

底青云, 李守定, 付长民, 等. 2021. 基于云端大数据的智能导向钻井技术方法[J]. 工程地质学报, 29(1): 162-170. doi: 10.13544/j.cnki.jeg.2021-0055

Di Qingyun, Li Shouding, Fu Changmin, et al. 2021. Intelligent steering drilling technology method based on cloud big data [J]. Journal of Engineering Geology, 29(1): 162-170. doi: 10.13544/j.cnki.jeg.2021-0055

## 基于云端大数据的智能导向钻井技术方法\*

底青云<sup>①②③④</sup> 李守定<sup>①③④</sup> 付长民<sup>①②③④</sup> 吴思源<sup>①③④</sup> 王啸天<sup>①②③④</sup>

(①中国科学院地质与地球物理研究所, 中国科学院页岩气与地质工程重点实验室, 北京 100029, 中国)

(②中国科学院地质与地球物理研究所, 中国科学院深地资源装备技术工程实验室, 北京 100029, 中国)

(③中国科学院地球科学研究院, 北京 100029, 中国)

(④中国科学院大学, 地球与行星科学学院, 北京 100049, 中国)

**摘要** 导向钻井技术方法是 21 世纪全球石油工业最重要的技术之一, 也是美国“页岩气革命”核心技术水平钻井的关键组成部分。当前, 导向钻井的主要研究目标是提高钻井速度、降低钻井时间和风险, 智能化是目标实现的重要途径。文章分析了国内外大数据与人工智能在石油工业应用情况, 建立了云端大数据智能导向钻井方法架构, 提出了随钻测井参数人工智能反演与识别方法, 指出了云端大数据与智能算法管理的实现途径, 得出如下结论: (1) 基于云端大数据智能导向钻井方法主要包括物联网感知层、大数据存储层和云平台决策层。物联网感知层实现井场关键信息的采集并传输至大数据中心; 大数据中心支持数据存储与云管理; 云平台决策层依托大数据中心的海量数据, 进行云端地面软件控制、人工智能决策以及云平台管理。(2) 采用机器学习的方法智能反演与识别地层岩性, 选择自然电位、自然伽马、密度、声波、补偿中子、电阻率等 6 条随钻测井数据, 分别采用不同的机器学习算法进行地层岩性反演与识别, 决策树模型和随机森林模型分别达到 0.81 和 0.89 的准确度, 形成了一套可快速自动描述岩性特性分类的方案。(3) 云端平台管理决策可进行井下实时数据解码, 获取钻井轨迹和测井曲线, 其中云端人工智能决策模块对地层及钻井参数进行智能反演预测, 可实现钻井轨迹智能修正和钻井参数智能优化, 保证智能导向工程钻得准、钻得快。

**关键词** 智能导向钻井; 大数据; 随钻测井

中图分类号: P642 文献标识码: A doi: 10.13544/j.cnki.jeg.2021-0055

## INTELLIGENT STEERING DRILLING TECHNOLOGY METHOD BASED ON CLOUD BIG DATA

DI Qingyun<sup>①②③④</sup> LI Shouding<sup>①③④</sup> FU Changmin<sup>①②③④</sup> WU Siyuan<sup>①③④</sup> WANG Xiaotian<sup>①②③④</sup>

(①Key Laboratory of Shale Gas and Geoenvironment, Institute of Geology and Geophysics, Chinese Academy of Science, Beijing 100029, China)

(②CAS Engineering Laboratory for Deep Resources Equipment and Technology, Chinese Academy of Science, Beijing 100029, China)

(③Innovation Academy for Earth Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China)

(④College of Earth and Planetary Sciences, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract** Steering drilling technology is one of the most important technologies in the global petroleum industry in

\* 收稿日期: 2021-01-31; 修回日期: 2021-02-08.

基金项目: 中国科学院战略性先导科技专项(A类)(资助号: XDA14040401, XDA14050100, XDA14050300), 中国科学院科研仪器设备研制项目(资助号: YJKYYQ20190043), 中国科学院地质与地球物理研究所重点部署项目(资助号: IGGCAS-201903, SZJJ201901).

This research is supported by the Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences(A) (Grant Nos. XDA14040401, XDA14050100, XDA14050300), Scientific Instrument Developing Project of the Chinese Academy of Sciences(Grant No. YJKYYQ20190043) and the Key Deployment Program of the Chinese Academy of Sciences(Grant Nos. IGGCAS-201903, SZJJ201901).

第一作者简介: 底青云(1964-), 女, 博士, 研究员, 主要从事地球电磁学理论与应用研究. E-mail: qydi@mail.iggcas.ac.cn

通讯作者简介: 李守定(1979-), 男, 博士, 正高级工程师, 主要从事工程地质力学研究. E-mail: lsdlyh@mail.iggcas.ac.cn

the 21st century, and it is also a key component of horizontal drilling, the core technology of the American "The Shale Gas Revolution". At present, the main research goal of steering drilling is to increase the drilling speed, reduce the drilling time and risk, and intelligence is an important way to achieve this goal. The article analyzes the application of big data and artificial intelligence in the petroleum industry at home and abroad, establishes a cloud big data intelligent steering drilling method framework, proposes an artificial intelligence inversion method for logging while drilling parameters, and points out the way to realize the management of cloud big data and intelligent algorithms, and draw the following conclusions: (1) The intelligent guided drilling method based on cloud big data mainly includes the things perception layer, the big data storage layer and the cloud platform decision layer. The things perception layer realizes the collection and transmission of key information of the wellsite to the big data center. The big data storage center is mainly responsible for data storage and cloud management. The cloud platform decision layer relies on the massive data in the big data center to perform cloud ground software control, artificial intelligence decision-making, and cloud platform management. (2) Select six geophysical parameters such as SP, GR, DEN, AC, CNL, and RT, and use different Machine Learning algorithms to build models to realize the independent identification of formation lithology. The Decision Tree model and the Random Forest model have an accuracy of 0.81 and 0.89 respectively, forming a set of schemes that can quickly and automatically describe the classification of lithological characteristics. (3) The cloud platform management decision is mainly used to decode real-time upload data downhole, and obtain drilling trajectories and logging curves. The cloud artificial intelligence decision-making module performs intelligent inversion and prediction of stratum and drilling parameters, realizes intelligent correction of drilling trajectories and intelligent optimization of drilling parameters, and ensures the accuracy and speed of drilling of intelligent steering engineering.

**Key words** Intelligent steering drilling; Big data; Logging While Drilling

## 0 引言

石油天然气是重要的战略物资和工业资源,我国国民经济的快速发展对石油天然气生产始终保持高需求度,2019年我国石油对外依存度达到70%以上(刘朝全等,2019)。提高油气产量,尤其是实现非常规等复杂油气藏开发对保障我国经济发展和能源安全具有重要意义(刘洪林等,2009;邹才能等,2010;贾承造等,2012)。导向钻井技术方法是21世纪全球石油工业最重要的技术进步之一,也是美国“页岩气革命”核心技术水平钻井的关键组成部分。导向钻井技术包括旋转导向钻井技术和随钻测井技术,是实现深层非常规等复杂油气藏开发最先进的钻井技术之一。旋转导向技术可有效控制井眼轨迹,使钻头沿着特定方向钻达地下预定目标,随钻测井系统相当井下设备的“千里眼”,能够随时将钻进沿途井下地质数据反馈至地面,用于优化钻井作业和地层评价,两种技术相结合能够极大提升作业效率、降低工程风险。

当前,导向钻井的主要研究目标是提高钻井速度、降低钻井时间和风险,智能化是目标实现的重要

途径。物联网、大数据、云平台和人工智能等前沿技术赋能各行各业的数字化转型,数字化转型成为油气企业应对低油价挑战、实现高质量发展的重要手段(高志亮等,2015;马涛等,2020;王同良,2020)。面对能源革命的新趋势,智能导钻工程必须要有效利用上述技术,推动石油开发向数字化、智能化转型。石油和天然气行业具有海量数据资源,包括不同类型和复杂程度的岩性、构造多元异构的大数据体,收集国外有关数据以形成油气“大数据链”,可以从中提取、挖掘出具有创新价值的核心信息(Baaziz et al., 2014; Staff, 2015; 滕吉文等, 2016; Feng et al., 2019; 徐鹏等, 2020)。基于大数据和人工智能等前沿技术的智能钻井技术,有望实现钻井过程的超前探测、智能导向、闭环控制和智能决策,从而大幅提高油气井产量和采收率,降低钻井成本(李根生等, 2020; 李剑峰, 2020; 李阳等, 2020)。

目前,国内外各大石油公司和油服公司纷纷开展了基于大数据和人工智能的平台建设(Korovin et al., 2016; 匡立春等, 2021)。英国石油公司开发了Sandy平台集成上下游业务,实现决策自动化。斯伦贝谢和道达尔合作开发了DELFI云平台,综合管

理开发勘探、开发、存储和管道项目。国内中石油和华为合作,开发了梦想云平台(杜金虎等,2020;马涛等,2020),中石化和阿里巴巴合作,开发了油田智云工业互联网平台,中海油开发了智能油田技术平台。利用物联网和云平台技术,实现石油行业的大数据上云,利用人工智能助力决策,打造云端智能导向一体化指挥平台是实现油气行业数字化转型发展的方向(Hassani et al. 2018)。因此,本文提出一种依托物联网,利用云平台,使用大数据和人工智能等技术的前沿智能导向钻井技术方法,并开展了相关算法的研究。

## 1 云端大数据智能导向钻井方法架构

基于云端大数据智能导向钻井方法架构主要包括3层:物联网感知层、大数据存储层和云平台决策层,系统架构如图1所示。其中:物联网感知层处于最底层,实现井场关键信息的采集和传输,借助现有4G/5G/卫星等通讯设施,将井场数据直接上传至大数据中心。大数据中心构建大统一数据库,支持结构化数据和非结构化数据存储,将以前分散在各个井场和技术人员工作站中的数据统一入云管理,为构建人工智能训练网络提供数据基础。云平台决策层依托大数据中心的海量数据,包含云端地面软件、人工智能决策以及云平台管理等软件子系统。云端地面软件系统,用于对井下实时上传的泥浆数据或者电磁信号进行解码,实时获取钻井轨迹和测井曲线,同时将解码后的数据存储至大数据中心。人工智能决策模块基于大数据中心的海量数据和自研的机器学习算法,实现地下岩性智能预测和

存储物性智能反演,识别储层和孔隙度、渗透率、饱和度等关键储层参数,进而实现钻井轨迹智能修正和钻井参数智能优化,保证智能导向工程钻得准、钻得快。云端管理相当于云平台的“管家”,用于保障用户安全管理和对相关设备和软件进行统一配置。

(1) 物联网感知。钻井工程离不开各种传感器数据,脉冲压力传感器接收泥浆脉冲压力波动用于井下数据的解码和译码。指令下传器用于和井下工具通讯,更新井下工具钻进指令。钻压、转速、排量等传感器用于实时监测钻井关键参数,是保障井下工具正常工作和钻井安全的重要手段。物联网技术可以实现利用传感器对现场进行信息采集,通过网络直接发送到云端大数据中心。井场数据通过物联网发送至云端之后,远程专家可以通过电脑或移动端实时查看不同区块的不同井场的多种数据。

(2) 大数据中心。现有作业方式下,每个专业需要各自的数据采集和处理流程,不同处理系统之间的数据相对封闭,形成“数据孤岛”,不同系统之间难以进行数据的连接互动。“数据孤岛”持续制约着石油工业研发与施工各个环节的交互连接,导致后端工程施工结果不能动态反馈给地质部门,油藏模型得不到及时修正,造成大量的投资浪费。针对同一油气藏工作,由于选用的参数值不一致,不同单位的研究结果缺乏纵向一致性和横向可比性(匡立春等,2021)。将井场物联网感知模块所得到各种数据,包括实时压力波形数据,实时钻井参数数据等,通过高速传输网络,实时上传至云平台大数据中心,以现有井场地面系统数据库为基础,在云平台建立起大统一数据库,支持结构化数据与非结构化数据存储,将所有区块的井数据进行统一存储,打破

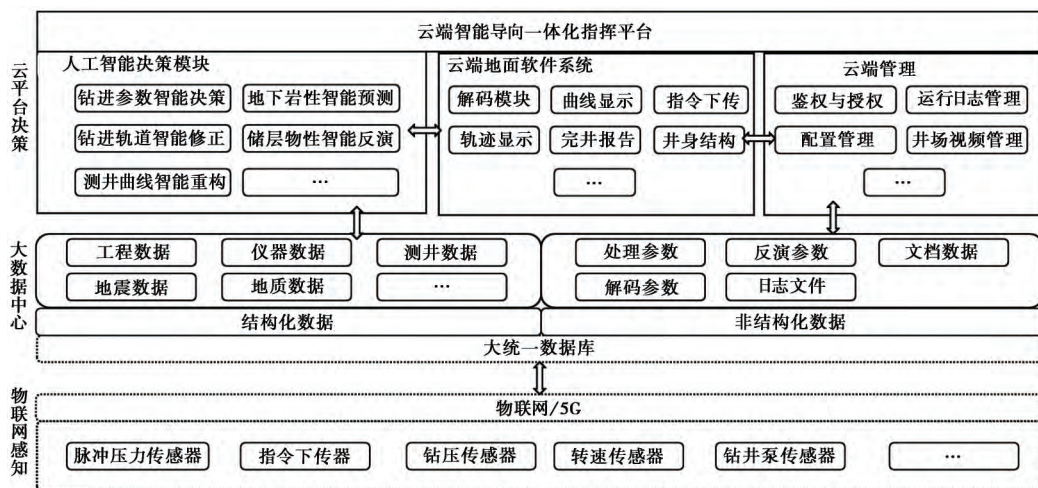


图1 智能导向云平台架构

Fig. 1 Intelligent-oriented cloud platform architecture

“数据孤岛”。数据可以通过底层物联网上传、由云端地面软件系统实时解码存储,由用户登陆云平台数据中心系统上传等方式获取。

(3) 云平台决策。该模块包括云端地面软件系统、人工智能决策系统以及云端管理系统,云平台数据流如图2所示。

随钻测井作业是一项复杂的工程,地面软件系统是此项工程中重要的工具。地面软件系统负责井场现场的工作管理,负责解码地面传感器数据和井下仪器测量数据,获得来自于井下工具的状态指示信息以及地层测量数据信息,从而掌握井下工具的工作状态,得到井下工具采集的地质信息。专家对获得的井场现场数据进行分析处理解释,指导工作现场,可达到大幅降低钻井成本、有效提高钻井效益的目的。

现有地面系统软件为单机操作,独立运行。井场工程师利用此套地面软件系统在现场进行操作,采集随钻测井数据。在需要向外传输数据时连接服务器,通过国际标准的 WITS 或者 WITSML 协议,将随钻测井的相关数据、钻井相关数据进行远程传输,远程专家在对数据进行处理分析后,利用电话等方式,与井场现场进行沟通。

本架构中云端地面软件系统将随钻测井工程中各种应用软件上云,采用云上解码,云上显示和云上导向。该软件从大数据中心获取实时脉冲数据,利用解码算法模块进行云解码,得到实时井斜、方位和深度信息,得到实时地质信息,包括伽马、电阻率、密度和孔隙度信息,将工程信息和测井参数曲线云端实时显示。人工智能决策系统以大数据中心为支

撑,基于大数据中心的海量数据,利用深度学习技术以及大幅提升的计算力,研究人工智能在智能导向工程中的应用。通过构建训练集数据,训练具有不同功能的网络模型,经过训练后的模型存储在云平台上,用户可以直接调用,用户将物联网感知模块上传的实时数据以及先验知识输入人工智能预测模型进行决策判断,根据决策判断的结果指导智能导向安全高效进行,降低成本和风险,提高复杂油气藏的开发能力。云端管理系统则用于统一进行权限管理、配置管理、日志管理以及井场视频管理等。

## 2 随钻测井参数智能反演与识别

深层复杂的地质环境导致钻井风险高、成本大、周期长,给旋转导向带来了极大的不确定性。亟需认识深部地层特性,掌握深部高温高压钻井工程影响因素、钻进响应特征规律。其中:岩性识别是钻井实时监控的重要研究内容。通过岩性识别将储层岩石进行适当定义和分类,结合油藏数值模拟模型即可获得储层的真正动态特性。综合利用测井资料确定岩性,对油气勘探和测井解释有十分重要的意义。不同的储集层具有不同的物性、含油性和地球物理特征,因此测井解释的某些规律也因岩性的不同而有所差异。在此认识的基础上,主要研究了深部钻遇地层岩性分类,从大量无序的地球物理、地质录井信息中,运用机器学习的方法找出特征并进行分类预测,为构建岩石数据库提供物理机制与参数基础。

目前国内外学者在利用测井数据进行岩性识别方面的研究成果丰硕。如交会图法可以根据与取芯

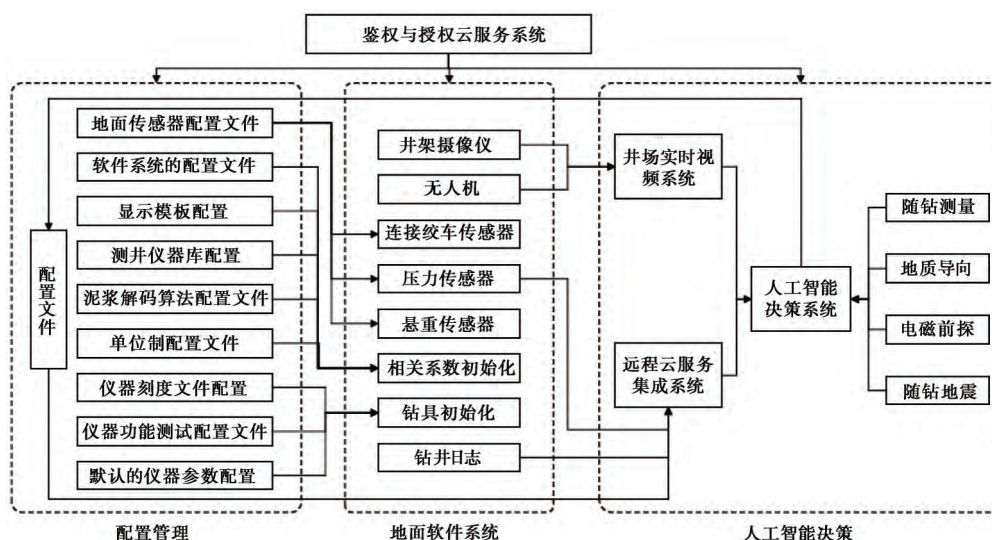


图2 云平台数据流

Fig. 2 Cloud platform data flow



并岩芯资料对校正后的图版,较为准确地识别多种岩性在交会点的坐标,从而看出各种岩性的分界和所分布的区域,实现岩性识别(范宜仁等,1999)。但交会图法不能进行全井段的岩性识别,且耗时较长、人为因素大。同时地下情况复杂和非均质性较强,测井数据之间经常呈现极强的非线性关系,数据间的映射关系也极为复杂,应用传统方法的效果较差。神经网络模型可以进行测井资料的岩性识别,经过训练和测试,验证了神经网络模型在岩性识别中是行之有效的,但神经网络中存在的过拟合、局部极小化问题、收敛速度慢等缺点(Zhu et al., 2018)。支持向量机算法在岩性识别中的可行性和有效性,并且运用支持向量机模型在岩性识别中取得了较好的效果。但支持向量机是一种有坚实理论基础的小样本学习方法,若面对成千上万甚至更多的测井数据点,其优势不能得到很好的发挥(Al-anazi et al., 2010)。所以提出了在进行岩性剖面预测的过程中根据决策树(Quinlan, 1986)和随机森林(Breiman, 2001; 方匡南等, 2011)的优缺点,灵活运用以得到精度最高、泛化能力最强的模型。

基于国内某井的地质录井资料和地球物理测井资料,进行岩性分类预测。全井共下5层套管,在第5次开钻时,即超深层段发生了井漏,由于在钻进过程中加入了大量随钻堵漏材料,岩屑代表性极差,真岩屑极少。根据录井油气显示,该层段属于储层,该层段地质资料的全面性对后续开采有至关重要的作用。重新钻井再进行录井往往需要很高的成本,对于已经实现完井操作的井眼,重新进行岩屑录井难以实现。为了节约成本,可以采用多种方法直接利用已有测井数据人工生成录井剖面,从而补充缺失井段信息。

具体实现过程,首先利用本区块内已有的测井曲线作为输入,岩性剖面作为输出并行训练生成模型。然后对于新钻探的超深井,基于实测的测井曲线,自动生成岩性剖面。这种人工岩性剖面成本较低、耗时较短,容易得到大规模的应用,有利于进行区块乃至盆地级别的评估与分析。针对缺少岩屑录井剖面的区块,也可以考虑结合迁移学习的方法,利用其他区块训练获得的模型进行预测分析。研究路线如图3所示。

在中国华南区域多源多尺度地质、地球物理数据分析的基础上(Di et al., 2021),通过收集、共整理了不同区块且深度不同的测井资料及部分录井、岩芯资料,选取了测井资料、录井资料、岩芯资料齐全

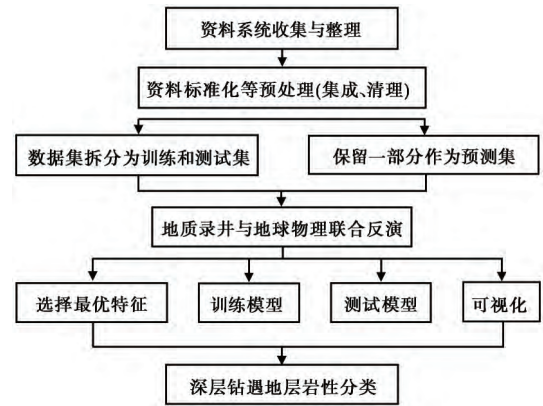


图3 研究路线

Fig. 3 Research route

超深层段组成了深部地层岩性分类的数据集。选取自然电位(SP)、自然伽马(GR)、密度(DEN)、声波(AC)、补偿中子(CNL)、电阻率(RT)等6个测井参数作为输入。同时将岩性剖面数据化,如表1所示。并结合录井资料进行深度校正,将岩性分为7类,作为输出。

表1 岩性分类表

Table 1 Lithology classification table

岩性名称	类别
褐色含泥细砂岩	1
褐色泥砾状砂岩	2
褐色泥岩	3
褐色细砂岩	4
褐色中砂岩	5
灰色细砂岩	6
灰色中砂岩	7

由于测井仪器不是一次性下测,且不同的测井仪器取点间距不同,所以需要将所有测井曲线校正到同一取点深度间隔。例如,声波的取点间距是其他测井曲线的两倍,则采取的办法是舍弃其他测井曲线一半的采样点,使声波测井曲线与其他测井曲线具有相同的采样间隔且在同样的深度点取点。既保证了地层地球物理参数的真实性,又便于在模型建立时其他参考资料的统一。

## 2.1 数据清洗与标准化

数据清洗与标准化是构建准确度较高模型的先决条件。模型的输入与输出之间应该存在正确的地球物理关系,这样建立出来的模型才能进行正确的预测。所以在模型之前,应该先检验各参数之间的关系。调用python中seaborn库,将自然电位、自然

伽马、密度、声波、补偿中子、电阻率等 6 个测井参数值在每类岩性上的分布情况进行可视化,以便对样本数据集有更好的掌握。小提琴图(Violin Plot)用于显示数据分布及其概率密度。这种图表结合了箱形图和密度图的特征,主要用来显示数据的分布形状。中间的黑色粗条表示四分位数范围,从其延伸的幼细黑线代表 95% 置信区间,而白点则为中位数(图 4)。可视化图横坐标是岩性分类类别,纵坐标是测井参数值。图中某一锥形表达可以看出,横向分布越宽则代表此岩性类别对应的纵坐标(即测井参数值)数量越多。

## 2.2 构建模型

首先,构建决策树来进行预测。将数据集分为训练集、测试集,且训练集数据与测试集数据比值为 3:1。决策树是一种非常引人注目、可解释性强的分类方法。通过可视化一棵树,可以了解如何通过将分类规则分解成一系列关于数据特征的问题来进行预测,图 5 即为该模型可视化后的决策树。

为了寻求更高的准确度,进一步采用随机森林的方法构建模型。随机森林是近年来提出的一种融合二叉决策树的集成学习算法。随机森林方法有良好的抗噪、抗异常值性能,不容易出现过拟合现象。由于生成决策树的过程是独立的,随机森林在处理大数据的时候便于进行并行运算,尤其是在对高维度数据进行分类的时候,随机森林速度快、精度高、稳定性好的特点得到更明显的体现,适用于地球物

理测井数据对岩性分类,其有效性得到了验证。在地球物理学领域,现有研究利用不同的机器学习方法对地震图像进行滤波处理、对测井曲线缺失段进行预测、对岩性进行识别。虽然方法各异,但过拟合问题、准确度和泛化能力较低的问题仍较为突出。针对以上问题,在超深层井中应用随机森林的方法进行岩性分类预测。

## 2.3 检验模型的准确度

构建上述模型后,通过构建决策树模型预测的准确率是 0.81,而随机森林模型预测准确率是 0.89。选定电阻率和密度作为最优特征对岩性进行分类。进一步地,将预测过程进行可视化:输出预测值,并与原始预测集中的真实值进行对比。如图 6 所示,可以看到左图是直接由模型输出的预测值与真实值进行对比分析,在虚线框中具有非常好的预测性。右图是将模型输出的预测值按四舍五入的方法取整之后再与真实值进行对比分析,虚线框内同样具有良好的相关性。

最后,绘制了数字数据集的随机森林分类器的学习曲线(图 7)。降低过拟合现在最好的方法就是扩大训练样本数量,从学习曲线中可以清楚地看到训练出一个最精准的模型所需样本数量的情况。从随机森林分类器的学习曲线可以看出:训练得分在开始时非常高并且随着样本量的增加而降低,并且交叉验证得分在开始时非常低并且随着样本量的增加而增加。最终精度稳定在 0.85~0.90 之间。所

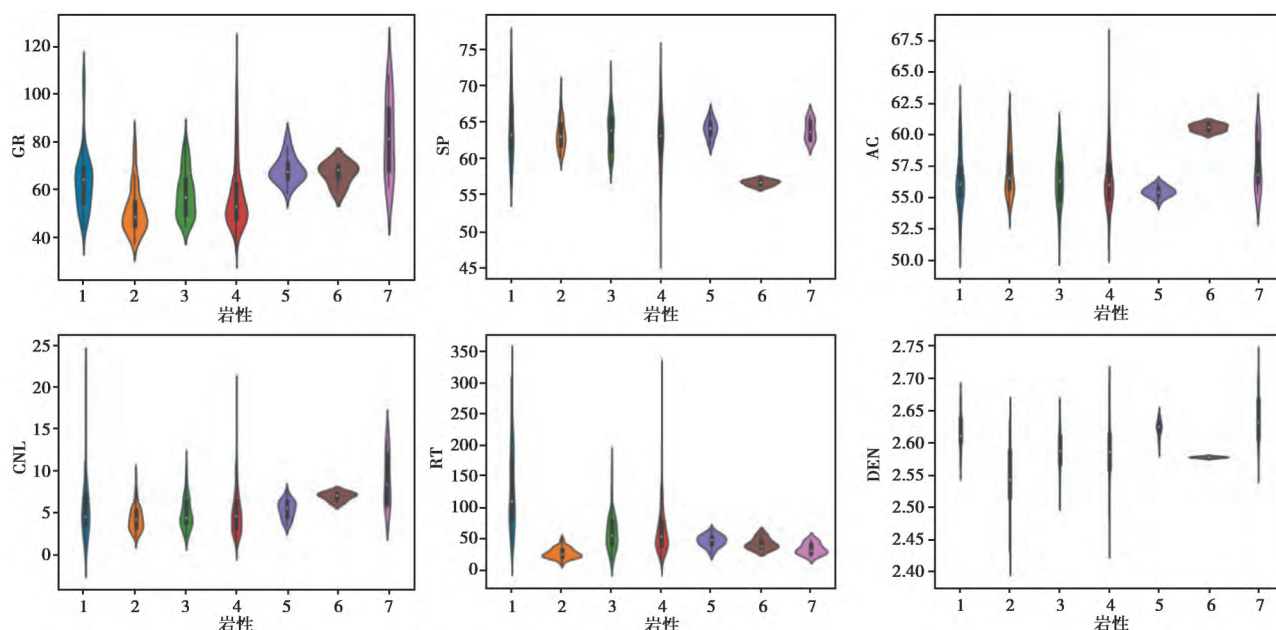


图 4 测井参数与岩性分布情况

Fig. 4 Logging parameters and lithology distribution

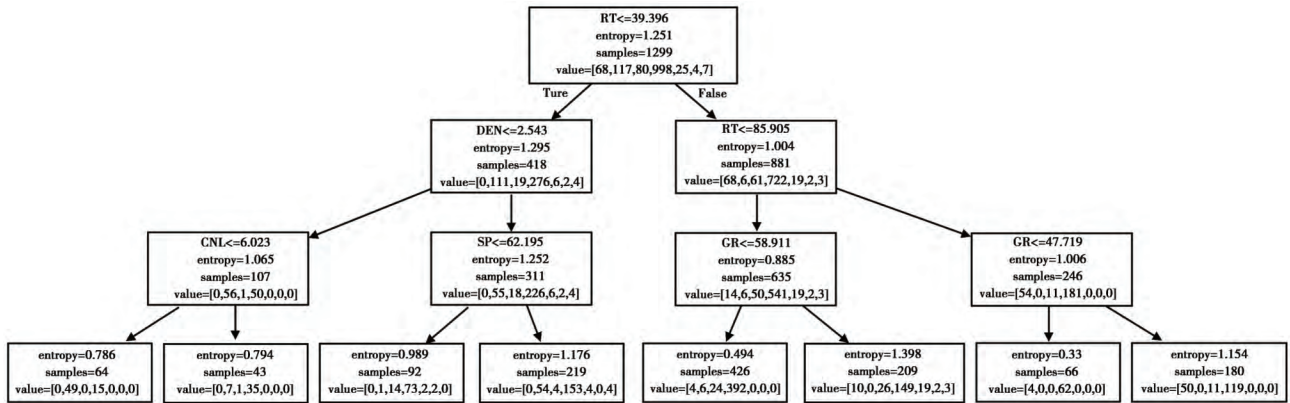


图 5 决策树模型

Fig. 5 Decision tree model

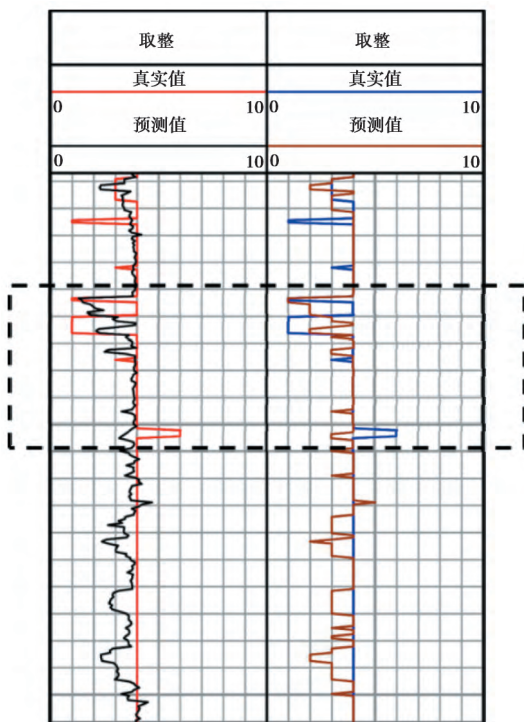


图 6 预测值与真实值对比

Fig. 6 Comparison of predicted value and true value

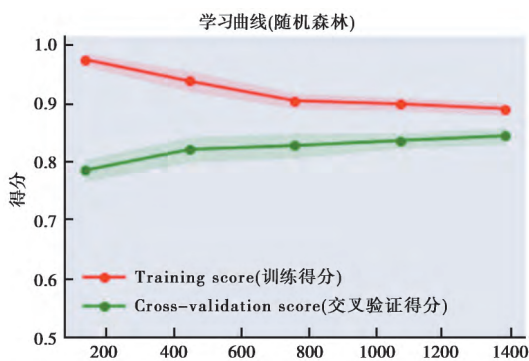


图 7 随机森林模型的学习曲线

Fig. 7 The learning curve of the random forest model

以可以进一步通过增加训练本来增加验证分数,降低过拟合现象。

### 3 云端管理决策平台

云端平台管理决策主要用于井下实时上传的泥浆数据或者电磁信号进行解码,实时获取钻井轨迹和测井曲线,同时将解码后的数据存储至大数据中心。人工智能决策模块基于大数据中心的海量数据和自研的深度学习算法,实现地下岩性智能预测和存储物性智能反演,识别储层和孔隙度、渗透率、饱和度等关键储层参数,进而实现钻井轨迹智能修正和钻井参数智能优化,保证智能导向工程钻得准、钻得快。云端管理相当于云平台的“管家”,用于保障用户安全管理和对相关设备和软件进行统一配置。

云端服务管理包括鉴权与授权云服务系统、配置管理、日志管理云服务模块和井场实时视频系统(白凯等,2017)。传统的智能导向软件系统与井下硬件仪器结合紧密,其操作涉及到仪器系统的机密技术,因此需要严格细致的权限划分功能。现有技术鉴权系统也安装在本地,采用固定的用户名及密码登陆,当电脑系统故障或者受到木马入侵,将可能导致账户丢失或被窃取,影响作业进度,危及技术安全,无法满足复杂安全的权限需求,且远程基地无法控制井场现场的用户登陆,存在技术泄露风险。

通过部署在云端的鉴权与授权云服务系统,本地机器可以不再保存账户信息,防止因忘记密码、系统崩溃、木马入侵等原因影响现场作业进度。具有权限的管理员可远程登陆至鉴权与授权云服务系统进行用户权限的设置,包括用户的添加、删除、用户密码的修改、用户的角色和权限设置。智能导向系



统软件模块众多,功能复杂,在系统运行时需专业人员对系统进行配置,从而完成相关功能。现有技术需专人到现场操作配置,时间与资金成本大且效率低,高度依赖现场工程师个人经验水平。

配置管理云服务模块基于鉴权与授权云服务系统提供的权限功能,配置管理员可远程登录至配置管理云服务系统,在系统中选择相应的井场对应的地面软件系统,进行系统配置。地面软件系统登录后,向配置管理云服务申请其配置文件,地面软件系统根据获得的配置文件对其本身进行配置,配置内容包括:地面传感器配置文件、软件系统的配置文件、显示模板配置、测井仪器库配置、默认的仪器参数配置、仪器功能测试配置文件、仪器刻度文件配置、单位制配置文件和泥浆解码算法配置文件。

现有智能导向软件系统仅支持测井、钻井相关数据的远程传输,无法将软件系统运行日志等相关数据外传。由于系统的复杂性,测井数据结果受现场操作影响,远程专家无法获得软件操作日志等信息,无法监控地面软件处理数据的过程是否正确,仅利用智能导向软件系统处理之后的井场测井数据进行分析处理,无法从源头上排查错误数据,从而影响远程数据分析的准确性。

日志管理云服务模块基于鉴权与授权云服务系统,相关日志管理员可远程登录。地面软件系统运行时,连接日志管理云服务模块,并上传系统产生的相关日志,日志管理员可实时采集获得来自于各井场的地面软件系统日志信息,日志包括:软件系统基本运行日志、软件操作日志、模块访问日志和软件错误日志,远程专家可从源头上监控地面软件数据处理过程。

井场实时视频系统包括安装在井架上的摄像机以及井场上空飞行的无人机。井架摄像机负责对井口现场的施工视频进行实时记录,无人机负责对井场的整体状态进行记录,两者录制的视频经井场视频系统实时传输到云平台数据中心中,作为远程决策系统中视频监控模块的数据源。

## 4 结 论

分析了国内外大数据与人工智能在石油工业应用情况,建立了云端大数据智能导向钻井方法架构,提出了随钻测井参数人工智能反演与识别方法,指出了云端大数据与智能算法管理的实现途径,结论如下:

(1) 基于云端大数据智能导向钻井方法主要包括物联网感知层、大数据存储层和云平台决策层。物联网感知层实现井场关键信息的采集并传输至大数据中心;大数据中心支持数据存储与云管理;云平台决策层依托大数据中心的海量数据,进行云端地面软件控制、人工智能决策以及云平台管理。

(2) 采用机器学习的方法智能反演与识别地层岩性,选择自然电位、自然伽马、密度、声波、补偿中子、电阻率等6条随钻测井数据,分别采用不同的机器学习算法进行地层岩性反演与识别,决策树模型和随机森林模型分别达到0.81和0.89的准确度,形成了一套可快速自动描述岩性特性分类的方案。

(3) 云端平台管理决策主要用于井下实时上传数据解码,获取钻井轨迹和测井曲线,云端人工智能决策模块对地层及钻井参数进行智能反演预测,实现钻井轨迹智能修正和钻井参数智能优化,保证智能导向工程钻的准、钻的快。

## 参 考 文 献

- Al-Anazi A, Gates I D. 2010. A support vector machine algorithm to classify lithofacies and model permeability in heterogeneous reservoirs [J]. *Engineering Geology*, 114(3): 267-277.
- Baaziz A, Quoniam L. 2014. How to use big data technologies to optimize operations in upstream petroleum industry [J]. *Social Science Electronic Publishing*, 1(1): 19-25.
- Bai K, Xia H N, Yin S L, et al. 2017. Design of oilfield wireless video monitoring system based on 4G technology [J]. *Electronic Design Engineering*, 25(6): 177-180.
- Breiman L. 2001. Random Forests [J]. *Machine Learning*, 45(1): 5-32.
- Di Q Y, Tian F, Suo Y H, et al. 2021. Linkage of deep lithospheric structures to intraplate earthquakes: A perspective from multi-source and multi-scale geophysical data in the South China Block [J]. *Earth-Science Reviews*, 214(103504): 1-23.
- Du J H, Shi F G, Zhang Z H, et al. 2020. Research and practice of dream cloud for exploration and development of PetroChina [J]. *China Petroleum Exploration*, 25(1): 58-66.
- Fan Y R, Huang L J, Dai S H, et al. 1999. Application of crossplot technique to the determination of lithology composition and fracture identification of igneous rock [J]. *Well Logging Technology*, 23(1): 53-56.
- Fang K N, Wu J B, Zhu J P, et al. 2011. A review of technologies on random forests [J]. *Statistics and Information Forum*, 26(3): 32-38.
- Feng Z Q, Lian P Q. 2019. Deep-time digital basin based on big data and artificial intelligence [J]. *Acta Geologica Sinica (English Edition)*, 93(S1): 14-16.
- Gao Z L, Shi Y J, Wang J, et al. 2015. Development of digital oilfields in



- China[J]. Petroleum Science and Technology Forum ,34( 3) : 33-38.
- Hassani H ,Silva E S. 2018. Big Data: a big opportunity for the petroleum and petrochemical industry[J]. OPEC Energy Review ,42( 1) : 74-89.
- Jia C Z ,Zheng M ,Zhang Y F. 2012. Unconventional hydrocarbon resources in China and the prospect of exploration and development[J]. Petroleum Exploration and Development ,39( 2) : 129-136.
- Korovin I S ,Tkachenko M G. 2016. Intelligent oilfield model[J]. Procedia Computer Science ,101: 300-303.
- Kuang L C ,Liu H ,Ren Y L ,et al. 2021. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development[J]. Petroleum Exploration and Development ,48( 1) : 1-11.
- Li G S ,Song X Z ,Tian S C. 2020. Intelligent drilling technology research status and development trends[J]. Petroleum Drilling Techniques ,48( 1) : 1-8.
- Li J F. 2020. Construction of intelligent petrochemical industry: from information to intelligence[J]. Petroleum Science and Technology Forum ,39( 1) : 34-42.
- Li Y ,Lian P Q ,Xue Z J ,et al. 2020. Application status and prospect of big data and artificial intelligence in oil and gas field development[J]. Journal of China University of Petroleum( Edition of Natural Science) ,44( 4) : 1-11.
- Liu C Q ,Jiang X F. 2019. Overview of the domestic and foreign oil and gas industry development in 2018 and outlook for 2019[J]. International Petroleum Economics ,27( 1) : 27-33 ,60.
- Liu H L ,Wang H Y ,Liu R H ,et al. 2009. The present status and essential points of developing the unconventional hydrocarbon resources in China[J]. Natural Gas Industry ,29( 9) : 113-116.
- Ma T ,Zhang Z H ,Wang T C ,et al. 2020. Architecture design and implementation of E&P Dream Cloud platform[J]. China Petroleum Exploration ,25( 5) : 71-81.
- Quinlan J R. 1986. Induction of decision trees[J]. Machine Learning , ( 1) : 81-106.
- Staff P. 2015. Application of big data analytics to optimize the operations in the upstream petroleum industry[C]//International Conference on Computing for Sustainable Global Development ,IEEE.
- Teng J W ,Liu Y S ,Pi J L. 2016. Development of science and technology , times echo of big data—acquisition ,innovation and reconstruction of new information of earth sciences[J]. Progress in Geophysics ,31( 1) : 1-22.
- Wang T L. 2020. Practice and thinking of oil and gas industrial digitalization transformation[J]. Petroleum Science and Technology Forum ,39( 1) : 29-33.
- Xu P ,Gao J Y ,Chen S ,et al. 2020. Research and practice of asset management of exploration and development data[J]. Petroleum Science and Technology Forum ,39( 5) : 34-40.
- Zhu L P ,Li H Q ,Yang Z G ,et al. 2018. Intelligent logging lithological interpretation with convolution neural networks[J]. Petrophysics ,59( 6) : 799-810.
- Zou C N ,Dong D Z ,Wang S J ,et al. 2010. Geological characteristic , formation mechanism and resource potential of shale gas in China[J]. Petroleum Exploration and Development ,37( 6) : 641-653.
- 白凯 夏宏南 印森林,等. 2017. 基于 4G 技术的油田井场无线视频监控系统设计及实现[J]. 电子设计工程 ,25( 6) : 177-180.
- 杜金虎 时付更 张仲宏,等. 2020. 中国石油勘探开发梦想云研究与实践[J]. 中国石油勘探 ,25( 1) : 58-66.
- 范宜仁 黄隆基 代诗华. 1999. 交会图技术在火山岩岩性与裂缝识别中的应用[J]. 测井技术 ,23( 1) : 53-56.
- 方匡南 吴彬 朱建平,等. 2011. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛 ,26( 3) : 32-38.
- 高志亮 石玉江 王娟,等. 2015. 数字油田在中国及其发展[J]. 石油科技论坛 ,34( 3) : 33-38.
- 贾承造 郑民 张永峰. 2012. 中国非常规油气资源与勘探开发前景[J]. 石油勘探与开发 ,39( 2) : 129-136.
- 匡立春 刘合 任义丽,等. 2021. 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 ,48( 1) : 1-11.
- 李根生 宋先知 田守崧. 2020. 智能钻井技术研究现状及发展趋势[J]. 石油勘探技术 ,48( 1) : 1-8.
- 李剑峰. 2020. 智慧石化建设: 从信息化到智能化[J]. 石油科技论坛 ,39( 1) : 34-42.
- 李阳 廉培庆 薛兆杰,等. 2020. 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) ,44( 4) : 1-11.
- 刘朝全 姜学峰. 2019. 油气秩序重构行业整体回暖——2018 年国内外油气行业发展概述与 2019 年展望[J]. 国际石油经济 ,27( 1) : 27-33 ,60.
- 刘洪林 王红岩 刘人和,等. 2009. 非常规油气资源发展现状及关键问题[J]. 天然气工业 ,29( 9) : 113-116.
- 马涛 张仲宏 王铁成,等. 2020. 勘探开发梦想云平台架构设计与实现[J]. 中国石油勘探 ,25( 5) : 71-81.
- 滕吉文 刘有山 皮娇龙. 2016. 科学与技术的发展与大数据的时代反响——地球科学新信息的获取与创新再造[J]. 地球物理学进展 ,31( 1) : 1-22.
- 王同良. 2020. 油气行业数字化转型实践与思考[J]. 石油科技论坛 ,39( 1) : 29-33.
- 徐鹏 高健伟 陈溯,等. 2020. 勘探开发数据资产化管理实践与思考[J]. 石油科技论坛 ,39( 5) : 34-40.
- 邹才能 董大忠 王社教,等. 2010. 中国页岩气形成机理、地质特征及资源潜力[J]. 石油勘探与开发 ,37( 6) : 641-653.