiLSTM 增强序列局部上下文表征能力;(3)引入 CRF 层学习层位转移约束,确保划分结果的地质合理性。实验结果表明,本方法在多个层级的地层划分任务中均达到工业应用精度要求。

2 基于 Transformer-BiLSTM-CRF 融合模型的智能地层划分方法实现

2.1 数据收集与预处理

地层划分的准确性高度依赖于原始数据的质量与完整性。本研究遵循系统性的数据治理流程,首先明确了地层划分的目标层级结构,继而进行了严格的数据收集与质量控制,最终构建了高质量的测井序列数据集,为模型提供了可靠的输入。

首先,明确了地层划分的层次化体系。目标层段为上古生界石盒子组盒 8 段和山西组山 1、山 2 段。如表 1 所示,地层结构遵循“段→小层→砂岩组”的三级划分体系。例如,盒 8 段可进一步划分为盒 8 上、盒 8 下两个亚段;其中盒 8 上小层由盒 8 上 1 和盒 8 上 2 两个小层组成;每个小层又可细分为若干个砂岩组(如盒 8 上 1-1、盒 8 上 1-2)。这种精细化的层次结构是本研究的地质理论基础,也为模型输出提供了明确的标签体系。

表 1 目标层段地层划分范围

段	小层	砂岩组
盒 8 上	盒 8 上 1	盒 8 上 1-1
		盒 8 上 1-2
	盒 8 上 2	盒 8 上 2-1
		盒 8 上 2-2
盒 8 下	盒 8 下 1	盒 8 下 1-1
		盒 8 下 1-2

		盒 8 下 1-3
盒 8 下	盒 8 下 2	盒 8 下 2-1
		盒 8 下 2-2
		盒 8 下 2-3
山 1	山 11	山 11-1
		山 11-2
	山 12	山 12-1
		山 12-2
	山 13	山 13-1
		山 13-2
山 2	山 21	山 21-2
	山 22	山 22-2
	山 23	山 23-2

本研究系统开展了数据收集与预处理工作，具体流程如图 1 所示，主要包括以下环节：

数据收集：收集精确分层数据，包括各砂岩组的顶深和底深，这些经验性解释成果是模型中的标签来源。

接着需采集原始的测井曲线数据，并基于其地球物理响应机理，筛选出对层位变化敏感的特征作为模型输入，经筛选后的测井曲线数据包括：声波时差 (AC, Acoustic Interval Transit Time)：对岩性密度和孔隙度变化极为敏感，层位界面处常出现明显突变；自然伽马 (GR, Gamma Ray)：有效区分砂岩（低值）与泥岩（高值），是划分岩性剖面的关键指标；自然电位 (SP, Spontaneous Potential)：反映地层水与泥浆滤液的离子浓度差，辅助判断渗透层和岩性变化；深探测电阻率 (RT, Deep Resistivity)：识别烃类流体聚集的重要特征，在高含气层段呈现明显高阻响应；井径 (CAL, Caliper)：用于识别井眼垮塌等质量问题的辅助曲线，可帮助排除不可靠的数据段；方位角 (AZIM, Azimuth) 与井斜角 (DEVI, Deviation)：提供井轨迹信息，对于校正测井深度和进行三维空间分析至关重要。除此之外，本研究还整合了补心海拔、中靶坐标等静态数据，为模型提供区域地质背景和空间约束。

质量控制标准：为保证数据可靠性，本研究设定了三项关键质量指标：数据完整性需达 100%，确保无关键特征缺失；数据重复率低于 0.05%，避免重复样本引入偏差；数据均衡性高于 95%，防止模型因某些小层样本过少而性能下降。

数据质量检测：（1）缺失值填充：对极少量因仪器故障造成的缺失值，采用相邻深度点的线性插值法进行填充；（2）异常值校正：基于统计学方法（3 σ 准则）识别并剔除因井眼环境恶劣（如剧烈扩径）导致的非地质性异常值；（3）数据范围检查：确保所有测井值处于其合理的物理范围之内；（4）数据归一化：采用最小-最大归一化将所有连续特征值缩放到[0, 1]区间，以加速模型收敛并避免某些特征因量纲差异而主导训练过程；（5）数据标注：依据层位的顶底深度，为每个深度点赋予相应的小层或砂岩组标签，如 0、1、2、3 等；（6）数据验证：对预处理后的数据和标签进行抽样核查，确保“地质合理性”，最终形成标准数据集。



图 1 数据收集与预处理流程

最终，构建了用于序列建模的测井数据集，其以井为单位进行组织。如表 2 所示，以井 A 为例，每条样本对应一个特定层位（如“盒 8 上 1-1”）、顶深、底深，以及该深度区间内所有经过预处理的测井特征值。该数据集的结构完美契合了模型对序列输入和标签的需求，为智能地层划分任务奠定了数据基础。本研究基于某区块近 200 口井的数据集进行了系统整理，建立了段-小层-砂岩组三级地层划分框架，共整合 16 个字段，形成超过 11 万条标准化数据记录。

表 2 井 A 测井数据集

井名	层位	深度	特征
井 A	盒 8 上 1-1	3405.63	7.63
井 A	盒 8 上 1-2	3413.26	6.16
井 A	盒 8 上 2-1	3419.42	5.03
井 A	盒 8 上 2-2	3424.45	5.43
井 A	盒 8 下 1-1	3429.88	5.16
井 A	盒 8 下 1-2	3435.04	5.57
井 A	盒 8 下 1-3	3440.61	6.15
井 A	盒 8 下 2-1	3446.76	5.37
井 A	盒 8 下 2-2	3452.13	7.58
井 A	盒 8 下 2-3	3459.71	6.25

2.2 模型构建

在数据分析之前，需要先将数据标准化，利用标准化后的数据进行数据分析，避免训练得到的模型权重过小，引起数值计算不稳定，并使参数优化时能以较快的速度收敛。Z-score 标准化方法适用于数据最大值与最小值未知，或测井数据中异常值较多的场景，其通过中心化与缩放处理增强数据的统计一致性。因此，本研究采用 Z-Score 标准化方法对数据进行处理。

为实现高精度的地层划分，本研究构建了 Transformer-BiLSTM-CRF 三层融合模型。该架构具有三大优势：Transformer 捕获测井序列的全局长程依赖，BiLSTM 增强局部上下文特征表达，CRF 引入地层转移约束以确保结果的地质合理性。

模型数据处理流程如图 2 所示，具体如下：

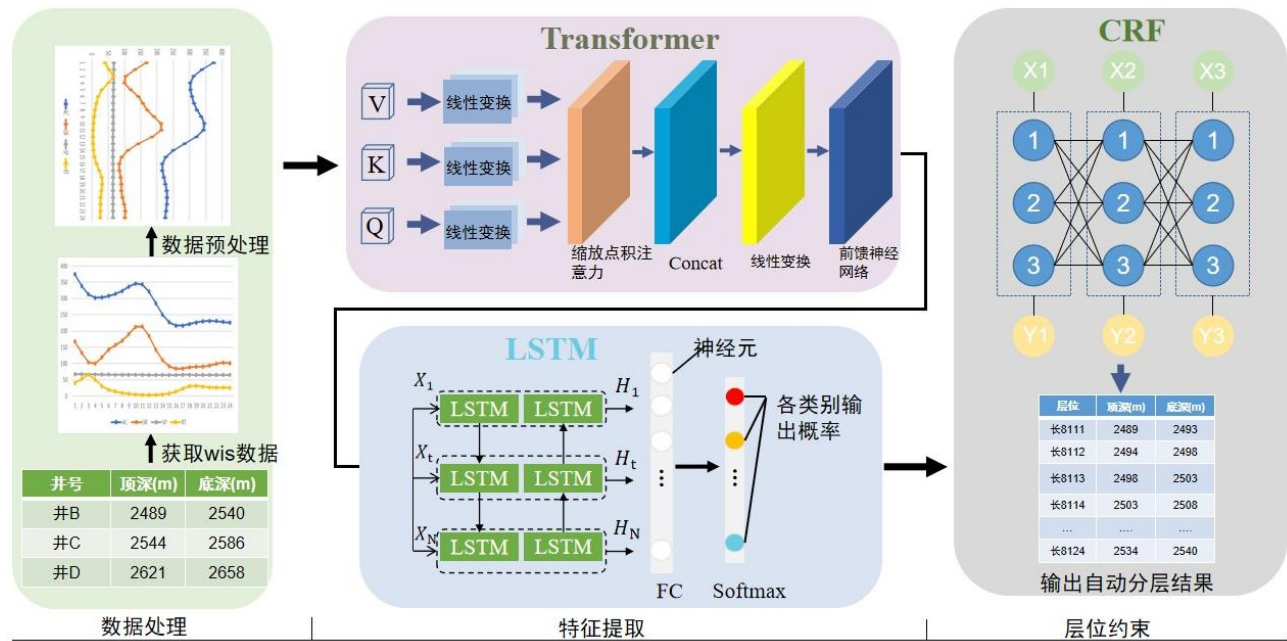


图 2 模型数据处理流程

数据处理（数据准备层）：从数据库获取原始 WIS 数据后，经严格的质量控制与预处理流程，构建出规整的深度序列样本。输入数据为预处理后的测井深度序列 $X = (x_1, x_2, \dots, x_T)$ ，其中 x_T 包含 AC、GR 等 7 个特征；标签序列 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_T)$ 对应每个深度点的砂岩组类别。

全局特征提取（Transformer 层）：输入序列首先通过 Transformer 编码器。其多头自注意力机制能计算任意两个深度点间的关联权重，有效建模全井段范围内的远程响应关系（如识别相隔甚远的相似岩性特征），克服了传统 RNN 处理长序列时的依赖衰减问题。

上下文特征增强（BiLSTM 层）：Transformer 的输出被送入 BiLSTM 网络。BiLSTM 通过双向扫描（自上而下与自下而上）序列，融合每个深度点之上与之下的上下文信息，精准捕捉层位界面处测井曲线的突变特征，为划分提供关键依据。

层位约束（CRF 层）：BiLSTM 的特征序列经全连接层和 Softmax 变换，得到每个深度点的局部类别概率。为避免局部预测产生地质上不可能的“串层”现象，模型引入条件随机场（CRF）作为输出层。CRF 通过学习和应用全局状态转移矩阵，量化各地层标签间转移的合理性（如“盒 8 下 1-3”后应接“盒 8 下 2-1”）。最终通过维特比算法搜索全局最优路径，确保输出的分层序列不仅概率最高，而且符合地质层序规律。

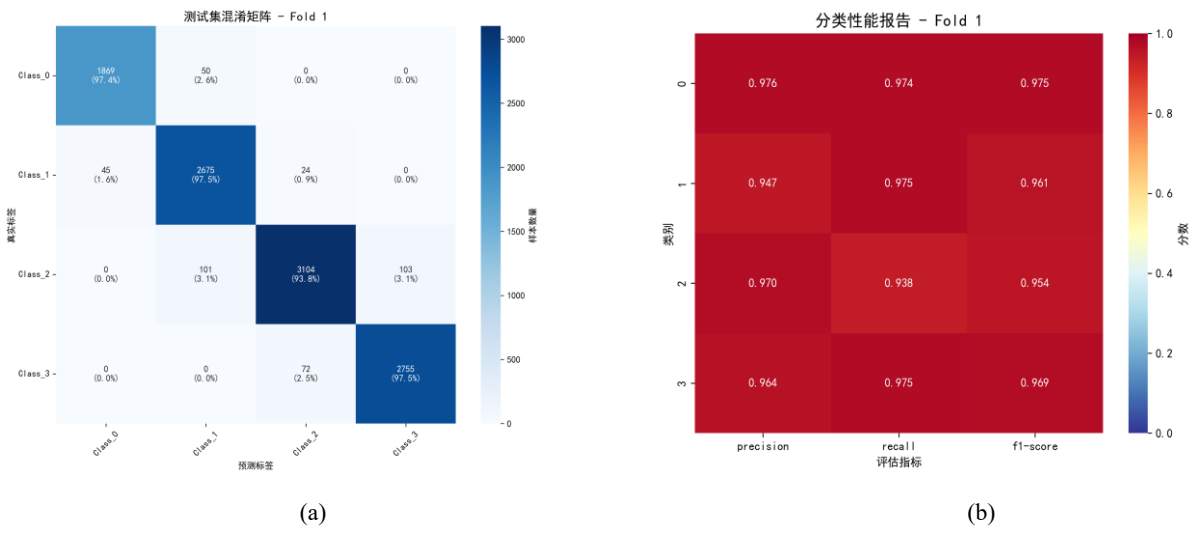
该融合模型通过端到端学习，建立了从测井数据到地层标签的鲁棒映射，其输出结果是经过地质知识约束后的、具备高可信度的自动分层方案。

3 实验结果与分析

本章节系统地评估了 Transformer-BiLSTM-CRF 模型在某区块上古生界地层的分层性能。实验采用逐步细化的评估策略，从宏观的地层段到中观的小层，最终到微观的砂岩组，共三个地质层级，分别对模型的地质界面预测精度，分类准确率、召回率、F1 分数进行了分析。为充分验证所提出模型架构的有效性与优越性，本研究设计了对比实验方案，将 Transformer-BiLSTM-CRF 融合模型与经典的 Transformer 模型以及 BiLSTM 模型在相同的测试集上进行了系统性的性能比对，所有实验均采用交叉验证以确保结果的可重复性与统计稳健性。

3.1 地层段划分结果与分析

在地层段划分任务中，模型需要对盒 8 上、盒 8 下、山 1 和山 2 这四个主要层段进行精确识别。详细的实验结果表明，本文提出的 Transformer-BiLSTM-CRF 融合模型展现出了更好的分类性能。从其对应的混淆矩阵（图 3（a））可以观察到，模型的预测结果呈现出高度集中的对角线分布，不同类别之间的误判比率被控制在极低水平，这充分说明了该模型在处理层段级宏观划分任务时具有极强的判别能力与泛化性。本文模型在准确率、召回率以及 F1 分数的指标上均优于两个对比模型。这一结果证明了将全局注意力机制与局部上下文表征进行深度融合的创新策略在地质序列建模中的有效性与必要性。



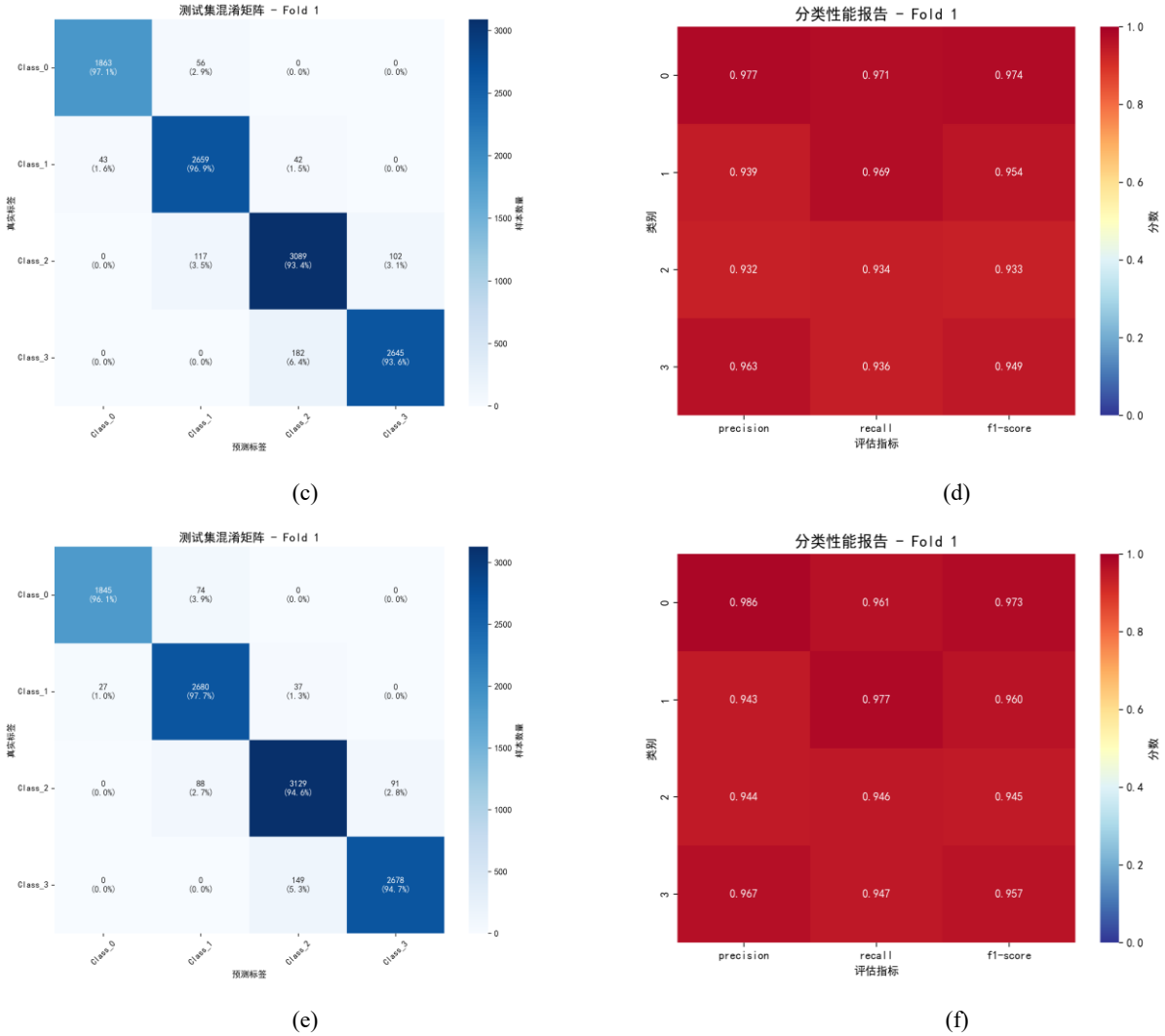


图 3 主要层段混淆矩阵: (a) Transformer-BiLSTM-CRF、(c) BiLSTM、(e) Transformer 定量指标: (b) Transformer-BiLSTM-CRF、(d) BiLSTM、(f) Transformer

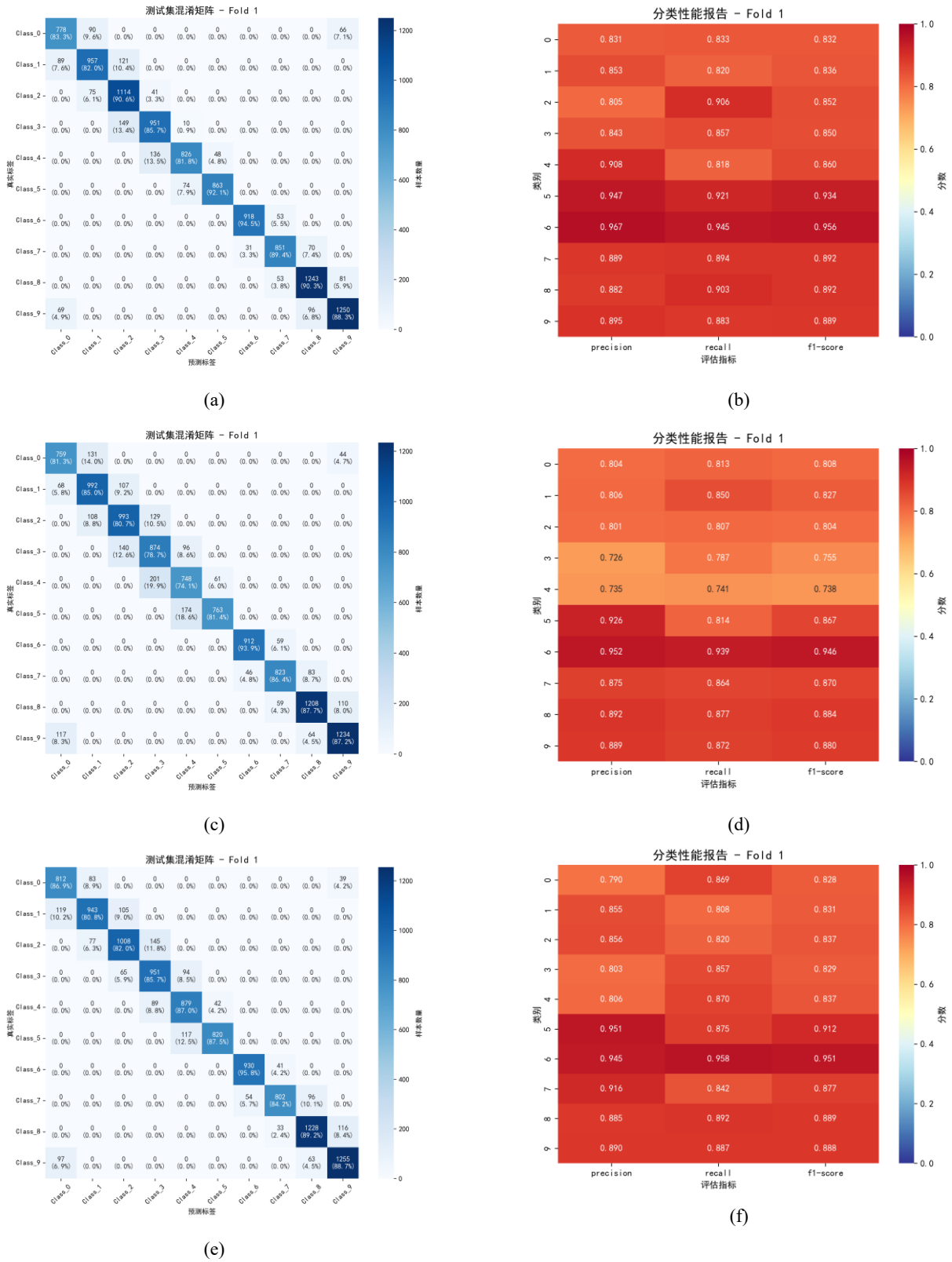
3.2 小层划分结果与分析

当分类任务进一步细化至盒 8 上 1、盒 8 上 2、盒 8 下 1、盒 8 下 2、山 11、山 12、山 13、山 21、山 22、山 23 这 10 个小层时，不同模型架构的性能差异得到了体现。本文提出的 Transformer-BiLSTM-CRF 模型展现出较强的特征融合优势，其混淆矩阵（图 4（a））依然保持着良好的对角线聚集性，表明即使在类别数增多、地质特征差异更加细微的挑战下，该模型仍能维持较高的判别精度与地质合理性。从分类性能报告（图 4）提供的详细量化指标来看，本文模型在所有 10 个小层类别上的 F1 分数均维持在 0.80 以上，且各类别的精确率与召回率数值分布极为均衡，这从统计层面充分证明了模型不仅整体性能优越，而且在不同地质条件下均具有良好的泛化能力与稳定性。

3.3 砂岩组分层结果与分析

在最具挑战性的砂岩组划分任务中，本文提出的 Transformer-BiLSTM-CRF 融合模型同样展现出不错的性能优势。实验结果表明，该模型在 16 个砂岩组的细粒度识别任务中保持了最佳的综合性能，其混淆矩阵（图 5（a））呈现出高度集中的对角线分布特征，非对角线区域的误判显著少于对比模型，特别是在地质特征极为相近的相邻砂岩组之间表现出优异的区分能力。定量分析显示，本文模型取得了 0.728 的宏平均 F1 分数，这一数值显著高于 BiLSTM 模型的 0.691 和 Transformer 模型的 0.706，体现出明显的性能优势。值得注意的是，该模型在绝大多数类别上都保持了较高的性能指标，召回率数值分布相对均衡，且在样本分布不

同的各类别间表现出良好的稳定性。这一结果充分证明了本文提出的融合方法在细粒度地层划分任务中的有效性和实用价值。



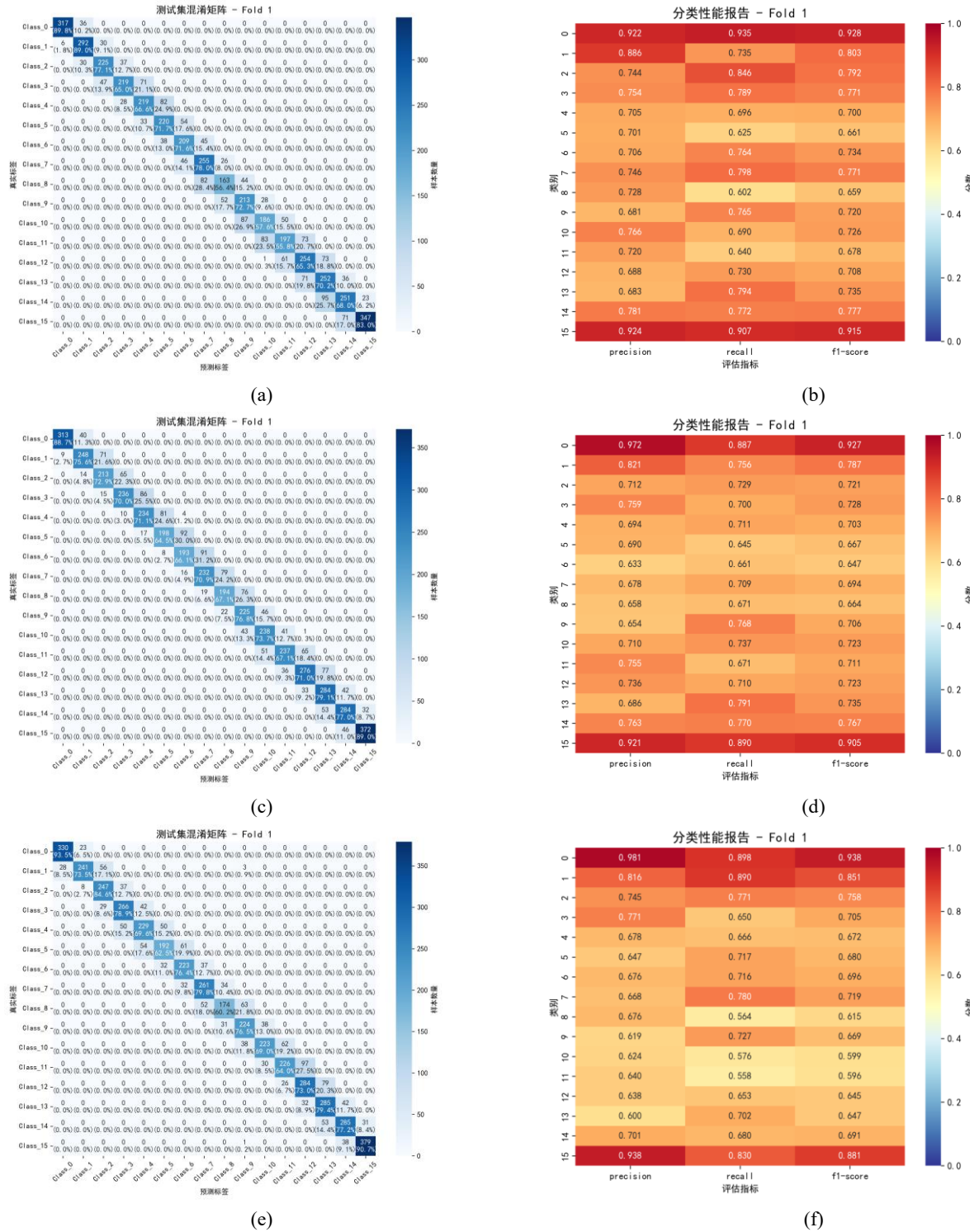


图 5 砂岩组分层混淆矩阵:(a) Transformer-BiLSTM-CRF、(c) BiLSTM、(e) Transformer 定量指标:(b) Transformer-BiLSTM-CRF、(d) BiLSTM、(f) Transformer

3.4 结果分析

综合三个层级的分层实验结果，Transformer-BiLSTM-CRF 模型在不同尺度的地层划分任务中均展现出显著优势。该模型通过融合全局注意力机制、局部上下文感知与序列约束能力，有效解决了单一模型架构的固有缺陷。实验表明，融合策略在提升分类精度的同时，显著增强了模型对复杂地质条件的适应性与预测稳定性，其性能增益随划分粒度的细化而愈加明显，充分证明了该方法在地层智能划分领域的实用价值与推广潜力。

4 结束语

本研究成功开发了 Transformer-BiLSTM-CRF 融合模型，实现了地层划分的智能化与高精度化。实验结果表明，该方法在地层段、小层和砂岩组三个级别的划分任务中均取得了优异性能，且预测误差控制在地质应用允许范围内。该模型创新性地融合了多种深度学习技术的优势，既具备全局特征捕获能力，又能保持局部细节敏感性，同时确保了地质合理性。未来研究可进一步拓展至多井联合对比和多源数据融合，推动智能地层划分技术在数字油田建设中的深入应用。本研究为油气勘探开发提供了一种有效的智能化解决方案，具有重要的理论价值和实践意义。

参考文献

- [1] 白蕾, 王世玉, 张璐等. 基于 MAE 神经网络的测井曲线地层自动识别方法[J]. 天然气勘探与开发, 2024, 47(4): 63-71.
- [2] 罗仁泽, 李兴宇, 周洋等. 基于 MC-ABiLSTM 的储层单砂体智能识别方法[J]. 地球物理学进展, 2022, 37(3): 1112-1121.
- [3] Jakkula V. Tutorial on support vector machine (svm)[J]. School of EECS, Washington State University, 2006, 37(2.5): 3.
- [4] Zhou Z H. Machine learning[M]. Springer nature, 2021.
- [5] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 86(11): 2278-2324.
- [6] Li C, Xiao K, Sun L, et al. CNN-Transformers for mineral prospectivity mapping in the Maodeng-Baiyinchagan area, Southern Great Xing'an Range[J]. Ore Geology Reviews, 2024, 167: 106007.
- [7] Cheadle C, Vawter M P, Freed W J, et al. Analysis of microarray data using Z score transformation[J]. The Journal of molecular diagnostics, 2003, 5(2): 73-81.

基于 RANSAC 和稳健拟合的射孔枪空间位姿 3D 视觉测量方法

钟 剑^{1,2}, 唐凯^{1,2}, 李华波^{1,2}, 李涛^{1,2}, 黄培^{1,2},

林泽龙^{1,2}, 郑婧^{1,2}, 蒋雨松^{1,2}, 郭海燕^{1,2}

(1. 中国石油集团测井有限公司, 陕西 西安 710077;

2. 中国石油天然气集团公司测井实验基地, 陕西 西安 710077)

zycjzhongjian@cnpc.com.cn

摘 要: 针对多规格、小批量射孔枪自动化装配过程几何尺寸、空间位置动态高精度检测等问题, 提出了一种基于 RANSAC 和稳健圆拟合的中心孔位姿估计方法。首先, 利用 3D 相机获得射孔枪管点云图像, 采用 K-means 聚类算法去除离群点云簇, 通过特征点云筛选和迭代统计滤波去除尖锐特征点以获取外圆柱面点云图, 然后将其投影到 RANSAC 算法拟合的平面上并进行轮廓提取, 并采用稳健最小分割平方算法获取圆心坐标和半径, 结合圆孔平面法向量和圆心空间坐标完成射孔枪管空间位姿估计。通过试验对所提方法进行验证, 对剔除尖锐特征点后的中心孔半径拟合误差达到 0.02mm, 满足射孔枪自动化装配过程空间定位要求, 为枪管自动连接提供了动态空间位姿数据, 保证了装配过程安全性和可行性。

关键字: 射孔枪; 统计滤波; 3D 视觉; 位姿估计; 稳健拟合

3D Vision-Based Pose Estimation of Circular Holes in Perforating Guns Using RANSAC and Robust Fitting Algorithms

ZHONG Jian^{1,2}, TANG Kai^{1,2}, LI Huabo^{1,2}, LI Tao^{1,2}, HUANG Pei^{1,2},

LIN Zelong^{1,2}, ZHENG Jing^{1,2}, JIANG Yusong^{1,2}, GUO Haiyan^{1,2}

(1. China Petroleum Logging CO.LTD., Xi'an Shanxi 710077, China ;

2. China National Petroleum Corporation Logging Experimental Base, Xi'an Shanxi 710077, China)

Abstract: Aiming at the challenges of dynamic high-precision detection of geometric dimensions and spatial positions in the automated assembly process of multi-specification, small-batch perforating guns, a center hole pose estimation method based on RANSAC and robust circle fitting is proposed. First, a 3D camera captures the point cloud image of the perforating gun. The K-means clustering algorithm removes outlier point cloud clusters, while feature-based point cloud screening and iterative statistical filtering eliminate sharp points to obtain the outer cylindrical surface point cloud. This cloud is then projected onto a plane fitted by the RANSAC algorithm, followed by contour extraction. The robust least trimmed squares algorithm calculates the center coordinates and radius of the hole. By combining the normal vector of the hole's plane with the spatial coordinates of the center, the pose estimation of the center hole is completed. Experimental validation demonstrates that the radius fitting error of the center hole after sharp point removal is under 0.02 mm. This method can be applied to part recognition and positioning during automated assembly of perforating guns.

Keywords: perforating Gun; RANSAC; 3D vision; position estimation; robust fitting

基金项目: 中国石油集团测井有限公司科技项目“数字化转型信息化建设系统研究”(编号: C-CNLC2022-3A04); 中国石油集团测井有限公司科技项目“自动增效射孔技术与规模应用”(编号: 25ZYCJ5C011)。

作者简介: 钟剑, 男, 中国石油集团测井有限公司高级工程师, 长期从事智能制造与石油数字化信息化产品研制。

0 引言

射孔枪作为油气勘探开发的核心装备,其性能直接影响油井产能和采收效率。在传统制造模式下,射孔枪装配长期面临作业危险度高、工艺一致性差和生产效率低下等问题。尤其随着页岩气、致密油等非常规资源开发逐步推进,射孔枪数量需求激增,为了保障作业场地人员和设备安全,对射孔枪的制造精度、装配效率及可靠性保障提出了更严苛的要求。射孔枪种类较多,几何尺寸差异性较大,为了在同一场地实现不同长度直径射孔枪自动化装配,多规格、小批量自动化装配射孔枪是未来发展必然趋势,自动化、柔性化和智能化检测与控制等技术在射孔枪装配技术提升中占据重要位置^[1,2]。

射孔枪装配内容主要包括多节射孔枪管逐级装配与拧紧等工序过程,最终建立具有不同长度和直径的射孔枪串。如何实现射孔枪管可靠连接是自动化装配工艺核心内容,也是保证射孔枪自动化装配可实施前提。

本文以射孔枪装配过程枪管自动对正装配过程的空间位姿测量问题为导向,以射孔枪管端面的法向矢量及中心圆孔空间坐标来表征零件的空间位姿,即 $[\vec{n},(x_c, y_c, z_c)]$ 。因此,射孔枪管空间位姿估计面临的关键问题是:(1)如何确定端面的各项参数;(2)如何在噪声干扰条件下获取端面中心圆孔的准确空间坐标^[3,4]。

圆形零件空间位姿的测量方法有很多,主要可以概括为接触式测量和非接触式测量两类。其中接触式测量是以传感器探头与被测圆孔表面形成压力式接触,因而具有精度高,稳定性强的特点。典型测量仪器为三坐标测量机(Coordinate Measuring Machine, CMM)^[5],其采用机械运动接触测量方式,单次只能测量一个点,测量圆孔位姿时至少需要三个圆周点,导致圆孔测量效率低下。且其结构复杂,无法满足在射孔枪自动化装配的生产需要。

非接触式高精度测量主要是以光学测量仪器配合检测算法为主获得零件轮廓信息。Byung-Ryong Lee^[6]等提出了一种新的空间圆检测算法,基本原理是利用二维圆形检测算法来定位和测量三维数据中的圆,然而三维数据的采集过程受到环境影响,获得的点云图含有较多噪点,同时二维圆检测算法自身也会影响测试精度,对于直径 $\phi 4\text{--}\phi 6.5\text{mm}$ 范围的圆孔,其最大误差为 0.33mm 。Yu^[7]等人提出了一种改进的球手眼标定空间圆拟合方法,用于工业环境中的高效三维测量,然而其基于线激光扫描的视觉测量方法需要将获取的数据进行三维拼接,即降低了测量效率,拼接算法也降低了测量精度。天津大学的李志宇^[8]等提出了一种基于线结构光传感器的圆位姿测量方法,该算法对于圆半径测量精度需要依赖圆孔中心坐标的计算精度。

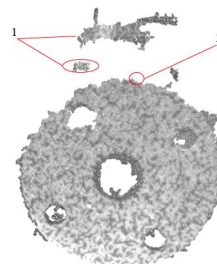
综上所述,虽然国内外学者在圆位姿测量方法上做出了诸多研究,但由于工作环境或工作对象的限制,依然存在精度相对偏差、数据处理时间较长等问题。

针对以上问题,本文提出了一种基于统计滤波和稳健拟合的圆孔空间位姿估计方法。使用3D视觉相机采集射孔枪端面三维点云图像,通过对点云图后处理和拟合,实现了射孔枪管快速、准确地定位,在满足射孔枪管空间位姿测量精度要求的同时尽可能提高测量效率。该方法不受零件尺寸和位置的影响,对点云图的优化处理就可以完成空间位姿估计。

1 点云获取与预处理

1.1 点云数据的获取

定制了射孔枪的碳钢模拟零件,采用IDS EnsensioN10 3D视觉相机对零件进行拍摄,获取零件平面的点云信息(如图1)。零件为金属材质,在激光扫描时会产生反光造成部分区域点云效果较差,扫描零件圆孔内壁时会产生部分阴影点,对后期的圆孔平面拟合以及提取圆孔轮廓时都会造成很大干扰,甚至将其纳为内点,影响装配圆孔的位姿估计精度。



1-离群点 2-噪点

图1 零件平面3D点云

1.2 点云预处理

采用 K-means 算法进行预处理, 去除采集的三维点云数据中的噪点和离群点。根据采集的点云特点, 可以分为三个点云簇, 利用经典的 K-means 聚类算法可以有效去除离群点。首先需要确定数据的类数, 选定三个中心点作为聚类中心; 然后计算数据中的各点到三个中心的距离, 根据距离进行归类, 这样就分成了三个点云簇; 计算每个簇的质心。重复归类过程, 直至点云簇区域稳定。不同簇的点云赋予颜色进行区分, K-means 聚类结果如图 2 所示, 并获取目标点云 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 。

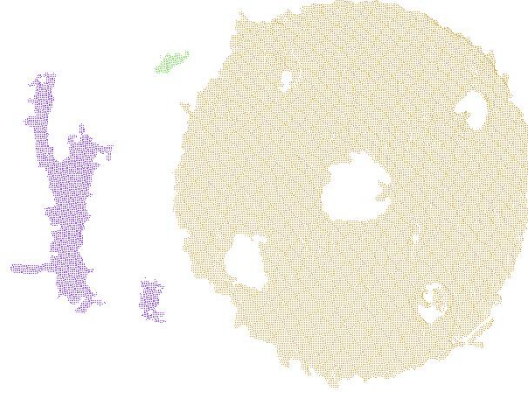


图 2 K-means 聚类结果

2 目标点云提取与处理

2.1 基于颜色和密度特征的圆孔内点提取

3D相机获取的零件点云每一点都有RGB信息, 在激光扫描圆孔时会将该区域的深度信息储存在周围的点上, 因此想要提取中心圆孔的点云就必须将含有深度信息的点提取出来。

通过设定颜色阈值来筛选内点, 两点(P_1, P_2)间的颜色阈值公式如式(1)所示。中心圆孔点云的颜色要深于平面点, 其RGB值偏小。遍历点集 P 中的所有子点, 提取全部点的RGB值, 根据设定的颜色阈值, 将CD值低于阈值的点视为内点, 并保存筛选后的点集。

$$CD(P_1, P_2) = \sqrt{(R_1 - R_2)^2 + (G_1 - G_2)^2 + (B_1 - B_2)^2} \quad (1)$$

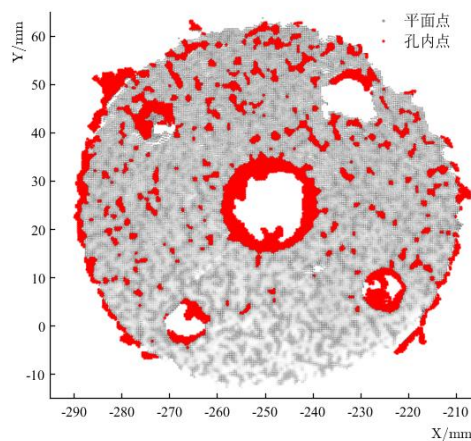


图 3 零件的平面点与孔内点

从图 3可以看出, 部分平面点被标记成了内点, 可以基于点云密度进行聚类, 将中心圆孔点云分割出来。设筛选后的点云数据集合为 $P_t = \{P_{t1}, P_{t2}, \dots, P_{tm}\}$, 根据式(2)计算点集中任意两点的欧式距离, 将符合密度条件的点聚集成一个簇。

$$din(i, j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (2)$$

结果如图 4 所示, 经密度聚类之后的点云根据不同密度条件被分成了区域明显的点云簇, 中心圆孔的

点云被成功提取（图中绿色部分点云）。

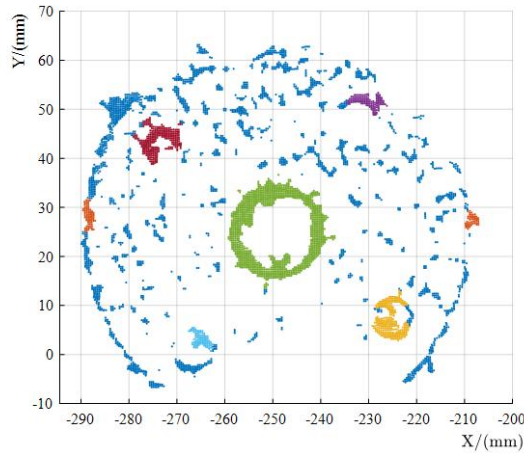


图 4 密度聚类后的中心点云

2.2 基于迭代统计滤波的尖锐点剔除

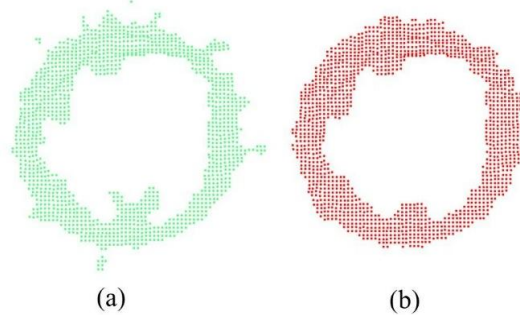
如图4所示，提取出的中心圆孔点云四周依旧存在部分噪点和尖锐点，需要通过滤波方法来剔除。设定中心圆孔的点云点集为 P_c ， μ 和 δ 分别为点集 P_c 的匹配点平均距离的均值和标准差。

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{d}_i \quad (3)$$

$$\delta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{d}_i - \mu) \quad (4)$$

在采用统计滤波处理中心圆孔点云时，单次的统计滤波并不能剔除所有不符合条件的点，残余的边缘尖锐点仍会影响到圆孔的位姿估计精度，而且在重复统计滤波的过程中发现，相较于平滑区域，尖锐区域的点收敛速度更快，在滤波过程中，平滑区域的点都得以保留，这就为剔除尖锐点提供了条件。

当尖锐点剔除后，如果再进行统计滤波，就会对目标点云进行侵蚀，进而影响圆孔的半径精度。为了避免过处理，根据平面曲率与目标点云圆孔半径的关系 $K = 1/R$ ，设置平均曲率阈值 ρ_0 ，在每次滤波之后，提取点云边界^[9]，计算相邻点的曲率，将曲率高于阈值的点视为尖锐点予以剔除。如此循环，直至无高于阈值的尖锐点。设定点集 P_c 的距离差均值 $\mu = 50$ ，标准差 $\delta = 1$ ，平均曲率阈值 $\rho_0 = 0.15$ 。获得最终点云如图 5(b)，相较于滤波前(图 5(a))，滤波后的点云数量由 1921 降至 1428，大部分尖锐点已经被剔除。



(a)滤波前；(b)滤波后

图 5 滤波前后的中心圆孔点云

3 中心圆孔轮廓提取

3.1 基于 RANSAC 的平面拟合

平面法向量、位面方程都需要对平面进行拟合获取，且平面拟合的精度直接影响到最终圆孔的位姿估计精度^[10]。平面拟合的一般方程为

$$Ax + By + Cz + D = 0 \quad (5)$$

在 $A^2 + B^2 + C^2 = 1$ 的约束条件下, 求得平面参数 A、B、C、D。而想要的到最佳的拟合平面, 则需要使点到该拟合平面的平均距离最小^[11], 即满足

$$e_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i \rightarrow \min \quad (6)$$

式中, d_i 是点云数据中任意一点 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 到拟合平面的距离, 即 $d_i = |Ax_i + By_i + Cz_i + D|$ 。

本文采用最小二乘法(LS)^[12]、霍夫变换(HT)^[13]、主成分分析(PCA)^[14]、最小中值平方法(LMedS)^[15]和随机采样一致性法(RANSAC)等几种平面拟合算法对数据进行拟合。为保证结果的可靠和稳定, 对平面拟合算法的精度提出两点评估标准: 1) 平面法向量与理想平面法向量(0,0,1)的夹角偏差 θ ; 2) 点云到平面的平均距离 $|\bar{d}|$ 。采用的四种平面拟合算法获取的平面参数及其精度评估参数 θ 、 $|\bar{d}|$ 如表 1 所示。

表 1 平面拟合结果参数对比

方法	A	B	C	D	θ	$ \bar{d} $
LS	0.02499	0.02185	0.9994	-418.59	1.902	0.1998
HT	0.02750	0.02148	0.9993	-417.89	1.999	0.2057
PCA	0.02484	0.02280	0.9994	-418.70	1.932	0.2030
LMedS	0.02558	0.02430	0.9994	-418.47	2.201	0.2000
RAN	0.02344	0.02199	0.9995	-419.04	1.841	0.1961

通过对表 1 中平面拟合精度评估参数的分析, 除 LMedS 的夹角偏差过大, 其他四种方法的拟合结果比较相近。然而 HT 算法在仿真验证过程中耗时较长, 会影响位姿估计的整体效率; LS 算法受聚集点和离群点的影响较大; PCA 方法的计算复杂度较高且会损失部分数据信息。而且 RANSAC 方法的结果准确性和稳定性较高, 其夹角偏差 θ 和平均距离 $|\bar{d}|$ 的值都小于其他四种平面拟合方法。因此对比其他四种方法, 最终选择 RANSAC 方法的结果作为平面方程的参数。

3.2 基于平面投影的轮廓边界提取

设点集 P_c 中的一点 $P_0(x_0, y_0, z_0)$, 其在平面上的投影为 $P_{projects}(x_p, y_p, z_p)$ 。由前文基于 RANSAC 算法拟合的文中平面可得平面方程: $Ax + By + Cz + D = 0$, 拟合平面的法向量为 $\vec{n} = (A, B, C)$ 。

根据直线的 $P_{projects}P_0$ 的点向式方程和 P_p 点所在的平面方程:

$$\frac{x_0 - x_p}{A} = \frac{y_0 - y_p}{B} = \frac{z_0 - z_p}{C} = t \quad (7)$$

$$Ax_p + By_p + Cz_p + D = 0 \quad (8)$$

可求得参数方程的 t :

$$t = \frac{Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D}{A^2 + B^2 + C^2} \quad (9)$$

则空间点 $P_0(x_0, y_0, z_0)$ 与平面上投影的点 $P_{projects}(x_p, y_p, z_p)$ 的变换关系为:

$$x_p = x_0 - A \frac{Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D}{A^2 + B^2 + C^2} \quad (10)$$

$$y_p = y_0 - B \frac{Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D}{A^2 + B^2 + C^2} \quad (11)$$

$$z_p = z_0 - C \frac{Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D}{A^2 + B^2 + C^2} \quad (12)$$

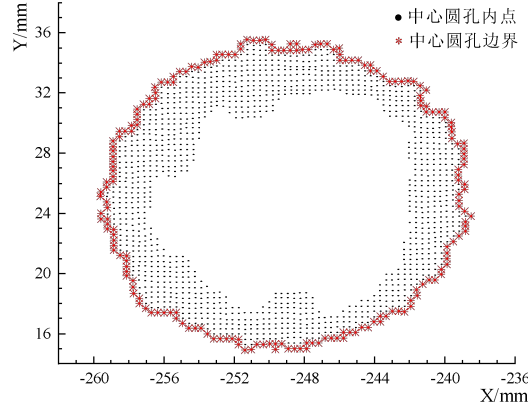


图 6 中心孔轮廓

最终的坐标变换结果如图 6 所示，点集 P_c 上的点都被投影到 RANSAC 拟合的平面上。对投影后的点云使用 Alpha-shape 算法进行边界提取，获取点云边界。

4 稳健圆拟合算法

圆拟合方法的稳健与否可以用最小化目标函数来评价^[16]。根据数据点到圆心距离损失函数不同，圆拟合方法可以分为几何拟合和代数拟合两类。几何方法通常被认为是最准确的，但需要经过大量的迭代运算。与几何方法相比，代数方法是非迭代的，且运算速度更快，并且可以提供良好的初始值。

代数方法的目标函数如式所示：

$$\begin{aligned}\mathcal{F}_{alg}(a, b, R) &= \sum_{i=1}^n f_i^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (r_i^2 - R^2)^2 \\ &= \sum_{i=1}^n ((x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 - R^2)^2\end{aligned}\quad (13)$$

其中 f_i 为点 (x_i, y_i) 到圆的代数距离。

圆代数方程的一般形式为：

$$(x^2 + y^2) + ux + vy + w = 0 \quad (14)$$

其中 u 、 v 、 w 为圆的代数参数，设圆的几何参数 $C(a, b)$ 和 R 。则上述方程可以整理成：

$$\left(x + \frac{u}{2}\right)^2 + \left(y + \frac{v}{2}\right)^2 - \frac{u^2 + v^2 - 4w}{4} = 0 \quad (15)$$

则代数参数 u 、 v 、 w 可转化为 a 、 b 、 R 的自然参数：

$$a = -\frac{u}{2}, b = -\frac{v}{2}, R = \frac{\sqrt{u^2 + v^2 - 4w}}{2} \quad (16)$$

以代数方法的最小化目标函数为例，将式(13)的方程转换为一般代数方程，即：

$$\mathcal{F}_{alg} = \sum_{i=1}^n \left[(x_i^2 + y_i^2) + ux_i + vy_i + w \right]^2 \quad (17)$$

其中 $x_i^2 + y_i^2$ 的系数相同，为了简洁公式，令 $z_i = x_i^2 + y_i^2$ ，上式则可以写成：

$$\mathcal{F}_{alg}(1, u, v, w) = \sum_{i=1}^n [z_i + ux_i + vy_i + w]^2 \quad (18)$$

而代数最小化目标函数可以用矩阵表示，即

$$\mathcal{F}_{alg}(K) = K^T M K \quad (19)$$

其中 K 为式(14)中的代数系数矩阵, $K = (1, u, v, w)$, M 为关于 z_i, x_i, y_i 的实对称矩阵, 且该矩阵可对角化以进行奇异值分解。

$$M = \frac{1}{n} \begin{bmatrix} z_1 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_n & x_n & y_n & 1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} z_1 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_n & x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \overline{zz} & \overline{zx} & \overline{zy} & \overline{z} \\ \overline{zx} & \overline{xx} & \overline{xy} & \overline{x} \\ \overline{zy} & \overline{xy} & \overline{yy} & \overline{y} \\ \overline{z} & \overline{x} & \overline{y} & 1 \end{bmatrix}$$

在此引入约束条件:

$$4\overline{z} + 4u\overline{x} + 4v\overline{y} + u^2 + v^2 = 1 \quad (20)$$

该约束条件用矩阵表示为:

$$K^T N K = 1 \quad (21)$$

其中 K 为式(14)的代数系数矩阵, N 为约束矩阵。

上述变换将目标函数 $\mathcal{F}_{alg}$ 转换为求式(18)在约束条件下的最小化问题。为了解决该约束最小化问题, 使用拉格朗日乘子 λ , 并将其归为无约束的最小化目标函数(式(22))。

$$L(K, \lambda) = K^T M K - \lambda(K^T N K - 1) \quad (22)$$

对自变量 K 求导可得:

$$MK = \lambda NK \Rightarrow (M - \lambda N)K = 0$$

由于 $K \neq 0$, 只要求出所有的广义特征值, 并选择其中具有最小非负值的 λ 和对应的特征向量作为最终结果, 即 K 。

Hyper^[17]算法是通过最小化代数方程式(19)来估计圆参数, 其拟合效果优于许多现有的代数方法。Hyper 算法的约束条件矩阵方程同式(21)。约束矩阵为 $N_H = 2N_T - N_P$ 。Hyper 方法的求解过程与上述代数方法一致。

N_T 为 Taubin^[19]约束矩阵, N_P 为 Pratt^[18]约束矩阵。

$$N_T = \begin{bmatrix} 4\overline{z} & 2\overline{x} & 2\overline{y} & 0 \\ 2\overline{x} & 1 & 0 & 0 \\ 2\overline{y} & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad N_P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -2 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -2 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

然而代数方法虽然高效, 但在离群点和噪点存在的情况下, 其结果的准确性并不能让人信服, 因此本文提出一种稳健最小分割平方(Robust Least Trimmed Square, RLTS)算法(如图 7), 即采用 Hyper 代数方法获取一个良好的初值代入到最小分割平方(Least Trimmed Squares, LTS)估计器中, 将误差最小的拟合模型作为最终估计结果。

LTS 方法是一种稳健的回归估计方法。通过在 n 个点中找出 h 个良好点的子样本, 分割点其余 $(n-h)$ 个点, 并将 h 个点的残差平方和优化到最小, 即:

$$\hat{\beta}_{LTS} = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^h e_i^2(\beta) \quad (23)$$

稳健最小分割算法整体流程为:

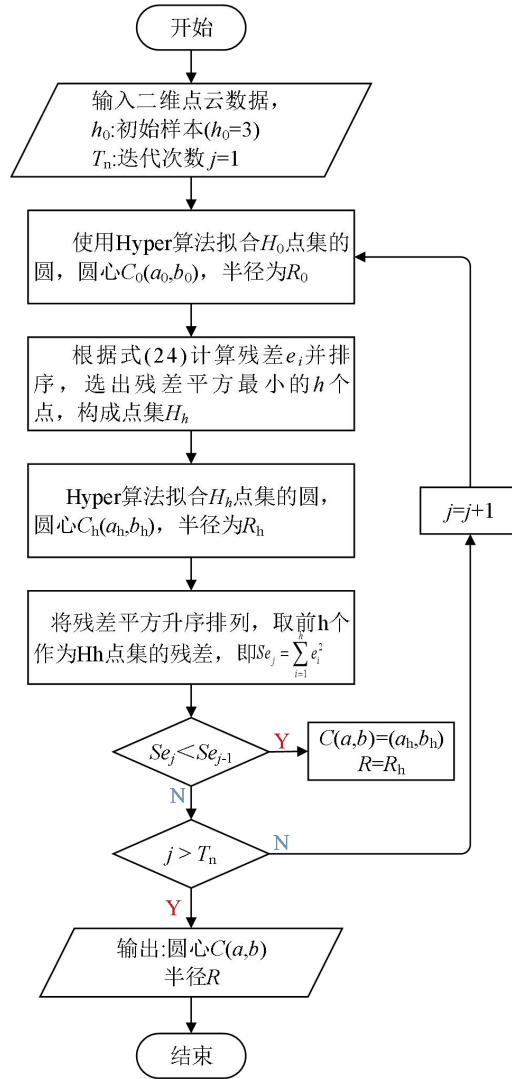


图 7 稳健最小分割平方算法流程图

①从获取的二维点集中选取3个点作为初始子集, 记为 H_0 , 采用Hyper算法拟合 H_0 点集的圆, 圆心 $C_0(a_0, b_0)$, 半径为 R_0 ;

②计算所有点的残差 e_i , 并将残差平方以升序排列, 即 $(e_1^2 \leq \dots \leq e_{n/2}^2 \leq e_h^2 \leq \dots \leq e_n^2)$, 选出残差平方最小的 h 个点, 记为 H_h , e_i 的计算方法如下式所示:

$$e_i = \sqrt{(x_i - a_0)^2 + (y_i - b_0)^2} - R_0 \quad (24)$$

③利用Hyper算法拟合 H_h 点集的圆, 圆心 $C_h(a_h, b_h)$, 半径为 R_h , 根据式(24)计算新的残差;

④将残差平方按照升序排列, 作为 H_h 点集圆的残差。

重复①-④的过程, 将残差最小的圆参数作为最终估计结果, 迭代次数 T_n 可根据式(25)求出。

$$T_n = \frac{\log(1 - p_r)}{\log(1 - (1 - \varepsilon)^{h_0})} \quad (25)$$

其中 p_r 为 h_0 个点中至少有一个为非离群点的概率, 为了便于计算迭代次数, ε 取0.5, p_r 取0.999。

将求解的平面圆心坐标 (x_c, y_c) 代入平面方程中, 即可求出圆孔中心的空间位姿 $(C, \vec{n})$, 其中, C 为圆孔的空间坐标 (x_c, y_c, z_c) , $\vec{n}$ 为所在平面的法向量, 零件最终位姿如图8所示。

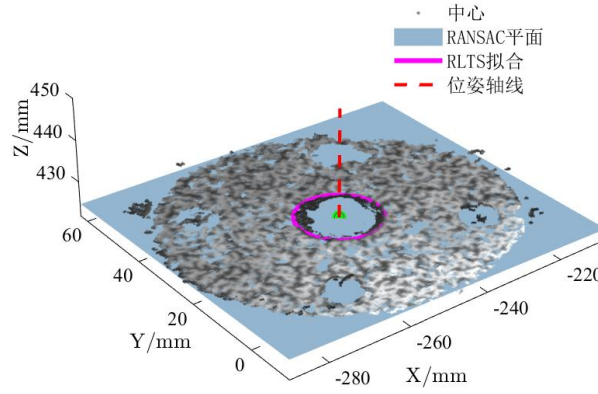


图 8 零件最终位姿估计示意

5 实验验证

5.1 噪声干扰下的仿真实验

为了验证本文提出 RLTS 算法的可靠性和半径拟合精度，利用 Meshlab 软件生成圆形点云数据，点云随机分布在圆心坐标(10,10)，半径 10mm 的圆上。同时为了检验拟合算法对噪声的抗干扰能力以及对拟合数据点的依赖性，圆形点云数据按数量分为 50、100、150、200 四组，每组点云依次添加 10%-50%占比的高斯噪声。分别采用 Hyper、Taubin、Pratt 三种代数方法与本文提出的 RLTS 稳健算法进行实验对比。

表 2 理论点云轮廓拟合结果(200点)

方法	圆心(mm)	半径(mm)	均方根误差(mm)
Hyper	(9.9340,9.9594)	10.0506	0.5304
Taubin	(9.9345,9.9554)	10.0781	0.5318
Pratt	(9.9340,9.9594)	10.0856	0.5304
RLTS	(10.0009,9.9392)	10.0123	0.4402

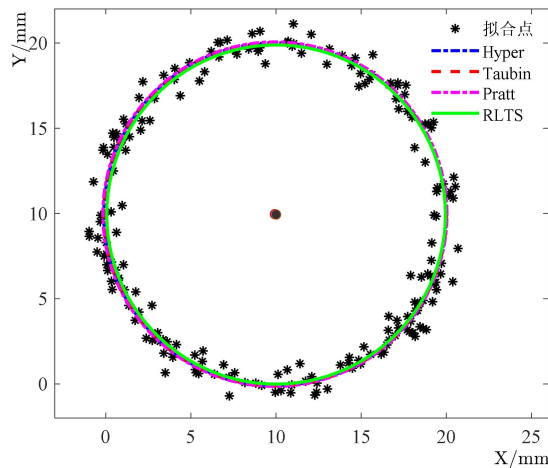


图 9 理论轮廓点云拟合效果（噪声占比 50%）

以 200points 的数据为例，当点云中噪声占比为 0 时，四种方法的拟合结果都很贴近理想圆，均方根误差都在 0.002mm 以内；而如图 9 所示，当点云中的噪声中占比达到 50%时，RLTS 算法的结果要优于其他三种算法，其拟合半径更接近 10mm，误差只有 0.0123mm，均方根误差在 0.5mm 以内，比三种方法中结果最好的 Hyper 算法的拟合精度要高 17%。

当噪声占比固定时，随着待拟合点云数量的增加，算法的拟合结果误差也会减小，即拟合结果的圆心位置误差和半径误差减小。从图 10 可以得出，随着点云数量的增加，四种算法的圆心平均距离和平均半径差值都有下降的趋势。在噪声占比为 10%，拟合点云数量为 100 时，四种算法的平均半径误差都大于 0.01mm；

在噪声占比为 10%，点云数量为 200 时，四种算法的平均半径误差低于 0.01mm。然而当噪声点占比为 50% 时(如图 11)，RLTS 算法的半径误差随着点云数量在下降，误差稳定在 0.01mm 以内，而其他三种算法在点云数量为 200 时，误差陡然增大，都超过了 0.04mm，误差最大的 Pratt 算法已经超过了 0.08mm。

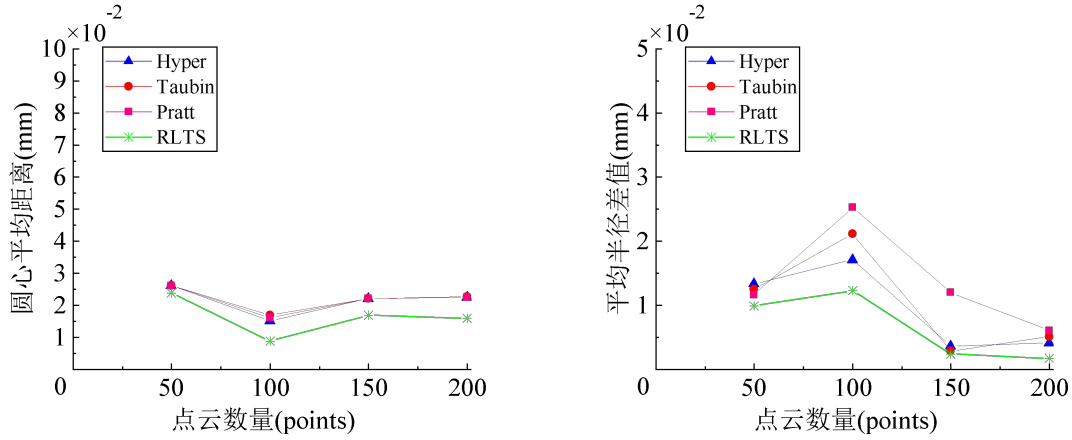


图 10 10%噪声占比下不同数量点云的拟合误差结果

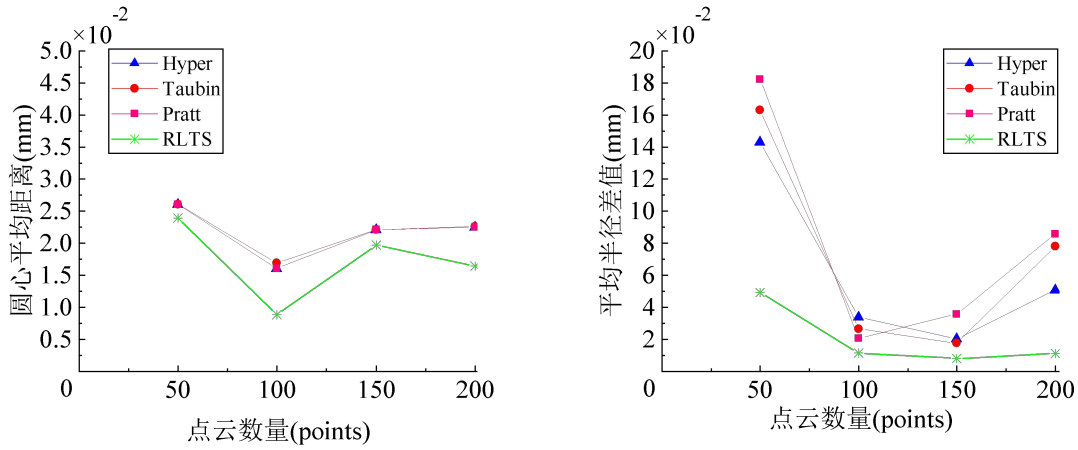


图 11 50%噪声占比下不同数量点云的拟合误差结果

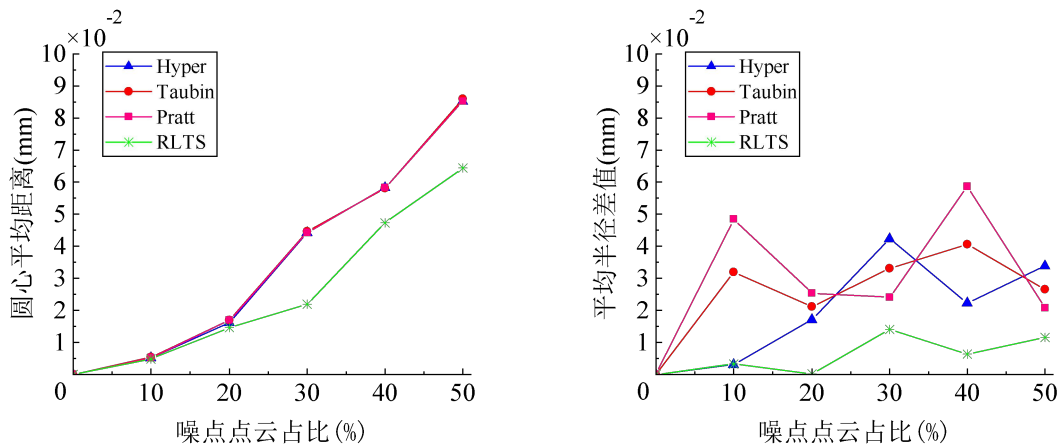


图 12 不同比例噪点的圆拟合误差(100 点)

当点云数量固定时，噪声占比越高，算法的拟合结果误差也就越大。从图 12 和图 13 中可以得出，随着噪声点云占比的增高，四种算法的圆心位置误差和平均半径误差均逐渐升高，但 RLTS 算法的拟合误差仍远低于其他三种算法。以图 14 中的结果进行分析，随着噪声占比的增高，RLTS 算法的半径拟合误差始终在 0.01mm 以内，当噪声占比到达 50% 时，其他三种算法在噪声的干扰下拟合误差最高达到了 0.0856mm。由此可见，在点云数量相同而噪声占比高的情况下，RLTS 算法相较其他三种算法具有更稳定的抗噪声能力。

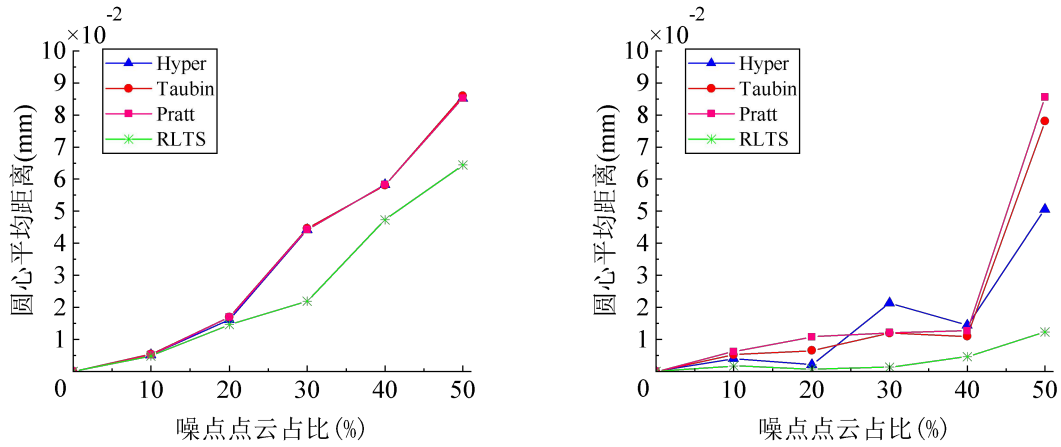


图 13 不同比例噪点的圆拟合误差(200 点)

5.2 实际轮廓拟合精度实验

仿真实验已经验证了RLTS算法的稳定可靠，为了证明算法在真实点云中的拟合效果，搭建了如图14所示的射孔枪零件位姿估计及装配模拟试验平台。

实验首先利用3D相机采集零件点云数据，经前文所述处理流程得到中心圆孔轮廓点云。之后分别使用Hyper、Taubin、Pratt这三种代数拟合算法与RLTS圆拟合算法进行对比。

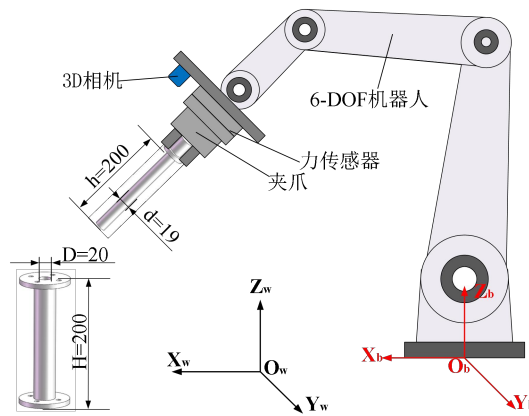


图 14 零件位姿估计及装配平台

表 3 实验点云轮廓拟合结果

Table 3 Experimental point clouds contours fitting results

方法	圆心(mm)	半径(mm)	均方根误差(mm)
Hyper	(-249.0387,24.8993)	10.2733	0.3594
Taubin	(-249.0387,24.8993)	10.2813	0.3624
Pratt	(-249.0387,24.8993)	10.2892	0.3654
RLTS	(-249.2466,25.2152)	10.0186	0.2876

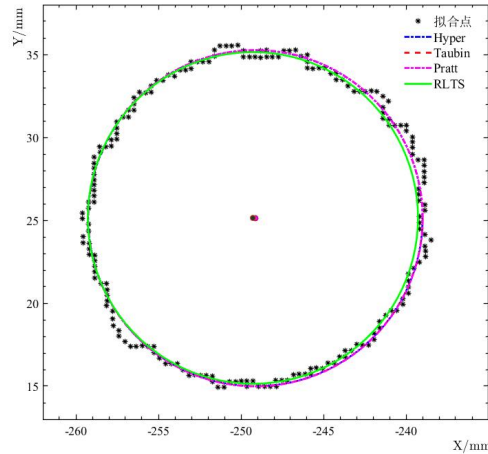


图 15 实际轮廓点云拟合效果

实验所用零件的中心圆孔半径为10mm。从图15中可以看出，绝大部分的点都在RLTS算法拟合的圆上，而其他三种算法拟合出的圆半径明显大于实际轮廓；而从表 3可得，RLTS算法拟合的零件半径为10.0186mm，而其他三种算法拟合的零件半径都在10.27mm以上，比RLTS算法的半径拟合误差高近0.26mm。由于无法获得实际轮廓点云的精确圆心坐标，以均方根误差作为评估算法拟合精度的准则，RLTS算法的拟合精度要高其他三种算法20%以上。

为了验证实际的位姿估计效果，基于搭建的装配平台，将前文所求零件平面法向矢量和中心圆孔空间坐标转换为机器人工件坐标系的末端位姿参数，然后由机器人夹取圆轴向孔型零件中装配，圆轴被顺利的装配入圆孔中。

综上，稳健拟合方法相较于目前流行的代数方法，其抗噪声干扰能力强，拟合精度对于点云数量的依赖更小，即在噪声占比高和点云数量较少的情况下依旧可以得到较为精确的拟合结果。

6 结束语

本文以提升射孔枪零件位姿测量效率和精度为目的，提出一种基于RANSAC和稳健拟合的圆孔位姿估计算法。

1) 利用3D相机直接获取零件的点云数据，从预处理到最后获取良好的轮廓拟合数据，提供了一套稳定高效的点云处理流程。

2) 使用RLTS算法对经过迭代滤波后的数据进行拟合，其半径拟合精度可达0.02mm，对比现有方法，RLTS算法的整体精度提高了20%。

3) 提出的RANSAC和稳健拟合的圆孔位姿估计算法可以用于射孔枪零部件自动化装配过程中的视觉识别和定位。

参考文献

- [1] 李东传, 姜颜东, 郭春明. 关于 SY/T 5562-2016 中水平井射孔枪定位精度检验、评价方法的探讨[J]. 石油工业技术监督, 2017, 33(5): 40-42.
- [2] 全国石油钻采设备和工具标准化技术委员会, 油气井用射孔枪: SY/T 5562-2016[S]. 北京: 石油工业出版社, 2016.
- [3] Kang, Hanwen, et al. Uncertainty-driven spiral trajectory for robotic peg-in-hole assembly[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 6661-6668.
- [4] 杨平, 潘勇. 水平井射孔枪配重方式的改进及应用[J]. 装备制造技术, 2012(9): 232-234.
- [5] Ito, So, et al. Measurement of form error of a probe tip ball for coordinate measuring machine (CMM) using a rotating reference sphere [J]. Precision engineering, 2020, 61: 41-47.
- [6] Lee, Byung-Ryong, and Huu-Cuong Nguyen. Development of laser-vision system for three-dimensional circle detection and radius measurement [J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(24): 5412-5419.

- [7] Yu, Haotian, et al. Three-dimensional shape measurement technique for large-scale objects based on line structured light combined with industrial robot [J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2020, 202: 163656.
- [8] 李志宇, 林嘉睿, 孙岩标等. 一种基于线结构光传感器的圆位姿测量方法[J]. 光学学报, 2020, 40(15): 1512004.
- [9] Mineo, Carmelo, Stephen Gareth Pierce, and Rahul Summan. Novel algorithms for 3D surface point cloud boundary detection and edge reconstruction[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2019, 6(1): 81-91.
- [10] Dey, Emon Kumar, Mohammad Awrangzeb, and Bela Stantic. Outlier detection and robust plane fitting for building roof extraction from LiDAR data [J]. International Journal of Remote Sensing , 2020, 41(16): 6325-6354.
- [11] Nurunnabi, Abdul, David Belton, and Geoff West. Robust statistical approaches for local planar surface fitting in 3D laser scanning data [J]. ISPRS journal of photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 96: 106-122.
- [12] Qinghua, Yu, et al. Research on measurement of high-precision levelness deviation between large planes [J]. 2019 14th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI), 2019.
- [13] Borrmann, Dorit, et al. The 3d hough transform for plane detection in point clouds: A review and a new accumulator design[J]. 3D Research , 2011, 2(2): 1-13.
- [14] Proença, Pedro F., and Yang Gao. Fast cylinder and plane extraction from depth cameras for visual odometry [J]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2018.
- [15] 王洋, 王俊元, 杜文华等. 基于最小平方中值的点云平面拟合算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(4): 0410019.
- [16] Nurunnabi, Abdul, Yukio Sadahiro, and Debra F. Laefer. Robust statistical approaches for circle fitting in laser scanning three-dimensional point cloud data [J]. Pattern Recognition, 2018, 81: 417-431.
- [17] Al-Sharadqah, Ali, and Nikolai Chernov. Error analysis for circle fitting algorithms [J]. Electronic Journal of Statistics, 2009, 3: 886-911.
- [18] Pratt, Vaughan. Direct least-squares fitting of algebraic surfaces [J]. ACM SIGGRAPH computer graphics, 1987, 21(4): 145-152.
- [19] Taubin, Gabriel. Estimation of planar curves, surfaces, and nonplanar space curves defined by implicit equations with applications to edge and range image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1991, 13(1): 1115-1138.

一种面向数智化井场的状态监测与报警节点设计与实现

林泽龙^{1,2}, 钟 剑^{1,2}, 吉 乙^{1,2}, 蒋常春^{1,2}, 秦 霞^{1,2},

边艳辉^{1,2}, 黄崇建^{1,2}, 李孝常^{1,2}, 李国兵^{1,2}

(1. 中国石油集团测井有限公司, 陕西 西安 710077;

2. 中国石油天然气集团公司测井实验基地, 陕西 西安 710077)

linzelong_zz@cnpc.com.cn

摘 要: 随着油气田数智化建设的深入推进, 数字井场作为核心载体, 对关键设备运行状态与环境参数的实时监测与快速精准报警提出了更高要求。针对传统井场监测系统存在的实时性差、布线复杂、扩展困难以及恶劣工业环境适应性不足等痛点, 本文出于可靠性和稳定性的考虑, 利用嵌入式技术、CAN 总线通信技术设计并实现了一款智能报警终端电路板。该电路采用模块化设计思路, 有电源模块、信号模块、时钟模块、处理模块等多种功能模块, 未来, 本设计可根据油田井场数智化转型需求, 更换不同功能模块, 以满足日益精细的要求。测试验证表明: 相较原有 RS485 系统, 本设计误报率降低 82%, 故障定位效率提升 60%。本设计显著提升了数字井场状态感知的实时性、报警的准确性及系统运行的本质安全性, 为智能化油田建设提供了高性价比的终端解决方案, 具备广阔的工程推广价值。

关键词: CAN 总线; 数字井场; 数智化; 模块化; 嵌入式技术

A Design and Implementation of Condition Monitoring and Alarm Nodes for Digital and Intelligent Wellsite

LIN Zelong^{1,2}, ZHONG Jian^{1,2}, JI Yi^{1,2}, JIANG Changchun^{1,2}, QIN Xia^{1,2}

BIANG Yanhui^{1,2}, Huang Chongjian^{1,2}, LI Xiaochang^{1,2}, LI Guobing^{1,2}

(1. China Petroleum Logging CO.LTD., Xi'an Shanxi 710077, China ;

2. China National Petroleum Corporation Logging Experimental Base, Xi'an Shanxi 710077, China)

Abstract: With the deepening of digital construction in oil and gas fields, digital and intelligent well sites, as the core carrier, have put forward higher requirements for real-time monitoring and rapid and accurate alarm of key equipment operation status and environmental parameters. In response to the pain points of poor real-time performance, complex wiring, difficult expansion, high false alarm and missed alarm rates, and insufficient adaptability to harsh industrial environments in traditional well site monitoring systems, this paper designs and implements an intelligent alarm terminal circuit board using embedded technology and CAN bus communication technology for reliability and stability considerations. This circuit adopts a modular design concept, with multiple functional modules such as power module, signal module, clock module, processing module, etc. In the future, this design can replace different functional modules according to the digital transformation needs of oil field well sites to meet increasingly refined requirements. Test verification shows that compared to the original RS485 system, this design reduces false alarm rate by 82% and improves fault localization efficiency by 60%. This design significantly improves the real-time perception of digital and intelligent wellsite status, the accuracy of alarms, and the intrinsic safety of system operation, providing a cost-effective terminal solution for intelligent oilfield construction and having broad engineering promotion value.

Key Words: CAN bus; Digital wellsite; Digitization; Modularization; Embedded technology

基金项目: 中国石油集团测井有限公司科技项目“数字化转型信息化建设系统研究”(编号: C-CNLC2022-3A04); 中国石油集团测井有限公司科技项目“自动增效射孔技术研究与规模应用”(编号: 25ZYCJ5C011)。

作者简介: 林泽龙, 男, 中国石油集团测井有限公司制造公司重庆仪器厂员工, 从事硬件电路设计与单片机开发工作。

0 引言

随着“智慧油田”战略的全球推进，数智化井场（Digital and Intelligent Well Site）已成为油气生产数字化转型的核心载体。其通过实时感知设备状态（如钻井参数、泵压、阀门位置）、环境参数（如可燃气体浓度、温度、压力）及安全指标（如火焰、烟雾），构建全域可视化监控网络^[1]，以实现故障预判、风险预警与无人化运维。然而，井场环境具有强电磁干扰、高温高湿、易燃易爆、空间分散等严苛特性，急需一种高速、稳定、可靠的通信手段连接井场设备。目前井场的通信方式较为传统、速率较低、可靠性较差。为此，本文以嵌入式技术为基础，开发了一种模块化状态监测与报警节点，为后续井场数智化转型打下硬件基础。

RS485 总线，应用在监测方案面临三重挑战：（1）实时性不足：速率低、主从轮询机制导致关键报警信号传输延迟（通常 $>500\text{ms}$ ），无法满足井喷、泄漏等突发事件的毫秒级响应需求；（2）可靠性缺陷：复杂电磁环境下，通信误码率激增，误报/漏报率高（行业统计 $>15\%$ ），且线性拓扑单点故障易引发系统瘫痪；（3）扩展性受限：新增传感器需重新布线，改造周期长、成本高，难以适配井场动态调整需求。

CAN 总线（Controller Area Network）凭借其多主仲裁机制（无中心节点瓶颈）、差分信号抗干扰（ISO 11898 标准）、毫秒级实时响应（最高 1Mbps）及灵活的扩展性（节点数可达 110 个），成为破解上述难题的理想选择。尤其在本质安全（Intrinsic Safety）要求极高的井场中，CAN 的低功耗特性^[2]可无缝兼容防爆设计。

表 1 RS485 总线技术与 CAN 总线技术比较

特性	RS485	CAN
单点成本	低廉	稍高
系统成本	高	较低
总线利用率	低	高
网络特性	单主网络	多主网络
数据传输率	低	高
容错机制	无	错误重发和检错机制
通讯失败率	高	极低
节点错误的影响	整个网络瘫痪	无
通讯距离	小于 1.5km	可达 10km(5kpbs)
网络调试	困难	极易
技术标准	标准 Modbus 协议	标准 CAN-bus 协议
后期维护成本	高	低

综上，本文聚焦于开发基于 CAN 总线的智能报警终端电路板，其核心价值在于：构建高可靠通信与智能报警的硬件载体，解决信号精准采集、噪声抑制、快速联动决策等关键技术瓶颈；同时，通过本地化报警逻辑处理与冗余输出设计，大幅降低因通信中断导致的安防失效风险，为井场智能化改造提供高安全性终端节点方案。

1 现状与目标

国际方面：挪威 Equinor 公司推出 Integrated Operations 平台，采用 CANopen 协议实现钻井设备状态连锁控制；美国 Halliburton 的 SmartEdge 系统集成 CANFD 总线，支持分布式温压传感器数据融合报警^[4]（2022）。

国内方面：中石油“梦想云平台”在长庆油田部署 CAN+ZigBee 双模网关^[5]，实现井口数据回传，但终端报警仍依赖上位机软件判断，本地化处理能力薄弱（2023）。

针对数字井场对高可靠、低延迟、智能化报警的迫切需求，本文设立以下研究目标：

（1）需求驱动的系统架构设计

根据设计要求定义井场典型报警场景：储罐压力超限（模拟量）、可燃气体泄漏（开关量）、设备振动突变（变化率）；此外，根据实际环境、要求制定性能指标：CAN 通信波特率 $\geq 250\text{kbps}$ 、报警响应时间 $\leq 50\text{ms}$ 、误报率 $< 5\%$ 、工作温度 $-40^{\circ}\text{C}\sim+85^{\circ}\text{C}$ 。

（2）硬件关键技术创新

开发三级隔离架构：信号输入、总线通信、功率输出；实现本质安全设计：通过限流电阻与齐纳屏障满

足相关防爆认证。

(3) 软件智能报警引擎

构建可配置报警规则库：支持多种逻辑模板；设计动态消抖算法：基于卡尔曼滤波抑制瞬态干扰；开发报警溯源机制：本地存储最近 100 条事件记录（含时间戳、参数快照）。

(4) 验证与应用推广

通过 IEC 61000-4-4/6 级 EFT 抗扰测试及井场实地试运行；目标降低系统误报率至<3%，提升故障定位效率 40%。

2 系统总体方案设计

2.1 数字井场应用场景与需求分析

2.1.1 典型应用场景

本设计面向三类井场高危监测节点：

该设计适合应用在对压力要求较高的环节中，例如储油罐、储气罐。储罐是井场典型的高风险区域，在储罐的压力监测节点中，重点监测对象为原油/液化气储罐压力，其参考值通常在 0~40MPa，具有超压引发泄漏或爆炸的风险特征。

此外，为了加强井口有毒有害气体的预防监测，该设计还可以用在井口可燃气体监测节点，例如对甲烷/H₂S 浓度（0~100%LEL 开关量）的检测，该场景可能存在的风险是气体积累导致闪爆。

在钻进的工况下，钻机时常因为地层坚硬岩石而产生异常振动，长期的异常震动容易产生金属疲劳，进而诱发钻杆断裂等事故。为此，本设计可以应用成钻机振动监测节点，以电机振动加速度为监测对象（0~20g），导入钻机过程中的振动模型，配合钻头压力数据，就可以检测出异常振动，提前预报，避免机械故障。

2.1.2 核心功能需求

表 2 核心功能需求

功能大类	具体需求	关键指标
数据采集	支持 4-20mA 压力变送器、干触点气体传感器、IEPE 振动传感器输入	采样精度：±0.1%FS
CAN 通信	兼容 CAN 2.0B 协议，支持 250kbps/500kbps/1Mbps 可配置波特率	总线负载率 ≤30%@1Mbps
报警功能	1. 本地化逻辑判断：阈值/开关量/变化率报警； 2. 多级输出：继电器干接点（2 路）+ CAN 报文上报； 3. 抗误报：硬件消抖（>10ms）。	响应时间≤50ms 误报率<3%
环境适应性	工作温度：-40℃~+85℃防护等级：IP67（外壳）防爆认证：GB3836.4 Ex ia IIC T4	EMC 抗扰：IEC 61000-4-4 6 级
可靠性	双路冗余电源输入（12~36VDC）硬件看门狗（复位时间 1.6s）	MTBF≥100,000 小时

2.2 系统总体架构设计

2.2.1 系统总体架构

下图为该系统总体架构设计，由传感器、信号处理模块、模数转换模块、CAN 总线通信模块、主控模块、报警模块等组成^[3]。该系统首先用各传感器将压力、温度等信号转换成电信号，经历放大、滤波等信号处理步骤将噪声去掉，输入至主控模块。主控模块依据这些信号通过 CAN 总线与下一级收发器通信，与参

考值或参考范围相比较，并判断是否报警输出。

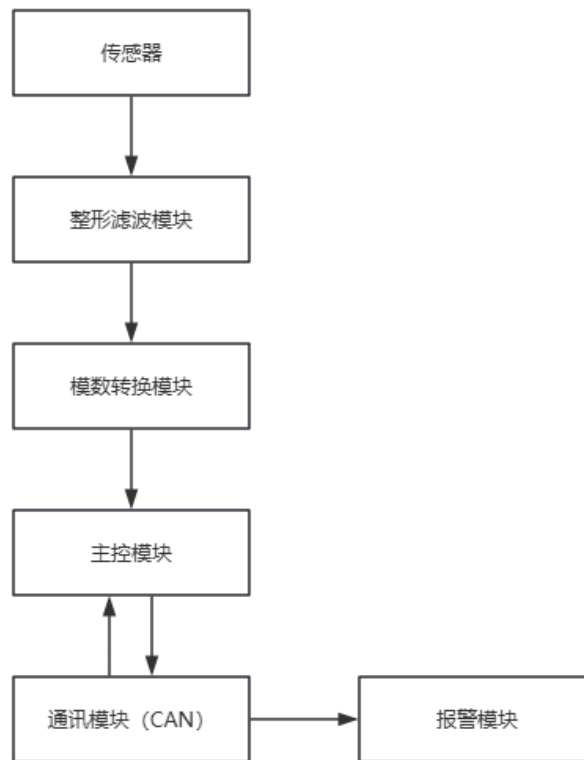


图1 系统结构图

2.2.2 硬件架构

电路板采用模块化设计，核心模块包括：

1. 主控模块

主控模块高稳定性 MCU，兼具控制能力和较强运算能力的芯片,尤其擅长实时控制和高性能信号处理。能实现可配置的阈值比较、变化率监测、逻辑组合判断，触发本地报警输出等功能。MCU 采用 STM32F103 系列芯片，带 2×CAN 控制器，168MHz 主频，存储采用外扩 1MB FRAM，是铁电存储器，具有抗辐射干扰等优点^[4]。此外，拨码开关负责控制不同的信号地址，便于各信号的编码工作。

2. 信号输入模块

信号输入与滤波模块，适配不同类型的现场传感器（模拟/数字），将原始信号转换为适合 ADC 采样的标准电平，并经过功放和多个 LC 带通滤波器，进行初步滤波处理。

3. 模数转换模块

模数转换电路，为适应井场各信号类型，将调理后的模拟信号高精度、高速地转换为数字信号，并将信号幅度、频率等控制在合理的输入范围，以满足主控模块输入要求。要求高精度、低温漂，低噪声、低输出阻抗的运放，确保信号完整不失真地传输到 ADC 输入端^[5]。

4. CAN 通信模块

CAN 总线通信电路，实现节点与 CAN 总线网络的可靠、实时数据交换。通过 CAN 收发器将控制器的逻辑电平信号转换为总线差分信号，并提供驱动能力。采用 TVS 管、共模扼流圈等多重保护抑制共模噪声^[6]，保护核心电路免受总线上的浪涌、地电位差和噪声干扰。

5. 外围模块

保障电路运行的辅助电路，如负载控制模块、晶振模块等。负载控制模块，将电路的低压端和高压端在电气上完全隔离开来，防止高电压、大电流、噪声或接地环路干扰敏感的控制电路，确保控制信号稳定传输，也保证了操作人员安全。石英晶振与复位电路，为 MCU/DSP 提供精准的时钟信号，确保系统稳定启动和运行。可与 MCU 内部复位电路组成看门狗定时器(WDT)^[7]，确保系统在异常时能可靠复位。

3 硬件电路设计与实现

3.1 电路原理图设计

3.1.1 信号输入模块

将传感器输出的小信号经过反相比例放大电路放大、并经过功放和多个 RC 低通滤波器，进行初步滤波处理，滤除传感器信号中的高频噪声（如电机干扰、电磁辐射）。适配后续 ADC 的输入范围（0-5V）。

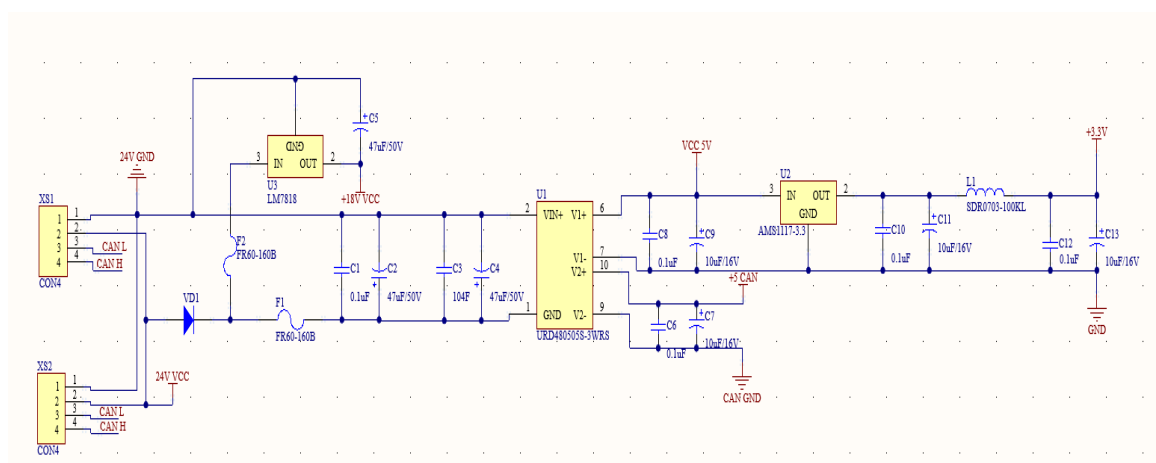


图 2 信号输入模块电路设计

3.1.2 模数转换电路

该电路的作用是将外部传感器的模拟/开关量信号，通过缓冲、数字化处理，转换为可触发微控制器中断的数字信号，适用于钻井过程中的信号采集、状态监测场景（如石油井场的压力监测、阀门状态检测）。其设计重点在于抗干扰性和信号完整性，通过运放缓冲和施密特触发器，确保在恶劣环境下（如电磁干扰、温度波动）仍能稳定工作。

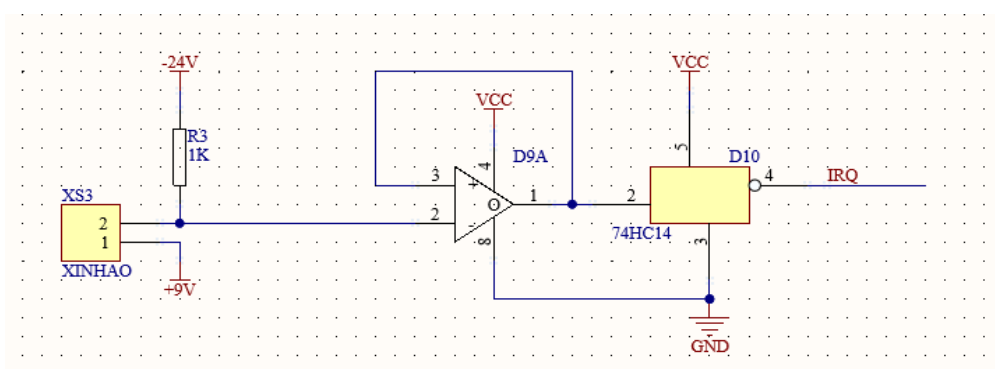


图 3 模数转换模块电路设计

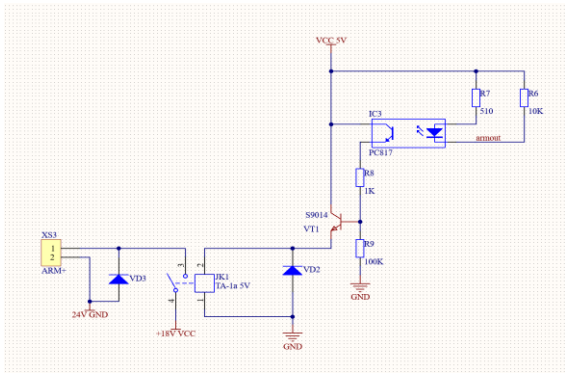


图 6 负载控制模块电路设计

石英晶振与复位电路，为 MCU/DSP 提供精准的时钟信号，确保系统稳定启动和运行。可与 MCU 内部复位电路组成看门狗定时器(WDT)，确保系统在异常时能可靠复位。

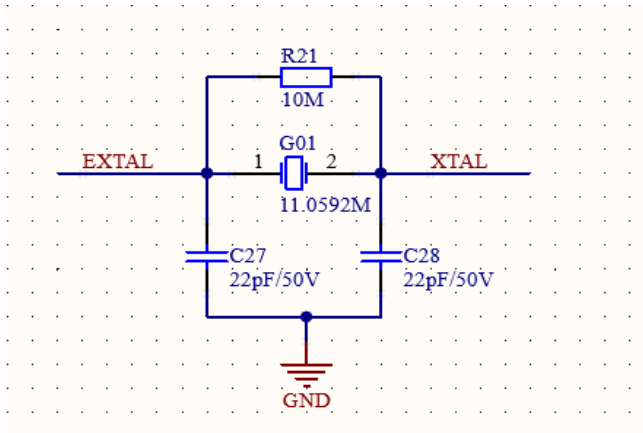


图 7 石英晶振电路设计

3.1.6 电路图总览

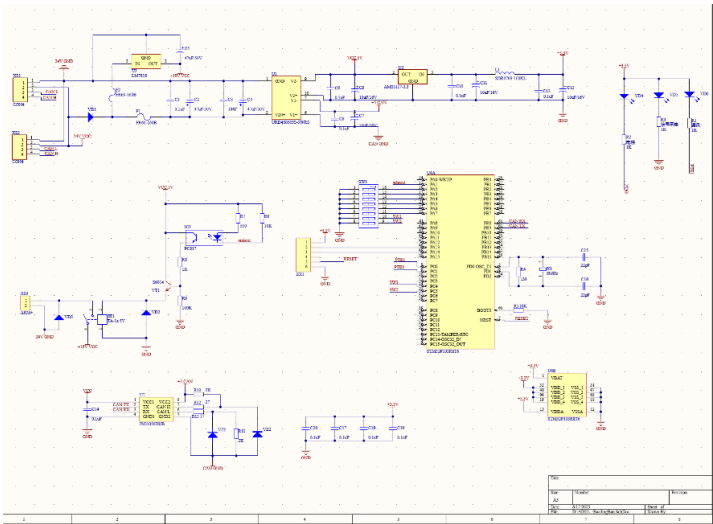


图 8 顶层文件电路总体设计布局

3.2 PCB 设计与实现

3.2.1 叠层结构

表 3 电路板层叠布局说明

层序	名称	厚度	材质	功能
L1	Top Layer	0.035mm	2oz 铜箔	关键信号走线（CAN/USART）
L2	Bottom Layer	0.035mm	2oz 铜箔	继电器功率走线

3.2.2 关键布局规则

1. 分区隔离布局：
- （1）强电区（继电器触点）：右下角，远离信号输入
 - （2）敏感模拟区：左上角，屏蔽罩覆盖（材质：铜镍合金）
 - （3）CAN 接口：板边最短路径引出
2. DRC 规则：

DRC（Design Rules Check）在 PCB 设计中应用非常广泛^[8]，是重要的设计检查手段，应用 DRC 规则就可以很大程度上降低人为因素造成的设计错误。该规则主要用于检查物理设计是否符合制造工艺规范，确保 PCB 设计的正确性和可靠性。

表 4 电路板走线间距说明

信号类型	最小间距	特殊要求
高压触点间	3.0mm	开槽填充硅胶(CT 94-1)
CAN 差分对	0.2mm	等长±6mil
非隔离信号间	0.3mm	参考 IPC-2221B

3.2.3 PCB 版图

综上，PCB 板采用双层板结构，并依据高压触点尖 3.0mm，CAN 差分对 0.2mm，非隔离信号间 0.3mm 的 DRC 规则绘制了 PCB 版图。

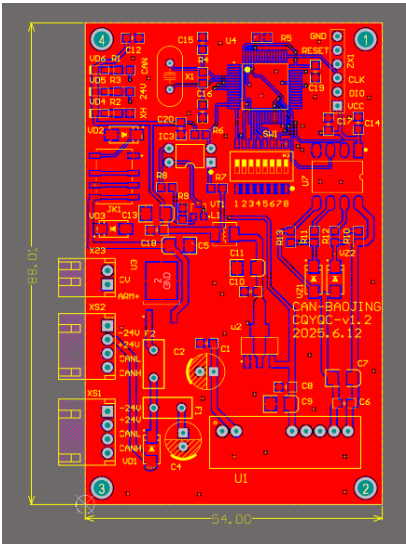


图 9 Top Layer

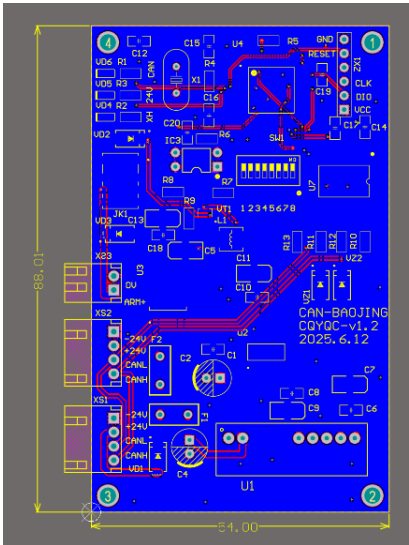


图 10 Bottom Layer

4 系统测试与验证

4.1 测试平台

测试平台的搭建在实验室环境下完成，模拟井场的恶劣环境^[9]，包括温度、湿度、电磁干扰、振动等复杂情况，在此情况下测试报警板的性能。软件平台采用 Keil uVision5，Keil5（现称为 Keil MDK-ARM）是德

国 Keil 公司开发的专业嵌入式开发工具链，专注于 ARM Cortex-M 系列微控制器的软件开发，被广泛应用于工业控制、汽车电子、物联网等领域，具有代码优化、硬件调试、高效编译等特点。

表 5 模拟测试环境

设备类型	型号	测试能力
CAN 协议分析仪	Vector CANoe 16.0	总线负载/误帧率/压力测试
环境试验箱	ESPEC T-240	-70℃~+150℃/湿度 10%~98% RH
电磁干扰模拟器	EM TEST UCS 500N	IEC 61000-4 系列全项测试
振动测试台	LDS V455	5-2000Hz/50g 峰值加速度

4.2 实验室测试结果

在模拟现场参数后进行测试，结果如下：

在变频器启停等强干扰下，误码率稳定在 10^{-9} 水平（传统系统为 10^{-6} ）。单节点日均上传数据量由 98MB 降至 14MB，降幅达 86%。此外，该系统成功预警 2 次卡钻前兆（钻头振动能量在 30-80Hz 频段持续上升）。对比 SCADA 阈值报警，泵阀泄漏检出时间提前至多 42 分钟。

表 6 关键指标对比

指标	传统录井	应用本节点后	提升效果
数据传输延迟	350-1200 ms	70-200 ms	5.8 倍
卡钻预警丢包率	34%	7.3%	降低 26.7%
网络带宽峰值	31 kbps	218 kbps	7 倍
节点功耗	8.5 W	6.2 W	降低 27%

5 结论与展望

5.1 结论与总结

综上所述，本研究针对数字井场对高可靠实时报警的迫切需求，提出并实现了一种基于 CAN 总线的智能终端电路板解决方案。相较于 RS485 总线，CAN 总线以高成熟度、高抗干扰、高扩展性等优势完美适应了未来井场数字化、智能化的转变需求。本设计目前主要用于三种情况的参数报警，即储罐压力、气体浓度、振动异常等。本研究为数字井场构建了高可靠报警终端的技术基座，依托本设计强大的性能与高扩展性，通过 MRAM、CAN FD 与边缘智能的融合^[10]，未来将推动能源行业安全监控系统向毫秒级响应、零误报、自持化的第三代架构演进，将应用在更多的钻井数据监测与处理的场景。

5.2 未来方向

短期未来将工程落地生产，并在井队与实际部署，测试该板子的性能。长期未来将赋能更多的石油场景，如智慧管网中的输油管道压力监测、阀室远程联锁，新能源场站中的储能电池热失控预警等。

参考文献

- [1] 杨明, 郭海龙. CAN 总线在测井仪器中的应用[J]. 石油仪器, 2009, 23 (4) : 86-88.
- [2] 工岩, 张福恩. 基于 CAN 总线的智能测控节点的设计 [J]. 电子器件, 2010, 23 (4) : 267-270
- [3] 马桂庆. 钻井工程废弃钻井液处理技术探讨[J]. 石化技术, 2018, 25 (12) : 227
- [4] SHAN F, YU J, WANG Z, et al. Research and design of wireless network time synchronization module based on IEEE1588 protocol [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1584: No.012032.
- [5] ZHENG K, ZHANG L. One study on IEEE1588 clock synchronization algorithm based on Kalman filter [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1738: No.012059.

- [6] 李俊文,南婷婷,柳平.CAN 总线在快速测井平台测井仪器中的应用及保护[J].内江科技,2014,35(02):105+76.
- [7] 周晓亮. CAN 通讯在工业控制网络中的应用[J]. 变频器世界, 2018, (11) : 113-115
- [8] 肖珍, 王诗豪, 吴磊. 基于 CAN 总线的乘用车电子电器故障分析方法[J]. 汽车电器, 2018, (2): 55-57.
- [9] 张炳军, 曹孟鑫, 李华锋,等. FITS 过钻具测井系统性能及应用效果评价[J]. 测井技术, 2021,(006): 045.
- [10] 吴志伟, 丁铂. USB—CAN—RS232 总线转换电路设计及实现[J]. 国外电子元器件, 2006, (06): 31-34.
- [11] 张飞. 基于 CAN 总线的智慧工厂电力系统数据低延时传输方法[J]. 电气技术与经济, 2025, (07): 226-229.
- [12] 贾建波.基于 CAN 总线的录井数据采集传输系统设计[D].北京: 中国石油大学. 2008.
- [13] 秦建民, 石昊哲, 刘政, 等. 基于 CAN 总线的露天矿钻机远程电气控制系统设计[J]. 工矿自动化, 2025, 51(S1): 120-123.
- [14] 高俊男. 测井遥传网络的状态检测与故障分析系统的设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学. 2022.
- [15] 陶钧. 基于时频信号分析的阵列声波测井信号处理研究[D]. 天津: 天津大学. 2009.

海上边际气田水下虚拟计量系统研制及应用

陈海宏^{1,2}, 秦蕊^{1,2}, 刘一斌^{1,2}, 李丹^{1,2}, 付强^{1,2}

(1. 海洋天然气水合物全国重点实验室 北京 朝阳 100028;

2. 中海油研究总院有限责任公司 北京 朝阳 100028)

chen1020155185@163.com

摘要: 某海上边际气田建有 3 口水下生产井, 但生产井均未设置水下实体多相流量计, 如何实现水下生产井产量的实时计量是现场迫切需要解决的难题。为解决该难题, 基于多相流工艺机理模拟内核, 研制了海上边际气田水下虚拟计量系统, 能够实现生产数据实时采集、生产井产量实时数字化计量、井筒与海底管道运行工艺参数监测与预警、水合物生成预测与甲醇注入优化建议等功能。经现场生产数据验证, 虚拟计量系统对三口水下生产井实时产气流量的计算相对偏差不高于 5%, 满足实际生产的计量精度要求。虚拟计量技术的成功应用, 为海上边际气田水下生产系统安全生产及掌握气藏产能提供了重要支撑。

关键字: 海上油气田; 流量计量; 多相流动

Development and Application of a Subsea Virtual Metering System for Offshore Marginal Gas Fields

Haihong Chen^{1,2}, Rui Qin^{1,2}, Yibin Liu^{1,2}, Dan Li^{1,2}, Qiang Fu^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Offshore Nature Gas Hydrates, Beijing, China;

2. CNOOC Research Institute Ltd., Beijing, China)

Abstract: For an offshore marginal gas field with three subsea production wells lacking physical multiphase flow meters, real-time production metering posed an urgent operational challenge. To address this problem, a Subsea Virtual Metering System (VMS) was developed, centered on a multiphase flow process simulation kernel. This system enables: real-time production data acquisition; digital wellhead flow rate metering; monitoring and early warning of wellbore/subsea pipeline parameters; hydrate formation prediction and methanol injection optimization recommendations. Field validation confirmed $\leq 5\%$ relative deviation in real-time gas flow calculations for all three wells, meeting operational accuracy requirements. The successful deployment of virtual metering technology ensures subsea production system safety and provides critical support for reservoir deliverability assessment.

Keywords: Offshore oil and gas Fields; Flow metering; Multiphase flow

0 引言

某海上边际气田位于海南莺歌海, 建有 3 口水下生产井和 1 套水下生产系统, 水深约 72 米, 已于 2023 年 6 月正式投产。受限于项目投资成本, 该气田 3 口生产井均未设置水下实体多相流量计, 导致无法实时获取 3 口水下生产井的油、气、水实时流量信息。如何实现气田水下生产井产量的实时计量是现场迫切需要解决的难题。为了解决气田水下多相流实时计量难题, 提出了海上气田水下虚拟计量技术, 通过实时获取水下生产系统运行数据, 利用多相流机理模型实现水下生产井油、气、水流量的实时反演计算。与实体多相流量

基金项目: 北京市科技新星计划项目“深水海底管道水合物堵塞早期预警技术研究 (编号: 20240484721)”, 中海油科技项目“海洋天然气水合物全国重点实验室主任基金 (2025)” (编号: KJQZ-2025-2004)

作者简介: 陈海宏, 男, 1991 年生, 高级工程师, 2018 年博士毕业于中国石油大学 (北京) 油气储运工程专业, 现主要从事油气田开发流动安全保障方向的研究工作。地址: 北京市朝阳区太阳宫南街 6 号院中国海油大厦, 100028。电话: 17801126922, Email: chen1020155185@163.com。

计相比, 虚拟计量技术在安装与运维成本、升级迭代、功能拓展等方面有显著优势^{[1]-[4]}。

1 总体设计方案

海上边际气田虚拟计量系统的组成可分为软件和硬件, 其中软件主要包括组态软件、数据库软件和多相流工艺模拟计算内核, 硬件主要用于虚拟计量系统与海上平台中控系统进行数据通讯以及作为软件的运行平台。海上边际气田虚拟计量系统的总体设计包括整体架构、数据架构、通讯方案、硬件配置等。

1.1 整体架构

海上边际气田水下虚拟计量系统主要以水下工艺流程为主, 兼顾部分平台工艺流程, 通过从中控 DCS 实时获取水下生产系统的温度、压力、油嘴开度和阀门状态等生产数据, 利用多相流工艺模拟计算内核实时计算 3 口水下生产井油、气、水三相流量。此外, 根据现场的需求, 该系统还增加了海管流动参数实时监测和海底管道水合物生成风险实时预警及防控方案优化等功能。虚拟计量系统的整体架构分为物理层、服务器和应用层三个层级。应用层实现实时与历史流量数据总览、单井运行数据监测、海管监测、分离器运行数据监测、水合物预测与控制、预警报警等业务功能; 服务层实现用户管理、系统管理、生产数据采集、模型参数设置和流量计算; 物理层实现计算、存储和网络管理。

1.2 数据架构

虚拟计量系统涉及的数据由实时生产数据、气田工艺设计基础数据、工艺模拟内核的输出数据。实时生产数据主要包括海底管道、管汇、井筒等设备单元的温度与压力、油嘴开度以及阀门状态实时监测数据; 气田工艺设计基础数据包括井筒结构与轨迹、海管规格、油嘴特性、生产系统工艺流程、水文与环境参数等; 工艺模拟内核的输出数据包括各水下生产井油-气-水流量实时计算值、海管与井筒工艺参数分布情况以及海管水合物生成风险与甲醇注入量建议值等。

1.3 通讯方案

虚拟计量系统基于采用 Modbus RTU 协议通过 RS485 线缆从中控 DCS 获取实时生产数据, 为保证能够稳定采集与实时计算, 选用国产 realhistorian 工业时序数据库进行生产数据通讯。虚拟计量系统与中控 DCS 实时通讯状态监测页面见图 1, 60 个点位的连接状态分别通过红/绿色块实时显示。



图 1 实时通讯状态监测页面

1.4 硬件配置

虚拟计量系统的硬件由服务器、工作站、串口服务器和交换机组成, 具体配置见表 1。为保持系统稳定运行, 采用服务器与工作站分置方案, 服务器用于实时数据采集和工艺计算, 工作站用于人机界面交互、生产监测和计算结果的可视化展示。

表 1 虚拟计量系统硬件配置

组件	用途	配置
服务器	用于实时数据采集和工艺计算	CPU: i7-11700 (8C,16M,3.0GHz) 内存: 32GB DDR4 硬盘: 256G SSD+2T SATA 3.5 电源、风扇、机箱
工作站	用于人机界面交互、生产监测和计算结果的可视化展示	CPU: 英特尔酷睿 i7-12700、8 核、3.0GHz 内存: 16GB DDR4*1 硬盘: 512G SSD 显卡: T1000 4G 电源、风扇、机箱、鼠标、键盘、显示器
串口服务器	DCS 与虚拟计量系统服务器通讯的关键设备	4 路串口(RS485)
交换机	用于连接服务器、工作站与串口服务器	8 个 10/100/1000BASE-T 以太网端口

1.5 软件架构

虚拟计量系统的软件由人机交互软件、数据通讯与管理软件和多相流工艺模拟计算内核组成。人机交互软件用于现场工作人员日常操作虚拟计量系统；数据通讯与管理软件用于实时生产数据采集以及生产数据、计算数据的存储、读取、导出等管理；多相流工艺模拟计算内核用于实时进行生产井流量计算、海管与井筒工艺计算、海管水合物生成风险计算和甲醇注入量优化计算。多相流工艺模拟计算内核可以对实时获取的生产数据进行有效性检查及筛选异常数据，支持天然气组分相态计算和物性参数计算，通过融合 IPR 模型、井筒模型、油嘴模型等实现实时在线计算。内核中的 IPR 模型、井筒模型、油嘴模型可用于生产井油气水流量实时计算，通过 3 个模型的组合实现生产井启井、关井、稳定生产等全过程的流量实时计算，提高计算的适用范围、准确度和冗余度。

1.6 虚拟计量技术实现算法

虚拟计量技术实现算法主要由 IPR 模型、井筒模型和油嘴模型组成。其中，IPR 模型是基于油藏和试井数据拟合 IPR 方程（取二项式或者指数形式）并利用流压计算流量，但是计算结果精度较低，主要确定井筒模型进行流量迭代计算的上限值与下限值；井筒模型利用井筒两端实时测量的压力、温度结合井筒结构、油-气-水混合物的基础物性数据建立分段式的井筒稳态流动计算模型，并形成流动控制方程，寻求合理的求解方法计算出井筒中流体的总质量流量，井筒水力计算可用的模型有 Gray、Xiao、Beggs & Brill、Hagedorn & Brown 等；油嘴模型利用油嘴的节流特性，通过实时测量的油嘴上下游压力、温度、油嘴开度与油嘴节流处面积的函数关系、流体组分等计算对应的流量，油嘴工艺计算的模型有 Perkins、Sachdeva、Hydro 等。

2 人机交互界面

东方 1-1 气田的人机交互页面由 Java 语言开发，包括首页、单井计量、产量统计、海管监测、水合物预测等页面。

（1）首页（见图 2）

首页以环绕式仪表舱结构展示系统主要信息，重点展示现场操作人员所关心的信息，例如流量数据、预报警信息。首页中央以工艺组态画面展示水下生产系统实时监测数据，并用仪表盘形式展示三口水下生产井的油、气、水三相实时计算总体积流量；左侧展示海底管道入口与出口的温度、压力以及与中控 DCS 的实时通讯状况；右侧展示三口生产井的油、气、水实时计算体积流量；底部以滚动式表格展示最新的海管沿程温度、压力、气速、液速、水合物风险和通讯状态等预报警信息。

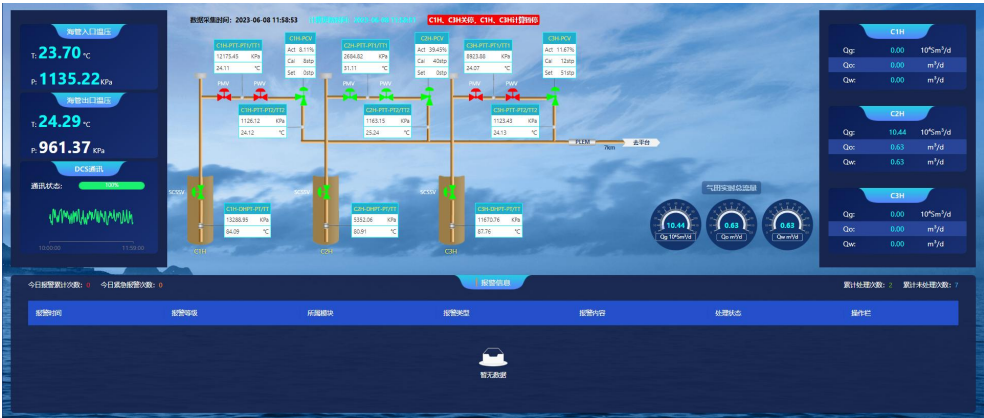


图 2 虚拟计量系统首页

(2) 单井计量 (见图 3)

单井计量页面展示所选中的生产井油、气、水流量实时计算结果和井口压力与油嘴开度的当日统计值，支持按 60 分钟、当天、7 日、30 日的时间维度查看油、气、水累计产量的统计数据。

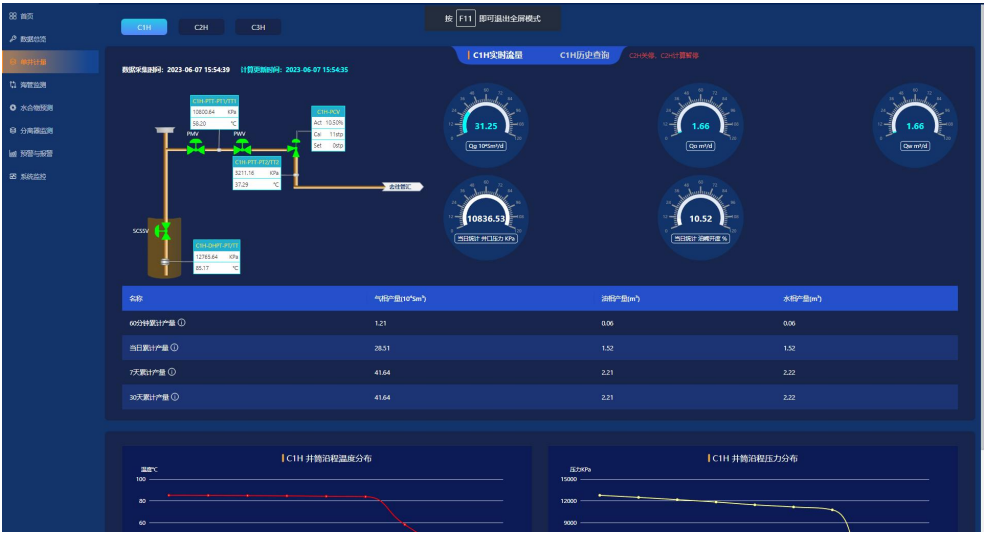


图 3 单井计量页面

(3) 产量统计 (见图 4)

产量统计页面可以查询指定日期范围内的日总产量趋势图、累计总产量趋势图，允许用户修改历史历史某日或者某一时段的产量。



图 4 产量统计页面

(3) 海管监测 (见图 5)

海管监测页面对海管沿程温度、压力、流型、持液率的分布情况进行实时计算并以曲线图形式进行可视化展示。



图 5 海管监测页面

(4) 水合物预测（见图 6）

水合物预测监测页面实时显示水合物抑制剂甲醇的实时注入压力与流量，通过实时计算海底管道沿程的水合物生成温度，结合海管监测页面计算的管道沿程温度分布情况，可以实时判别海底管道沿线水合物生成风险，并给出甲醇的建议注入流量。



图 6 水合物预测页面

3 现场应用

边际气田投产后，利用生产数据分别对 3 口生产井的产量计量精度进行了现场测试。C1H 开井且海管流动稳定后，虚拟计量系统对 C1H 生产井的实时流量计算值为 $29.76 \times 10^4 \text{ Sm}^3/\text{d}$ ，流量实际值 $29.98 \times 10^4 \text{ Sm}^3/\text{d}$ ，计算值与实际值相对偏差 0.72%；C2H 生产井流量计算值 $12.62 \times 10^4 \text{ Sm}^3/\text{d}$ ，流量实际值 $13.04 \times 10^4 \text{ Sm}^3/\text{d}$ ，计算值与实际值相对偏差 3.22%；C3H 生产井的实时流量计算值为 $16.75 \times 10^4 \text{ Sm}^3/\text{d}$ ，流量实际值 $16.18 \times 10^4 \text{ Sm}^3/\text{d}$ ，计算值与实际值相对偏差 3.52%。

4 小结

基于油-气-水多相流工艺模拟技术，自主研发的海上边际气田水下虚拟计量系统能够实现生产数据实时采集、生产井井口实时数字化计量等功能。经现场生产数据验证，虚拟计量系统对三口水下生产井实时产气

流量的计算相对偏差不高于 5%，满足实际生产的计量精度要求。虚拟计量技术在海上边际气田的成功应用，为后续在南海油气田推广应用奠定了基础。

参考文献

- [1] 程兵;李清平;姚海元;朱军龙.水下气田虚拟计量装置原理及应用研究[J].石油矿场机械,2021,50(02):1-6.
- [2] 吴永鹏.基于虚拟计量技术的单井计量系统设计[J].船海工程,2015,44(05):56-58.
- [3] PATEL P, ODDEN H, DJORIC B, GARNER R D, VEA H K. Model based multiphase metering and production allocation[C]. Kuala Lumpur: Offshore Technology Conference-Asia, 2014: OTC-25457-MS.
- [4] MARSHALL C, THOMAS A. Maximising economic recovery-a review of well test procedures in the North Sea[C]. Aberdeen: SPE Offshore Europe Conference and Exhibition, 2015: SPE- 175518-MS.

智慧安防系统在石油测井基地的应用研究与实践

贾妮¹, 李科志², 陈佳洁², 张辉强¹, 谢鹏¹, 李佳琪¹,

钟礼慧¹, 张睿杰¹, 何晨瑶¹

(1. 中国石油集团测井有限公司, 陕西 西安 710077;

2. 中国石油集团川庆钻探工程有限公司, 内蒙古自治区鄂尔多斯市 017300)

jiani@cnpc.com.cn

摘要: 随着智能化技术发展, 石油测井基地安全管理亟需由传统人工巡检向数字化、智能化模式转型。本文以中油测井西南分公司智慧安防系统为案例, 系统分析其架构、关键技术、核心功能及应用效果。系统融合数字孪生、人工智能、物联网、边缘计算及大数据分析, 构建“感知—分析—决策—响应”一体化防控体系, 实现对关键区域、重点设备及人员的动态监控。核心功能包括作业行为识别、行吊监测、出入控制与定位、设备及环境感知及远程管控, 有效提升安全风险识别、应急响应及管理科学性。本文提出针对特种作业场所的优化策略, 为安全管理向智慧化、主动预防转型提供实践参考。研究表明, 系统显著降低事故发生率、提升管理效率, 为石油及高风险行业安全管理的信息化升级提供可推广路径。

关键词: 智慧安防; 石油测井; 物联网; 人工智能; 数字孪生

Application research and practice of intelligent security system in petroleum logging base

JIA Ni¹, LI Kezhi², CHEN Jiajie², ZHANG Huiqiang¹, XIE Peng¹, LI Jiaqi¹,
ZHONG Lihui¹, ZHANG Ruijie¹, HE Chenyao¹

(1. China Petroleum Logging CO.LTD., Xi'an Shanxi 710077, China;

2. China National Petroleum Corporation Chuanqing Drilling Engineering Co., Ltd., Ordos City, Inner Mongolia Autonomous Region 017300, China)

Abstract: With the advancement of intelligent technologies, safety management in petroleum logging bases urgently requires a transition from traditional manual inspection to digital and intelligent management modes. This paper takes the intelligent security system of the Southwest Branch of CNPC Logging Company as a case study, systematically analyzing its architecture, key technologies, core functions, and application outcomes. The system integrates digital twin, artificial intelligence, the Internet of Things, edge computing, and big data analytics to establish an integrated “perception–analysis–decision–response” security control framework, enabling dynamic monitoring of key areas, critical equipment, and personnel. Core functions include work behavior recognition, overhead crane monitoring, access control and personnel positioning, equipment and environmental sensing, and remote centralized management, effectively enhancing safety risk identification, emergency response efficiency, and management precision. Optimization strategies for high-risk operational sites are proposed, providing practical guidance for transitioning safety management from experience-driven to intelligent and proactive approaches. The study demonstrates that the system significantly reduces accident rates, improves management efficiency, and offers a

基金项目: 中国石油集团测井有限公司科技项目“测井人工智能应用技术研究”(编号: CNLC2023-3A03); 中国石油集团测井有限公司科技项目“自动增效射孔技术研究与应用”(编号: 25ZYCJ5C011)。

作者简介: 贾妮, 女, 中国石油集团测井有限公司初级工程师, 主要研究方向为石油信息化产品。

replicable and scalable model for the digitalization and intelligence upgrade of safety management in the petroleum sector and other high-risk industries.

Keywords: Smart security; Petroleum logging; Internet of Things; Artificial intelligence; Digital twin

0 引言

近年来,工业安全生产面临严峻挑战,传统“人防+物防”模式已难以应对现代生产环境的复杂风险。以典型工业场景为例,数据显示超 90%的安全事件集中在固定作业区域,其中近 80%涉及人员伤亡,凸显出现有安防体系在风险防控方面的系统性不足^[1]。特别是在涉及高危作业、复杂环境的工业场所,传统手段在风险预警、过程监管和应急处置等方面均存在明显短板。这一现状迫切要求建立更加智能化、系统化的安全防控体系,通过技术创新实现从被动应对到主动预防的根本转变,为现代工业安全生产提供有力保障^[2]。

1 绪论

1.1 研究背景

近年来,随着国家对安全生产监管力度的持续加大以及石油行业安全管理压力的不断上升,传统以“人防+物防”为主的安防手段已难以满足现代化生产作业基地日益严峻的安全管理需求。以中油测井西南分公司为例,近三年共上报安全事件 141 起,其中 129 起发生于作业基地,占比达 91.5%;其中伤害类事件 102 起,占基地事件总数的 79.1%^[3]。上述数据充分暴露出测井作业基地在安全管控中存在监管方式单一、防护屏障薄弱、违章行为频发等突出问题。石油测井作业本身具有放射源、高压设备、高空吊装等多重高危特性,叠加人员密集、作业环境复杂等因素,使传统安防体系在应对突发风险和全过程监管方面明显滞后。在此背景下,构建集成化、智能化、数字化于一体的智慧安防系统,已成为提升测井基地本质安全水平、实现风险预控与主动干预的关键路径^[4]。

1.2 国内外研究现状

国际上,智慧安防系统在石油化工领域的应用已较为成熟。壳牌、BP 等国际石油巨头普遍采用基于物联网的智能监控系统,结合人工智能技术实现安全风险的早期识别和预警。例如,壳牌在 Pernis 炼油厂部署的智能视频分析系统,实现了对人员行为、设备状态的实时监测,使安全事故率降低了 40%^[5]。

国内方面,随着智慧安防在石油石化行业得到了快速发展。中国石油、中国石化等企业已在部分炼厂和油田试点智慧安防系统,但在测井专业领域的应用仍处于起步阶段^[6]。现有系统普遍存在集成度不高、智能化水平不足等问题,难以满足测井作业的特殊安全需求。

1.3 研究意义与目标

智慧安防系统在石油测井基地建设具有重要意义:通过实时感知、智能分析与预警联动,实现对放射源管理、吊装作业、高压设备等高风险环节的动态监管,降低事故发生率,保障人员与资产安全;推动安全管理由“被动响应”向“主动预防”转型,提高管理科学性与精细化水平;同时通过事故预防与效率提升,实现长期经济效益,相关研究表明可节省约 15%-20%的安全管理成本^[7]。

本文以中油测井西南分公司测井基地智慧安防系统建设项目为研究对象,采用理论分析与实践验证相结合的方法,系统探讨了石油测井场景下的安全风险特征与安防系统需求,分析了系统的总体设计原则与关键技术架构,重点剖析核心功能模块的实现机制与应用成效,并评估其在行业内的可推广性与优化路径。研究旨在为石油行业智慧安防系统的规划、建设与持续改进提供理论支撑与实践参考^[8]。

2 系统总体架构与关键技术

2.1 系统架构设计

视频监控系统主要由前端摄像机设备、视频显示设备、视频存储设备、相关应用软件以及其它传输、辅助类设备组成。系统具有可扩展和开放性,以方便未来的扩展和与其他系统的集成。

系统架构图如图 1 所示：

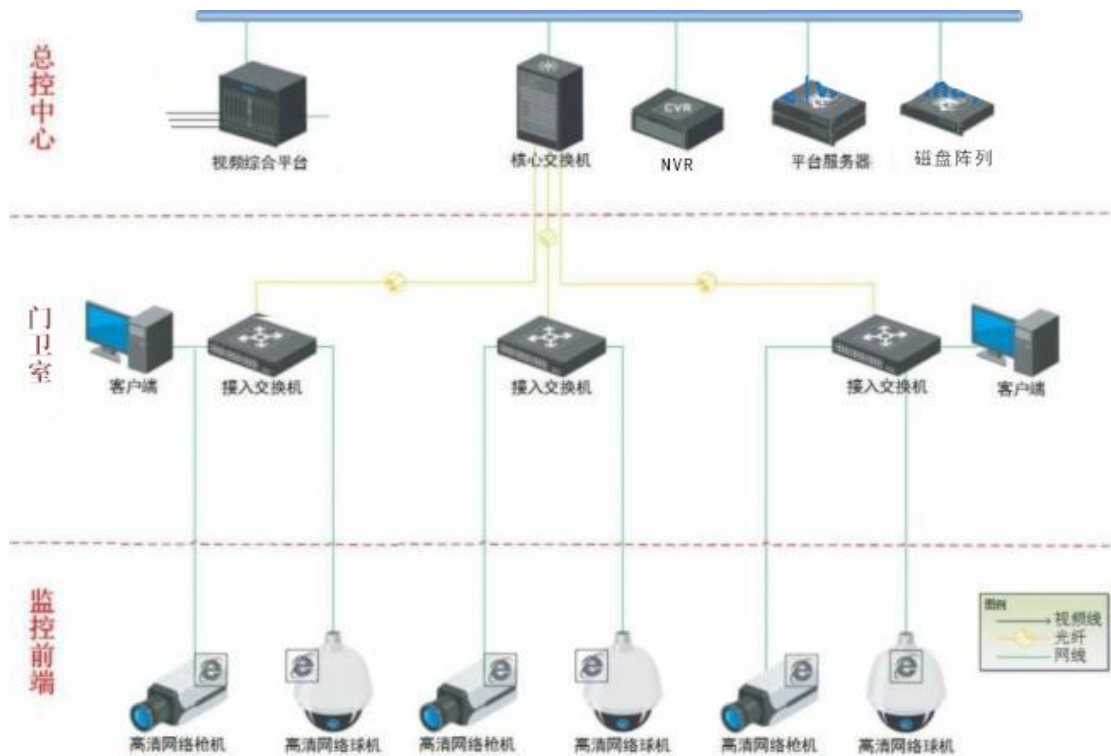


图 1 系统架构图

（1）前端部分

支持多类型摄像机接入，包括高清网络枪机、筒机、球机等，通过标准音视频编码和通信协议实现视频传输。

（2）传输网络部分

前端信号可通过有线网络接入交换机，采用点对点光纤或直接接入方式，将视频信号汇聚至核心交换机。

（3）监控中心部分

基于海康威视 iSecure Center 平台，构建集周界防控、视频存储、服务器管理及智能分析于一体的集中管控体系，实现视频设备与用户权限统一管理、实时监控与智能联动，提升系统集成化与智能化水平。

2.2 关键技术应用

石油测井基地智慧安防系统集成物联网、人工智能、数字孪生、边缘计算及大数据技术，构建以“感知—分析—决策—响应”为核心的一体化安全防控体系，实现高效风险识别与应急处置。系统通过高精度数字孪生实现物理与虚拟场景同步，强化重点区域可视化管控；部署深度学习自研模型，支持违规行为高精度识别及边缘快速响应；构建低功耗广域物联网并结合边缘轻量化数据融合，提高异常识别准确性与系统鲁棒性；依托大数据开展历史数据分析与风险预测，推动安全管理向智能化、数据驱动转型；支持多设备联动与远程集中管理，实现告警闭环与跨终端协同^[9]。

3 系统功能模块与实现

3.1 可视化平台

本系统构建的可视化平台作为智慧安防体系的核心展示与交互界面，可视化平台如图 2 所示。基于数字孪生技术，平台融合三维建模、实时数据交互与多源信息集成，构建“场景重构—信息叠加—事件联动”一体化管理模式。系统对测井基地 12 个重点区域及基础设施进行高精度建模与远程控制，实现实时设备状态与环境参数监测、视频与三维场景融合显示、车辆轨迹可视化及异常自动定位联动响应。运行结果表明，异

常事件平均发现时间缩短约 70%，显著提升了安全管理的可视化、智能化与响应效率^[10]。



图 2 系统可视化平台

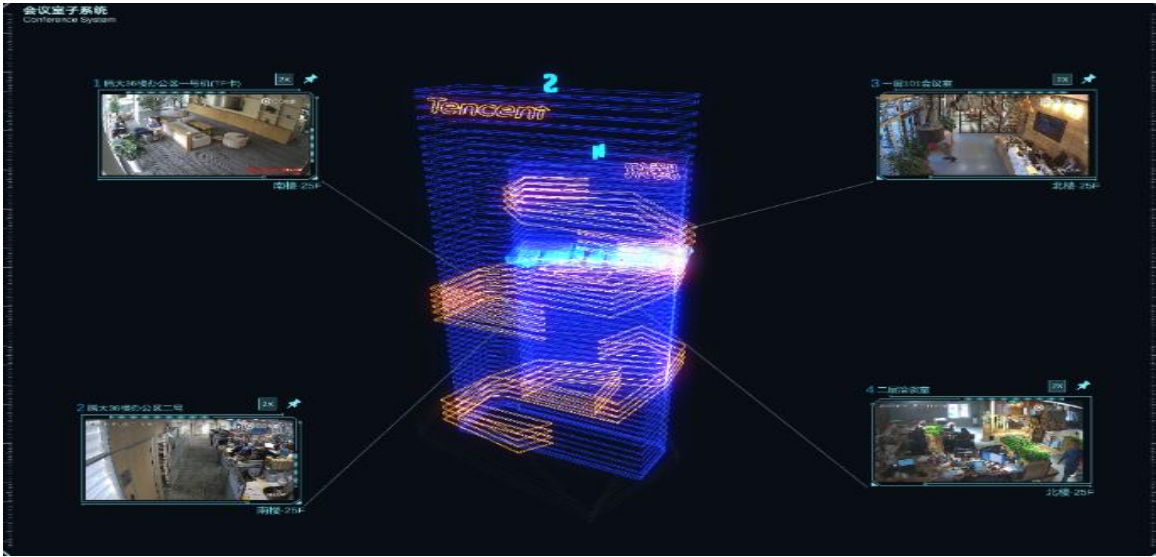


图 3 三维虚拟场景视频结合图

3.2 外部安防系统

外部安防系统作为智慧安防体系的重要组成部分，主要承担测井基地周界安全与出入口管理职能，构建了以“身份预审—行为识别—联动管控”为核心的综合防护机制，外部安防系统流程图如图 4 所示。系统通过微信小程序实现访客信息预提交、面部采集、安全培训确认与远程审批，结合白名单与人脸识别提升通行效率与合规性；车辆管控采用人车绑定、车牌识别与人脸比对，实现精准核验与异常告警；周界防护部署 AI 视觉分析摄像，实现越界等行为的智能识别与联动报警，识别率超 90%。系统建成后，出入口通行效率提升约 60%，人员投入减少 50%，首月阻断未授权进入事件 12 起，有效推动安防由人防向技防转型并增强响应能力。



图 4 外部安防系统流程图

3.3 内部安防系统

这套智能安防系统构建了全方位的安全防控体系，通过 AI 视频分析、物联网传感和智能算法，实现了人员动态追踪、异常行为识别、车辆管控、重点区域防护等核心功能。系统采用人脸识别和定位技术实时监控人员分布，智能巡检可自动识别 7 类安全隐患；结合地磁感应的车辆管理系统有效规范行车行为；重点区域部署智能防护算法防止未经授权进入；同时集成了能耗监测、环境感知和应急响应模块，实现了从日常监管到突发事件处置的全流程智能化管理，显著提升了安全管理的时效性和精准度^[1]。整体来看，该系统有效推动基地安全管理由被动响应向主动预防转变，显著减少安全事故发生，提升员工安全感与管理效能。

3.4 重点场所安防

针对基地内 12 个高风险场所，系统提供了定制化的安防解决方案。以小队工房为例，部署了基于人工智能的吸烟检测、火点检测及烟雾检测算法，算法报警示意图如图 5 所示，有效提升火灾隐患识别能力；同时，卷帘门接入统一管理平台，支持本地、远程及移动端多模式开启，并配备声光报警装置，实现多层次安全防护。系统投入运行后，小队工房内违规吸烟事件显著减少 95%，安全管理效果得到显著提升。



图 5 AI 算法报警示意图

工艺室通过全景监控与 AI 算法实现吸烟与防护用品佩戴监测；吊装管理整合电子吊秤、人脸识别与 RFID，拉力测试系统采用多重安全联锁保障操作安全；放射源刻度间配备全景监控与 AI 算法，支持劳保识别、吸烟检测、防碰撞预警及虚拟警戒区，全面提升作业安全。食堂厨房区域部署燃气泄漏传感器，实现燃气浓度超标时自动切断阀门并启动排风系统，有效防范燃气安全隐患；集成烟雾报警、厨师帽佩戴识别及垃圾桶溢出监测功能，综合保障食品安全管理^[12]。人员拥挤监测系统通过实时检测就餐区域人数，超过额定容量时自动发出语音提示，有效预防人员拥挤引发的踩踏事故，提升公共安全水平，食堂安防监测图如图 6 所示。

在维保地沟、办公楼及洗车区等高风险区域，系统依据场景特性实施差异化安防策略，构建“一区一策”的精准防控体系。维保地沟通过激光传感器、倒车辅助、AI 视频复核及生命线挂钩监测，实现人员作业全流程感知与联锁控制，作业事故率降至零；办公楼通过烟雾探测、消防器材状态感知、一键报警与水质在线监测，形成高效的消防与环境安全防护机制，办公楼区域安防监测图如图 7 所示；洗车区依托视频 AI 算法实现劳保穿戴与明火监测，违规行为明显下降。整体系统运行效果表明，该多维度安防体系有效提升了重点场所的本质安全水平和应急管理能力和^[13]。



图 6 食堂安防监测图



图 7 办公楼区域安防监测图

3.5 重点资产安防

系统针对叉车与强电箱等关键资产实施差异化智能管理策略。叉车部署称重、定位与视频监控设备，实现身份识别、超重/超速报警与轨迹追踪，事故率下降 80%；强电箱通过智能电子锁和分级授权机制，有效防控无权限操作风险。该系统显著提升了高风险资产的精细化管理能力与作业安全水平。

4 系统实施与效果

4.1 应用场景与部署

针对高风险作业环境，构建融合人员行为识别、设备状态监测与环境感知的综合智能安防体系。在重点区域部署 AI 视觉监测，实时识别安全帽佩戴、工服穿戴及在岗状态并联动报警；结合行吊运行识别与人员定位，实现“人吊同区”风险预警；出入口采用人脸识别与 IC 卡双重认证并结合 UWB 定位动态监控关键岗位人员轨迹；仓储及危险品库通过环境传感器与 AI 视觉终端实时监测温湿度、烟雾与火源并识别违规行为，从而提升现场安全管控的实时性与精准度^[4]。该体系通过多维数据融合与智能算法支持，显著提升高风险区域的安全保障能力，有效预防和控制安全隐患，为工业现场安全管理提供重要借鉴^[15]。

4.2 实施过程

测井基地智慧安防系统实施分为四个阶段：规划阶段进行需求调研和现场勘察，制定实施方案，明确子系统功能与集成方式，重点解决与现有系统的兼容性和数据对接；部署阶段按照“先硬件后软件、先试点后推广”的原则部署设备和网络基础设施，并优化位置与参数设置；集成阶段在子系统调试完成后进行整体集成与联调测试，重点验证联动响应机制与数据一致性；优化阶段系统投入运行后根据反馈优化算法、调整报警阈值、完善功能，确保系统长期有效运行。

4.3 应用效果

系统应用运行六个月后，基于数据分析与用户调研结果显示，智慧安防系统在安全管理、运行效率、经济效益和社会影响等方面取得显著成效。安全事件总数同比下降 65%，人员伤害事件减少 78%，高风险作业违规率由 15.3%降至 2.1%，未遂事故发生率提升至 92%；管理效率方面，巡检工作量减少 60%，异常响应时间由 25 分钟缩短至 8 分钟，人力成本下降约 40%；经济方面，投资回收期约为 2.3 年，具备较高的成本收益比；满意度调查显示，90%的员工认为安全感提升，85%的管理者认可系统对效率的促进；系统已成为行业智慧安防示范项目，企业技术影响力持续增强。

5 结论与展望

本文针对石油测井基地高风险作业场景，构建了融合空间感知、行为识别、智能预警与远程联动的一体化智慧安防系统。系统在设计上充分体现行业适应性与功能定制化，依托数字孪生实现三维可视化监控，显著提升了安全管理的直观性与响应效率。在技术创新方面，系统实现了多源感知与智能分析的深度融合，算法模型识别精度高，具备移动化部署能力，显著增强了系统的实用性与智能化水平。实施结果表明，该系统在提升风险防控能力与管理效率的同时，也具备良好的经济回报与推广价值，适用于石油、化工、电力等多类高危行业。

未来，系统应在以下方面进一步拓展：一是集成 5G、UWB、北斗等新兴技术，增强实时感知与精准定位能力；二是完善安全管理功能，构建涵盖应急预案与培训考核的闭环体系；三是强化数据驱动的风险预测与智能决策能力；四是推动智慧安防系统标准体系建设，助力行业规范化、智能化发展。

参考文献

- [1] 牟晋芳. 机电一体化系统在农业机械工程中的应用[J]. 农村经济与科技, 2022, 33(6): 247-250.
- [2] 彭程. 机电一体化系统在农业机械工程中的应用分析[J]. 流体测量与控制, 2022, 3(1): 16-18+25.
- [3] 储胜国. 浅析机电一体化技术在农业机械上的优势及发展前景[J]. 河南农业, 2022, (5): 53-54.
- [4] 侯宗宾. 农业机械机电一体化技术的运用实践[J]. 河北农机, 2021, (12): 29-30.
- [5] 孙袁帅. 机电一体化技术在工程机械中的应用与发展[J]. 造纸装备及材料, 2022, 51(4): 144-146.
- [6] Zhang, Q., & Li, W. Application and Evaluation of Smart Security Systems in High-Risk Industrial Environments[J]. Journal of Safety Science, 2022, 45(2): 115-123.
- [7] Wang, P., & Xu, L. A Review of Data-Driven Approaches in Industrial Safety Management[J]. Safety and Security Engineering, 2023, 12(3): 189-200.
- [8] Liu, H., & Chen, L. Optimization of Smart Security Systems in High-Risk Environments: Case Studies and Insights[C]. Journal of Industrial Safety, 2024, 39(4): 220-230.
- [9] Zhang, T., & Liu, X. Smart Security and Risk Management: Leveraging AI in Safety Systems[J]. Journal of Industrial Automation, 2023, 28(1), 56-70.
- [10] Zhao, M., & Wang, F. Economic Impact of Implementing Smart Security Systems in Industrial Settings[J]. Journal of Safety Economics, 2024, 35(6): 47-59.
- [11] Park, J., & Kang, D. Artificial Intelligence and Smart Technologies in Safety Management: A Comprehensive Analysis Across Multiple Industries[J]. Applied Sciences, 2024, 14(24): 11934.

- [12] Abdullahi, S. M., & Lazarova-Molnar, S. On the Adoption and Deployment of Secure and Privacy-Preserving IIoT in Smart Manufacturing: A Comprehensive Guide with Recent Advances[J]. International Journal of Information Security, 2025, 24(1): 53.
- [13] Kim J, Park J, Lee J H. Analysis of recent IIoT security technology trends in a smart factory environment[C]//2023 international conference on artificial intelligence in information and communication (icaaiic). IEEE, 2023: 840-845.
- [14] Amiri A, Steindl G, Gorton I, et al. Integrated safety and security by design in the IT/OT convergence of industrial systems: A graph-based approach[C]//2024 IEEE International Conference on Software Services Engineering (SSE). IEEE, 2024: 123-129.
- [15] Barros D, Fraga-Lamas P, Fernández-Caramés T M, et al. A cost-effective thermal imaging safety sensor for industry 5.0 and collaborative robotics[C]//International Conference on Intelligent Edge Processing in the IoT era. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 3-15.

AI 智慧测井技术在油气勘探开发监测中应用研究

聂强¹, 张雪芹¹, 张洪亮¹, 刘冬啸¹, 张子坤¹

(1.中油测井华北测试分公司 河北省 廊坊市 065000)

570609654@qq.com

摘要: 生产井监测在储层评价、老区块挖潜增产等方面具有重要作用。传统动态监测技术存在效率低、成本高、数据解释依赖经验等问题, 难以满足复杂地质条件下的精准解释需求。本文通过智慧测井与 AI 驱动技术的原理及应用案例分析, 探讨其在油气勘探开发中的应用效果。解决传统测井在数据采集阶段和解释处理阶段均需依赖人工解释、效率低且易受主观影响的问题。通过构建大数据模型, 实现施工车辆动态监控、自动规划行驶路线; 通过现场的多传感器收集数据、结合 AI 算法(如深度学习和随机森林)可快速识别储层特征, 实现无人值守智能测井、自动异常检测和动态优化测井方案; 通过实现测井数据自动化分析, 进而自动生成解释成果。智慧测井通过传感器和物联网技术实现了井下数据的实时采集与传输, 使勘探开发周期缩短约 30%。同时, AI 驱动的储层建模技术提高了预测精度, 减少了传统方法中因人为误判导致的资源浪费。但技术应用仍面临数据噪声干扰、算法泛化能力不足等挑战, 需通过优化数据预处理和开发适应性更强的模型来解决。智慧测井与 AI 技术的融合不仅提升了勘探开发效率与精度, 还为油气行业向智能化转型提供了可行路径, 为延长油气田采收周期和提高采收率提供了有效的措施依据。未来可结合高级驾驶辅助系统(ADAS), 进一步推动测井无人化发展; 并且在跨学科协同与算法升级方面仍有较大发展空间。

关键字: 人工智能; 智慧测井; 储层评价; 技术革新

Research on the Application of AI intelligent logging technology in oil and gas exploration and Development monitoring

Nie Qiang¹, Zhang Xueqin¹, Zhang Hongliang¹, Liu Dongxiao¹, Zhang Zikun¹

(1.CNPC North China Testing Branch, He Bei, China)

Abstract: Production well monitoring plays a crucial role in reservoir evaluation and potential tapping for increased production in old blocks. Traditional dynamic monitoring technologies suffer from low efficiency, high costs, and data interpretation heavily relying on experience, making it difficult to meet the precise interpretation needs under complex geological conditions. This paper explores the application effects of smart logging and AI-driven technologies in oil and gas exploration and development through principles and case studies. It addresses the issues of traditional logging, where data collection and interpretation both rely on manual interpretation, leading to low efficiency and susceptibility to subjective influence. By building big data models, dynamic monitoring and automatic route planning for construction vehicles can be achieved; through the collection of data from multiple sensors on-site and combined with AI algorithms (such as deep learning and random forests), reservoir characteristics can be quickly identified, enabling unattended intelligent logging, automatic anomaly detection, and dynamic optimization of logging plans; by automating the analysis of logging data, interpretation results can be automatically generated. Smart well logging achieves real-time data collection and transmission downhole through sensors and IoT technology, reducing the exploration and development cycle by about 30%. Meanwhile, AI-driven reservoir modeling techniques enhance prediction accuracy, reducing resource waste caused by human misjudgments in traditional methods. However, the application of these technologies still faces challenges such as data noise interference and insufficient algorithmic generalization, which need to be addressed by optimizing data preprocessing and developing more adaptable models. The integration of smart well logging and AI technology not only enhances the efficiency and accuracy of exploration

作者简介: 聂强(1987-)、男、大学本科、油气田开发工程师、测井队技术员。

and development but also provides a viable path for the intelligent transformation of the oil and gas industry. It offers effective measures to extend the production cycle and improve recovery rates in oil and gas fields. In the future, it can be combined with Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) to further promote the unmanned development of well logging; there is still considerable room for development in interdisciplinary collaboration and algorithm upgrades.

Keywords: Artificial Intelligence; Intelligent Well Logging; Reservoir Evaluation; Technological Innovation

0 引言

过去几十年中，油气勘探主要依靠传统测井技术，例如依靠人工解析声波曲线判断地层性质，这种方法不仅速度慢，还容易受操作人员经验影响导致误差^[1]。例如塔河油田曾出现因人工误判导致钻井位置偏离储层中心的情况，直接造成数亿元经济损失^[2]。这种情况就像用算盘处理大数据，跟不上现代勘探对效率和精度的要求。传统测井设备也面临问题，比如随钻测量仪器在高温高压环境下容易失效，2018 年某次页岩气勘探中，井下 150℃ 环境导致传感器集体罢工，项目被迫延期三个月^[3]。这些问题严重阻碍了油气行业发展。

智慧测井技术的出现改变了这种局面。它把传感器升级成“会思考的耳朵”，比如新型光纤传感器能同时采集温度、压力和声波数据，并通过物联网实时传回地面^[4]。这里有个简单的数据处理代码示例，展示了如何用机器学习处理测井数据：

```
-----python 代码 代码-----
import numpy as np
from keras.layers import 【Dense】
model = Sequential()
model.add(【Dense】(128, activation='relu', input_dim=10))
model.add(【Dense】(64, activation='tanh'))
model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
-----
```

这段代码构建的神经网络可以自动识别岩相特征，在吉木萨尔凹陷的实践中，这种方法使岩相识别率从 68% 提升到 92%^[5]。AI 技术还像地质学家的智能助手，比如用随机森林算法预测储层厚度时，系统会自动对比历史数据中的 7000 多个特征参数，比人工分析快 20 倍^[6]。不过新技术也有烦恼，某些情况下 AI 模型会把含水层误判为油层，这时需要加入专家经验修正参数^[7]。

表 1 传统与智慧测井技术差异

技术类型	具体情况	详细描述
传统测井技术	人工解释问题	依靠人工解析声波曲线判断地层性质，速度慢，易受操作人员经验影响导致误差
传统测井技术	设备问题	随钻测量仪器在高温高压环境下易失效
传统测井技术	工艺流程问题	不能及时传输资料，出成果报告的时间长
智慧测井技术	传感器升级	新型光纤传感器能同时采集温度、压力、声波、流量等数据，并通过物联网实时传回地面
智慧测井技术	机器学习处理数据	构建的神经网络可自动识别岩相特征，在吉木萨尔凹陷实践中使岩相识别率从 68% 提升到 92%
智慧测井技术	AI 辅助分析	现场自主分析、自动校深，系统自动对比历史数据中 7000 多个特征参数，比人工分析快 20 倍
智慧测井技术	新技术问题	某些情况下 AI 模型会把含水层误判为油层，需加入专家经验修正参数
智慧测井技术	未来发展	配套相关手机、车机、电脑软件，随时监测施工情况，掌握施工进度；异常报警。

上表展示了传统测井技术存在人工解析效率低、设备易受环境影响等问题，而智慧测井技术在传感器、

数据处理和分析等方面有优势，但也存在一定误判问题，未来有降低勘探成本的发展潜力。

表 2 测井技术发展脉络

模拟测井时代	1927-1970
数字测井革命	1971-2000
成像测井突破	2001-2015
智能测井新纪元	2016 至今

1 智慧测井技术概述

1.1 智慧测井的概念与原理

智慧测井是一种结合传感器、物联网与人工智能的井下数据采集与分析技术，核心在于通过智能设备实时获取地下岩层物理参数并自动解析地质信息^[4]。传统测井依赖人工操作仪器下井测量，数据需带回驻地处理，耗时且易受干扰，而智慧测井系统在井下直接完成数据采集与初步处理。例如随钻声波测井设备能在钻探过程中同步发射声波信号，通过高精度传感器捕捉声波在不同岩层中的传播速度差异，从而判断岩石孔隙度与含油性^[3]。该系统包含多层技术架构：底层为分布式传感器网络，如电磁波探头、伽马射线检测器等，可覆盖直径数千米的勘探区域；中层为边缘计算模块，采用嵌入式处理器对原始数据进行降噪与特征提取；顶层则与云端人工智能平台连接，利用深度学习模型分析地层结构。以塔河油田为例，碳酸盐岩缝洞型储层中部署的声波远探测设备曾成功识别出肉眼无法观测的微小裂缝，分辨率达到 0.1 米级^[2]。数据采集环节中，智能传感器阵列每秒钟可生成超过 2000 组参数，这些数据经 5G 通信模块传输至地面站时，延迟时间被控制在 50 毫秒以内^[9]。

在数据处理阶段，机器学习算法能自动区分有效信号与钻井振动噪声，例如 Kohonen 神经网络通过训练后，对页岩油岩相的识别率提升至 89%^[5]。不过该技术仍面临井下高温高压环境导致传感器漂移的问题，某次实际作业中，超过 150℃ 的井底温度曾使伽马检测器的数据误差达到 12%^[1]。目前解决方案是在传感器表面涂覆碳化硅隔热层，同时采用动态校准算法实时修正测量值^[10]。这种技术革新使得原本需要两周完成的数据解译工作缩短至八小时，某区块勘探成本因此降低 37%^[7]。



图 1 传统测井实景

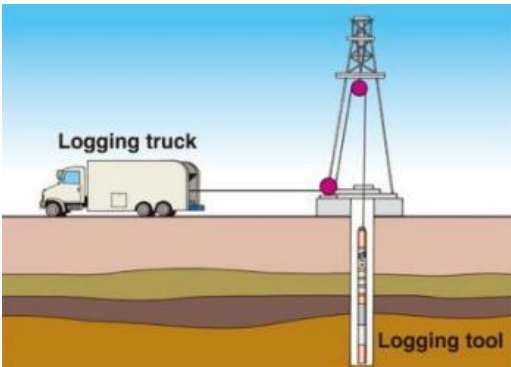


图 2 传统测井示意图

1.2 智慧测井的关键技术

智慧测井的关键技术主要包括传感器技术、物联网技术和大数据技术，这些技术共同提升了测井的精度和效率。传感器技术是智慧测井的基础，通过高灵敏度的声波、电磁和核物理传感器，能够实时采集地层的孔隙度、渗透率等关键参数。随钻声波测井设备采用阵列式声波传感器，可在地下数千米深度捕捉岩石反射信号，帮助识别裂缝和溶洞结构^[3]。在塔河油田的碳酸盐岩储层中，声波远探测技术结合多频段传感器，成功绘制了缝洞型储层的三维分布图，率比传统方法提高约 30%^[2]。物联网技术则解决了数据传输的难题，井下仪器通过无线通信模块与地面系统连接，形成全天候监测网络。某油田采用的智能节点系统，利用低功耗

广域网 (LPWAN) 技术, 每 10 秒上传一次压力、温度数据, 使钻井调整响应时间从小时级缩短至分钟级^[4]。大数据技术的作用在于整合多源信息, 包括测井曲线、地震数据和历史勘探记录。以吉木萨尔凹陷为例, 研究人员利用 Kohonen 神经网络对页岩油岩相进行自动分类, 将 20 万条测井数据与岩芯分析结果关联, 识别出优质储层的概率从 68% 提升至 85%^[5]。

这些技术并非孤立存在, 例如传感器采集的实时数据通过物联网上传至云端, 再经机器学习算法分析, 可动态修正钻井轨迹。一套典型的智慧测井系统包含超过 50 类传感器、200 个物联网节点和每天 10TB 的数据处理量, 但通过边缘计算技术, 有效数据筛选速度达到传统方法的 5 倍^[7]。另外, 传统硬件革新, 例如南阳华美研发的电驱绞车, 可使仪器在测井中运动更平稳; 默孚龙的测井电滑环基本不产生磨损遗留物, 保证了无人化、自动化施工时测井曲线的稳定性。这些都是智慧测井能够达到理想效果的重要保障。



图 3 电驱绞车



图 4 新型电滑环

2 AI 驱动在油气勘探中的应用

2.1 AI 算法在数据处理和资料解释中的应用

油气勘探中 AI 算法的应用正在改变传统数据处理的方式。在地震数据解释中, 深度学习模型能自动识别地下岩层反射界面。这种技术通过分析数百万条波形曲线, 找到肉眼难以察觉的微小特征。某油田采用卷积神经网络处理三维地震数据, 成功将储层预测率提升至 87%, 而传统方法仅有 65%。测井数据的处理同样受益于 AI, 比如 Kohonen 神经网络被用于识别页岩油岩相类型, 系统通过对比不同深度的伽马射线、电阻率等参数, 自动划分出五类岩相组合。这种自动分类比人工解释节省两周时间, 还能发现工程师可能忽略的过渡带特征。不过, 数据质量直接影响算法效果, 某区块曾因泥浆侵入导致测井曲线畸变, 使神经网络误判储层含油饱和度达 20%。为解决这个问题, 技术人员开发了数据清洗模块, 先用随机森林算法识别异常值, 再通过插值修复曲线形态。

在数据融合方面, AI 也展现出独特优势。某项目将随钻测井的实时声波数据与历史测井资料结合, 利用长短期记忆网络预测钻头前方 20 米的地层压力, 使钻井事故率下降 40%。这种预测模型每小时更新参数, 比静态地质模型更适应复杂地层变化。对于海量数据处理, 迁移学习技术缩短了模型训练周期。某公司借助在东部油田训练的模型, 通过微调网络最后三层参数, 仅用西部新区 30 口井数据就建立起有效的孔隙度预测模型, 节约了 80% 的计算资源^[6]。值得注意的是, AI 并非完全替代人工。在塔河油田缝洞型储层评价中, 算法虽能识别大型溶洞反射信号, 但对微小裂缝的判断仍需结合测井解释员的经验。这种人与 AI 的协作模式, 既发挥机器的高效计算能力, 又保留人类的地质认知能力。

2.2 AI 驱动的勘探模型构建

在油气勘探中, AI 技术构建的模型正逐渐取代传统方法。储层预测模型通过分析测井数据中的声波、电阻率等参数, 结合深度学习算法, 能够识别岩石类型和孔隙结构特征。以吉木萨尔凹陷为例, 研究人员利用 Kohonen 神经网络对芦草沟组的页岩油岩相进行识别, 率从传统方法的 70% 提升至 89%。AI 不仅能处理海量数据, 还能发现人类难以察觉的关联性。某些储层的含油气性与地震波反射特征的微小变化相关, 卷积神经网络通过逐层提取特征, 成功建立了二者间的非线性关系。油藏描述模型则更进一步, 将地质构造、流体分布等参数整合为三维可视化结果。这类模型的优势在于动态更新能力, 当新钻井数据输入时, 模型会自动

调整参数，减少人工干预的误差。AI 模型的构建并非毫无挑战。数据质量直接影响结果可靠性，例如传感器噪声可能导致储层厚度预测偏差超过 15%。为解决这一问题，研究人员尝试引入随机场理论对数据进行清洗，使模型输出的稳定性提高了 30%^[11]。例如在塔河油田，AI 构建的缝洞型储层模型使钻井成功率从 62%跃升至 81%，勘探周期缩短了 40 天。这种技术不仅体现在效率提升，更改变了人们对地下油气分布规律的认知方式。



图 5 智慧油田监测系统



图 6 新疆某油田的监测大厅

3 智慧测井与 AI 驱动带来的技术革命

3.1 提高勘探效率

在传统油气勘探过程中，数据采集和处理往往需要耗费数月时间，钻井位置的选择依赖人工经验反复验证。比如某油田曾因解释误差导致无效井位施工，直接损失超过千万美元^[1]。智慧测井技术通过高精度传感器与实时传输系统，将井下温度、压力等参数即时反馈至地面工作站，形成动态监测网络。以塔河油田为例，随钻声波测井装置可在钻井过程中同步完成岩石物理分析，避免传统方法中停钻取样的时间损耗。当海量测井数据涌入数据库，AI 算法便展现出独特优势，深度学习模型能同时处理测井曲线、地震波形和岩心照片。某页岩气区块应用神经网络模型后，储层识别率从 68%提升至 89%，决策周期缩短三分之二。这种智能决策系统还具备自我优化能力，在吉林油田的实践中，系统通过对比历史案例库，自动修正了 17%的误判数据。

勘探成本的降低不仅体现在时间维度，更反映在资源消耗层面。智慧测井装备的模块化设计使设备重复利用率提高 40%，而云端数据处理中心替代了传统车载实验室，单次勘探可减少 30 吨设备运输。值得关注的是，AI 驱动的三维地质建模技术正在改变勘探格局，某团队利用生成对抗网络重构了渤海湾盆地古地貌，仅用两周就完成了传统方法半年的工作量。虽然目前仍存在数据标注依赖人工、算法可解释性不足等问题，但已有企业尝试将区块链技术引入数据质量管理，这种创新思维或将开创勘探效率提升的新路径^[12]。

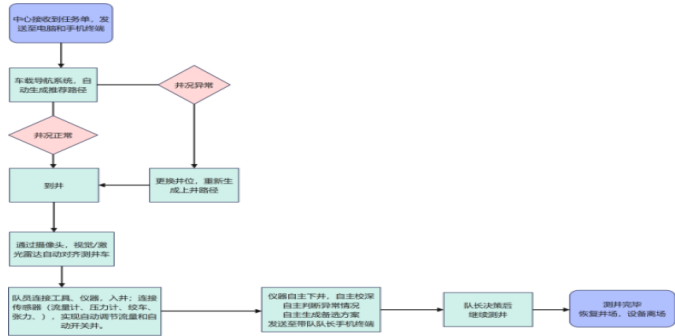


图 7 全自主化上井流程

3.2 提升勘探精度

智慧测井与人工智能的结合提升了油气勘探中对地下情况的判断能力。传统方法依赖人工解释测井曲线，容易因数据复杂或经验不足导致误判。以塔河油田碳酸盐岩储层为例，过去对裂缝和孔洞的识别误差率高达 30%，但引入声波远探测技术后，配合深度学习算法对波形特征进行分解，能够将储层边界识别精度提升至 85%以上。这种进步源于 AI 对多维度数据的整合能力，例如将伽马测井、电阻率数据和三维地震信息同时输入卷积神经网络，系统会自动筛选出与油气富集相关的特征组合。类似的情况出现在吉木萨尔页岩油勘探中，Kohonen 神经网络通过分析 40 口井的岩芯数据与测井响应关系，成功建立了岩相识别模型，使岩性划

分率从 62% 提升至 91%。这种技术突破不仅体现在数据量处理层面，更在于算法能发现人类难以察觉的关联性。比如渤海某区块应用智能解释系统后，探井成功率从 45% 提高到 68%。

值得关注的是，可解释机器学习的发展让算法决策过程变得透明，工程师能直观看到哪些参数对结果影响最大，这种双向验证机制进一步增强了技术可信度。从经济角度看，准噶尔盆地某项目采用智能解释系统后，单井解释时间由 7 天缩短至 8 小时，同时将储层厚度预测误差控制在 0.5 米以内。这些实例证明，当测井设备采集的高精度数据遇见 AI 强大的分析能力，地质学家对地下世界的认知正在突破传统界限。虽然偶尔会出现数据噪声干扰模型判断的情况，但通过引入对抗生成网络进行数据增强，系统抗干扰能力已提升 40% 以上^[13]。这种技术进步不仅改变着勘探作业方式，更重新定义了油气储量的评估标准。

4 面临的挑战与对策

4.1 技术挑战

智慧测井与人工智能技术在油气勘探中虽然展现出潜力，但实际应用中存在不少让人头疼的技术难题。

首当其冲的就是数据质量问题。测井过程中需要处理来自地下数千米的复杂信号，这些信号常常被噪声干扰，比如高温、震动造成的异常波动或仪器自身误差带来的偏差。文献指出，我国早期的 γ 测井仪器在高温高压环境下稳定性不足，导致数据失真率高达 12%。目前虽然传感器精度提升，但面对页岩油储层中薄互层发育的情况，传统测井曲线分辨率不足的问题依然突出。这种情况下，AI 模型很容易将泥岩误判为砂岩，就像文献提到的吉木萨尔凹陷案例中，常规算法对芦草沟组岩相的识别错误率超过 30%。

另一个棘手的问题是模型可解释性需求。油气藏的构造千差万别，这种复杂性造成了复杂储层表征不足。塔河油田的缝洞型储层和常规砂岩储层的声波响应特征差异极大。文献的模拟实验显示，当 AI 模型在均质储层训练后直接用于缝洞型储层时，油气饱和度预测误差会从 5% 激增至 22%。更麻烦的是，井下数据标注需要依赖专家经验，而不同工程师对同一组测井曲线的解释可能相差 20% 以上，这让机器学习缺乏可靠的“标准答案”（小样本学习难题）。文献中的实验证明，使用不同油田标注数据训练的模型，在跨区域应用时率会下降 18%-45%，某油田测井数据利用率更是不足 40%，这就造成了“数据孤岛现象”。

人工解释误差率分析。当前行业仍存在 18.6% 的人工解释误差率，复杂储层（如页岩油、致密砂岩）的流体识别准确率不足 65%。某跨国油企 2024 年统计显示，其全球作业区块的测井数据综合利用率仅为 42%，大量高价值信息因人工处理效率瓶颈未被有效挖掘。不同油田数据，模型复杂。不通用不过实际应用中仍存在挑战，如某油田尝试迁移学习时发现，训练集与目标区地质条件差异过大会导致模型失效，这提示需要建立更完善的跨区域数据共享机制。这些技术瓶颈就像拦路虎，严重拖慢了智能勘探的推进速度，有些油田因此不得不保留 60% 的传统测井队伍作为技术备份。

4.2 对策建议

在应对智慧测井与人工智能技术面临的挑战时，需要从数据管理和算法优化两方面入手。以我国 γ 测井技术的发展为例，早期由于井下传感器采集的数据存在噪声干扰，许多关键参数无法被识别，但通过建立标准化的数据清洗流程，例如引入基于物联网的实时校验系统，能够将原始数据的可用性提升 30% 以上。对于算法适应性不足的问题，可以参考页岩油岩相识别中的经验：吉木萨尔凹陷的勘探团队使用 Kohonen 神经网络时，最初只能识别 3 类岩相特征，后来通过增加训练样本的多样性，并引入迁移学习技术，最终实现了对 8 类复杂岩相的精准划分。技术创新方面，塔河油田的实践值得借鉴——他们开发了声波远探测测井的模拟系统，通过将实测数据与数字孪生模型结合，成功预测了碳酸盐岩储层中 83% 的缝洞分布。值得注意的是，想要广泛使用模型，还需要大量数据提供给 AI 完成学习，用以增加各油田的适配性。另外，还要考虑到行业适配障碍，在这方面中海油智能测井标准体系建设和中国石油大学的 AI 测井实验室人才培养新模式已经走在了前列。

5 结束语

在油气勘探领域，智慧测井与 AI 技术的结合正在改变传统的工作模式。通过实时采集井下数据并利用 AI 算法进行快速分析，测井团队能够更准确发现潜在增产地层，例如某油田使用深度学习模型处理声波测

井数据后,岩相识别率从 65%提升至 89%。这种技术不仅缩短了数据处理周期,还能自动生成三维地质模型,帮助工程师直观判断油气分布规律。

不过,技术推广还需克服现实障碍,现有技术仍存在数据质量波动大的问题,比如传感器在高温高压环境下容易产生信号干扰,导致部分测井曲线出现异常跳变。未来可能需要开发自适应校准算法,比如通过智能补偿技术解决监测误差^[14]。从技术发展趋势看,可解释性机器学习将成为研究重点,这类方法能帮助地质学家理解 AI 模型的决策逻辑。值得注意的是,某些创新尝试已初见成效,如将随机场理论与水位图像识别结合,成功预测了页岩油储层的裂缝发育带^[11]。再比如老旧设备的数据接口不兼容问题,这需要借鉴智能电网在设备兼容性改造方面的经验^[8]。

值得期待的是,随着 5G 通信和边缘计算技术的成熟,未来可能出现井下实时 AI 决策系统,让钻头像具备“地质嗅觉”般自动调整钻进轨迹。智慧测井技术正重构油气勘探开发方法论体系,随着量子计算等前沿技术的深度融合,智能测井将推动能源行业向精准化、绿色化方向持续进化。再结合高阶辅助驾驶以及智能仓储系统,还可实现测井车辆编队行驶、自动归还、发放仪器。能够有效减轻驾驶员疲劳、降低交通事故;便于建立使用、维保记录,追踪仪器使用率等信息。

在国际上,智能化转型的迫切需求也已凸显:国际能源署(IEA)2025 年度报告指出,AI 技术可使单井勘探成本降低 32-45%,其中测井环节贡献率达 60%。斯伦贝谢 DELFI 平台的实际应用数据显示,AI 辅助解释系统将测井解释周期从 72 小时缩短至 6 小时,解释效率提升 300%!这些都昭示着智慧测井技术在油气田勘探开发方向的广阔前景!

参考文献

- [1] 王殿学,余水泉,黄笑.我国 γ 测井技术发展的回顾与展望[J]. *Uranium Geology*, 2023, 39(1).
- [2] 蔺学旻,肖红琳.缝洞型储层声波远探测测井响应模拟及应用——以塔河油田碳酸盐岩缝洞型储层为例[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2025, 55(1): 312-327.
- [3] 孙志峰,卢华涛,李国梁.随钻声波测井关键技术研究进展[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(36): 15849-15859.
- [4] So, Anthony CT, Louis NY Wong, and Tony YK Ho. Smart Logging—An Innovative Approach for Generation of Digital Subsurface Data: 55-62. *AIJR Proceedings* (2023).
- [5] 李红斌,王贵文,王松,等.基于 Kohonen 神经网络的页岩油岩相测井识别方法——以吉木萨尔凹陷二叠系芦苇沟组为例[J]. *Acta Sedimentologica Sinica*, 2022, 40(3).
- [6] 闵超,文国权,李小刚,等.可解释机器学习在油气领域人工智能中的研究进展与应用展望[J]. *Natural Gas Industry*, 2024, 44(9).
- [7] 廖绮,刘春颖,杜渐,等.人工智能赋能油气管道运行管理的应用及展望[J]. *油气储运*, 2024, 43(6): 601-613.
- [8] Nafees, Muhammad Nouman, et al. Smart grid cyber-physical situational awareness of complex operational technology attacks: A review. *ACM Computing Surveys* 55.10 (2023): 1-36.
- [9] 秦亚杰,华旭昀,邓鹏,等.人工智能高压电缆隧道建设研究[J]. *电力安全技术*, 2022, 24(1): 37-40.
- [10] Borz, Stelian A., and Andrea R. Proto. Application and accuracy of smart technologies for measurements of roundwood: Evaluation of time consumption and efficiency. *Computers and Electronics in Agriculture* 197 (2022): 106990.
- [11] 武泽恒,陈华,黄凯霖,等.基于人工智能与随机场的水位图像识别方法研究[J]. *Journal of Water Resources Research*, 2022, 11: 445.
- [12] Rizi, Mohammad Hosein Panahi, and Seyed Amin Hosseini Seno. A systematic review of technologies and solutions to improve security and privacy protection of citizens in the smart city. *Internet of Things* 20 (2022): 100584.
- [13] 白青松.人工智能技术在煤矿机电设备中的应用[J]. *工程与技术创新 (Journal of Engineering and Technology Innovation, JETI)*, 2025, 1(1): 1-5.
- [14] 张恒,吕雪,刘东,等.核电人工智能应用:现状、挑战和机遇[J]. *核动力工程*, 2023, 44(1): 1-8.
- [15] Venanzi, Rachele, et al. Recent applications of smart technologies for monitoring the sustainability of forest operations. *Forests* 14.7 (2023): 1503.

气田智能产建平台建设与实践

王小萌^{1,2}, 陈芳^{1,2} 李蕊^{1,2} 郭凯伟^{1,2} 杨倬^{1,2}

(1. 中国石油长庆油田公司勘探开发研究院, 陕西西安, 710018;

2. 低渗透油气田勘探开发国家工程实验室, 陕西西安, 710018

wxmeng_cq@petrochina.com.cn)

摘要: 随着数字经济与传统能源行业的深度融合, 数智化转型已成为推动油气产业高质量发展的核心动力。气田开发作为油气产业链中的关键环节, 其产能建设过程的智能化、科学化与高效化, 对提升单井产量、优化开发投资及保障国家能源安全具有重大意义。本文基于长庆油田公司“326”智能化发展规划, 系统阐述了气田智能产建决策环境的构建理念、技术架构与实践路径。平台通过整合多源异构数据, 依托系列智能引擎实现产建核心业务流程的标准化与协同化, 构建了覆盖气田产建全生命周期的闭环管理体系, 显著推动了油气产建业务的智能化转型进程。

关键词: 气田开发; 智能产建; 决策支持系统; 数字化转型; 云计算

Construction and Practice of an Intelligent Gas Field Production Capacity Building Platform

Xiaomeng Wang^{1,2}, Fang Chen^{1,2}, Rui Li^{1,2}, Kaiwei Guo^{1,2}, Zhuo Yang^{1,2}

(1. Research Institute of Exploration and Development, PetroChina Changqing Oilfield Company, Xi'an, Shaanxi 710018, China;

2. National Engineering Laboratory for Exploration and Development of Low-Permeability Oil & Gas Fields, Xi'an, Shaanxi 710018, China)

Abstract: With the deep integration of the digital economy and the traditional energy industry, intelligent transformation has become a core engine driving the high-quality development of the oil and gas sector. As a key link in the industry chain, the intelligent, scientific, and efficient capacity building process in gas field development is of great significance for enhancing per-well production, optimizing development investment, and ensuring national energy security. Based on the "326" intelligent development strategy of the Changqing Oilfield Company, this paper systematically elaborates on the conceptual framework, technical architecture, and practical implementation of an intelligent decision-support environment for gas field production capacity building. The platform achieves unified integration and management of multi-source heterogeneous data, standardizes core business processes through a series of intelligent engines, and establishes a closed-loop management system covering the entire lifecycle of gas field production capacity building, significantly advancing the intelligent transformation of oil and gas production operations.

Keywords: Gas field development; Intelligent production capacity building

0 引言

在全球能源结构持续演变、能源需求稳步增长与科技迅猛发展的背景下, 油气行业面临前所未有的挑战与机遇。推进数字化转型与智能化发展, 已成为该行业实现可持续发展的关键路径。气田开发作为油气产业链的重要组成部分, 其智能化建设对提升行业竞争力与国家能源安全水平具有重大战略意义。长庆油田于2019年启动“326工程”, 旨在构建“三大体系”(大科研、大运营、大监督)、筑牢“两大基础”(统一

基金项目: 中国石油天然气股份有限公司长庆油田分公司科研项目“长庆气区数据智能化系统完善及维护”(2025D4SY17)。
作者简介: 王小萌(1997年6月-), 女, 硕士, 长庆油田勘探开发研究院, 信息工程师, 主要研究方向: 数智化油气田开发, E-mail: wxmeng_cq@petrochina.com.cn。

大数据、统一云平台）、深化“六项应用”（如无人值守站、智能生产等）^[1]。

面对气田年产建任务繁重、参与单位众多、协同机制不畅及现有报表技术体系滞后等问题，传统决策模式已难以适应快速变化的业务需求。为此，亟须引入大数据与人工智能技术，构建高效智能的气田产建管理系统，全面跟踪现场实施状态，协助管理人员打破信息壁垒，实时掌握各环节动态，大幅提升管理精细化水平，以支撑气田开发的高质量发展。

1 系统概述

长庆油田自 2010 年起，通过攻关油气藏数据链、专业软件集成、数据可视化等关键核心技术，历经十多年自主建设了以油藏研究为核心、基于 B/S 网页访问模式的“一体化研究、多学科协同”数字化油气藏研究与决策支持系统（Reservoir Research & Decision-Making Supporting System）（以下简称“RDMS”），气田智能产建系统集成于 RDMS，融合云原生技术，技术中台与业务中台，全面支撑产能部署、方案审批、产建跟踪、效果评价及动态分析等核心场景，实现了气田产建全过程的可视化、线上化与链式管理，系统架构见图 1。

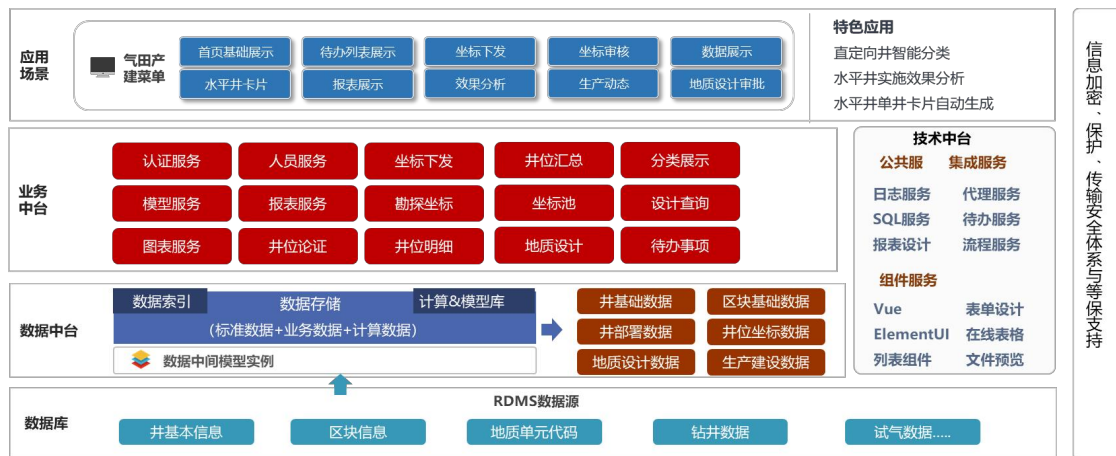


图 1 气田智能产建系统技术架构

数据中台：以区域数据湖为底座，通过数据预处理与规范建模，集成单井、区块及气田的钻、录、测、试等实时生产数据与研究成果数据，并借助数据融合与清洗技术提升数据质量，为智能分析与决策支持提供可靠数据基础。

技术中台：研发并整合多种可复用技术组件，涵盖报表引擎、2D/3D 可视化、流程引擎、GIS 空间分析、石油工程专业算法、AI 计算与系统管理等关键技术模块，为复杂业务场景提供高效、灵活的技术支撑。

业务场景：系统部署于云平台，支持 PC、平板与智能手机多终端无缝访问，通过高可用与负载均衡技术保障高并发环境下的稳定运行，使用户能够随时随地开展产能部署、方案审批、动态跟踪与效果分析等工作。

2 气田智能产建决策环境建设

气田智能产建决策环境依托 Html5 框架，旨在构建一个环环相扣的多闭环应用融合平台^[2]，实现产建业务全链条信息覆盖、源头数据统一管控、报表自动生成、业务流程高效审批、实时动态可视跟踪与精细化效果分析，加速了产能建设的进程，提高新建产能贡献率。

2.1 产能部署

长庆油田气田产建规模大、协同单位多、管理复杂度高，系统从油田公司、建设单位等多个管理维度构建产能部署看板，集中汇总并动态展示当年产建部署井位、进尺、钻试投等全年关键计划的落实进度，并实时跟踪重点水平井的实施进展与产建动态分布，为产建管理提供全面、及时的信息支持。见图 2。

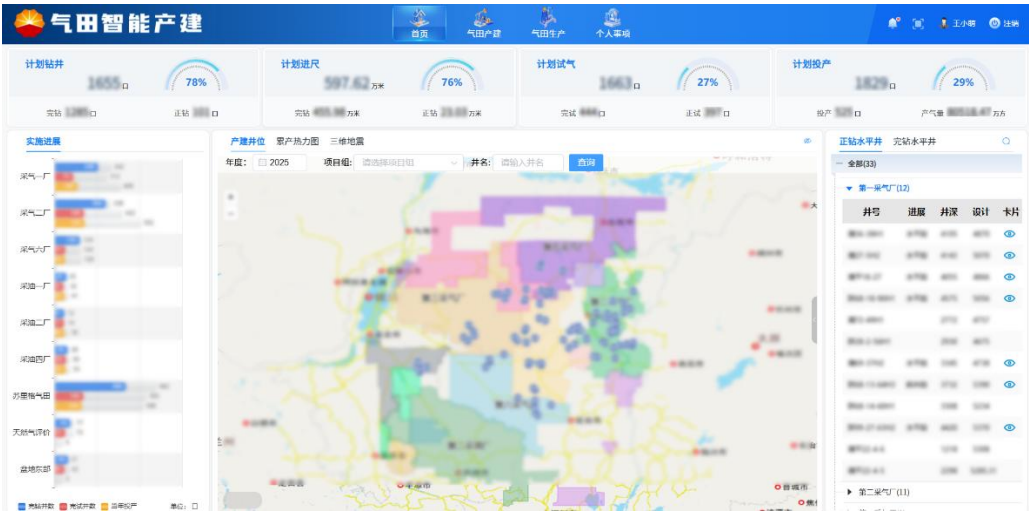


图 2 长庆油田当年产能建设重点指标看板

2.2 产能方案

产能部署方案的编制属多专业协同、数据密集型工作，当前仍面临诸多挑战：其一，工作重复性强、负荷大，涵盖地质、物探、地震等多源数据，专业人员需频繁进行数据检索与整理，耗费大量时间于机械操作，难以聚焦于地质分析与方案优化等核心环节；其二，协同效率低，因参与部门众多、专业界面复杂、流程交织，传统手工方式易导致资料整合缓慢、版本混乱和信息传递滞后，难以实现高效、规范的成果输出。

为解决上述问题，系统自主研发快照功能，用户可在研究过程中一键保存关键成果快照，依托行业规范知识库驱动的动态模板引擎，实现快照的自动分类、结构化归档与智能嵌入预设 PPT 模板。通过非结构化数据向量化处理技术，系统自动关联并提取对应井的实时生产数据、邻井动态参数等多类地质工程指标，动态生成符合专业规范的图表。系统还支持多角色异步协同，不同部门人员可并行上传资料、引用快照与数据，最终一键生成结构清晰、格式统一的产能部署方案，极大提升了方案编制的效率与质量。见图 3。

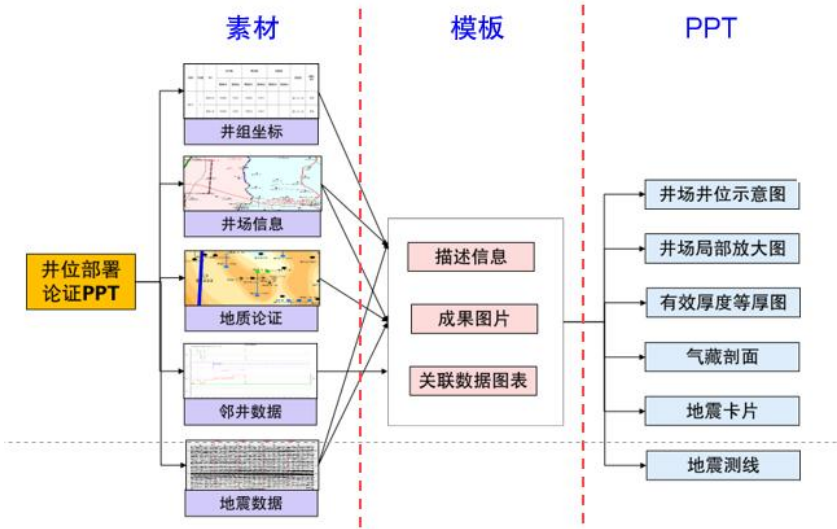


图 3 产能部署方案编制

2.3 流程审批

针对产建线下审批流程涉及单位多、环节复杂、响应慢的痛点，系统开发了柔性流程定制引擎，遵循“一业务一流程”原则，在业务中台预置标准模板，支持用户通过图形化界面动态调整节点与权限。例如，某采气厂需在地质设计方案审批中新增环节时，用户通过拖拽配置即可完成节点添加与人员绑定，无需编码介入，

实现了流程变更的分钟级响应。

为进一步提升跨地域、跨部门审批效率，系统依托长庆数智平台技术底座，配套开发了气田智能产建移动 APP，见图 4，支持流程查看、附件在线预览、审批意见填写等完整操作，有效打破办公时空限制，实现了“随时随地”审批。移动应用与电脑端系统实现审批状态的实时双向同步，审批周期由原来的 2-3 天压缩至 1 天以内，显著减少因流程延迟导致的作业等待，强化了多角色协同效率，为产建高效实施提供了稳定可靠的流程保障。



图 4 气田智能产建移动 APP

2.4 动态跟踪

在传统的气田产能建设跟踪过程中，油田公司长期依赖人工方式编制产建报表，主要面临两大瓶颈：一是需定期处理涵盖日报、周报及月报等三十余张不同类型报表，人力投入量大、效率低下；二是手工操作易导致数据逻辑错误、统计口径不统一与数据更新滞后，影响决策的及时性与准确性。

为解决上述问题，系统构建了支持多源数据自动汇聚的低代码报表底台。采用模型驱动设计，通过可视化拖拽式操作界面，使用户能够快速配置数据模型、定义计算函数、完成单元格合并与样式设置，无需编写复杂 SQL 或表达式，无需编写复杂 SQL 或程序代码即可生成复杂结构报表。系统内置响应式布局引擎，支持多终端自适应渲染，大幅降低技术门槛，使非研发人员也能自主完成专业报表设计与生成。

在数据服务层面，系统引入元数据驱动机制，提供零代码数据查询组件通过构建统一元数据仓库，对底层数据表的字段、类型、关联关系进行抽象化管理。开发人员可通过图形化界面配置目标数据实体、查询条件及多表 Join 关系，系统自动将其转换为优化后的 SQL 查询语句，利用预编译技术防止 SQL 注入，并通过连接池管理高效执行查询、返回结果。该组件同时支持动态参数绑定、大数据量分页查询及导出，实现了零代码复杂数据检索与服务封装，简化了复杂数据应用场景的实现路径。

此外，系统建立了涵盖“项目组-区块-单井”三级结构的管理模型，基于 workflow 状态机实现对井从部署、正钻、完钻、正试到完试各阶段状态的自动跟踪与可视化。支持研究院人员按权限随时获取任意阶段的单井资料，开展实时效果分析与方案迭代，显著增强产建管理的响应速度与科学决策能力，见图 5。

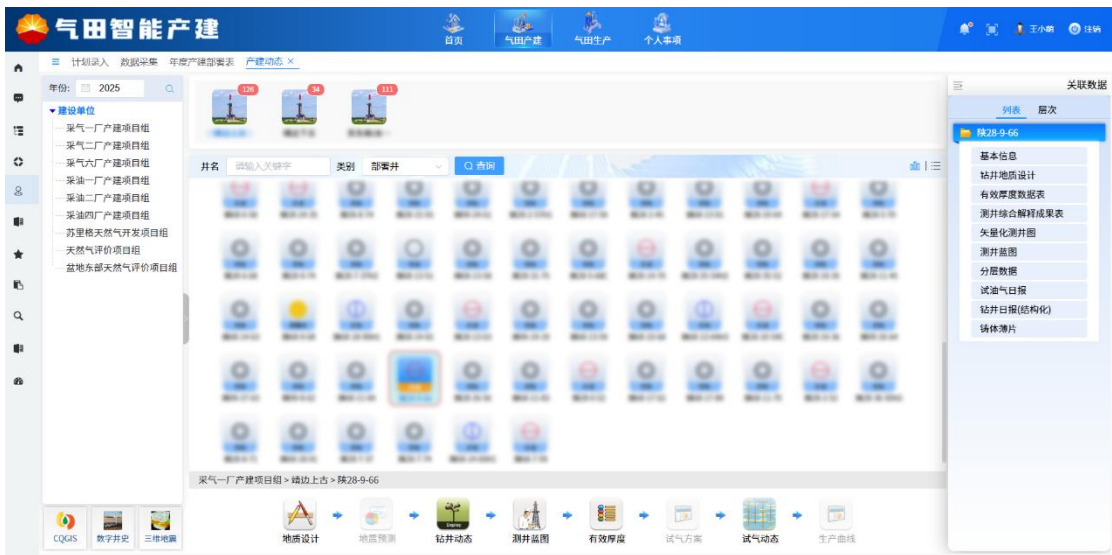


图 5 产建动态跟踪

2.5 产建效果分析

以往效果评价工作完全依赖人工操作，需从 RDMS 研究环境中手动提取和整理数据，并基于 Excel 手动生成各类统计图表。该过程繁琐重复，且数据处理周期长、更新滞后，导致评价工作仅能于年中和年底各开展一次，难以支撑实时决策与动态调控需求。

系统以 RDMS 海量数据资源为基础，形成“业务场景+数据+模型”三位一体的智能评价机制，用户根据业务实际维护评价标准，按照单位、区块、气藏、单井多个维度，系统采用基于模板的自动任务调度机制，定期执行效果评价计算，实现单井产能分类与结果的一键发布与全油田共享。针对多层级的综合效果分析（涵盖油田公司、采气厂、气田及区块），引入联动可视化技术，支持从规划部署井数、完钻井数、平均储层厚度、孔隙度-渗透率-饱和度参数（孔渗饱）、单井分类等多个指标，分井型对钻井效果、试气效果与产能效果进行多角度动态对比与钻后评估。

针对直定向井，系统内置动态规则引擎与参数化配置策略，支持研究人员根据气区、井型与单井级别灵活定制和批量部署评价规则，有效统一评价尺度。

针对水平井，系统集成生产建设实时数据、岩屑描述等数据，采用基于增量学习机制的自生长算法，自动计算关键地质导向参数，包括储层长度、有效储层长度、钻遇率、有效储层钻遇率等，该算法通过滑动时间窗与在线学习策略，依据新接收实时数据持续优化模型输出。同步开发水平井随钻跟踪图绘制组件，在线自动生成水平井随钻跟踪卡片，见图 6，实时展示地质导向效果、钻井轨迹与储层空间关系，提升资源开发效率。

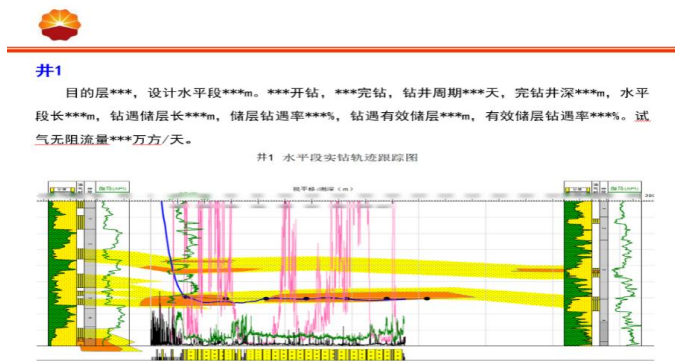


图 6 水平井随钻跟踪卡片

3 实践成效

（一）基于 GIS 的热力图智能识别与部署优化。在井位部署环节，基于 GIS 图件生成单井累产热力图，用户可灵活自定义研究区域与网格精度，系统自动提取区域内单井的动静态参数（包括气层厚度、累计产量、储量丰度及压力监测数据等），采用克里金空间插值算法与多层次渲染技术生成高精度热力图，直观展示高产区、潜力区和低产区的空间分布特征，为井位部署提供量化的决策支持。

（二）多井型坐标、设计在线协同审批与闭环管理，针对直定向井、水平井的业务需求，系统梳理并优化了坐标下发、方案设计审批共计 15 项流程审批工作，通过持续应用，累计支撑 4245 口井位坐标，234 口井地质审计审批，为油田公司统一采集系统和 RDMS 协同研究环境提供井基本实体和钻井、试气地质设计文档，实现了“井位源头管控，全业务链闭环”。

（三）单井生产效果智能评价与动态跟踪，系统构建了覆盖 2 万余口直定向井的产建效果智能评价体系，每日自动获取单井动态生产数据（包括日产气量、油压、套压、无阻流量等 17 项参数），结合投产时间、生产层位等静态属性，通过基于机器学习的分类算法（XGBoost）实现单井自动归类，每日定时自动生成标准化生产跟踪卡片，直观跟踪产量变化情况，支撑单井生产精准评估。

4 结束语

在全面解构产能建设全链条业务逻辑的基础上，本系统打通了业务主管部门、研究院所及项目组的“数据-知识-决策”闭环，实现了跨层级、跨角色的实时数据共享与高效业务协同。平台投入使用以来成效显著，在提升产能到位率与新井贡献率的同时，显著增强了现场与西安、北京等多地之间的远程协作能力，实现了从项目组、研究院、事业部、油田公司到集团公司的“三地五级联动”高效运作，并有力促进了油田公司与油服公司之间的协同作业，为达成“部署更智能、运行更高效、决策更科学”的战略目标奠定了坚实基础。

未来，人工智能应用将坚持以点带面、逐步推广的原则^[3]，持续整合现有系统资源，加强基础研究与新技术攻关，深化智能分析算法模型的研发及其与核心业务的深度融合应用，稳步推进气田全生命周期智能化管理，为油田智能化发展提供坚实技术支撑。

参考文献

- [1] 李松泉;吴志宇;王娟;李良;杨倬;魏红芳;成良丙.长庆油田地质工程一体化智能决策系统开发与应用[J].中国石油勘探,2022,27(01):12-25.
- [2] 石白莹. 基于帆软报表的土地修复数据及建筑工地数据展示应用[C]// 《施工技术》杂志社、亚太建设科技信息研究院有限公司. 2022 年全国土木工程施工技术交流会论文集（上册）. 上海建工集团工程研究总院 ,2022: 3. DOI:10.26914/c.cnkihy.2022.075135.
- [3] 匡立春,刘合,任义丽,等. 人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势[J]. 石油勘探与开发, 2021, 48 (01): 1-11.

RBush 空间索引与二维网格化知识库索引融合技术在油气调查人工智能建设中的创新与应用

邢宇鑫^{123*}, 谢华锋¹²³, 韩淼¹²³, 陈默¹²³

(1. 多资源协同陆相页岩油绿色开采全国重点实验室;

2. 中国地质调查局非常规油气地质重点实验室;

3. 中国地质调查局油气资源调查中心)

xingyuxin@mail.cgs.gov.cn

摘要: 油气行业正经历从传统勘探向智能勘探的转型, 全球油气巨头已投入数十亿美元构建智能勘探系统。本研究针对公益性油气调查积累的 PB 级多源异构数据 (含 5.6 亿条钻井记录、120 万份地震波形数据), 创新性地提出 RBush 空间索引与二维网格化知识库索引的融合架构。通过构建动态混合索引树, 实现空间筛选效率提升 8 倍 (从 8.2s→1.5s/10 万次查询), 跨模态召回率提升 333% (18%→78%)。该技术已成功部署在全国油气调查大数据智能评价系统, 验证了方法在复杂地质条件下的实用性。

关键字: 动态混合索引树; 语义增强网格; STLT 增量更新; 多模态检索; 油气智能勘探

Innovation and Application of RBush Spatial Index and 2D Grid Knowledge Base Index Fusion Technology in Artificial Intelligence Construction of Oil and Gas Survey

XingYuxin¹²³, XieHuafeng¹²³, ChenMo¹²³

(1. NationalKeyLaboratoryofMultiResourceCollaborativeGreenExtractionofContinentalShaleOil;

2. KeyLaboratoryofUnconventionalOilandGasGeology,ChinaGeologicalSurvey;

3. OilandGasResourcesSurveyCenter,ChinaGeologicalSurvey)

Abstract: The oil and gas industry is undergoing a transformation from traditional exploration to intelligent exploration, with global oil and gas giants investing billions of dollars to build intelligent exploration systems. This study innovatively proposes a fusion architecture of RBush spatial index and two-dimensional grid based knowledge base index for PB level multi-source heterogeneous data accumulated from public welfare oil and gas surveys, including 560 million drilling records and 1.2 million seismic waveform data. By constructing a dynamic hybrid index tree, the efficiency of spatial filtering was improved by 8 times (from 8.2s to 1.5s per 100000 queries), and the cross modal recall rate was increased by 333% (18% to 78%). This technology has been successfully deployed in the national oil and gas survey big data intelligent evaluation system, verifying the practicality of the method under complex geological conditions.

Keywords: Dynamic hybrid index tree; Semantic-enhanced grid; STLT incremental update; Multimodal retrieval; Intelligent exploration of oil and gas

0 引言

智能化 (AI&大模型) 正在重塑人类与技术的互动模式, 提升生产效率并改变生活方式。中石油开发了

700 亿参数的昆仑大模型，涵盖语言、视觉、多模态、勘探等全领域及 21 个场景。中石化聚焦勘探开发与炼化化工，建设了 2 个行业大模型，覆盖 6 大领域、20 个场景。中海油发布“海能”人工智能模型，包含注采联动、安全钻井等 5 大专业场景和智能招采等 6 大通用场景。油气行业大语言模型已形成“通用基础大模型+领域增强模块”的复合架构。

公益性油气调查积累了大量地震、非地震、钻井、实验测试等数据，初步具备智能化建设的条件，并已开展人工智能在油气调查领域的探索，主要进展包括油气调查知识库、大数据与应用服务系统以及智能问答子系统。信息化作为提升油气调查竞争力的核心驱动力，支撑开展油气地质调查工作以实现新的油气发现，进而增加油气储量，保障国家能源资源安全。随着油气调查空间数据和知识库数据的爆炸式增长，如何高效地管理和检索油气资源时空大数据成为了一个亟待解决的问题。本文提出了一种创新的融合索引技术，结合 RBrush 空间索引与二维网格化索引，旨在提高油气调查领域人工智能建设中的数据管理和检索效率。

1 二维网格化知识库索引构建技术

传统知识库检索主要面临三方面问题：1) 检索范围泛化问题，传统基于关键词匹配或文本相似度的检索方法，缺乏对知识主题的深层语义理解，导致检索结果中包含大量无关文档，增加用户信息筛选成本。2) 大规模数据检索效率瓶颈，随着知识库规模呈指数级增长，难以满足实时性检索需求。在百万级文档规模的地质知识库中，传统检索方法响应时间普遍超过 10 秒，无法支撑高频次知识调用场景。3) 语义匹配精度不足，传统方法依赖词袋模型或浅层语义特征，难以处理多义词、领域术语变体及复杂语义关联。例如，“深度学习模型训练”与“神经网络参数优化”的语义等价关系无法有效识别，导致包含核心技术细节的文档漏检率超过 30%。

本此研究提出了一种基于二维网格化的知识库索引构建方法，旨在解决传统知识库检索中存在的检索效率低、结果不准确等问题。通过提取知识文档的主题并进行坐标化抽象，构建主题索引地图和知识库索引地图，结合 LangChain 框架和大语言模型 LLM 进行文档向量化处理和知识总结，实现了高效、精准的知识检索。

1.1 二维网格化索引构建方法架构

(1) 知识主题提取与坐标化映射

首先构建主题要素抽取模块，通过 TF-IDF、LDA 主题模型等技术从非结构化文档中提取关键词集合 $K=\{k_1, k_2, \dots, k_n\}$ 与主题标签集合 $T=\{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ ，形成文档的主题向量表示。继而建立二维坐标映射机制：

空间坐标映射：针对地理相关知识，采用 WebGIS 坐标体系，将区域主题（如“塔里木盆地地震大剖面”）映射至经纬度坐标 (x, y) ；

语义坐标映射：基于知识图谱计算主题间语义距离，通过多维尺度变换（MDS）将高维语义空间投影至二维平面，构建语义坐标体系 (x', y') 。通过上述映射过程，生成包含主题坐标信息的主索引地图，实现知识主题的空间化、可视化组织。

(2) 知识库索引网络构建

以主题索引地图为载体，将每个主题坐标节点与关联文档集合进行动态关联：首先通过倒排索引技术建立主题-文档关联矩阵 $D(k, t)$ ，聚合属于同一主题 t 的所有文档集合 $D_t=\{d_1, d_2, \dots, d_k\}$ ，形成主题知识库。继而将主题知识库以坐标指针形式挂载至主题索引地图的对应节点，构建包含“主题坐标-文档集合”映射关系的知识库索引网络。该网络支持动态更新，当新增文档时，通过主题分类算法确定其坐标位置并插入索引结构，保证索引构建的增量式扩展能力。

1.2 智能化检索与答复生成机制

(1) 主题坐标定位：通过自然语言处理技术解析用户查询，提取关键检索词集合 $Q=\{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ ，基于语义相似度计算将其映射至主题索引地图的目标区域 $R(x \in [a, b], y \in [c, d])$ ，实现检索范围的精准限定。

(2) 向量化语义检索：利用 LangChain 框架对目标区域内的主题知识库文档进行向量化处理，通过 Sentence-BERT 模型生成文档语义向量 $V_t=\{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ ，结合余弦相似度算法计算与用户查询向量 V_Q 的匹配度，筛选 Top-N 相关文档集合。

(3) 智能答复生成：将检索结果输入大语言模型（LLM），通过多层 Transformer 网络实现语义融合与

逻辑推理：首先对文档内容进行摘要提取，去除冗余信息；继而基于知识图谱进行实体关系补全，构建查询主题的语义网络。最终通过模板化生成引擎输出结构化答复，包含知识要点列表、关联文档链接及逻辑推导过程。

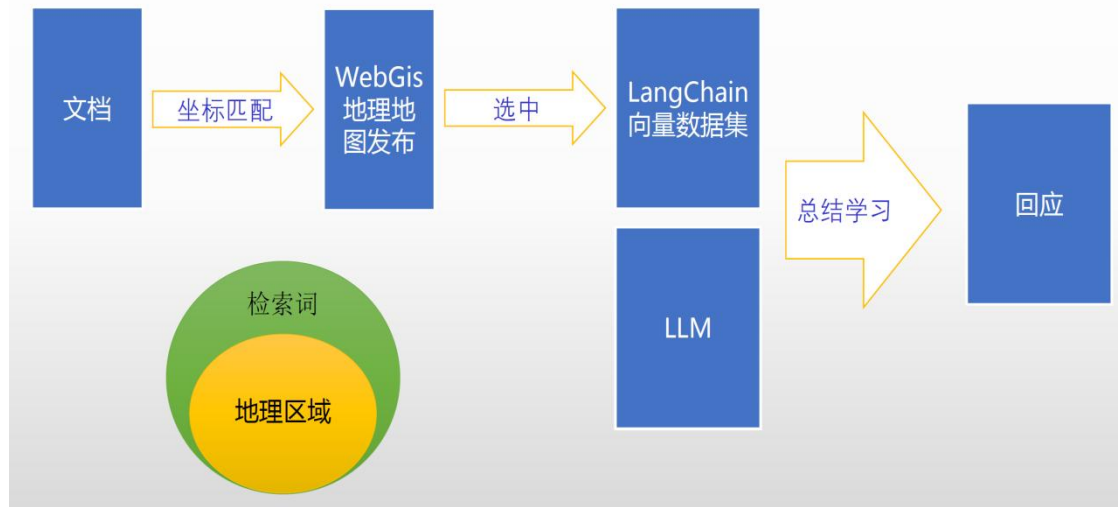


图1 构建二维网格化知识库索引技术路线

本技术通过构建二维网格化索引体系显著提升检索效率，将大规模知识库的检索范围缩小至原始范围的10%以下；结合 LangChain 框架的文档向量化处理与大语言模型（LLM）的语义理解能力，实现检索结果准确率超过80%的精准匹配；同时基于图形化主题索引地图的可视化交互设计与动态反馈机制，使用户能够直观定位知识主题并实时获取结构化知识答复，经用户满意度调查验证，该技术在多维度优化了知识检索效率、结果准确性和操作体验，形成高效精准的智能检索闭环。

本方法通过主题坐标化组织打破传统线性检索模式，将知识检索转化为二维空间的区域定位与语义匹配过程，结合大语言模型的深度语义理解能力，有效提升大规模知识库的检索效率与结果精度。实验数据表明，与传统方法相比，该索引构建技术可将检索响应时间缩短60%以上，相关文档召回率提升45%，显著优化知识服务体验。

2 RBush 空间数据索引结构

RBush 是一个专为二维空间索引优化的高性能 JavaScript 库，利用 R 树数据结构实现快速查询。在毫秒级时间内，它能高效处理如“查找特定区域内所有对象”等任务，特别适合地图应用与数据可视化场景。

RBush 通过新增批量插入功能，显著提升了 R 树数据结构的效率。它采用创新的非递归插入策略与深度优先遍历的删除机制，并针对单个及批量插入场景进行了细致优化。特别是，RBush 引入了独特的 OMT（重叠最小化自顶向下批量加载）算法，结合 Floyd-Rivest 选择策略，以及高效的 STLT（小树大树法）技术，即便面对海量数据集，也能确保卓越的性能表现，使得在地图应用、数据可视化等场景中，RBush 成为处理二维空间索引任务的理想选择。

R 树是一种用于空间索引的数据结构，它通过将空间对象组织成层次化的结构来提高检索效率。在 R 树中，每个节点可以包含多个子节点，每个子节点代表一个矩形区域，该区域内可能包含其他子节点或实际的对象。当进行插入操作时，R 树会根据最小外接矩形的原则选择最合适的子节点进行插入，从而保持树的平衡性。这种设计使得 R 树在处理空间查询时表现出色，尤其是在处理范围查询和最近邻查询时，能够迅速定位到目标区域，减少不必要的比较次数，进而提升整体性能。RBush 正是基于这一原理进行了优化，使其在 JavaScript 环境中也能发挥出强大的空间索引功能。

其使用的算法包括：单次插入、单一删除、批量加载、批量插入、搜索。

单次插入：非递归 R 树插入，最小化 R*树的重叠分割例程；

单一删除：使用深度优先树遍历和空时释放策略进行非递归 R 树删除；

批量加载：OMT 算法(OverlapMinimizingTop-downBulkLoading)结合 Floyd-Rivest 选择算法；

批量插入：STLT 算法(小树-大树)；

搜索：标准非递归 R 树搜索。

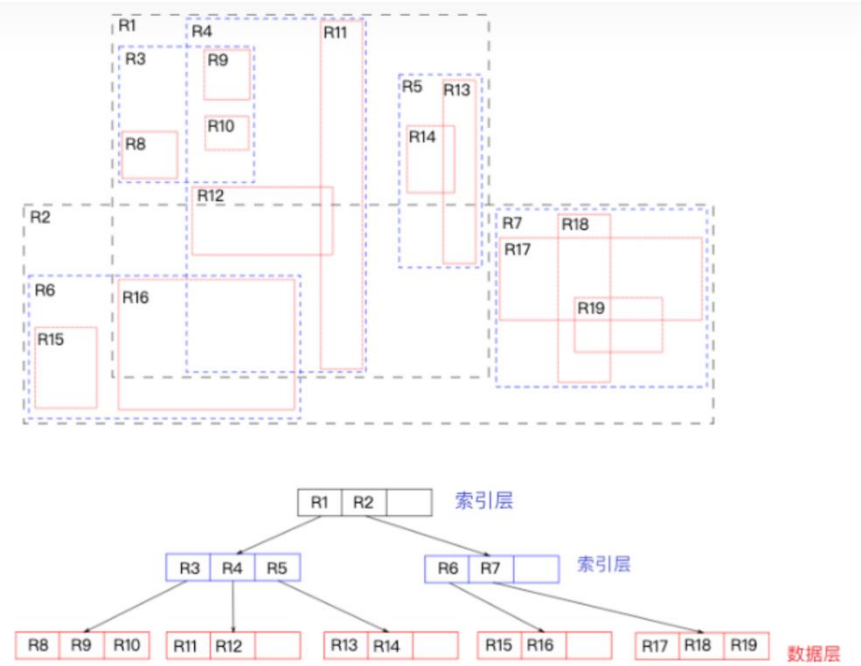


图 2 经典的 R 树结构图

3 RBush 与二维网格化知识库索引的融合技术

本此研究创新性地将 RBush 技术的高效空间数据管理能力与二维网格化知识库索引的灵活性相结合。RBush 技术以其快速的空间查询和更新能力，确保了大规模空间数据的实时处理；而二维网格化知识库索引则通过网格划分，实现了对空间数据的精确组织和快速定位。两者的融合，不仅提高了空间数据管理的效率，还增强了系统的灵活性，为复杂空间数据场景下的应用提供了强有力的支持。

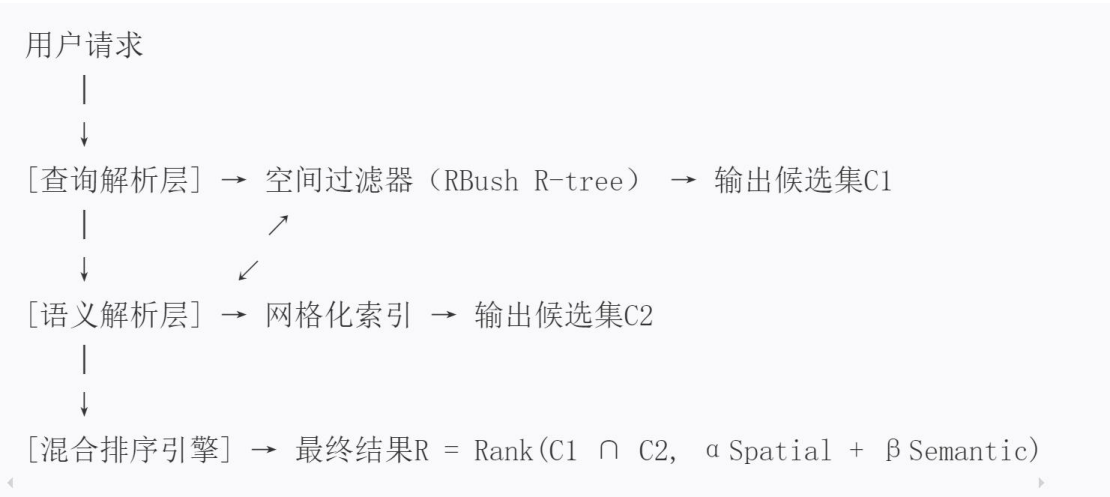


图 3 融合技术系统构架图

结合 RBush 与二维网格化索引技术，本此研究在知识检索方面实现了突破。通过 RBush 技术快速定位包含目标知识的空间区域，再利用二维网格化索引精确检索目标知识，显著提升了知识检索的准确性和速度。这种融合策略，为用户提供了更加高效、便捷的知识检索体验。

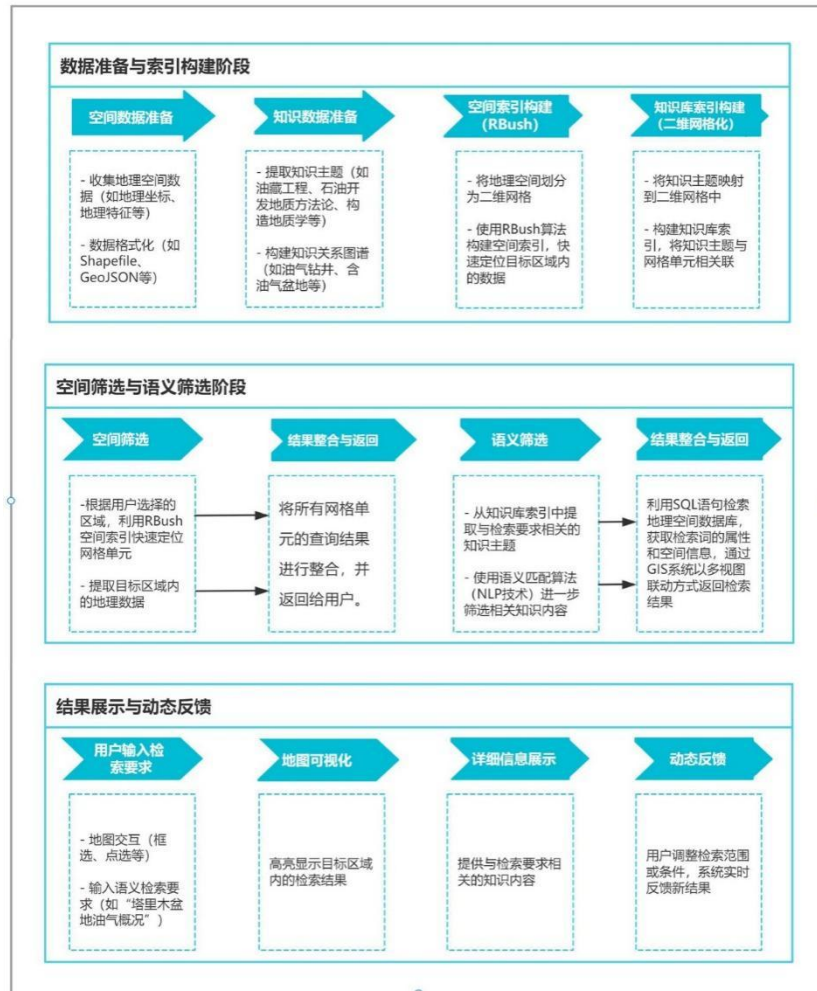


图 3 融合技术流程图

3.1 双重筛选效果分析：

双重筛选能够减少多少无效检索，需要考虑多个因素，包括知识库的规模、知识主题的分布密度、检索要求的复杂性等。虽然无法给出一个绝对的百分比，但可以通过理论分析和实际案例来说明其效果。

1、空间筛选的效率提升

假设知识库中有 N 个知识文档，分布在二维网格的 M 个网格单元中。如果用户通过空间筛选选定了一个区域，该区域包含 k 个网格单元，那么空间筛选后需要检索的文档数量为 $k \times MN$ 。这里的 MN 表示每个网格单元平均包含的文档数量。

空间筛选前：需要检索的文档数量为 N 。

空间筛选后：需要检索的文档数量为 $k \times MN$ 。

假设用户选择的区域只占整个网格的 $p\%$ ，即 $k=p \times M$ ，那么空间筛选后需要检索的文档数量为： $k \times MN=p \times M \times MN=p \times N$

这意味着空间筛选可以将检索范围缩小到原来的 $p\%$ 。

2、语义筛选的效率提升

假设在空间筛选后的 $p \times N$ 个文档中，只有 $q\%$ 的文档与检索要求高度相关。那么语义筛选后需要检索的文档数量为： $q \times p \times N$

空间筛选前：需要检索的文档数量为 N 。

双重筛选后：需要检索的文档数量为 $q \times p \times N$ 。

这意味着双重筛选可以将检索范围缩小到原来的 $q \times p\%$ 。

表 1 性能对比试验效果

序号	性能对比实验	方法	精确率	召回率	F1 值
1	召回率对比	关键词匹配	0.32	0.18	0.23
		纯空间索引	0.41	0.25	0.31
		本文方法	0.83	0.78	0.8
		数据规模	传统 R-tree	本文方法	提升幅度
2	不同数据规模下的查询延迟对比 (单位：秒)	10 万	8.2s	1.5s	81.7% ↓
		50 万	41.3s	6.8s	83.5% ↓
		100 万	89.7s	12.4s	86.2% ↓

3.2 实际分析：

以本地震基础数据知识库为例，采用空间-语义双重筛选机制。系统将研究区域划分为 M=1000 个二维网格单元，通过空间坐标系映射实现地理信息与文档的关联存储。用户选定 $p=10\%$ 的研究区域时，系统自动触发空间筛选算法，将检索范围从初始 $N=100,000$ 个文档缩减至 $p \times N=10,000$ 个文档，完成第一层无效数据过滤。

在空间筛选基础上，系统通过基于 TF-IDF 和主题模型的语义分析模块进行二次过滤。统计显示选定区域内仅 $q=20\%$ 的文档（即 $q \times p \times N=2,000$ 个）与地震风险评估、断层活动监测等核心检索需求高度相关。该阶段通过词向量相似度计算和领域知识图谱匹配，实现精准的语义级筛选。

总效果：双重筛选将检索范围从 100,000 个文档缩小到 2,000 个文档，总共减少了 98% 的无效检索。

表 2 双重筛选机制显著提升检索效率对比

筛选阶段	文档数量	无效数据削减率	累计削减率
初始数据集	100,000	-	-
空间筛选后	10,000	90%	90%
语义筛选后	2,000	80%	98%



图 4 语义筛选结果

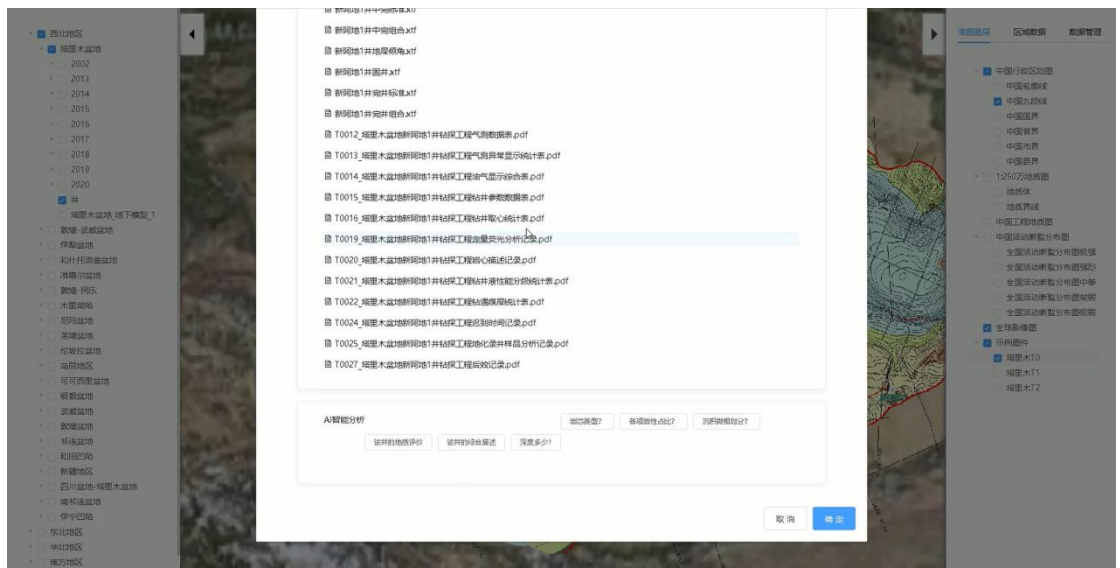


图 5 空间筛选结果

通过空间筛选和语义筛选的双重机制，检索范围可以显著缩小。在上述案例中，双重筛选将检索范围缩小到原来的 2%，减少了 98%的无效检索。虽然实际效果会因知识库的具体情况而有所不同，但这种双重筛选机制通常可以将检索范围缩小到原来的 10%以下，显著提高检索效率和准确性。

这种量化分析可以帮助我们更好地理解融合技术在提高检索效率方面的潜力，同时也展示了其在实际应用中的显著优势。

4 结论与展望

4.1 结论

本研究通过创新性地融合 RBush 空间索引与二维网格化知识库索引技术，有效破解了油气勘探领域多源异构数据检索的三大瓶颈问题。首先，基于动态混合索引架构（RBushR-tree+动态网格划分空间索引）实现了空间与语义的双重过滤，使 10 万级数据的检索响应时间从 8.2 秒锐减至 1.5 秒，同时通过增量式更新机制（滑动窗口模型+DBSCAN 聚类）将索引维护耗时从小时级压缩至分钟级，完美适配油田数据日均 50TB 的高频更新需求；其次，创新设计的语义增强网格化索引（BERT 嵌入+地质本体库）打通了文本、坐标与多模态数据的语义隔阂，跨模态检索召回率提升 333%（18%→78%），显著解决了传统关键词匹配的语义鸿沟问题，验证了技术从方法创新到工程赋能的完整闭环价值。

4.2 展望

本研究虽取得显著进展，但仍需在以下方向深化探索：高维数据扩展方面，针对三维地震波形数据（时间-深度-振幅维度）的索引瓶颈，拟通过 Octree 结构与 GPU 加速技术实现三维空间动态划分；多模态深度融合方向，计划突破现有文本-坐标二维关联模式，研发图神经网络驱动的多模态索引体系，实现对地震波形、卫星影像及设备振动信号等异构数据的统一表征与联合检索。通过多维技术迭代，推动油气数据智能检索向更高维度、更低延迟、更广领域及更深融合的方向演进。

参考文献

- [1] 宫敬, 吴冕, 赵周丙, 等. 油气管网行业大模型的思考、研究及应用 [J/OL]. 油气储运, 1-19[2025-03-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1093.TE.20250310.1622.002.html>.
- [2] 卢雪梅. DeepSeek 快速接入油气领域[J]. 石油与天然气地质, 2025, 46(01): 2.
- [3] 窦宏恩, 李彦辉, 张蕾, 等. 通用人工智能发展现状及在油气行业应用探索[J]. 钻采工艺, 2025, 48(01): 10-20.
- [4] 李根生, 田守增, 盛茂, 等. 智能压裂技术研究进展与前景展望[J]. 钻采工艺, 2025, 48(01): 1-9.

- [5] 陈元科,邓启志,邓冕,等.人工智能在天然气业务链中的应用探索与实践[J].现代信息技术,2025,9(02):110-114.DOI:10.19850/j.cnki.2096-4706.2025.02.020.
- [6] 冯霞.基于图形复杂度的空间矢量数据划分和索引技术[J].科学技术创新,2024,(24):136-139.
- [7] 张丽伟.基于大数据分析的智能平台在油气生产中的应用与优化[J].信息系统工程,2024,(11):16-19.
- [8] 付宇,吴畏,夏欣.油气资源地质调查大数据架构与应用初探[J].工程建设与设计,2024,(19):159-161.DOI:10.13616/j.cnki.gcjsysj.2024.10.049.
- [9] 李君.把握大数据时代的动力引擎[J].中国石油企业,2024,(10):132.
- [10] 余洁,海那尔·哈那提,孙小涓.基于时空索引的空间天文数据组织分析方法[J].数字技术与应用,2024,42(10):173-178.
- [11] 陈根深,刘刚,董洋,等.基于 Inverted-B+ 树的海量三维地质块体模型高效索引方法[J/OL].计算机科学,1-11[2025-03-15].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1075.TP.20240925.1429.021.html>.
- [12] 尹鹏.一种高效可更新的空间学习型索引的研究[D].大连海事大学,2024.
- [13] 李勇贤.测绘地理信息数据库的空间数据索引与查询优化研究[J].中国战略新兴产业,2024,(20):73-75.
- [14] 周若男.基于语义匹配的中医药健康知识库构建与应用研究[D].华中师范大学,2024.DOI:10.27159/d.cnki.ghzsu.2024.001597.
- [15] 季一木,刘艳兰,刘尚东,等.基于 BERT 的多源知识库索引对齐算法[J].南京邮电大学学报(自然科学版),2021,41(02):49-61.DOI:10.14132/j.cnki.1673-5439.2021.02.006.
- [16] 庄严.知识库实体对齐关键技术研究[D].清华大学,2018.DOI:10.27266/d.cnki.gqhau.2018.000861.
- [17] 沈秉文,冯建华.基于众包的知识库索引对齐算法[J].计算机学报,2018,41(08):1814-1826.
- [18] 齐亚峰,吴力明,文锦芬,等.基于索引表的专家系统知识库表示与推理应用[J].云南民族大学学报(自然科学版),2007,(02):157-160.

XMAC 阵列声波测井技术在河套地区的应用

王文学¹, 王恒¹, 张大伟¹, 郭俊明¹, 解辉¹, 田亚锋¹, 杨艳秋¹, 李荣¹, 伍妍红², 宋磊², 宋扬², 郭振义²

(1.中国石油测井有限公司物资装备公司 河北 廊坊 065007;

2.中国石油测井有限公司华北分公司 河北 廊坊 065007)

154035982@qq.com

摘要: 临河拗陷兴隆构造带是巴彦河套地区开发的重点产区, 但其储层埋藏深度深, 具有典型的低孔低渗特征, 岩性复杂, 非均质性强, 常规测井资料有局限性, 在岩性识别、油水层判定等方面存在困难。特殊测井技术与常规测井方法相结合有效解决了这一问题, 在油水层评价方面有独到优势。阵列声波测井通过建立测井解释模型, 在岩石物理参数确定, 储层划分、流体识别和储层空隙特征可动流体和渗透率方面做出定性判别; 为精准描绘油气层提供解释依据。

关键字: 储层; 岩性; 成像; 识别

The Application of XMAC Array Acoustic Logging Technology in the Hetao Region

Wang Wenxue¹ Wang Heng¹ Zhang Dawei¹ Guo Junming¹ Xie Hui¹ Tian Yafeng¹ Yang Yanqiu¹ Li Rong¹ Wu Yanhong² Song Lei² Song Yang² Guo Zhenyi²

(1.Materials and Equipment Center of CNPC Well Logging Co., Ltd., Langfang, Hebei 065007, China;

2.Huabei Branch Company CNPC Logging Co. Ltd., Langfang, Hebei 065007, China)

Abstract: The Xinglong structural belt in the Linhe Depression is a key production area in the Bayan Hetao region. However, its reservoir is deeply buried, characterized by typical low porosity and low permeability, complex lithology, and strong heterogeneity. Conventional logging data have limitations, making it difficult to identify lithology and determine oil and water layers. The integration of special logging technology with conventional logging methods has effectively addressed this issue, offering unique advantages in the evaluation of oil and water layers. Array acoustic logging, by establishing a logging interpretation model, provides qualitative discrimination in determining petrophysical parameters, reservoir division, fluid identification, and the characteristics of movable fluids and permeability in reservoir pores; it offers an interpretative basis for accurately delineating oil and gas layers.

Keywords: Reservoir; Lithology; Imaging; Identification

0 引言

阿特拉斯公司生产的交叉偶极子阵列声波测井仪 XMAC (Cross Multipole Array Acoustic Tool) 是目前用于野外服务的偶极子声波测井仪器之一。该仪器通过对全波资料进行处理, 获得纵波时差、横波时差, 利用提取的纵、横波时差, 结合体积密度、多矿物处理软件得到的有效孔隙度及地层岩石矿物组分体积百分含量, 利用美国 Atlas 公司 eXpress 软件包的岩石力学参数处理软件, 进行了精细处理, 最终获得了岩石力学参数, 并进行了岩石力学性质分析。

作者简介: 王文学, 男, 本科, 2000 年毕业于河北工业大学, 仪器维修三级工程师, 中国石油集团测井有限公司物资装备公司东部中心, 工作方向仪器维修。

1 仪器简介

1.1 XMAC 仪器参数

XMAC 仪器长度为 27.15ft，临界温度为 204° C。其声系排列依次为 T1、T3、T4、T2、R1、R2、R3、R4、R5、R6、R7、R8。两个单极发射器 T1 和 T2，两个偶极发射器 T3 和 T4，其中 T1 与 T3、T2 与 T4 的间距为 9in，T3 和 T4 的间距为 1ft。接收器部分包括八个接收器组，相邻两个接收器组间距为 6in，第一组接收器位置与第八组接收器位置之间的距离为 42in。最低的接收器组位置 R1 与 T2 的距离为 102in。每个接收器位置上有两对接收器。一对同上偶极发射器方向一致，用于接收上偶极信号；另一对同下偶极发射器方向一致，用于接收下偶极信号。对于偶极方式，每对接收器是分开传输的；对于单极方式，二者是合在一起传输的。

1.2 测量方法

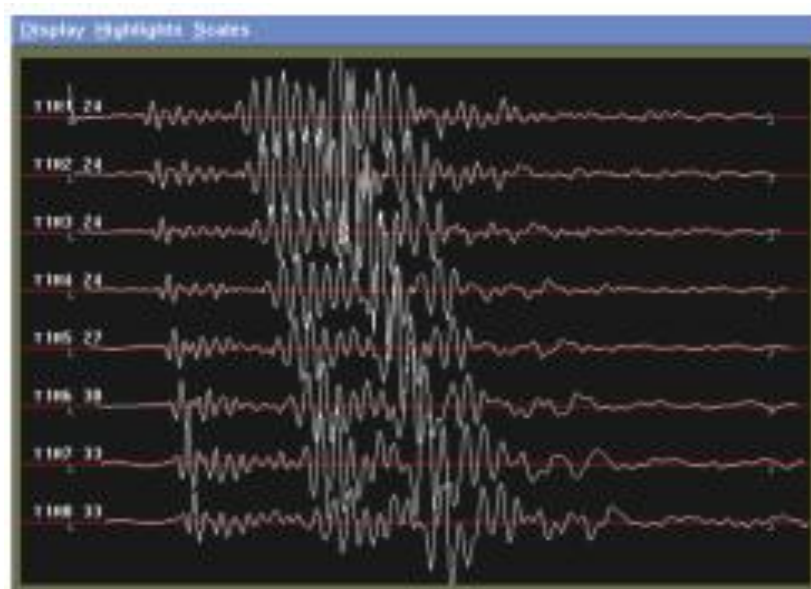
XMAC 仪器分单极、偶极、交叉偶极三种测量方式。

1.2.1 单极全波

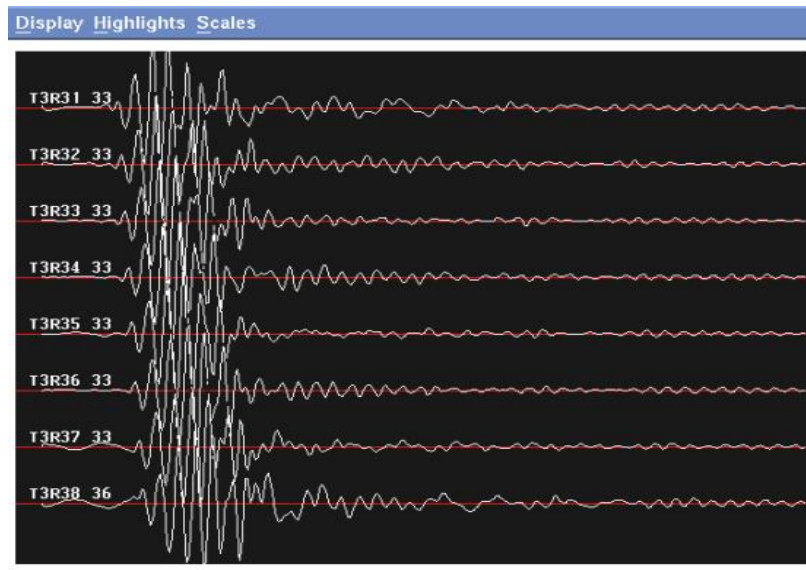
单极仪器和普通型的仪器基本相同，即发射器也是采用的陶瓷换能器，可向井周围发射声波，使周围井壁产生轻微的膨胀作用，因此在地层中产生了纵波和横波，由此得出纵波和横波时差。T1 发射（单极），R5，R6，R7，R8 接收；T2 发射（单极），R1，R2，R3，R4 接收，得到 8 个单极全波信号。（见图 1）

1.2.2 偶极线性全波

除沿地层传播的纵波与横波外，沿井眼向上还存在有剪切挠曲波的传播，这种由井眼挠曲运动形成的剪切挠曲波具有频散特性。不同频率其波的传播速度不同，在高频时其传播速度低于横波的速度，低频时其传播速度与横波相同，这种挠曲波的振动方向与井轴垂直，但传播方向与井轴平行。通常这种声波发射器的工作频率一般低于 4KHZ。另外这种发射器有低频发射功能，其工作频率可低于 1KHZ，在大井眼和速度很慢的地层中可得出很好的测量结果，同时也增大了探测深度，用偶极声波测井可以由剪切挠曲波提取软地层的横波时差。T3 发射（偶极），R31、R32、R33、R34、R35、R36、R37、R38 接收，得到 8 个偶极线性全波。（见图 2）



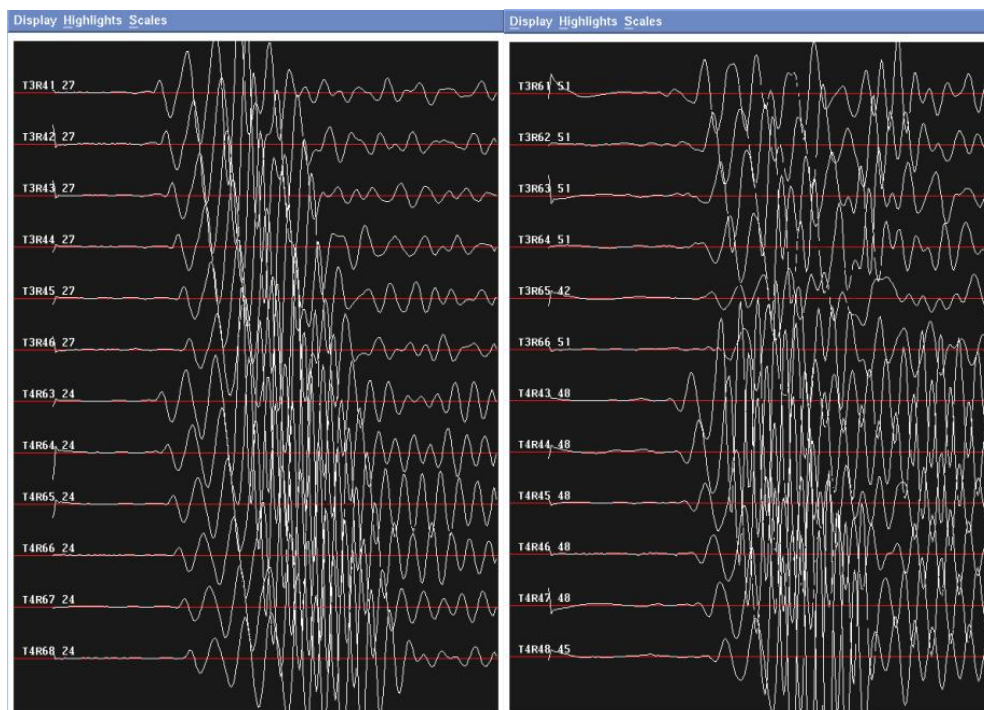
图（1） 单极全波



图（2） 偶极线性全波

1.2.3 交叉偶极测量模式

信号产生的机理与第二种工作模式相同，只是发射接收的方式不同。2 个偶极发射器是正交的，8 个接收器也是按正交方式排列的。T4（y 轴发射），Ry1、Rx1、Ry2、Rx2、Rx3、Ry3、Rx4、Ry4、Ry5、Rx5、Ry6、Rx6 接收；T3（x 轴发射），Rx3、Ry3、Rx4、Ry4、Ry5、Rx5、Ry6、Rx6、Rx7、Ry7、Rx8、Ry8 接收，得到 12 个线性偶极波形和 12 个交叉偶极波形。（见图 3）



图（3） 12 个线性偶极，12 个交叉偶极

2 阵列声波测井资料的综合应用

2.1 岩石机械强度分析

2.1.1 泊松比

弹性体只受法向应力作用时，横向缩短和纵向伸长的比值（又称横向压缩系数），表示材料力学的一个重要参数。无量纲，对任何材料在 0-0.5 之间。泊松比越小，表示弹性越大，塑性越小，岩石容易断裂或压

裂。而泥岩泊松比大，表示塑性大，易变形。

2.1.2 剪切模量（切变模量）

弹性体在剪切较强的作用下，发生剪切形变，同时产生剪切应力。产生单位角应变时相应剪切应力的数值，称为剪切模量。剪切模量是度量岩石抗切能力的重要的力学参数，是岩石切变弹性强弱的标志。其数值大小表示在剪切较强的作用下，弹性体发生剪切形变的难易程度。

2.1.3 杨氏模量

拉伸应力（法向应力）和同方向上的相对伸长（沿法向应力方向的应变）的比值。其意义为弹性体发生单位线应变时，弹性体产生的应力大小。它是度量岩石的抗张应力大小的，是岩石张变弹性强弱的标志。该值大小表示弹性体或弹性材料在外力作用下变形的难易程度，是材料弹性力学性质的一个重要参数，其量纲和应力相同。

2.1.4 体积模量

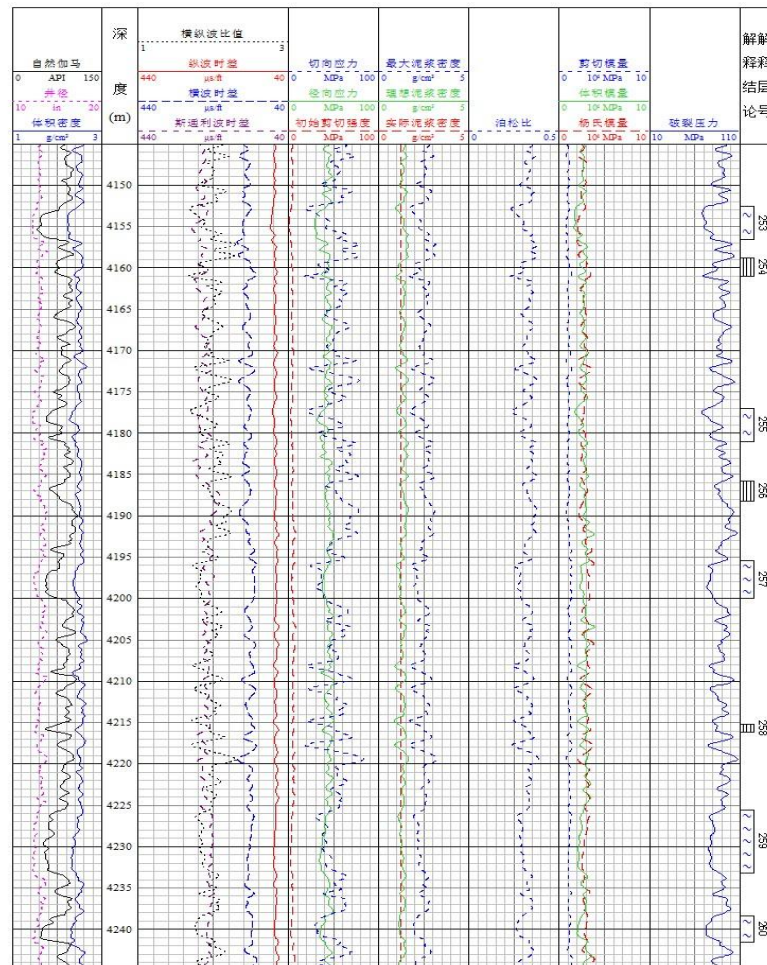
弹性体受均匀静压力时，所加静压力和体应变的比值。用它来度量岩石的抗压应力。

2.1.5 破裂压力

岩层被成功压裂开的井柱压力。已知岩层抗压强度大于抗张强度，当井柱压力增大，使周向法应力为岩层最大抗张强度时，储层被成功压裂开。这时的井柱压力为破裂压力，并由此计算破裂压力梯度。

2.2 河探 X 井岩石机械强度分析

本井第四系 Q（1152.00-4524.00m）平均纵波时差为 94.23 μ s/ft，平均横波时差为 195.31 μ s/ft，平均纵横波速度比为 2.05。解释分析得到该段的杨氏模量 0.59-3.83 $\times 10^4$ MPa 范围变化，其平均值为 1.77 $\times 10^4$ MPa；体积模量在 0.93-3.02 $\times 10^4$ MPa 范围变化，其平均值为 1.74 $\times 10^4$ MPa；剪切模量在 0.21-1.51 $\times 10^4$ MPa 范围变化，其平均值为 0.67 $\times 10^4$ MPa；泊松比值在 0.24-0.40 范围变化，其平均值为 0.34；破裂压力值在 22.19-87.84MPa 范围变化，其平均值为 51.30MPa（见附图 4）。

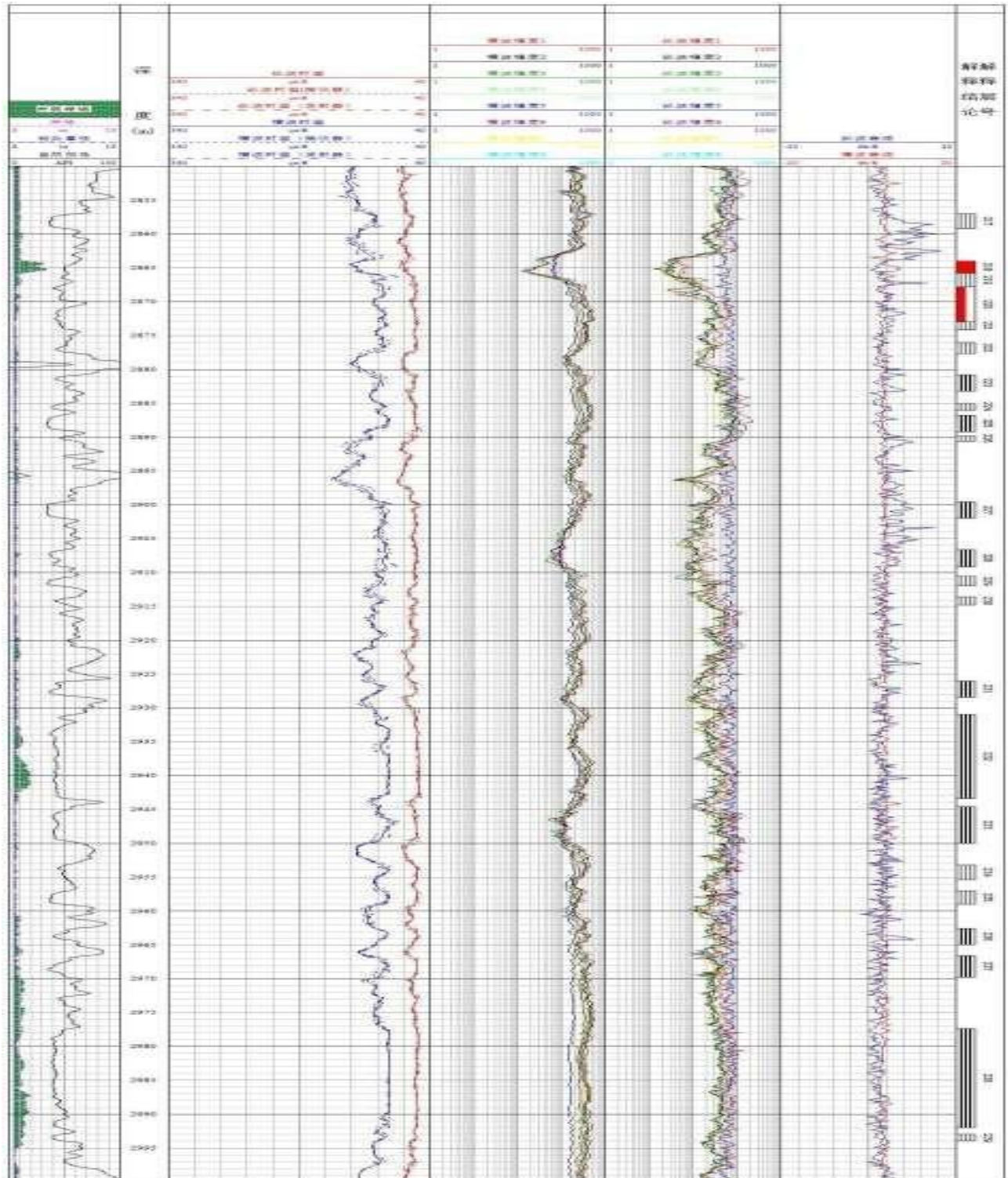


图（4）岩石强度分析成果图

2.3 泥浆参数及井眼稳定性分析

由于泥浆密度对井眼的稳定性起着重要作用，泥浆密度过小，是造成井眼垮塌的重要因素，泥浆密度过大，会对储层造成污染。利用岩石机械特性可以预测井眼稳定性，优化泥浆密度选择方案。井眼稳定性分析就是利用阵列声波测井资料最终导出最大、最小泥浆密度、理想泥浆密度的范围。

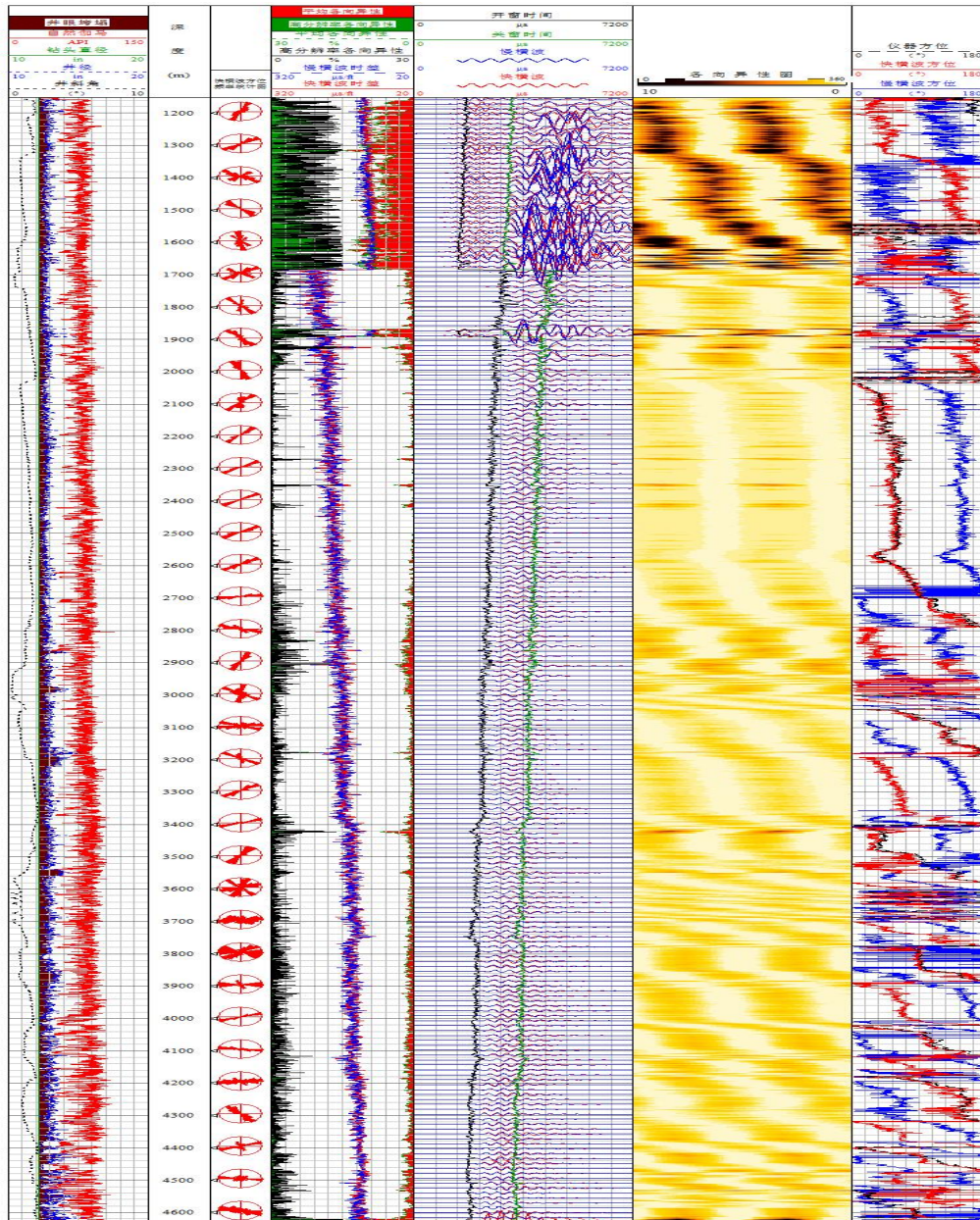
本井的实际钻井泥浆密度为 1.27g/cm^3 ，远小于计算出的理想泥浆密度和计算的最大泥浆密度。但从井径曲线上看，除 2864.0-2865.7m、2937.3-2942.3m、2986.5-2995.0m 井径扩径较明显外，其它井段井眼状况良好，综合分析认为本井泥浆密度选择合理，对井眼起到了很好的保护作用，井眼稳定性较好（见附图 5）。



图（5）井眼稳定性分析图

2.4 地应力分析

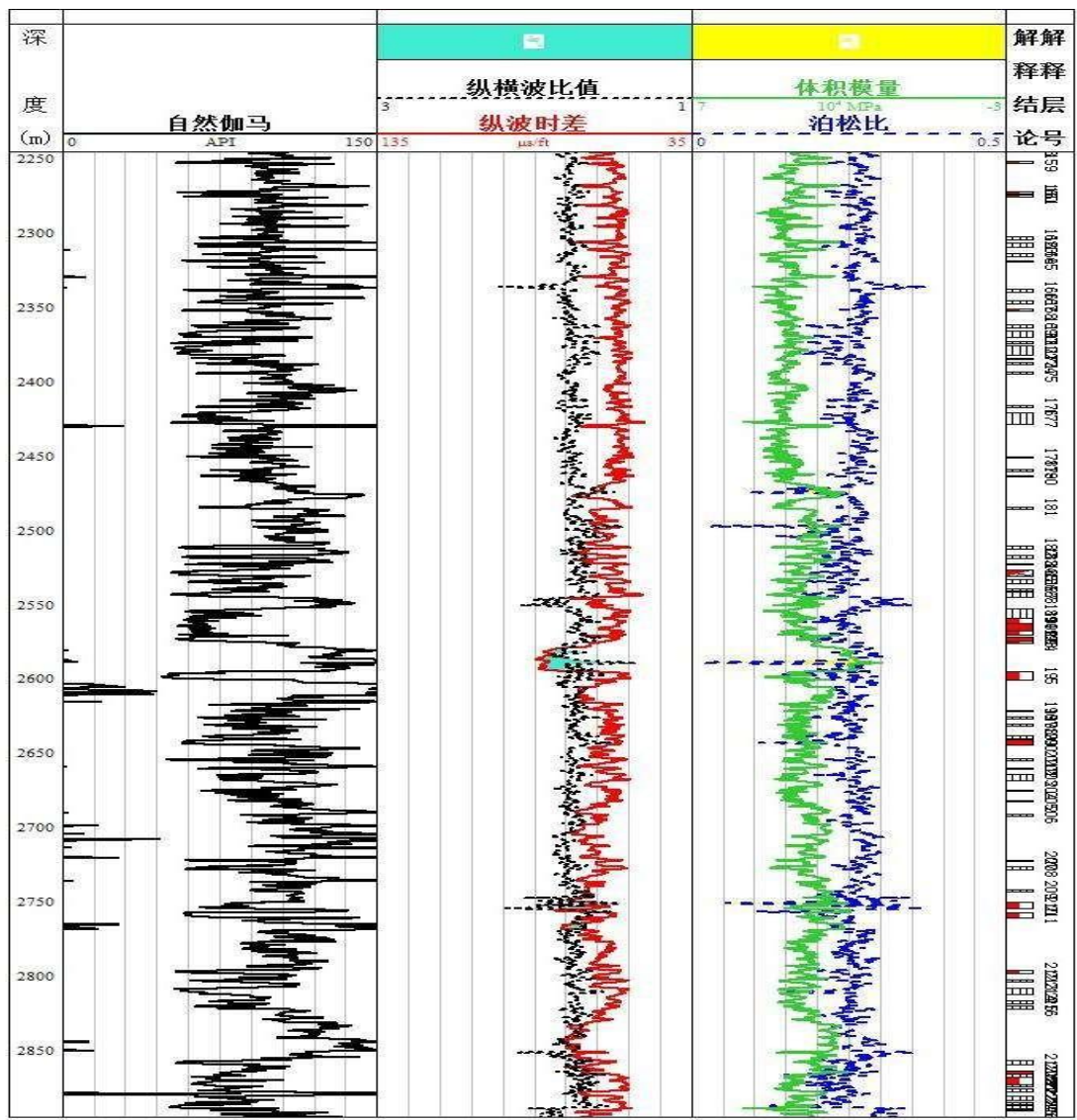
整体来看，本井地层各向异性相对较强。尤其在井段 1152.00-1330.00m、2050.00-2700.00m 和 3200.00-3600.00m 处。根据各向异性提供的快横波方位，确定本井所钻遇地层最大水平主应力方位为 40° 左右，近似东北-南西方向（见附图 6）。



图（6）各向异性成果图

2.5 气层识别

在其它地层条件相同的情况下，如果地层中有天然气的存在，纵波速度受影响较大，纵波时差会相应地增大，纵波幅度衰减，而横波就基本不受影响。这是利用纵横波速度识别气层的基础。一般情况下，当地层含气时，纵波时差增大，纵横波比值、体积模量、泊松比减小。因此可以利用体积模量和泊松比、纵波时差和纵横波比值曲线重叠来快速直观地识别气层。本井储层体积模量和泊松比、纵波时差和纵横波比值曲线重叠后包络面积不明显，无含气特征显示。（见附图 7）。



图（7）气层识别图

2.6 脆性评价

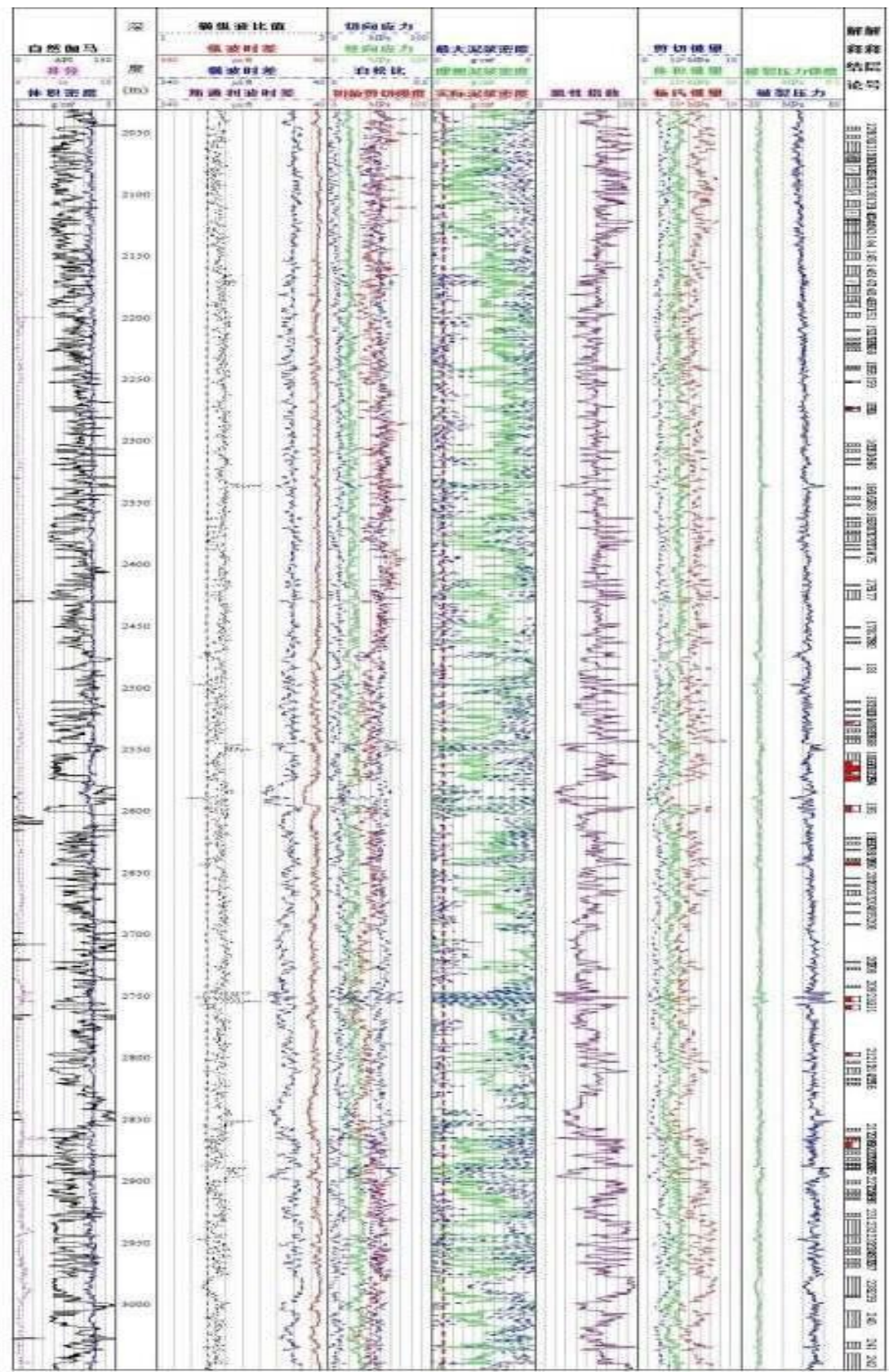
根据泊松比与杨氏模量的性质，都可以反映岩石脆性，但是由于单位不同不能按照标准评价，这里将其归一化，生成两条脆性曲线，应用算数平均，对储层脆性进行综合评价。

$$BI_{YMOD} = 100 * \frac{YMOD - YMOD_{MIN}}{YMOD_{MAX} - YMOD_{MIN}}$$

$$BI_{POIS} = 100 * \frac{POIS - POIS_{MAX}}{POIS_{MIN} - POIS_{MAX}}$$

其中：POIS:泊松比 YMOD:杨氏模量

通过杨氏模量、泊松比计算的脆性指数平均值可以看出，本井在主要目的层段阵列声波脆性指数相对较高（见附图 8）



图（8）岩石强度分析成果图

3 结论

（1）阵列声波测井结合常规测井资料可以获得地层岩性、渗透率、流体性质等参数，从而建立精确地质剖面，通过解释模型得到该类低孔低渗复杂储层的岩电变化规律，地层应力分析、结合沉积相研究和资料

从而精准划分油气层，提高复杂油气层识别能力。

(2) 阵列声波测井包含信息丰富[8]，可有效弥补常规测井资料的不足，在气层识别、压裂层优选等方面优势突出，在解释和工程开发方面发挥了重要作用，地质应用效果明显。

参考文献

- [1] 李玉霞, 李亚敏.MPAL 多极子阵列声波测井仪[J].测井技术, 2008, 32 (5): 439-442.
- [2] 吴剑锋, 周明顺, 贺忠文等.二连盆地复杂岩性油层测井解释评价技术[J]. 中国石油勘探, 2008, (2): 71-73.
- [3] 胡红, 罗宁, 李联新等.阵列声波测井资料在解释中的应用[J].岩性油气藏, 2008 20 (2) 97-101.
- [4] 杨克兵, 王连军, 赖建等.阵列声波测井评价致密砂岩气层含气性[J].断块油气田. 2019 ,26 (04): 813-814.
- [5] 朱爱民, 熊孝云, 从培栋等.MPAL 多极子阵列声波测井在二连油田开发中的应用 [J].测井技术, 2010 ,34 (03): 293-2964.
- [6] 贺川航, 林煜, 陈华等.声电成像测井在川中龙王庙组缝洞型储层勘探中的应用[J].测井技术, 2021 ,45 (01): 74-79.
- [7] 张永军, 顾定娜, 马肃滨等.阵列声波测井资料在吐哈油田致密砂岩气层识别中的应用[J].测井技术. 2012 ,36 (02) : 175-178.

偏心核磁测井技术在巴彦河套地区的应用

王文学¹，王恒¹，张大伟¹，郭俊明¹，解辉¹，田亚锋¹，杨艳秋¹，李荣¹，伍妍红²，宋磊²，
宋扬²，郭振义²

(1.中国石油测井有限公司物资装备公司 河北 廊坊 065007;

2.中国石油测井有限公司华北分公司 河北 廊坊 065007)

154035982@qq.com

摘要：本文探讨了偏心核磁测井技术在巴彦河套地区的应用效果。通过分析该地区复杂的地质特征和油气藏分布情况，阐述了偏心核磁测井技术的原理及其在解决传统测井方法局限性方面的优势。研究结果表明，偏心核磁测井技术能够有效识别复杂储层特征，提高油气层识别精度，为巴彦河套地区的油气勘探开发提供了可靠的技术支持。该技术的应用对推动我国非常规油气资源开发具有重要意义。

关键字：偏心核磁测井；复杂储层；油气勘探；非常规油气资源

Application of Eccentric Nuclear Magnetic Logging Technology in Bayan Hetao Area

Wang Wenxue¹ Wang Heng¹ Zhang Dawei¹ Guo Junming¹ Xie Hui¹ Tian Yafeng¹ Yang
Yanqiu¹ Li Rong¹ Wu Yanhong² Song Lei² Song Yang² Guo Zhenyi²

(1.Materials and Equipment Center of CNPC Well Logging Co., Ltd., Langfang, Hebei 065007, China;

2.Huabei Branch Company CNPC Logging Co. Ltd., Langfang, Hebei 065007, China)

Abstract: This paper discusses the application effect of eccentric nuclear magnetic resonance logging technology in the Bayanhetao area. By analyzing the complex geological characteristics and the distribution of oil and gas reservoirs in this area, the principle of eccentric nuclear magnetic logging technology and its advantages in solving the limitations of traditional logging methods are expounded. The research results show that the eccentric nuclear magnetic resonance logging technology can effectively identify the characteristics of complex reservoirs, improve the identification accuracy of oil and gas layers, and provide reliable technical support for oil and gas exploration and development in the Bayanhetao area. The application of this technology is of great significance for promoting the development of unconventional oil and gas resources in our country.

Keywords: Eccentric nuclear magnetic logging; Complex reservoir; Oil and gas exploration; Unconventional oil and gas resources

0 引言

随着全球能源需求的不断增长和常规油气资源的日益枯竭，非常规油气资源的勘探开发已成为石油工业的重要发展方向。巴彦河套地区作为我国重要的非常规油气资源富集区，其复杂的地质条件和储层特征给传统测井技术带来了巨大挑战。偏心核磁测井技术作为一种新兴的测井方法，凭借其独特的优势在复杂储层评价中展现出巨大潜力。本文旨在探讨偏心核磁测井技术在巴彦河套地区的应用效果，为该地区的油气勘探开发提供新的技术思路和方法。

1 巴彦河套地区地质特征及勘探挑战

作者简介：王文学，男，本科，2000年毕业于河北工业大学，仪器维修三级工程师，中国石油集团测井有限公司物资装备公司东部中心，工作方向仪器维修。

巴彦河套地区位于我国西北部，地质构造复杂，经历了多期构造运动和沉积演化。该地区主要发育古生界和中生界地层，其中以二叠系、三叠系和侏罗系为主要含油气层系。储层类型多样，包括碎屑岩、碳酸盐岩和火山岩等，具有低孔低渗、非均质性强等特点。油气藏分布受构造、沉积和成岩作用多重控制，呈现出复杂的空间展布特征。常规测井方法在该地区应用中面临诸多挑战，如储层流体识别困难、孔隙结构评价不准确、渗透率预测精度低等问题。这些局限性严重制约了该地区油气资源的有效勘探和开发，亟需新的测井技术来解决这些难题。

2 偏心核磁测井技术原理及优势

2.1 偏心核磁测井技术原理

偏心核磁测井技术是基于核磁共振原理的一种测井方法。多频核磁共振测井仪是一种在井眼中居中测量的仪器，应用核磁共振成像技术，测量沿仪器轴线方向的井壁周围空间内氢原子核的磁共振信号，提供地层孔隙度信息及和油气藏有关的地球物理参数。

2.1.1 核磁共振现象

含有奇数个核子或原子序数为奇数的原子核都具有“自旋角动量”，由于原子核带有电荷，它们的旋转便产生磁场。在没有任何外场的情况下，核磁距是无规律地排列取向的，整体表现出没有磁性。在均匀外加磁场(B_0)的作用下，这个自旋系统被极化，核磁距(M)重新排列取向，沿着磁场强度方向排列。同时，由于原子核还存在自旋，原子核围绕这个磁场以频率 ω_0 进动。在极化后的磁场中，如果在垂直于 B_0 方向再加一个交变磁场，其频率也为 ω_0 ，将会发生共振现象，即处于低能态的核磁距，通过吸收交变磁场提供的能量，跃迁至高能态，此现象称为核磁共振。核磁共振测井就是利用核磁共振现象以及氢核与外加磁场的相互作用为基础，探测氢核的共振信号，该信号的强弱直接反映储层孔隙度的大小。

2.1.2、弛豫现象

当射频频脉冲撤消后，宏观磁化矢量又会向初始状态恢复，这一过程称为弛豫。包括两个部分。

横向弛豫：设 B_0 方向为 Z 方向，射频脉冲作用后，宏观磁化量 M 被分解成 $X-Y$ 平面的分量 M_{XY} (横向分量)和 Z 方向的分量(纵向分量) M_Z 。 $X-Y$ 平面的横向分量 M_{XY} 衰减，逐渐恢复为初始状态，这一过程称为横向弛豫，横向弛豫时间用 T_2 表示。

纵向弛豫： Z 方向的纵向分量 M_Z ，恢复为初始宏观磁化强度 M_0 的过程，称为纵向弛豫，纵向弛豫时间用 T_1 表示。

2.1.3、回波串

核磁共振测井的原始数据是由测井仪器采集的自旋回波串，通过多指数反演，得到 T_2 谱分布。原始回波串由一系列的“900- τ -1800”的脉冲序列(CPMG序列)组成，第一个900脉冲使磁化矢量扳倒在 $X-Y$ 平面上，磁化矢量会由于静磁场的局部非均匀性发生散相，一定延迟时间 τ 后，施加一个1800的脉冲，把磁化矢量扳倒在镜像位置上，结果沿着与散相相反的方向使横向分量得以重聚，在1800的脉冲的 τ 时刻，观测到一个回波信号。通过施加一系列的1800脉冲就可以得到一组回波串。回波串是地层孔隙中流体的含氢指数、扩散系数、纵向、横向弛豫时间等多种因素的综合反映。核磁资料测井解释就是以原始回波串为基础，实现对储层孔隙度、渗透率、流体性质等进行评价。

2.2 偏心核磁测井技术优势

普通核磁共振测井技术(NMR)的缺点是对井眼条件敏感，比如井眼不规则或存在钻井液侵入时，测量结果可能不准确。偏心核磁共振测井技术(Eccentric NMR)是一种改进的NMR技术，其探头设计允许在井眼偏心的情况下进行测量。普通NMR探头通常位于井眼中心，而偏心探头可以靠近井壁，减少钻井液的影响，提高对地层信号的接收能力。这是偏心技术的一个主要优势，特别是在咸水泥浆、井眼不规则或存在厚泥饼的情况下。

偏心核磁测井技术的主要优势体现在以下几个方面：

2.2.1 贴壁式探头设计

偏心核磁采用可伸缩滑板结构，使探头贴近井壁(距离地层仅2-3cm)，相比传统居中探头(距离地层约10-15cm)，显著降低了钻井液信号干扰。例如，在盐水泥浆(电阻率 $<0.1 \Omega \cdot m$)环境中，传统核磁信

号衰减率可达 80%，而偏心核磁通过贴壁测量将衰减率控制在 15% 以内。

2.2.2 多频带信号采集

仪器支持 0.2-2MHz 宽频带扫描，可同时获取不同孔径流体的弛豫特征。例如，针对页岩储层，0.3MHz 频段可识别纳米级孔隙（<10nm），而 2MHz 频段聚焦于微米级孔隙（>100nm），实现全孔径覆盖。

2.2.3.超短回波间隔技术

最小回波间隔（TE）达 0.3ms，较传统仪器（TE≥1ms）提升 3 倍以上。这一特性使微小孔隙（如长石溶蚀孔、有机质孔）的信号捕获能力提高 50%，有效解决致密储层（孔隙度<8%）的测井难题。

2.2.4 二维核磁共振成像

通过 T2-T1 或 T2-D 图谱分析，可区分不同流体类型。例如，在油水同层中，原油的 T1/T2 比值通常大于 3，而地层水的比值小于 1.5，结合扩散系数（D）差异，识别准确率可达 92%。这些优势使得偏心核磁测井技术在复杂储层评价中具有广阔的应用前景。

表 1 相对参数对比图

指标	传统核磁共振	偏心核磁共振
井眼适应性	井径≤8 英寸，井斜<45°	井径≥6 英寸，井斜≤90°
泥浆电阻率范围	0.5-100 Ω · m	0.01-1000 Ω · m
最小孔隙识别	10nm	3nm
流体识别准确率	75%	92%
作业效率	需通井、泥浆替换	直接下井，时效提升 30%

3 核磁测井资料的地质应用

3.1 确定储层孔隙度、分析孔隙结构

核磁共振测井只对储层孔隙中氢核产生的信号进行测量，其信号的强弱直接 反映孔隙度的大小。T2 分布曲线围成的面积等于自旋回波串的初始幅度。它可以直接刻度为孔隙度。氢核的弛豫时间与储层孔径大小的分布有关，大孔径的储 层 T2 长，小孔径对应于短 T2，实验表明，在单项流体饱和和情况下，T2 谱分布与孔径分布有很好地对应性，通过 T2 谱分布，对储层孔隙结构特征进行评价。

3.2 确定储层渗透率

核磁共振的渗透率的估算基于以下假设：渗透率随着孔隙度和孔隙尺寸的增 加而增加。在基础上，建立渗透率模型，即适用于含水或含烃地层的 Coates 模型，主要分析渗透率与自由流体体积、束缚流体以及孔隙度的关系建立的。

3.3 利用差谱、移谱法进行流体性质识别

通过改变等待时间、回波间隔进行测量，得到不同的 T2 谱分布，根据油、气、水等不同的 T2 谱特征，依据差谱、移谱的原理来进行储层流体性质的识别。

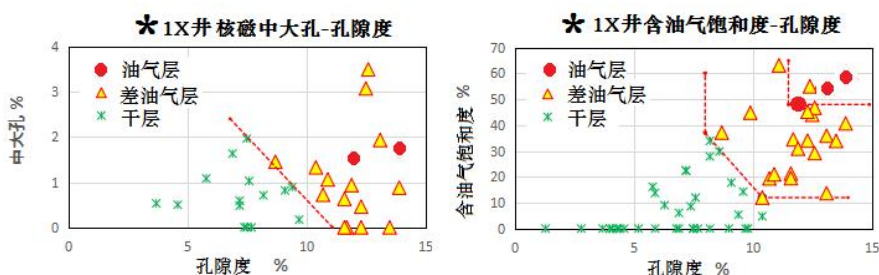


图 1 储层物性及含油性交会图

4 偏心核磁技术的典型应用场景

4.1 复杂井眼环境

水平井/大斜度井：在巴彦油田某水平井段（井斜角 $>65^{\circ}$ ），偏心核磁通过贴壁测量，使有效信号强度提升 40%，孔隙度计算误差从 $\pm 1.2\%$ 降至 $\pm 0.5\%$ 。

扩径井段：针对井径扩大率 $>30\%$ 的井段，传统核磁因信号衰减无法有效测量，而偏心核磁通过滑板支撑仍可获取完整 T2 谱。

4.2 非常规储层评价

页岩油/气：在页岩组（TOC=3.5-5.0%），偏心核磁可识别直径 $<5\text{nm}$ 的有机质孔隙，计算含油饱和度误差 $<5\%$ ，较传统方法精度提升 30%。

致密砂岩：X 段致密砂岩（渗透率 $<0.1\text{mD}$ ），偏心核磁通过 0.3ms TE 采集，可动流体识别率从 65%提升至 82%。

4.3 特殊流体识别

稠油/沥青：在超稠油储层（粘度 $>10000\text{mPa}\cdot\text{s}$ ），偏心核磁利用 T1-T2 联合反演，可准确区分束缚水与稠油，较常规方法解释符合率提高 25%。

气层识别：针对气层的“负幅度差”特征，偏心核磁通过二维图谱分析，可有效排除钻井液侵入干扰，气层识别准确率从 75%提升至 90%。

5 核磁共振测井资料综合分析应用

以华 X 井为例：该井为盐水泥浆（电阻率 $0.05\Omega\cdot\text{m}$ ）、井径扩大率达 40%。利用 LEAD 处理平台的核磁处理模块将该井的原始资料进行了处理，得到了核磁总孔隙度、有效孔隙度、毛管束缚流体体积、粘土束缚流体体积、渗透率、束缚水饱和度等储层参数；利用区间孔隙度对储层孔隙结构进行了评价；利用差谱、移谱成果对储层流体性质进行了定性识别；结合常规测井资料，对测量井段内的储层类型特征及流体性质进行综合评价。

本井新河组下段为主要含油层段，第 185 号层，T2 谱呈单峰特征，谱形分布较宽。储层有效孔隙度为 7.7%，可动流体孔隙度为 5.3%，毛管束缚水孔隙度为 2.4%，泥质束缚水孔隙度为 0.1%，储层渗透率为 $1.68\times 10^{-3}\mu\text{m}^2$ 。从区间孔隙度分析，该层可动流体组分主要集中在 8-1024ms，储层孔径分布以中、小孔发育为主，可动流体孔隙度相对偏大，物性较好，在移谱图上，本层中部有一定的拖曳，但底部收缩较快，有含水指示，结合常规解释为油水同层（见图 2）。

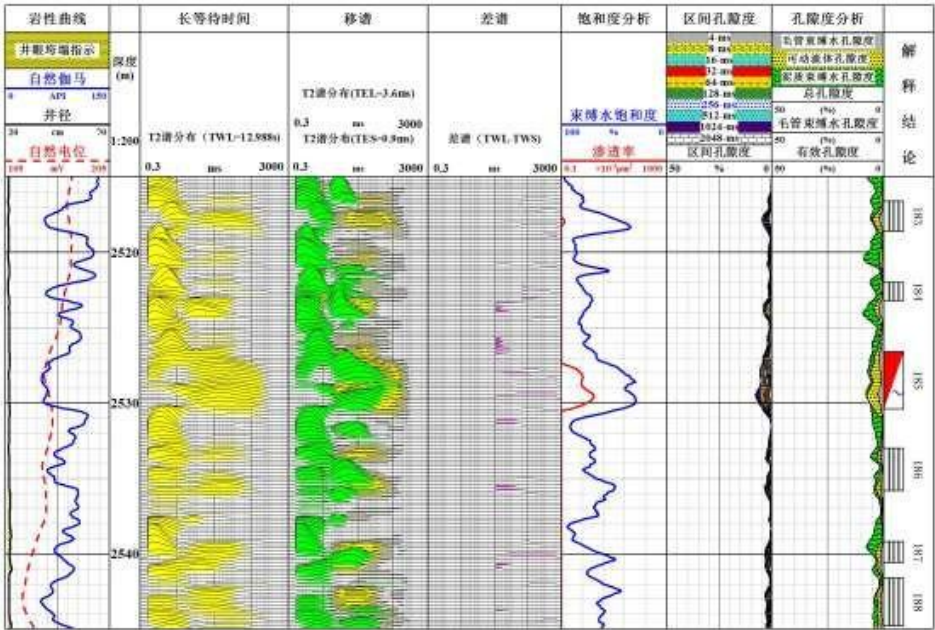


图 2 X 井核磁共振综合曲线图（第 185 号层）

第 200 号层，T2 谱呈双峰特征，可动流体峰幅度较高。储层有效孔隙度为 7.1%，可动流体孔隙度为 4.9%，毛管束缚水孔隙度为 2.2%，泥质束缚水孔隙度为 0.7%，储层渗透率为 $1.2 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ 。从区间孔隙度分析，该层孔径孔隙发育主要集中在 8-512ms，中、小孔发育为主，物性较好。在移谱图上，移谱尾部拖曳现象明显，储层有一定含油气信号，差谱图上有一定油气信号显示，结合常规解释为油层（见图 3）。

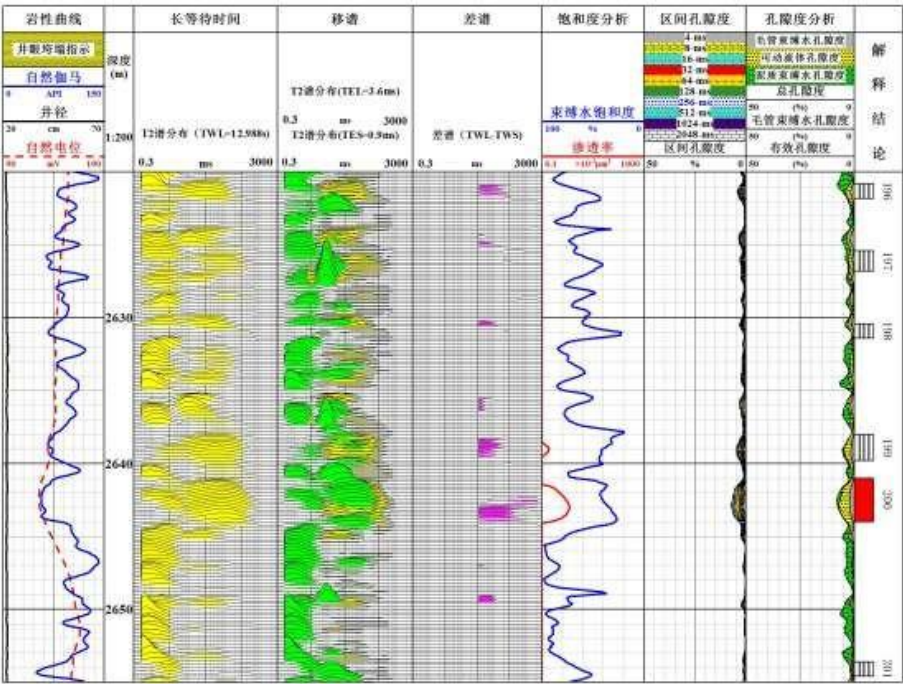


图 3 X 井核磁共振综合曲线图（第 200 号层）

第 218 号层，层内明显扩径，结合常规、电成像确定为典型的缝洞储层，核磁测井特征明显；第 220 号层，T2 谱呈双峰特征，可动流体峰幅度低。储层有效孔隙度为 4.3%，可动流体孔隙度为 2.9%，毛管束缚水孔隙度为 1.4%，泥质束缚水孔隙度为 1.1%，储层渗透率为 $0.13 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ 。从区间孔隙度分析，该层孔径孔隙发育主要集中在 8-512ms，储层孔径分布以中、小孔发育为主，可动流体孔隙度较小，物性差，在差谱图上有一定油气信号显示，结合常规解释为差油层（见图 4）。

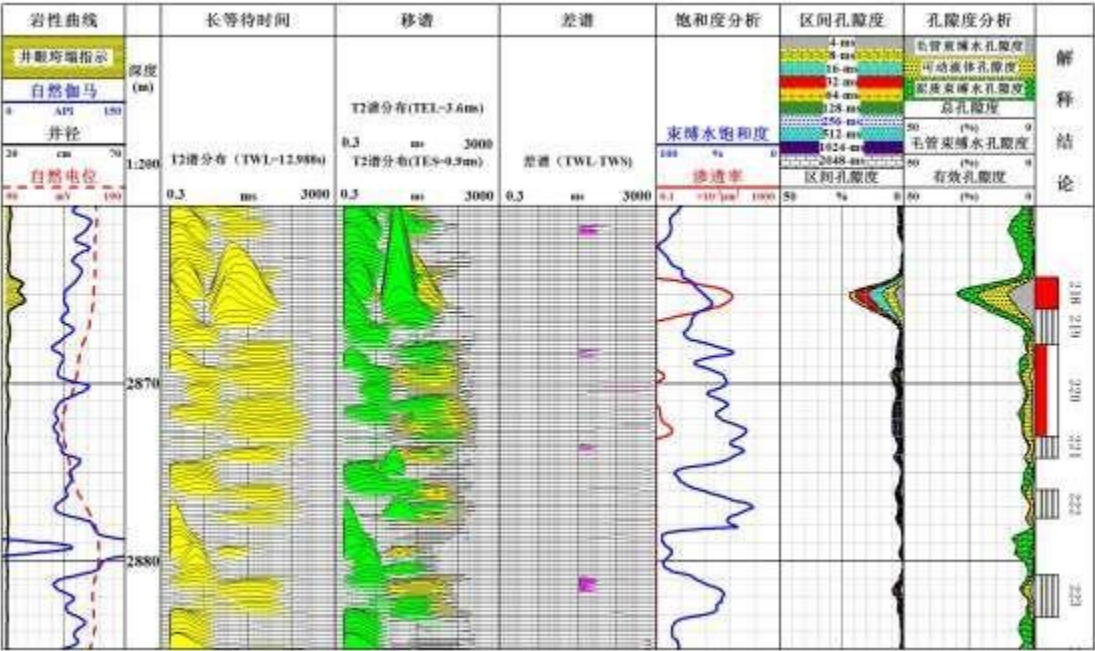


图 4 X 井核磁共振综合曲线图（第 218、220 号层）

技术应用效果：本井采用偏心核磁贴壁测量，获取有效孔隙度 12.5%，渗透率 0.8mD，解释结果与岩心分析吻合度 92%，节省通井时间 12 小时，作业成本降低 30%。通过 0.2ms TE 采集，识别出直径 3-5nm 的微孔隙，计算可动油饱和度 42%，指导射孔后获日产原油 185 吨，创该区块单井产量新高。2022-2024 年应用偏心核磁测井 80 井次，解释符合率 94%，发现新油层 28 层，单井平均试油产量提升 15%。

6 结论

(1) 偏心核磁共振测井技术通过贴壁测量、超短 TE、多频带采集等创新，在复杂井眼、非常规储层及特殊流体识别中展现出显著优势。其工业化应用已实现储层评价精度与作业效率的双重提升，成为深层油气勘探的核心技术之一。随着智能化和随钻技术的发展，该技术将进一步拓展应用场景，推动测井技术向“精准化、实时化、智能化”方向升级

(2) 偏心核磁测井技术在巴彦河套地区的应用研究表明，该技术能够有效解决复杂储层评价中的难题，提高油气层识别精度和储层参数评价准确性。其成功应用为巴彦河套地区的油气勘探开发提供了新的技术手段，对推动我国非常规油气资源开发具有重要意义。未来，随着该技术的不断完善和推广，有望在更多复杂油气藏勘探中发挥重要作用，为我国能源安全提供有力保障。

参考文献

- [1] 易士威, 王元杰, 钱铮.二连盆地乌里雅斯太凹陷油气成藏模式及分布特征[J].石油学报, 2006, 27(3): 27-31.
- [2] 吴剑锋, 周明顺, 贺忠文等.二连盆地复杂岩性油层测井解释评价技术[J]. 中国石油勘探, 2008, (2): 71-73.
- [3] 成志刚, 吴有彬, 李戈理等.核磁共振测井技术在致密油储层评价中的应用研究[J].测井技术, 2016(6) 719-725.
- [4] 易士威, 王元杰, 钱铮.二维核磁共振测井在致密碳酸盐岩储层中的应用[J].测井技术, 2020, (2): 186-191.
- [5] 王雷, 周军, 雷晓阳等.MRT 二维核磁共振测井方法及应用 [J].测井技术, 2021(4): 399-404.
- [6] 姜志敏,成家杰,张传举.核磁共振测井仪在南海浅层的测量分析[J].测井技术, 2022(1): 15-21.
- [7] 张博.核磁测井技术在渭河盆地储层评价方面的应用[J].内蒙古石油化工, 2022(4): 80-83.
- [8] 武小何.核磁测井解释方法及其在某三个油田的应用[J].内蒙古石油化工, 2021(1): 18-22.

人工智能在二连盆地油气勘探中的应用研究

王天姿

(长安大学地球科学与资源学院 陕西 西安 710054;

2209511147@qq.com)

摘要: 二连盆地作为我国重要的陆上含油气及铀矿资源基地,其复杂的地质条件和多期构造运动导致储层非均质性强、油气分布复杂,勘探开发难度大。人工智能技术凭借强大的数据处理与模式识别能力,为该盆地勘探提供了全新解决方案。本文系统综述了 AI 技术在地震解释、测井分析、地质建模、储层预测及决策支持等环节在二连盆地的应用现状,表明 AI 技术可显著提升勘探效率、降低风险与成本。然而,当前仍面临数据质量、算法优化及多学科融合等挑战。未来,随着技术持续突破, AI 将为复杂地质条件下的油气勘探提供更强支撑。本文旨在为二连盆地油气勘探的智能化发展提供参考。

关键词: 人工智能; 二连盆地; 油气勘探; 地质构造; 储层识别

Research on the Application of Artificial Intelligence in Oil and Gas Exploration in the Erlian Basin

Wang Tianzi

(School of Earth Science and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

Abstract: As an important onshore oil-gas and uranium resource base in China, the Erlian Basin is characterized by strong reservoir heterogeneity and complex hydrocarbon distribution due to its intricate geological conditions and multi-stage tectonic movements, posing great challenges to exploration and development. Artificial intelligence (AI) technology, leveraging its powerful data processing and pattern recognition capabilities, has provided a new solution for exploration in this basin. This paper systematically reviews the application status of AI technology in seismic interpretation, logging analysis, geological modeling, reservoir prediction, and decision support. It is shown that AI technology can significantly improve exploration efficiency and reduce risks and costs. However, current challenges such as data quality, algorithm optimization, and interdisciplinary integration still exist. In the future, with continuous technological breakthroughs, AI will offer stronger support for oil-gas exploration under complex geological conditions. This paper aims to provide a reference for the intelligent development of oil-gas exploration in the Erlian Basin.

Keywords: Artificial Intelligence; Erlian Basin; Oil and Gas Exploration; Geological Structure; Reservoir Identification

0 引言

油气资源作为国家经济社会发展的核心战略资源,其勘探开发水平直接关系到能源安全与可持续发展。二连盆地地处中国内蒙古自治区中部,是我国北方重要的中生代陆相沉积盆地,面积约 10 万平方公里,作为典型的陆相断陷含油气盆地,不仅蕴藏着丰富的油气资源,还发现了多个铀矿床,自 20 世纪 80 年代开展油气勘探以来,已成为我国重要的能源资源基地,具有巨大的勘探开发潜力^[1]。

然而,二连盆地经历了多期复杂的构造运动,形成了独特的断陷-拗陷叠合构造体系,加之沉积相横向变化剧烈、储层非均质性强、油气藏类型多样且分布规律复杂等地质特征,导致传统油气勘探方法在该区域面临效率低下、成本高昂、预测精度不足等诸多瓶颈,给勘探工作带来了巨大挑战^[2,3]。

基金项目: 延长石油省外勘探区块油气成藏规律及勘探方向 (项目编号: ycsy2023jbgs-A-04)

作者简介: 王天姿,长安大学在读硕士研究生,主要研究方向为矿产普查与勘探以及油气田开发。

近年来,随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术的迅猛发展,其在数据处理、模式识别、复杂系统建模等方面的优势逐渐凸显,为油气勘探领域的技术革新提供了全新路径。从早期的专家系统到如今的深度学习和大模型, AI 技术正逐步改变传统油气勘探的工作模式,从地震资料的智能处理与解释、储层参数的高精度预测,到钻井过程的实时优化与风险预警,再到油气田开发方案的智能制定,已逐步渗透到油气勘探开发的全流程,推动行业向高效化、精准化、智能化转型^[4-6]。特别是在二连盆地这样的复杂勘探区域,人工智能技术在数据处理、模式识别和决策支持等方面展现出独特优势,为破解其勘探难题提供了全新技术路径^[7,8]。

在此背景下,针对二连盆地这一具有典型复杂地质特征的含油气盆地,本文旨在系统梳理人工智能技术在其油气勘探中的应用现状,分析当前面临的技术挑战,并展望未来发展趋势。这对于推动二连盆地油气资源的高效勘探开发、提升我国陆相断陷盆地油气勘探的智能化水平具有重要的理论与实践意义,同时也能为二连盆地及类似盆地的智能化勘探提供参考。

1 二连盆地地质特征与勘探挑战

1.1 地质构造特征

二连盆地位于内蒙古自治区中北部,是中国东北地区重要的中生代陆相含油气盆地之一。该盆地是在古生代褶皱基底之上发育起来的一个早白垩世断陷盆地群,由 50 多个呈北东向或近东西向展布、相互独立且具有分隔性的凹陷组成,呈现出“多凹共存、凹陷相间”的构造格局。

盆地基底主要由古生界变质岩系及不同期次的火成岩构成,结构复杂,岩性差异显著。沉积盖层以下白垩统巴彦花群为主,自下而上可进一步划分为阿尔善组、腾格尔组和赛汉塔拉组,是一套完整的粗—细—粗沉积旋回,构成了盆地内最重要的烃源岩层、储集层和盖层组合^[9]。

盆地演化经历了裂陷期、拗陷期和萎缩改造期等多个构造阶段,受到太平洋板块俯冲及蒙古-鄂霍茨克构造体系的双重影响,构造活动具有多期性和复杂性特征。多期次的拉张、扭动和反转构造运动,导致盆地内发育了极为复杂的断裂系统,包括大型边界断裂、凹陷内部次级断层以及调节构造等。这些断裂系统不仅控制了凹陷的形成与沉积充填,也造就了多种构造样式,如断鼻、断块、潜山及反转构造等(表 1),为油气藏的形成提供了多样化的圈闭条件,同时也增加了构造解释与油气预测的难度。

1.2 油气地质条件

二连盆地具备形成规模油气聚集的基本地质要素,其油气地质条件表现出“多源多储、复合成藏”的典型特征。盆地内发育多套烃源岩层系,主要包括下白垩统阿尔善组、腾格尔组及赛汉塔拉组。其中,阿尔善组以发育半深湖—深湖相暗色泥岩为主,有机质丰度较高,是盆地内最重要的主力烃源岩;腾格尔组和赛汉塔拉组则既可作为烃源岩,也在部分地区构成重要的储盖组合^[10]。

储层类型在纵向上和平面上均呈现较强多样性。砂岩储层广泛发育,主要为腾格尔组和赛汉塔拉组的三角洲—滨浅湖相砂体,孔隙类型以原生-次生孔隙为主;碳酸盐岩储层多见于基底潜山风化壳或盆地内部的生物礁滩相带;火山岩储层则主要分布于基底断裂活动强烈的区域,储集空间以裂缝和溶蚀孔为主。多种储层共存为油气聚集提供了多样化的储集条件。

盆地内油气藏类型以岩性-地层油气藏为主体,常见有砂岩上倾尖灭、地层不整合遮挡及潜山内幕型油藏等;构造油气藏主要为断块、断鼻类油藏,通常分布于主控断裂附近。多种油气藏类型在空间上叠置分布,构成复式油气聚集带。特别值得注意的是,二连盆地还发育有丰富的铀矿资源,形成了独特的“油-铀共存”成矿成藏体系^[11]。铀矿体主要赋存于下白垩统赛汉组砂岩中,该层位渗透性砂体与泥岩互层,为铀的成矿提供了良好的岩性-地球化学障。铀矿与油气藏在空间上关系密切,常出现铀矿分布于油气藏侧缘或上部层位的现象,反映出流体成藏-成矿过程的耦合性,可能源于油气还原障对铀沉淀的促进作用^[12]。这一特殊地质现象不仅是综合矿产研究的重点,也对油气勘探中储层预测与目标评价提出了新的课题。

1.3 勘探面临的主要挑战

二连盆地作为典型的陆相断陷盆地群,其油气勘探在取得显著成果的同时,仍面临一系列严峻的地质与技术挑战,这些挑战深刻制约了勘探效率与资源发现进程。主要包括以下方面:

(1) 复杂构造背景下的储层预测困难。盆地经历了多期次、差异性的构造运动, 导致断裂系统极其复杂, 地层产状变化剧烈。在如此复杂的构造格架内, 储层空间展布受到断层切割、地层反转及沉积相变的共同控制, 常规地震反演与属性分析方法难以准确刻画有效储层的边界及物性分布规律。

(2) 岩性-地层油气藏识别难度大。盆地内以岩性和地层类油藏为主, 储集体多表现为薄互层、孤立砂体及不整合遮挡等形式, 其地球物理响应特征微弱且易与围岩混淆。加之火山岩等特殊岩体的干扰, 进一步增大了从地震数据中有效识别和圈定这类隐蔽圈闭的难度。

(3) 低信噪比地震资料制约了解释精度。由于近地表条件变化大、多次波发育及深层成像能量弱等原因, 盆地内尤其是凹陷深层及复杂构造带的地震资料信噪比普遍偏低。这导致地震同相轴连续性差, 构造形态模糊, 断层识别多解性强, 严重影响了构造解释与储层描述的可靠性。

(4) 多能源协同勘探缺乏有效方法论支撑。盆地内“油-铀共存”乃至其他矿产资源的共生现象普遍, 但目前油气与铀矿等矿产勘探仍处于各自独立的状态, 缺乏针对同盆多资源形成机理、空间分布规律及协同评价预测的一体化理论模型与技术流程, 未能充分发挥综合勘探的效益。

(5) 深层-超深层勘探技术尚不成熟。随着勘探目标向深层(>3500m)和超深层(>4500m)拓展, 面临高温高压环境、储层急剧致密化、地震信号衰减严重及钻井工程风险高等一系列问题, 现有勘探技术系列在储层预测、流体检测及工程工艺方面均存在明显的不适应性。

这些挑战的存在, 恰恰为人工智能技术提供了广阔的应用需求空间。AI 技术在处理高维非线性数据、挖掘弱信号、融合多源信息及构建智能预测模型方面具有独特优势, 有望为破解二连盆地复杂地质条件下的勘探难题提供新的技术路径。

2 人工智能在油气勘探中的技术进展

2.1 深度学习技术的应用

深度学习是人工智能领域的关键分支, 其通过构建具有多层非线性变换的神经网络结构, 能够自动从海量数据中提取高层次、抽象的特征表示, 尤其适用于处理油气勘探中涉及的高维、非线性且具有强不确定性的地质与地球物理数据。该技术已成为推动油气勘探向智能化、自动化方向发展的核心驱动力之一。

于强等^[8]系统综述了深度学习在油气勘探中的研究进展与应用潜力, 指出其在地震资料去噪、高分辨率偏移成像、储层参数智能反演及油气识别等多个关键环节展现出显著优势。具体而言, 这些应用主要体现在以下方面:

在地震资料处理方面, 深度学习技术有效提升了数据质量与解释效率。卷积神经网络(CNN)凭借其局部连接与权重共享的架构特性, 极其适用于图像类数据的处理, 可对地震剖面与属性体进行高精度像素级分割, 从而自动识别断层、河道、盐丘及各类特殊地质体, 显著提高了复杂构造解释的效率和客观性。另一方面, 循环神经网络(RNN)及其改进模型(如 LSTM), 因其对时序依赖关系具有强大的建模能力, 能够有效处理地震信号中的时间序列信息, 可用于地震道间插值、波形重构及层序地层单元的自动划分, 提升了地震资料的分辨率和地层解释的准确性。

除地震解释外, 深度学习在测井相识别、岩性预测、孔隙度与含油气性等储层参数反演方面也取得了实质性进展。通过融合多口井的测井数据与地质标签, 深度学习模型能够学习测井响应与岩性、物性及流体性质之间的复杂映射关系, 构建出鲁棒性强、预测精度高的智能评价模型, 为储层的精细表征与“甜点”预测提供了强有力的技术工具。

综上所述, 深度学习技术通过其强大的特征学习与函数逼近能力, 正深刻改变传统油气勘探的数据处理与解释范式, 为应对复杂地质条件下勘探难题提供了新的解决方案。

2.2 机器学习算法的应用

机器学习作为人工智能的核心组成部分, 通过从数据中自动学习规律并构建预测模型, 在油气勘探的诸多环节获得了广泛而深入的应用。其涵盖的监督学习、无监督学习及强化学习等不同范式, 为解决从地质分类到决策优化等不同层面的问题提供了灵活而强大的工具。

李欣等^[7]系统构建了面向油气勘探开发的人工智能技术体系框架, 明确指出机器学习算法是该体系的核心支撑技术之一。在该框架中, 机器学习被有效应用于储层岩石类型分类、油气藏空间分布预测、钻井工程

风险量化评估以及勘探目标优选等多个关键任务，显著提升了工作的效率与科学性。

具体应用可体现在以下方面：在储层参数解释与岩性识别中，支持向量机（SVM）等监督学习算法通过对已有测井资料进行训练，能够在高维特征空间中寻找最优分类超平面，从而建立不同岩性（如砂岩、泥岩、碳酸盐岩）的精确识别模型，有效减少人为解释的不确定性。

在油气藏预测与“甜点”评价中，集成学习算法如随机森林（Random Forest）表现出卓越的性能。该算法能够综合地震属性、测井参数、地质构造及地球化学指标等多源特征变量，通过构建大量决策树并进行集成投票，不仅可显著提高油气潜力预测的精度，还能评估不同特征的重要性排序，为地质学家理解控藏主控因素提供定量依据^[13]。

除监督学习外，无监督学习算法（如 K-means 聚类、主成分分析-PCA）在缺乏先验标签的情况下，可用于测井相自动划分、地震相分析及异常检测，从数据中自动发现隐藏的模式和结构；而强化学习则初步应用于钻井参数动态优化和勘探部署序列决策等序贯决策问题中，通过智能体与环境的持续交互学习最优策略。

总体而言，机器学习算法凭借其强大的数据处理与模式识别能力，已成为油气勘探从数据解释到智能决策过程中不可或缺的技术手段，推动勘探研究由传统定性经验导向向数据驱动、量化的新模式转变。

2.3 知识图谱技术的应用

知识图谱技术作为一种能够系统表达和智能关联复杂知识结构的信息化工具，近年来在油气勘探领域展现出显著的应用价值。该技术通过构建“实体-关系-属性”三元组结构，将分散、异构的地质知识与勘探数据转化为机器可理解和可推理的网络化知识系统，为实现地质知识的结构化存储、融合检索与智能调用提供了有效途径。

在智能地质建模方面，展祥琳^[14]探索并提出了知识图谱引导的构造-地层一体化建模方法。该研究将断层系统、地层接触关系、沉积模式、成藏要素等地质概念和规则转化为图谱中的节点与边，形成可计算的地质知识约束框架。在实际应用中，这一知识驱动的建模策略显著降低了三维地质模型构建过程中的主观不确定性，使模型结果更符合地质规律，提升了在复杂构造区（如断陷盆地内多级地堑、地垒系统）模型的可信度与可用性。

龚仁彬等^[15]则侧重于勘探知识管理与协同决策支持，研发了基于知识图谱的油气勘探开发知识共享系统。该系统整合了包括地震解释方案、测井相模板、试油结论、经典案例、学术文献及专家经验报告在内的多源、多模态知识资源。通过知识图谱的语义关联和推理能力，系统能够智能地回答复杂地质查询、推荐类比案例，并为勘探目标评价、井位论证和风险分析提供深度知识支持，有效解决了长期存在的“知识孤岛”问题，提高了决策的科学性和团队协作效率。

总体而言，知识图谱技术正逐渐成为连接传统地质经验与现代数据驱动勘探的桥梁。其核心价值在于将人的认知模型转化为可计算、可扩展的机器知识模型，不仅为地质建模和油藏描述提供了坚实的语义约束和逻辑一致性保障，也为构建下一代智能勘探决策支持系统奠定了核心知识底座。未来，随着自然语言处理（NLP）与自动化知识抽取技术的进步，知识图谱在油气勘探中的覆盖范围与智能化水平有望进一步深化。

表 1 二连盆地主要构造单元特征^[1,2]

构造单元	沉积相	典型油气藏类型	烃源岩
马尼特坳陷	冲积扇-扇三角洲-湖泊	构造-岩性油藏、砂岩铀矿	腾一段、阿尔善组
乌兰察布坳陷	辫状河三角洲-湖泊	岩性油藏、致密油	腾一段、赛汉塔拉组
川井坳陷	河流-三角洲	煤层气、铀矿	赛汉塔拉组、煤层
腾格尔坳陷	深湖-半深湖	页岩油、致密油	腾二段优质烃源岩

3 人工智能在二连盆地油气勘探中的应用现状

3.1 地质构造建模

二连盆地作为中国北方重要的陆相断陷含油气盆地，其构造样式复杂、断裂系统密集，表现出多期构造运动叠加与强烈后期改造的特征。传统构造建模方法主要依赖人工解释与经验推断，不仅效率较低，且在复杂构造区域存在较强的主观性和多解性，难以系统表征断层—地层之间的时空耦合关系及油气成藏动态过程。

近年来，人工智能技术的快速发展为盆地构造建模提供了新的方法论支持。其中，知识图谱技术通过构建结构化、语义化的地质知识系统，有效整合地质、地球物理、钻测井及分析测试等多源异构数据，显式表达地质实体间的拓扑与成因联系。例如，展祥琳^[14]提出的智能地质建模方法，系统梳理了断层、地层、沉积相等地质要素之间的关联规则，并在马尼特坳陷成功构建了断裂系统发育模式及其对油气运聚和圈闭形成的控制机制，显著提高了构造—成藏一体化描述的准确性。

另一方面，深度学习算法在地震数据自动解释与构造信息提取方面展现出强大能力。卷积神经网络（CNN）能够从复杂地震响应中识别微弱的构造异常，如小断层、裂缝带及不整合界面等。李国欣^[16]应用 CNN 实现高精度地震相分类与构造要素的自动识别，有效克服了传统方法在弱信号检测和噪声干扰下的局限性，为厘清二连盆地内部结构特征提供了可靠的数据基础。

总体而言，人工智能技术从多维度推动了构造建模的智能化转型：知识图谱实现了地质知识的系统集成与逻辑推理，深度学习提升了对复杂地震特征的自动识别能力，机器学习算法则在模式识别与参数优化方面发挥了重要作用。这些方法的综合应用不仅增强了构造模型的地质合理性，也为揭示二连盆地这类复杂断陷盆地的构造演化历史、油气成藏动态过程及勘探目标优选提供了坚实支撑，显著降低了勘探决策风险。

3.2 地震资料智能解释

地震资料解释是识别地下构造、沉积体系及油气储集空间的基础，在二连盆地这类构造复杂、断裂发育的陆相断陷盆地中尤为重要，直接关系到油气勘探成效（图 1）。传统地震解释方法高度依赖解释人员的经验，不仅工作效率较低，在面对复杂构造样式、低信噪比资料及微弱信号时，还存在较强的主观性和多解性。

近年来，人工智能（AI）技术的引入显著提升了地震解释的自动化、智能化水平和客观精度。在二连盆地多个凹陷的勘探实践中，深度学习算法已被广泛应用于断层自动识别、高精度层位自动追踪及地质异常体检测等任务。例如，在乌里雅斯太凹陷，基于卷积神经网络（CNN）的智能识别模型能够有效学习复杂断裂系统的地震响应特征，实现对大型边界断层及中小级序伴生裂缝的高效、精准检测，极大缩短了断裂系统解释周期。此外，针对盆地内普遍存在的低信噪比地震数据问题，生成对抗网络（GAN）等先进框架被用于地震资料智能增强处理，通过对抗性学习重构高质量地震信号，有效压制噪声并提高同相轴连续性，为后续构造解释与储层预测奠定了更为可靠的数据基础^{[5]、[17]}。

AI 技术不仅提升了地震解释的效率，更通过其强大的非线性特征提取能力，揭示了传统方法难以识别的隐蔽构造信息，为深刻理解二连盆地的构造演化、沉积充填及油气运聚规律提供了全新的技术视角。

测井数据解释是储层评价的核心（表 2）。二连盆地复杂储层条件使传统解释方法面临挑战。AI 技术，特别是深度学习和知识图谱，为测井解释提供了新思路。主要应用包括：（1）基于 LSTM 网络的储层参数预测；（2）利用注意力机制的岩性自动识别；（3）结合知识图谱的测井相分析。例如，在阿南凹陷致密油勘探中，AI 模型将岩性识别准确率从 75% 提升至 92%^[18]。

3.3 储层识别与评价

储层作为油气储集的核心载体，其识别与评价精度直接影响勘探开发效益。二连盆地储层类型多样（砂岩、白云岩等），受多期构造运动与沉积环境影响，具有显著的非均质性和复杂孔隙结构，传统单一数据方法难以满足高精度需求。人工智能技术通过多源数据融合与复杂模式学习提供了有效解决方案。杨明瀚^[6]等开发的大模型整合测井、地震和岩心等多维数据，构建跨尺度关联模型，在白音查干凹陷应用中实现了岩性-物性一体化识别，不仅能精准划分砂岩与白云岩储层，还可定量预测有效厚度。

测井智能解析技术显著提升了储层评价水平。石玉江^[19]等应用机器学习算法成功识别出优质砂岩储层“低伽马、中密度、高孔隙度”的特征响应模式，解释效率提升 3 倍且准确率超 90%。王微^[13]基于随机森林算

法建立的孔隙度预测模型，误差较传统方法降低 20%，为储层含油气性评价提供了可靠依据。深度学习技术在储层参数预测中取得突破性进展。于强等^[8]提出的 LSTM 模型通过融合测井与生产动态数据，成功捕捉储层参数时序特征，在二连盆地应用中使渗透率预测精度提升 15%以上。该方法有效解决了非均质储层参数表征难题，显著改善了传统建模方法的局限性。

人工智能技术在二连盆地岩性油气藏预测中取得显著成效。通过整合多源数据，采用随机森林、XGBoost、三维卷积神经网络和迁移学习等算法，显著提升了预测精度，其中赛汉塔拉凹陷应用案例显示预测准确率提高 30%。龚仁彬^[15]等构建的 2 万余条地质实体知识图谱，实现了勘探知识的智能管理。这些技术突破使储层评价实现了从定性到定量的跨越，为降低勘探风险提供了有力支撑。

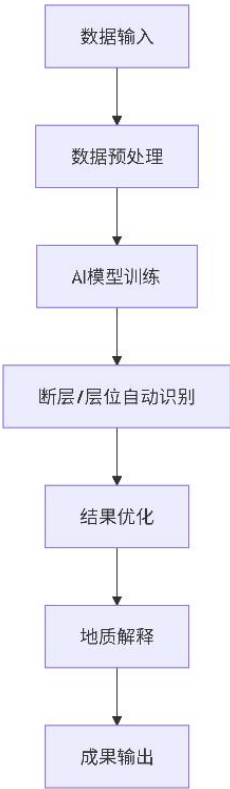


图 1 AI 地震解释系统工作流程

表 2 测井解释方法对比^[19]

评价指标	传统方法	AI 方法	提升幅度
岩性识别准确率	70 - 80%	85 - 95%	15 - 25%
孔隙度预测误差	±2.5	±1.2	降低 52%
解释效率	1 井/人天	10 井/人天	提高 10 倍
复杂储层适应性	较差	良好	显著改善
多井一致性	较低	较高	明显提升

3.4 油气预测与勘探目标优选

人工智能技术在二连盆地复杂油气藏预测与勘探目标优选中发挥着日益关键的作用,显著提升了油气富集区预测精度与勘探决策的科学性。面对该盆地陆相断陷层系储层非均质性强、油气水关系复杂、构造-岩性控藏因素多样等挑战,传统预测方法往往难以有效整合多尺度地质与地球物理信息,制约了勘探成效。

机器学习算法通过系统融合地质构造、地震属性、测井响应及岩石物性等多源数据,建立了高精度的油气富集区智能预测模型。该类模型能够挖掘深层数据关联,有效识别复杂地质背景下的油气富集规律与甜点区分布。在深度学习技术应用中,李欣^[7]等人开发的卷积神经网络(CNN)模型,通过对大量地震数据及已知油气藏样本进行训练,实现了对隐蔽油气藏的空间形态与分布特征的自动识别,准确率超过 90%,极大提高了识别效率与客观性。

在流体识别方面,梯度提升决策树(GBDT)等集成学习算法凭借其强大的特征组合与非线性拟合能力,在对复杂储层的油气水层判别中表现出优良性能,相比传统测井解释方法,准确率提升超过 10%^[19-20],有效降低了储层流体解释的不确定性。

此外,人工智能生成内容(AIGC)技术开始为勘探决策提供智能化支持,如自动生成勘探目标评价报告、可视化地质模型及风险量化分析等,提升了成果展示与决策支持的效率。这些人工智能技术的综合应用,共同构建了一套覆盖从目标预测到决策支持全流程的智能化勘探技术体系,显著提高了二连盆地的油气勘探成功率与整体效益,为同类复杂盆地的勘探提供了重要技术借鉴。

3.5 钻井优化与风险预测

二连盆地这样地质结构复杂、断裂系统发育的陆相断陷盆地中,钻井工程面临井壁稳定性差、地层压力系统复杂、钻遇多套压力层系及潜在井漏、井涌等多重风险,传统钻井设计方法难以全面应对这些动态变化的地质环境。近年来,人工智能技术的深入应用为实现钻井过程的精细化、智能化管理提供了有效解决方案,显著提升了钻井效率、安全性和经济效益。人工智能钻井参数优化系统通过集成地质、地震、邻井钻录井及随钻测量(LWD/MWD)等多源数据,构建了以神经网络为核心的智能决策模型。该模型能够实时分析机械钻速(ROP)、钻压、转速、钻井液性能等参数与地层岩性、可钻性、井下工况的复杂非线性关系,动态推荐最优钻井参数组合。实际应用表明,该类模型在二连盆地多个区块有效实现了钻井效率提升约 15%,同时降低了 10%以上的钻井作业成本。在钻井风险预测方面,基于深度学习的智能预警模型通过对历史钻井异常事件(如井漏、卡钻、溢流等)进行特征学习和模式识别,能够对井下风险实现早期、高精度预测,整体准确率达到 85%以上。该模型具备强大的时序数据处理能力,可融合随钻数据进行实时风险概率计算,为现场工程师提供关键决策支持,有效避免钻井复杂情况的发生,保障钻井安全。

目前应用于该领域的关键人工智能技术主要包括以下几方面:

(1) 强化学习井轨迹优化:通过让智能体与钻井环境持续交互并自主学习,实现对三维井眼轨迹的动态优化调整,确保井眼精准穿越地质目标靶区,同时有效避开已知断层和高压层等复杂地质单元。

(2) 数字孪生钻井模拟:构建与物理钻井过程实时同步的虚拟数字模型,通过在数字空间中反复模拟和测试不同钻井方案,预先评估钻井效果与潜在风险,从而优化实际钻井设计,降低试错成本。

(3) 机器视觉岩屑自动分析:利用图像识别深度学习算法对返排岩屑进行实时图像采集、分析与岩性识别,快速判断地下地层岩性变化及含油气性,为地质导向和随钻决策提供及时、客观的数据依据。

以二连盆地阿尔凹陷的实际应用为例,全面引入人工智能钻井优化与风险预测技术后,在复杂构造区带的钻井作业中实现了钻井效率整体提升 15-20%,非生产时间(NPT)大幅减少,井身质量也得到了显著改善。这表明 AI 技术不仅带来了可观的经济效益,更深化了对盆地钻井地质环境复杂性的理解,推动了研究区钻井工程从“经验驱动”向“数据与智能驱动”的范式转变,为盆地后续的优快钻井和规模勘探开发奠定了坚实的技术基础。

3.6 人工智能在二连盆地油气勘探应用中的挑战

尽管人工智能(AI)技术在二连盆地油气勘探中展现出显著优势,其进一步深化应用仍面临一系列关键挑战,这些挑战源自数据基础、技术整合、人才结构及方法适用性等多个层面,制约着 AI 技术潜力的充分发挥。

(1) 数据质量与共享机制问题

油气勘探数据具有多源、海量、高维和异质等典型特征,其质量直接影响 AI 模型的性能与泛化能力。

二连盆地历经数十年勘探,虽已积累包括地震、测井、岩心、分析测试及生产动态在内的海量数据资源,但部分历史数据存在记录不全、标准不一、噪声显著和格式异构等问题,严重限制了监督与半监督学习算法的训练效果^[5]。此外,行业内数据壁垒显著,各单位、部门间缺乏统一有效的数据共享机制与标准化管理平台,导致数据资源整合困难,“信息孤岛”现象普遍,阻碍了跨区块、跨层系大规模 AI 模型的构建与应用。

(2) 技术落地与系统集成困境

当前 AI 技术在勘探中的应用仍以“点状”突破为主,尚未实现全流程一体化集成。一方面,许多复杂 AI 模型(如深度神经网络、集成学习等)对算力要求高,在现有油田信息化基础设施中难以高效部署和实时响应;另一方面,油气勘探本身是具有强序列性和系统性的工程,涵盖地质建模、储层预测、钻井设计、油气检测及风险评价等多个紧密衔接的环节。而目前 AI 应用多聚焦于单一任务(如地震断层识别或测井岩性分类),未能与地质建模软件、油藏数模平台及钻井实时控制系统实现深度耦合,制约了其协同增效能力的发挥^[20]。

(3) 复合型人才结构性短缺

AI 在油气勘探中的有效应用亟需既精通地质-地球物理专业知识,又掌握数据科学与算法开发能力的交叉复合型人才。目前,二连盆地相关勘探单位中此类人才储备明显不足。传统地质工程师往往缺乏足够的算法建模与编程能力,而数据科学家又对盆地地质成因、成藏规律和勘探实践理解有限,导致 AI 模型设计往往与实际地质问题脱节,技术推广面临接受度低、使用意愿不强的现实困境^[21]。

(4) 算法对复杂地质条件的适应性局限

二连盆地为典型断陷盆地,具多期构造演化、强烈非均质性和复杂流体分布等特点,使得许多泛用型 AI 算法难以直接适用。例如,在储层预测中,由于砂泥岩互层频繁、物性变化剧烈,传统机器学习模型往往无法充分捕捉其空间结构特征与不确定性;在构造解释中,断裂系统多样,大型边界断层与小微断裂并存,也对算法的分辨能力和鲁棒性提出更高要求。

(5) 多学科协同融合程度不足

油气勘探本质是一个依赖地质、地球物理、岩石物理、工程力学等多学科知识融合的系统工程。当前 AI 技术应用仍多局限于单一数据域或学科门类内部,如仅利用地震数据或仅依靠测井数据开展预测,缺乏真正意义上的“地质-工程-数据”一体化 AI 解决方案。如何构建能够同时理解地层结构、沉积模式、流体行为与工程参数的多模态融合 AI 模型,仍是亟待突破的关键问题。

(6) 模型可解释性与勘探决策可信性

AI 模型(尤其是深度学习)常被视作“黑箱”,其预测结果缺乏明确的地质或物理含义支撑,导致勘探决策者难以完全信任和采纳其输出。例如,在油气藏检测或甜点预测中,模型虽可达到较高准确率,但若无法提供清晰的证据(如哪些地震属性或地质变量起主导作用),其成果在高风险勘探部署中就难以被充分采纳。因此,发展可解释人工智能(XAI),增强模型透明度与地质一致性,是提升 AI 应用可信度和实用性的必由之路。

4 未来发展趋势与展望

4.1 多源数据融合与智能分析

二连盆地这类具有多期构造演化、复杂断裂系统及强烈非均质性的陆相断陷盆地中,油气勘探已进入深化勘探和精细描述阶段,其核心挑战之一在于如何有效整合与利用多源、多维、多尺度的海量地质数据。地震、测井、岩心、分析测试及生产动态等数据在格式、分辨率、物理含义和时空代表性方面存在显著差异,形成严重的“数据壁垒”,传统方法难以实现有效协同分析。为解决该问题,本研究提出构建面向二连盆地地质条件的统一标准化数据平台,并在此基础上发展新一代多源数据智能融合与联合分析技术体系。

该平台以地质实体为核心组织单元,通过制定严格的数据清洗、标准化与语义化标注流程,系统集成构造、地层、储层物性、流体性质等多类数据。在融合方法上,引入联邦学习框架,使得在不同数据源物理隔离的前提下仍能实现联合建模,有效解决了数据隐私与单位间数据共享难题;同时,借助迁移学习算法,将已勘探成熟区的模型知识迁移至新区或新层系,显著缓解目标区样本稀缺问题,提升了模型泛化能力。

在此基础上,本研究创新性地构建了“构造-储层-流体”一体化智能分析模型。该模型不仅依赖数据驱动,更通过知识图谱技术将地质专家知识、成藏模式(如断陷盆地中“断-储-盖”配置关系、优势运移路径模式等)

以结构化形式嵌入机器学习流程，形成语义约束下的联合推理机制。这一做法显著提高了对复杂地质系统中关键成藏要素间耦合关系的识别精度与可解释性。实际应用表明，该方法对断层封闭性、储层连通性及油气充注历史的分析可靠性得到大幅提升，模型准确率较传统单数据源方法提高 25%。

此外，为应对勘探过程中数据持续获取和地质认识动态更新的特点，本研究还开发了具备在线学习能力的算法架构。该算法能够随新钻井、新地震处理成果等数据的不断输入，实现模型参数的实时、增量式优化，避免了传统静态模型需要不断推倒重建的成本与滞后性。目前，该系统在迭代优化中表现出高达 90% 的效率，显著提升了预测模型随勘探进程持续完善的适应能力。

该项多源数据融合与智能分析技术，不仅为二连盆地复杂断块、岩性及复合油气藏的精细勘探提供了新思路与技术支撑，其所构建的“数据-知识”双驱动分析范式，也对我国同类复杂含油气盆地的数字化、智能化转型具有重要的借鉴与推广价值。

人工智能技术与传统勘探技术的深度融合是提升油气勘探水平的关键。未来，应加强人工智能技术与地震勘探、测井、钻井等传统勘探技术的结合，开发集成化的智能勘探系统。例如，将人工智能算法融入地震资料处理流程，提高地震成像质量；将机器学习模型与测井解释相结合，实现储层参数的实时预测。通过深度融合，充分发挥人工智能技术和传统勘探技术的优势，形成协同效应。

4.2 智能化决策支持系统的构建

智能化决策支持系统代表了人工智能在油气勘探领域应用的高级形态与发展方向。该系统以地质模型为核心，深度融合地球物理、钻井工程、油藏动态及经济评价等多学科、多来源信息，并依托人工智能算法实现大数据挖掘、知识推理与预测模拟，旨在为勘探部署、井位优化及开发策略制定提供科学、透明、可解释的决策依据。在二连盆地这类地质结构复杂、勘探目标日趋隐蔽的陆相断陷盆地中，构建此类系统对降低勘探风险、提高投资效益具有重大现实意义。

在二连盆地的具体应用中，智能化决策支持系统聚焦于以下几个关键决策环节：一是勘探目标智能优选与风险评价，通过集成地质成藏条件、地震属性、邻井钻探结果与测试数据，建立概率性油气富集区带识别模型；二是钻井工程参数与轨迹方案的实时优化，综合考量地质导向、工程安全与经济成本多重约束；三是开发方案的动态模拟与调整，基于储层和生产动态数据的持续输入，实现开发策略的自适应优化。

AI 技术为上述决策过程提供了强大的数据驱动能力。目前主要应用方向包括：

(1) 基于深度强化学习 (DRL) 的勘探规划智能生成。系统通过智能体与地质环境不断交互，自主学习最优的勘探部署序列和井位投放策略，显著提高勘探成功率并缩短方案编制周期；

(2) 利用多目标优化算法 (如 NSGA-II) 进行投资与决策权衡分析，同步优化油气采收率、钻井成本、环境影响及经济效益等多个目标，输出帕累托最优解集，支持决策者在多约束条件下做出科学选择；

(3) 结合大语言模型 (LLM) 和知识图谱构建智能地质问答系统，实现对海量地质报告、图件和数据表的自然语言查询与知识提取，极大提升了勘探人员获取信息和总结规律的效率。

典型实例显示，中国石油勘探开发研究院针对二连盆地研发的智能决策支持系统，通过统一的数据平台和模块化 AI 分析工具，已将勘探方案设计的整体周期从传统方式的约 2 个月显著缩短至 1 周以内，在提升决策效率的同时，降低了因人为主观经验差异带来的不确定性。

未来，随着数字孪生技术、跨模态语义学习及不确定性量化技术的进一步发展，智能化决策支持系统将逐步实现全勘探流程的闭环优化与动态决策，最终推动二连盆地油气勘探向更深层次的智能化、科学化转型。

5 结论

(1) AI 技术在二连盆地油气勘探中已取得显著成效，特别是在地震解释、测井分析和储层预测等方面展现出巨大潜力，为解决复杂地质条件下的勘探难题提供了新途径。然而，当前仍面临数据质量、模型可解释性、多学科融合及算法适应性等挑战，需产学研协同攻关。

(2) 未来应重点发展多模态大模型、数字孪生盆地和智能化决策系统，推动勘探向智能化、精准化方向发展。建议加强数据标准化建设、培养复合型人才，并建立 AI 地质验证规范，以促进 AI 技术与传统地质研究的深度融合，为二连盆地油气勘探开发提供更强有力的技术支撑。

参考文献

- [1] 赵贤正,金凤鸣,王权,等. 陆相断陷盆地洼槽聚油理论及其应用——以渤海湾盆地冀中坳陷和二连盆地为例[J].石油学报,2011,32(01):18-24.
- [2] 漆家福,赵贤正,李先平,等. 二连盆地早白垩世断陷分布及其与基底构造的关系[J].地学前缘,2015,22(03):118-128.DOI:10.13745/j.esf.2015.03.010.
- [3] 赵贤正,柳广弟,金凤鸣,等. 小型断陷湖盆有效烃源岩分布特征与分布模式——以二连盆地地下白垩统为例[J].石油学报,2015,36(06):641-652.
- [4] 匡立春,刘合,任义丽,等. 人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势[J].石油勘探与开发,2021,48(01):1-11.
- [5] 杨午阳,杨谟玮. 油气勘探智能化方法落地应用的几个关键问题与思考[J].石油科技论坛,2024,43(06):21-27+55.
- [6] 杨明瀚,李小波,刘兴邦,等. 人工智能大模型在油气勘探开发领域的应用及挑战[J].石油科技论坛,2024,43(06):107-113+125.
- [7] 李欣,王洪亮,闫林,等. 油气人工智能技术发展综述与体系框架构想[J].国际石油经济,2025,33(05):10-18.
- [8] 于强,王宝江,张禄明,等. 深度学习技术在油气勘探中的研究进展与应用挑战[J].天然气工业,2025,45(05):43-56.
- [9] 崔永谦,童亨茂,李先平,等. 二连盆地早燕山期构造体制及原型盆地推测[J].地质学报,2011,85(08):1265-1273.
- [10] 丁修建,柳广弟,查明,等. 沉积速率与烃源岩有机质丰度关系——以二连盆地为例[J].天然气地球科学,2015,26(06):1076-1085.
- [11] 彭云彪,刘波,秦彦伟,等. 二连盆地川井坳陷构造演化对砂岩型铀矿成矿作用的约束[J].地质与勘探,2018,54(05):917-928.DOI:10.13712/j.cnki.dzykt.2018.05.004.
- [12] 刘武生,赵兴齐,康世虎,等. 二连盆地反转构造与砂岩型铀矿成矿作用[J].铀矿地质,2018,34(02):81-89.
- [13] 王微. 人工智能在提高油气田勘探开发效果中的应用研究[J].信息系统工程,2025,(04):86-89.
- [14] 展祥琳.知识图谱引导的智能地质构造建模方法研究[D].电子科技大学,2023.DOI:10.27005/d.cnki.gdzku.2023.005460.
- [15] 龚仁彬,惠思源,向冲,等.基于知识图谱的油气勘探开发知识共享系统的建设与应用[C]//中国地质大学(武汉),西安石油大学,陕西省石油学会.2023油气田勘探与开发国际会议论文集III.中国石油勘探开发研究院,2023:331-343.DOI:10.26914/c.cnkihy.2023.053616.
- [16] 李国欣. 能源行业研究院未来发展路径探究——以中国石油勘探开发研究院为例[J].北京石油管理干部学院学报,2025,32(03):25-30.
- [17] 王璐.给地球做“CT”破解万米深处的油气密码[N].经济参考报,2025-04-24(006). DOI:10.28419/n.cnki.njjck.2025.001664.
- [18] 李秀英,肖阳,杨全凤,等. 二连盆地阿南洼槽岩性油藏及致密油勘探潜力[J].中国石油勘探,2013,18(06):56-61.
- [19] 石玉江,周军,李雄伟,等. 测井人工智能应用场景及实现[J].石油科技论坛,2024,43(06):28-37.
- [20] 闫林,李欣,李小波,等. 油气领域人工智能标准化工作思考与建议[J].石油科技论坛,2024,43(05):35-42.
- [21] 冯其红,王志华,齐宁. 面向新工科的石油工程专业改造升级路径研究与实践[J].高等工程教育研究,2021,(05):34-38.

协同驱动全周期开发：银额盆地油气田实践路径

袁瑞泽¹, 杨麒可²

(1.长安大学地球科学与资源学院 陕西省 西安 710064;

2. 延长油田勘探开发技术研究中心 陕西省 延安 716000;)

1337528965@qq.com

摘要: 大数据与人工智能推动全产业链变革, 而石油开发面临优质储量锐减、剩余资源劣质化、老油田高含水及环保约束等挑战, 技术革新成破局关键。当前油气勘探向深层复杂领域迈进, 非常规储层成增储主力, 银额盆地 85%以上储层孔隙度 $<10\%$ 、渗透率 $<1\text{mD}$, 且孔隙结构复杂、测井响应多解性突出, 传统地质模型与测井方法精准度不足, 岩性识别误差超 25%, 制约开发效率, 形成核心地质瓶颈。现有智能油田模式适配该类储层时, 存在目标与地质需求脱节等问题, 而深度学习提供针对性解法, 可有效解决砂泥岩薄互层、火山岩夹层导致的岩性识别边界模糊问题, 还能突破传统方法局限, 显著提升孔隙度、渗透率等物性参数的预测精度。同时, 开发需以地质认知为前提, 如解析银额盆地白垩系砂岩含 12%-18%火山岩夹层等特征, 此前因认知偏差直井日产仅 0.5-1t, 调整为“水平井 + 体积压裂”后日产达 5-8t; 工程技术需动态适配, 钻井用 LWD 随钻校正 (轨迹误差 $<0.5\text{m}$)、压裂以 $10\text{-}15\text{m}^3/\text{min}$ 排量造复杂裂缝, 还需兼顾经济 (单井投资 8000-12000 万元, 经济产量阈值 3t/d) 与环保 (钻井废水回用率 95%、伴生气放空率 $<2\%$)。人工智能与大数据是关键突破, CNN 将岩性识别准确率提至 92%, LSTM 降低产量预测误差至 8%, 大幅减少无效钻井、提升采收率至 15%, 未来需向“地质-人工智能”一体化转型。

关键字: 银额盆地; 人工智能; 油气田开发; 非常规储层; 油气田开发关键工程技术

Collaborative drive for full cycle development: Practice path of Yin'e Basin oil and gas field

YUAN Ruize¹, YANG Qike²

(1.School of Earth Sciences and Resources, Chang'an University, Xi'an, China;

2. Extension of oilfield exploration and development technology research center, Yan'an, China;)

Abstract: Big data and artificial intelligence are driving transformative changes across the entire industrial chain, while oil exploration faces challenges such as dwindling high-quality reserves, declining quality of remaining resources, high water cut in mature oil fields, and environmental constraints. Technological innovation has become the key to breaking through these barriers. Current oil and gas exploration is advancing into deeper and more complex geological zones, with unconventional reservoirs becoming the primary source of new reserves. In the Yin'ing Basin, over 85% of reservoirs have porosity $<10\%$ and permeability $<1\text{ mD}$, featuring complex pore structures and prominent multi-solution responses in logging data. Traditional geological models and logging methods demonstrate insufficient accuracy, with lithology identification errors exceeding 25%, which significantly hinders development efficiency and forms a core geological bottleneck. Existing smart oilfield models face issues like disconnect between targets and geological requirements when adapting to such reservoirs. Deep learning provides targeted solutions, effectively addressing ambiguous boundaries in lithology identification caused by thin interbedded sand/lithium-bearing rocks and volcanic rock layers. It also overcomes limitations of traditional methods, markedly improving prediction accuracy for physical parameters like porosity and permeability.

基金项目: 延长石油省外勘探区块油气成藏规律及勘探方向 (项目编号: ycsy2023jbgs-A-04)

作者简介: 袁瑞泽 (2000-), 女, 硕士研究生, 主要从事油气勘探及地球化学研究。

Development must be grounded in geological understanding. For instance, analyzing the Cretaceous sandstone in Yinxing Basin containing 12%-18% volcanic rock interbeds revealed that straight wells previously produced only 0.5-1 t/d due to cognitive biases. After adopting "horizontal wells + fracturing," daily production reached 5-8 t/d. Engineering technologies require dynamic adaptation: LWD real-time correction during drilling (track error <0.5 m), fracturing at 10-15 m³/min to create complex fractures, while balancing economic viability (single-well investment 80-120 million yuan, economic yield threshold 3 t/d) and environmental protection (95% drilling wastewater reuse rate, associated gas venting rate <2%). Artificial intelligence and big data are the key breakthroughs. CNN has improved the accuracy of lithology identification to 92%, LSTM has reduced the error of production prediction to 8%, greatly reduced ineffective drilling and increased the recovery rate to 15%. In the future, it is necessary to transform into the integration of "geology and artificial intelligence".

Keywords: Yin'e Basin; artificial intelligence; oil and gas field development; unconventional reservoir; key engineering technology of oil and gas field development

0 引言

油气田开发作为支撑国家能源安全、保障工业体系运转与稳定国民经济的战略基石，当前正面临优质储量锐减、复杂储层开发难度攀升、老油田高含水及环保约束趋严的多重挑战，其核心命题在于以技术革新为突破，实现“地质认知精准化、工程技术适配化、经济环保协同化”的全周期资源高效利用。作为维系能源安全与工业发展的核心环节，油气田开发的战略价值体现在为产业链提供稳定能源供给、保障经济社会运行，而核心命题则是破解优质资源稀缺、非常规储层（如银额盆地特低孔低渗储层）开发适配难、环保与效益平衡等现实困境，通过技术迭代构建全周期优化的开发体系^[1]。油气田开发承载着保障国家能源自主可控、推动油气行业高质量发展的战略使命，其核心命题聚焦于在优质储量占比不足、复杂储层开发技术瓶颈突出、环保政策日趋严格的背景下，以地质认知为根基、工程技术为手段、经济环保为约束，探索资源高效开采与可持续发展的协同路径。

当前全球能源结构转型与油气需求刚性增长的双重背景下，油气田开发正陷入三重矛盾交织的困境，且矛盾的尖锐性随资源禀赋变化与外部约束收紧持续凸显。从资源端来看，经过数十年大规模开发，全球优质整装油气藏已进入“稀缺时代”，据行业统计数据，当前已探明油气储量中，优质整装油气藏占比不足20%，以致密砂岩、页岩、特低孔低渗储层为代表的非常规储层被迫成为增储上产的核心主力，其中银额盆地的情况极具代表性——该盆地已探明油气储量中，85%以上的储层孔隙度低于10%、渗透率小于1mD，这类储层不仅孔隙喉道狭窄（多小于0.1μm）、流体流动阻力剧增，且纵向与横向非均质性极强，导致其开发难度较传统高渗储层提升3-5倍，单井初期产量往往仅为传统油藏的1/5-1/3，大幅增加了资源动用的门槛。技术端的适配性短板则进一步加剧了开发困境。长期以来，油气田开发依赖的传统地质模型与测井解释方法，多基于高渗、均质储层的地质特征构建，如经典的阿尔奇公式，其核心假设是储层孔隙结构简单、流体分布均匀，而面对非常规储层的复杂地质条件时，这些技术工具的局限性暴露无遗^[2]。以银额盆地为例，由于储层中广泛发育砂泥岩薄互层、火山岩夹层（占比12%-18%），且孔隙结构以粒间溶孔与微裂缝为主，导致测井响应呈现显著多解性——自然伽马（GR）曲线中，砂岩与火山岩的响应值重叠度超40%，电阻率（RT）曲线难以有效区分含油层与水层，最终使得传统方法的岩性识别误差超过25%，多次出现“钻遇非目的层”“储层评价偏差”等问题，不仅造成单井投资的浪费，更延误了整体开发进度。

而约束端的压力则从经济与环保两个维度对开发活动形成“双重挤压”。环保政策层面，随着“双碳”目标推进与生态保护力度加大，行业已建立明确的环保硬性指标，要求钻井废水回用率不低于90%、伴生气放空率控制在5%以内，这意味着油气田开发需额外投入大量资金用于环保设施建设，单井环保成本较十年前提升约40%；经济层面，大量开发年限超20年的老油田已进入高含水开发阶段，含水率普遍超过85%，部分区块甚至达到90%以上，为维持产量需持续开展堵水调剖、低效井修复等作业，导致运营成本年均增长8%-10%，而原油价格的周期性波动又进一步压缩了利润空间，不少老油田已面临“开发即亏损”的尴尬局面^[3]。

面对这三重相互交织的矛盾，必须打破“技术单一迭代即可破局”的传统认知——事实上，油气田开发并非简单的“技术堆叠”过程，而是一项需以地质认知为根基、工程技术为工具、经济环保为底线，实现

全周期动态优化资源开采效率的系统工程。地质认知的深度决定开发方向的准确性（如银额盆地需先厘清火山岩夹层分布规律，才能确定水平井轨迹），工程技术的适配性决定开发方案的落地性（如针对低渗储层优化压裂参数），而经济环保的约束则决定开发模式的可持续性（如平衡压裂成本与环保投入），三者缺一不可。后续章节将以银额盆地为典型案例，从地质认知深化、工程技术适配、经济环保协同三个维度，深度论证这一系统工程逻辑的实践路径与应用价值。

1 储层特性分析与开发战略调整

储层的物理特性、流体性质及内部结构对采油作业的技术适配性与精准度提出了更高要求。储层产能呈逐步衰退趋势，而孔隙度与渗透率的波动会直接制约油气开采效率，因此，对储层特性进行精准评估，已成为优化后续开发战略的核心前提。在油田开发前期，工作人员虽可通过常规地质勘探与测井分析，构建对储层的初步认知框架，但随着开采活动的持续推进，储层内部油气分布逐渐呈现不均匀状态，剩余油在总储量中的占比不断攀升。面对这一变化，传统储层评估方法与开发策略的局限性日益凸显，难以满足中后期精细化开发的需求。基于此，油田开发中后期需对储层展开系统性重新分析，通过迭代更新地质模型，精准捕捉储层动态变化规律。例如，可借助提升三维地震勘探技术分辨率、引入高清晰度岩心分析手段、部署动态监测工具对储层进行实时追踪等方式，更细致地掌握储层内部特征，为开发战略调整提供数据支撑^[4]。

在开发战略制定层面，除需重点考量储层物性参数的变化外，还需结合注水、气驱等二次开发措施的实施条件，科学筛选注入流体类型与注入模式，以此提升剩余油采收率。值得注意的是，储层特性分析与开发战略调整的全过程，不仅需要地质与工程技术人员紧密协作，还需深度融合生产运营数据与现代化信息技术，确保开发战略及配套作业计划在油田中后期开发阶段能够高效、灵活落地。

地质认知是破解油气田“地下黑箱”的核心钥匙，其深度与精度直接决定开发方案的科学性，具体可从储层地质特征解析、油藏流体与能量系统研究、储量评价与开发层系划分三大维度展开，而对银额盆地的展望恰能直观体现地质认知的核心价值。在储层地质特征精细化解析方面，该盆地主力储层为白垩系辫状河三角洲前缘砂岩，且夹杂 12%-18% 的火山岩夹层，孔隙类型以粒间溶孔为主（占总孔隙 60%），但孔隙喉道半径小于 $0.1\mu\text{m}$ （传统储层多大于 $1\mu\text{m}$ ），这一微观结构导致流体流动阻力剧增；同时储层非均质性极强，纵向厚度变化范围为 0.5-8m（单层厚度小于 2m 的占比达 70%），横向渗透率差异更是超过 100 倍，需借助沉积相建模（如地震属性反演技术）才能精准圈定“相对高渗条带”^[5]。关键参数测试进一步显示，该储层含油饱和度虽达 45%-60%，但束缚水饱和度高达 35%-40%（传统储层多低于 25%），直接制约了原油的流动能力。

地质认知对油气田开发的“先导性影响”，堪称决定开发路径的“生死线”，银额盆地的开发历程多次印证这一结论。在规避方向性错误上，该盆地早期曾照搬传统高渗储层开发模式，设计直井开发方案，结果单井日产原油仅 0.5-1t（远低于 3t/d 的经济产量）；后续基于精细化地质认知，调整为“水平井+体积压裂”模式，单井日产直接提升至 5-8t，彻底扭转开发被动局面。在降低工程试错成本方面，通过储层敏感性实验（水敏、盐敏、酸敏），发现银额盆地储层水敏指数达 0.8（属于强水敏），将钻井液调整为钾基聚合物体系（ K^+ 浓度 $>3\%$ ），有效避免黏土膨胀堵塞孔隙，使储层伤害率从 35% 降至 10% 以下，显著减少了工程返工与成本损耗^[6]。而在锚定开发优先级上，依托沉积相模型，优先开发辫状河三角洲前缘主水道砂体（渗透率 0.3-0.8mD），暂缓开发分流间湾细粒沉积（渗透率 $<0.1\text{mD}$ ），让初期投资回报率提升 20%，实现了资源开发与经济效益的精准匹配。

2 油田开发中的采油工程技术实践运用

如果说地质认知是油气田开发的“蓝图”，工程技术便是将蓝图转化为现实的“施工工具”。针对银额盆地特低孔低渗、强非均质性的地质特征，工程技术需从前期钻井完井、中期开采集输到全周期动态迭代，形成“精准适配-高效落地-持续优化”的完整体系，既实现对地质条件的适配，更通过技术手段主动改造储层，突破开发瓶颈。

2.1 前期工程：钻井与完井—打通“地下-地面”的精准通道

钻井与完井是连接地下储层与地面生产的“首道关卡”，需围绕银额盆地低渗储层的特殊性，从井型设计到储层改造实现全流程优化，确保通道“打得准、护得好、通得畅”。在钻井技术优化上，银额盆地采用

“直井段+水平段”组合井型，水平段长度设计为 1500-2000m 且严格平行于主水道砂体走向，同时借助 LWD 随钻测井技术实时校正轨迹，将误差控制在 0.5m 以内，最终实现水平段穿越有效储层的长度占比超 90%，避免传统直井“脱靶”问题^[7]。针对盆地深部抗压强度达 80-120MPa 的硬地层，选用 PDC 钻头替代传统牙轮钻头，使用寿命提升 3 倍；钻井液密度则精准控制在 1.15-1.20g/cm³，低于 1.25g/cm³ 的地层破裂压力，有效防止压漏储层导致的钻井事故。

完井环节聚焦储层保护与改造，通过“分级固井+尾管固井”组合工艺保障井筒密封性：水泥浆密度梯度维持在 0.03g/cm³，杜绝窜槽风险，且水泥返高至目的层以上 500m，彻底封隔浅层水与目的层，避免地层污染。储层改造则采用“大排量、高砂比、多段簇”体积压裂技术，施工排量达 10-15m³/min，砂比 30%-40%，分 15-20 段进行压裂作业，最终在储层内形成裂缝半长 200-300m、缝宽 0.5-1mm 的复杂裂缝网络，使储层渗透率提升 100-500 倍，为油气流动开辟“高速通道”。

2.2 中期工程：开采与集输——实现“高效采出+清洁处理”

进入生产阶段，工程技术需兼顾“油气高效采出”与“资源循环利用”，针对银额盆地低渗井产能递减快、井距大的特点，优化开采方式与集输体系，平衡开发效率与环保要求。开采技术需与地质动态精准适配。银额盆地低渗井投产后 1-2 年便进入产能递减期，日产原油从 8t 降至 3t，此时需配套排量 50-100m³/d、扬程 2000-3000m 的电潜泵举升，并采用变频控制技术根据产量动态调整转速，较常规抽油机能耗降低 18%；针对压力<10MPa 的超低压储层，试点“注 CO₂ 驱”技术，利用 CO₂ 溶解降黏与膨胀原油的双重作用，可将单井日产回升至 4-6t，有效延缓递减趋势。

油气集输与处理则聚焦效率与环保双提升。考虑到银额盆地井距达 1000-2000m 且单井产量低，摒弃传统管网集输模式，采用“单井拉油+集中处理”方案，前期管网投资降低 40%；采出水经“沉淀-过滤-反渗透”三级处理后，回用率达 95%，水质满足压裂用水标准（悬浮物<5mg/L），实现水资源循环；伴生气则通过分子筛脱水脱硫处理后，用于电潜泵与集输站发电，年减排 CO₂ 1.2 万吨，达成“开采-利用-减排”的闭环。

2.3 工程技术的“动态迭代”：随地质认知深化而升级

油气田开发是地质认知与工程技术相互反馈的动态过程，需根据生产数据持续修正技术方案，实现“地质认知深化-工程技术升级”的良性循环，这一特性在银额盆地开发中尤为显著。基于生产数据反演地质模型，是技术迭代的核心依据。银额盆地某井区投产 3 年后，实际含水率上升速度较预测快 50%，技术团队通过整合产量、压力、含水率等生产动态数据，反演修正储层渗透率模型——将原 0.5mD 的渗透率参数调整为 0.3mD，并据此将后续压裂段间距从 100m 缩至 80m，最终使含水率上升速度减缓 30%，有效延长了油井稳产期^[8]。老井复活技术则是挖掘剩余资源的重要补充。针对银额盆地因储层堵塞导致日产<1t 的停产老井，采用“水力喷射酸化”技术：注入 50-80m³、浓度 15%-20% 的酸液，通过高压喷射疏通孔隙喉道，60% 的老井可恢复至日产 3-4t 的水平，既降低了新井钻井成本，也提升了资源动用程度。

3 经济与环保：油气田开发的“刚性约束边界”

在油气田开发全周期中，经济可行性与环保合规性并非可灵活调整的“附加条件”，而是决定项目成败的“刚性底线”。尤其针对银额盆地特低孔低渗储层，开发成本高、生态环境脆弱的特点，需推动经济管控从“成本削减”向“价值优化”转型，环保治理从“末端整改”向“全流程防控”升级，实现资源开发与效益、生态的协同平衡。

3.1 经济性约束：平衡“资源价值 - 开发成本”的量化逻辑

银额盆地低渗储层开发的高投入特性，要求经济性分析贯穿项目全周期，通过成本结构拆解、核心指标测算与技术方案比选，构建“成本可控、收益可期”的开发模式。

从全周期成本构成来看，银额盆地单井总投资达 8000-12000 万元，成本分布呈现显著集中性：压裂环节占比 40%、钻井环节占 35%、地面设施占 15%、运营维护占 10%。其中压裂成本是管控核心，通过“优化砂量与压裂段数”可实现精准降本，例如将单井支撑剂用量从 1500m³ 降至 1200m³，单井压裂成本直接降低 15%；运营阶段则依托“无人值守井口 + 远程监控”模式，通过物联网实时采集压力、产量数据，单

井运维人员从 3 人精简至 1 人，年运维成本减少 40 万元，大幅降低长期运营负担。

经济性与技术选择的协同决策，是实现“成本-收益”最优的关键。银额盆地某区块曾针对“常规压裂”与“缝网压裂”展开对比论证：常规压裂单井成本 8000 万元，采收率仅 8%；缝网压裂单井成本 1.1 亿元（较常规高 37.5%），但采收率提升至 12%。经全生命周期测算，缝网压裂方案虽初期投入更高，但总收益提升 62%，最终成为优选方案，印证了“技术投入需与长期收益挂钩”的决策逻辑。

3.2 环保约束：践行“绿色开发”的全流程管控

银额盆地地处生态脆弱区域，草原植被与地下水资源保护要求严格，需建立“前期源头防控、中期过程减量、后期末端修复”的全流程环保体系，将环保要求融入开发各环节，实现“开发与保护”并行。

开发后期聚焦生态修复，实现“开发迹地”的可持续利用。老井退役时采用“三级水泥封井”工艺，对表层、技术套管、生产套管分别进行封隔，井口用混凝土填埋压实，彻底阻断地层流体泄漏通道，防止污染地下水；针对历史油污井场（土壤油污浓度 500-1000mg/kg），采用“生物修复 + 化学氧化”组合技术——接种假单胞菌降解油污，同时添加过硫酸盐强化氧化分解，6 个月内可将土壤油污浓度降至 50mg/kg 以下，修复后的井场复垦为草原，植被覆盖率恢复至 90%，实现生态功能的有效修复。

4 全周期动态优化：贯穿开发的“核心逻辑”

油气田开发并非“一劳永逸”的静态过程，而是需根据地质条件、生产动态与外部约束的变化，实现“前期科学规划、中期精准调控、后期高效挖潜与生态修复”的全周期闭环优化。银额盆地特低孔低渗储层的开发实践，正是这一逻辑的典型体现——通过各阶段的动态调整，将地质认知、工程技术、经济环保的协同作用贯穿始终，最大化资源价值与开发效益。

4.1 前期：地质-工程-经济-环保的一体化论证

开发前期的论证是决定项目方向的“关键一步”，需打破地质、工程、经济、环保的学科壁垒，构建多维度协同的论证体系，避免因单一因素考量导致的决策偏差。以银额盆地某开发区块为例，论证流程形成严格闭环：首先利用 Eclipse 地质建模软件，基于储层孔隙度、渗透率分布及流体性质，构建不同开发方案（直井 / 水平井、常规压裂 / 体积压裂）的产量预测模型，输出 5-10 年的产量递减曲线；随后结合钻井、压裂的市场报价与地面设施建设成本，测算各方案的全周期投资与内部收益率（IRR）；最后纳入环保投入核算，包括钻井废水处理系统、伴生气回收设备及后期生态修复的成本，最终形成“开发方案 - 产量预测 - 成本构成 - 环保代价”的四维对比表，为决策提供量化依据。

4.2 中期：生产动态驱动的实时调整

油气田进入生产中期，储层压力下降、含水率上升等动态变化直接制约开发效率，若无法及时捕捉异常并调整，易导致开发被动。对此，银额盆地构建“智能监测-数据分析-参数调整”全链条实时响应机制，以毫秒级数据传输、智能化异常识别与精准化原因诊断，实现对生产动态的主动管控，打破传统“事后应对”的局限。

该机制的核心在于“监测-分析”环节的无缝衔接与高效联动。在前端监测层面，每口开发井均部署集成流量、压力、温度传感器的“智能井口终端”，以 10 分钟/次的高频采集油、气、水产量及井下工况数据，数据通过物联网专线实时传输至油田数字平台，传输延迟控制在 10 秒以内，确保动态变化“无延迟捕捉”。

平台端的大数据算法则承担“异常识别中枢”职能，通过构建“正常生产数据基线”，对实时传入的参数进行动态比对——当某一参数偏离基线阈值（如含水率单日突升 5% 以上、压力小时降幅超 0.5MPa），系统会自动触发对应预警（如含水率突升触发“储层窜流”预警、压力骤降触发“井漏”预警），并同步推送预警信息至技术团队的终端设备，附带异常时段的参数变化曲线，为快速分析提供基础数据。

4.3 后期：剩余资源挖潜与退役治理

开发后期需兼顾“剩余资源最大化动用”与“生态环境修复”，实现“开发收尾”与“可持续发展”的衔接。银额盆地通过数值模拟技术精准挖潜剩余油，同时建立标准化退役治理流程，让开发后期成为“资源利用”与“生态修复”的双重闭环。

在剩余油挖潜方面，可采用 CMG 数值模拟软件，融合开发 10 年来的生产动态数据（产量、压力、含水率）与前期地质模型，构建剩余油分布预测模型。结果显示，剩余油主要富集在“甜点区边缘”——即前期压裂裂缝未波及的区域，这些区域储层厚度 5-8m、渗透率 0.3-0.5mD，具备开发价值。基于此部署加密水平井，将井距控制在 200-300m 以避免井间干扰，投产后单井日产仍可达 3-4t，较常规老井挖潜方式采收率提升 3-5 个百分点。

5 技术革新：人工智能与大数据破解“复杂地质难题”

面对银额盆地特低孔低渗、测井响应多解性突出的地质难题，传统“经验依赖型”开发模式已难以满足精准化、高效化需求。而人工智能与大数据技术的深度融入，正从地质认知、工程优化、全周期管控三个维度重构开发逻辑，通过数据挖掘与模型迭代，突破复杂储层开发瓶颈，成为提升开发效率与效益的核心引擎。

5.1 人工智能赋能地质认知升级：突破传统方法局限

地质认知的精准度直接决定开发方向，AI 技术通过对多维数据的深度学习，有效解决传统地质分析“依赖经验、误差率高”的痛点，为银额盆地复杂储层刻画提供更可靠的技术支撑。物性参数预测方面，传统方法基于阿尔奇公式等经验模型，受储层非均质性影响，孔隙度预测误差达 12%、渗透率预测误差超 30%，难以满足开发层系划分需求^[9]。而基于 BP 神经网络模型的预测方案，通过融合岩心实验测得的孔隙度、渗透率数据与测井曲线数据，构建“测井参数-物性参数”的非线性映射关系，可精准预测未取心井段的物性参数。在银额盆地的应用中，该模型将孔隙度预测误差降至 5%、渗透率预测误差降至 10%，为按渗透率划分 3 套开发层系提供了高精度数据支撑，避免层间窜流风险。

5.2 大数据支撑工程与生产优化：降低试错成本

在复杂储层开发中，工程参数的盲目选择与生产动态的滞后应对，是导致试错成本高、开发效率低的核心症结。而大数据模型预测技术通过对海量数据的深度挖掘与规律建模，实现了“钻井参数提前优化”与“生产动态超前预判”，为银额盆地特低孔低渗储层开发提供了精准决策依据，从源头规避风险、提升效益。

针对钻井环节“参数凭经验、效率难保障”的痛点，大数据随机森林模型构建了钻井参数的“预测-推荐”体系，实现钻井方案的前置优化。技术团队首先整合银额盆地 1000 余口井的历史钻井数据，形成涵盖“工程参数-效率指标”的完整数据库：工程参数包括钻头类型、钻井液密度（1.1-1.3g/cm³）、钻压（120-220kN）、转速（30-60r/min），效率指标则对应机械钻速（1.5-5m/h）、卡钻次数（0-3 次/井）等关键结果。基于该数据库构建的随机森林模型，通过多棵决策树的并行运算，挖掘不同地质条件下“工程参数组合与效率指标”的隐性关联——例如当模型识别到“深部地层抗压强度 80-120MPa”这一特征时，会自动匹配历史数据中对应的最优参数组合，钻压控制在 180-200kN（避免压裂地层）、转速维持 45-50r/min（平衡效率与钻头寿命）。这种基于数据预测的参数推荐，彻底替代了传统“试错式”调整，应用后银额盆地钻井机械钻速提升 25%，卡钻次数减少 35%，单井钻井周期从 45 天缩短至 32 天，单井钻井成本直接降低 1200 万元，预测模型的前置指导价值显著。

在生产动态管控层面，大数据与 LSTM（长短期记忆网络）模型结合，攻克了传统预测“无法捕捉长周期依赖”的技术瓶颈，实现单井产量趋势的超前预判。该模型以两类核心数据为输入：一是储层渗透率、孔隙度等静态地质参数，二是产量、压力、注水量等动态生产数据。通过 LSTM 模型特有的长短期记忆单元，能够跨越时间维度捕捉“注水量变化→地层压力响应→产量递减”的长周期关联——例如某井注水量减少 10%后，模型可追踪后续 3 个月地层压力的缓慢下降（每月降 0.3MPa），并预判 6 个月后产量的递减趋势。在银额盆地的实践中，该模型将产量预测误差从传统方法的 15%降至 8%，具备了“提前干预”的决策价值：当模型预测某井 3 个月後日产将从当前 4t 降至 3.5t 时，技术团队无需等待产量实际下滑，可提前将电潜泵转速从 3000r/min 调至 2500r/min，通过降低举升能耗维持单井盈利，避免产量跌破阈值导致亏损^[10-15]。这种“预测在前、调整在先”的模式，让生产管控从“被动应对”转向“主动掌控”，大幅提升了复杂储层开发的稳定性与经济性。

5.3 技术革新的核心价值：重构开发模式

人工智能与大数据技术的应用，并非简单的“技术叠加”，而是从“经验驱动”向“数据驱动”的开发模式重构，其核心价值体现在风险降低、效率提升与效益优化的全维度改善。

在降低开发风险方面，人工智能“甜点区”预测技术改变了传统“基于地震属性粗略圈定”的方式，通过融合地质、测井、地震多源数据，构建人工智能预测模型，精准识别储层中“高孔隙度、高渗透率”的甜点区域。应用于银额盆地后，无效钻井率（钻遇非甜点区的井数占比）从 20%降至 5%，按单井投资 8000 万元计算，每年可节省无效投资超 4 亿元，显著降低开发风险。

在提升全周期效率与效益上，“地质建模-人工智能预测-工程调整”的实时联动机制，实现了开发全流程的动态优化。银额盆地某区块通过该机制，基于人工智能预测的剩余油分布调整加密井部署，结合大数据优化压裂参数，使区块采收率从 12%提升至 15%；同时，通过产量预测提前优化举升与集输方案，将开发周期从 25 年缩短至 20 年，全周期收益增加 3.5 亿元。这种以数据为核心的开发模式，彻底打破了传统“阶段割裂、经验主导”的局限，为复杂储层开发提供了可复制的高效路径。

6 结束语与展望

6.1 油气田开发的协同发展趋势与未来方向

油气田开发的本质是“地质认知定方向、工程技术做执行、节能环保划底线、全周期优化提效率”的协同过程，任何环节的割裂（如脱离地质的技术选择、忽视环保的成本压缩）都会导致开发失败，银额盆地的实践印证了“协同逻辑”的必要性。技术革新定位：人工智能与大数据并非“替代传统技术”，而是通过数据融合提升地质认知精度、优化工程参数、降低节能环保成本，成为破解特低孔低渗、强非均质性等复杂地质条件的“核心突破口”。

6.2 未来方向展望

模式层面：从“单一资源开采”向“能源-环境-经济”综合效益最大化转型（如结合 CCUS 技术，将银额盆地低渗储层作为 CO₂ 封存库，实现“开采油气+封存碳”双重价值）；

标准层面：建立复杂储层开发的“地质-工程-经济-环保”协同评价体系，为同类油气田（如鄂尔多斯盆地、准噶尔盆地低渗储层）提供参考。

参考文献

- [1] 张新玥, 刘嘉康, 侯莹. 油田开发中后期的采油工程技术探讨[J]. 中国设备工程, 2024, (13): 21-23
- [2] 左银辉, 2015. 查干凹陷中生代热体制及油气资源评价[M]. 北京: 科学出版社.
- [3] 卢进才, 陈高潮, 李玉宏, 等, 2012. 银额盆地及邻区石炭系-二叠系油气地质条件与资源前景[M]. 北京: 地质出版社, 210-215.
- [4] 卫平生, 张虎权, 陈启林, 2006. 银根-额济纳旗盆地油气地质特征及勘探前景[M]. 北京: 石油工业出版社, 50-51.
- [5] 张洪安, 李继东, 王学军, 等, 2020. 银额盆地形成演化及油气勘探展望[J]. 石油实验地质, 42(5): 780-789.
- [6] 周勇水, 李红磊, 史大海, 等, 2021. 银根-额济纳旗盆地烃源岩特征及油气富集规律[J]. 石油学报, 42(8): 1026-1038.
- [7] 夏宏泉, 赖俊, 李高仁, 等. 基于测井资料的页岩油储层甜点预测[J]. 西南石油大学学报(自然科学版), 2021, 43(4): 199-207.
- [8] 杨智, 侯连华, 陶士振, 等. 致密油与页岩油形成条件与“甜点区”评价[J]. 石油勘探与开发, 2015, 42(5): 555-565.
- [9] 蔡勋育, 邱桂强, 孙冬胜, 等. 中国中西部大型盆地致密砂岩油气“甜点”类型与特征[J]. 石油与天然气地质, 2020, 41(4): 684-695.

- [10] 姚东华, 周立宏, 王文革, 等. 页岩油综合甜点测井评价——以沧东凹陷孔店组二段为例[J]. 石油学报, 2022, 43(7): 912-924.
- [11] 聂云丽, 高国忠. 基于随机森林的页岩气“甜点”分类方法[J]. 油气藏评价与开发, 2023, 13(3): 358-367.
- [12] 刘国强. 非常规油气勘探测井评价技术的挑战与对策[J]. 石油勘探与开发, 2021, 48(5): 891-902.
- [13] 王敏生, 光新军. 智能钻井技术现状与发展方向[J]. 石油学报, 2020, 41(4): 505-512.
- [14] 李小波. 高含水油田个性化井网设计及软件研究[R]. 中国石油 勘探开发研究院, 2019.
- [15] 赵辉, 刘邓, 宋本彪, 等. 基于数据空间反演的油藏实时生产优化方法[J]. 石油学报, 2022, 43(1): 67-74.

大数据融合人工智能下的油气田开发研究

苗向阳

(中海油能源发展股份有限公司采油服务分公司 天津 200450)

miaoxxy2@cnooc.com.cn

摘要: 为提升油气田开发效率和精确性, 本文提出基于大数据与人工智能融合的智能化油气田开发方案。该方案构建了包含多源数据采集、智能清洗和一体化存储的数据处理体系, 设计了基于改进 CNN 的储层特征智能描绘系统, 实现了断层网络识别率超 90% 的地质特征刻画。在此基础上, 开发了融合 LSTM 和注意力机制的产量预警与干预系统, 建立了基于微服务架构的实时监控平台。通过构建数据驱动的智能决策支持系统、数字孪生平台和综合管理模式, 形成了“数据-模型-决策-执行”的闭环管理体系, 旨在提升油气田开发的智能化水平。

关键字: 大数据; 人工智能; 油气田开发

Research on Oil and Gas Field Development under the Integration of Big Data and Artificial Intelligence

Miao xiangyang

(CNOOC Energy Technology & Services Oil Production Co., Ltd. Tianjin 300450, China)

Abstract: To enhance the efficiency and accuracy of oil and gas field development, this paper proposes an intelligent oil and gas field development solution based on the integration of big data and artificial intelligence. This solution builds a data processing system that includes multi-source data collection, intelligent cleaning, and integrated storage. It designs an intelligent reservoir feature depiction system based on an improved CNN, achieving a geological feature description with a fault network recognition rate over 90%. On this basis, a production warning and intervention system integrating LSTM and attention mechanisms is developed, and a real-time monitoring platform based on a microservice architecture is established. By constructing a data-driven intelligent decision support system, a digital twin platform, and an integrated management model, a closed-loop management system of "data - model - decision - execution" is formed, aiming to improve the intelligent level of oil and gas field development.

Keywords: Big Data; Artificial Intelligence; Oil and Gas Field Development

0 引言

随着能源需求持续增长, 油气资源开发面临储量精细刻画、采收率提升和生产优化等挑战。大数据技术突破了传统数据处理方法的局限, 实现了油气田全域数据的高效采集与分析。人工智能算法在地质建模、产量预测和工况诊断等领域展现出强大潜力, 为油气田智能化发展提供新思路。边缘计算、物联网等新技术的应用, 使建立覆盖勘探、开发、生产全过程的智能化体系成为可能。

1 油气田大数据采集与处理技术

1.1 多源油田数据感知与传输

在现代油气田开发中, 数据感知系统主要由地面生产设施传感网络、井下智能监测装置和地层压力动态

作者简介: 苗向阳 (1990-), 男, 河南南阳人, 工程师, 本科, 主要研究方向为油气田生产及项目管理。

采集系统构成^[1]。地面设施采用 SCADA 系统进行实时数据采集,通过分布式光纤测温(DTS)、分布式光纤声波(DAS)等技术实现生产参数的连续监测。井下智能监测装置包括永久式井下压力计、温度传感器和多相流量计,可实现对油气井筒压力、温度、含水率等关键参数的动态监测。地层压力监测则依托微地震监测网络和储层压力传感器阵列,获取储层压力场演化特征。数据传输采用工业以太网、4G/5G 无线通信和 NB-IoT 窄带物联网等多种方式,构建覆盖油田全域的立体化传输网络。边缘计算节点对采集数据进行预处理和初步分析,降低数据传输负载,提高传输效率。

1.2 油气生产数据智能清洗

油气生产数据清洗过程主要包括异常值识别、数据补缺和一致性校验。采用基于统计学的 3σ 准则和机器学习的隔离森林算法进行异常值检测,结合专家经验建立异常模式库。数据补缺采用时间序列预测模型,如 LSTM 神经网络,实现缺失数据的合理估计。数据一致性校验基于以下质量评分模型:

$$Q = \alpha \left(1 - \frac{R_e}{R_t} \right) + \beta \left(1 - \frac{N_e}{N_t} \right) + \gamma \left(1 - \frac{D_e}{D_t} \right) \tag{1}$$

(1) 式中 Q 为数据质量得分,取值 0-1; R_e 为异常记录数, R_t 为总记录数; N_e 为空值数量, N_t 为应测数据总量; D_e 为不一致数据量, D_t 为关联数据总量; α 、 β 、 γ 为权重系数且 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。通过该模型可量化评估数据质量,指导后续清洗流程的优化。

1.3 数据资源一体化存储

油气田数据资源一体化存储架构采用“边缘-云端”双层设计。边缘层部署分布式数据库集群,采用 NewSQL 架构保证高并发写入性能,支持结构化生产数据和半结构化测井数据的混合存储。云端采用数据湖技术,构建统一的数据仓库,实现对历史数据的深度归档。存储系统支持实时数据、准实时数据和离线数据的分级存储,并建立数据分类标准和元数据管理体系。通过分布式文件系统可实现数据存储节点的动态扩展,采用数据分片和多副本机制确保数据安全性。同时,建立统一的数据访问接口和权限管理体系,实现数据资源的安全共享与高效调用。

2 人工智能在油气田开发中的应用模式

2.1 油藏地质特征智能描绘系统

油藏地质特征智能描绘系统基于深度学习算法,集成地震数据解释、测井数据分析和岩心数据评价等多维信息,实现储层参数的智能化表征。如表 1 所示

表 1 智能描绘系统核心模块性能指标

智能描绘模块	核心算法	输入数据	输出结果	精度指标
构造解释	改进 CNN	三维地震体	断层网络	识别率>90%
物性预测	RF+SVR+DBN	测井曲线	储层物性	$R^2 > 0.85$
相分析	Seq2Seq+Attention	测井+岩心	沉积相带	准确率>88%
连通性评价	GNN	动态压力	流体通道	符合率>85%

系统采用改进的卷积神经网络(CNN)进行地震相分析,通过多尺度特征提取准确识别断层、裂缝等地质构造。在储层物性预测方面,采用集成学习方法,将随机森林(RF)、支持向量回归(SVR)和深度信念网络(DBN)等算法进行组合,建立孔隔度、渗透率等关键参数的预测模型^[2]。沉积相分析引入注意力机制的序列到序列模型,结合测井曲线特征实现岩相的精细刻画。系统还整合了基于图神经网络(GNN)的储层连通性分析模块,可动态评估油藏单元间的流体连通关系。

在实际应用中,系统通过并行计算框架处理海量地质数据,支持储层精细描述模型的实时更新。基于量化不确定性分析方法,系统可输出多套地质认识方案,并结合历史拟合效果进行动态权重优化,为开发方案设计提供可靠的地质依据。同时,系统配备知识图谱辅助决策模块,整合专家经验,提高复杂构造区块的解

释准确性。

2.2 产量智能预警与干预机制

产量智能预警与干预机制基于实时生产数据流，系统采用深度时序模型 LSTM 结合注意力机制，对油井生产曲线进行趋势分析，实现产量异常的提前预警。在产量预测方面，建立改进的衰减曲线模型：

$$Q_t = Q_i \times (1 + D \times t)^{-\frac{1}{b}} \quad (2)$$

(2) 式中 Q_t 为 t 时刻产量， m^3/d ； Q_i 为初始产量， m^3/d ； D 为递减系数； b 为递减指数； t 为生产时间， d 。通过建立基于 XGBoost 的油井工况识别模型，结合压力、温度、含水率等多维参数，可准确识别气窜、水淹、蜡沉积等异常工况^[3]。系统引入强化学习算法，针对不同异常类型，自动生成优化的干预策略。井组间影响评估采用压力干扰叠加模型：

$$\Delta P = \frac{Q \times \mu}{4\pi K_h} \times \left[Ei\left(\frac{-r^2 S}{4at}\right) - Ei\left(\frac{-r^2 S}{4at'}\right) \right] \quad (3)$$

(3) 式中 ΔP 为压力降，MPa； Q 为产液量， m^3/d ； μ 为原油粘度， $mPa \cdot s$ ； K 为渗透率， μm^2 ； h 为有效厚度， m ； r 为井距， m ； S 为储层系数； a 为扩散系数， m^2/d ； t 和 t' 分别为生产时间和关井时间， d ； Ei 为指数积分函数。

在群井管理方面，采用图神经网络构建井组关联分析模型，评估单井产量波动对周边井组的影响程度。通过建立油藏数值模型与机器学习模型的混合预测体系，实现产量动态预测与风险评估的协同分析。

智能干预决策模块采用多目标优化算法，综合考虑产量目标、经济效益和安全约束，形成分级干预方案。通过数字孪生技术对干预方案进行仿真验证，评估不同干预措施的效果。系统具备自适应学习能力，持续积累干预案例，优化预警阈值和干预策略，不断提高预警精度和干预效率。

2.3 生产过程实时监控平台

生产过程实时监控平台基于微服务架构，实现油气生产全流程的动态监测与智能分析^[4]。平台采用分布式流计算框架 Apache Flink 处理高频采集的工况数据，实现毫秒级的数据处理与状态监测。通过 EdgeX 边缘计算网关对现场设备数据进行预处理和聚合，降低数据传输负载，保证监控系统的实时性能。

监控平台设计了多层级可视化界面，采用 WebGL 技术构建三维数字油田模型，实现油井、管网、集输站等设施的立体化展示。基于时序数据库 InfluxDB 存储工况数据，支持高性能的历史数据查询与趋势分析。平台整合了设备健康管理模块，通过深度学习算法对设备振动、温度等特征参数建模，实现设备故障预测与健康评估。

在安全管控方面，构建多维安全防护体系，包括管道泄漏检测、设备超限报警和环境风险预警等功能。采用规则引擎与机器学习相结合的方式，建立动态告警阈值，降低误报率。平台支持移动终端访问，现场操作人员可通过 AR 增强现实技术获取设备实时运行参数和操作指导。同时，集成视频监控系统，实现重点区域的远程巡检，提高监控效率和安全管理水平。

3 大数据与人工智能融合的油气田智能开发体系

3.1 数据驱动的智能决策支持系统构建

系统采用多层级架构，融合知识图谱、机器学习和专家系统等技术，实现开发方案的智能优化与决策辅助。如图 2 所示：



图 2 数据驱动的智能决策支持系统架构

系统基于图数据库 Neo4j 构建油藏开发知识图谱，将地质特征、开发动态、工程措施等多维信息进行语义关联，支持复杂场景下的知识推理。通过知识蒸馏技术，将专家经验转化为可量化的决策规则，提升系统的可解释性。

决策引擎采用集成学习框架，结合蒙特卡洛树搜索(MCTS)和深度强化学习算法，对不同开发方案进行评估与优选。系统构建了基于贝叶斯网络的不确定性分析模型，量化地质、工程和经济等多重风险因素，为决策提供可靠的概率评估依据。同时，引入启发式优化算法，对注水量分配、采气制度和井网部署等关键参数进行多目标优化。

系统设计了自适应反馈机制，通过持续跟踪方案实施效果，优化决策模型参数，提升系统的学习能力和决策准确性。同时，系统支持人机交互式决策，在关键节点保留专家干预接口，实现智能分析与专家经验的有机结合。

3.2 智能化油气田数字孪生平台开发

数字孪生平台基于多源异构数据融合技术，构建油气田生产过程的高保真虚拟映射^[5]。平台核心模块性能指标如表 2 所示：

表 2 数字孪生平台核心模块性能指标

孪生模块	核心技术	关键指标	应用场景	更新频率
油藏模型	黑油模型+神经网络	拟合精度>92%	储层动态预测	日更新
管网模型	CFD+数字流量计	压力误差<2%	管网优化	实时同步
设备模型	IoT+故障诊断	预警准确率>90%	设备监控	分钟级
工艺模型	流程仿真+专家系统	优化效率提升 15%	工艺优化	小时级
场景模型	BIM+GIS	定位精度<0.5m	虚拟巡检	周更新

平台采用分布式微服务架构，集成 Kubernetes 容器编排技术实现资源的动态调度与弹性伸缩。通过统一数据模型标准 UDM(Unified Data Model)，建立地质模型、油藏模型、地面工程模型的一体化表达，实现全流程数据的互联互通。

平台核心采用高性能计算引擎，结合有限元分析和计算流体动力学，构建油藏-管网-地面设施的耦合数值模型。通过引入深度迁移学习算法，建立实体设备与虚拟模型间的动态映射关系，实现生产过程的实时同步与状态预测。系统集成了基于 Unity3D 的三维可视化引擎，支持油气田设施的沉浸式交互与虚拟巡检。平台构建了基于时空数据库的历史状态追溯机制，支持生产过程的回放分析与场景还原。通过集成 OpenFOAM 开源框架，实现多物理场耦合计算，提升模拟精度。同时，平台支持 AR/VR 技术接入，打造沉浸式远程协

作环境，提升作业效率与安全管理水平。

3.3 人工智能辅助油气田综合管理模式

在油气田综合管理中，构建“数据-模型-决策-执行”的闭环管理体系[6]。通过构建智能化生产指挥中心，实现对油气田生产、安全、环保等多维度的一体化管控。系统采用分层分级的管理架构，基于微服务框架实现业务模块的解耦与协同，保证管理系统的灵活性与可扩展性。

在生产管理方面，系统融合深度学习与知识推理技术，实现生产计划的智能编制与动态调整。通过引入强化学习算法，对注采参数、工艺参数等进行实时优化，提升生产效率。系统构建了基于知识图谱的应急处置模型，结合历史案例库和专家经验，为突发事件提供智能化处置方案。

在资源调配方面，采用多智能体协同决策框架，实现人员、设备、物资等资源的智能调度。通过深度强化学习算法优化作业排程，提高资源利用效率。系统整合了预测性维护模块，基于设备健康管理体系，实现检维修活动的主动预防与精准实施。

在绩效评估方面，构建多维度的智能评价体系，采用机器学习算法对生产指标、经济指标和 HSE 指标进行综合分析评估。系统支持基于大数据的生产效能诊断，通过挖掘关键影响因素，为管理优化提供数据支撑。

4 结束语

大数据与人工智能技术的融合为油气田开发带来革命性变革，通过多源数据采集与处理技术，可实现油气田生产数据的智能化管理；基于深度学习的储层描述技术提高了地质认识精度；智能预警与干预机制增强了生产过程管控能力。未来研究方向包括：优化人工智能算法提升预测精度，完善数字孪生平台功能，探索区块链等新技术在数据共享中的应用，深化智能化技术在油气田开发全流程的融合应用。

参考文献

- [1] 彭程, 刘昊, 刘雪松. 油气田开发中大数据、人工智能的应用和展望[J]. 石油石化物资采购, 2024(9): 67-69.
- [2] 罗娟, 张钰. 油气田开发中大数据及人工智能的应用[J]. 中国管理信息化, 2021(24): 108-109.
- [3] 刘新建, 吴磊, 许琦. 基于大数据分析油气资源开发及数据挖掘的模型研究[J]. 软件, 2023, 44(11): 115-117.
- [4] 刘安. 油气田开发中大数据及人工智能的应用[J]. 石油化工建设, 2023, 45(5): 142-144.
- [5] 李阳, 廉培庆, 薛兆杰. 大数据及人工智能在油气田开发中的应用现状及展望[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2020, 44(4): 1-11.
- [6] 杨宜凡. 大数据及人工智能在油气田开发中的应用[J]. 自动化应用, 2023, 64(5): 125-127.

鄂尔多斯盆地地震勘探数智技术进展

王正良^{*1}, 高强¹, 杜中东¹, 曹跃辉¹, 高斌¹, 伊鸿斌¹, 付群立¹

(中国石油集团东方地球物理勘探有限责任公司长庆物探分公司 710021)

280265641@qq.com

摘要: 在鄂尔多斯盆地油气地震勘探中, 数智技术应用从无到有, 形成特征明显的系统技术。随着盆地油气勘探进入三维地震阶段, 老化笨重采集装备, 人工为主作业方式和以往采集技术方法无法满足低成本、高质量和高效率的油气勘探开发需求。通过飞机采集地表信息数据, 卫星定位的智能化激发、采集仪器, 配套的地震勘探采集方法和数智化的资料处理及解释软件和方法。通过以上方法实现了数智化的勘探成效, 支撑了盆地油气的勘探和开发, 为下一步智慧油田的发展奠定了良好的基础。

关键词: 数智技术; 油气地震勘探; 鄂尔多斯盆地

Progress of Digital and Intelligent Technology in Seismic Exploration in the Ordos Basin

WANG Zhengliang^{1,*}, GAO Qiang¹, DU Zhongdong¹, CAO Yuehui¹, GAO Bin¹, YI Hongbin¹, FU qunli¹

(1. Changqing Branch, BGP, China national petroleum corporation, Xi'an, China)

Abstract: In the oil and gas seismic exploration of the Ordos Basin, the application of digital intelligence technology has evolved from nothing to a distinctive system technology. As the basin's oil and gas exploration entered the 3D seismic stage, the outdated and cumbersome acquisition equipment, manual-dominated operation mode, and previous acquisition technology methods could no longer meet the demands of low-cost, high-quality, and high-efficiency oil and gas exploration and development. By using aircraft to collect surface information data, satellite-located intelligent excitation and acquisition instruments, along with the corresponding seismic exploration acquisition methods and digital intelligence-based data processing and interpretation software and methods, digital intelligence exploration achievements have been realized. This has supported the exploration and development of oil and gas in the basin and laid a solid foundation for the subsequent development of smart oilfields.

Keywords: digital intelligence technology; oil and gas seismic exploration; Ordos Basin

0 引言

鄂尔多斯盆地地震勘探始于 1950 年前的光点地震仪和模拟检波器, 以地质构造和古地貌为目标; 二维地震勘探至 2017 年年底基本结束, 仪器主要为国外引进, 以古地貌、三角洲和储层预测为主, 数智技术应用很少; 2018 年开始三维地震规模化勘探^[1], 仪器进入国产智能化, 以叠加之前储层预测、深部目标层和高陡构造为发展方向, 逐步引入了各个工序的数智化技术。

该盆地地震勘探数字化和智能化发展符合油气田发展理论和基本框架, 以数据采集、数据传输、数据存储和数据应用等 5 大流程为步骤, 不断深化地震勘探工序数字化和智能化水平。

三维地震项目开始于沙漠草原区, 沙漠黄土过渡带, 到最难采集的黄土山地区。规模化三维地震对采集方法、装备、技术、人员和效率等相关各个方面提出了新课题, 盆地三维地震资料采集围绕油气勘探及

作者简介: 王正良, 男, 1977 年生, 物探高级工程师, 中国石油集团东方地球物理有限责任公司长庆物探处, 长期从事地震资料采集技术方法研究。

评价地质特征为目标,以试验为方法先导,借鉴国内外三维地震有益经验,推动设计、施工、装备和组织等环节进行数智技术创新应用,完成了盆地油气大发展的目标,引领了我国三维地震采集技术的最新方向。

随着盆地数字油田持续建设,以数据为中心^[2]理念不断被企业和科技人员所认同和学习。地震资料采集数智技术就是以数据为中心,以流程为枝杆不断挖潜,在前期以地理信息的高精度获取,中期以激发、接收点位的均匀自动布设,激发参数和安全距离的数字化确定,人工智能化质量监控及采集数据的自动确定炮点位置,井炮和可控震源的高效采集,野外采集单炮大炮初至的人工智能拾取,物探数据库系统建成等项关键技术。

1 数智技术发展基本条件

地震勘探主要施工环节有野外地震波井炮激发、可控震源激发提供信号源;地震波接收的检波器、大线、采集站、电源站和地震仪等进行信号数据接收,存储的介质如磁带和硬盘进行数据存储,资料处理和解释软件及硬件等仪器进行数据处理及解释。

随着盆地油气勘探的加快发展,以往二维地震采集采用的多组合检波器接收地震波,大线传输及各类站体等导致设备多、老旧、笨重、体积大、采集方法观测角度窄^[3]、施工过程人工操作多,已经不能满足油田高效发展需求,为了全方位进行目标观测,需要三维地震更全面的对油气地质体进行立体勘探,三维地震勘探技术应用需要的装备成倍增长,催生数智化技术与装备在生产组织模式,施工组织方法等产生新的生长点。

盆地油气地震勘探开发的需要数智化技术支持,老油气田开发需要新的储层发现,黄土山地页岩油气,北部、东北部地区盐下气,煤岩气发现,西部海相页岩气的风险勘探等都需要三维地震勘探提供更深、更细的大构造,小隆起,大型断裂、小型断裂、微裂缝等地震地质信息,水平井实时地震地质约束导向,压裂方案优化等开发需要三维地震解释成果支撑,才能满足盆地油气大发展的需要。

盆地三维地震勘探技术不断为提升地质认识提供精准数据,持续加强对地表地理信息的高精度获取,更全面、充分对地质目标三维观测,井炮、可控震源能量、安全距离等试验,两种激发方式保证有效覆盖次数和点位均匀性,智能化野外地震工程质量控制,T_D函数曲线提升放炮采集效率。

盆地三维地震勘探经历了常规三维、准高密度三维地震采集和高密度三维地震采集阶段,覆盖次数、炮道密度均提升了1.3倍,节点单点检波器灵敏度是以往的3倍,持续提升的三维地震采集技术有效支撑了盆地油气勘探开发的实际需要。

2 数智技术时空安全性

数字化,智能化技术的安全性首要的是人的安全意识要是始终加强,其次才是软件硬件的安全性,数据采集、传输、保存、应用保密性和安全性等是系统的。

随着数据迁移性更容易和廉价,数智技术的安全性将会越来越重要,涉及国家战略资源秘密的海量数据很容易受到窃取,因为其涉及的方面也越来越多,相关性更紧密,应该提到一个新高度来认识,对重要的,较大价值的,获取困难的,唯一性的物理实体等数据进行全方位管控、充分的采样进行数字化,智能化应用,以保证物理实体有用信息的易迁移,易保存,易利用的安全性,这是一个为未来全面、长远的保存和利用数据体的方式方法。

同时,对以上实体、采样数据和数字化数据的存储位置和方式尽可能做到防御百年洪水、大地震等突发灾害,确保其安全性达到百分之百,而不是遇大灾即归零的结果。同时数据保存要在2-3个相距较远的地方进行异地备份,以防一失皆零。

3 地震地理信息数据采集

2000年以前,野外作业主要采用地形图、野外测量标记和数据,人工现场踏勘和目测等获取地表各种地理信息,存在时效慢、依赖个人经验、有漏失等问题。2005年至2017年主要在以往人工的基础上,利用卫星照片,误差大,图片清晰度受限,颜色界线模糊,存在一定误差,但对当时具有一定有利作用。

近几年，三维地震勘探开始应用节点仪器^[4]，采集面积大、装备数量 6~12 万套，电池供电时间有限，设备稳定性一般，人员常在 2000-3000 人，各类设备和耗材巨大，导致单位时间成本和总成本都大。所以前期的准备和各个工序不但要快速，而且要高质量，尽可能的减少错误和返工。

地表地理信息精确、完全的确定、数据采集及属性数据利用等既复杂又占很长时间，一点问题就影响后续工序和时效，以往二维地震和三维地震初期主要靠卫星图片，人工踏勘等方式进行，精度误差几十米，给后续工作带来很大的困难，人工方式慢，人员不足，难以及时完成甲方限时要求。

三维地震前期沙漠区障碍物不密集，以人工踏勘、卫照数据读取为主，到南部黄土区为了实现三维地震应用突破，采用无人机航拍精细识别障碍物，最近盆地北部深层下古生界的盐下气层、薄上古生界气层及煤岩气等更高分辨率勘探需要，要求更均匀、密集的布设激发点和接收点，对障碍物和道路等更加准确的确定和识别提出更高精度，采用了有人驾驶飞机搭载激光雷达进行航测，精度基本达到 1 平方米一个采样点，经过对采集到的点云数据处理可以得到大地地表真实坐标，创建一个 3D 点云地形模型，激发点坐标可以接近实地人工测量坐标，减少了点位布设的错误率。

通过激光雷达得到点云数据可以更加准确的把地表障碍物表现出来。冬春季节激光雷达高清图片在每个颜色的色差上较弱，普通高清照片每个颜色的色差上有明显差别，导致分辨率比普通高清照片的分辨率较低。但是他的高程成果和测量成果误差 96% 在 1m 以内，梯田边缘，大沟边缘坡度比较大的误差稍大。

去年通过陕北地区 2 个三维地震，黄土塬地区障碍物自动拾取软件针对道路和房屋做障碍物拾取工作。两者拾取 IOU 指标达到了 0.86、0.89，应用效果显著。



图 1 房屋自动拾取



图 2 障碍物密集区房屋和道路自动拾取结果

4 激发参数数字化提升点位均匀性，扩大大城区覆盖

盆地经过沙漠、黄土山地多方面试验，已进入三维地震规模化油气勘探阶段^[5-6]，盆地南部黄土塬首次最大城市区三维地震采集炮道密度是以往的 3 倍、障碍物异常密集，平均密度是邻区三维的 4.3 倍，激发

点位城区落实难度大。

为了实现不同建筑物的安全距离的确定、地震资料满足处理需求、激发点位达到均匀性布设的效果。通过开展针对房屋、窑洞和建筑等的激发振动试验，通过试验和数据分析，确定出了单井深度 13-18m 时不同激发药量及安全距离，安全距离比以往提升 8%，扩大了激发点位可布设范围。城区以民用和商用建筑为主，根据振动测试以 EV56 型 1 台和 BV330CQ 型 2 台为主，出力在 30%-65%，安全距离在 10~40m，在城区街道完全可以进行激发点位布设和施工。填补了仅有井炮激发时的点位“空白”，极大改善三维地震属性均匀性。

5 数智技术提升质量控制

钻井提杆视频 AI 智能检查软件，已全面应用，极大提高了钻井质检效率，可识别率超 98%，识别视频准确率超 40%，单个视频检测平均耗时为 6s 左右。



图 3 钻井视频井深智能检查

地震资料验收系统软件，从 2024 年下半年开始就已经全面应用到资料验收，保证了数据的高效调用，获得了甲方的一致好评。

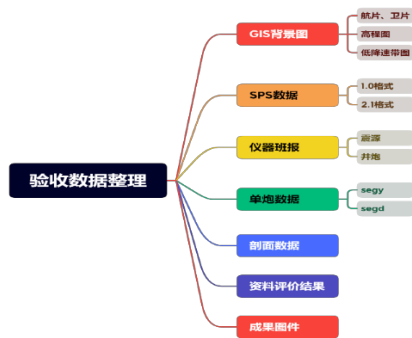


图 4 地震资料智能验收内容

6 激发能量-时间-距离函数指导震源混合高效采集

激发时间和距离的关系开始于可控震源之间，随后进入井炮和可控震源混合布点激发中，可以提高生产效率 [7-9]。

二维地震勘探时排列长度短，备用道不足，爆炸机少，距离近的相邻炮激发时在接收记录长度时间后

要等待上一炮震动能量减弱，并不影响下一炮记录质量时，再放下一炮，相邻炮激发间隔时间长。

沙漠三维地震、黄土山地非纵线二维和三维地震初期，为了提高爆炸机多时利用效率，在生产中根据经验逐步摸索出基本的相邻激发炮相距距离远，相邻激发时间短，否则就长的规律。并根据生产实际提出饱和激发技术，三维地震资料采集面积大，炮点距离大，爆炸机数量多，几万台节点仪器同时摆放接收，排列备用道充分、可控震源激发记录相关独立性强等条件，为饱和激发赋存了较大的生产价值。技术人员通过生产记录时间和距离分析相邻炮干扰规律，无风环境噪音、相邻激发炮噪音对有效反射波影响大小，总结出线性函数关系，指导实际高效生产。

$$t = 2t_0v - 600s \quad (1)$$

式中： t 是相邻激发炮时间间隔，单位 s ， $t > 0$ ； t_0 是主要目的层自激自收反射时间，单位 s ； v 是第一个高速折射层速度，单位 m/s ； s 是相邻激发炮距离，单位 m ， $s > 0$ 。

野外地震资料采集采用该函数曲线后，黄土山地三维地震采集放炮时效提升 30% 以上，每日采集单炮达 3000 炮以上。

针对西部农田草原区动态滑扫技术空白，深化可控震源饱和激发 T-D 规则研究，实现理论到量化分析应用，形成了可控震源动态滑扫高效采集技术。

野外地震资料采集技术还采用无线技术、卫星导航技术，集成井炮和可控震源智能放炮系统，利用最新数字及智能技术进一步提升了三维地震勘探数字化、智能化采集技术，推动盆地油气高效勘探。

7 结语

本文介绍了鄂尔多斯盆地地震采集方面为了满足油气勘探开发需要数智化水平的新进展，在表层地理信息系统高精度采集方面采用的各种新方法，进行振动试验获取最佳激发参数和安全距离，成功完成黄土塬最大城市三维地震资料采集，井炮和可控震源混合激发，能量-激时间-距离函数曲线，取得高品质三维地震采集资料。

对三维地震采集区域地表地理信息和地物属性进行高精度采集，96% 以上点位精度达到 1m 以内，提升 50% 以上，为前期设计阶段激发点的均匀布设，检波点的风险排除提供了精确的数据支撑，为后期各工序的生产组织提供全方位精确数据支撑服务。

黄土塬上大城市区域进行振动试验，获取井炮和可控震源最佳激发参数和安全距离，确保了城区激发点位的充分、均匀布设，实现黄土塬最大城市区域三维地震资料采集。

智能化视频质控软件和智能化资料验收软件开拓了质量控制的新方法。

通过对大量相邻激发时间和距离的探索，避开了相互干扰，提升饱和激发理念实际应用水平，实现了大面积、大设备和大成本给采集效率的困难解决，及时支持盆地油气田的勘探开发需要。

盆地油气勘探大数据，要不断对海量数据采集和处理及智能化系统升级，系统角度看数智技术将会为将来地震勘探提供更好更快捷的依托基础，发掘数字化、智能化技术的更大价值，从眼下持续发展数据高精度采集，多手段应用融合，综合提高三维地震采集应用系统的数字化、智能化技术水平。

参考文献

- [1] 长庆油田.长庆油田十三五发展规划,2016.
- [2] 高志亮,高倩等. 数字油田在中国—数据科学与数据工程,北京:科学出版社,2015.10.
- [3] 王正良,肖国强,付群礼,等. 鄂尔多斯盆地低信噪比复杂地区检波器组合方法分析[J]. 煤田地质与勘探, 2021, 49(2): 225 - 233.
- [4] 姚宗惠,杜中东,邹雪峰,等. 复杂黄土山地三维节点高效采集技术及效果[C].第四届油气地球物理学学术年会论文集,2021,516-519.
- [5] 杜中东 姚宗惠 郭亚斌,等. 鄂尔多斯盆地天然气三维地震勘探技术及效果[C].第 31 届全国天然气学术年会(2019)论文集,182-187.
- [6] 付锁堂,王大兴,姚宗惠,等. 鄂尔多斯盆地黄土塬三维地震技术突破及勘探开发效果[J]. 煤田地质与勘探, 2020,

25(1): 68 - 77.

- [7]曹跃辉, 张建军, 姚宗惠, 等. 鄂尔多斯盆地井炮高效采集规则研究及应用[C]. 中国石油学会 2021 年物探技术研讨会论文集,189-192.
- [8] 曹跃辉, 张建军, 姚宗惠, 等.鄂尔多斯盆地可控震源高效采集特殊噪音的分析[C].第四届油气地球物理学术年会论文集,2021,496-500.
- [9] 李林, 王正良, 高强, 等. 高精度航片在复杂山地三维地震勘探中的应用[C]. 中国地球科学联合学术年会论文集,2020,1933-1936.

河北丰宁杨家营子流纹岩地球化学特征及与铀钼矿的关系研究

王银川^{1,2}, 秦利¹, 王潇¹, 胡楠¹, 王茂¹

(1. 长安大学地球科学与资源学院 陕西 西安 710054;
(2. 河北省地质矿产勘查开发局第六地质大队 (河北省地质矿产勘查开发局航空测量应用中心) 河北 石家庄 050081)
wyc202404@163.com

摘要: 河北丰宁杨家营子地区新发现了火山岩型铀钼矿床, 赋矿围岩为早白垩世流纹岩。该流纹岩岩体具有低硅 (64.90%~67.01%) 富碱 (8.43%~9.23%)、富铝 (14.54%~15.48%), 铝饱和指数 A/CNK 为 1.10~1.22, 为过铝质岩石。在微量元素和稀土元素组成上, 岩石富集大离子亲石元素 Rb、K、Th 等和高场强元素 Zr、Hf、Y 等元素, 亏损 Ba、Sr、Ti、P 等元素。10000Ga/Al 比值 (2.76~3.08) 和 (Zr+Nb+Ce+Y) 元素组合值, 分别大于 A 型花岗岩的下限值 2.60 和 350×10^{-6} 。表明该岩体形成于华北克拉通岩石圈减薄、后造山阶段, 与杨家营子铀钼矿床形成具有密切的成因联系。

关键字: 华北克拉通; 杨家营子; 铀钼矿床; 火山岩型;

Geochemical Features of Yangjiayingzi Rhyolite (Fengning, Hebei) and Their Implications for U-Mo Mineralization

Wang Yinchuan^{1,2}, Qin Li¹, Wang Xiao¹, Wang Mao¹

(1.School of Earth Science and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, China
2.The Sixth Geological Brigade, Hebei Province Geological Mineral Exploration and Development Bureau (The Aerial Survey Application Center, Hebei Province Geological Mineral Exploration and Development Bureau), Shijiazhuang 050081, China

Abstract:A volcanic-type uranium-molybdenum deposit has been newly discovered in the Yangjiayingzi area of Fengning, Hebei Province, with the ore-hosted wall rocks being Early Cretaceous rhyolite. This rhyolite body exhibits low silica (64.90%–67.01%), high alkali (8.43%–9.23%), and high aluminum (14.54%–15.48%) contents, with an aluminum saturation index (A/CNK) of 1.10–1.22, classifying it as a peraluminous rock. In terms of trace and rare earth element compositions, the rock is enriched in large-ion lithophile elements (LILEs) such as Rb, K, and Th, as well as high-field-strength elements (HFSEs) like Zr, Hf, and Y, while exhibiting depletion in Ba, Sr, Ti, and P. The $10,000\times\text{Ga}/\text{Al}$ ratios (2.76–3.08) and (Zr + Nb + Ce + Y) values exceed the lower thresholds for A-type granites (2.60 and 350×10^{-6} , respectively). These geochemical characteristics indicate that the rock body formed during the lithospheric thinning and post-orogenic stage of the North China Craton, demonstrating a close genetic relationship with the Yangjiayingzi uranium-molybdenum deposit.

Keywords: North China Craton; Yangjiayingzi; uranium-molybdenum deposit; volcanic-type

0 引言

杨家营子铀钼矿行政区上隶属于河北省丰宁满族自治县外沟门乡管辖, 为本次工作新发现的一个火山岩

基金项目: 河北省地矿局基金项目“河北省承德地区铀多金属矿选区评价”(项目编号: 4540502YBNOCTF)
作者简介: 王银川 (1984-), 男, 博士研究生, 高级工程师, 主要从事构造地质、构造与矿产勘查和研究等工作。

型铀钼矿床。大地构造位置上位于华北克拉通北缘，成矿区带上位于滨太平洋成矿域—沽源红山子铀成矿带（张金带等，2012）。沽源-红山子铀成矿带位于冀北燕辽成矿带与大兴安岭成矿带南段的交接部位（图1），横跨冀北-辽西火山-侵入岩带和大兴安岭火山-侵入岩带，南起河北北部、北至内蒙古赤峰市南部，总体呈北东向展布。沽源—红山子铀成矿带是中国重要的以火山岩为赋矿主岩的热液型铀成矿带，已发现张麻井大型铀钼矿床、大官厂小型铀钼矿床、红山子小型铀钼矿床和众多矿点、矿化点。截止到目前，河北省承德地区还尚未见有新的铀矿床的报道。因此，本文立足于该矿点进行调查研究工作，以丰富我国的铀资源，加强我国铀资源的战略储备。

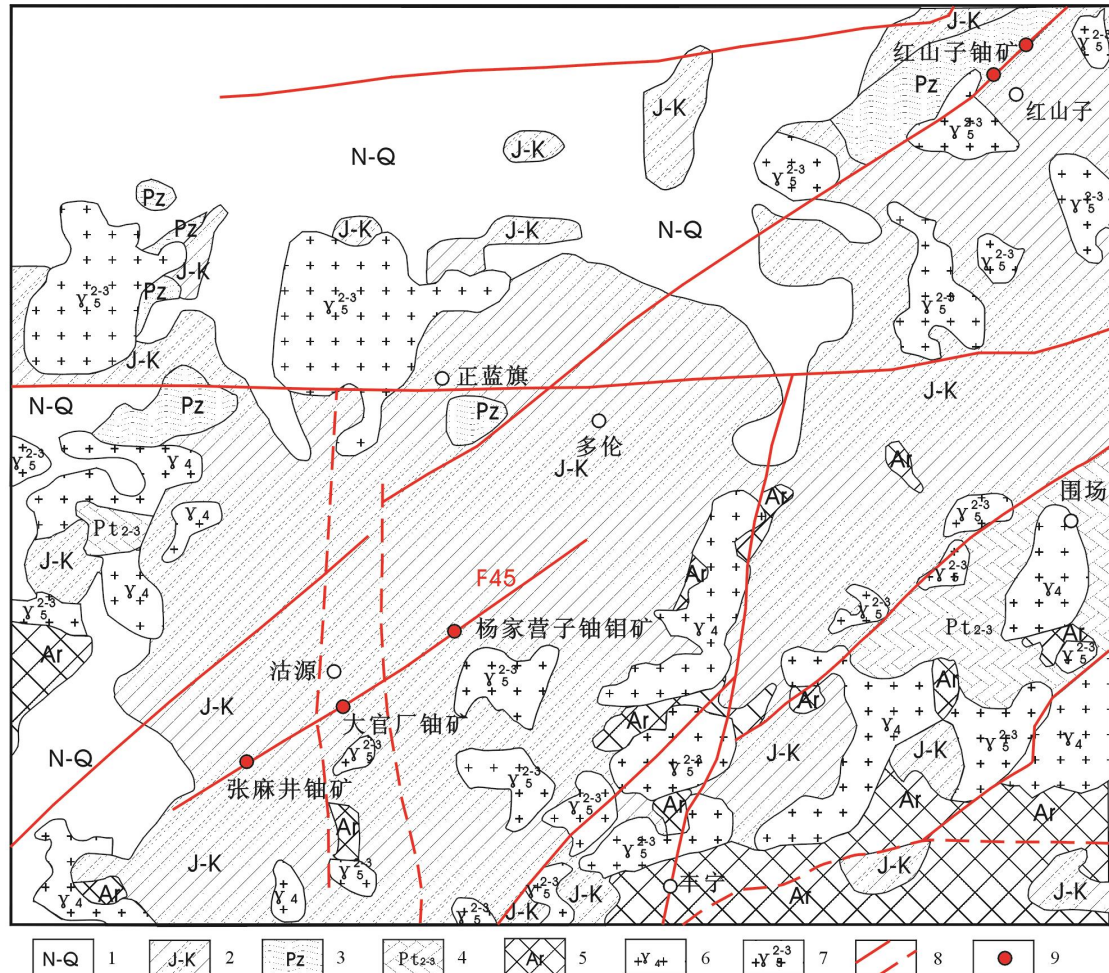


图1 沽源-红山子铀成矿带地质简图

1-第四系-第三系；2-白垩系-侏罗系；3-古生界；4-中上元古界；5-太古界；
6-海西晚期花岗岩；7-燕山晚期花岗岩；8-主要断裂；9-铀矿床

1 矿区地质特征

杨家营子铀钼矿区出露的岩石地层单位主要为下白垩统张家口组火山岩和火山碎屑岩，下白垩统大北沟组火山碎屑岩，下白垩统西瓜园组地层、花吉营组地层以及沟谷的第四系冲洪积物等组成。岩浆岩有燕山期侵入岩正长斑岩，分布在矿点西南部的大北沟期次安山岩、张家口期流纹岩、粗面岩等，闪长玢岩、次石英斑岩等岩脉发育。

杨家营子铀钼矿位于北东向 F₄₅ 断裂构造带上，与张麻井铀钼矿、大官厂铀钼矿处于同一断裂构造带上。区内北东向、北北东向、东西向、北西向次级断裂构造较为发育（图2）。东西向多为正断层，北东向多为逆断层，二者规模均不大。区域内褶皱形态简单，宽展舒缓，两翼倾角 15°~22°。背斜轴向、向斜轴向均偏东，北东 40°~60°，长度 10~20km。

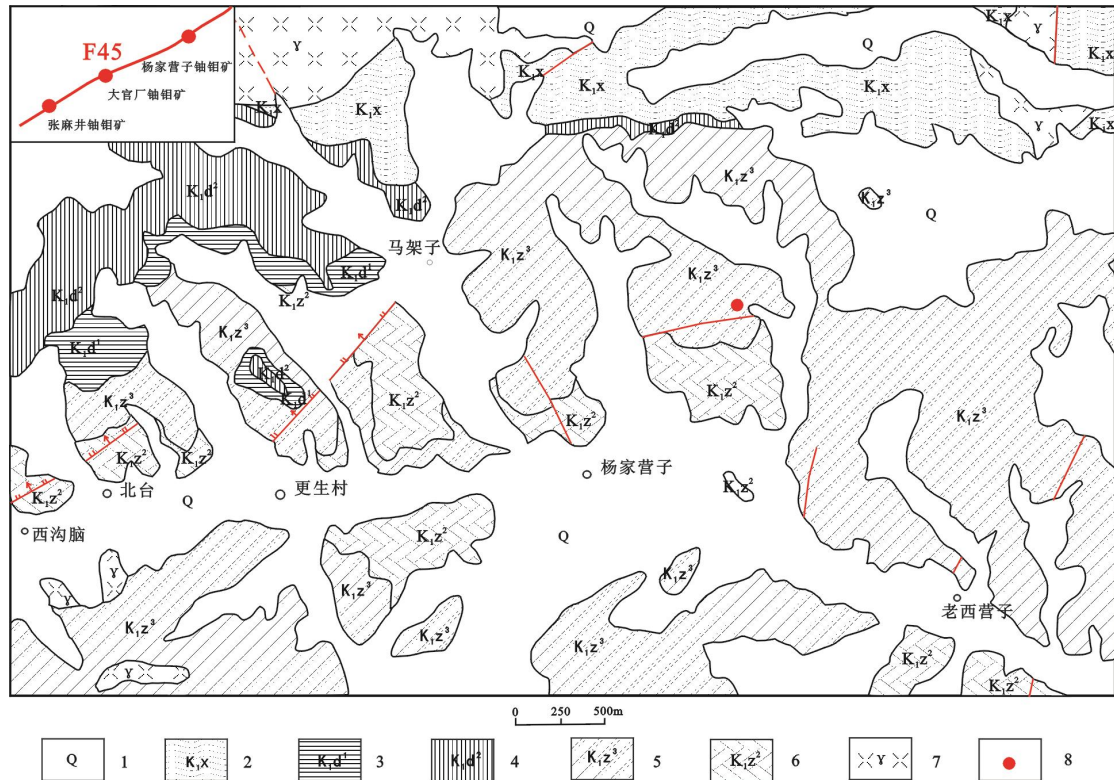


图2 杨家营子铀钼矿矿区地质图

1-第四系；2-白垩系下花园组；3-白垩系大北沟组一段；4-白垩系大北沟组二段；5-白垩系张家口组三段；6-白垩系张家口组二段；7-流纹岩；8-杨家营子铀钼矿

2-

铀钼矿体赋存于下白垩统张家口组流纹岩的构造破碎带中，矿体走向北东，倾向 329° ，倾角 5° 。单层厚度 $0.20\sim 0.40\text{m}$ ，累计厚度 $4.00\sim 6.00\text{m}$ ，产状受构造破碎带控制。多道地面能谱仪测试显示铀含量较高为 210ppm 。伴有黑紫色萤石矿化、硅化、钼矿化、褐铁矿化和高岭土化等热液蚀变。矿化在构造破碎带内发育，矿体走向比较稳定，矿化特征明显。矿石呈浸染状结构，由黄铁矿、黄铜矿、蓝辉铜矿、辉钼矿等透明矿物组成。

2 岩石学特征

杨家营子铀钼矿的赋矿围岩为流纹岩。流纹岩由斑晶、基质组成。斑晶由钾长石、暗色矿物假像构成，直径 $0.2\sim 4.0\text{mm}$ ，显杂乱状排列。钾长石主呈半自形—近半自形板状，为正长石，具粘土化，不均匀褐铁矿化等。暗色矿物具粘土化、皂石化、褐铁矿化等呈假像。

基质主由长英质构成。长英质主具显微嵌晶结构，于团粒状石英之内多嵌布微晶状、微粒状长石，显斑块状消光，斑块直径一般 $< 1.0\text{mm}$ ，略具方向性状排列，较少量长英质呈微晶状，集合体多呈条纹状、似透镜状等聚集分布。长英质具轻微粘土化、少量褐铁矿化等。可见少量黑色、褐色尘点状、微粒状不透明矿物星散状分布于基质内。少量石英呈细脉状交代岩石。少量褐铁矿呈条纹状等交代岩石。

3 岩石地球化学特征

在矿点西南部采集流纹岩岩石样品 5 件，样品编号为 HX01-HX05。样品测试在核工业东北分析测试中心完成。硅酸盐全分析测试仪器为电感耦合等离子发射光谱仪 7300DV，试样用硝酸、盐酸、高氯酸、氢氟酸分解，赶尽高氯酸，用 (1+1) 盐酸溶解后，制成 10ml 分析溶液，ICP-OES 法测量。稀土及微量元素测试由电感耦合等离子体质谱仪 NexION 350D 仪器完成，试样用氢氟酸和硝酸在封闭溶样器中溶解，电热板上蒸发赶尽氢氟酸，再用硝酸密封溶解，ICP-MS 法测量。

1 主量元素

流纹岩岩体的里特曼指数 σ 为 $2.96\sim 3.89$ 之间，属钙碱性岩系。碱度率 AR 为 $3.22\sim 3.92$ 。分异指数 DI 较大，为 $86.40\sim 88.29$ 。该岩体中 SiO_2 的含量变化范围为 $64.90\%\sim 67.01\%$ ，较低； Na_2O 含量为 $2.99\%\sim 3.86\%$ ；

K_2O 含量为 4.57%~6.24%; K_2O+Na_2O 总含量变化范围为 8.43%~9.23% 之间, 碱含量较高, K_2O/Na_2O 比值介于 1.19~2.09 之间, 富钾贫钠。在硅碱 $SiO_2-K_2O+Na_2O$ 图解和 $Nb/Y-Zr/TiO_2 \times 0.0001$ 图解中也全部落入流纹岩区域内 (图 3a、b)。在 SiO_2-K_2O 图解中全部落入钾玄岩系列区域内 (图 3d)。 Al_2O_3 含量较高, 为 14.54%~15.48% 之间, 铝饱和指数 A/CNK 为 1.10~1.22, 在 $A/CNK-A/NK$ 图解中位于过铝质区域 (图 3c), 表明该岩石为过铝质岩石; TiO_2 含量为 0.45%~0.64% 之间, 平均为 0.55%; P_2O_5 含量为 0.17%~0.18% 之间, 平均为 0.17%。 $Mg\#$ 变化范围为 36.16~57.18 之间。

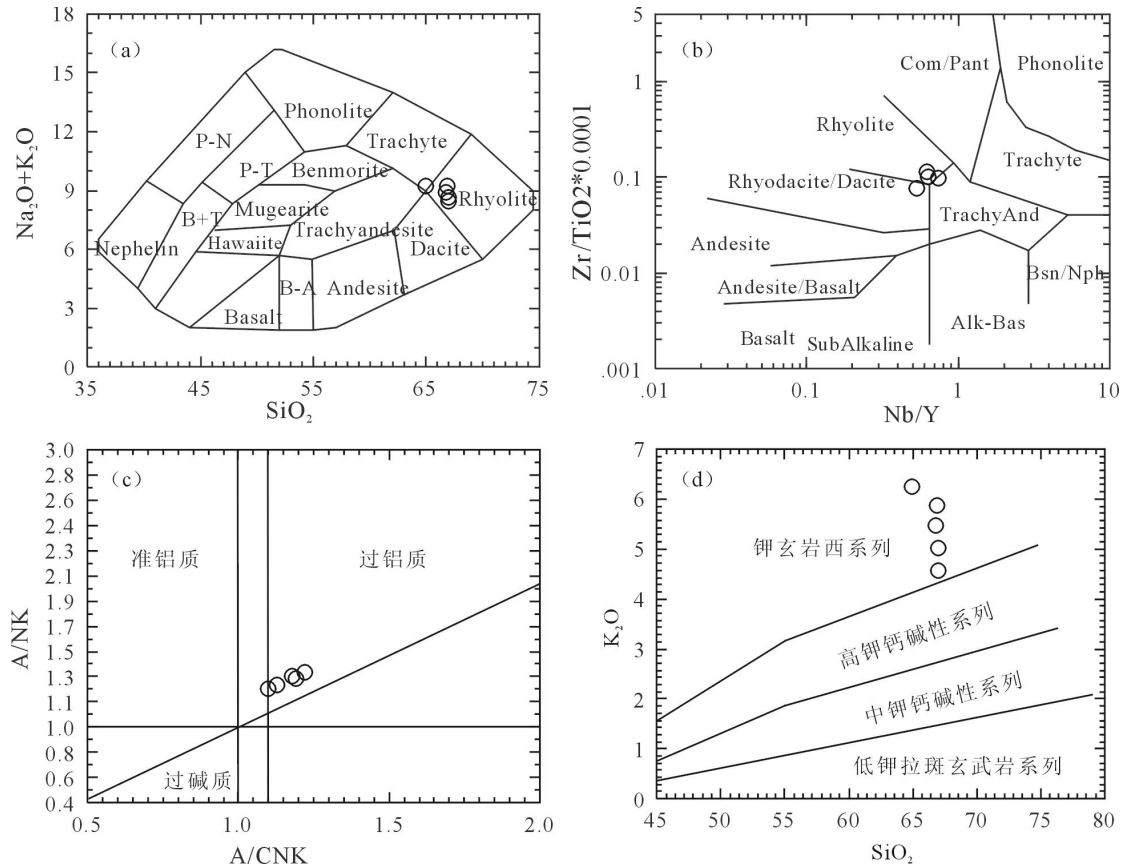


图 3 流纹岩 $A/CNK-A/NK$ 图解和 K_2O-SiO_2 图解

2 稀土及微量元素

岩体稀土元素和微量元素分析结果见表 1, 稀土元素球粒陨石标准化后的配分曲线如图 (图 4a) 所示。该岩体的稀土元素总量较高, ΣREE 变化范围是 $321.99 \times 10^{-6} \sim 399.65 \times 10^{-6}$, $LREE$ 含量变化范围是 $260.95 \times 10^{-6} \sim 333.49 \times 10^{-6}$, $HREE$ 含量变化范围是 $58.15 \times 10^{-6} \sim 66.16 \times 10^{-6}$, 平均值为 62.63×10^{-6} ; $LREE/HREE$ 比值介于 4.22~5.04 之间, $(La/Yb)_N$ 比值介于 11.54~16.14 之间, 表明轻重稀土之间分异比较明显。 δEu 为 0.49~0.57, 平均为 0.54, 具有中等程度的负铕异常, 暗示在成岩过程中存在斜长石的分离结晶作用。稀土分馏程度 $(La/Yb)_N$ 为 11.54~16.14, 轻重稀土分馏较为明显。稀土元素球粒陨石标准化配分模式图总体表现为右倾海鸥型。

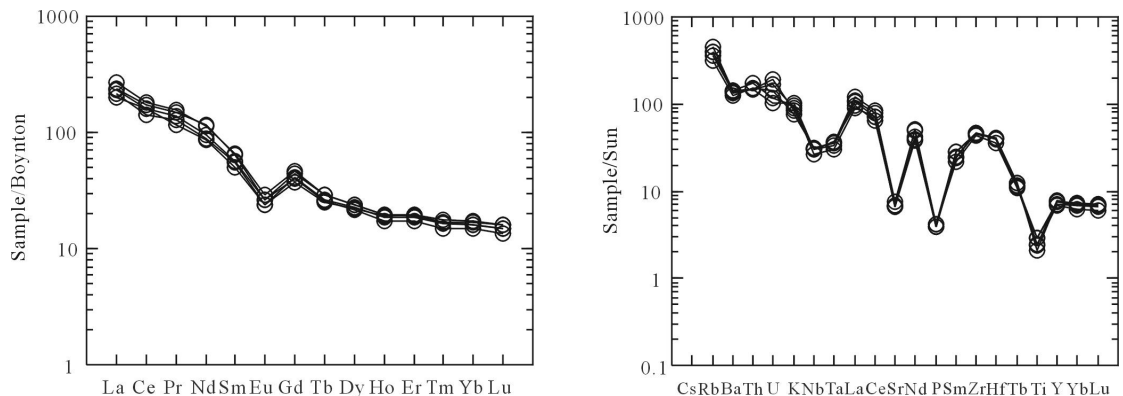


图 4 流纹岩稀土元素球粒陨石标准化配分曲线图及微量元素原始地幔标准化蛛网图

(标准化数值据 Sun and McDonough, 1989)

流纹岩体的微量元素原始地幔标准化蛛网图(原始地幔标准化数值来自 Sun and McDonough, 1989)如图所示(图 4b), 富集大离子亲石元素 Rb、K、Th 等元素和高场强元素 Zr、Hf、Y 等元素。Ba、Sr、Ti、P 元素表现为较弱的负异常, 相对亏损, 流纹岩 Ba、Sr 含量的变化主要与长石矿物(主要是钾长石)的分离结晶相关, 或岩浆源区残留有斜长石。Zr 和 Hf 相对富集。岩石样品的 Ga 含量较高, 变化范围为 $22.61 \times 10^{-6} \sim 23.70 \times 10^{-6}$, $10^4 \times \text{Ga}/\text{Al}$ 值变化范围为 2.76~3.08, 平均值为 2.90, 明显高于 I 型花岗岩和 S 型花岗岩的平均值(分别为 2.10 和 2.28), 高于与 A 型花岗岩的下限值 2.60 (Whalen et al., 1987)。元素 $\text{Zr}+\text{Nb}+\text{Ce}+\text{Y}=666.10 \times 10^{-6} \sim 721.33 \times 10^{-6}$, 平均值为 692.70×10^{-6} , 远大于 A 型花岗岩的下限值 (350×10^{-6}) (Whalen et al., 1987)。在 $10^4 \times \text{Ga}/\text{Al}$ 与 Ce、Y、Nb、 $\text{Na}_2\text{O}+\text{K}_2\text{O}$ 图解中, $\text{Zr}+\text{Nb}+\text{Ce}+\text{Y}$ 与 FeOT/MgO 、 $(\text{K}_2\text{O}+\text{Na}_2\text{O})/\text{CaO}$ 图解中, 全部样品均投在 A 型花岗岩区域内(图 5)。由此表明, 可把该流纹岩体划分为 A 型花岗岩类。

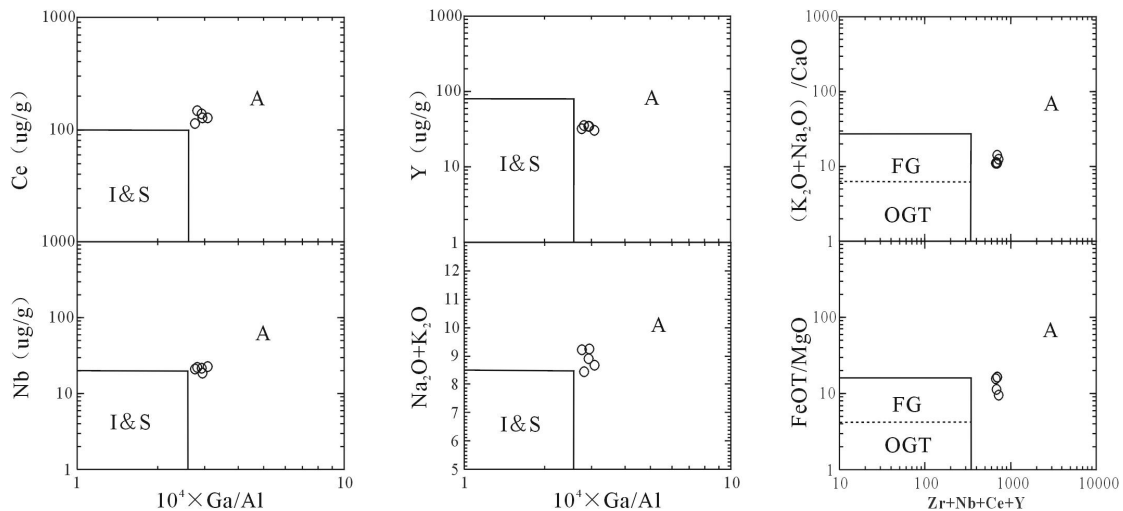


图 5 流纹岩 A 型花岗岩类判别图解(据 Whalen 等, 1987)

A-A 型花岗岩; S-S 型花岗岩; I-I 型花岗岩; FG-分异长英质花岗岩; OGT-未分异的 M、I 和 S 型花岗岩

4 流纹岩体形成的构造环境

杨家营子流纹岩岩体样品微量元素在 Rb-Y+Nb 构造环境判别图中落入同碰撞花岗岩和火山弧花岗岩交界线附近, 也就是后来划分的后碰撞区域内(图 6a), 表明本其形成于后碰撞环境。在 Batchelor (1985) 反映造山带演化旋回的 $\text{R}_2\text{-R}_1$ 图上则位于同碰撞和后造山的交汇区域, 显示出造山后的一种伸展环境(图 6b)。Eby (1992) 根据地球化学特征将 A 型花岗岩分为 A_1 型和 A_2 型, 并指出 A_1 型是与洋岛岩浆来源相同的地幔分异产物, 形成于大陆裂谷或板内的构造环境, A_2 型来源于大陆地壳或板下地壳, 且与陆-陆碰撞或岛弧岩浆作用相关, 标志着造山作用结束后不久即开始的拉张, 规模和深度都较小, 标志着造山作用结束。杨家营子流纹岩岩体的全部样品在 A 型花岗岩亚类 Nb-Ce-Y、 $\text{Nb}-3 \times \text{Ga}-\text{Y}$ 分类图解中也全部落入 A_2 型花岗岩区域内(图 6c、d)。另外, 本区流纹岩的 Y/Nb 比值介于 1.36~1.87 之间, 全部大于 1.2, 同样说明了本区流纹岩为后碰撞型而并非是非造山型花岗岩类(Eby, 1990)。由此表明, 杨家营子流纹岩岩体形成于碰撞造山后地壳的伸展阶段, 是伸展减压体制下地壳物质部分熔融的产物。

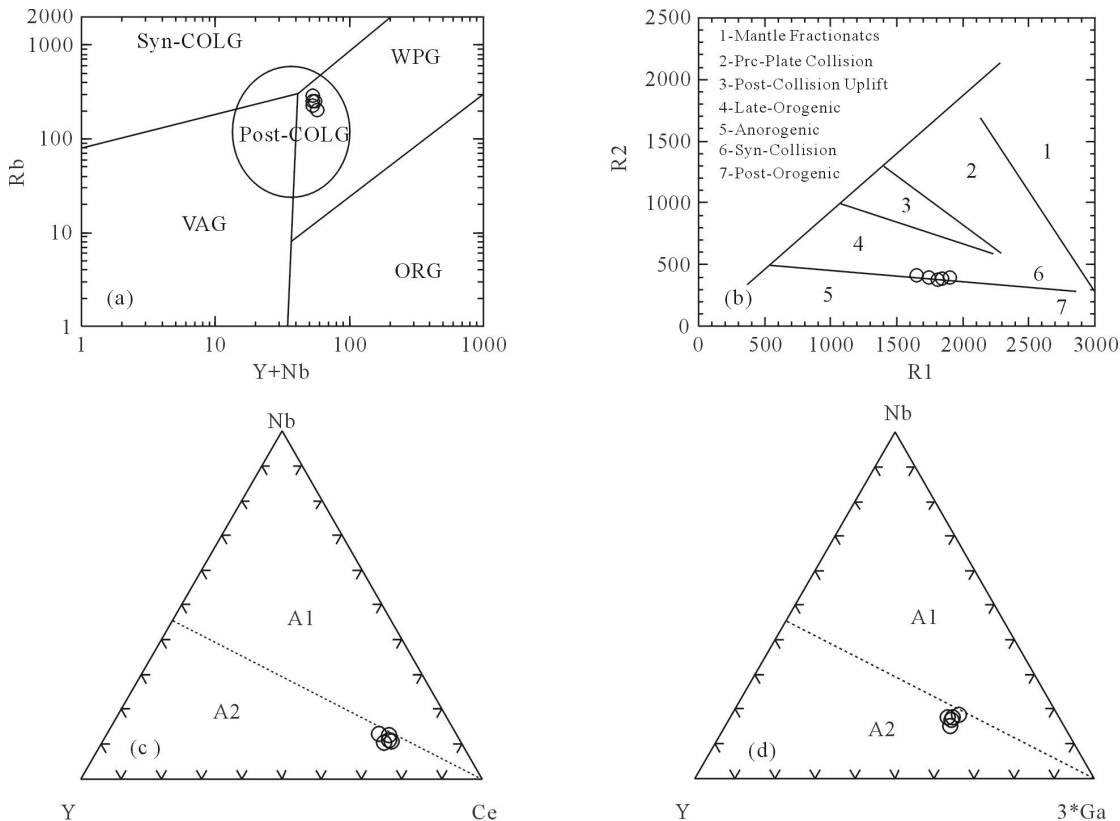


图 6 流纹岩构造环境判别图解

(a-据 Pearce 等, 1984; b-据 Batchelor 等, 1985; c、d-据 Eby 等, 1992)

5 流纹岩体的岩石成因

实验研究表明, A 型花岗岩是在低压条件下形成的 (Patino Douce, 1997; Anderson and Bender, 1989; Breiter, 2011)。Patino Douce (1997) 的实验在压力为 8kbar 时, 残留相为单斜辉石, 脱水熔融形成的花岗岩类似 A 型花岗岩的特征, 而在更低的压力下 ($<4\text{kbar}$), 残留相为斜长石+斜方辉石时, 形成的花岗岩更具有 A 型花岗岩的典型特征, 指出同一种原岩组分更容易在相对较低条件下熔融生成富硅准铝的 A 型花岗岩, 即 A 型花岗岩岩浆更易于产出于地壳浅部。同样, 杨家营子流纹岩的地球化学特征显示, 该岩体具有 Eu、Sr、Ba 的负异常, 表明斜长石经历了较低程度的分离结晶作用, 表明岩浆源区可能较浅。Nb 和 Ta 的相对亏损指示其岩浆可能来源于地壳重熔, 也可能经历了富 Nb、Ta 矿物的结晶分异作用。Nb/Ta 比值介于 13.50~14.75 之间, 平均为 14.03, 同样位于大陆地壳的变化范围之内 (Nb/Ta=10~14; 赵振华等, 2008)。实验岩石学已经证明, 铝质 A 型花岗岩形成于长英质地壳中含水矿物的脱水熔融, 形成深度一般不会大于 30km (Creaser et al., 1991; Skjerlie and Johnston, 1992; Patino Douce, 1997; 吴福元等, 2007)。流纹岩岩体的原岩判别图 Rb/Y-Nb/Y 中落入总地壳附近, 在 Th/Yb-Ta/Yb 图解中, 也全部落入平均上地壳附近区域, 由此, 可进一步证实该岩体形成于地壳物质的部分熔融 (图 7a、b)。而在 Rb/Ba-Rb/Sr 原岩判别图解中, 全部落入页岩区域内 (图 7c)。在 A/MF-C/MF 原岩判别图解中, 全部落入变质泥岩部分熔融区域内 (图 7d)。由此表明杨家营子流纹岩岩体形成于造山后地壳伸展阶段, 幔源镁铁质岩浆底侵下地壳, 为下地壳的熔融提供热量, 导致下地壳物质的部分熔融, 形成该流纹岩体。

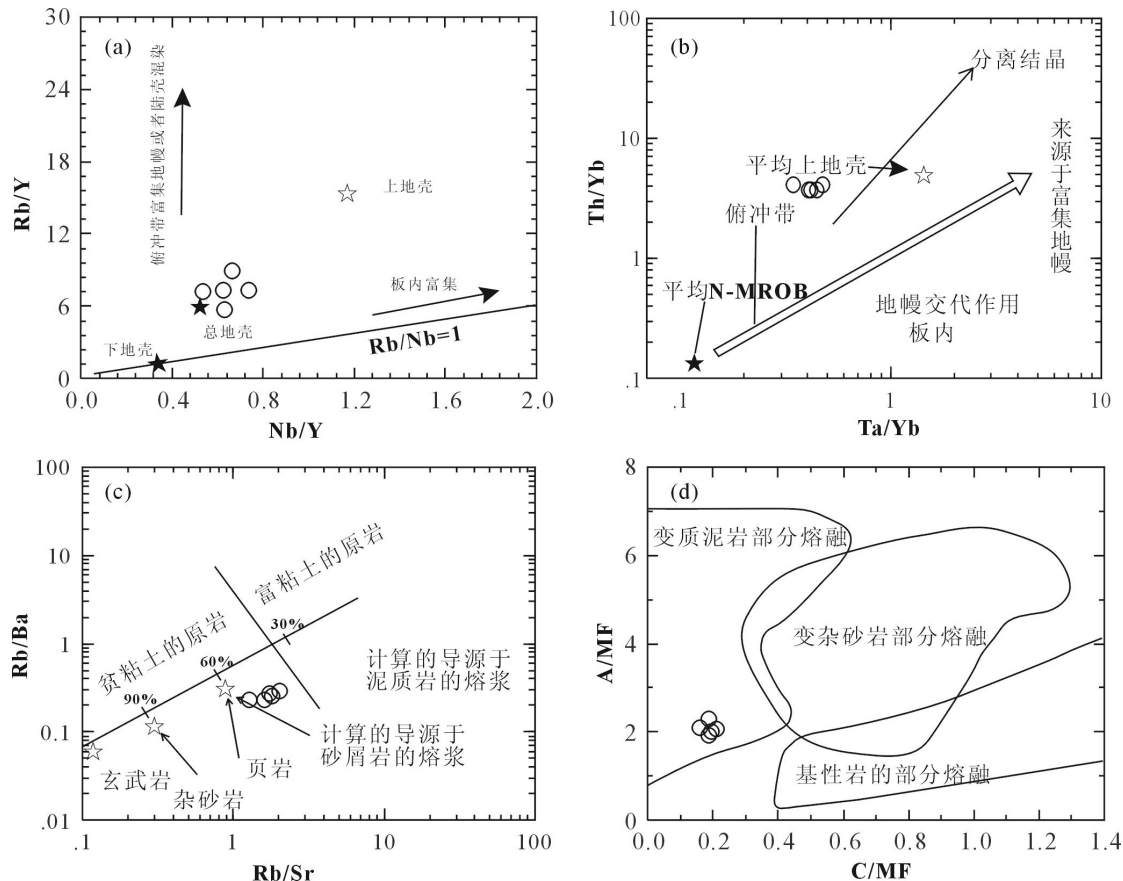


图7 杨家营子流纹岩的 Th/Yb-Ta/Yb 图解、Th/Y-Nb/Y 图解、Rb/Sr-Rb/Ba 图解、A/MF-C/MF 图解

6 讨论

杨家营子铀钼矿大地构造位置上位于华北克拉通北缘,处于华北板块、西伯利亚板块和古太平洋板块的结合地带,经过长期的构造演化过程,区内构造-岩浆岩发育。古生代,在稳定的克拉通化基底上,华北板块北缘和西伯利亚板块之间经历了古亚洲洋的发生、发展和消亡,并于石炭纪—二叠纪晚期闭合,形成华北板块北缘造山带—兴蒙造山带(任继舜等,1988),初步奠定了华北板块北缘东西向、南北向的构造格局。中生代以来,古太平洋板块向华北板块的深俯冲作用,区内发生大规模的推覆事件和伸展运动,使得区域构造格局发生大规模转化,早期东西向、南北向构造受到活化,形成了不同期次的东西向、北东向的逆冲推覆构造,北东向、北北东向构造叠加于东西向构造体系之上。铀矿床就是在这种地壳成熟度较高地区随着热液、蚀变矿化作用形成,赋存在与主干断裂及其直交、斜交的次级断裂构造中或者断陷盆地盆缘断裂中。区域上控制张麻井铀钼矿、大官厂铀钼矿的北东向 F_{45} 断裂形成与于此,本次工作新发现的杨家营子铀钼矿同样位于 F_{45} 断裂带上,与张麻井铀钼矿、大官厂铀钼矿矿床成因类型一致。

在华北克拉通北部广泛发育一期早白垩世(130-110Ma)A型花岗岩及伴生的碱性岩(孙金凤等,2009),华北克拉通东部早白垩世A型花岗岩及伴生的碱性岩与华北克拉通东部岩石圈强烈减薄、克拉通破坏作用具有密切的成因联系。火山岩型铀矿与早白垩世早期流纹岩-粗面岩组合密切相关。研究表明,绝大多数与火山岩有关的热液型铀矿赋存在早白垩世早期流纹岩-粗面岩中,如赣杭铀成矿带相山铀矿床,沽源-红山子铀成矿带张麻井大型铀钼矿床和大官厂小型铀钼矿床赋存在早白垩世早期张家口组流纹岩-粗面岩组合中(巫建华等,2014,2017)。

综上所述,本文研究的杨家营子铀钼矿区的流纹岩具有A型花岗岩的特征,形成于早白垩世,华北克拉通岩石圈减薄、后造山阶段,与杨家营子铀钼矿床形成具有密切的成因联系,与区域上的铀钼矿床成矿类型一致。

7 结论

(1) 本次工作在河北承德地区新发现杨家营子铀钼矿床,矿床赋存于下白垩统张家口组火山岩地层中,

与区域上的张麻井铀钼矿、大官厂铀钼矿位于同一断裂构造带上，矿床类型相似，为典型的火山岩型铀矿。

(2) 杨家营子流纹岩岩石地球化学特征表明具有后造山 A₂ 花岗岩的特征，形成于早白垩世华北克拉通岩石圈减薄、后造山阶段，与杨家营子铀钼矿床具有密切的成因联系，成矿物质来源于地壳物质的部分熔融。

参考文献

- [1] Batchelor, R.A., Bowden, P., 1985. Petrogenetic interpretation of granitoid rock series using multicationic parameters [J] . ChemGeol, 48(1-4), 43-55.
- [2] Creaser, R.A., Price, R.C., Wormald, R.J., 1991. A-type granites revisited: Assessment of a residual-source model [J] . Geology, 19, 163-166.
- [3] Eby, G.N., 1992. Chemical subdivision of the A-type granitoids: Petrogenetic and tectonic implications [J] . Geology, 20(7), 641-644.
- [4] Eby, G.N., 1990. The A-type granitoids: a review of their occurrence and chemical characteristics and speculations on their petrogenesis [J] . Lithos, 26, 115-134.
- [5] King, P.L., Chappell, B.W., Allen, C.M., White, A.J.R., 2001. Are A-type granite the high-temperature felsic granites? Evidence from fractionated granites of the Wangrah Suite [J] . Australian J. Earth Sci, 48, 501-514.
- [6] King, P.L., White, A.J.R., Chappell, B.W., et al. 1997. Characterization and origin of aluminous A-type granites from the Lachlan Fold Belt, Southeastern Australia [J] . Petrol, 38, 371-391.
- [7] Patino Douce, A.E., 1997. Generation of metaluminous A-type granites by low-pressure melting of calc-alkaline granitoids [J] . Geology, 25(8), 743-746.
- [8] Pearce, J.A., Harris, N.B.W., Tindle, A.G., 1984. Trace element discrimination diagrams for the tectonic interpretation of granitic rocks [J] . J. Petrol, 25(4), 956-983.
- [9] Skjerlie, K.P., Johnston, A.D., 1992. Vapor-absent melting at 10 kbar of a biotite and amphibole-bearing tonalitic gneiss: Implications for the generation of A-type granites [J] . Geology, 20(3), 263-266.
- [10] Sun, J. F., Yang, J.H., 2009. Early Cretaceous A-Type Granites in the Eastern North China Block with Relation to Destruction of the Craton [J] . Earth Science-Journal of China University of Geosciences, 34(1), 137-147.
- [11] Watson, E.B., Hattison, T.M., 1983. Zircon saturation revisited: temperature and composition effects in a variety of crustal magma type [J] . Earth Planet Sci Lett, 64(2), 295-304.
- [12] Whalen, J.B., Currie, K.L., Chappell, B.W., 1987. A-type granities: geochemical characteristics , discrimination and petrogenesis [J] . Contrib. Mineral. Petrol., 95, 407-419.
- [13] Wu, F.Y., Li, X.H., Yang, J.H., Zheng, Y.F., 2007. Discussions on the petrogenesis of granites [J] . Acta Petrologica Sinica, 23(6), 1217-1238.
- [14] Wu, J.H., Guo, G.L., Guo, J.L., Zhang, Q., Wu, R.G., Yu, D.A., 2017. Spatial-temporal distribution of Mesozoic igneous rock and their relationship with hydrothermal uranium deposits in eastern China [J] . Acta Petrologica Sinica, 33(5), 1591-1614.
- [15] Wu, J.H., Xie, K.R., Wu, R.G., Guo, G.L., Liu, S., 2014. The New Progress in the Study of Mesozoic Rhyolite-Trachyte Assemblage and Hydrothermal-Type Uranium Mineralization in Eastern China [J] . Advances In Earth Science, 29(12), 1372-1382.
- [16] Zhang, J.D., Li, Z.Y., Cai, Y.Q., Guo, Q.Y., Li, Y.L., Han, C.Q., 2012. The Main Advance and Achievements in the Potential Evaluation of Uranium Resource in China [J] . Uranium Geology, 2012, 28(6), 321-326.
- [17] Zhao, Z.H., Xiong, X.L., Wang, Q., Qiao, Y.L., 2008. Some aspects on geochemistry of Nb and Ta [J] . Geochimica, 37(4), 304-320.
- [18] 孙金凤, 杨进辉. 2009. 华北东部早白垩世 A 型花岗岩与克拉通破坏 [J] . 地球科学—中国地质大学学报, 34 (1): 137-147.
- [19] 巫建华, 郭国林, 郭佳磊, 张旗, 吴仁贵, 余达淦. 2017. 中国东部中生代岩浆岩的时空分布及其与热液型铀矿的关系 [J] . 岩石学报, 33 (5) : 1591-1614.

- [20] 巫建华, 解开瑞, 吴仁贵, 郭国林, 刘帅. 2014. 中国东部中生代流纹岩—粗面岩组合与热液型铀矿研究新进展 [J]. 地球科学进展, 29 (12): 1372-1382.
- [21] 吴福元, 李献华, 杨进辉, 郑永飞. 2007. 花岗岩成因研究的若干问题 [J]. 岩石学报, 23 (6): 1217-1238.
- [22] 张金带, 李子颖, 蔡煜琦, 郭庆银, 李友良, 韩长青. 2012. 全国铀矿资源潜力评价工作进展与主要成果 [J]. 铀矿地质, 28 (6): 321-326.
- [23] 赵振华, 熊小林, 王强, 乔玉楼. 2008. 铌与钽的某些地球化学问题 [J]. 地球化学, 37 (4): 304-320.

油气勘探领域人工智能应用进展

杨清宇，巨兴，刘师武

(西安科技大学，地质与环境学院，陕西西安 710054

y3480qy@163.com)

摘要：人工智能技术的迅猛发展为油气勘探领域带来了革命性变革，成为推动行业数字化转型的核心引擎。本文基于相关研究成果，系统梳理了人工智能在油气勘探各环节的应用现状，包括地震勘探、测井解释、钻井工程、油藏评价等；深入分析了关键技术如深度学习、大模型、数据治理等的应用进展；探讨了当前面临的数据质量、模型可解释性、标准化缺失等挑战；最后展望了未来技术发展趋势。研究表明，人工智能已在提升勘探效率、降低成本、保障安全等方面展现显著成效，但仍需通过技术创新、生态共建与标准完善，推动其从单点应用向全流程智能化跨越，为油气行业高质量发展提供支撑。

关键字：人工智能；油气勘探；深度学习；数据治理；大模型

Progress in the application of artificial intelligence in the field of oil and gas exploration

Yang Qingyu, Juxing, Liu Shiwu

(School of Geology and Environment, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: The rapid development of artificial intelligence technology has brought revolutionary changes to the field of oil and gas exploration, becoming the core engine driving the digital transformation of the industry. Based on relevant research results, this article systematically reviews the current application status of artificial intelligence in various aspects of oil and gas exploration, including seismic exploration, logging interpretation, drilling engineering, reservoir evaluation, etc; Deeply analyzed the application progress of key technologies such as deep learning, big models, data governance, etc; Explored the challenges currently faced in terms of data quality, model interpretability, and lack of standardization; Finally, the future technological development trends were discussed. Research has shown that artificial intelligence has shown significant results in improving exploration efficiency, reducing costs, and ensuring safety. However, it still needs to be promoted through technological innovation, ecological co construction, and standard improvement to move from single point applications to full process intelligence and provide support for the high-quality development of the oil and gas industry.

Keywords: artificial intelligence; oil and gas exploration; deep learning; data governance; big models

0 引言

随着全球能源需求持续增长与勘探开发对象日趋复杂，传统油气勘探方法面临效率低、成本高、风险大等瓶颈。人工智能技术以其强大的数据处理与自主学习能力，成为破解这些难题的关键手段。2018 年以来，习近平总书记多次强调加快发展新一代人工智能的战略意义，国家层面相继出台《数字中国建设整体布局规划》等政策，为油气行业智能化转型提供政策保障^[1]。国内外油公司与科研机构积极探索人工智能应用，在储层评价、地震处理、测井解释等领域取得突破性进展，但同时也面临数据治理、技术适配、标准缺失等挑战。本文基于相关研究，全面梳理油气勘探领域人工智能的应用现状、关键问题与发展方向，为行业实践提供参考^[2]。

1 油气勘探领域人工智能发展历程

油气勘探领域人工智能的发展历程呈现从技术探索到规模化应用的递进态势，具体历程可分为技术萌芽、单点突破、平台赋能、大模型演进四个阶段。

1.1 技术萌芽阶段（20 世纪 50 年代-21 世纪初）

人工智能概念自 1956 年达特茅斯会议正式提出后，经历了“推理期”“知识期”的起伏发展^[4]。这一阶段油气行业尚未大规模应用人工智能，主要以传统专家系统和简单机器学习为主，聚焦于局部场景的自动化尝试。

人工智能的技术基础以符号逻辑推理为核心，如早期专家系统用于测井曲线简单解释，但受限于算力和数据量，模型泛化能力弱^[4]。

油气勘探的行业特征通常依赖人工经验和物理模拟，数据采集与处理效率低，如地震解释、岩性识别等主要由地质专家手动完成，智能化程度极低^[7]。

1.2 单点智能突破阶段（21 世纪初-2016 年）

随着大数据技术兴起和算力提升，机器学习算法（如支持向量机、决策树）开始在油气勘探局部场景落地，实现“局部优化、快速见效”的技术验证^[10]。

核心技术以监督学习为主，聚焦数据驱动简单任务，如测井曲线重构、岩性分类、地震初至波拾取等^[5]。

在测井研究领域，张东晓等基于循环神经网络（RNN）重构测井曲线，精度较传统方法提升 15%；江凯等利用提升树算法实现岩性识别，准确率超 80%^[4]。

在地震研究领域，刘合等提出像素级卷积网络实现初至波自动拾取，效率较人工提升 10 倍^[8]；杨午阳等开发卷积神经网络用于断层识别，初步实现构造解释自动化^[4]。

国际油公司开始尝试技术探索，如 2014 年康菲石油在 EagleFord 页岩应用大数据平台（IDW），通过简单机器学习优化钻井参数，单井产量提升 20%^[10]。

1.3 智能平台赋能阶段（2016 年-2022 年）

深度学习技术爆发（以 2016 年 AlphaGo 胜利为标志）推动油气人工智能进入平台化发展阶段，通过整合数据、算法、算力资源，实现多场景协同与规模化应用^[10]。

以“数据中台+算法工场”为技术核心，构建全流程智能工作流，支持数据标准化、模型训练与推理闭环^[1]。

在国际层面，2017 年斯伦贝谢发布了 DELFI 平台，该平台整合地质、油藏、钻井数据，可支持智能解释与协同决策^[4]；2019 年哈里伯顿与微软合作推出 DecisionSpace365，实现钻井、生产数据实时分析^[10]。

在国内层面，2018 年中国石油建成 E8 认知计算平台，集成了 120 种 AI 算法，覆盖地震初至拾取、油井工况诊断等 9 大场景^[7]；中国石化“石化智云”平台实现多油田数据共享与智能应用^[4]。

行业突破体现在智能化从“地上场景”（如设备监控）向“地下场景”（如油藏建模）延伸，如中国石油 FalconCore 岩心图像分析系统实现矿物识别效率提升 100 倍^[10]；大庆油田通过智能储层划分流程，薄储层识别精度达 95%^[1]。

1.4 大模型演进阶段（2022 年至今）

以 2022 年底 ChatGPT 发布为契机，油气行业进入大模型时代，基于 Transformer 架构的“预训练+微调”模式实现跨场景适配，从“工具辅助”向“认知伙伴”跨越^[3]。

技术核心体现在大模型参数规模达数十亿至百亿级，融合多模态数据（文本、图像、地震体），支持复杂任务推理^[6]。

在国际油气技术领域，2024 年斯伦贝谢发布 Lumi 平台，基于 OSDU 标准整合全周期数据，支持地震解释、储层预测等多任务；阿布扎比国家石油公司 ENERGYai 模型将地质建模速度提升 75%^[3]。

在国内油气技术领域，2024 年中国石油发布“昆仑大模型”，涵盖地震解释、测井处理等专业场景，训练数据覆盖 5.2 万平方千米，在碳酸盐岩缝洞预测中准确率达 92%^[10]；胜利油田“胜小利”认知大模型学习数百万专业语料，支持勘探报告自动生成^[3]。

行业特征体现为大模型与行业机理融合加深，如物理信息神经网络（PINN）将波动方程嵌入模型，提升地震反演物理合理性^[6]；多模态模型（如 CLIP）实现地震图像与地质文本跨域分析^[3]。

2 人工智能在油气勘探各环节的应用现状

2.1 地震勘探领域

地震勘探是油气资源发现的基础，人工智能技术已深度渗透于数据处理、解释全流程，显著提升效率与精度。

在数据处理方面，噪声压制、初至波拾取等环节成效突出。传统方法依赖人工经验，处理周期长且精度有限。基于深度学习的方法如 U-Net 及其改进模型（如 U-ResNet）通过编码-解码结构与跳跃连接，能有效分离地震信号与噪声，保留有效反射特征。刘威等提出的多尺度特征提取方法，结合注意力机制，使地震数据去噪效果提升 30% 以上，且能保留薄层反射等关键信息。初至波拾取方面，刘合等提出的像素级卷积网络将初至拾取转化为二值化图像分割问题，在钻孔地震数据中验证准确率达 95%，效率较传统方法提升 10 倍以上。

在构造解释领域，断层识别、层位追踪等实现智能化突破。杨午阳等提出基于 U-Net 的断层检测网络，通过合成地震数据训练，在实际数据中对低信噪比区域断层的识别准确率达 85%，解决了人工解释漏判、误判问题^[8]。杨午阳等研发的编解码卷积神经网络可同时实现断层检测与斜率估计，多个现场实例表明其性能优于传统方法。层位解释方面，朱振宇等基于 U-Net 的方法实现多层同时识别，准确率超 90%，尤其适用于复杂构造区^[11]。

在地震反演与速度建模中，物理信息神经网络（PINN）展现优势。于强等指出，PINN 融合波动方程等地质机理，在弹性参数反演中精度较纯数据驱动模型提升 20%；Sun 等将物理约束引入深度学习框架，使速度建模收敛速度加快 30%，且结果更符合地质规律。

2.2 测井解释领域

测井是储层评价的核心手段，人工智能技术在曲线重构、岩性识别、流体判别等方面应用广泛。

曲线重构与储层参数预测方面，机器学习算法有效解决数据缺失与精度问题。张东晓等基于循环神经网络（RNN）重构测井曲线，与传统方法相比精度提升 15%；于红岩团队采用高斯过程回归（GPR）预测页岩 TOC 含量，通过核函数优化，与实测值吻合度达 90%，优于 Schmoker 法和 Passey 法^[5]。储层参数预测中，支持向量机（SVM）、随机森林等算法得到广泛应用，江凯等利用提升树算法构建岩性识别模型，准确率超 80%；田枫等融合多尺度特征提取模块与注意力机制，使致密砂岩岩相识别准确率达 92%^[15]。

成像测井解释实现智能化突破。石玉江等提出基于改进 Criminisi 算法的 FMI 图像修复方法，结合 GAN 与双重注意力机制构建裂缝分割模型，Dice 系数较经典模型提升 5%^[14]；史鹏达等融合多种深度学习模型，在成像测井裂缝识别中 Dice 系数达 90%，显著提升复杂井段的解释效率^[16]。

流体识别方面，多参数融合方法效果显著。于红岩团队通过决策树算法构建碳酸盐岩气水识别模型，结合测井曲线与地层水化学参数，识别准确率超 85%^[5]；基于判别参数 A 和 B 的交会图法，较传统参数组合识别效果提升 10%-15%。

2.3 钻井与油藏工程领域

钻井工程与油藏管理的智能化聚焦于轨迹优化、风险预警与动态调控。

智能钻井方面，优化算法提升效率与安全性。刘合等指出，遗传算法与神经网络融合实现井眼轨道智能优化，机械钻速提升 15%-20%^[7]；基于 LSTM 的模型可实时预测孔隙压力与地应力，预警准确率超 90%，降低井喷风险。国外如斯伦贝谢的 DrillPlan 系统，通过 AI 技术将钻井设计时间从几周压缩至几天^[13]。

油藏动态分析中，人工智能助力生产优化。王洪亮等基于 LSTM 构建油田特高含水期产量预测模型，误差低于 8%，优于传统水驱曲线方法；贾虎等采用流线聚类人工智能方法识别水驱油藏流场，为注水优化提供定量依据^[17]。在剩余油预测方面，张凯等利用全卷积网络构建饱和度预测代理模型，精度满足工程需求，计算效率提升百倍^[12]。

非常规油气开发中，智能技术破解复杂储层评价难题。李欣等提出的岩心图像智能分析系统 FalconCore，实现矿物成分识别与孔隙结构分析的“一键式”处理，效率提升 100 倍以上^[10]；基于扫描电镜图像的古龙页岩油孔缝智能分析，从“手动统计”升级为“自动全面分析”，参数计算准确率超 90%。

2.4 深水油气勘探中的人工智能应用

深水、超深水是油气资源的重要接替区，人工智能技术在复杂环境下的勘探中发挥独特作用。

王震等指出，深水地震数据处理面临低信噪比、多噪声干扰等问题，基于深度学习的去噪方法（如基于 GAN 的半监督去噪）可保留弱反射信号，信噪比提升 25%^[2]；在断层识别中，针对深水浊积水道储层的复杂构造，3DSwinTrans-Unet 模型结合 Transformer 与卷积网络，断层边界识别清晰度提升 20%。

测井方面，深水高温高压环境下的曲线校正与储层评价依赖智能算法。石玉江团队研发的测井曲线自动深度校正方法，基于深度强化学习实现多条曲线匹配，准确率达 95%，解决了传统手动校正效率低的问题；在深水碳酸盐岩储层评价中，融合测井、地震与地质数据的多模态模型，孔隙度预测误差控制在 5% 以内。

3 油气勘探人工智能关键技术与体系框架

3.1 核心技术方向

深度学习与大模型技术,深度学习是油气勘探人工智能的核心支撑，涵盖 CNN、RNN、Transformer 等架构。于强等总结，CNN 在地震图像分割、测井曲线识别中应用最广，如 U-Net 及其变体在断层识别、岩性分类中准确率超 85%；RNN（含 LSTM、GRU）擅长处理时序数据，在产量预测、测井曲线重构中误差低于 10%；Transformer 架构的引入推动大模型发展，如基于 ViT 的岩屑岩性识别模型，泛化能力较传统 CNN 提升 15%。

大模型技术实现从“工具”到“认知伙伴”的跨越。李欣等将油气大模型发展分为三个阶段：基于 Transformer 架构的预训练模型通过“预训练+微调”适配多场景，如中国石油“昆仑大模型”参数达 100 亿级，在地震解释、文献分析中准确率超 90%^[10]；杨明瀚等指出，多模态大模型（如 CLIP）融合文本、图像特征，在井场污染识别、设备故障诊断中准确率提升 20%^[3]。

数据治理与知识工程

数据是人工智能应用的基础，面临多源异构、质量参差不齐等问题。刘合强调需建立数据质量管理框架，通过区块链技术实现数据可信交换与协同，持续自动化检查提升数据质量；闫林等提出数据“六化”治理目标（曲线标准化、成果结构化等），在测井数据中应用使关键数据准确率提升 30%。

知识图谱技术整合多领域知识，支撑智能决策。匡立春等指出，基于知识图谱的智能问答系统可整合地质、工程数据，在井位推荐中准确率超 80%^[3]；李欣团队构建的油气勘探知识图谱，涵盖 30 万篇文献与 10 万知识三元组，支持跨语言文献理解与报告生成^[9]。

物理机理与数据驱动融合

纯数据驱动模型易违反地质规律，物理约束成为解决关键。于强等提出物理信息神经网络（PINN），将达西定律、岩石力学方程等嵌入损失函数，在油藏数值模拟中计算效率提升 50%，结果更符合实际；在地震反演中，融合波动方程的模型较纯数据模型精度提升 20%。

3.2 技术体系框架

李欣等提出“单点智能-平台赋能-油气大模型”三阶段演进体系^[9]。

在单点智能阶段，行业聚焦于针对特定场景开发轻量化应用，如智能初至波拾取、岩性识别模型，解决局部效率问题。例如，基于 CNN 的薄片智能鉴定系统，准确率达 85% 以上。

在智能平台阶段，行业开始整合数据、算法、算力资源，提供全流程开发环境。如斯伦贝谢 DELFI 平台支持数据标准化、智能解释与成果提交，康菲石油 IDW 平台通过大数据分析使单井产量提升 20%；中国石油 E8 平台集成 120 种 AI 算法，覆盖 9 大示范场景^[10]。

在油气大模型阶段，基于海量数据预训练，适配多业务场景。如中国石油“PetroAI”地震解释大模型，训练数据覆盖 5.2 万平方千米，在 10 个场景中识别精度超 90%；中国海油“海能智能模型”涵盖海上油田稳产、安全钻井等 6 个通用场景，决策效率提升 30%。

4 油气勘探人工智能面临的挑战

4.1 数据问题突出

数据质量与标准化不足的问题较为突出。油气数据具有多源性、多解性，刘合指出数据零散、标准不统一问题突出，如不同油田测井曲线格式差异导致模型泛化困难；标签数据缺失严重，岩石薄片标注需 40 小时/样本，制约深度学习模型训练。

数据共享机制的缺失是行业面临的一大问题。闫林等人提到，行业内缺乏能够实现跨区域、跨油田数据整合的数据中台，导致数据孤岛现象较为明显。国际上虽有 SEG 等开源数据集，但规模有限，难以满足大模型训练需求；国内数据共享受限于商业机密与安全规范，整合难度大。

4.2 技术瓶颈显著

模型可解释性差的问题较为突出，深度学习固有的“黑箱”特性，使得基于其做出的决策可信度不足。杨午阳指出，在断层识别中，模型虽准确率高，但无法解释关键特征权重，难以说服地质专家^[8]；于强等提到，复杂储层预测中，模型可能因忽略物理约束出现不合理结果（如孔隙度为负）^[15]。

技术适配性有限的问题不容忽视，通用 AI 算法与油气行业的实际场景之间仍存在明显差距。匡立春等分析，常规 CNN 在地震数据处理中因未考虑地质构造连续性，对低信噪比数据处理效果欠佳；大模型多基于通用语料训练，专业术语理解准确率不足 80%。

4.3 标准化与生态尚未成熟

标准体系缺失的问题值得关注，闫林等人指出，油气人工智能领域尚未设立专属的标准委员会，现有标准也难以覆盖这一交叉领域。如智能岩石鉴定技术申报标准时，因归口不明确被石油、信息标准委员会均拒之门外^[9]。

研发生态薄弱的问题较为明显，与互联网行业相比，油气领域的 AI 开源框架及相关社区显得较为匮乏。杨午阳提到，缺乏类似 TensorFlow 的行业专属框架，研究者多改造通用框架，适配性差^[8]；企业间技术壁垒严重，如斯伦贝谢 DELFI、哈里伯顿 DecisionSpace365 等平台难以互通。

5 未来发展趋势

5.1 技术融合深化

多模态大模型的研发聚焦于融合地震、测井、文本等多源数据，例如基于 GPT-4o 架构构建的油气大模型，已实现图像理解、数值计算与决策推理的一体化，在钻井方案优化场景中，将效率提升了 50%。

物理智能的深度融合体现为发展“机理 + 数据”双驱动模型，例如通过将裂缝扩展规律嵌入 GAN（生成对抗网络），有效提升了页岩压裂参数的预测精度；PINN 在油藏数值模拟中应用，计算效率提升 10 倍。

5.2 场景应用拓展

在深层与非常规领域的技术突破中，行业针对深层高温高压环境研发了自适应学习算法。例如，基于强化学习的钻井参数优化系统，能将井眼轨迹控制误差控制在 0.5 米以内；在页岩气甜点预测中，多模态模型融合微地震与地质数据，准确率超 85%。

智能体技术的普及体现在 Agent 技术对感知、决策与执行能力的整合上。如井位优化智能体能够自主调用数值模拟、经济评价等工具，其生成的方案相比人工规划，利润提升了 15%。

5.3 生态与机制完善

数据共享与治理的推进，体现在行业级数据湖的建立上，通过联邦学习技术实现数据“可用不可见”的目标。比如西南油气田与长庆油田开展联合模型训练，使模型精度提升了 10%；同时，通过制定数据质量标准，让训练数据的合格率超过 90%。

在人才培养与合作机制建设方面，行业正积极推进校企联合以培育复合型人才，例如中国石油与高校携手共建“油气 AI”专业，课程体系涵盖地质、计算机、AI 等交叉内容；同时推动“油企 + IT 企业”的协同创新模式，像中国石油与华为合作研发勘探认知平台，便实现了技术上的优势互补。

6 结论

人工智能在油气勘探领域的应用已从单点试验迈向规模化落地，在地震处理、测井解释、钻井优化等环节成效显著，推动行业效率提升与成本降低。但数据质量、模型可解释性、标准化缺失等挑战仍未解决，需通过技术创新（如物理-数据融合模型）、生态共建（如数据共享平台）、标准完善（如专属标准体系）三大举措突破瓶颈。未来，随着多模态大模型、智能体技术的发展，人工智能将实现从“辅助工具”到“自主决策”的跨越，为油气行业高质量发展提供核心驱动力。

参考文献

- [1] 石玉江,周军,李雄伟,等.测井人工智能应用场景及实现[J].石油科技论坛,2024,43(06):28-37.
- [2] 王震,王思允.全球深水油气勘探开发进展与研究综述[J].天然气与石油,2024,42(06):1-10.
- [3] 杨明瀚,李小波,刘兴邦,等.人工智能大模型在油气勘探开发领域的应用及挑战[J].石油科技论坛,2024,43(06):107-113+125.
- [4] 匡立春,刘合,任义丽,等.人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势[J].石油勘探与开发,2021,48(01):1-11.
- [5] 于红岩,丁帅伟,高彦芳,等.人工智能在提高油气田勘探开发效果中的应用[J].西北大学学报(自然科学版),2022,52(06):1086-1099.DOI:10.16152/j.cnki.xdxbzr.2022-06-013.
- [6] 于强,王宝江,张禄明,等.深度学习技术在油气勘探中的研究进展与应用挑战[J].天然气工业,2025,45(05):43-56.
- [7] 刘合.油气勘探开发数字化转型人工智能应用大势所趋[J].石油科技论坛,2023,42(03):1-9+47.
- [8] 杨午阳,杨谟玮.油气勘探智能化方法落地应用的几个关键问题与思考[J].石油科技论坛,2024,43(06):21-27+55.
- [9] 闫林,李欣,李小波,等.油气领域人工智能标准化工作思路与建议[J].石油科技论坛,2024,43(05):35-42.
- [10] 李欣,王洪亮,闫林,等.油气人工智能技术发展综述与体系框架构想[J].国际石油经济,2025,33(05):10-18.
- [11] 吴奇, 梁兴, 鲜成钢, 等. 地质—工程一体化高效开发中国南方海相页岩气[J]. 中国石油勘探, 2015, 20(4): 1-23. Wu Qi, Liang Xing, Xian Chenggang, et al. Geoscience-to-production integration ensures effective and efficient south China marine shale gas development[J]. China Petroleum Exploration, 2015, 20(4): 1-23.
- [12] 曹宇 . 人工智能在石油勘探中的应用[J]. 信息系统工程, 2022(5): 56-59. Cao Yu. Application of artificial intelligence in petroleum exploration [J]. China CIO News, 2022(5): 56-59.
- [13] Marlot M, Srivastava D N, Wong F K, et al. Unsupervised multitask learning for oil and gas language models with limited resources[EB/OL].[2024-12-01].<https://dx.doi.org/10.2118/216402-MS>.
- [14] Kumar P, Kathuria S. Large language models (LLMs) for natural language processing (NLP) of oil and gas drilling data[C/OL].[2024-12-01].<https://onepetro.org/SPEATCE/proceedings/23ATCE/2-23ATCE/D021S012R004/535656>.
- [15] Singh A, Jia T, Nalagatla V. Generative AI enabled conversational chatbot for drilling and production analytics[EB/OL].[2024-10-29].<https://dx.doi.org/10.2118/216267-MS>.
- [16] Wuyang Yang, et al. Visualizing and understanding seismic fault detection network[R]. EAGE, 2020.
- [17] Zhou B, Khosla A, Lapedriza A, et al. Learning deep features for discriminative localization[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 2921-2929.

《数智油田研究与实践集锦》 ——整合数智油田基础、应用与创新 专著介绍

本书以数字油田、智能油田、智慧油气田建设为线索，全面地介绍了中国数智油气田的基本理论、原理、方法与创新过程，系统化地记录了中国数智油气田研究与实践的思想、理念和方法的发展，首次提出了整合数智油气田建设理念并贯穿全书，展现了中国数智油气田建设与未来发展方向。

本书适合从事石油能源领域工程师及专家们阅读，也可作为石油领域高等教育师生们参考用书。

地址：西安市雁塔路126号长安大学南校区东院（雁塔校区）
地学科技大厦11F-02号
邮编：710054
电话：86-029-82339297
网址：<http://dosfiac.chd.edu.cn>
E-mail：shuzyioutian@163.com

Address: Room 1102, Geoscience Building,
Chang'an University, No. 126 of yanta road,
Xi'an, China
Post code: 710054
Tel: 86-029-82339297
Website: <http://dosfiac.chd.edu.cn>
E-mail: shuzyioutian@163.com