



首页 | 概况简介 | 机构设置 | 研究队伍 | 科研成果 | 实验观测 | 合作交流 | 研究生教育 | 学会学报 | 图书馆 | 党群工作 | 创新文化 | 科学传播 | 信息公开

新闻动态

您现在的位置：首页 > 新闻动态 > 学术前沿

图片新闻

头条新闻

通知公告

学术活动

综合新闻

科研动态

研究亮点

学术前沿

【前沿论坛】陈掌星：智能油气工程

2021-08-09 | 【大 中 小】【打印】【关闭】

报告人：陈掌星 | 整理：汪文洋（岩石圈室）

1. 研究背景

机器学习作为一种实现人工智能的方法，其高效的运算能力及强大的预测功能在近几年中获得广泛关注，并被大量应用于生活中的各个方面：如自然语言处理、金融行业、互联网等领域。石油行业许多传统方法都有其局限性，如人工解释测井曲线、识别油层水层，十分消耗人力和时间；数值模拟预测油气产量的方法成本颇高、运算速度慢且许多构建模型的参数无法获得。近几年机器学习已在石油领域崭露头角，并在岩性预测、定向钻井、产量预测等方面表现优异。其中应用较多的机器学习方法包括：贝叶斯学习、深度学习、集成算法等。

2. 机器学习在油气工程中的应用

机器学习在油气工程中的应用包括：通过识别低效率区来帮助公司优化生产，提升作业效率；将常规任务自动化，确定最佳实践，降低作业成本；与大数据分析结合以开发预测模型，帮助企业获取和分析生产过程动态，优化上游运营，进行智能数据预测；监控石油和天然气钻机、炼油厂、管道、油井等以提供更安全措施；帮助寻找新的油气资源；降低碳排放；认知地质学家系统能够将数据解释速度提高6倍，准确度提高30倍；对岩心样品的自动分析使数据处理速度提高了10倍，岩

心处理时间为数天而不是一两个月；智能钻井可以使钻机的储层穿透效率从90%提高到95%，使资本成本降低15%；利用大数据和人工智能将石油产量提高了10%，将运营成本降低了20%；2030年，将全球温室气体排放量减少约1.5%-4.0%。

机器学习的种类有监督学习和非监督学习，监督学习包括回归算法、基于实例的算法、支持向量机、决策树、集成算法、人工神经网络和深度学习等，非监督学习包括聚类算法、降维算法和关联规则学习算法等。

3. 应用实例

应用实例一：通过测井数据自动识别油气储层类型。输入2800个样本数据包括7类测井曲线特征和各个样本地层厚度（共8个变量）：深侧向（LLD）、浅侧向（LLS）、声波时差（AC）、自然电位（SP）、孔隙度（POR）、渗透率（PER）、含水饱和度（SW）和地层厚度。输出结果：6类储层。2500个样本用于训练和验证，300个样本用于测试，十折交叉验证结果显示，集成算法比单一算法预测效果好，神经网络效果介于二者之间。根据不同算法检验结果的混淆矩阵（图1），极限梯度提升算法和梯度提升决策树预测结果相似且最好。

图1 不同算法检验结果的混淆矩阵

应用实例二：根据储层分类的结果，结合生产动态数据进行未来油气产量的预测。输入变量：射孔油层的总厚度、平均孔隙度、平均渗透率、渗透率变异系数、含水饱和度、首月产量含水率、动液面和生产天数。输出结果：一口单井后续五个月的累积产量。结果显示，极限梯度提升算法和深度学习的预测结果显示出了两者较高的预测能力。其中极限梯度提升算法的表现更出色，训练数据拟合的R2高达0.9986，验证数据拟合的R2为0.915。

应用实例三：组份模型相态计算，提高油气藏数模软件的效率和速度。输入油藏的属性包括孔隙度、渗透率、饱和度和压力等，根据物质守恒、达西定律和相态平行计算，迭代求解非线性方程组，花费总组份模拟时间的50%-70%，利用深度学习，145 80个不同组份的测试数据结果显示，当精度为99.961%时，占常规计算的0.35%。

应用实例四：利用微地震数据预测压裂诱发的地震事件。在过去的几年中，美国中部和东部的地震数量急剧增加，在1973年至2008年之间，平均发生21次M3+以上的地震。在2009-2013年期间，

该比率跃升至每年平均99次M3+地震，并且该比率继续上升。仅在2014年，就有659次M3和更大的地震。这些地震大多数在3-4级之间，足以被感觉到，但又足够小，几乎不会造成破坏。在加拿大西部，诱发地震是一个非常紧迫的问题。在艾伯塔省和卑诗省都有触发地震的历史，来自于常规资源生产、废水处理和水力压裂等。首次通过人工智能方法，检测水力压裂与诱发地震之间的关系，通过压裂作业次数及强度，预测未来诱发地震的发生（图2）。

图2 利用微地震数据预测压裂诱发的地震事件

应用实例五：应用于油气管探伤领域，通过对油管焊接部位基本信息的分析预测对其处置。传统情况下判断焊接点现况包含两个步骤：①无损检测，②适用性评估。本研究尝试运用人工智能方法取代传统步骤，进而节省大量资金及人力。模型1：输入数据为油管基本信息，输出为对无损检测结果的预测。模型2：输入数据为油管基本信息，输出为对适用性评估结果的预测。模型3：输入数据为油管基本信息和无损检测探伤信息，输出为对适用性评估结果的预测。综合结果显示，模型2应用效果最佳。

4. 展望

机器学习在石油领域中的应用显示出集成算法的优越性，下一步研究将往以下两个方面发展，第一，改进基于应用问题背景的人工智能算法；第二，与工程知识相结合。

主要参考文献

Liu W, Chen Z, Hu Y. An integrated machine learning system for reservoir identification and production prediction[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2021.

Ahmadi M A, Chen Z. Machine learning models to predict bottom hole pressure in multi-phase flow in vertical oil production wells[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2019, 97(11): 2928-2940.

Amirian E, Chen Z J. Cognitive data-driven proxy modeling for performance forecasting of waterflooding process[J]. Global Journal of Technology and Optimization, 2017, 8(1): 1-9.

Amirian E, Dejam M, Chen Z. Performance forecasting for polymer flooding in heavy oil reservoirs[J]. Fuel, 2018, 216: 83-100.

Dang C, Nghiem L, Fedutenko E, et al. AI based mechanistic modeling and probabilistic forecasting of hybrid low salinity chemical flooding[J]. Fuel, 2020, 261: 116445.

相关新闻

- 加拿大卡尔加里大学陈掌星院士和中国石油大学（北京）庞雄奇教授来访并作学术报告 [2021-04-19]

地址：北京市朝阳区北土城西路19号 邮编：100029 电话：010-82998001 传真：010-62010846
版权所有© 2009-2021 中国科学院地质与地球物理研究所 京ICP备05029136号 京公网安备110402500032号