

中图分类号：

单位代码： 11414
学 号：



中国石油大学
CHINA UNIVERSITY OF PETROLEUM

硕士专业学位论文

题 目	裂缝性漏失地层裂缝通道参数评价 方法研究
专业或领域	
研 究 方 向	地质工程一体化
专业硕士生	
指 导 教 师	
现 场 导 师	

二〇二五年四月

声明

郑重声明：本硕士专业学位论文是作者个人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他个人和集体已经发表或撰写的研究成果，也不包含为获得中国石油大学或者其它单位的学位或证书所使用过的材料。对本研究做出贡献的个人和集体，均已在论文中做了明确的说明并表示了谢意。作者和导师完全意识到本声明产生的法律后果并承担相应责任。该声明由作者和导师本人亲笔签名。

作者签名：_____ 日期：_____

学校导师签名：_____ 日期：_____

现场导师签名：_____ 日期：_____

硕士专业学位论文版权使用授权书

本学位论文作者及指导教师完全了解中国石油大学（北京）学位论文版权使用的有关规定，使用方式包括但不限于：学校有权保留并向有关部门和机构送交学位论文的复印件和电子版；允许学位论文被查阅和借阅；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编学位论文；可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索。

本学位论文属于保密范围，保密期限0年，解密后适用本授权书。

本学位论文作者如需公开出版学位论文的部分或全部内容，必须征得导师书面同意，且须以中国石油大学（北京）为第一署名单位（另有协议约定的除外）。

该授权书由作者和导师本人亲笔签名。

作者签名：_____ 日期：_____

学校导师签名：_____ 日期：_____

现场导师签名：_____ 日期：_____

摘 要

准噶尔盆地金龙 2 井区作为新疆油田增储上产的关键区域，其油气储量丰富，对保障国家能源安全具有重要意义。然而，该区域在钻井过程中频繁遭遇井漏问题，这一现象不仅严重制约了钻井作业的效率，而且对经济成本构成了巨大压力。井漏问题的发生，与该区域复杂的地质构造、天然裂缝发育密切相关。相关研究表明，裂缝的存在高度影响地层岩石的渗流属性，即使是非常细小的裂缝，其存在也会对渗透性产生相当大的影响，如果能对裂缝的产状及其流动通道进行分析与定量评价，则有助于确定最佳钻探位置和堵漏策略。

本论文首先通过理论研究分析确定了裂缝漏失通道关键参数，主要包括裂缝开度、裂缝密度、裂缝孔隙度、裂缝发育程度及裂缝渗透率。其次，对金龙 2 井区的 11 口井的 20 块岩心进行岩心切割，形成了不同的裂缝产状，基于岩心电测实验分析不同裂缝产状下裂缝通道参数对岩心电阻率的影响规律，建立了适用于目标区块的裂缝通道参数测井评价模型，同时利用邻井成像资料标定出了不同裂缝发育程度级别及其对应裂缝通道参数值下限，并利用已建立模型求算裂缝孔隙度、裂缝宽度、裂缝密度和裂缝渗透率等多个裂缝通道参数，最后基于下限标准对裂缝发育程度进行了评价。另外，基于现场钻、录井数据，建立了流体力学约束神经网络的裂缝宽度预测模型，结合漏点漏失速率，成功定量预测了裂缝宽度并判定了天然裂缝类型。最后利用 python 语言研制了裂缝通道参数评价软件，对所建立模型进行了集成化开发，对裂缝通道进行综合评价。

软件的现场测试与应用结果表明，利用常规测井建立的裂缝通道参数模型与成像测井解释反演模型对比的相对误差均不超过 10.9%，且利用录井数据构建的裂缝宽度反演方法在金龙 2 井区金 219 井乌尔禾组进行定量预测，预测精度提高了 12%。该方法在同区块的其他井应用后，平均预测精度在 85%以上，基本摸清了裂缝通道的几何特征与渗流特性。因此，依靠常规测井和录井参数建立的各类参数模型具有较高的工程现场指导价值。

关键词：裂缝性漏失；岩电实验；双侧向测井；神经网络反演；裂缝通道评价

**Research on the evaluation method of fracture channel
parameters in fracture leakage strata**

ABSTRACT

The Jinlong 2 well area in the Junggar Basin is a key area for reserve growth and production increase in the Xinjiang Oilfield. With rich oil and gas reserves, it is of great significance for ensuring national energy security. However, during the drilling process in this area, well leakage problems occur frequently. This phenomenon not only seriously restricts the efficiency of drilling operations but also exerts huge pressure on economic costs. The occurrence of well leakage is closely related to the complex geological structure and the development of natural fractures in this area. Relevant research shows that the presence of fractures highly influences the seepage properties of formation rocks. Even very small fractures can have a considerable impact on permeability. If the occurrence of fractures and their flow channels can be analyzed and quantitatively evaluated, it will help determine the optimal drilling location and plugging strategy.

This thesis first determined the key parameters of fracture leakage channels through theoretical research and analysis, mainly including fracture aperture, fracture density, fracture porosity, fracture development degree, and fracture permeability. Secondly, 20 cores from 11 wells in the Jinlong 2 well area were cut to form different fracture occurrences. Based on the core electrical logging experiments, the influence of fracture channel parameters on core resistivity under different fracture occurrences was analyzed, and a logging evaluation model for fracture channel parameters suitable for the target block was established. At the same time, the lower limits of different fracture development degree levels and their corresponding fracture channel parameter values were calibrated using the imaging data of adjacent wells, and multiple fracture channel parameters such as fracture porosity, fracture width, fracture density, and fracture permeability were calculated using the established model. Finally, the fracture

development degree was evaluated based on the lower limit standard. In addition, based on the on - site drilling and mud logging data, a fracture width prediction model of a fluid mechanics - constrained neural network was established. Combining with the leakage rate at the leakage point, the fracture width was successfully predicted quantitatively and the type of natural fractures was determined. Finally, a fracture channel parameter evaluation software was developed using the Python language, the established models were integrated for development, and a comprehensive evaluation of the fracture channels was carried out.

The results of on - site testing and application of the software show that the relative error between the fracture channel parameter model established by conventional logging and the inversion model of imaging logging interpretation does not exceed 10.9%. The fracture width inversion method constructed using mud logging data was used for quantitative prediction in the Wuerhe Formation of Well Jin 219 in the Jinlong 2 well area, and the prediction accuracy was increased by 12%. After applying this method to other wells in the same block, the average prediction accuracy is above 85%, and the geometric characteristics and seepage properties of the fracture channels have been basically understood. Therefore, various parameter models established based on conventional logging and mud logging parameters have high guiding value for engineering sites.

Key Words: Fracture leakage; Rock-electricity experiment; Dual lateral logging; Neural network inversion; Fracture evaluation; Leak prevention and plugging

目 录

声明	I
硕士专业学位论文版权使用授权书	I
摘 要	II
ABSTRACT	III
第 1 章 绪论	1
1.1 论文来源及研究意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 常规测井方法评估裂缝通道	3
1.2.2 利用录井资料评估裂缝通道	4
1.2.3 井漏参数分析应用软件	7
1.3 研究内容及技术路线	8
1.3.1 论文研究内容	8
1.3.2 研究思路	10
第 2 章 裂缝通道概述	11
2.1 裂缝通道的概念	11
2.1.1 裂缝的形成	11
2.1.2 裂缝性岩石的分类	12
2.1.3 裂缝性地层的分类	12
2.2 裂缝通道特征	13
2.2.1 天然漏失通道	14
2.2.2 人造漏失通道	14
2.3 裂缝通道参数的定义	14
2.3.1 几何参数	14
2.3.2 空间分布参数	16
2.3.3 物性参数	17
2.4 本章小结	18
第 3 章 基于常规测井的裂缝通道参数评价	19
3.1 裂缝岩石电测实验	19
3.1.1 实验设备	19

3.1.2	基本原理	20
3.1.3	实验步骤	22
3.1.4	实验数据分析	23
3.2	模型建立	26
3.3	裂缝发育程度评价定量	27
3.3.1	基于邻井成像资料裂缝性地层分级	27
3.3.2	目标井金 219 井典型井段裂缝发育程度评价	29
3.4	本章小结	30
第 4 章	基于录井资料的的裂缝通道参数评价	31
4.1	数据收集与处理	31
4.1.1	数据收集	31
4.1.2	数据处理	32
4.2	HCNN 的建立	34
4.2.1	裂缝宽度预测的流体力学经典模型	34
4.2.2	HCNN 的训练算法	37
4.3	HCNN 的测试与应用	42
4.3.1	HCNN 的性能测试	42
4.3.2	HCNN 的实际应用	47
4.4	本章小结	49
第 5 章	裂缝通道评价软件研制及其应用	50
5.1	需求分析	50
5.2	可行性分析	50
5.3	软件结构设计	51

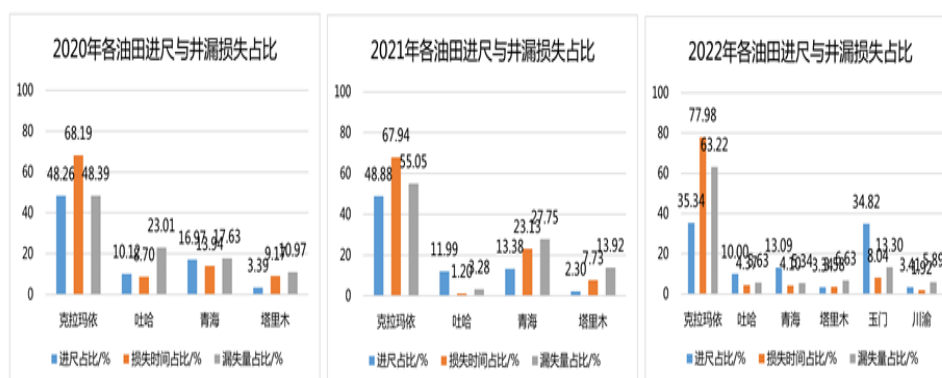
第 1 章 绪论

1.1 论文来源及研究意义

《准噶尔盆地地质工程一体化防漏堵漏技术研究》井漏机理研究科研外协项目，系中国石油西部钻探工程有限公司地质研究院的外协课题。

在石油和天然气勘探开发的各项任务中，钻井的作用至关重要。钻井工程是油气田勘探开发中的核心组成部分，作为一项高投资的施工环节，钻井的质量对后续的勘探开发具有重要的影响。不过由于钻井的工作对象主要针对地下，过程本身存在着未知性及随机性，如果不清楚地下客观条件往往会引发钻井事故，井漏就是常见的钻井事故。

井漏按漏失通道可分为渗透性地层井漏、裂缝性地层井漏及溶洞性地层井漏，其中溶洞性地层井漏可看作为裂缝性地层井漏的特殊情况。井漏不仅消耗大量的钻井液，延长钻井时间，若处理不当，还会造成井眼塌陷、井喷、卡钻等一系列复杂情况。井漏严重制约钻井的速度，大幅增加非生产时间，造成重大经济损失。世界范围内，裂缝性碳酸盐岩储层钻井过程中出现严重井漏的井占 30%以上，井漏时间占 50%。据统计，国外公司井下复杂时效约占 10%，井漏占复杂时效的 45%左右，全球石油行业每年因井漏造成的经济损失超过数十亿美元，其中裂缝性地层的堵漏花费占到了井漏总花费的 90%以上。2017 年和 2018 年，在中国石油集团国内外区块复杂钻井事故造成的总损失时间中，井漏造成的损失时间占 70%以上，年均直接经济损失超过 40 亿元，其中裂缝地层中的井漏损失最为严重。裂缝性地层井漏问题的科学处理对于提高钻井效率和降低钻井成本有着至关重要的影响。



2020-2022 年我国西部油田井漏统计图

漏失通道的性质是地层发生漏失的决定性因素，裂缝作为裂缝性地层发生漏失的主要通道，目前只能通过成像测井、岩心分析进行评价。然而，岩心存在重要的局限性，如回收率低、无导向性和钻取岩芯成本高。此外，成像测井成本高、裂缝性漏失条件下测量困难等问题，目前现场针对裂缝性地层防漏堵漏大多采用半经验法制定堵漏决策，没能摸清裂缝漏失通道的性质，堵漏效率低，急需建立更适合裂缝性漏失通道参数评价方法，指导堵漏决策。

在裂缝通道评价工作中，常规测井作业和受裂缝性漏失的影响较小常规测井资料与录井资料相对更易于获取。利用常规测井资料不仅可以计算裂缝宽度、裂缝孔隙度、裂缝密度以及裂缝发育程度的裂缝通道参数，还可以分析裂缝的产状，实现多裂缝参数对裂缝漏失通道的综合评价。此外，也有国内外学者利用录井资料对天然裂缝进行定量反演，结合漏失速率对裂缝填充情况进行评估。所以可结合常规测井资料与录井资料，串联录井提供的直接信息和测井提供的间接物理参数，对裂缝漏失通道进行精细化评价。基于测录资料的评价方法具备快速、成本低廉以及准确的特点。

本研究以准噶尔盆地金龙 2 井区为例，开展区块裂缝漏失特征分析，确定了裂缝漏失通道关键参数，主要包括裂缝开度、裂缝密度、裂缝孔隙度、裂缝发育程度及裂缝渗透率。基于岩电实验探究裂缝参数对电阻率的影响规律，确定了适合目标区块的裂缝参数计算模型的关键参数，建立一套基于常规测井的裂缝通道多参数评价模型，以此估算裂缝孔隙度、宽度、裂缝密度和裂缝渗透率，并结合邻井的成像资料对裂缝通道参数进行标定，划分裂缝发育程度级别，对裂缝性地层的裂缝发育程度进行定量评价。此外，基于现场钻、录井数据，建立了流体力学约束神经网络的裂缝宽度预测模型，结合漏点漏失速率，成功定量预测了裂缝宽度并判定了天然裂缝类型。最后利用 python 语言研制了裂缝通道参数评价软件，对所建立模型进行了集成化开发，对裂缝通道进行测录井综合评价。

1.2 国内外研究现状

目前，利用常规测井资料与录井资料对裂缝通道参数的进行评估，国内外学者开展了大量研究，比较典型的介绍如下。

1.2.1 常规测井方法评估裂缝通道

前人通过常规测井曲线对裂缝的识别及关键参数的计算已有较多研究,例如:金燕等(2002)提出了一种基于双侧向测井响应的数值模拟及反演方法,建立了裂缝评价模型,并通过人工神经网络技术对裂缝发育层段及其程度进行综合评价,为碳酸盐岩裂缝性储层的地质评价提供了一种有效途径。刘兴刚等(2003)提出了一种综合常规测井资料与成像测井等技术,利用双侧向电阻差异和简化解释公式估算裂缝参数的方法,并通过实际应用验证了其在碳酸盐岩储层裂缝评价中的有效性。王春燕等(2009)针对松辽盆地徐深气田的火山岩储层,分析了裂缝的测井响应机理。他们利用地层因素比值法和 FMI 成像测井技术进行裂缝识别与评价,并基于双侧向测井和岩心观测资料估算裂缝开度、孔隙度及渗透率。通过与岩心、试气和 FMI 资料的对比,验证了该方法在裂缝参数估算和储层产能预测中的有效性和实用性。潘秀萍等(2011)在研究中通过结合常规测井资料和理论分析,利用双侧向测井视电阻率建立了鄂尔多斯盆地 S 区奥陶系马五组裂缝性碳酸盐岩储层渗透率的计算模型,并通过岩心分析和试气资料验证了该方法的有效性。张群会等(2012)、黄凤祥等(2016)、刘文斌等(2016),Aghli 等(2016)基于成像测井资料和常规测井资料对研究区裂缝通道参数及岩性特征进行解释;王瑞雪等(2014)通过综合应用多种常规测井方法和成像测井资料,在川西南地区某工区的井中成功识别了裂缝发育程度。Zazoum 等(2013),龙一慧等[16](2015)应用 BP 神经网络方法对碳酸盐地层常规测井参数进行处理并求取裂缝关键参数。张建欣等(2019)通过自然伽玛、声波时差和电阻率等测井曲线建立了岩性解释模型,同时利用阵列声波测井等参数建立了裂缝解释模型,求取裂缝综合系数来评估裂缝发育程度。任杰(2020)在研究中提出了一种利用补偿中子和声波时差差异特征来识别和定量评价碳酸盐岩裂缝性储层的方法,通过结合测井资料和物性分析,为裂缝性地层评价提供了新的思路。雷明等(2023)提出了一种基于成像测井解释和神经网络算法的常规测井资料计算裂缝孔隙度的新方法,该方法利用概率神经网络算法建立映射关系,外推计算无成像测井资料井的裂缝孔隙度。研究表明,该方法计算的裂缝孔隙度与成像测井解释数据吻合良好。李阳兵等(2024)针对川北地区须家河组储层中天然裂缝与诱导裂缝的识别难题,通过系统研究成像测井评价方法,并结合常规测井、地质、岩心等多种资料,分析了裂缝参数对产能的贡献,为储层测井综合评价和产能分析提供了重要参考。

国内多家研究机构如中国石油大学（北京）、西南石油大学、吉林大学、中海油研究总院、中国石油工程技术研究院等单位在该研究领域处于领先地位。上述单位从实验分析、数值模拟与人工智能识别等方面出发，针对裂缝性通道进行精细化表征，形成各具特色的理论、方法和技术手段。例如，吉林大学引入卷积神经网络用于裂缝表征与地层等级评价，用该方法对塔里木盆地北部相关层段进行评价，结果比传统方法更高效准确，并能输出裂缝通道的发育等级；中海油研究总院基于常规测井资料，从岩性识别、地层孔渗参数计算和裂缝识别等方面对双重介质地层进行了测井综合研究，并建立裂缝定量判别标准。西南石油大学则通过自然伽玛、声波时差和电阻率等测井曲线建立了岩性解释模型，同时利用阵列声波测井等参数建立了裂缝解释模型，求取裂缝综合系数来评估裂缝发育程度。

上述各种研究方法基本上都综合考虑了多参数解释，突出了裂缝性地层的特点，但在综合利用多个裂缝通道参数定量划分裂缝发育程度方面却鲜有报道，且对裂缝通道参数的电阻率影响规律认识不清晰，亟需解决这两个问题。

1.2.2 利用录井资料评估裂缝通道

（1）流体力学模型

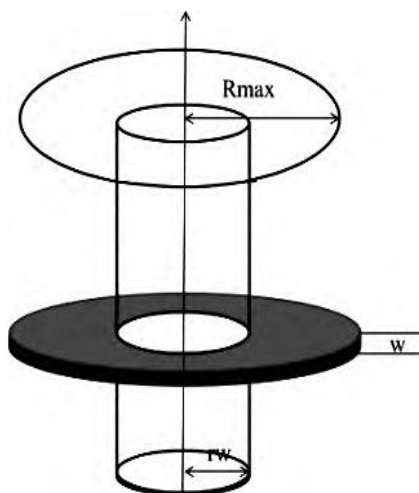
1986年，Van Golf-Racht T.D.等基于平板模型，结合达西定律推导出了裂缝宽度的计算公式，表示了裂缝孔隙度、裂缝渗透率和裂缝宽度的关系。

1996年，Oliver Lietard等建立了宾汉流体在单条无限长裂缝中平面径向层流情况下的模型，假设压差为定值，依据达西定律分析局部压降情况，建立动态裂缝宽度方程，为了便于求解，引入无因次时间和无因次半径，得到无因次有限侵入值，利用实钻井漏数据描点，绘制实钻漏失特征曲线，组成图版，通过现场工程师的查阅，得出裂缝宽度。

1997年，汪建军等在渗透率和岩心孔隙度测量仪上，测出岩心在不同净应力下的孔隙度和渗透率，得到不同净应力、渗透率与缝宽的关系，通过软件数据处理的方式，对缝宽-净应力与裂缝渗透率拟合，获得了井下的平均缝宽与渗透率之间的非线性回归方程。由渗透率推出的缝宽公式，运用低熔点合金法对缝宽进行了计算。又结合完井测出的储层渗透率与回归方程结合，计算出井下平均缝宽[39]。

1997年，F.Sanfillippo等人假设钻井液为牛顿流体，井筒为定压力边界，结合Poiseuille定律与扩散方程，建立了裂缝宽度与漏失量、裂缝孔隙度、漏失压差及井眼半径等参数的关系式。

2000 年, Verga 等综合利用成像技术, 做出了漏失时间与钻井液面高度和时间与漏失速率的特征曲线, 依据该曲线可判断裂缝的类型; 再结合稳态下的扩散方程, 推出裂缝中流体的漏失计算模型, 并推导出缝宽与漏失总量、井眼半径与钻井液黏度等参数的关系式。



流体力学法求解裂缝宽度的几何模型

2012 年, 余继平等对前人提出的技术和方法进行了总结和展望, 对动态裂缝宽度研究理论有一个新的认识, 提出在钻井正压差与井筒压力的影响下, 对井下动态裂缝宽度的变化规律, 得出对井下裂缝宽度的预测方法。

2013 年 7 月, 李大奇等将试井与数模相结合, 建立了钻井液漏失的动力学模型, 对井漏的影响因素进行分析, 进而反演出裂缝宽度的方法, 为井下裂缝宽度的求解提供了新想法。

2013 年 11 月, 宋涛等通过建立单缝漏失模型和层次缝漏失模型, 对复杂的漏失规律进行了简化。将裂缝近似看作平行板状窄缝, 通过流体运动 Navier-Stokes 方程, 建立了单缝钻井液漏失量与压力梯度和裂缝宽度的定量关系。通过达西公式经过一系列的推导, 建立了裂缝内流量, 压降, 基质单元流量、裂缝宽度和漏失时间之间的关系, 由于关系式较复杂, 需要采用迭代方法计算。对指导现场堵漏施工具有重要意义。

2014 年, 刘加杰等通过对钻井液为牛顿流体, 每次钻井液漏失仅与钻头打开的单条可导性裂缝相关且钻井液在裂缝中的流动为层流, Poiseuille 定理是有效的等作为基本假设。建立了一个模型, 对单裂缝的漏失进行了模拟, 结合 Poiseuille 定律, 推出缝宽与时间的关系式, 从而结合现场漏失资料对裂缝宽度进行精确预

测。

2015 年, 张国强等提出了应力阴影效应对压裂宽度的影响, 建立一个应力场模型, 从单条裂缝入手, 进而得出缝宽与初始裂缝应力的表达式。

2016 年, 彭浩等在 Lietard 天然裂缝宽度预测模型基础上, 找到了求解裂缝宽度的新方法, 将理论漏失曲线作线性化处理, 求出该直线的斜率值。根据现场实测到的井漏数据, 利用最小二乘法建立现场漏失曲线的计算模型, 将该漏失曲线进行无盲区无因次处理, 进而反演得到天然裂缝宽度值。

2017 年, 赵洋等在 Griffiths 方法的基础上作了改进, 构建出新的裂缝宽度预测方法, 最后运用 VB 程序语言对其数值解法进行编程及研究, 并与现场测井数据进行对比。研究表明, Griffiths 算法相比较 Lietard 图版法无论求解速度及现场的适用性上都得到了明显的提高; 漏失时间、钻井液黏度和井内压差等因素都会对裂缝宽度产生影响。

2022 年, 罗黎敏等针对渤海区块的复杂漏失问题, 认为裂缝宽度预测受地应力、井筒波动压力、岩石性质、天然裂缝性质等多种因素的共同影响, 采用多种裂缝预测模型, 计算漏失层位的裂缝宽度。发现预测的裂缝宽度在 $430\sim 890\ \mu\text{m}$ 范围内, 与成像测井解释的裂缝宽度较一致; 并通过实验得到针对该缝宽的堵漏配方[。

(2) 神经网络模型

2021 年, 何涛等通过 BP 神经网络对井史数据的地质参数、钻井液参数、位置参数等进行了深入的挖掘, 利用方差分析(ANOVA)法确定了影响裂缝宽度的相关参数, 并将参数输入优化的 BP 神经网络模型进行训练, 建立了预测裂缝宽度的 BP 神经网络优质模型, 通过样本数据拟合、模型性能评估及现场工程检验等方法验证了预测精度。

2023 年, 王健等针对钻井过程中储层裂隙发育情况不明, 防漏堵漏方法和材料选择困难的问题, 结合实际井史资料, 提出了一种基于神经网络的储层裂缝宽度预测方法, 利用遗传算法(GA)和 Adaboost 算法对 BP 神经网络进行优化, 克服了其易陷入局部极小值的问题, 建立了 Adaboost-GA-BP 神经网络预测模型对储层裂缝宽度进行预测, 结果表明该模型的预测精度有所提高。

总的来说, 目前基于录井资料评估裂缝通道围绕着裂缝宽度展开, 主要包括流体力学模型反演方法和神经网络模型反演方法, 其中神经网络反演方法缺乏对物理规律和先验知识的考虑, 训练集样本需求量大, 现场很难短时间内收集; 而

基于流体力学推导的物理模型虽然能真实地反映天然裂缝漏失的内在机理，但其简化了一些影响因素，预测精度较低。因此，需要进一步构建新的反演方法，以满足现场工程实际中样本缺乏条件下仍能利用神经网络预测裂缝宽度并具有较高的预测精度。

表 1 裂缝通道参数测录井模型的评价

参数名称	获取方法	优点	缺点
裂缝孔隙度	电阻率法	公式简单，资料数据易于获取	误差较大
	总孔隙度减声波孔隙度	公式简单，资料数据易于获取	误差较大
	双侧向测井法	公式简单，资料数据易于获取	计算结果常远超出正常范围
	成像测井法	计算结果准确度较高	资料较难获取
裂缝开度	岩心观测法	计算结果准确度较高	资料较难获取
	流体力学模型法	理论方法，适用于简单的裂缝情形	模型复杂，求解所需参数获取困难
	神经网络模型法	具有自主学习能力，能够考虑多种因素的影响	缺乏推理过程和推理依据，可解释性差
裂缝密度	电阻率法	公式简单，资料数据易于获取	误差较大
	岩心观测法	计算结果准确度较高	资料较难获取
裂缝渗透率	岩心数据拟合法	计算结果准确度较高	资料较难获取
裂缝发育程度	电阻率法	公式简单，资料数据易于获取	误差较大
	综合测井法	综合考虑裂缝对孔隙度、电阻率的影响；模型简单易用	/

1.2.3 井漏参数分析应用软件

2001 年，吕苗荣等利用 Power Builder 语言，凭借 Sybase 数据库，完成了一个漏失处理系统应用软件。其功能包括井漏设计、现场数据处理分析和完钻数据处理等，具有高精度、高效率与良好的适应性等特点，最后在中原油田得到成功的应用。

2011 年，胡英才研究了常见的钻井事故及其征兆，以及如何使用钻井仪表或综合录井仪获取这些征兆参数的基础上，分析了钻井事故特征参数复杂且模糊的特点，确定了一种利用多神经网络模型进行钻井事故征兆融合，实现事故诊断的方法。并开发出了一套专家系统和神经网络协同工作的钻井事故智能诊断系统。

2014 年，蔡汶君利用 BP 神经网络建立了漏失类型诊断模型及漏失严重度评

价模型。

2016 年，彭浩运用 Visual Studio2013 开发系统，结合 SQL2008 数据库，开发了《井漏分析与堵漏决策系统软件》。软件包含了井的基本数据模块、井漏分析与设计等七个模块。该软件解决了在单裂缝中，对有限及无限长的天然裂缝宽度进行了估算。

2018 年，赵洋采用 Eclipse 开发系统，并利用 MySQL 数据库用 Java 语言开发《裂缝性漏失堵漏技术智能决策支持系统》软件，该软件具备以下功能：(1)对现场实时录井数据处理；(2)井漏事故实时判别；(3)井漏事故智能决策，对现场井漏处理方案。软件中的井漏识别模块可确定漏失位置，但未对漏失通道参数进行研究与应用。

总的来说，目前软件中的井漏识别模块可确定漏失类型和漏失位置，裂缝参数计算方面只能实现基于录井资料的裂缝宽度计算，缺乏测井模块，无法综合利用测录井资料对漏失通道的性质进行准确描述，急需开发相关软件对漏失层裂缝通道参数进行定量分析与精细化评价，将有利于深入分析裂缝性地层的漏失机理与指导堵漏决策。

1.3 研究内容及技术路线

本文将采用理论研究分析、室内实验、计算机编程以及现场应用相结合的方法。调研现有研究资料，通过理论研究分析确定裂缝漏失通道关键参数，通过岩电实验分析裂缝通道参数对岩心电阻率的影响规律，建立适用于金龙 2 井区的裂缝通道参数测井评价模型。根据现场录井数据，建立流体力学约束神经网络的裂缝宽度预测模型。利用 python 编程语言研制裂缝通道关键参数评价软件，在现场软件进行试用，并根据成像测井解释对模型不断修正和完善。

1.3.1 论文研究内容

(1) 基于常规测井资料裂缝漏失通道评价

1) 岩心等效裂缝的岩电实验

对金龙 2 井区的 11 口井的岩心进行岩心切割，形成了不形成规定倾角、条数、缝宽的裂缝形态，基于岩心电测实验分析不同裂缝产状下裂缝通道参数对岩心电阻率的影响规律。

2) 裂缝通道参数定量化模型建立

通过对前人模型的剖析、裂缝对电阻率的影响规律和岩电实验数据分析结果对裂缝通道参数模型进行构建。

3) 裂缝性漏失地层裂缝通道参数计算与评价

利用已建立的模型对裂缝孔隙度、宽度、裂缝密度和裂缝渗透率,并结合邻井的成像资料对裂缝通道参数进行标定,划分裂缝发育程度级别,对裂缝性地层的裂缝发育程度进行定量评价。

(2) 基于录井资料的裂缝宽度定量预测

1) 流体力学模型

从录井数据中获取钻井液流动压差、累计漏失量、钻井液粘度、钻井液漏失速率和钻井液动切力等录井参数,利牛顿迭代法对 Lietard-Griffiths 模型和 Verga 模型进行求解。

2) 神经网络模型

利用目标井邻井井漏时的录井数据,利用相关性分析优选特征值和数据归一化方法进行数据预处理,选取钻井液密度、钻井液粘度、下钻速度、井深、井眼直径、钻井排量和泵压 7 个录井参数作为输入特征值。

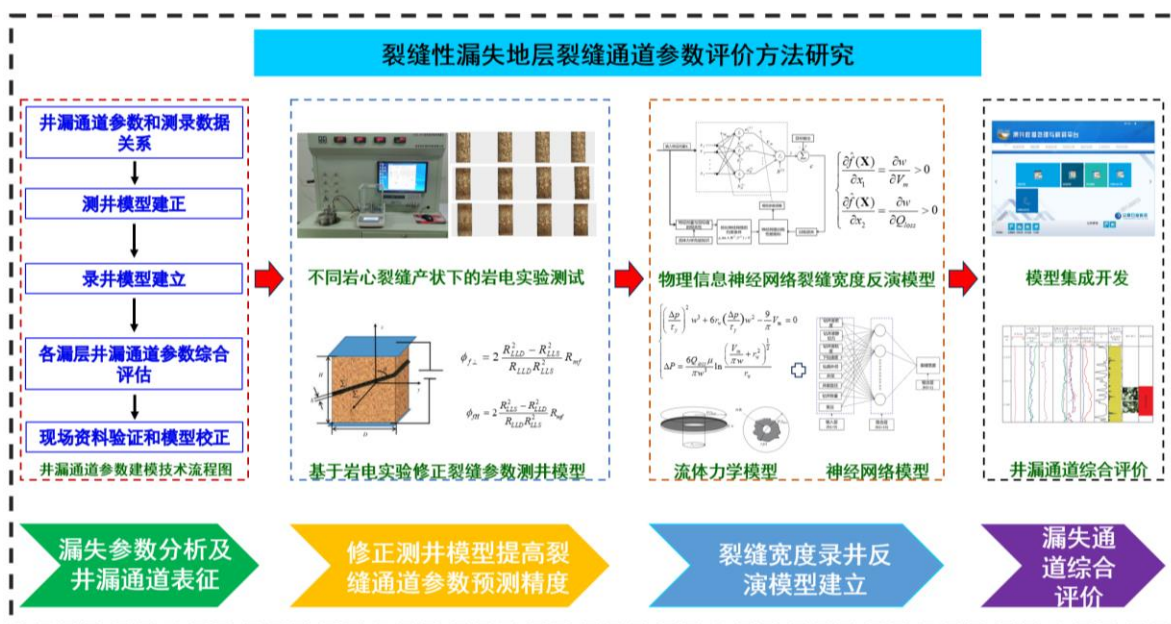
3) 建立流体力学约束 BP 神经网络的裂缝宽度预测方法

将流体力学与 BP 神经网络融合,将物理关系转化为约束条件对神经网络的架构进行重构,推导了约束条件下的神经网络计算公式,并利用增广拉格朗日算法对约束模型进行求解。

(3) 裂缝通道参数评价程序开发研究与应用

使用 python 语言编写裂缝通道参数评价软件对所建立模型进行固化。该软件可以实现数据处理、裂缝通道参数计算、裂缝发育程度分级评价、绘制测井数据曲线图等功能;将软件应用于现场,并利用成像测井资料验证模型准确性。

1.3.2 研究思路

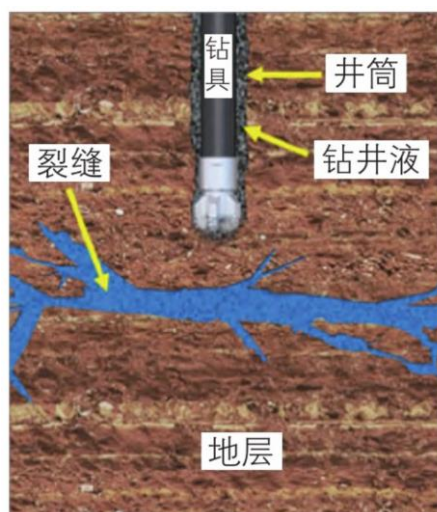


研究思路图

第2章 裂缝通道概述

2.1 裂缝通道的概念

在油气勘探与开发领域，裂缝漏失通道是指地下岩石介质中天然形成或在钻井、开采等人为工程活动影响下产生的，具有一定空间形态、尺寸特征，能够使钻井液、地层流体等物质发生非预期流动、漏失的裂缝体系。



裂缝性地层井漏示意图

2.1.1 裂缝的形成

裂缝在岩石中呈不连续分布状态，裂缝的出现导致岩石特性自然变化序列的局部中断。地壳上部的大多数地层均有一定程度的开裂。裂缝的存在体现了岩石强度相对于天然地应力的力学失效。这些天然地应力包括构造运动、岩石静压力变化、热应力、流体高压、钻井诱导及因为岩石承受一部分上覆地层压力而引起的流体回流等。尽管理论上含油储层可以存在于任何深度，但深部地层的上覆压力可以使大多数沉积岩发生塑性变形。这些岩石不能长时间维持剪切应力，从而可能发生移动以维持应力平衡。

裂缝可能是几微米的微裂缝，也可能是绵延几千千米的连续裂缝带。裂缝可能发育在单个岩层组或者地层中，也可能穿过多个岩层组。地质学中，对于裂缝的解释是由于地壳脆性变形过程中形成的任意不连续性平面或弯曲面。随着地壳应力的变化，在岩石的最小主应力方向上是以一种还是多种方式产生裂缝，取决

于最大主应力的方向和岩石类型。裂缝由两个不规则的岩石表面构成，两个表面之间或多或少存在一定的接触。两个接触面之间的体积称为裂缝空隙。

2.1.2 裂缝性岩石的分类

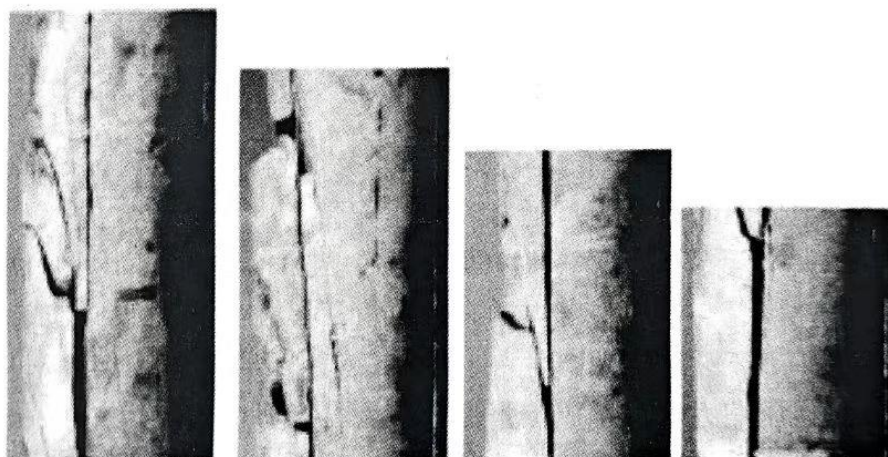
根据岩石的孔隙度构成体系，地质上将天然裂缝性岩石分为 3 种类型：

(1)晶间—粒间型，如美国得克萨斯州 Snyder 油田、怀俄明州 Elk 盆地以及国内的普光气田；

(2)裂缝—基质型，如得克萨斯州 Spraberry 油田，伊拉克 Kirkuk 油田，国内的鄂尔多斯盆地气田，准噶尔盆地金龙油田。

(3)溶洞—溶孔型，如得克萨斯州 Pegusus Ellenburger 油田和 Canyon Reef 油田。

具有第 1 类孔隙类型的天然裂缝性储层，储层流体的聚集和运移过程与砂岩储层类似。因此砂岩多孔介质物理特性的方法可以直接用于具有晶间—粒间型孔隙系统的裂缝性储层。然而，对具有另外两种孔隙系统的裂缝性储层而言，没有现成的方法可以借鉴。在裂缝—基质型储层中基质孔隙连通性较差，因此流体的运移方式与砂岩储层存在很大差异。如图 2.1-2.2 所示，从相对均匀到极不规则的溶洞—溶孔型裂缝储层，渗透率分布存在巨大的变化。



由取心井获取的含天然裂缝岩心

2.1.3 裂缝性地层的分类

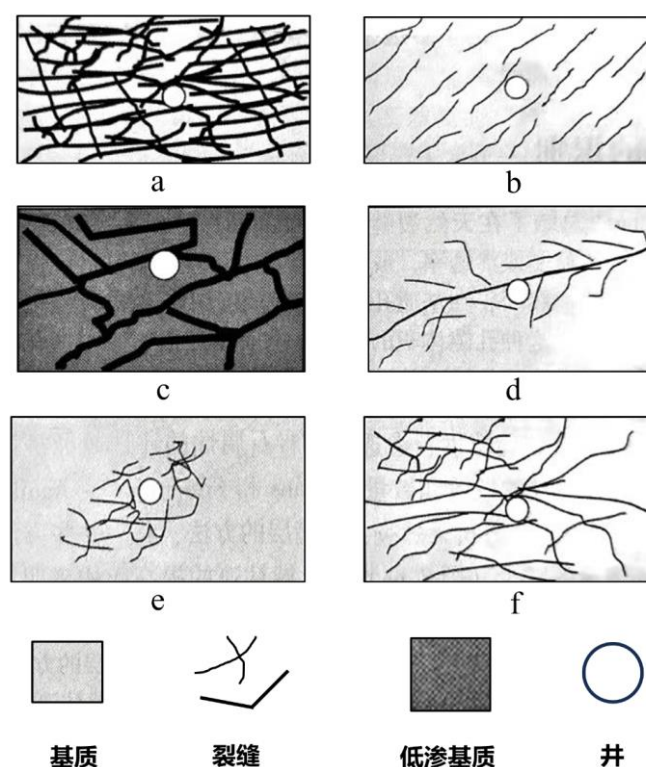
裂缝是否有助于流体的流动，取决于矿化作用时裂缝是连通的还是封闭的。然而，大多数的裂缝模拟研究认为，张开裂缝有助于流体流动。而封闭的微小裂

缝几乎探测不到(图 3)。Nelson 根据裂缝对基质孔隙度和渗透率的影响程度，将天然裂缝储层分为 3 种类型：

类型 1：在第 1 类裂缝地层中，裂缝为储层提供重要的储存和渗流空间。典型的例子就是利比亚 Amal 油田，委内瑞拉 LaPaz 油田和 Mara 油田，中国东部前寒武纪油田等。所有这些油田都具有很高的裂缝密度。

类型 2：在第 2 类裂缝地层中，裂缝提供主要的渗流能力，基质提供主要的孔隙度，如加利福尼亚州 Monterey 油田，得克萨斯州西部的 Spraberry 储层，伊拉克 Agha Jari 油田和 Haft Kel 油田。

类型 3：在第 3 类裂缝地层中，裂缝被矿物充填，因此不能为地层提供附加的孔隙度和渗透率。此类裂缝阻碍流体渗流，使得地层非均质性增强，并将油藏分隔成相对较小的层块。这类地层一般没有经济开采价值。



天然裂缝性地层的类型

2.2 裂缝通道特征

由上一小节可知，裂缝通道按形成原因分为天然漏失通道与人造漏失通道两类。无论天然的还是人造的裂缝，对砂岩中仅仅存在的裂缝或孤立溶蚀缝的储集

岩，都是漏失的必要通道；由于碳酸盐岩的成岩及后生变化过程与消失，再加上物理-化学条件，对任意分布裂缝的碳酸盐岩进行数学描述相当困难。

2.2.1 天然漏失通道

天然漏失通道通常分为溶蚀缝、构造缝与压力溶解缝。岩石断裂体系在地下水长期的溶蚀作用下形成了溶蚀缝。构造缝：通过构造应力裂缝，裂缝宽度一般小于 5mm，大部分裂缝为方解石、黏土或沥青材料填充或半填充裂缝形成网络，岩石更容易破碎。压力溶解缝：即缝合线，主要由沉积、压实和压力溶解引起。其中大部分平行于地表，主要是方解石、泥质和沥青质，或由地下水扩展。其中构造缝又可进一步细分，构造裂缝按充填性质分为：高导缝、高阻缝；裂缝按倾角可分为：高角度裂缝、低角度裂缝、网状裂缝等

天然裂缝的存在使原本孤立、溶蚀的孔隙、溶洞等大空间连通，形成了缝洞系统的网状结构。

2.2.2 人造漏失通道

人造漏失通道人造漏失裂缝通道多为纵向的，两组常见的高角度剪节理，通常在垂直于最小水平主应力的方向进行延伸，其径向延伸向外延伸可以穿透上百米距离的地层，因此这种无限延伸的裂缝会对井漏造成严重的影响。

裂缝性通道漏失又包括三种甄别数据特征：1) 单裂缝线性流；2) 单裂缝线性管流；3) 多裂缝径向渗流。

2.3 裂缝通道参数的定义

裂缝通道参数是精准表征裂缝特性的量化指标集。众多学者从自己研究的方面给出了对裂缝的定义。纳尔逊定义裂缝为：“由物理成岩或构造作用而形成的天然存在且不连续的宏观面”。范-高尔夫-拉特认为裂缝是一种失去表面结合力的界面。为了定量的描述裂缝的发育特征，有人甚至提出了 20 多个描述裂缝的参数，又因为应用的领域各异，概念并无统一。

2.3.1 几何参数

(1) 裂缝开度

裂缝开度指的是裂缝两侧壁面之间的垂直距离，它直观反映了裂缝的宽窄程度。开度大小直接影响流体在裂缝中的流动能力，是衡量裂缝作为流体通道有效

性的关键指标。在砂岩诸层中，裂缝开度一般处于毫米级，而在一些受岩溶作用强烈影响的碳酸盐岩储层，溶洞与裂缝连通处，裂缝开度可能达到厘米甚至分米级别，能允许大量流体快速通过。为了方便，本文中所描述的裂缝宽度若无特殊说明则均指裂缝开度。

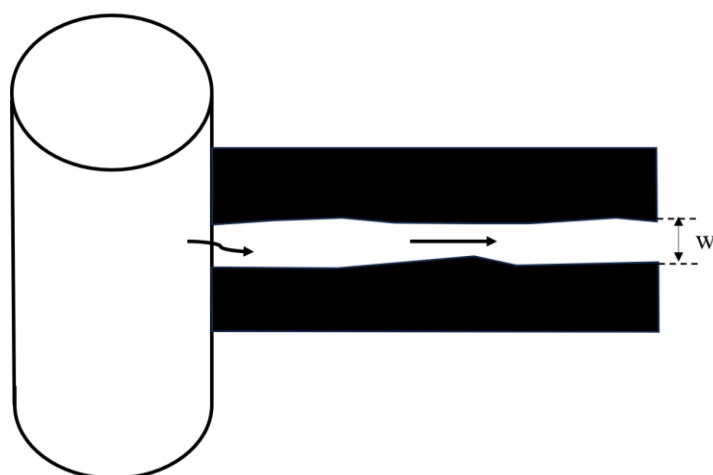


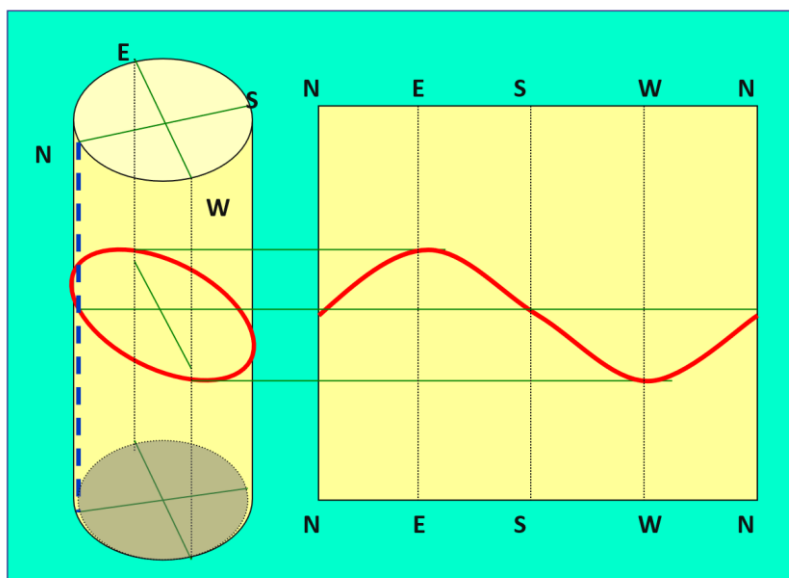
图 实际裂缝断裂面

（2）裂缝长度

裂缝长度描述了裂缝在岩石中的延伸范围，其长短决定了流体能够迁移的距离。长裂缝可以像“高速公路”一样，连接不同区域的储层空间，促进流体的长距离运移；短裂缝则可能仅在局部范围内起作用一般情况下。其长度几厘米到上千米都较为常见，通常其具体尺寸可结合连井剖面分析和岩心描述来获得。

（3）裂缝方向

裂缝方向通常由地层发育产状决定的，通过方位角与倾角决定的。其可通过以下方法：确定任何一个与井轴不垂直或不平行的平面与井眼相交，其交面是一个椭圆，对应展开图上就显示为一个正弦波曲线，波谷处的方位代表着这个面的倾向，与之垂直的就是这个平面的走向正弦波幅度除以井径就是这个平面的倾角。



裂缝方向示意图

2.3.2 空间分布参数

(1) 裂缝密度

裂缝密度是表征裂缝发育程度的定量化参数，一般分为：线、体与面密度等。

① 裂缝线密度

裂缝线密度是每单位尺度上岩石的总裂缝数，计算公式如下：

$$F_d = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^n L_i$$

式中， F_d ——裂缝线密度，条/m。

② 裂缝体密度和面密度

$$T = \frac{\Delta S}{\Delta V}; P = \frac{\Delta l}{\Delta s}; \Gamma = \frac{\Delta n}{\Delta L}$$

式中， T ——某地区裂缝介质的体积密度；

ΔS ——单位体积；

ΔV ——单位体积中的总裂缝面面积的 1/2；

P ——裂缝面密度值；

Γ ——裂缝密度值；

Δl ——单位体积上裂缝长度总和；

Δn ——缝面法线上垂直切割法线的总裂缝数；

ΔL ——法线长度。

(2) 裂缝间距

裂缝间距是表征其发育程度的另一参数，具体是指相同面法线上的两条相邻间裂缝的平均长度。

裂缝线密度与裂缝间距为倒数，即：

$$d = \frac{1}{F_d}$$

式中， d 裂缝间距；

F_d ——裂缝线密度，条/m。

2.3.3 物性参数

(1) 裂缝孔隙度

裂缝孔隙度是指裂缝空间体积占岩石总体积的百分比，它体现了裂缝为流体提供的储存空间大小。孔隙度越高，能容纳的流体就越多，对于井漏地层评价极为关键。在碳酸盐岩储层中，因岩溶作用使得裂缝孔隙度变化范围极大，从百分之几到百分之几十都有可能，需要精细评估。

(2) 裂缝渗透率（加有无裂缝的渗透率对比图）

裂缝渗透率指的是液体、气体或其他物质通过岩石表面上的裂缝或孔隙进入地下的速度。它是评估地下水资源潜力和开发地下石油和天然气的关键参数。一般来说，裂缝渗透率越高，渗透速度就越快，因此这个指标对于地下水和油气勘探非常重要。裂缝渗透率会受到多种因素的影响，裂缝岩石的孔隙度、孔隙连通性以及颗粒大小分布等因素都会影响流体在裂缝中的渗透性。

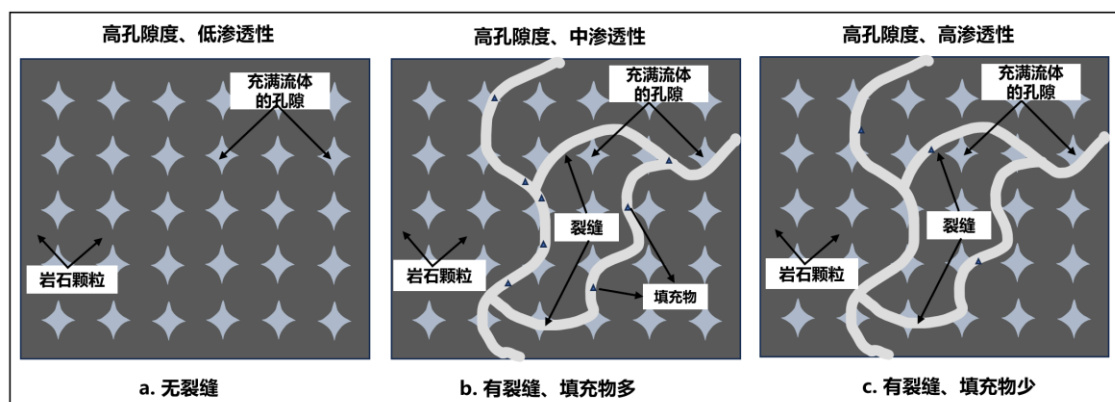


图. 孔隙连通性以及颗粒充填对渗透率影响示意图

2.4 本章小结

(1) 本章节详细叙述了裂缝通道的概念，明确裂缝通道指能使流体非预期流动的裂缝体系，阐述了裂缝形成的多种地应力成因，以及按孔隙度构成对岩石的分类、按裂缝作用对地层的分类，不同类型在流体运移和储集特性上差异明显。

(2) 总结了裂缝通道按成因分为天然和人造漏失通道，天然漏失通道包含溶蚀缝等多种类型，人造漏失通道多为纵向高角度剪节理，对井漏影响大，裂缝性通道漏失有三种数据特征，并从几何、空间分布、物性三个维度定义裂缝通道参数，这些参数对描述裂缝特性和评估地层漏失风险至关重要，明确了后续章节的研究重点。

第 3 章 基于常规测井的裂缝通道参数评价

由第 2 章的分析可知,裂缝大多分布在基岩电阻率较高的硬地层中,它既有储集能力,又是油气渗流的主要通道。但如何利用测井资料估算裂缝参数是一个相当棘手的难题。常规方法的分辨率较低,具有多解性、模糊性、不确定性,直观性较差,而成像测井技术(包括电成像测井、声成像测井等近十年来兴起的新一代测井技术)由于采用阵列探测器及非线性、非均质处理解释方法,垂向分辨率高,显示直观,不仅能揭示裂缝产状、发育程度,还能提供裂缝发育方向、发育规律等信息。但成像测井的应用依然具有相当大的局限性:① 成像测井多在裸眼井中进行,在多数已处于裂缝性漏失状态的在钻井中,无法获取相应的成像测井资料;② 处于勘探期的油气藏,由于成像测井成本昂贵,也不可能在所有探井和评价井中进行成像测井,即使在进行了成像测井的井中,也只是对目的层段进行测量,对随时发生漏失的其他层段无法提供有效支持;③ 在进行裂缝解释时,是在手工图像拾取的基础上求得裂缝密度、宽度、裂缝率等参数,对裂缝较发育的储层,不仅工作量大,而且个体差异大、重复性差。因此,有必要研究具有普遍适用性的裂缝参数估算方法。

在众多的常规测井方法中,双侧向测井仪具有较强的电流聚焦能力,它对探测高阻层特别有效,因此它是裂缝性地层中常用的测井方法。本章节将基于岩电实验对裂缝通道的双侧向测井响应进行物理模拟,建立了正演的简化测井解释方法,结合前人提出的各种计算裂缝参数的模型,形成了一套较完整的裂缝性碳酸盐岩地层双侧向测井评价模型,最后裂缝通道参数下限对裂缝通道发育程度进行定量分级评价。

3.1 裂缝岩石电测实验

3.1.1 实验设备

本实验采用 YXZL-R II 型张量电阻率测量仪操作平台, YXZL-R II 是先进的电阻率测量系统,具有可编程的 RCL 仪表、气动常压岩心夹持器和 4 个电极测量系统。该系统的气动常压岩心夹持器能够实现对样本的稳定加载,以消除测量中的操作误差,此外,银网电极有助于实现样本与电极之间的稳定接触。盘装 R_w 筒可用于准确测量卤水电阻率和温度。供应范围:数字电阻率计是一个精确的 RCL 仪

表，它包含一个可以使用标准国际电气符号以图形表示测试中的电路的液晶显示器。该装置能够在3种不同测试电压(300 mV、1V与2V)和不同频率(50 HZ至1MHZ)下进行4次电极测量，并且通过调节电极间距可以改变电流的聚焦能力，可模拟双侧向测井的不同电极系电阻率测量模式。此外，可以指定RS-232与IEEE-488接口，以实现计算机化数据采集。1个与静压岩心夹持器配合使用的仪表总成、1个岩心夹持器、上述仪表1岩心夹持器上的静压4-探针电阻率、大气电阻率、栓塞大小、气动控制及温度稳定1RW筒，可与温度计一起测量水与卤水的电阻率。YXZL-R II系统如图1所示。



图 YXZL-R II 型张量电阻率测量仪操作平台

3.1.2 基本原理

(1) 岩石电测原理：岩电实验是通过改变岩心的几何尺寸来控制等效裂缝的密度、宽度等，测量岩石电阻率精度较高，测试结果与测井仪器的电阻率响应特征相似。电阻率测量中使用的基本物理定律是欧姆定律，用于控制电流流过地球物理材料（土壤和/或岩石）的欧姆定律，其基于以下原理：当电流 I 通过边长为 L 的电均匀立方体（图1）时，立方体内的材料会抵抗通过它的电流传导，从而在相对面之间产生电位降 V ，电阻 $R(\Omega)$ 与电阻材料的长度 $L(m)$ 成正比，与横截面积 $A(m^2)$ 成反比，如图所示。

$$V=IR$$

其中， V 是电压， I 是电流， R 是电阻。

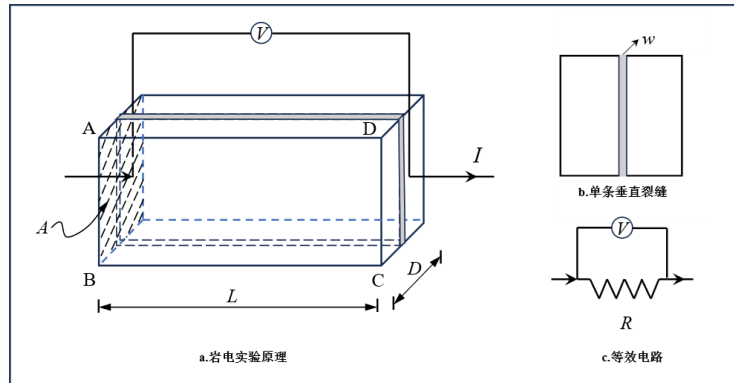


图 裂缝性岩石电测实验示意图

(2) 双侧向测井原理：双侧向测井仪器主要由主电极、监督电极和屏蔽电极等组成。它通过采用不同的电极系向地层发射不同聚焦能力的电流，测量不同深度地层的电阻率。深侧向测井屏蔽电极长，电流聚焦能力强，探测深度较深，能够反映原状地层的电阻率 (R_{LLD})；浅侧向测井屏蔽电极断，电流聚焦能力强，电流的探测深度较浅，主要受侵入带电阻率 (R_{LLS}) 的影响。

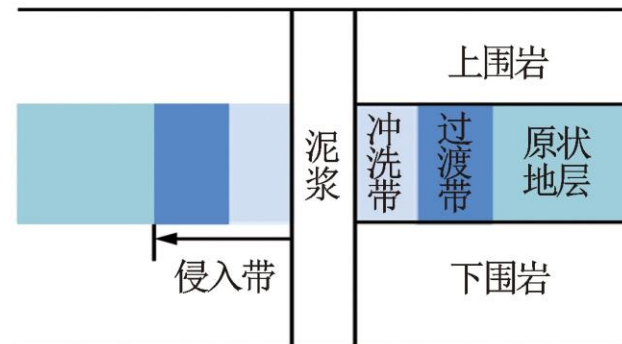


图 地层二维模型

(3) 裂缝岩心的双侧向测井模拟原理：进行岩电实验时，使用 YXZL-R II 型张量电阻率测量仪分别对岩心进行纵向夹持和横向夹持，当裂缝岩心纵向夹持时，电流主要是沿着岩心的纵向（轴向）流动，由于裂缝是横向切割的，电流在遇到裂缝时主要是在靠近岩心表面的区域（近井带类似情况）受到干扰，类似于是浅电阻率测量，主要反映靠近岩心表面附近裂缝对电流的影响。当裂缝岩心横向夹持时，由于裂缝是低阻通道且裂缝是横向切割的，横向电流会沿着裂缝延伸方向（较深方向）传导，能够在一定程度上模拟深电阻率的测量情况。

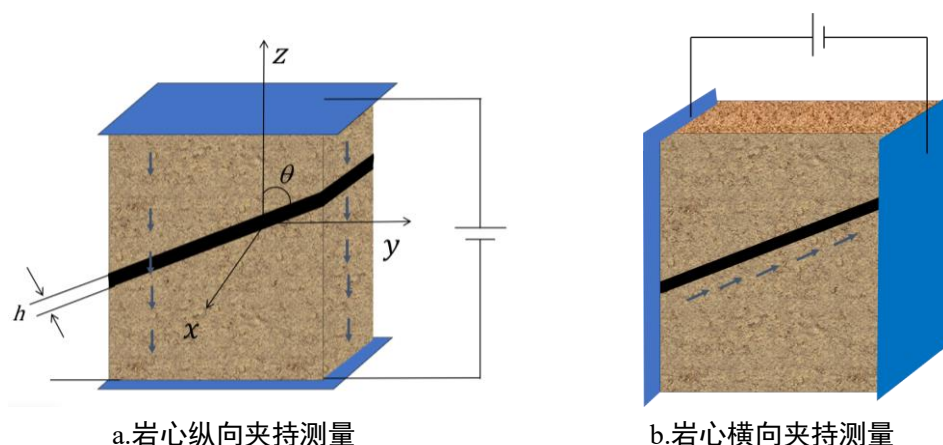


图 裂缝岩心深浅电阻率模拟原理图

3.1.3 实验步骤

岩电实验采用从准噶尔盆地金龙 2 井区野外露头碳酸岩剖面地层中采集到的岩心作为样品，岩心采集活动范围为金龙 219 井和金龙 212 井 10km² 区域内。依据石油行业《岩石电阻率参数实验室测量及计算方法》标准，对岩心加工，过程如下：

- 1) 首先进行分选、切割、磨平等加工程序，剔除瑕疵样品，获得标准岩样 20 块（岩心几何规格为 $\phi 5 \times 10$ ）。以 1 块岩心为例，说明岩电实验的测试过程如下：
- 2) 测试盐水电阻率，以及未切割前完整岩心的电阻率。
- 3) 采用真空抽注的方法，使岩心孔隙中充满矿化度为 25g/L 的盐水（20℃时的电阻率为 $0.2\Omega \cdot \text{m}$ ）。
- 4) 对岩心进行直线切割，形成规定倾角、条数的裂缝（图 3）。
- 5) 调整裂缝宽度为 0.2mm；
- 6) 将裂缝四周用胶带密封，密封过程中向裂缝内驱替适量的盐水。
- 7) 测试设备采用 YXZL-R II 型张量电阻率测量仪操作平台。
- 8) 测试充满钻井液后的岩心电阻率。
- 9) 利用碎木垫块调整裂缝宽度调整裂缝宽度为 0.5mm，重复步骤 5) ~7)，测量岩心电阻率。
- 10) 调整裂缝宽度为 1mm，重复步骤 5) ~7)，测量岩心电阻率。

测试过程中，采用恒温箱加热，提高加热均匀性；采用四电极皮套提高岩心电阻率测量精度；内外探温，确保岩心温度准确。实验选用盐水的电阻率为 $0.2\Omega \cdot \text{m}$ ，

未切割前完整岩心的电阻率为 $120.5\Omega\cdot\text{m}$ 。1 块岩心测试出 4 组不同宽度裂缝的电阻率。

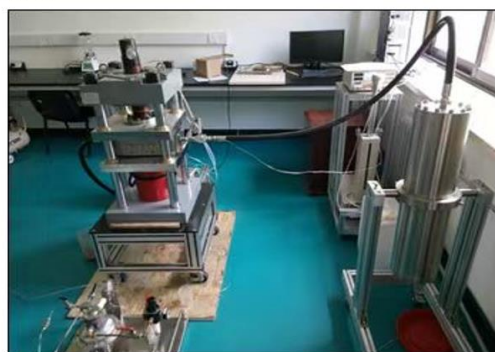
第 1 块岩心测试完毕后，依次测量第 2~19 块岩心电阻率，方法同上。



a.未加工岩心



b.已加工岩心



c.油驱水实验装置

图 实验使用岩心及油驱水实验装置

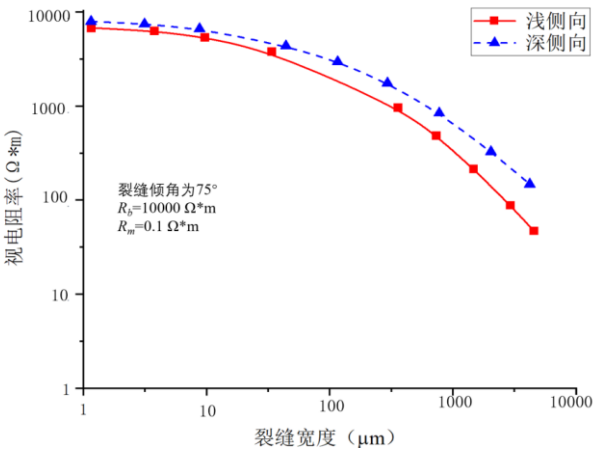
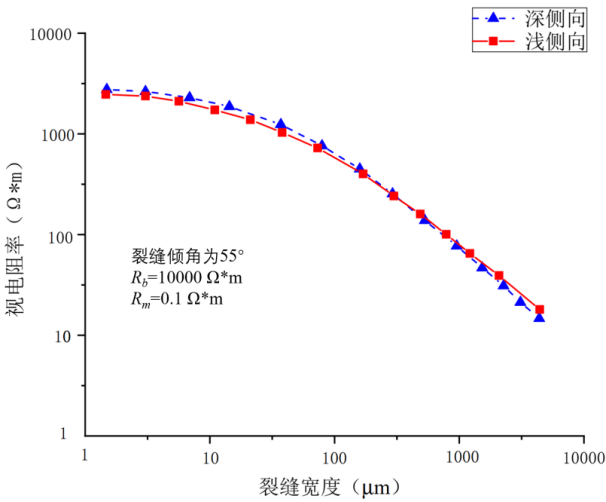
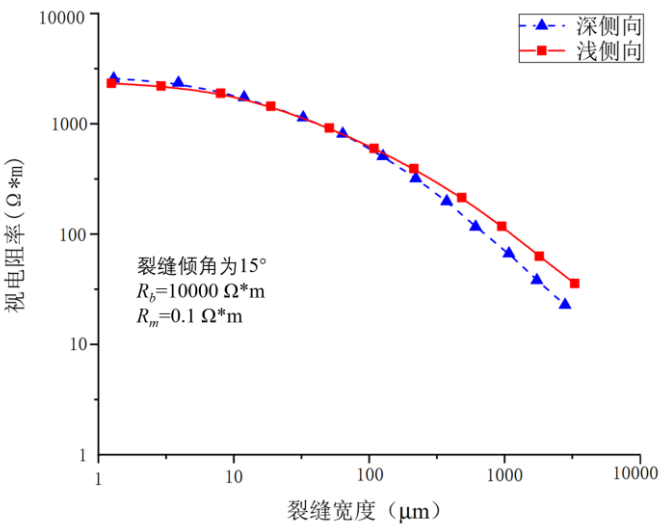
3.1.4 实验数据分析

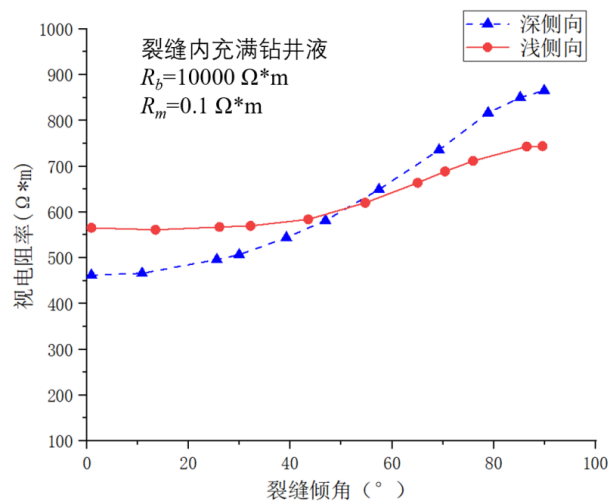
本论文以人造岩心等效裂缝的岩电实验为基础。由此，模拟出裂缝开度、裂缝倾角对电阻率的影响规律，其数据与结果图如下：

(1) 裂缝张开度增大，深侧向和浅侧向电阻率均减小，但浅侧向降得更快，两者差异变大。(2) 裂缝倾角增大，深侧向和浅侧向电阻率均增大。高角度裂缝:大于 70° ，双侧向呈正差异($R_{LLD} > R_{LLS}$)，相差 $100\sim 200\Omega\cdot\text{m}$ ；倾斜裂缝： $40^\circ \sim 70^\circ$ 范围，双侧向电阻率变化大且两者相近；低角度裂缝：小于 40° ，双侧向呈负差异($R_{LLD} < R_{LLS}$)，相差 $30\sim 90\Omega\cdot\text{m}$ 。（图~）。

裂缝岩心电阻率测试结果

岩心序号	岩心规格 /cm	倾角/°	宽度/mm	裂缝条数	深电阻率 / $\Omega \cdot m$	浅电阻率 / $\Omega \cdot m$
#1	Φ 5×10	90	0.1	1~4	125.5	110.4
#2		75	0.1	1~4	115.2	102.6
#3		55	0.1	1~4	106.9	96.5
#4		15	0.1	1~4	98.2	92.4
#5		90	0.5	1~4	97.6	88.9
#6		75	0.5	1~4	89.4	78.5
#7		55	0.5	1~4	83.5	70.6
#8		15	0.5	1~4	76.8	60.7
#9		90	1	1~4	90.4	82.3
#10		75	1	1~4	82.1	76.3
#11		55	1	1~4	73.6	65.3
#12		15	1	1~4	65.4	56.9
#13		90	1.5	1~4	87.6	79.5
#14		75	1.5	1~4	77.8	69.6
#15		55	1.5	1~4	69.6	63.4
#16		15	1.5	1~4	65.6	59.3
#17		90	2	1~4	85.3	75.3
#18		75	2	1~4	75.4	65.2
#19		55	2	1~4	69.2	59.3
#20		15	2	1~4	64.2	55.6





3.2 模型建立

目前，裂缝通道参数的测井计算模型大多属于经验模型，适用于特定的区块或地层，需要对模型的相关参数进行修正，否则会严重影响计算精度。利用实验测试数据的统计学规律，剖析前人模型，得到本文所采用的计算模型（表）。其中，裂缝孔隙度模型是借鉴国外学者的计算模型，裂缝密度是修正国外学者的计算模型，并修正国外学者的计算模型；裂缝开度和裂缝渗透率为基于裂缝通道参数对电阻率的统计学规律，应用多元回归方法，建立的统计学模型。

表 裂缝通道参数计算模型

裂缝参数	模型	符号	参数名称	单位	模型来源
裂缝孔隙度	$FVPA = \left[R_{mf} \left(\frac{1}{R_{LLS}} - \frac{1}{R_{LLD}} \right) \right]^a$	$FVPA$	裂缝孔隙度	%	Pirson
		R_{LLS}	深侧向测井电阻率	$\Omega \cdot m$	SJ.1970
		R_{LLD}	浅侧向测井电阻率	$\Omega \cdot m$	(a 为修正系数)
		R_{xo}	侵入带电阻率	$\Omega \cdot m$	
裂缝密度	$FVDC = \frac{\frac{1}{R_{xo}} - \frac{1}{R_t}}{\frac{1}{R_{mf}} - \frac{1}{R_w}}$	R_{mf}	泥浆滤液电阻率	$\Omega \cdot m$	Tuan
		R_t	原状地层电阻率	$\Omega \cdot m$	PA.2009
		R_w	地层水电阻	$\Omega \cdot m$	

			率		
		FVA	裂缝开度	mm	
		$FVDC$	裂缝密度	1/m	
			系数,取值	\	
裂缝开度	$FVA = \frac{0.064}{\phi} [(1 - S_{wi}) FVDC]^b$	a	0.5~0.8	\	统计学模型
		b	0.9~1.4	\	
		ϕ	基质孔隙度	%	
裂缝渗透率	$K_f = 1.5 \times 10^7 \phi [(1 - S_{wi}) FVDC]^{2.63}$	K_f	裂缝渗透率	mD	统计学模型

3.3 裂缝发育程度评价定量

由于不同的裂缝参数对裂缝的发育从程度有不同的反映，而且每种参数都会或多或少的受到一些非裂缝因素的影响，因此需要将裂缝孔隙度、裂缝宽度、裂缝密度和裂缝渗透率等多个裂缝参数进行综合分析，对裂缝性地层进行分级评价。

3.3.1 基于邻井成像资料裂缝性地层分级

本文将裂缝发育程度分为四个等级，即，A 级、B 级、C 级、D 级。其中，A 级为裂缝发育；B 级为裂缝较发育；C 级为裂缝不发育；D 级为致密层。由于金 212 井与目标井金 219 井处于同一构造带，因此本次论文首先依据 FMI 测井成像图对金龙 212 井 3176~3190m 井段进行裂缝发育程度等级划分，在此基础上对常规测井资料所计算的裂缝参数进行分析，进一步确定出各个裂缝参数所对应裂缝发育程度等级的参数值范围，最后，将此参数值范围作为参考依据，对金龙 2 井区其他没有成像测井资料的井进行地层评价分析。其中，裂缝性地层分级表，如表 4。裂缝性地层分级评价图，如图。

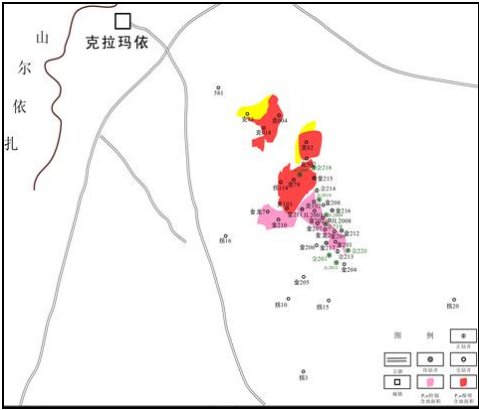


图 金龙 2 井区井位分布

表 4 电成像测井为基础的裂缝性地层分级表

裂缝性储层分级	裂缝发育程度	裂缝密度(条/m)	颜色
A 级	裂缝发育	>4	<div></div>
B 级	裂缝较发育	2-4	<div></div>
C 级	裂缝不发育	1-2	<div></div>
D 级	致密层	其他	<div></div>

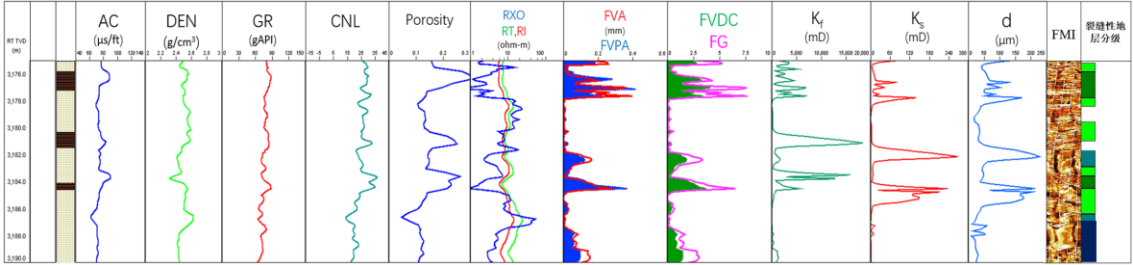


图 金龙 212 井成像测井与裂缝性地层分级评价对比图

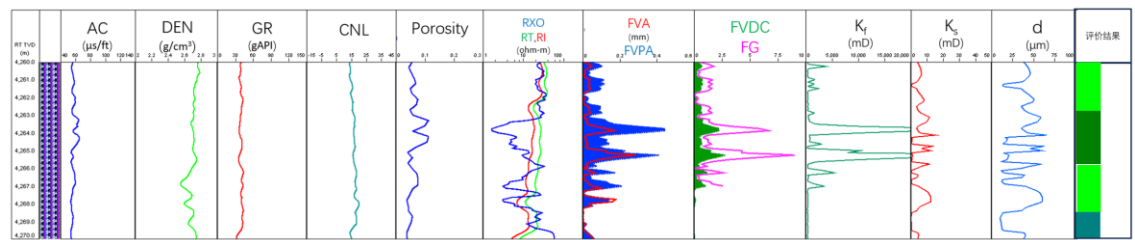
通过对图 6 的分析可知，该井段中裂缝发育层段为：3182.0m-3184.7m；3186.5m-3363.2m；裂缝较发育层段为：3185.5m-3186.0m；3189.7m-3180.1m；裂缝不发育层段为：3175.5m-3178.5m；3184.0m-3184.7m；致密层段为：3187.5m-3188.5m，利用成像测井计算模型获取对应的裂缝通道下限值，如表 5。

表 金龙 212 井 FMI 成像测井所划分的裂缝性地层等级表

裂缝性储层分级	裂缝发育程度	裂缝孔隙度/%	裂缝渗透率/mD	裂缝密度	裂缝宽度/mm	颜色
A级	裂缝发育	>8	>5000	>1.0	>0.8	<div></div>
B级	裂缝较发育	1-8	500-5000	0.8-1	0.3-0.8	<div></div>
C级	裂缝不发育	其他	其他	其他	其他	<div></div>
D级	致密层	0	0	0	0	<div></div>

3.3.2 目标井金 219 井典型井段裂缝发育程度评价

应用金 219 井常规测井资料，根据表 3 中的模型，计算获得佳木河组下部 (4260~4270m)井段的裂缝宽度、裂缝渗透率、裂缝渗透率和裂缝孔隙度。将裂缝宽度和裂缝孔隙度作为关注重点，并绘制其频率和累积频率图。



（符号名称：AC 纵波时差；DEN 地层密度；GR 伽玛；CNL 中子孔隙度；Porosity 地层孔隙度；RXO 冲洗带电阻率，RT 深电阻率，RI 浅电阻率；FVA 裂缝宽度；FVPA 裂缝孔隙度；FVDC 裂缝密度；FG 裂缝发育程度；K_f 裂缝渗透率；K_s 基质渗透率；d 基质孔隙直径）

图 金 219 井 P1j（4260~4270m）裂缝通道参数综合图

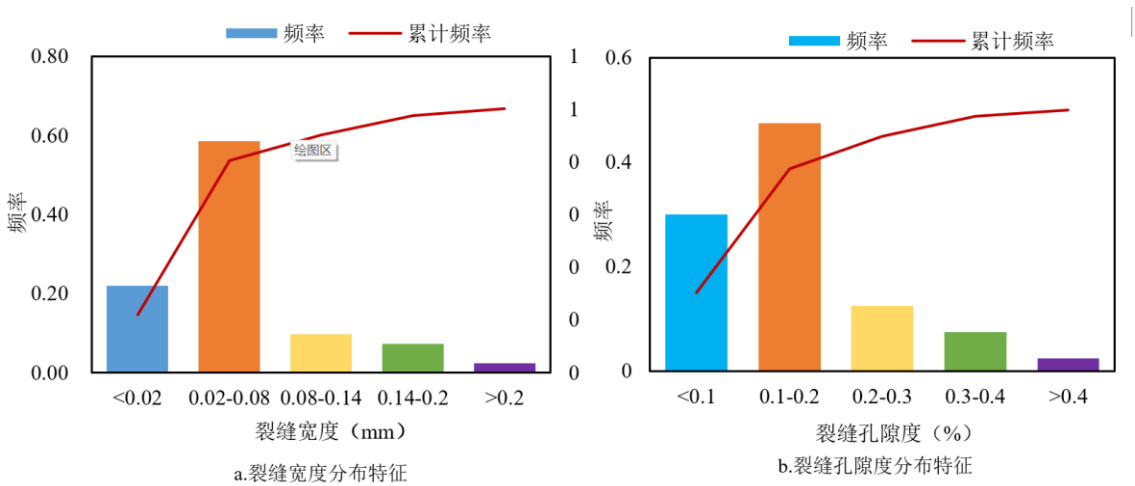


图 金 219 井 P1j（4260~4270m）裂缝通道参数分布特征

表 4 金 219 井 P1j（4260~4270m）漏失通道参数分布特征

参数名称	范围	均值	单位
裂缝宽度	0.04~0.5	0.17	mm
裂缝密度	0.2~2.5	0.73	1/m
总渗透率	7~24000	5105	mD
裂缝孔隙度	3.8~21.3	8.8	%
孔隙直径	5~105	39	um

根据佳木河组成像测井资料（如图所示），佳木河组下部岩性以深灰色泥岩为主，自然伽玛值较高，局部夹薄层粗砂岩和粉砂岩；上部为火山碎屑岩和火山熔岩两大岩性。火山岩段岩性单一（火山熔岩），以中基性的安山岩和玄武岩为主，局部夹薄层的火山角砾岩和角砾凝灰岩，局部层段裂缝较发育。该井地层倾向稳定，近东向，地层倾角 8~34 度，表明火山口在本井的西部。佳木河组 4260-4270m 井段，裂缝发育程度最好，裂缝密度和裂缝孔隙度较大，微裂缝 8 条、高导缝 2 条（图 8），常规测井评价结果与此相吻合。

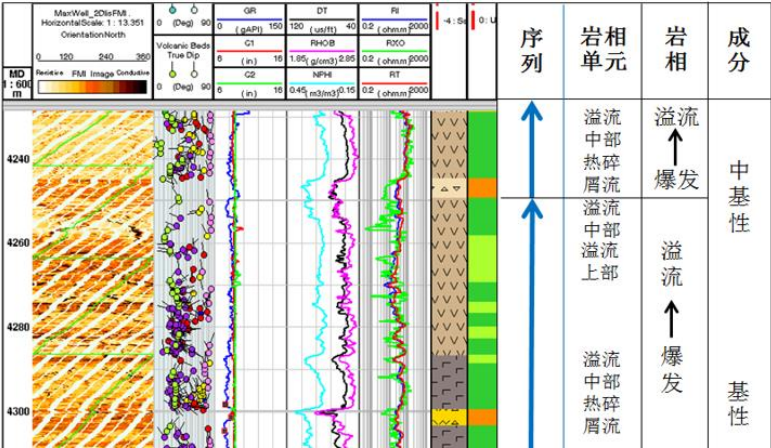


图 金 219 井佳木河组 FMI 图像解释

3.4 本章小结

- （1）基于岩电实验和双侧向测井响应的数值模拟探究裂缝参数对电阻率的影响规律，建立了裂缝性地层漏失通道参数的定量计算方法，包括裂缝宽度、裂缝孔隙度、裂缝密度和裂缝发育程度，以及裂缝渗透率，该方法采用常规测井资料即可实现，无需目标井段的成像测井资料，具有低成本和高时效性特点。
- （2）佳木河组 4260 到 4270m 井段成像结果发现，该段裂缝发育程度高，裂缝密度和裂缝孔隙度较大，微裂缝 8 条、高导缝 2 条（图 8），与裂缝通道参数模型评价结果相吻合。

第 4 章 基于录井资料的裂缝通道参数评价

在石油钻井作业中，一旦发生恶性漏失，常规测井工作将被迫中断。在此情况下，精准确定裂缝宽度成为评价裂缝通道参数的核心任务，这对于防漏堵漏作业的成败起着决定性作用。准确预估井漏发生时刻的裂缝宽度，是制定行之有效的堵漏方案的关键所在。为应对上述挑战，本章创新性地提出一种基于流体力学先验知识约束的神经网络方法——HCNN。该方法能够借助录井数据，实现对裂缝宽度的快速、精准预测，作为第二章常规测井方法的重要补充，为后续防漏堵漏作业方案的制定以及裂缝通道综合评价提供关键数据支持。

4.1 数据收集与处理

4.1.1 数据收集

本章所使用的建模数据均来自于新疆油田金龙 2 井区（图 1），金龙 2 井区是井漏事故的多发地带，平均每口井发生井漏事件约 5 次，且单次堵漏成功率偏低。尽管采用了桥塞堵漏、水泥堵漏乃至复合堵漏等多种方法，仍时常面临钻井液反复漏失的困境，这一现象的根源在于该区域地层结构复杂，天然裂缝发育。

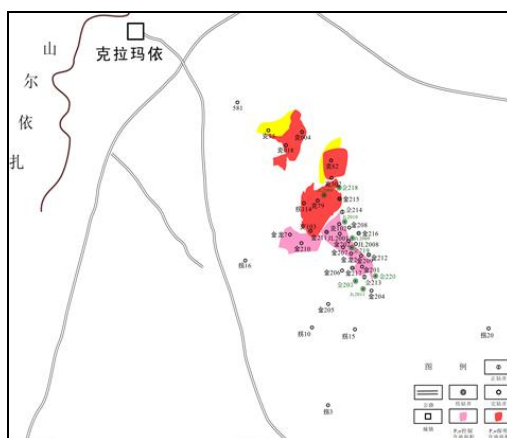


图 金龙 2 井区井位分布图

对金 219 井周边具有相似地层特征的 12 口评价井的泥浆漏失录井数据进行收集与统计，最终得到 85 组录井数据，12 口井收集的每口井样本数量如图 2 所示。将录井数据按深度变化绘制成漏失参数数据点分布图（如图 2 所示）。由图 2 可知，原始数据包含钻井液静切力、泵压、漏失速度、钻速、排量、漏失量、塑性

粘度、井深和裂缝宽度共 9 个参数。此外，还可以发现 J 区块的 12 口评价井在地层的交界处具有漏次多、漏量大与裂缝宽度较大的数据特征。

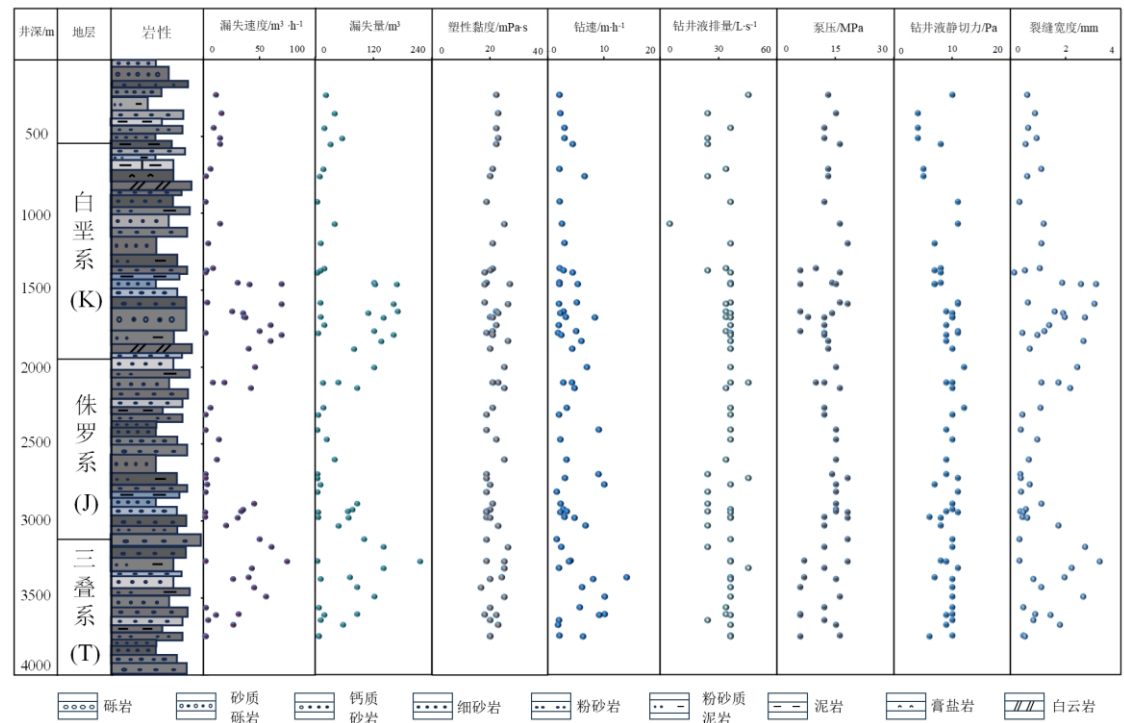


图 漏失参数数据点分布

4.1.2 数据处理

选取恰当的地层裂缝特征参数对于预测结果的准确性至关重要。地层裂缝宽度受多种因素影响，这些因素之间关系复杂。首先，裂缝宽度与漏失速度和漏失量有直接关系，裂缝越宽，钻井液的漏失速率和单位时间内的漏失量就越高。其次，钻井液的物理性质，如密度、静切力和塑性黏度，也会影响裂缝的宽度。当钻井液中的网架结构被破坏时，有效液柱压力与地层之间产生压差，导致井筒周围的裂缝发生变化。此外，泵压的变化和井深的增加也会对裂缝宽度产生影响。钻速过快会导致井底压力波动，进一步影响裂缝的扩展。Lietard 模型也指出，塑性黏度、钻井液漏失速度和裂缝宽度之间存在相互作用。为了深入探究这些因素对裂缝宽度的影响程度，采用了肯德尔相关系数法进行分析。肯德尔相关系数法是一种可以用来进行系统分析（也就是确定哪个井漏因素对裂缝宽度的影响最大）的方法，分析结果如图 3 所示。

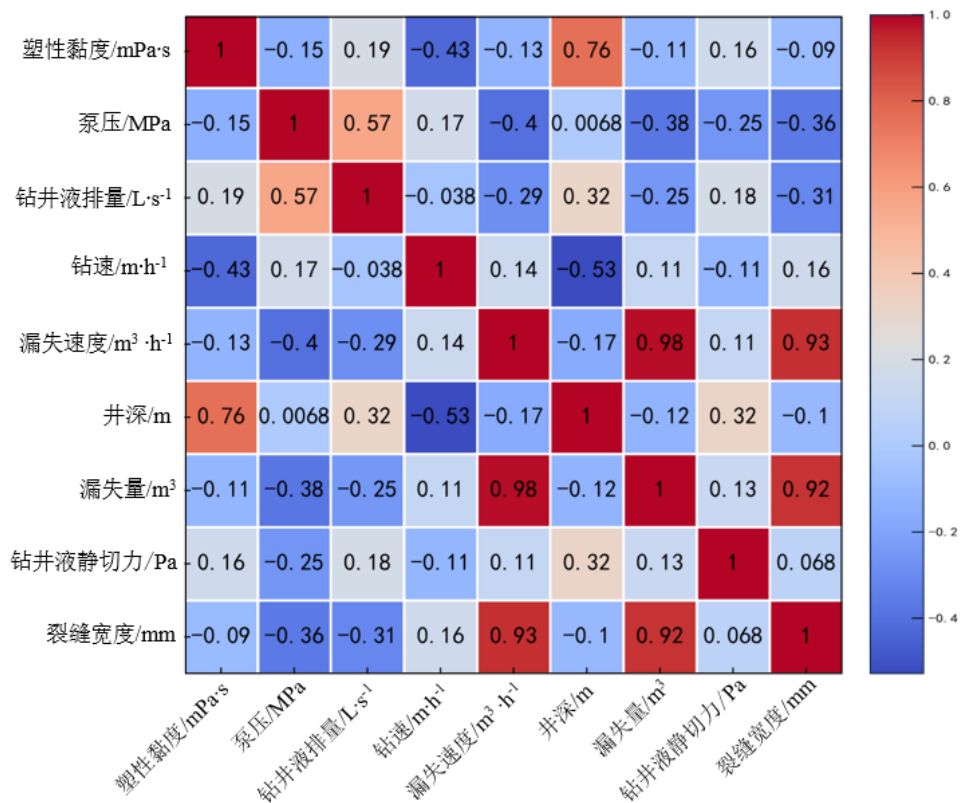


图 裂缝影响因素相关系数阵

根据图 4 的展示，与裂缝宽度关联最为紧密的是漏失速度与漏失量，相关性系数分别为 0.93 和 0.92。相比之下，其他因素与裂缝宽度的关联度稍弱，由强到弱排列如下：泵压、钻井液排量、钻速、井深、塑性黏度以及钻井液静切力。由于钻井液静切力与裂缝宽度的相关性相对较低，仅为 0.068，因此在构建模型时，不考虑这一因素，而是选择其他七个因素作为输入参数，这些参数的具体数据特征详见表 1。

表 参数的数据集特征

参数名称	塑性黏度 /(mPa·s)	泵压/MPa	钻井液排 量/(L·s ⁻¹)	钻速 /(m·h ⁻¹)	漏失速度 /(m ³ ·h ⁻¹)	井深/m	漏失量 /m ³	裂缝宽度 /mm
最大值	29	19	45	11.76	77	3619	225	3.28
最小值	10	5	5	1.35	0	119	0	0
中间值	21	12	36	5	8	2100	40	0.57
平均值	20.54	13.09	32.87	3.89	11.92	2092.36	27.64	0.92
标准差	3.57	3.91	6.69	2.38	18.82	931.55	44.38	0.89

从表 1 中可以看出，各个参数的数值范围较大，这体现了不同地层和作业条件下的多样性。这种多样性使得训练出的模型能够适应多种不同情况。将从金 219

井的邻井收集到的 85 组数据样本分为两部分：70 组作为训练数据，用于建立和优化模型；剩余的 15 组作为测试数据，不参与模型的训练过程，仅用于评估模型的预测效果和性能。考虑到不同参数之间的单位和数量级差异，直接使用原始数据可能会影响模型的预测准确性。因此，采用了归一化处理方法，将各个参数的值转换到[0,1]区间内，这样不仅可以消除数量级差异的影响，还能提高模型的稳定性和预测精度[18]。归一化公式已经给出（式 1），按照这一公式对数据进行处理，以确保模型训练和预测的准确性：

$$X'_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

式中： X'_i 为归一化后的数据； X_i 表示为归一化前的原始样本数据； X_{\min} 、 X_{\max} 分别为表示为原始样本数据特征值的最小值和最大值。

为了评价模型的预测效果，选择了相关系数 R^2 和均方根误差 E_{RMS} 两种评价的指标，其计算公式分别如下：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i)^2}$$

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \times 100\%$$

式中： y 为实际值； \hat{y} 为对应的预测值； n 为样本个数。

4.2 HCNN 的建立

HCNN(Hydrodynamically constrained neural networks)表示的是流体力学知识约束神经网络的天然裂缝宽度预测模型，本节将首先介绍常用的流体力学经典模型，然后从经典模型中提取流体力学知识，并基于此建立 HCNN。

4.2.1 裂缝宽度预测的流体力学经典模型

天然裂缝宽度预测目前比较常用的流体模型主要有 Sanfillippo 模型、Lietard-Griffiths 模型和 Verga 模型。其中 Sanfillippo 模型仅限于牛顿流体，不适用于非牛顿的普通钻井液。故本研究主要介绍 Lietard-Griffiths 模型和 Verga 模型，

这两个模型的基本假设有：①假设非牛顿流体钻井液流变模型为宾汉流体；②裂缝面光滑，裂缝宽度一定；③每次发生井漏时只与单条可导水平裂缝相关；④钻井液在井筒中的漏失是沿径向层流流动；⑤忽略基质孔隙度即不考虑裂缝面漏失。

1 Lietard-Griffiths 模型

Lietard 等人将钻井液侵入裂缝的现象描述为流体在压力作用下侵入一个空心圆柱孔，其高度为 w ，内半径和外半径分别为 r_w 和 R_w ，如图 1 所示。

由于非牛顿流体钻井液流变模型为宾汉流体，得到：

$$\tau = -\mu_p \frac{dv}{dy} \pm \tau_y, |\tau| > \tau_y$$

$$\frac{dv}{dy} = 0, |\tau| < \tau_y$$

式中， y 是沿裂缝宽度 w 垂直方向上的距离，m； v 是位置为 y 的速度，m/s；

μ_p 是塑性黏度，Pa·s； τ_y 是钻井液的动切力，Pa。

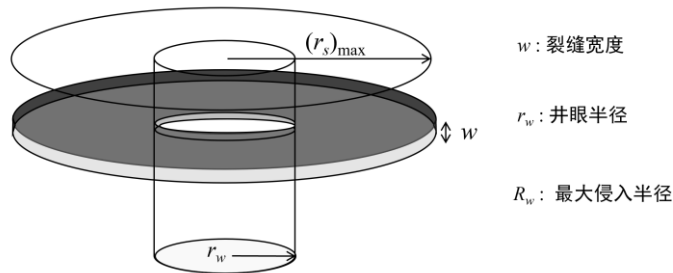


图 裂缝漏失模型

宾汉流体在裂缝中层流流动的压力梯度表示为：

$$\frac{dp}{dr} = \frac{12\mu_p V_s}{w^2} + \frac{3\tau_y}{w}$$

式中， $\frac{dp}{dr}$ 为裂缝中层流流动的压力梯度，Pa/m； V_s 为径向流条件下钻井液质点在缝中的流速，m/s。

径向流条件下的速度表示为：

$$V_s = \frac{Q_{loss}}{2\pi r w}$$

式中, Q_{loss} 为钻井液的漏失速率, m/s; 设 V_m 为一定时间范围内钻井液的总漏失量, 因此漏失速率 Q_{loss} 可表示为:

$$Q_{loss} = \frac{dV_m}{dt}$$

钻井液累积漏失体积 V_m 由下式给出:

$$V_m = \pi w(r_s^2 - r_w^2)$$

式中, r_s 是 t 时刻钻井液的径向侵入距离, m。

定义无因次的钻井液侵入半径为:

$$R = \frac{r_s}{r_w}$$

将式 (9) 中的侵入半径用无因次侵入半径替换, 可得:

$$V_m = \pi w r_w^2 (R^2 - 1)$$

最大漏失量为:

$$V_m = \pi w r_w^2 (R_{\max}^2 - 1)$$

R_{\max} 可由 (6) 经过无因次转换后求解得到:

$$R_{\max} = 1 + \frac{w \Delta P}{3 r_w \tau_y}$$

将式 (13) 代入式 (12) 得:

$$\left(\frac{\Delta p}{\tau_y} \right)^2 w^3 + 6 r_w \left(\frac{\Delta p}{\tau_y} \right) w^2 - \frac{9}{\pi} V_m = 0$$

对式 (14) 进行了求导分析:

$$f'(w) = 3 \left(\frac{\Delta p}{\tau_y} \right)^2 w^2 + 12 r_w \left(\frac{\Delta p}{\tau_y} \right) w$$

注意到 $f(w=0) = -9V_m / \pi < 0$, 而当 $w > 0$, 式(15)始终为正数。因此, 方程(14)始终存在一个正实数解。利用牛顿迭代法可求得 Lietard-Griffiths 模型裂缝宽度 w 的数值解^[3]。

2 Verga 模型

基于上述相同的基本假设，建立一个以钻井液径向模型为基础的扩散方程，其极坐标形式为：

$$\frac{\partial^2 P}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial P}{\partial r} = \frac{\mu \phi c_t}{k} \frac{\partial P}{\partial t}$$

Verga 等人提出了一种新型分析模型，该模型基于稳态条件下的扩散方程来模拟钻井液径向流入缝宽为 w 的裂缝。应用 Muskat 公式，可求解出了井底钻井压差：

$$\Delta P = \frac{6Q_{loss}\mu}{\pi w^3} \ln \frac{\left(\frac{V_m}{\pi w} + r_w^2 \right)^{\frac{1}{2}}}{r_w}$$

式 (17) 中， Q_{loss} 是时刻钻井液的漏失速率， m/s ； μ 是钻井液黏度， $Pa \cdot s$ ； r_w 是井眼半径， m ； V_m 是钻井液累积漏失体积， m 。

利用牛顿迭代法可求得 Verga 模型裂缝宽度 w 的数值解。

4.2.2 HCNN 的训练算法

根据第 4.1 节的分析，选取 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7)^T$ 作为神经网络的输入特征值， $x_1 \sim x_7$ 依次对应漏失速度、漏失量、泵压、钻井液排量、钻速、井深和塑性黏度等七个录井参数，同时令 $\hat{y} = \hat{f}(\mathbf{X})$ 为裂缝宽度的输出预测值，输入特征 \mathbf{x} 与输出预测值 $\hat{f}(\mathbf{X})$ 具有很复杂的非线性关系，利用神经网络强大的逼近非线性函数的功能，可以建立裂缝宽度的 BP 神经网络模型，该神经网络是 7 个输入 1 个输出的三层网络。

从 Lietard-Griffiths 模型的推导式中，可以提取两条流体力学知识：（1）由式 (7)，可以得到裂缝宽度 w 与漏失速率 Q_{loss} 有单调递增的规律。即在保持其它输入变量不变的情况下，漏失速率越大，对应的裂缝宽度也越大，故用神经网络的裂缝宽度预测值 $\hat{f}(\mathbf{X})$ 对漏失速率 x_1 求偏导应大于零，即 $\frac{\partial \hat{f}(\mathbf{X})}{\partial x_1} > 0$ ，从而有

$g_1 = \frac{\partial \hat{f}(\mathbf{X})}{\partial x_1} > 0$; (2) 由式 (12), 可以得到裂缝宽度 w 与漏失量 V_m 有单调递增

的知识。即在保持其它输入变量不变的情况下, 漏失量越大, 对应的裂缝宽度也越大, 故用神经网络的裂缝宽度预测值 $\hat{f}(\mathbf{X})$ 对漏失量 x_2 求偏导应大于零, 即

$$\frac{\partial \hat{f}(\mathbf{X})}{\partial x_2} > 0, \text{ 从而有 } g_2 = \frac{\partial \hat{f}(\mathbf{X})}{\partial x_2} > 0。$$

这两条力学知识从 Verga 模型中也可以提取, 由此可见, 这不是某一模型的特例, 而是客观存在的力学规律, 在这种力学知识引导下训练神经网络模型, 可以提高神经网络模型的可解释性与泛化能力。基于上述两条力学知识约束, 建立的神经网络模型如图 5 所示。

在图 5 中, f_1 是隐藏层中的激活函数, 它应用 sigmoid 函数; f_2 是输出层中的激活函数, 它使用线性函数, 输出函数为 $\hat{y} = \hat{f}(\mathbf{X})$ 。

$$\begin{aligned} \hat{y} &= \mathbf{v}^T \mathbf{a}^{(1)} + b^{(2)} = \mathbf{v}^T \frac{1}{1 + \exp(-(\boldsymbol{\omega} \mathbf{X} + \mathbf{b}^{(1)}))} + b^{(2)} \\ &= \sum_{m=1}^M \left(\frac{v_m}{1 + \exp(-(\sum_{i=1}^7 w_{mi} x_i + b_m^{(1)}))} + b^{(2)} \right) \end{aligned}$$

其中, M 是隐藏神经元的数量, 并且它可以通过实验确定; $\boldsymbol{\omega} = (\omega_{1i}, \omega_{2i}, \dots, \omega_{mi})^T$ 是连接输入层中的节点与隐藏层的神经元的权重的矩阵; $\mathbf{b}^{(1)} = (b_1^{(1)}, b_2^{(1)}, \dots, b_m^{(1)})^T$ 是隐藏层的神经元的偏置向量; $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_m)^T$ 是连接隐藏层的神经元与输出层的神经元的权重的向量; $b^{(2)}$ 是输出层的神经元的偏置; a_m 是隐藏层的第 m 个神经元的输出, 并且它可以表示为:

$$a_m^{(1)} = \frac{1}{1 + \exp(-(\sum_{i=1}^7 \omega_{mi} x_i + b_m^{(1)}))}$$

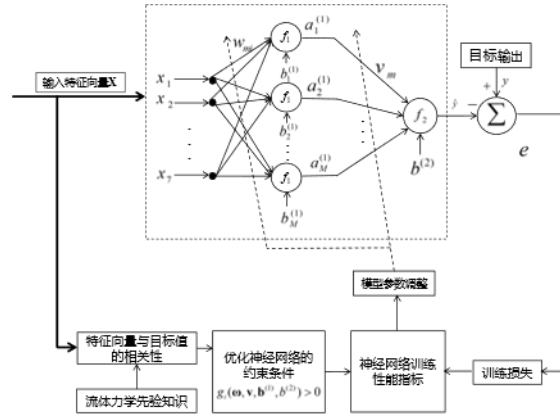


图 HCNN 的实现流程

假设训练神经网络的性能指标为 E ，则采用 K 个训练样本的训练方法，则 E 表示为：

$$\begin{cases} \min E = \sum_{k=1}^K \frac{1}{2} [y_k - \hat{f}(\mathbf{X}_k)]^2 = \sum_{k=1}^K \frac{1}{2} e_k^2 \\ s.t. g_i(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) = \frac{\partial \hat{f}(\mathbf{X}_k)}{\partial x_i} > 0, \quad i = 1, 2, \dots, I \end{cases}$$

其中， I 是 NN 中具有约束作用的输入神经元的个数，在本模型中取值为 2；

$g_i(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)})$ 可表示为，

$$g_i(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) = \frac{\partial \hat{f}(\mathbf{X}_k)}{\partial x_i} = \sum_{m=1}^M (1 - a_m) a_m v_m \omega_{mi}$$

采用增广拉格朗日乘子法求解方程^[20,21]，并且增广目标函数

$\phi(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}, \lambda, \sigma)$ 被构造为：

$$\begin{aligned} & \min \phi(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}, \lambda, \sigma) \\ & = \min \sum_{k=1}^K \left\{ \frac{1}{2} e_k^2 + \frac{1}{2\sigma} \sum_{i=1}^2 \left\{ \left[\min(0, \sigma g_i(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i) \right]^2 - \lambda_i^2 \right\} \right\} \\ & = \min \sum_{k=1}^K \{ E_k + E_{dk} \} \end{aligned}$$

其中， λ 是拉格朗日乘子， σ 是惩罚因子，

$$E_{dk} = \frac{1}{2\sigma} \sum_{i=1}^2 \left\{ \left[\min(0, \sigma g_i(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i) \right]^2 - \lambda_i^2 \right\}, \text{ 以及 } E_k = \frac{1}{2} e_k^2。$$

利用反向传播学习规则（BP）和梯度训练方法，并假设学习率为 η ，则神经网络的参数 ω 、 $\mathbf{b}^{(1)}$ 、 \mathbf{v} 、 $b^{(2)}$ 的迭代式为，

$$\begin{cases} \omega_{mi}(n+1) = \omega_{mi}(n) - \eta \frac{1}{K} \frac{\partial \phi}{\partial \omega_{mi}} = \omega_{mi}(n) - \eta \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{\partial E_k}{\partial \omega_{mi}} + \frac{\partial E_{dk}}{\partial \omega_{mi}} \right) \\ b_m^{(1)}(n+1) = b_m^{(1)}(n) - \eta \frac{1}{K} \frac{\partial \phi}{\partial b_m^{(1)}} = b_m^{(1)}(n) - \eta \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{\partial E_k}{\partial b_m^{(1)}} + \frac{\partial E_{dk}}{\partial b_m^{(1)}} \right) \\ v_m(n+1) = v_m(n) - \eta \frac{1}{K} \frac{\partial \phi}{\partial v_m} = v_m(n) - \eta \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{\partial E_k}{\partial v_m} + \frac{\partial E_{dk}}{\partial v_m} \right) \\ b^{(2)}(n+1) = b^{(2)}(n) - \eta \frac{1}{K} \frac{\partial \phi}{\partial b^{(2)}} = b^{(2)}(n) - \eta \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{\partial E_k}{\partial b^{(2)}} + \frac{\partial E_{dk}}{\partial b^{(2)}} \right) \end{cases}$$

式中，

$$\begin{cases} \frac{\partial E_k}{\partial \omega_{mi}} = -e_k v_m (1 - a_m) a_m x_i \\ \frac{\partial E_k}{\partial b_m^{(1)}} = -e_k v_m (1 - a_m) a_m \\ \frac{\partial E_k}{\partial v_m} = -e_k a_m \\ \frac{\partial E_k}{\partial b^{(2)}} = -e_k \\ \frac{\partial E_{dk}}{\partial \omega_{mi}} = \theta_i (\sigma g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i) \frac{\partial g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)})}{\partial \omega_{mi}} \\ \quad = \theta_i (\sigma g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i) \times (1 - a_m) \\ \quad \times a_m v_m (\omega_{mi} x_i - 2a_m \omega_{mi} x_i + 1) \\ \frac{\partial E_{dk}}{\partial b_m^{(1)}} = \frac{1}{2\sigma} \sum_{i=1}^2 2\theta_i \sigma (\sigma g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i) \frac{\partial g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)})}{\partial b_m^{(1)}} \\ \quad = \frac{1}{2\sigma} \sum_{i=1}^2 2\theta_i \sigma (\sigma g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i) \\ \quad \times (1 - a_m) (1 - 2a_m) a_m v_m \omega_{mi} \\ \frac{\partial E_{dk}}{\partial v_m} = \frac{1}{2\sigma} \sum_{i=1}^2 2\theta_i \sigma (\sigma g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i) \frac{\partial g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)})}{\partial v_m} \\ \quad = \frac{1}{2\sigma} \sum_{i=1}^2 2\theta_i \sigma (\sigma g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i) (1 - a_m) a_m \omega_{mi} \\ \frac{\partial E_{dk}}{\partial b^{(2)}} = \frac{1}{2\sigma} \sum_{i=1}^2 2\theta_i \sigma (\sigma g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i) \frac{\partial g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)})}{\partial b^{(2)}} \\ \quad = \frac{1}{2\sigma} \sum_{i=1}^2 2\theta_i \sigma (\sigma g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i) \end{cases}$$

式中，

$$\theta_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \sigma g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i \leq 0 \\ 0 & \text{if } \sigma g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}) - \lambda_i > 0 \end{cases}$$

增广拉格朗日乘子法求解约束优化神经网络（HCNN）的主要步骤总结如下：

步骤（1）：初始化 HCNN 的一些参数。这些参数包括神经网络的初始参数 $(\omega(0), \mathbf{v}(0), \mathbf{b}^{(1)}(0), b^{(2)}(0))$ ，初始乘数 $\lambda(\lambda(0) \geq 0)$ ，初始惩罚因子 $\sigma(\sigma(0) \geq 0)$ ，HCNN 初始结束准则 $\beta(0)$ ，神经网络训练的学习率 $\eta(0 < \eta \leq 1)$ ，终止准则的误差容限 $\varepsilon(0 \leq \varepsilon \leq 1)$ ，内部迭代次数 $Train_num$ （神经网络训练的迭代次数， $Train_num(0) = 0$ ），内部迭代次数的上限值 $Traim_Max$ ，神经网络均方误差的误差目标值 $(0 \leq Err_MSE \leq 1)$ ，外部迭代次数 j （惩罚因子更新次数， $j=1$ ），以及外部迭代次数的上限值 $Iterate_Max$ ，惩罚因子的更新速率 $\mu(\mu > 1)$ ，结束准则的更新因子 $\gamma(0 < \gamma \leq 1)$ 。

步骤（2）：利用第 $j-1$ 个参数 $\omega(j-1)$ ， $\mathbf{b}^{(1)}(j-1)$ ， $\mathbf{v}(j-1)$ ， $b^{(2)}(j-1)$ 和式 (23) 所示的算法求解式 (22) 所描述的增广目标函数。如果增广目标函数的均方误差小于 Err_MSE 或 $Train_num$ 大于 $Train_Max$ ，则停止神经网络训练。在该步骤中，乘数 λ 和惩罚因子 σ 保持恒定。

步骤（3）：检查 HCNN 的结束准则^[18]。如果 $\beta(j) \leq \varepsilon$ 或者 $j \geq Iterate_Max$ ，停止 HCNN 并退出此循环，然后输出 HCNN 的最优参数 $\omega(k)$ ， $\mathbf{b}^{(1)}(k)$ ， $\mathbf{v}(k)$ ， $b^{(2)}(k)$ 。否则，转到下一步。

步骤（4）：更新惩罚因子 σ 。若 $\beta(j) \geq \gamma\beta(j-1)$ ，则 $\sigma(j+1) = \mu\sigma(j)$ ；否则 $\sigma(j+1) = \sigma(j)$ 。

步骤（5）：更新乘数 λ 。

步骤（6）：令 $j = j+1$ ，并转到步骤（2）。

在步骤（4）中，根据求解约束优化问题的增广拉格朗日乘子法， $\beta(j)$ 描述如下^[18]：

$$\beta(j) = \sqrt{\sum_{i=1}^I \left\{ \min \left[g_i(\omega, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(1)}, b^{(2)}), \frac{\lambda_i(j)}{\sigma} \right] \right\}^2}$$

其中， I 是 HCNN 中具有约束作用的输入神经元的个数。

4.3 HCNN 的测试与应用

4.3.1 HCNN 的性能测试

该测试旨在探究 HCNN 在不同条件下的训练性能，并以 DDNN 作为对照实验（DDNN 相当于 $\sigma(0) = 0$ 的 HCNN，即前人提出的 BP 神经网络预测模型）。首先，通过对比不同样本规模下的训练效果，评估 HCNN 在小样本训练中的预测能力。其次，调整惩罚因子和隐藏神经元数量，分析这些参数对 HCNN 性能的影响。最后，基于实验结果优选出最佳训练参数，为 HCNN 的实际应用提供理论支持。

1. HCNN 的神经网络训练

经过预处理和归一化后，70 个样本用于训练神经网络，另外 15 个样本用于测试。为了验证 HCNN 的泛化能力，将训练样本分成三个不同的子训练集，分别有 30，50 和 70 个样本，但是所有的测试集都有相同的大小，每个有 15 个样本。

NN 由基于 HCNN 的算法进行训练，其中，该算法的初始参数为：

$$Err_MSE = 0.00001, \eta = 0.8, M = 5, Train_Max = 10000, Iterate_Max = 100,$$

$\varepsilon = 0.0001$ ， $\gamma = 0.7$ ， $\mu = 5.0$ 和 $\lambda(0) = 1.0$ ，并且使用随机函数获得

$\omega(0)$ ， $\mathbf{v}(0)$ ， $\mathbf{b}^{(1)}(0)$ 和 $b^{(2)}(0)$ 的初始值。此外，实验的可重复性是确保研究结果可信度和可靠性的关键因素之一，为了实现这一目标，在 Pytorch 训练环境下使用 `torch.manual_seed()` 来设置其随机种子，通过设置相同的种子（本实验为 42），可以确保在多次运行实验时，随机过程（权重初始化、数据划分）将产生一致的结果，从而消除了随机性对实验结果的影响。

当 $\sigma(0)=5.0$ 时，基于 HCNN 和 DDNN 的裂缝宽度预测结果如图所示。其中，DDNN 是仅使用数据样本而不是先验知识来训练 NN 的方法，其相当于 $\sigma(0)=1.0$ 的 HCNN 算法。在这些图中（图 6~图 8），期望输出（desire）、HCNN 的输出和 DDNN 的输出分别在（a）中描述，并且它们的误差分别在（b）中指示。

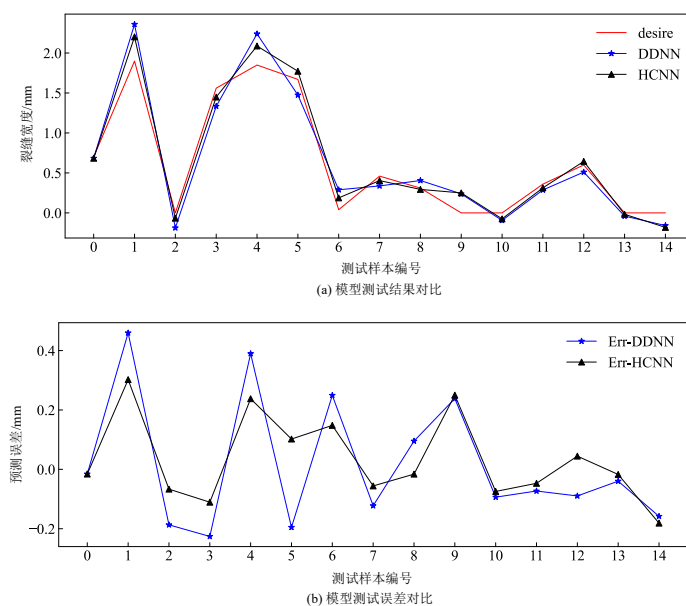


图 30 个训练样本预测效果

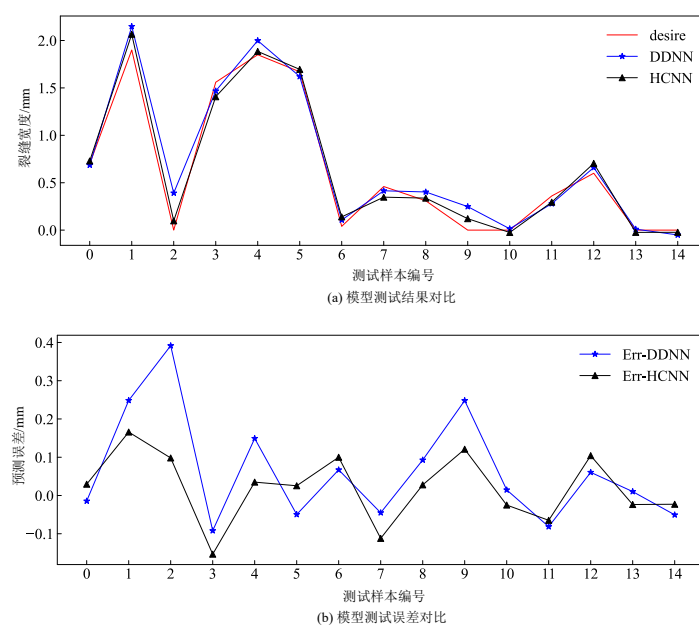


图 50 个训练样本预测效果

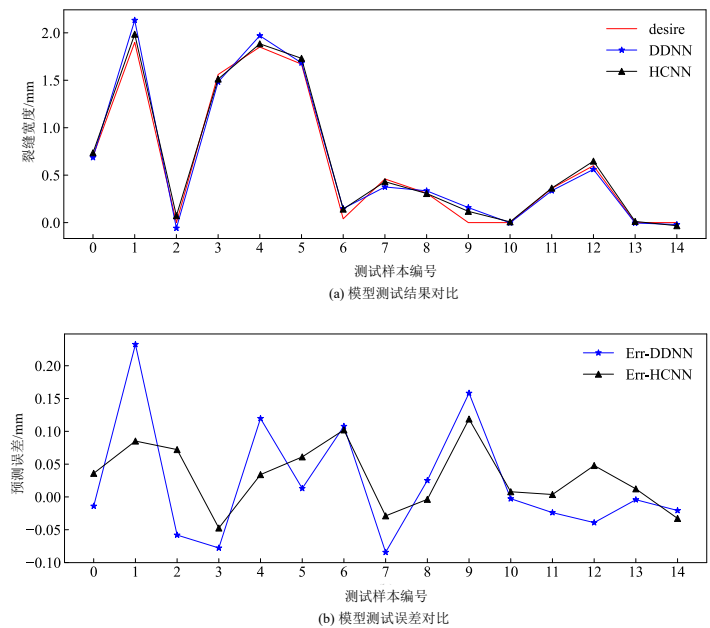
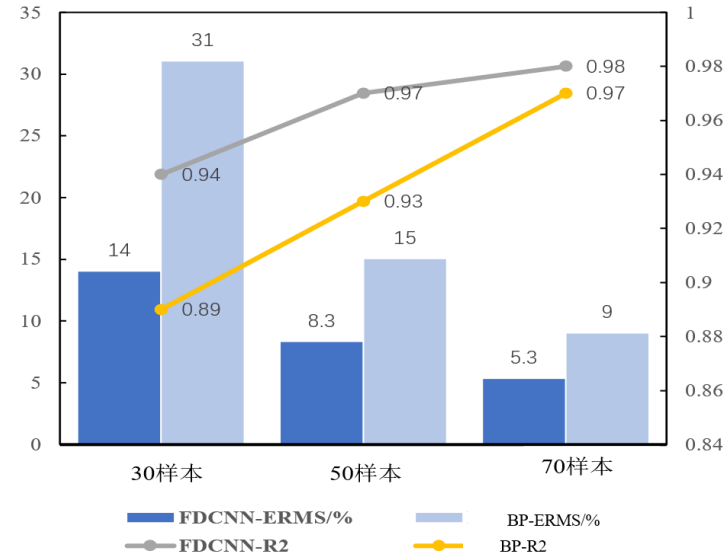


图 70 个训练样本预测效果

表 2 不同样本模型的预测误差及相关系数

评价指标	HCNN			DDNN		
	30 样本	50 样本	70 样本	30 样本	50 样本	70 样本
$E_{RMS}/\%$	14	8.3	5.3	31	15	9
R^2	0.94	0.97	0.98	0.89	0.93	0.97



从这些图（图 6~图 8）和表 2 中可以发现，采用 HCNN 神经网络的泛化误差比 DDNN 的要小，并且无论训练样本数量多少，先验知识都有利于提高神经网络的泛化能力。另一方面，当样本数量增加时，例如样本数从 30 个到 50 个，再到 70 个的训练过程中可以发现，HCNN 可以降低神经网络的泛化误差，但是 HCNN 减小泛化误差的性能明显减弱。事实上，当训练样本充足时，例如训练样本数为 70，超过了可调节神经网络参数的数量^[19]（即 $(I+2)*M+1=46$ ，其中， I 是神经网络输入神经元的数量（本实验中， $I=7$ ）， M 是隐藏神经元的数量（本实验中， $M=5$ ）），DDNN 的泛化误差大大降低，此时，虽然 HCNN 的性能仍然优于 DDNN，但是 HCNN 的泛化误差降低变化很小，当训练样本足够大，DDNN 的性能将会逼近 HCNN 的性能，因此，HCNN 适合在训练样本不足的情况下训练神经网络。

2. 不同惩罚因子 σ 对模型性能的测试

HCNN 的性能受惩罚因子 σ 的影响很大。如果 σ 太小，则不能有效地约束等式（22）中描述的性能指标。而 σ 值过大则会使 HCNN 病态，甚至不收敛^[18]。当初始罚因子 $\sigma(0)$ 分别为 0.1、1、5、10、30 时，HCNN 和 DDNN 在 70 个训练样本下的比较结果如图 9 所示，HCNN 和 DDNN 的结果以及期望输出（desire）在（a）中表示，并且它们的误差在（b）中表示。

从图 9 中可以发现，惩罚因子 σ 是非常重要的，合适的惩罚因子的可以大幅度提高神经网络的泛化能力与预测精度。当 $\sigma(0)$ 较小时（例如， $\sigma(0)=0.1$ ），HCNN 的误差几乎等于 DDNN 的误差。这是因为惩罚因子 σ 太小，使得用于优化 NN 的约束无效。当 $\sigma(0)$ 较大时（例如， $\sigma(0)=10$ ），HCNN 的误差将会增加，特别是当 $\sigma(0)=30$ 时，HCNN 的误差急剧增加，原因是惩罚因子 σ 太大，使得 HCNN 不收敛。当 $\sigma(0)$ 是中等的（例如， $\sigma(0)=5.0$ ）时，HCNN 的误差远小于 DDNN 的误差，在这种情况下，说明约束对优化神经网络起到了有效有用。

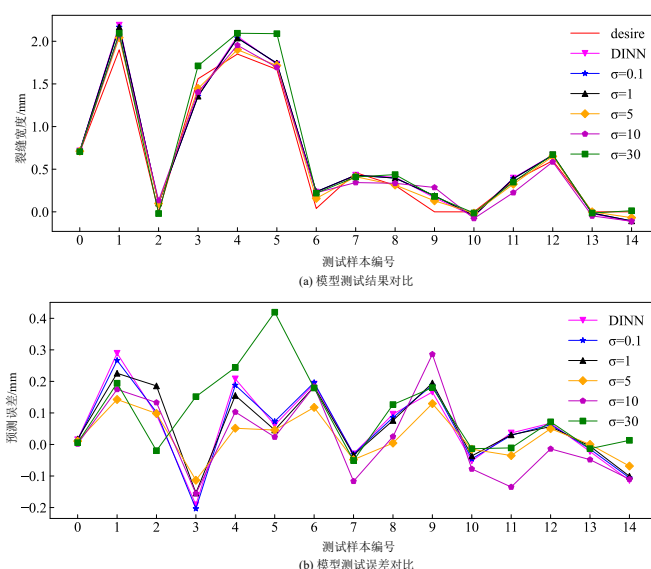


图 不同惩罚因子的模型测试效果

3. 不同隐藏神经元数量 M 对模型性能的测试

为了分析 HCNN 的拟合误差，包括过拟合误差和欠拟合误差，当具有 70 个训练样本， $\sigma=5.0$ 且隐藏神经元的数量 M 持续变化时（这里取 $M=2, 5, 7, 11, 15$ ），使用式(22)~(25)对神经网络进行训练和测试。实验结果如图 10 所示，HCNN 和 DDNN 的结果以及期望输出（desire）在（a）中表示，并且它们的误差在（b）中表示。可以发现，虽然 HCNN 利用了流体力学的先验知识来训练神经网络，但当 M 较小（ $M=2$ ）或较大（ $M=11$ 和 $M=15$ ）时，HCNN 的拟合误差明显增加。原因是当 M 很小时，虽然样本数量可以满足训练 HCNN 的要求^[20]（ $K > (I+2)*M+1$ ， I 为神经网络输入神经元的数量， K 为训练样本的数量），但由于神经网络的结构过于简单，导致神经网络欠拟合，泛化误差增大。而当 M 很大时（例如， $M=15$ ，此时神经网络的结构为 7-15-1），神经网络由于训练样本严重缺乏而出现过拟合，神经网络的泛化能力也变弱。实验结果表明，当 $M=5$ 时，HCNN 的泛化误差较小。

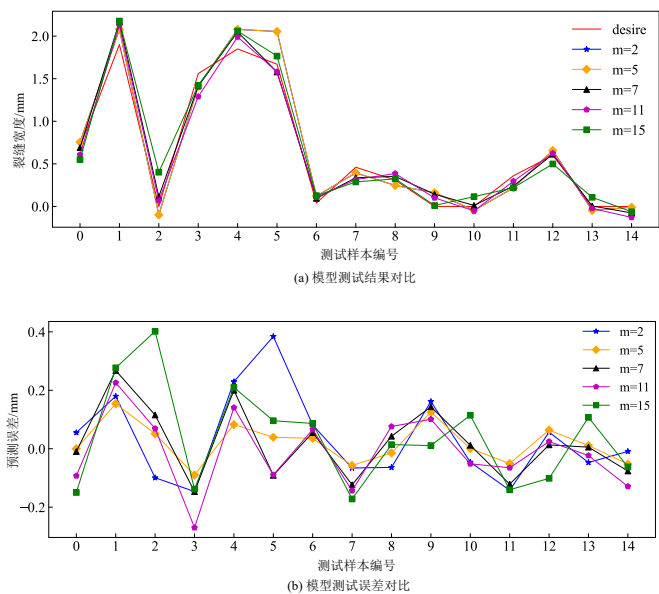


图 不同隐藏层数量的模型测试效果

4.3.2 HCNN 的实际应用

本研究的目标井为金 219 井。在钻井过程中，金 219 井分别在不同地层深度 2309 米、3169 米和 3675 米处发生了三次重大的泥浆漏失。为了更好地制定堵漏方案，需要在现场评估井漏位置处的裂缝宽度。基于测试实验中获得的最佳训练参数 ($\sigma(0)=5$ 、 $M=5$ ，训练集由从金 219 井邻井收集的 85 个录井数据组成) 来训练 HCNN。然后保存训练好的 HCNN 模型。在现场收集并整理了金 219 井的三组工程泥浆漏失测井数据，并使用 FMI 成像测井测量相应的裂缝宽度作为观测值。将漏失速率、漏失量、泵压、泥浆排量、钻井速度、井深和塑性粘度作为 HCNN 模型的输入参数，以裂缝宽度作为目标输出参数。然后，对金 219 井泥浆漏失地层的裂缝宽度进行预测，并与神经网络预测方法 DDNN (使用在 $\sigma(0)=0$ 时的 HCNN 进行训练，相当于 BP 神经网络) 和流体力学模型 (Verga 和 Lietard-Griffiths，两者都使用牛顿迭代方法进行计算) 进行比较。具体的录井数据和最终结果如表 3 和表 4 所示。

表. 金 219 井钻井液漏失地层的三组录井数据

Table 3. Three sets of logging data for the mud-loss stratigraphy of well J-219

井深 (m)	塑性黏 度 (mPa s)	泵压 /MPa	泥浆排 量 (L/s)	钻速 (m/h)	漏失速率 (m ³ /h)
2309	21	12	36	3.38	4
3169	22	10	34	4.76	9

续表

3675	25	8	24	7	30
井深 (m)	漏失量 (m ³)	动切力 (Pa)	井径 (m)	泥浆黏 度 (mPa s)	漏失压差 (MPa)
2309	12	9.1	0.108	43	3.54
3169	20	9.6	0.108	59	2.20
3675	86	9.8	0.108	87	2.17

表. 几种方法的预测结果和相对误差

Table 4. Prediction results and relative errors for several methods

各种方法	裂缝宽度预测值 (mm)		
	2309m	3169m	3675m
FMI (参考值)	0.86	1.4	2.1
Verga 模型	0.56	0.95	1.65
Lietard-Griffiths 模型	0.62	1.03	1.71
DDNN(BPNN)	0.69	1.5	1.94
HCNN	0.79	1.46	2.05

各种方法	相对误差 (%)		
	2309m	3169m	3675m
FMI (参考值)	/	/	/
Verga 模型	34.88	32.14	21.43
Lietard-Griffiths 模型	27.90	26.43	18.57
DDNN(BPNN)	19.76	7.14	7.62
HCNN	8.14	4.28	2.38

续表

由表 4 可知，对于 J-5 井的 3 个漏失点的裂缝宽度预测中，Verga 模型和 Lietard-Griffiths 模型的预测表现最差，其预测相对误差范围为 18.57%~34.88%；其次是没有先验知识约束的 DDNN 模型，预测相对误差范围为 7.14%~19.76%；而 HCNN 模型预测值与 FMI 裂缝宽度实测值的误差最小，3 个样本预测值与实际值之间的误差都不超过 0.1mm，相对误差范围仅为 2.39%~8.14%。预测结果表明，HCNN 模型在小样本的训练条件下具有优于流体力学模型与 DDNN 的泛化性能和预测精度，证实 HCNN 模型具有预测目标井漏失裂缝宽度的能力。

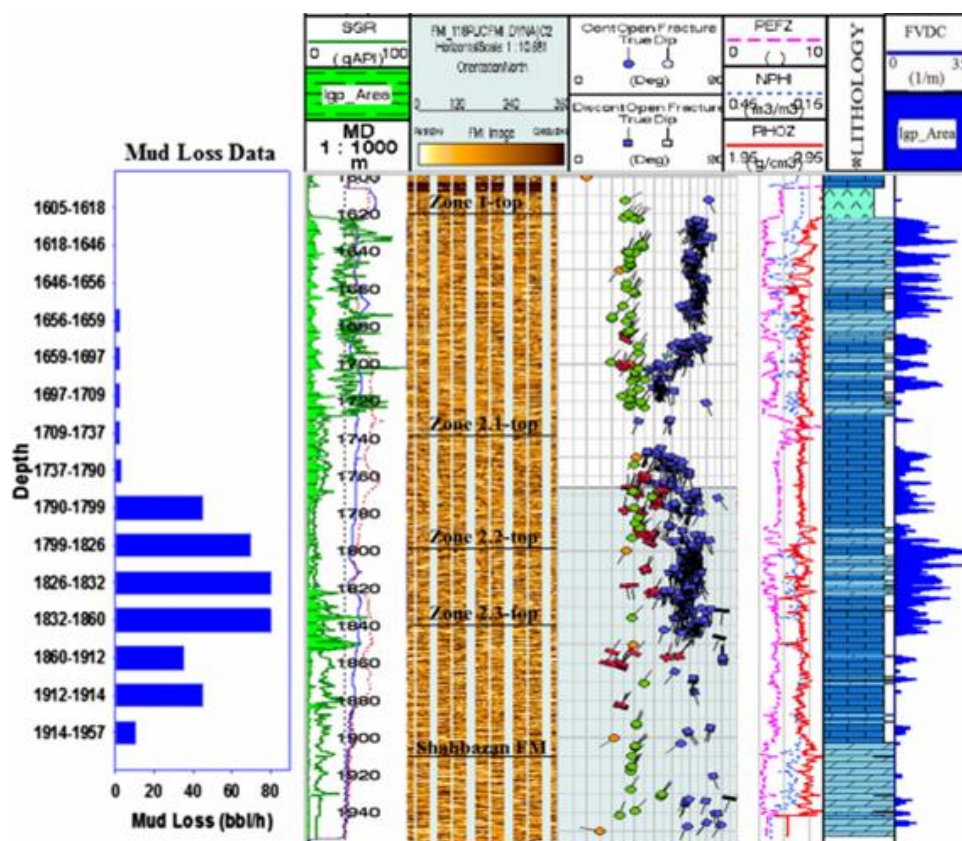


图 成像测井对比图

4.4 本章小结

(1) 传统的神经网络的裂缝宽度预测模型大多只停留在模型测试阶段，往往通过收集大量井史数据训练并对算法精度进行评估，但是现场井漏时情况突然，很难短时间收集到大量数据进行模型训练，在样本数量不足的实际情况下，传统的神经网络模型很难真正应用于现场。

(2) 本章提出一种基于 HCNN 的新型预测方法，应用流体力学的先验知识来构造约束，然后结合增广拉格朗日乘子方法来训练神经网络，在井漏生时能够快速响应，只需收集少量同区块具有相似地层特征的邻井的井漏数据样本就能完成模型的构建，并可迁移应用于目标井。

(3) 模型测试与迁移应用的结果表明，HCNN 可以在小样本训练集的情况下训练模型，并具有优于流体力学模型与 DDNN 的泛化能力与预测精度，可以有效降低裂缝宽度的预测误差，为现场堵漏方案的制定以及结合测井方法对裂缝通道进行综合评价提供参考。

第5章 裂缝通道评价软件研制及其应用

5.1 需求分析

裂缝性地层漏失通道评价问题虽然不是一个新问题，但其一直以来都备受关注。原因有两点，一是裂缝既是油气储集空间又是钻井液的漏失运移通道，二是裂缝评价难度大，特别是在井漏条件下评价漏失通道更是非常困难，目前都没有一个很好的在裂缝性漏失条件下评估裂缝漏失通道的方法，尤其是基于常规测井资料的单井裂缝评价，无法完全摸清漏失通道的性质。显然，要对裂缝通道进行综合评价，必须要综合常规测井与录井评价两种方法，而通常这些评价方法都是通过现有的测井软件（CIFLOG、GMI）和编程软件（MATLAB、PYCHARM）等实现的。这些软件也是只能实现了一种评价方法。因此，开发一款集成了多种评价方法的裂缝通道评价软件就十分必要。在软件开发之前，为确定用户的需求，让用户对系统提出完整、准确、清晰、具体的要求。我们与用户就此进行了多次沟通、交流，最终确定本次开发的软件必须具备如下功能：

- (1) 可视化人机交互界面，界面友好，操作方面简单；
- (2) 单井数据文件的读取，识别结果数据的写入；
- (3) 评价方法的选择，一种识别方法对应一个对话框；
- (4) 关键参数的设置；
- (5) 样本训练建模，单井裂缝通道评价；
- (6) 单井裂缝通道测录井评价结果剖面图绘制。

5.2 可行性分析

在整个软件开发周期中，可行性分析是一个必不可少的环节。它是通过分析主要可能解决的利弊，从而来判断系统规模和目标是否可以实现。实质上，这是要大大压缩、简化系统分析和设计的过程。同时也是在较高层次上以较抽象的方式进行的系统分析和设计过程。用最小的代价在尽可能短的时间内确定问题是否能够解决，这就是可行性分析的目的。可行性分析包括技术可行性分、经济可行性分析、操作可行性分析等。

- (1) 技术可行性分析

Pycharm 是一款由 JetBrains 公司开发的集成开发环境，广泛应用于 Python 程序的开发。Python 语言具有丰富的库和框架，能够方便地实现各种功能，适用于不同类型的软件开发。对于裂缝通道评价软件的开发，我们可以使用 Python 语言结合一些专门的科学计算和数据处理库，例如 NumPy 用于高效的数值计算，Pandas 用于数据处理，Matplotlib 用于数据可视化等。利用 Python 语言强大的面向对象编程能力和丰富的扩展库，我们可以轻松实现所需的功能，包括但不限于：

- 1) 单井数据文件的读取和处理，可使用 Pandas 的“read_csv”或“read_excel”等函数方便地读取数据文件。
- 2) 开发可视化人机交互界面，可以使用 PyQt 或 Tkinter 库，这些库可以帮助我们创建友好的用户界面，实现各种交互操作。
- 3) 评价方法的实现，可根据不同的评价算法编写相应的 Python 函数或类。
- 4) 样本训练建模，可利用 Scikit-learn 库，它提供了丰富的机器学习算法和工具，方便进行样本训练和建模。经分析，使用 Pycharm 和 Python 语言开发裂缝通道评价软件是可行的。

(2) 经济可行性分析

开发软件在现有计算机系统上，已安装 Pycharm。对于个人用户来说，Pycharm 有免费的社区版可供使用，对于专业开发团队，其专业版的成本也相对合理。而且开发裂缝通道评价软件可以大大减少现场堵漏工作人员的工作量，提高堵漏效率，从而降低堵漏剂使用量，使得在经济效益上获得可观的收益。

(3) 操作可行性分析

为使软件的使用得到推广，软件要操作简单、易学易用、普遍适用。使用 Pycharm 开发界面友好、操作简单的裂缝识别应用程序是可行的，对于具备一定计算机文化基础的人，尤其是熟悉 Python 语言的用户，都可以轻松操作该应用程序。通过使用 Python 的简单语法和丰富的文档资源，用户可以更容易理解和维护软件代码。同时，使用 PyQt 或 Tkinter 等开发的界面可以设计得简洁明了，方便用户进行各种操作，如数据文件的选择、评价方法的设置、关键参数的调整等。因此，从操作可行性角度来看，该方案是可行的。

5.3 软件结构设计

根据需求分析建立的主干业务流程，将软件所要完成的功能划分为两个大功能区，6 个主模块，细分为 20 个子模块，系统体系结构见图 5-1，模块清单见表

5-1。按照本章第一节中系统功能及模块的确定，本软件系统结构及关系见图 4-2 所示。软件采用的是单文档视图结构，软件主界面见图 4-3，其中菜单栏和工具栏都是自定义的而不是直接使用 Tkinter 自带的样式。菜单栏中有由一“菜单颜色”菜单项，菜单项下有“随机颜色”和“固定颜色”两个子菜单项可以设置菜单的背景色。这样设计可以使菜单看起来更灵活，有一种“动态感”。以下不再对自定义菜单栏和工具栏做过多的介绍。

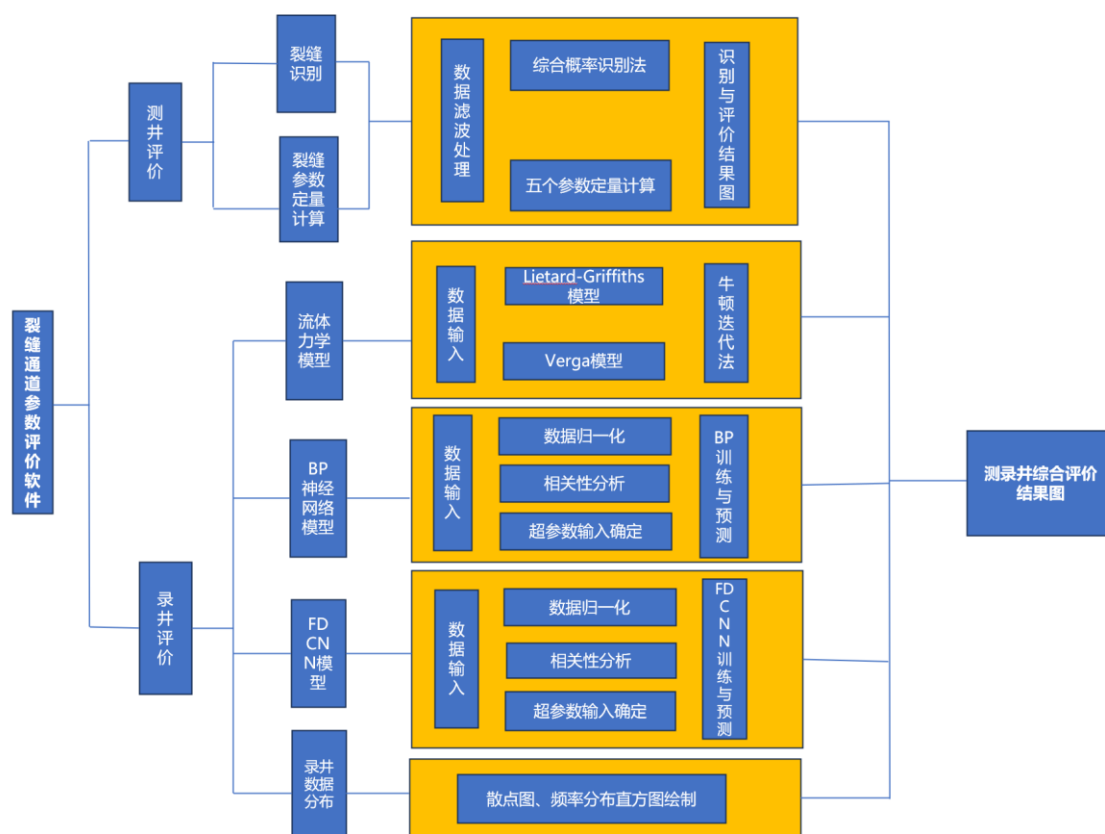


图 系统体系结构