



# 烃源岩测井识别与评价方法研究进展

赖锦<sup>1,2)</sup> 白天宇<sup>2)</sup> 苏洋<sup>2)</sup> 赵飞<sup>2)</sup> 李玲<sup>3)</sup>,  
黎雨航<sup>2)</sup> 李红斌<sup>2)</sup> 王贵文<sup>1,2)</sup> 肖承文<sup>4)</sup>

1) 中国石油大学(北京)油气资源与工程全国重点实验室,北京,102249;

2) 中国石油大学(北京)地球科学学院,北京,102249;

3) 中国石油塔里木油田公司勘探开发研究院,新疆库尔勒,841000;

4) 中国石油集团测井有限公司测井技术研究院,北京,102206

**内容提要:** 烃源岩测井识别与定量评价对油气资源潜力勘查、储量评估及非常规油气勘探开发至关重要。烃源岩自身岩性和成熟度等差异、测井序列对烃源岩响应灵敏程度不同以及不同方法适用性区别等导致烃源岩测井评价工作仍受到限制。目前亟需进一步挖掘地球物理测井资料中蕴含的烃源岩信息,搭建烃源岩品质与测井信息之间桥梁,并实现以自生自储为特性的非常规油气烃源岩品质测井精细表征。笔者等首先阐明烃源岩分类及其地质表征参数,并分析不同类别烃源岩在常规测井序列及成像和核磁共振等新技术测井序列上响应特征。烃源岩通常表现为“四高一低”(高GR、高AC、高CNL、高RT和低DEN)测井响应特征。除单因素分析外,可优选交会图及构建敏感参数等实现烃源岩定性识别。而烃源岩有机碳含量(TOC)等参数测井定量预测方面则可采用 $\Delta\lg R$ 法、修正 $\Delta\lg R$ 法(变基线和变系数)、自然伽马能谱测井法、多元回归法、Litho Scanner测井资料法以及人工智能方法实现。在分别评述不同TOC含量测井计算方法的优缺点和适用条件的基础上,指出通过TOC结合生烃潜力等参数计算可实现烃源岩品质测井综合评价。最后解析烃源岩测井识别与评价工作中存在的问题与发展趋势,以期为油气资源评价及非常规油气勘探开发提供理论指导与技术支持。

**关键词:** 烃源岩; 测井评价; TOC;  $\Delta\lg R$ ; 自然伽马能谱; 多元回归; 人工智能

在20世纪60至70年代,石油地质学家即认识到油气的生成、成藏和分布与烃源岩有直接或间接的联系,从而提出了“源控论”,即烃源岩是油气生成的物质基础,在油气勘探中首先要“定凹选带”,逼近油源区勘探(邹才能等,2005)。烃源岩精细评价工作是油气地球化学研究的重要内容,是油气资源评价和储量评估的前提,因而烃源岩历来受到石油地质工作者的广泛关注和重视(Tissot and Welte, 1978; Jarvie et al., 2007; 霍秋立等, 2011; 胡慧婷等, 2011; 陈海峰等, 2017; Shalaby et al., 2019; Zou Caineng et al., 2019; Amosu and Sun, 2021)。在世界能源格局中扮演重要角色的非常规油气(致密和页岩油气等)其源储紧邻或源储一体的特性更使得

烃源岩品质研究的重要性凸显(袁超等, 2014; Zou Caineng et al., 2019; 黄小鹏等, 2020; 金之钧等, 2021; 孙龙德等, 2021; Lai Jin et al., 2022; 李宁等, 2023)。烃源岩地球化学研究主要依托钻井取芯样品实验分析,利用岩芯分析数据可获得精确的有机碳含量信息,但取芯数据有限,难以实现烃源岩纵向上连续分布特征的综合评价(胡慧婷等, 2011; 袁超等, 2014; Aziz et al., 2020)。如果整套烃源岩只依托零星几口探井的岩芯地化测试数据来评价往往会产生较大的误差(胡慧婷等, 2011; 霍秋立等, 2011)。地震资料虽然可以定性的识别烃源岩,但其较低的纵向分辨率导致难以给出定量的烃源岩表征参数(Løseth et al., 2011; 殷杰和王权, 2017; 秦建

注: 本文为国家自然科学基金资助项目(编号: 42002133、42072150)、中国石油大学(北京)科研启动基金项目(编号: 2462023QXNZ010)和中国石油—中国石油大学(北京)战略合作协议项目(编号: ZLZX2020-01)的成果。

收稿日期: 2023-05-23; 改回日期: 2023-09-22; 网络首发: 2023-10-20; 责任编辑: 刘志强。Doi: 10.16509/j.georeview.2023.10.001

作者简介: 赖锦,男,1988年生,博士,副教授,博士生导师,主要从事沉积储层和测井地质学教学与研究工作; Email: laijin@cup.edu.cn。通讯作者: 王贵文,男,1966年生,教授,博士生导师,主要从事沉积学、储层地质学与测井地质学方面的教学与科研工作; Email: wanggw@cup.edu.cn。

强等,2018)。相比较而言,地球物理测井资料具有纵向高分辨率、连续性好的特征,在分析烃源岩测井响应特征的基础上,可以综合分析不同烃源岩测井响应特征,并建立烃源岩地球化学表征参数(有机碳 TOC 含量)定量解释模型,实现烃源岩特征单井连续识别与定量评价(胡慧婷等,2011;袁超等,2014;贺聪等,2016; Zhao Peiqiang et al., 2017; Iqbal et al., 2018; Wood, 2020; Lai Jin et al., 2022)。

目前不同测井采集序列(常规、成像、核磁共振和元素扫描(Litho Scanner)测井)以及多元回归和人工智能等方法理论体系被引入于不同盆地和区块烃源岩识别和测井评价工作中,取得广泛效果(Passey et al., 1990; 杜江民等,2016; Iqbal et al., 2018; 秦建强等,2018; Godfray and Seetharamaiah, 2019; Tenaglia et al., 2020; Lai Jin et al., 2022; 卢妍欣等,2023)。但不同盆地烃源岩本身岩性和地球化学参数表现各异,且不同序列测井曲线影响因素众多同时对烃源岩响应灵敏程度各具差异,导致烃源岩测井识别与评价工作仍受到限制。如 Passey 等(1990)提出的  $\Delta \lg R$  法虽被国内外学者认可并推广运用,但也发现该方法在低丰度碳酸盐岩烃源岩以及深层(强压实及成熟度高)烃源岩评价中并不适用(胡慧婷等,2011; 王清辉和冯进,2018; 杨涛涛等,2018)。元素扫描测井(Litho Scanner)虽精度较高但其采集成本限制难以推广应用(贺聪等,2016; Lai Jin et al., 2022)。此外,受沉积环境、有机质供给和古环境等因素影响,烃源岩时空分布具明显非均质性特征(曲彦胜等,2011; 高阳,2013; 杜文凤等,2016),且不同岩性和丰度烃源岩本身岩石物理响应机理差异较大,导致烃源岩品质与测井信息之间关系搭建的过程受到挑战(杜文凤等,2016; 赖锦等,2022)。

为了更好地挖掘地球物理测井资料中蕴含的烃源岩信息,并发挥测井资料在烃源岩定性识别和定量评价中的优势,同时适应以自生自储为特征的页岩油气烃源岩品质的测井表征,笔者等基于大量文献和作者自身工作实践,系统评述烃源岩测井评价的起源、发展历程及未来趋势。首先阐明烃源岩地质分类及其表征参数,并分析不同类别烃源岩在常规测井及新技术测井技术上响应特征。优选交会图及参数构建来实现烃源岩定性识别。以实例形式评述目前的  $\Delta \lg R$  法、修正  $\Delta \lg R$  法、自然伽马能谱测井法、多元地质统计法、Litho Scanner 测井资料法以及

人工智能方法预测 TOC 的优缺点,在此基础上通过生烃潜量等参数计算实现烃源岩品质综合评价。最后指出烃源岩测井识别与评价工作中存在的问题与发展趋势,以期达到更好地将测井资料运用至烃源岩解释评价工作中,以期对油气资源评价以及非常规油气勘探开发提供理论指导与技术支持。

## 1 烃源岩地质分类及表征参数

Tissot 等(1978)将烃源岩定义为已经产生或可能产生石油的岩石。Hunt(1979)则将烃源岩定义为在天然条件下曾经产生和排出过烃类并形成工业性油气聚集的细粒沉积岩。按岩性烃源岩可分为煤系烃源岩、碳酸盐岩烃源岩和暗色泥页岩烃源岩(杜文凤等,2016; 柳广弟,2018)。从地球化学角度,烃源岩通常可用有机质丰度、成熟度和有机质(干酪根)类型等指标进行分类和表征(柳广弟,2018; Zhao Peiqiang et al., 2019; 黄小鹏等,2020)。

(1) 有机质的丰度: 表征有机质丰度的指标包括有机碳、氯仿沥青“A”、总烃百分含量以及岩石热解生烃潜力( $S_1+S_2$ )参数(卢妍欣等,2023),其中有机碳含量(TOC)是反映有机质丰度的最直接和关键的指标。通常 TOC 含量 0.5% 被认为烃源岩生烃的下限,越高的 TOC 值往往代表更高的生烃能力(高岗等,2012; 柳广弟,2018; 黄小鹏等,2020; 王祥等,2020)。

(2) 有机质类型: 沉积有机质大致可分为腐泥型和腐植型两大类。不同沉积环境中,不同有机质来源的干酪根,其生油气潜能差别很大,根据 C、H、O 元素的分析,可将干酪根划分为 I 型、II 型和 III 型。其中 I 型原始氢含量高,而氧含量低,生油潜力大。III 型氢含量低,而氧含量高,埋藏到足够深度时,可成为有利的生气来源。II 型干酪根,氧和氢含量介于二者之间,生油潜力中等(柳广弟,2018)。干酪根类型是烃源岩综合评价的关键指标之一,通常利用氢指数和最大裂解温度( $T_{max}$ )快速划分有机质类型(闫建平等,2017; 黄小鹏等,2020)。

(3) 有机质的成熟度: 有机质成熟度反映有机质在深埋过程中的热演化程度,其指标众多,有镜质体反射率( $R_o$ )、TTI(时间温度指数)、热变指数等。通常也认为  $R_o$  数值 0.5% 为有机质成熟度的下限(柳广弟,2018)。

综上所述,对烃源岩进行分类分级评价时需要着重考虑有机质类型、有机质丰度和成熟度,一般优选代表有机质丰度的 TOC 和代表有机质类型的氢

指数( $IH$ )来综合反映烃源岩的生烃能力,可利用两者的交会图实现烃源岩分级评价(陈海峰等, 2017)。

## 2 烃源岩测井响应特征分析

### 2.1 烃源岩测井响应

与岩石骨架相比,烃源岩富含有机质,有机质岩石物理性质与岩石骨架具明显差异,而该差异正是利用测井曲线识别与评价烃源岩的岩石物理基础(宋占东等, 2009; 周妍等, 2022),此外成熟烃源岩内部还含有一部分烃类流体,烃类的存在也将造成烃源岩测井曲线组合特征上的差异(杨涛涛等, 2013; Iqbal et al., 2018)。总体而言,富含有机质的烃源岩在地球物理测井上表现为高伽马( $GR$ )、高声波时差( $AC$ )、高电阻率( $RT$ )、高中子孔隙度( $CNL$ )和低体积密度( $DEN$ ),即“四高一低”的响应特征(图1)(杜江民等, 2016; Zhao Peiqiang et al., 2017; 秦建强等, 2018; 刘瑞等, 2020; Amosu and Sun, 2021; 周妍等, 2022; 蒋云箭等, 2023)。基于以上岩石物理响应特征即可利用纵向分辨率相对较高且连续性好的测井曲线来识别和评价烃源岩(Zhao Peiqiang et al., 2016; 刘瑞等, 2020; Lai Jin et al., 2022)。

#### 2.1.1 自然伽马和自然伽马能谱测井

烃源岩在自然伽马曲线上表现为高异常,鄂尔多斯盆地延长组长7段烃源岩 $GR$ 值最高可达700 API以上(图1),主要因为富含碳的源岩层往往吸附有较多的放射性元素铀( $U$ ),因而在自然伽马能谱上表现为高 $U$ 异常(朱建伟等, 2012; 袁超等, 2014; 贺聪等, 2016; 张成龙等, 2019)。通常铀富集于还原条件而钍则在氧化环境中富集,而有机质往往富集于还原环境中,因此烃源岩伽马能谱测井显示出高铀、低钍( $Th$ )特征(秦建强等, 2018)。Beers (1945)解释自然伽马放射性与有机碳含量之间关系, Schmoker (1981)进一步建立了与有机质丰度与 $GR$ 测井的耦合关系。由于铀和有机质之间有很好的经验关系(Swanson, 1960), Fertl 和 Chilingar (1988)指出用自然伽马能谱( $U$ )测井来确定有机质丰度,并且认为,比值法(钍/铀, 钾/钍)由于其考察了岩性(即泥质含量的变化),并且对这种变化自动补偿,所以更可靠。

自然伽马测井基本上每口井都能测量,同时不容易受到井眼环境影响,因此自然伽马及能谱测井在烃源岩分析评价当中应用广泛(袁超等, 2014)。

但需要注意的是,部分湖相泥岩或者煤系烃源岩由于并不能吸附到足够的 $U$ 元素产生高 $GR$ ,因此其 $GR$ 值不一定最高(袁超等, 2014)。

#### 2.1.2 密度测井

富含有机碳的源岩层,其体积密度低于其它岩层,因而在密度曲线上表现为低异常。固体有机质的密度(约 $1.0\text{ g/cm}^3$ )比周围岩石骨架密度( $\rho_m = 2.3 \sim 2.7\text{ g/cm}^3$ )要低的多,因此烃源岩层一般具有较低的密度测井值(Tissot and Welte, 1978; Schmoker, 1980; 袁超等, 2014; 贺聪等, 2016)(图1)。Schmoker (1980)建议用密度测井(岩石体积密度)来估算有机碳含量, $TOC$ 增加10%(据重量),密度值将减少 $0.5\text{ g/cm}^3$ 。因此可利用岩芯分析数据建立地层密度值与有机碳含量的关系(Schmoker and Hester, 1983)。此外,密度是影响地震波传播敏感因素之一,而烃源岩波阻抗的变化是利用地震资料识别烃源岩的基础(秦建强等, 2018)。

在利用密度测井进行烃源岩识别和定量评价时,要注意两个方面,一是密度测井贴井壁测量,本身容易受到井壁规则性影响,因此要区分部分由于井壁坍塌导致的低密度异常(黄小鹏等, 2020);二是黄铁矿(密度约 $5\text{ g/cm}^3$ )等重矿物容易在烃源岩中富集,密度测井容易受特殊重矿物存在的影响(朱建伟等, 2012; 袁超等, 2014; 贺聪等, 2016; Lai Jin et al., 2023)。

#### 2.1.3 声波时差测井

当密度曲线受井壁不规则或黄铁矿存在影响时,声波时差( $\Delta t$ )曲线可能比密度曲线更可靠,可弥补密度测井不可靠时的不足。有机质因为具有较低的声波传播速度,因此烃源岩表现较高的声波时差,沉积岩的 $\Delta t$ 在 $150 \sim 200\text{ }\mu\text{s/m}$ 之间,有机质的 $\Delta t$ 约为 $600\text{ }\mu\text{s/m}$ ,且声波时差与 $TOC$ 含量一般成正相关(秦建强等, 2018; 王惠君等, 2020)。

需要注意的是,声波时差受泥质含量、压实程度、含气性和裂缝的影响较大,气层和裂缝往往会导致声波时差测井出现周波跳跃现象,因此不能单独用声波时差测井来评价烃源岩(朱建伟等, 2012; Lai Jin et al., 2021)。

#### 2.1.4 中子孔隙度测井

富含有机碳的烃源岩层,往往具有较高的含氢指数,因而表现出的中子测井值也较高(闫建平等, 2009; 秦建强等, 2018; 卢妍欣等, 2023)(图1)。但氢还可存在于孔隙流体中,同时气层由于挖掘效应,往往会表现出低中子值,因此中子测井反映烃源岩



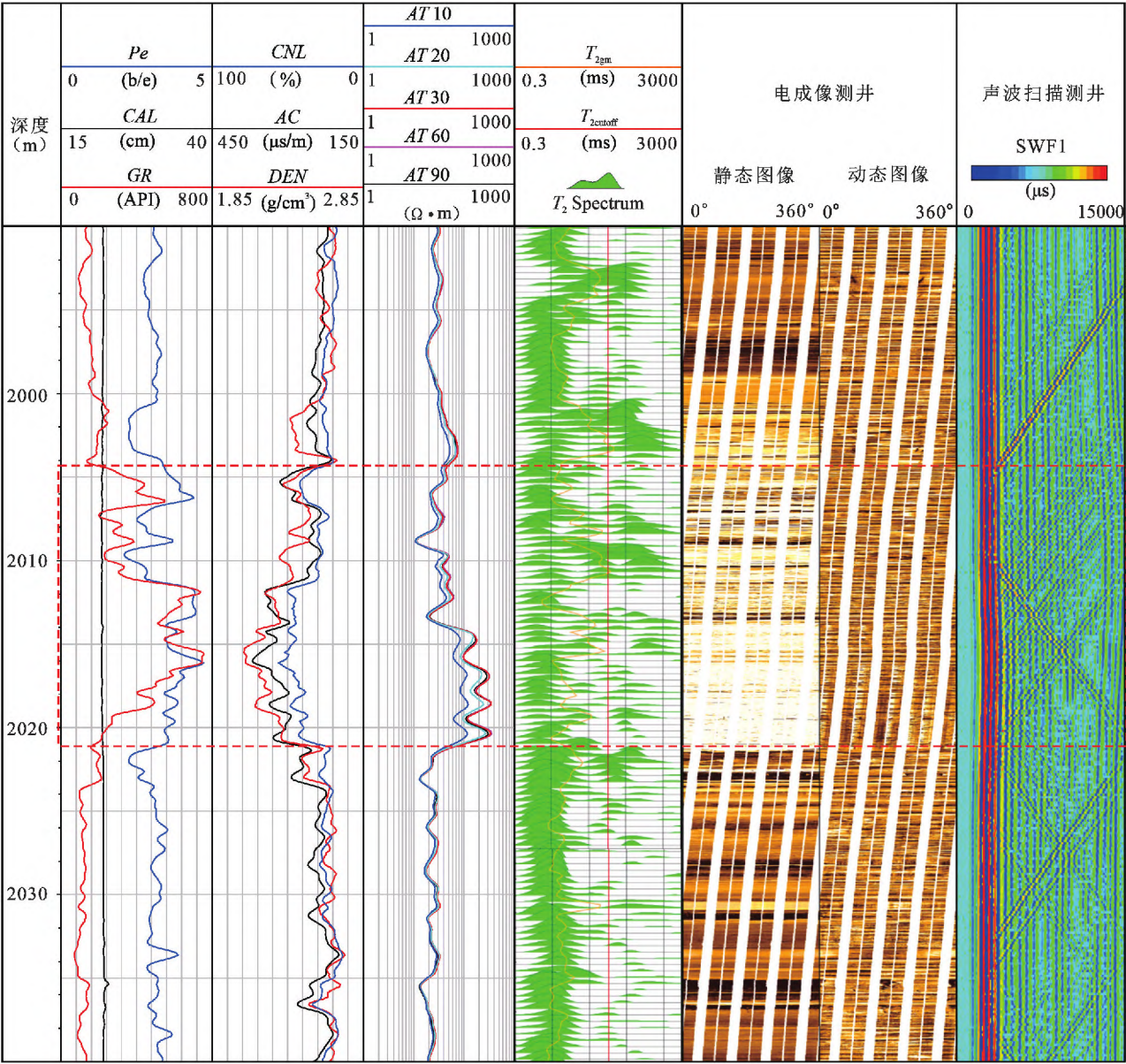


图 1 鄂尔多斯盆地上三叠统延长组长 7 段烃源岩测井响应特征( Yue 32 井) ( 据 Lai Jin et al. , 2022)

Fig.1 Well log response characteristics of source rocks in Member 7 of Upper Triassic Yanchang Formation in Ordos Basin ( the Well Yue 32) ( from Lai Jin et al. , 2022)

的能力相对较差。

2.1.5 电阻率测井

富含有机质的烃源岩往往具高电阻的特征 , 这往往是由于有机质不导电造成的( 王惠君等 , 2020; 卢妍欣等 , 2023) ( 图 1) 。此外 , 成熟的岩层由于产生不易导电的液态烃类 , 进一步导致在电阻率曲线上表现为高异常 , 电阻率测井值讲随着  $TOC$  的增大而增大( 朱建伟等 , 2012; 杨涛涛等 , 2013; 王惠君等 , 2020) 。当然 Meissner( 1976) 认为电阻率测井主要是成熟度的指示 , 而不是  $TOC$  含量的指示。

2.1.6 碳氧比测井

碳氧比测井通过测量快中子与地层产生的非弹伽马能谱 , 利用碳和氧元素产生的特征伽马射线计数比值 , 可获得地层碳原子与氧原子比值信息( 鲁保平等 , 2022) 。Herron( 1988) 提出利用碳氧比值确定地层有机碳含量。利用碳氧比测井可获得地层碳氧比值 , 再经环境校正后 , 乘以地层中氧原子可获得地层碳元素信息 , 总碳含量扣除无机碳( 主要覆存在碳酸盐岩矿物) 后即有机碳含量( 袁超等 , 2014) 。

### 2.1.7 新技术测井

电成像测井: 由于富含有机质的烃源岩高电阻的特征, 在电成像测井静态图上往往表现为亮白色, 可见明显的明暗相间的纹层, 指示其中的页理等特征(杨涛涛等, 2013; 蒋云箭等, 2023), 同时在动态图上偶可见暗色斑点(黄铁矿)(Lai Jin et al., 2022)(图1)。

核磁共振测井: 烃源岩孔隙度较低, 但由于其含有烃类流体, 因此核磁共振  $T_2$  明显呈现双峰、多峰状, 同时存在一定的拖尾现象(图1)。

阵列声波测井: 除了纵横波时差的增大外, 声波波形图可见弱“V”字形干涉条纹, 代表烃源岩层段低速对声波幅度的衰减(图1)。

### 2.2 不同岩性烃源岩测井响应

烃源岩除具备上述的共性的“四高一低”测井响应之外(图1), 往往不同类别烃源岩还具有特殊的测井响应特征。此外, 烃源岩测井响应还受到有机质的布形式、成熟度和孔隙流体性质等因素影响, 其测井响应是上述诸多因素的综合反映(王清辉和冯进, 2018; 李正勇等, 2020; Lai et al., 2022)。

暗色泥页岩尤其是海相泥页岩类烃源岩“四高一低”特征明显(霍志鹏等, 2016), 但部分湖相烃源岩由于吸附的U元素较少, 因此GR不一定为最高(杨涛涛等, 2013)。

煤系烃源岩中煤和炭质泥岩中有机质TOC含量较高, 远高于煤系泥岩中TOC含量, 其电阻率显示为异常高值(杜文凤等, 2016)。但煤层GR一般较低(比泥岩低)( $<80$  API), 煤系烃源岩TOC与自然伽马将呈负相关关系, 同时SP曲线也呈现低值, 煤层在成像测井上也表现为亮色条带(张小莉和沈英, 1998; 宋占东等, 2009; 杨涛涛等, 2013; 杜文凤等, 2016; Lai Jin et al., 2017; 袁龙等, 2020; 王惠君等, 2020)。

碳酸盐岩烃源岩由于其低丰度, 往往GR也不一定很高(碳酸盐岩GR背景值本身就低, 通常 $<30$  API)(姚泾利等, 2016; 霍志鹏等, 2016)。此外, 碳酸盐岩烃源岩不一定表现出高电阻率(方解石和白云石骨架本身电阻率高)(Lai et al., 2020), 同时, 碳酸盐岩剖面中的低密度特征有可能由溶蚀孔洞造成, 需要与烃源岩发育导致的低密度进行区分(霍志鹏等, 2016)。

### 2.3 交会图技术识别烃源岩

烃源岩测井响应是多种因素的综合响应, 同时由于不同测井系列岩石物理基础、影响因素差异, 导

致利用单一测井方法识别烃源岩可能存在较大误差, 因此需求采用多曲线交会来识别与评价烃源岩( Flower, 1983; 闫建平, 2009; 霍志鹏等, 2016; 杜文凤等, 2016)。交会图即从对烃源岩响应敏感的测井系列中选择两种曲线做X—Y坐标交会图, 不同类型和丰度烃源岩对应的数据点在交会图中的分布区间各异, 因此可用于识别烃源岩(杨涛涛等, 2013; 杜文凤等, 2016)。Meyer和Nederlof(1984)提出可基于电阻率、密度和声波时差测井交会来识别烃源岩, 交会图中电阻率高、时差高、体积密度低的层段被认为是烃源岩。相比较单条曲线而言, 交会图技术可避免一些异常数据点的影响, 可达到半定量评价烃源岩的效果(徐思煌和朱义清, 2010)。

### 2.4 参数或判别函数构建

优选对烃源岩响应灵敏的测井曲线组合, 遵循一定的岩石物理响应基础, 可构建出识别表征烃源岩的参数或者判别函数, 达到定量判别烃源岩的目的(张立鹏等, 2001; 王方雄等, 2002; 霍志鹏等, 2016; 王清辉和冯进, 2018)。张立鹏等(2001)优选弹性参数(波阻抗等)、GR与KTh差值、U/Th值和井径差值实现烃源岩定量表征。此外, 还可构建相关的函数或曲线来实现烃源岩发育特征的定量判别(杨涛涛等, 2013)。

## 3 烃源岩测井定量评价

在烃源岩定性识别、半定量评价的基础上, 实现烃源岩表征参数测井定量评价势在必行(王贵文等, 2002; 徐思煌和朱义清, 2010; 杜江民等, 2016; Zhao Peiqiang et al., 2016; 赖锦等, 2023)。自Beers(1945)最早认识到古生界页岩放射性与有机质含量的关系, 众多专家学者对烃源岩测井定量评价开展了大量的工作, 在前述的单参数分析、多参数交会图法进行定性识别方法的基础上(徐思煌和朱义清, 2010), 目前已经形成了六大类烃源岩有机质含量测井定量表征方法, 主要包括: ①  $\Delta \lg R$ 法(Passey et al., 1990; 王贵文等, 2002); ②变基线、变系数等修正的  $\Delta \lg R$ 法(胡慧婷等, 2011; Zhao Peiqiang et al., 2017); ③自然伽马能谱测井法(赖锦等, 2022; Lai Jin et al., 2022); ④多元地质统计法(杨涛涛等, 2018; Aziz et al., 2020); ⑤新技术测井资料法(袁超等, 2014; Lai Jin et al., 2022); ⑥人工智能法(Mahmoud et al., 2017; Amosu and Sun, 2021; 王宵宇等, 2022)。

Swanson(1960)认识到铀元素含量与石油生成

密切相关。Schmoker( 1979) 提出密度测井可用来确定烃源岩有机质的含量。Fertl( 1979) 和 Schmoker 等( 1981) 进一步指出自然伽马测井及能谱测井可用于烃源岩的识别及其有机碳含量预测。Schmoker 和 Heste( 1983) 将密度曲线引入 TOC 含量定量计算。Meyer 和 Nederlof( 1984) 提出电阻率、密度或声波曲线组合交会并估算有机碳含量的方法。Autric 和 Dumesnil( 1985) 采用伽马和声波资料评价源岩有机质丰度。Mendelzon 和 Toksoz( 1985) 尝试建立了多元回归法预测有机质丰度。Mann 和 Müller( 1988) 增加了能谱、声波和密度测井评价烃源岩。Herron 等( 1988) 提出 C/O 测井计算烃源岩有机碳含量方法。Passey 等( 1990) 提出了目前仍在广泛应用的  $\Delta\lg R$  法用于识别烃源岩并计算有机碳含量。此后,逐渐发展完善了自然伽马能谱测井方法( Sérgio et al. , 2018)、多元回归法( Aziz et al. , 2020) 以及人工智能预测 TOC 的方法( Amosu and Sun , 2021) 。

谭廷栋( 1988) 最早利用典型烃源岩“四高一低”特征进行烃源岩识别与评价。后续 20 世纪 90 年代  $\Delta\lg R$  法逐渐被国内学者采用并进行 TOC 含量定量评价,并提出了改进的  $\Delta\lg R$  法( 朱光有等 2003; 胡慧婷等 ,2011; 刘超等 ,2014; Zhao Peiqiang et al. , 2017) 。同时多元统计法和神经网络法的引入将烃源岩测井评价引入新的高度( 王贵文等 ,

2002; 张晗等 ,2017; 王宵宇等 ,2022) 。张小莉等( 2003) 采用多测井序列组合实现煤系烃源岩测井识别。现今随着测井采集技术的进步,核磁共振测井、元素测井等也逐渐被用至 TOC 定量计算工作中( 袁超等 ,2014; 王清辉和冯进 ,2018; Lai Jin et al. , 2022; 蒋云箭等 ,2023) 。

3.1 声波—电阻率曲线重叠法(  $\Delta\lg R$  法)

Passey( 1990) 在前人单参数和多参数交会识别烃源岩的基础上,提出了一种可以适用于碳酸盐岩和碎屑岩生油岩定量计算 TOC 含量的  $\Delta\lg R$  技术。该  $\Delta\lg R$  法将声波和电阻率曲线重叠,其中每两个对数电阻率刻度对应的声波时差为  $-100\ \mu\text{s}/\text{ft}$  (  $1\text{ft}=30.48\text{ cm}$  ) ,把非生油岩曲线叠在一起作为基线。确定基线以后,两条曲线的距离为  $\Delta\lg R$ ,因此用两条曲线的距离来识别富含有机质的烃源岩层( 公式 1 和公式 2) ( Passey , 1990; 王贵文等 ,2002; 朱光有等 ,2003; Shalaby et al. , 2019; Wang Huijun et al. , 2019; Tenaglia et al. , 2020) 。

因此  $\Delta\lg R$  与 TOC 线性相关,并且是成熟度的函数( 公式 2) ,利用  $\Delta\lg R$ —TOC 关系图可以把  $\Delta\lg R$  直接换算成 TOC( 图 2) 。利用  $\Delta\lg R$  计算 TOC 含量的步骤依次为: ① 电阻率和声波时差坐标对应; ② 确定基线( 图 2 中基线确定为  $RT$  为  $4.5\ \Omega\cdot\text{m AC}$  为  $71\ \mu\text{s}/\text{ft}$  ) ; ③ 识别非烃源岩; ④ 明确  $\Delta\lg R$  含义; ⑤ 计算  $\Delta\lg R$  数值; ⑥ 计算 TOC 含量( 图 2) 。

表 1 不同烃源岩测井识别评价方法优缺点对比

Table 1 Comparison of advantages and shortcomings of various methods for source rock evaluation

烃源岩测井评价方法	优势及适用条件	局限	改进方法
单条曲线分析方法	操作简单; 可定性区分不同烃源岩类型	预测精度不高; 不易消除黄铁矿等引起的异常测井响应	多参数耦合定性定量评价烃源岩
$\Delta\lg R$ 方法	克服了单条曲线容易产生的误差; 曲线重叠消除了孔隙度变化影响; 适合于不同岩性烃源岩; 对测井数据要求低; 有明确的岩石物理和地质意义	不适用于高成熟度、超深层烃源岩; 基线难以确定; 需要考虑烃源岩成熟度	采用变基线、变系数 $\Delta\lg R$ 方法
变基线、变系数及广义 $\Delta\lg R$ 方法	适用于超深层、过成熟烃源岩测井评价; 提升了 $\Delta\lg R$ 方法计算的精度; 广义 $\Delta\lg R$ 避免了基线确定的不确定性	操作步骤复杂; 相对基线不好确定,系数不好拟合,精度较高推广运用	分类建模,分层位、分区块和地质情况进行建模
自然伽马能谱测井法	操作流程简单; 推广应用广泛; 曲线灵敏度高	湖相烃源岩不一定适用; 易受放射性矿物( 凝灰质等) 影响	消除放射性矿物影响,构建 U/Th 等曲线
多元回归法	多数情况能够适用; 多因素综合考量模型拟合度较高; 敏感测井参数与烃源岩耦合可建立定量模型	需多次修改属性和调整模型; 模型推广性较差	优选最灵敏的曲线构建回归模型
核磁共振与密度测井法	密度测井与核磁共振测井孔隙度的差值反映了 TOC 含量	核磁共振测井采集较少; 易受含铁矿物影响( 铁方解石; 黄铁矿)	消除含铁矿物等影响
Litho Scanner 测井法	不需要岩芯分析数据校正; 精度较高	测井资料采集较小,处理流程复杂	增加该测井序列采集
人工智能测井预测法	可消除人为因素影响; 提升工作效率	需大量样本进行机器学习和训练; 需多次尝试和修改模型	增大样本数量; 优选精度较高的机器学习方法

$$\Delta \lg R = \lg \left( \frac{R}{R_{\text{Baseline}}} \right) + 0.02(\Delta t - \Delta t_{\text{Baseline}}) \quad (1)$$

$$TOC = \Delta \lg R \times 10^{(2.297 - 0.1688 LOM)} \quad (2)$$

式中  $\Delta \lg R$ : 实测曲线间距在对数电阻率坐标上的读数;  $R$ : 测井实测的(深探测)电阻率  $\Omega \cdot m$ ;  $\Delta t$ : 实测的声波传播时差  $\mu s/ft$  ( $1 ft = 30.48 cm$ );  $R_{\text{Baseline}}$ : 非生油岩基线对应的电阻率;  $\Delta t_{\text{Baseline}}$ : 非生油基线对应的声波时差; 0.02: 依赖于每一个电阻率刻度的  $-50 \mu s/ft$  比值。

$LOM$ (level of maturity): 成熟度评价指标, 与  $R_o$  密切相关, 通常可通过查询图版获得, 一般  $LOM = 7$  对应干酪根成熟开始,  $LOM = 12$  则代表干酪根过成熟。

该  $\Delta \lg R$  方法的提出可说是开创了测井定量评价  $TOC$  含量的里程碑, 该方法的优点在于: ① 曲线重叠克服了单条曲线容易产生的误差; ② 声波和电阻率曲线重叠消除了孔隙度变化影响; ③ 适合于不同岩性烃源岩; ④ 对测井数据要求低, 如声波时差测井还可用密度或中子代替; ⑤ 具有明确的岩石物理和地质意义(表 1)(王贵文等, 2002; 刘超等, 2014; 袁超等, 2014; 许娟娟等, 2016; 杨涛涛等, 2018; 刘瑞等, 2020)。

### 3.2 变基线、变系数及修正 $\Delta \lg R$ 法

传统  $\Delta \lg R$  方法虽然在烃源岩  $TOC$  测井定量表征方面具有显著优势, 但也存在一定的局限性, 具体体现在: ①  $\Delta \lg R$  法计算依赖于基线值, 基线的选取过程繁琐且容易受人为主观因素影响; ② 计算有机碳含量时对成熟度  $LOM$  存在很大依赖性, 首先若  $LOM$  估计不准确, 则计算值就会产生误差, 且对于热变指数  $LOM$  小于 7 和大于 12 的烃源岩, 刻度标准不够严格, 方法不适用; ③ 计算公式中系数选用固定值 0.02, 不一定适用所有地层; ④ 不适用于深层致密层段和超压层段  $TOC$  含量定量计算(胡慧婷等, 2011; 袁超等, 2014; 张晗等, 2017; Zhao Peiqiang et al., 2017; Iqbal et al., 2018; Wang Huijun et al., 2019; 刘瑞等, 2020)。针对以上  $\Delta \lg R$  技术的局限和不足, 国内外众多专家学者提出了改进的  $\Delta \lg R$  方法, 包括变基线、变系数和广义  $\Delta \lg R$  方法(刘超等, 2014; 胡慧婷等, 2011, 2016; 张晗等, 2017)。

#### 3.2.1 变基线 $\Delta \lg R$ 法

变基线  $\Delta \lg R$  技术的优势在于考虑了同一口井声波时差和电阻率曲线重叠时存在多个基线值, 因此需要分段确定基线值, 在此基础上分段计算  $\Delta \lg R$  数值, 然后再进行  $TOC$  含量测井计算(胡慧婷等,

2011)。该变基线  $\Delta \lg R$  技术一定程度上能很好的提升  $TOC$  含量测井预测的精度, 如与  $\Delta \lg R$  技术相比, 变基线  $\Delta \lg R$  技术可略微提升古龙凹陷白垩系青山口组页岩  $TOC$  预测的精度, 2508.5 m 深度往上选取的基线为  $RT$  为  $4.2 \Omega \cdot m$ ,  $AC$  为  $75 \mu s/ft$ , 而 2508.5 m 深度段往下基线选取为  $RT$  为  $4.5 \Omega \cdot m$ ,  $AC$  为  $71 \mu s/ft$ (图 2 和图 3), 但问题在于分段确定基线的操作过程比较繁琐, 且也易受到人为因素影响(表 1)(胡慧婷等, 2011)。

#### 3.2.2 变系数 $\Delta \lg R$ 法

针对  $\Delta \lg R$  技术中系数固定确定为 0.02 的劣势(固定系数不一定适用于所有地层), 专家学者们提出了变系数  $\Delta \lg R$  技术(刘超等, 2014; 陈海峰等, 2017; 黄胜等, 2019)。变系数  $\Delta \lg R$  技术首先改变了传统  $\Delta \lg R$  技术固定系数为 0.02 的局限, 将系数改进为具有地质意义的待定系数(调整模型识别干酪根和烃的能力), 其次将  $LOM$  视为变量  $a$ , 认为其与烃源岩热演化程度相关, 然后基线值不用人为选取, 即将基线值调整为标准化处理后的声波时差曲线和电阻率曲线(二者数量级相当)(刘超等, 2014; 黄胜等, 2019)。变系数  $\Delta \lg R$  技术测井预测  $TOC$  的公式可以写为:

$$\Delta \lg R = k(\lg R - B) + (1 - k)(\Delta t - B) \quad (3)$$

$$TOC = a \Delta \lg R + b \quad (4)$$

公式 3 和公式 4 中  $R$  为电阻率  $\Omega \cdot m$ ;  $\Delta t$  为声波时差  $\mu s/m$ ;  $B$  为相对基线值;  $a$  和  $b$  为公式的拟合系数, 其中  $b$  为有机碳含量的背景值,  $k$  和  $a$  为两个关键的待定系数, 需要通过实测数据标定最优化拟合得到(刘超等, 2014; 陈海峰等, 2017; 黄胜等, 2019)。

变系数  $\Delta \lg R$  技术消除了固定系数对  $TOC$  预测精度的影响, 但也引出了新的问题, 如相对基线不好确定, 系数  $a$  和  $b$  不好拟合, 因此限制了其推广运用(表 1)。

#### 3.2.3 广义 $\Delta \lg R$ 法

胡慧婷等(2016)针对  $\Delta \lg R$  技术的不足之处提出了利用自然伽马、声波时差和电阻率测井曲线结合的广义  $\Delta \lg R$  方法, 用于预测深层烃源岩(成熟度相对较高)  $TOC$  含量。

$$TOC = (a \times GR + b) \times \Delta \lg R + \Delta TOC \quad (5)$$

式中:  $GR$  为自然伽马曲线 API;  $\Delta TOC$  为  $TOC$  基础值或校正值, 其他参数与式 1 和式 2 一致。当式 4 内系数  $a$  为 0 时, 模型简化为  $\Delta \lg R$  方法, 一般  $\Delta \lg R$  方法在中浅层应用效果较好, 而广义  $\Delta \lg R$  技术, 由



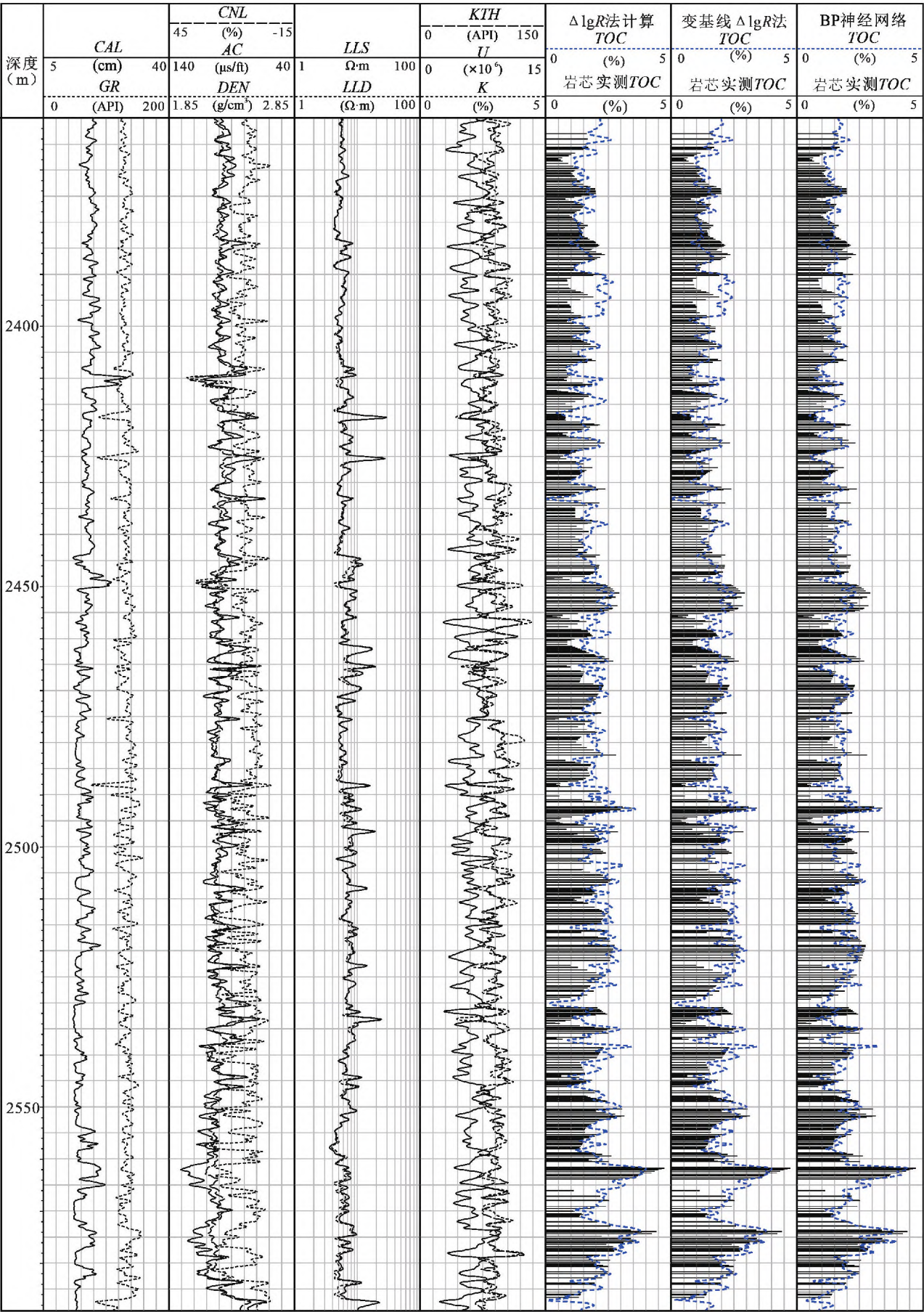




图2 基于  $\Delta\lg R$  法、变基线  $\Delta\lg R$  技术和 BP 神经网络的松辽盆地古龙凹陷白垩系青山口组 TOC 含量测井计算

Fig.2 The calculation of TOC content in the Cretaceous Qingshankou Formation in the Gulong Sag, Songliao Basin, using  $\Delta\lg R$  method,  $\Delta\lg R$  method with variable baseline value and BP neural network

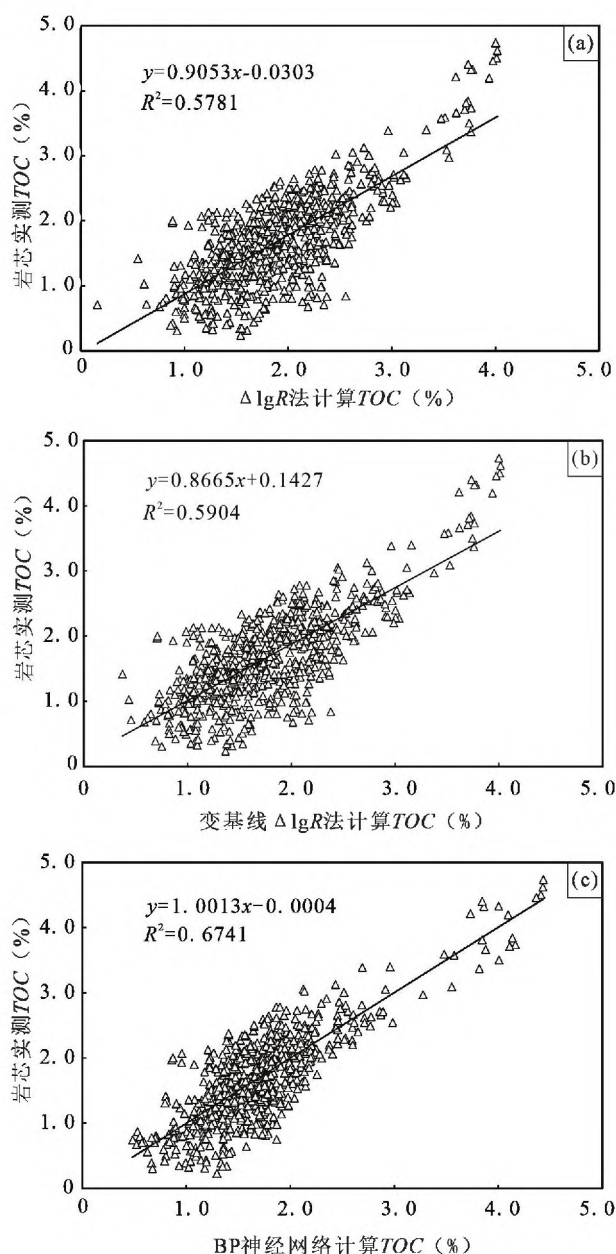


图3 松辽盆地古龙凹陷白垩系青山口组岩芯实测 TOC 含量与  $\Delta\lg R$  法、变基线  $\Delta\lg R$  法以及 BP 神经网络计算 TOC 含量交会图

Fig.3 Crossplots of core-measured TOC content versus TOC calculated using  $\Delta\lg R$  method,  $\Delta\lg R$  method with changing baseline value and BP neural network in the Cretaceous Qingshankou Formation in the Gulong Sag, Songliao Basin

于引入了对烃源岩响应相对敏感的 GR 曲线( GR 曲线受压实作用影响小), 可推广运用至深层和烃源

岩 TOC 测井评价(表 1)(胡慧婷等, 2016; 王祥等, 2020; 卢妍欣等, 2023)。

在此广义  $\Delta\lg R$  技术基础上, 其他曲线如密度曲线(式 5)、声波时差与密度的比值(  $AC/DEN$  )(式 6) 也逐渐被引入至致密段、超压段 TOC 含量定量计算(刘超等, 2015; 张晗等, 2017; 周妍等, 2022)。

$$TOC = (a \times \lg(GR) + b \times DEN + c) \times \Delta\lg R + \Delta TOC \quad (6)$$

式中  $a$ 、 $b$ 、 $c$  是拟合后系数, 当系数  $a$  和  $b$  为 0 时, 即为传统  $\Delta\lg R$  方法(王祥等, 2020; 周妍等, 2022)。

### 3.3 自然伽马能谱测井法

前已述及, 烃源岩自然伽马能谱测井表现为高铀、低钍(秦建强等, 2018; 卢妍欣等, 2023)。自然伽马能谱测井(K, Th 和 U 曲线)可以探测得到总自然伽马 SGR, 去铀伽马(CGR 或 K、Th), 因此被广泛运用至烃源岩 TOC 含量的计算(刘瑞等, 2020; 赖锦等, 2022; Lai Jin et al., 2022)。在海相静水还原环境中泥页岩通常具有较高的 U 元素含量, 可依据铀元素含量或者去铀伽马含量对有机质进行评价(Sérgio et al., 2018; Lai Jin et al., 2022)。湖相烃源岩 U 不一定升高, 如苏北盆地阜宁组泥页岩 TOC 与 U 不一定呈正相关关系(图 4)。实际的模型构建过程中, 可以通过 U、K 元素与 TOC 含量的拟合关系来构建, 或者通过 U、Th 和 K 之间的比值(Th/U、U/K 和 Th/K)来实现 TOC 含量测井评价模型的构建(刘瑞等, 2020; 赖锦等, 2022)。

### 3.4 多元回归法

由前述可知, 对烃源岩响应较为灵敏的测井曲线包括 GR、U、AC、CNL、DEN 和 RT(Lai Jin et al., 2022)。由于每条曲线均有其特定的影响因素和适用范围, 因此采用单因素法, 即单条曲线模型评价 TOC 时往往存在较大误差(杨涛涛等, 2018; Aziz et al., 2020)。多元回归法, 即同时采用 2 条及以上曲线建立 TOC 测井预测模型, 其结果与单因素法相比具明显优势, 因而逐渐被推广运用(贺聪等, 2016; 杨涛涛等, 2018; 周妍等, 2022; Lai Jin et al., 2022)。通常可利用 SPSS 数据分析软件, 建立以 TOC 为因变量, 以多测井参数为自变量的二元或多元回归方程, 实现 TOC 定量预测(徐思煌和朱义清, 2010; 杜江民等, 2016; 贺聪等, 2016; 李正勇等, 2020; 周妍

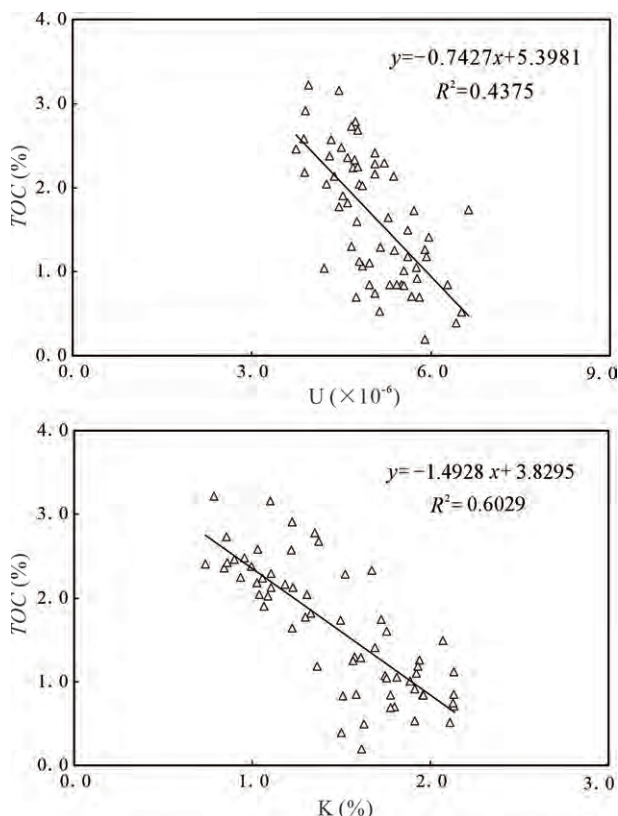


图4 苏北盆地阜宁组阜二段岩芯测量 TOC 与 U 含量及 K 含量对应关系图( 据赖锦等 2022)

Fig.4 Crossplots of core-measured TOC content versus U content as well as K content for the Second Member of the Funing Formation in Subei( North Jiangsu) Basin ( from Lai Jin et al. , 2022&)

等 2022)。

多元回归法以多因素为自变量,其精度明显优于单因素为自变量的模型,但不同地区和层位影响因变量 TOC 的主控自变量不同,因此不同地区和层位之间模型需要进一步刻度和修正(表 1)(杜江民等 2016; 秦建强等 2018; 袁龙等 2020; 王祥等 2020)。本次研究通过多元回归方法进行吉木萨尔凹陷芦草沟组 TOC 单井连续测井计算,计算的结果表明,其与岩芯分析得到的 TOC 也具有较好对应关系,明显可以看到拟合曲线与岩芯实测数据之间的无限接近趋势(式 7)(图 5)。

$$TOC = 0.61 \cdot DEN + 0.12 \cdot AC - 0.02 \cdot GR \quad (7)$$

## 4 新技术测井在烃源岩评价中的应用

### 4.1 核磁共振与密度测井法

密度测井可基于岩石物理体积模型来计算孔隙度,而干酪根密度(约为  $1.0 \text{ g/cm}^3$ )与孔隙流体(油

水)密度相近,因此干酪根在体积密度测井上将等同于为孔隙,即富含有机质岩石中密度测井计算的孔隙度实际上包含了有机质体积(图 6)(袁超等, 2014; 王清辉和冯进 2018)。而核磁共振测井仅对地层流体中的氢(H)响应灵敏,不受岩石骨架成分的影响,干酪根虽含有部分 H,但在核磁共振测井上响应为骨架,因此核磁共振测井测量的孔隙度是真实的孔隙度值,而不包括有机质部分(王方雄等, 2002; 袁超等 2014; Wang Guiwen et al. , 2020; 闫伟林等 2021; 李宁等 2023)。通常可用迭代法来实现泥页岩总孔隙度的计算,如将 0.3 ms 以上的弛豫组分均当做孔隙信号(王伟等 2019; 刘雅慧等 2021; 赖锦等 2023)。根据密度测井和核磁共振测井岩石物理响应差异,可根据密度与核磁共振测井导出的孔隙度的差值来反映有机质体积,并将该差值与实测 TOC 刻度,从而获得单井连续的 TOC 含量(图 6)(表 1)(袁超等 2014; 王清辉和冯进 2018)。

### 4.2 Litho Scanner 测井计算 TOC

岩性扫描(Litho Scanner)高精度元素测井仪器(元素俘获能谱(ECS)测井升级版)计算 TOC 含量的原理在于该测井序列可测量地层总碳含量(TC),然后再减去岩石中无机碳的含量(TIC),那么剩下的即为地层有机碳的含量(TOC),该方法的优势在于相对直观,可在无岩芯结果标定的情况下输出 TOC 含量,原理与碳氧比测井相似(表 1)(式 8)(袁超等 2014; 王清辉和冯进 2018; Lai Jin et al. , 2022; 蒋云箭等 2023)。地层无机碳的定量测量可通过对方解石( $\text{CaCO}_3$ )和白云石[ $\text{CaMg}(\text{CO}_3)_2$ ]中的钙镁元素测量完成(图 7)。

Litho Scanner 根据不同能量的快中子与不同原子核发生非弹性碰撞并释放出伽马射线,并转换为热中子,热中子继续发生扩散直至被俘获,释放特征伽马射线。然后通过能谱剥离转换可以获得元素产额和元素重量百分比,再基于氧化物闭合模型(矿物中不同元素的分子式组合),可反演得到地层中矿物组分。最终利用地层的总碳含量(TC)减去岩石骨架矿物中的无机碳含量(TIC),即得出地层有机碳含量(TOC)(式 8)。

$$TOC = TC - TIC \quad (8)$$

Litho Scanner 测井不受岩性及扩径的影响,因而计算的 TOC 含量与岩芯实测的 TOC 含量具有较好的对应关系(图 7)。

## 5 人工智能 TOC 测井预测

人工智能与测井评价相互融合,可以使解释人

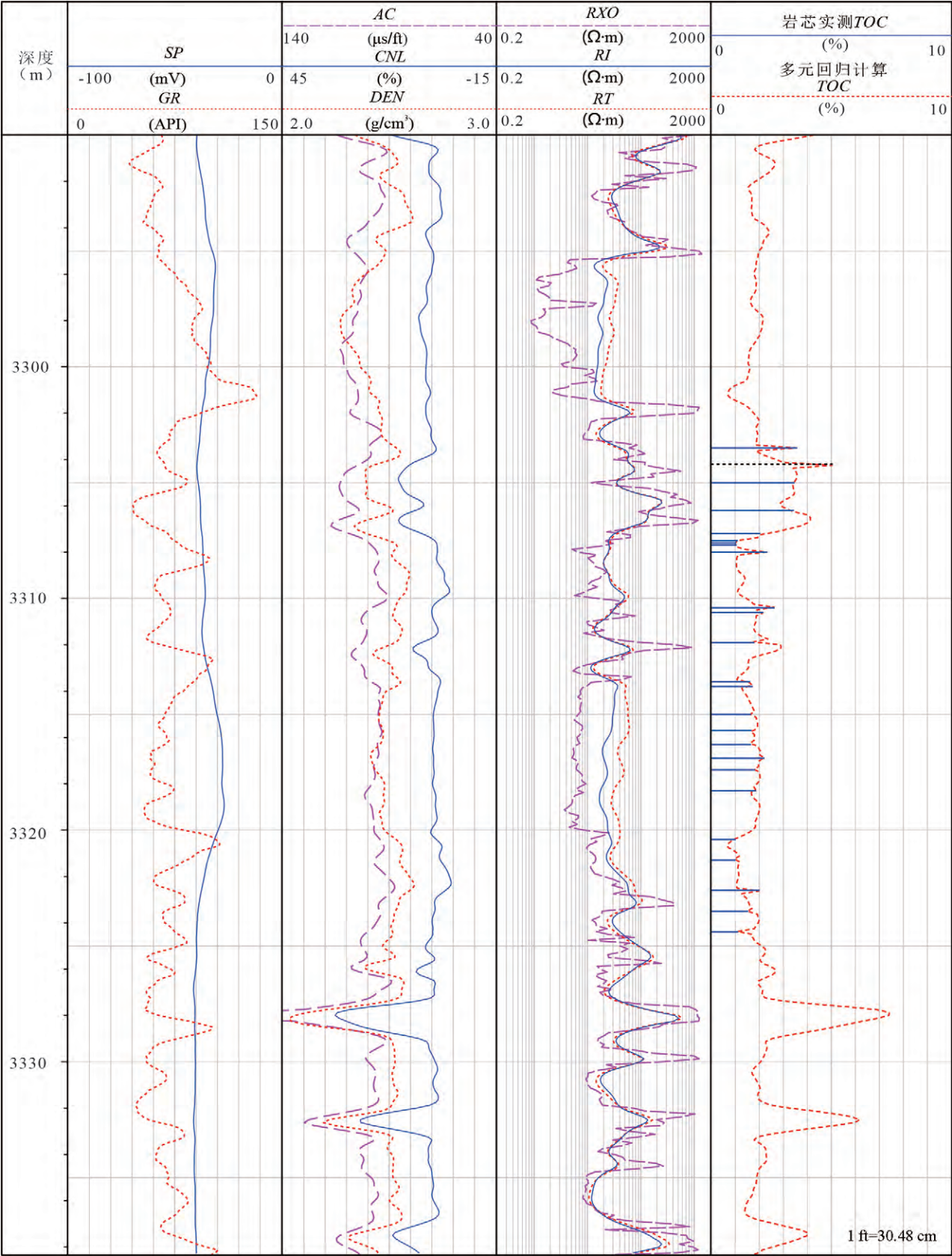


图 5 基于多元回归的准噶尔盆地吉木萨尔凹陷芦草沟组 *TOC* 含量测井预测( J10016 井)

Fig.5 The *TOC* content predicted from well logs using multivariate fitting method of the Lucaogou Formation in the Jimusar Sag , Junggar Basin ( the Well J10016)





图 6 核磁共振与密度测井计算孔隙度的  
差异表征有机质体积示意图

Fig.6 Schematic diagram showing the relationships between  
organic matter content and differences of NMR log porosity  
and bulk density porosity

员从大量低知识层次的重复性工作摆脱出来,从而提高工作效率(石玉江等,2021),目前人工智能已被推广运用至油气勘探开发各个环节(李宁等,2021;匡立春等,2021;赖锦等,2021)。烃源岩 TOC 与测井响应之间的对应关系有时难以用函数表达,而人工智能方法在分析此类模糊数据之间关系(难以用显性表达式表达)成效显著(杨涛涛等,2018;蒋德鑫等,2019)。

Huang 和 Williamson(1996) 将人工神经网络引

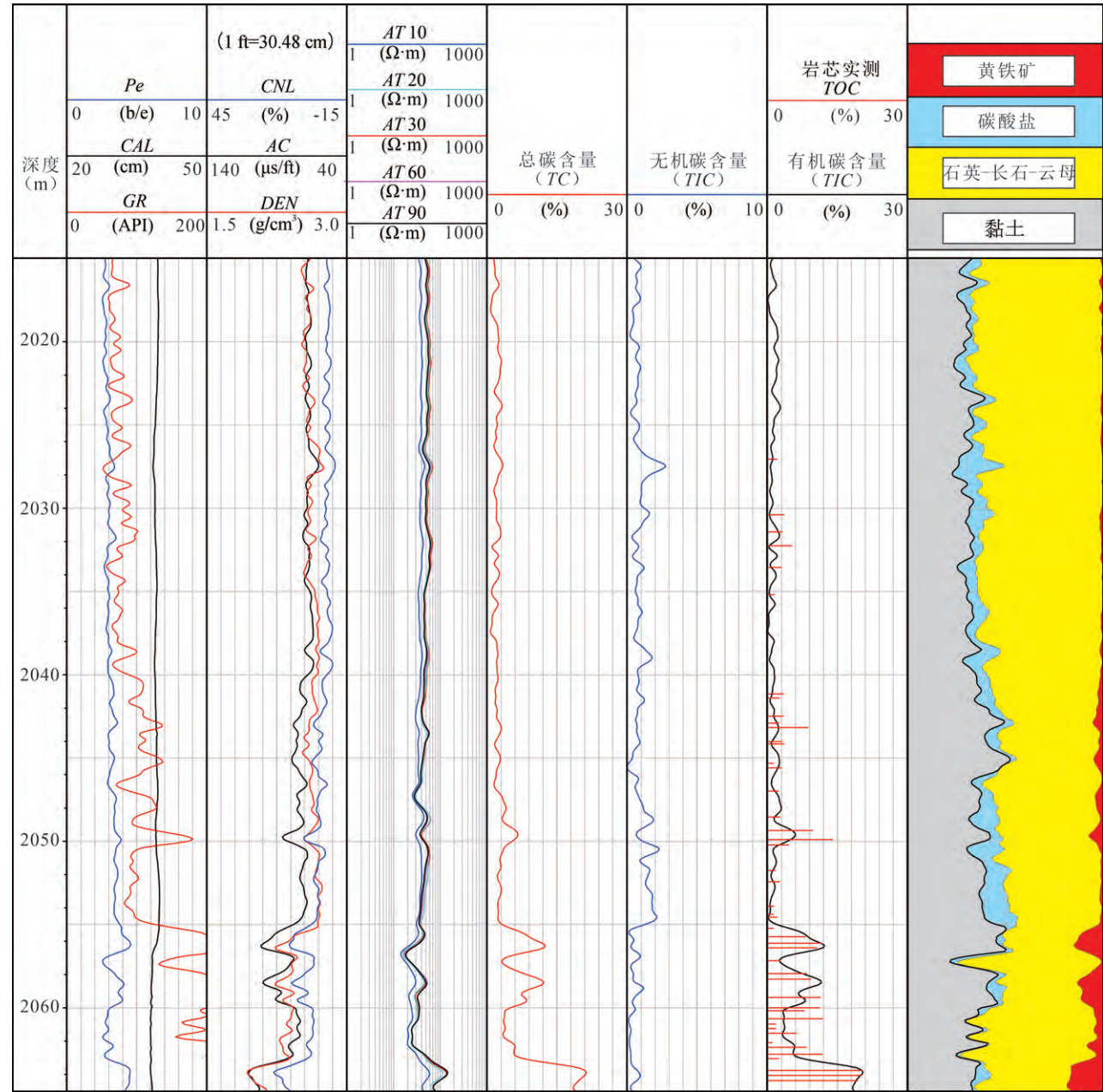


图 7 基于 LithoScanner 的鄂尔多斯盆地延长组长 7 段烃源岩 TOC 测井计算(据 Lai Jin et al., 2022)

Fig.7 TOC content calculated from LithoScanner log in Yanchang Formation Member 7 of  
Ordos Basin (from Lai Jin et al., 2022)

入实现  $TOC$  测井预测。王贵文等(2002)也指出人工神经网络法在有机碳含量预测中的应用。目前,人工神经网络(Kamali and Mirshady, 2004; Wang et al., 2019)、BP神经网络(张晗等, 2017)、支持向量机(张成龙等, 2019; Amosu and Sun, 2021)和卷积神经网络(王惠君等, 2020)等人工智能方法被逐渐引入至  $TOC$  的测井自动预测工作中,取得了广泛效果(徐思煌和朱义清, 2010; Mahmoud et al., 2017; 李正勇等, 2020; Lai Jin et al., 2022; 王宵宇等, 2022)。

BP(Back Propagation)神经网络采用误差逆传播算法训练的多层前馈网络,可以非常快速便捷地处理非线性问题,在数据的分类、聚类 and 预测应用效果明显(图8)(张晗等, 2017; 蒋德鑫等, 2019)。在实际处理过程中,无须事先确定输入测井曲线和输出  $TOC$  之间映射关系,而根据误差反向传播原理,由输出的  $TOC$  结果与实际测量结果对比,逐层对比并计算出各层神经元的输出结果误差,然后根据误差梯度下降法,反复训练样本,直到建立最准确的模型,保证误差最小(贺聪等, 2016; 张晗等, 2017)。

本次研究BP神经网络模型采用监督学习方式,包含6条测井曲线数据输入,带有6个神经元的隐层,1个输出层即为  $TOC$  含量。通过机器自身的训练,当输出值最接近期望值时,训练停止,否则将进行模型的进一步调参(贺聪等, 2016; 蒋德鑫等, 2019)。最后可将输出层中的  $TOC$  含量,与岩芯实测  $TOC$  对比,验证BP神经网络预测效果,可以看到,由于样本数较大,BP神经网络模型预测  $TOC$  含量与  $\Delta IgR$  法及变基线  $\Delta IgR$  法相比,与实测数据的

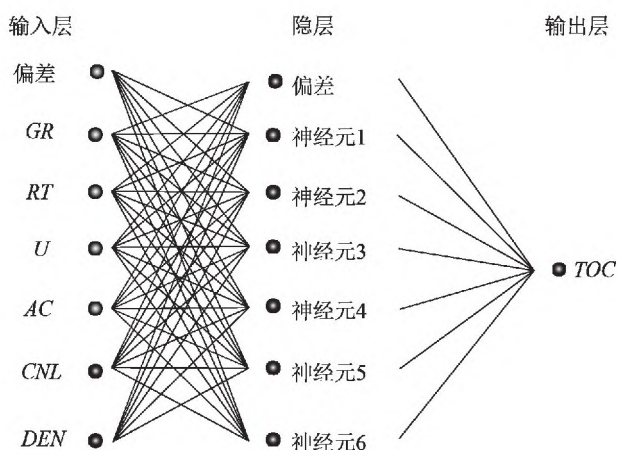


图8 BP神经网络预测  $TOC$  原理图(据张晗等, 2017)

Fig.8 The basic principle of BP neural network for  $TOC$  prediction( from Zhang Han et al., 2017&)

拟合性得到提高(图2和图3)。

采用BP神经网络进行  $TOC$  含量预测时往往要选用一些样本作为学习对象,而保留一些样本作为验证对象(蒋德鑫等, 2019)。人工智能算法通过对(大量)样本的学习,自动确定测井响应值与  $TOC$  的响应关系,从而实现  $TOC$  进行预测,因此人工智能方法需要大量数据样本的学习,否则将影响其预测性能(表1)(王宵宇等, 2022)。

## 6 烃源岩品质综合评价

烃源岩测井综合评价聚焦有机质的类型、丰度、成熟度3个方面,可优选表征烃源岩三属性的灵敏参数或指标,建立对应的测井评价技术,以达到烃源岩综合表征与评价以及后续的“甜点”评价目的(刘瑞等, 2020; 郑建东等, 2021; Lai Jin et al., 2022; 周妍等, 2022)。

### 6.1 有机质类型和成熟度

有机质类型可根据岩石热解数据得到的最高热解峰温( $T_{max}$ )、氢指数( $HI$ ) (热解烃  $S_2/TOC$ ) 等参数划分出I型、II<sub>1</sub>型、II<sub>2</sub>型和III型(黄小鹏等, 2020)。当然  $T_{max}$ 、 $HI$  与测井信息难以建立定量耦合关系,因此烃源岩类型测井评价往往只能达到定性识别程度。有机质成熟度通常与深度(温度和地层压力)常具有良好的相关性,同一个区块和层位的烃源岩有机质成熟度一般相对分布均匀,可在实验室测量  $R_o$  数据,取其平均值作为代表有机质成熟度的指标(杨涛涛等, 2018)。相比较而言,测井识别与评价成熟度一方面需求不如评价  $TOC$  那么迫切( $TOC$  分布非均质性明显比  $R_o$  要强),另外一方面有机质成熟度变化在测井曲线上的响应也不如  $TOC$  明显。因此有机质热成熟度的测井评价工作往往可以选取电阻率、中子和密度测井等并构建相关的系数来实现有机质成熟度的估算(Kadkhodaie and Rezaee, 2017; Zhao Peiqiang et al., 2019; 袁龙等, 2020; 周妍等, 2022)。

### 6.2 生烃潜量

由于烃源岩中含有不能热解生烃的碳,因此仅利用  $TOC$  并不能准确反映烃源岩的生烃能力(周妍等, 2022)。生烃潜量是岩石热解实验中残留烃( $S_1$ )与热解烃( $S_2$ )之和,是除  $TOC$  之外烃源岩品质定量评价的另一重要参数(闫建平等, 2017; 袁龙等, 2020; 黄小鹏等, 2020)。 $S_1$  也称游离烃,为岩石中由有机质生成但尚未排出的烃, $S_2$  为岩石中可生烃但尚未生烃的有机质(闫建平等, 2017)。此外,

氯仿沥青“A”(可溶于氯仿的可溶有机质含量)也可以作为表征有机质丰度的重要参数,在 TOC 计算的基础上,可通过拟合回归的方法计算氯仿沥青“A”含量(袁龙等 2020;周妍等 2022)。通常 S2 以及生烃潜量(S1+S2)与 TOC 含量一般具有很好的相关性(图 9),可在 TOC 定量计算的基础上结合测井信息建立 S2 以及 S1+S2 的测井计算模型,通过测井数据计算出连续的 TOC、S2、S1+S2,最终实现烃源岩品质综合评价(闫建平等,2017;杨涛涛等,2018)。

## 7 存在问题与发展趋势

常规测井纵向分辨率从几十厘米到一米不等,测井信号通常为一定深度范围内岩石物理响应的综合,而岩芯实测 TOC 为点测数据,因此测井和地质分析两套数据体之间是存在一定的误差(赖锦等,2021;Lai Jin et al.,2023)。测井曲线较低的纵向分辨率必然导致岩相变化快、地层薄互层频繁的烃源

岩测井评价工作受到限制(刘瑞等,2020)。同时,井眼状况等也会影响不同测井序列采集效果(贺聪等 2016)。此外,不同岩性烃源岩(煤系、盐湖相烃源岩)的测井响应特征本身差异较大,且测井响应特征为多种地质因素叠加的结果,导致利用测井信息评价烃源岩存在较大困难(高阳,2013;周妍等,2022)。

21 世纪以来非常规油气的兴起更使得烃源岩测井与评价面临新的机遇与挑战,烃源岩品质是非常规油气“三品质”评价中不可缺少的一部分,烃源岩品质与储层品质(孔、渗、饱参数及裂缝)是地质“甜点”分类评价的重要参数,同时脆性和地应力(工程品质)则作为工程“甜点”划分依据(赖锦等,2016;赖锦等,2022;刘国强,2021;Lai Jin et al.,2022)。页岩等源储一体的非常规油气资源测井评价也面临新的问题和挑战,如黄铁矿对密度和电阻率曲线影响,烃源岩自生自储的油气对其测井响应的控制,这些都加剧了非常规油气测井评价的难度(秦建强等 2018;赖锦等 2023)。

有机质热演化过程差异也将影响不同方法的适用性,如低成熟—成熟烃源岩 TOC 测井预测方法不一定适用于高热演化烃源岩,热演化程度不同,相同  $\Delta\lg R$  值对应 TOC 值可能差异较大(陈海峰等,2017;卢妍欣等 2023)。因此在 TOC 测井预测方法优选过程中,充分考虑有机质的热演化过程同样重要(卢妍欣等 2023)。通过岩芯实测数据的标定,优选适用不同类型烃源岩测井评价方法势在必行(黄胜等 2019)。随着测井技术的不断发展,核磁共振和 Litho Scanner 测井新技术的融入将使得烃源岩测井评价探索工作不断取得新的进展(徐思煌和朱义清 2010;Lai Jin et al.,2022)。

## 8 结论

目前常用的 TOC 含量测井评价方法主要包括:

①  $\Delta\lg R$  法;② 变基线、变系数等修正的  $\Delta\lg R$  法;③ 自然伽马能谱测井法;④ 多元地质统计法;⑤ 新技术测井资料法;⑥ 人工智能法。可充分挖掘各种测井信息,减小环境因素影响,并根据岩芯分析刻度测井优选不同方法以减小解释误差。

由于基线不好确定且系数固定的原因,  $\Delta\lg R$  法难以适用深层和超压层段测井计算,变基线、变系数等修正的  $\Delta\lg R$  法可适用于不同层位和不同岩性烃源岩 TOC 测井计算,自然伽马能谱可通过单因素分析实现 TOC 计算,多元地质统计可以充分利用多种

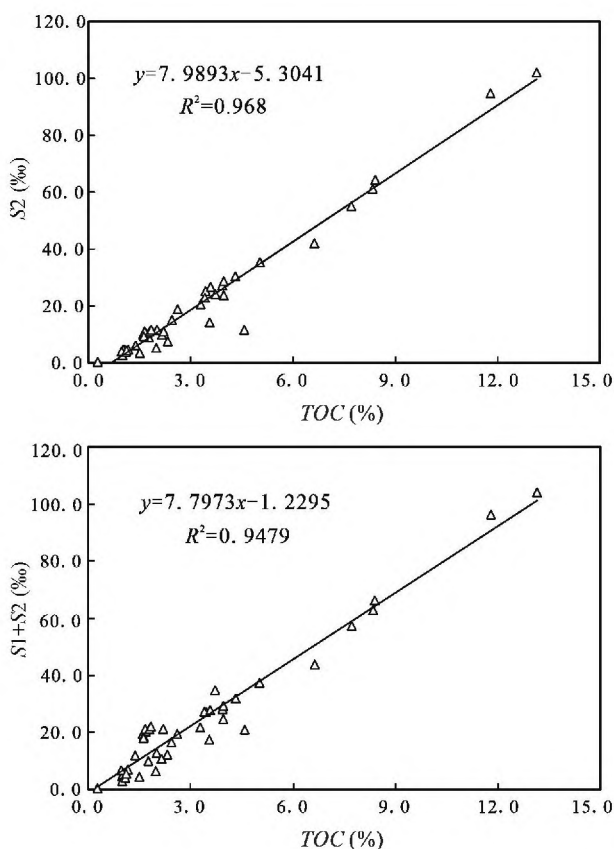


图 9 准噶尔盆地吉木萨尔芦草沟组生烃潜力 (S1+S2) 与 TOC 关系交会图

Fig.9 Crossplot of volatile and remaining hydrocarbon (S1+S2) versus TOC content in the Lucaogou Formation in the Jimusar Sag, Junggar Basin



测井信息取长补短,实现 TOC 测井预测, Litho Scanner 新技术测井方法不需要岩芯刻度,但较高的成本限制了其推广应用,人工智能方法针对批量数据处理具有优势,可弥补传统方法不足。

烃源岩品质综合评价中,除 TOC 外,还应考虑生烃潜力影响,烃源岩沉积相变快、非均质性强,非常规油气烃源岩品质评价重要性更为凸显,可通过地质与地球物理测井相刻度验证的思路,充分挖掘蕴含在常规及新技术测井资料中的烃源岩信息,建立精细化的测井地质资料数据库,分区块和层位建立烃源岩品质参数测井解释模型,实现烃源岩品质测井综合评价与预测。

## 参 考 文 献 / References

(The literature whose publishing year followed by a “&” is in Chinese with English abstract; The literature whose publishing year followed by a “#” is in Chinese without English abstract)

- 陈海峰,王凤启,王民,于惠宇. 2017. 基于变系数  $\Delta \log R$  技术的烃源岩 TOC 精细评价. 中国石油大学学报(自然科学版), 41(4): 54~64.
- 杜江民,张小莉,郑茜,张子介,钟高润,郭岭. 2016. 致密油烃源岩有机碳含量测井定量预测模型适用性分析——以柴达木盆地上下柴沟组下段烃源岩为例. 西北大学学报(自然科学版), 46(2): 239~245.
- 杜文凤,王攀,梁明星,周刘军,林朋. 2016. 煤系烃源岩有机碳含量测井响应特征与定量预测模型. 煤炭学报, 41(4): 954~963.
- 高岗,柳广弟,付金华,姚泾利. 2012. 确定有效烃源岩有机质丰度下限的一种新方法——以鄂尔多斯盆地陇东地区上三叠统延长组湖相泥质烃源岩为例. 西安石油大学学报(自然科学版), 27(2): 22~26.
- 高阳. 2013. 利用测井信息评价盐湖相烃源岩. 沉积学报, 31(4): 730~737.
- 贺聪,苏奥,张明震,吴远东,吉利明. 2016. 鄂尔多斯盆地延长组烃源岩有机碳含量测井预测方法优选及应用. 天然气地球科学, 27(4): 754~764.
- 胡慧婷,卢双舫,刘超,王伟明,王民,李吉君,尚教辉. 2011. 测井资料计算源岩有机碳含量模型对比及分析. 沉积学报, 29(6): 1199~1205.
- 胡慧婷,苏瑞,刘超,孟令威. 2016. 广义  $\Delta \lg R$  技术预测陆相深层烃源岩有机碳含量方法及其应用. 天然气地球科学, 27(1): 149~155.
- 黄胜,刘文华,代红霞,王绪,孙连志,刘大勇. 2019. 基于变系数  $\Delta \lg R$  技术的陆相烃源岩总有机碳含量测井评价. 测井技术, 43(5): 519~524.
- 黄小鹏,杨占龙,张兆辉,刘化清,黄军平,龙礼文. 2020. 烃源岩地化参数的测井反演——以雅布赖盆地小湖次凹侏罗系新河组下段为例. 煤炭学报, 45(S1): 415~426.
- 霍秋立,曾花森,付丽,任志高. 2011.  $\Delta \lg R$  测井源岩评价方法的改进及其在松辽盆地的应用. 吉林大学学报(地球科学版), 41(2): 586~591.
- 霍志鹏,姜涛,庞雄奇,汪文洋,陈君青,宋建阳,沈卫兵,潘志鸿. 2016. 塔中地区深层低丰度碳酸盐岩有效烃源岩评价及其对油

气藏贡献. 地球科学, 41(12): 2061~2075.

- 蒋德鑫,姜正龙,张贺,杨舒越. 2019. 烃源岩总有机碳含量测井预测模型探讨: 以陆丰凹陷文昌组为例. 岩性油气藏, 31(6): 109~117.
- 蒋云箭,刘惠民,柴春艳,王敏,杨东根,吴春文,陈潇. 2023. 济阳坳陷页岩油测井评价. 油气地质与采收率, 30(1): 21~34.
- 匡立春,刘合,任义丽,罗凯,史洛宇,苏建,李欣. 2021. 人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势. 石油勘探与开发, 48(1): 1~11.
- 金之钧,王冠平,刘光祥,高波,刘全有,王红亮,梁新平,王濡岳. 2021. 中国陆相页岩油研究进展与关键科学问题. 石油学报, 42(7): 821~835.
- 赖锦,王贵文,范卓颖,陈晶,王抒忱,周正龙,范旭强. 2016. 非常规油气储层脆性指数测井评价方法研究进展. 石油科学通报, 1(3): 330~341.
- 赖锦,王贵文,庞小娇,韩宗晏,李栋,赵仪迪,王松,江程舟,李红斌,黎雨航. 2021. 测井地质学前世·今生与未来——写在《测井地质学·第二版》出版之时. 地质论评, 67(6): 1804~1828.
- 赖锦,凡雪纯,黎雨航,赵鑫,刘士琛,刘小平,李栋,庞小娇,李红斌,罗瑞峰. 2022. 苏北盆地阜宁组页岩油七性关系与三品质测井评价. 地质论评, 68(2): 751~768.
- 赖锦,李红斌,张梅,白梅梅,赵仪迪,范旗轩,庞小娇,王贵文. 2023. 非常规油气时代测井地质学研究进展. 古地理学报, 25(5): .
- 李宁,冯周,武宏亮,田瀚,刘鹏,刘英明,刘忠华,王克文,徐彬森. 2023. 中国陆相页岩油测井评价技术方法新进展. 石油学报, 44(1): 28~44.
- 李宁,徐彬森,武宏亮,冯周,李雨生,王克文,刘鹏. 2021. 人工智能在测井地层评价中的应用现状及前景. 石油学报, 42(4): 508~522.
- 李延钧,张烈辉,冯媛媛,刘欢,罗迪,刘家霞,贾学成. 2013. 有机碳含量测井评价方法及其应用. 天然气地球科学, 24(1): 169~175.
- 李正勇,郑妹,彭瀚霖,梁家驹,章珂,王恒. 2020. 安岳气田下寒武统海相烃源岩总有机碳含量测井预测. 测井技术, 44(4): 398~403.
- 刘国强. 非常规油气勘探测井评价技术的挑战与对策. 2021. 石油勘探与开发, 48(5): 891~902.
- 刘瑞,郭少斌,王继远. 2020. 烃源岩 TOC 计算模型——以鄂尔多斯盆地太原组~山西组为例. 天然气地球科学, 31(11): 1628~1636.
- 刘超,卢双舫,薛海涛. 2014. 变系数  $\Delta \log R$  方法及其在泥页岩有机质评价中的应用. 地球物理学进展, 29(1): 312~317.
- 刘超,印长海,卢双舫. 2015. 变系数  $\Delta \lg R$  烃源岩测井评价技术关键参数厘定方法及应用. 天然气地球科学, 26(10): 1925~1931.
- 柳广弟. 2018. 石油地质学(第五版). 北京: 石油工业出版社.
- 刘雅慧,王才志,刘忠华,王浩,刘英明. 2021. 一种评价页岩油含油性的测井方法——以准噶尔盆地吉木萨尔凹陷为例. 天然气地球科学, 32(7): 1084~1091.
- 鲁保平,范继林,张锋,梁启轩,葛云龙,王树声. 2022. 一种基于碳氧比测井的高灵敏度含油饱和度监测方法. 测井技术, 46(5): 579~585.
- 卢妍欣,包书景,周志,李飞. 2023. 高热演化页岩总有机碳地球物理预测方法研究进展. 地球物理学进展, 38(1): 0229~0241.
- 母国妍,钟宁宁,刘宝,于天财,刘岩. 2010. 湖相泥质烃源岩的定量评价方法及其应用. 石油学报, 31(2): 218~225.
- 秦建强,付德亮,钱亚芳,杨甫,田涛. 2018. 烃源岩有机质丰度预

- 测的地球物理研究进展. 石油物探, 57(6): 803~812.
- 曲彦胜, 钟宁宁, 刘岩, 李园园, 彭波. 2011. 烃源岩有机质丰度的测井计算方法及影响因素探讨. 岩性油气藏, 23(2): 80~85.
- 石玉江, 刘国强, 钟吉彬, 王娟, 张文静. 2021. 基于大数据的测井智能解释系统开发与应用. 中国石油勘探, 26(2): 43~56.
- 宋占东, 查明, 张小莉, 付艳. 2009. 烃源岩有机碳测井定量评价及在高邮凹陷永安地区的应用. 西安石油大学学报(自然科学版), 24(2): 18~21.
- 孙龙德, 刘合, 何文渊, 李国欣, 张水昌, 朱如凯, 金旭, 孟思炜, 江航. 2021. 大庆古龙页岩油重大科学问题与研究路径探析. 石油勘探与开发, 48(3): 453~463.
- 谭廷栋. 1988. 测井识别生油岩方法. 测井技术, 12(6): 1~12.
- 王方雄, 侯英姿, 夏季. 2002. 烃源岩测井评价新进展. 测井技术, 26(2): 89~93.
- 王贵文, 朱振宇, 朱广宇. 2002. 烃源岩测井识别与评价方法研究. 石油勘探与开发, 29(4): 50~52.
- 王惠君, 赵桂萍, 李良, 张威, 齐荣, 刘珺. 2020. 基于卷积神经网络(CNN)的泥质烃源岩 TOC 预测模型——以鄂尔多斯盆地杭锦旗地区为例. 中国科学院大学学报, 37(01): 103~112.
- 王清辉, 冯进. 2018. 烃源岩 TOC 测井评价方法及应用——以珠江口盆地文昌组为例. 天然气地球科学, 29(2): 251~258.
- 王伟, 赵延伟, 毛锐, 孙中春, 牟立伟. 2019. 页岩油储层核磁有效孔隙度起算时间的确定——以吉木萨尔凹陷二叠系芦草沟组页岩油储层为例. 石油与天然气地质, 40(3): 550~557.
- 王祥, 马劲风, 张新涛, 王震亮, 王飞龙, 王浩璠, 李琳. 2020. 一种考虑密度因素的广义  $\Delta\log R$  法预测总有机碳含量——以渤中凹陷西南部陆相深层烃源岩为例. 地球物理学进展, 35(4): 1471~1480.
- 王宵宇, 谢然红, 毛治国, 张斌, 刘若彤, 邵亮, 王堂宇. 2022. 基于集成学习的烃源岩总有机碳含量测井评价方法研究. 地球物理学进展, 37(2): 0684~0694.
- 徐思煌, 朱义清. 2010. 烃源岩有机碳含量的测井响应特征与定量预测模型——以珠江口盆地文昌组烃源岩为例. 石油实验地质, 32(3): 290~295, 300.
- 许娟娟, 蒋有录, 朱建峰. 2016. 基于误差分析的  $\Delta\log R$  技术在长岭龙凤山烃源岩评价中的应用. 天然气地球科学, 27(10): 1869~1877.
- 闫建平, 蔡进功, 赵铭海, 郑德顺. 2009. 运用测井信息研究烃源岩进展及其资源评价意义. 地球物理学进展, 24(1): 270~279.
- 闫建平, 梁强, 耿斌, 冯春珍, 寇小攀, 扈勇. 2017. 湖相泥页岩地球化学参数测井计算方法及应用——以沾化凹陷渤南洼陷沙三下亚段为例. 岩性油气藏, 29(4): 108~116.
- 闫伟林, 张兆谦, 陈龙川, 赵志伟, 王文娟. 2021. 基于核磁共振技术的古龙页岩含油饱和度评价新方法. 大庆石油地质与开发, 40(5): 78~86.
- 姚涪利, 王程程, 陈娟萍, 高岗, 王飞雁, 李晓凤, 李佳烨, 刘岩. 2016. 鄂尔多斯盆地马家沟组盐下碳酸盐岩烃源岩分布特征. 天然气地球科学, 27(12): 2115~2126.
- 杨涛涛, 范国章, 吕福亮, 王彬, 吴敬武, 鲁银涛. 2013. 烃源岩测井响应特征及识别评价方法. 天然气地球科学, 24(2): 414~422.
- 杨涛涛, 邵大力, 曹光伟, 丁梁波. 2018. 烃源岩测井定量评价方法探讨. 地球物理学进展, 33(1): 0285~0291.
- 殷杰, 王权. 2017. 利用测井和地震信息识别和预测优质烃源岩——以渤海湾盆地饶阳凹陷沙一段为例. 天然气地球科学, 28(11): 1761~1770.
- 袁超, 周灿灿, 胡松, 程相志, 龚洋. 2014. 地层有机碳含量测井评价方法综述. 地球物理学进展, 29(6): 2831~2837.
- 袁龙, 王谦, 虞兵, 高衍武, 罗宇, 吴思仪. 2020. 致密气藏烃源岩地化参数测井综合评价方法研究. 地球物理学进展, 35(1): 239~249.
- 张成龙, 陶士振, 白斌, 王倩茹. 2019. 基于支持向量机模型的烃源岩有机碳含量预测——以鄂尔多斯盆地为例. 天然气地球科学, 30(5): 761~768.
- 张晗, 卢双舫, 李文浩, 田伟超, 胡莹, 何涛华, 谭昭昭. 2017.  $\Delta\log R$  技术与 BP 神经网络在复杂岩性致密层有机质评价中的应用. 地球物理学进展, 32(3): 1308~1313.
- 张立鹏, 边瑞雪, 杨双彦, 颜炳强. 2001. 用测井资料识别烃源岩. 测井技术, 25(2): 146~152.
- 张小莉, 沈英. 1998. 吐哈盆地侏罗系煤系地层烃源岩的测井研究. 测井技术, 22(3): 183~185.
- 郑建东, 王春燕, 章华兵, 王晓莲, 朱建华. 2021. 松辽盆地古龙页岩油储层七性参数和富集层测井评价方法. 大庆石油地质与开发, 40(5): 87~97.
- 周妍, 王长胜, 林伟川, 王艳梅, 罗少成, 张宇昆. 2022. 页岩油烃源岩地化参数测井评价方法及应用. 测井技术, 46(3): 334~339.
- 朱光有, 金强, 张林晔. 2003. 用测井信息获取烃源岩的地球化学参数研究. 测井技术, 27(2): 104~109.
- 朱建伟, 赵刚, 刘博, 郭巍, 成俊. 2012. 油页岩测井识别技术及应用. 吉林大学学报(地球科学版), 42(2): 289~295.
- 朱振宇, 王贵文, 朱广宇. 2002. 人工神经网络法在烃源岩测井评价中的应用. 地球物理学进展, 17(1): 137~140.
- 邹才能, 陶士振, 薛叔浩. 2005. “相控论”的内涵及其勘探意义. 石油勘探与开发, 32(6): 7~12.
- Amosu A and Sun Yuefeng. 2021. Identification of thermally mature total organic carbon-rich layers in shale formations using an effective machine-learning approach. Interpretation, 9(3), T735~T745.
- Autric A, Dumesnil P. 1985. Resistivity radioactivity and sonic transit time logs to evaluate the organic content of low permeability rocks. The Log Analyst, 26(3): 36~45.
- Aziz H, Ehsan M, Ali A, Khan H K, Khan A. 2020. Hydrocarbon source rock evaluation and quantification of organic richness from correlation of well logs and geochemical data: A case study from the Sembar formation, Southern Indus Basin, Pakistan. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 81, 103433.
- Beers R F. 1945. Radioactivity and organic content of some Paleozoic shales. AAPG Bulletin, 29(1): 1~22.
- Chen Haifeng, Wang Fengqi, Wang Min, Yu Huiyu. 2017. TOC evaluation using variable-coefficient  $\Delta\log R$  model. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 41(4): 54~64.
- Du Jiangmin, Zhang Xiaoli, Zheng Xi, Zhang Zijie, Zhong Gaorun, Guo Ling. 2016. The applicability of well logs prediction models of organic carbon content in source rocks of the tight oil: A case of the source rocks of lower section of N1 Formation in Qaidam Basin. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 46(2): 239~245.
- Du Wenfeng, Wang Pan, Liang Mingxing, Zhou Liujun, Lin Peng. 2016. Well logs response characteristics and quantitative prediction model of organic carbon content of hydrocarbon source rocks in coal-bearing strata measures. Journal of China Coal Society, 41(4): 954~963.
- Fertl W H, Chilingar G V. 1988. Total organic carbon content determined from well logs. SPE Formation Evaluation, 3(2): 407~419.
- Fertl W H. 1979. Gamma ray spectral data assists in complex formation evaluation. Log Analyst, 20(5): 3~37.
- Flower J G. 1983. Use of Sonic-Shear-Wave/Resistivity overlay as a

- Quick-Look method for identifying potential pay zones in the Ohio ( Devonian ) shale. *Journal of Petroleum Technology* , 35( 3 ) : 638 ~ 642.
- Gao Gang , Liu Guangdi , Fu Jinhua , Yao Jingli. 2012&. A new method for determining the lower limits of the organic matter abundance parameters of effective source rock: taking the Triassic dark mudstones of Yanchang Formation in Longdong region , Ordos Basin as an example. *Journal of Xi'an Shiyou University ( Natural Science Edition )* , 27( 2 ) : 22 ~ 26.
- Gao Yang. 2013&. Salt lake source rock evaluation by logging data. *Acta Sedimentologica Sinica* , 31( 4 ) : 730 ~ 737.
- Godfray G , Seetharamaiah J. 2019. Geochemical and well logs evaluation of the Triassic source rocks of the Mandawa basin , SE Tanzania: Implication on richness and hydrocarbon generation potential. *Journal of African Earth Sciences* , 153 , 9 ~ 16.
- He Cong , Su Ao , Zhang Mingzhen , Wu Yuandong , Ji Liming. 2016&. Optimal selection and application of prediction means for organic carbon content of source rocks based on logging data in Yanchang Formation , Ordos Basin. *Natural Gas Geoscience* , 27( 4 ) : 754 ~ 764.
- Herron S L , Letendre I , Dufour M. 1988. Source Rock Evaluation Using Geochemical Information from Wireline Logs and Cores. *AAPG Bulletin* , 72( 8 ) : 1007.
- Hood A , Gutjahr C C M , Heacock R L. 1975. Organic metamorphism and the generation of petroleum. *AAPG Bulletin* , 59( 6 ) : 986 ~ 996.
- Hu Huiting , Lu Shuangfang , Liu Chao , Wang Weiming , Wang Min , Li Jijun , Shang Jiaohui. 2011&. Models for calculating organic carbon content from logging information: comparison and analysis. *Acta Sedimentologica Sinica* , 29( 6 ) : 1199 ~ 1205.
- Hu Huiting , Su Rui , Liu Chao , Meng Lingwei. 2016&. The method and application of using Generalized- $\Delta\lg R$  technology to predict the organic carbon content of continental deep source rocks. *Natural Gas Geoscience* , 27( 1 ) : 149 ~ 155.
- Huang Sheng , Liu Wenhua , Dai Hongxia , Wang Xu , Sun Lianzhi , Liu Dayong. 2019&. Log Evaluation on the *TOC* of Continental Source Rocks based on Variable Coefficient  $\Delta\lg R$  Mode. *Well Logging Technology* , 43( 5 ) : 519 ~ 524.
- Huang Xiaopeng , Yang Zhanlong , Zhang Zhaohui , Liu Huaqing , Huang Junping , Long Liwen. 2020&. Logging to inversion geochemical parameters of hydrocarbon source rocks: A case study of Jurassic lower Xinhe Formation in Xiaohu sub-sag , Yabulai Basin. *Journal of China Coal Society* , 45( S1 ) : 415 ~ 426.
- Huang Z , Williamson M A. 1996. Artificial neural network modeling as an aid to source rock characterization . *Marine Petroleum Geology* , 13: 227 ~ 290 ,
- Hunt J M. 1967. The origin of petroleum in carbonate rocks. Amsterdam: Elsevier , vol. 9. p. 225 — 51.
- Hunt J M. 1979. Petroleum geochemistry and geology. San Francisco: Freeman and Company ,
- Huo Qiuli , Zeng Huasen , Fu Li , Ren Zhigao. 2011&. The advance of  $\Delta\lg R$  method and its application in Songliao Basin. *Journal of Jilin University ( Earth Science Edition )* , 41( 2 ) : 586 ~ 591.
- Huo Zhipeng , Jiang Tao , Pang Xiongqi , Wang Wenyang , Chen Junqing , Song Jianyang , Shen Weibing , Pan Zhihong. 2016&. Evaluation of deep carbonate source rocks with low *TOC* and contribution to oil—gas accumulation in Tazhong area , Tarim Basin. *Earth Science* , 41( 12 ) : 2061 ~ 2075.
- Iqbal O , Ahmad M , Kadir A. 2018. Effective evaluation of shale gas reservoirs by means of an integrated approach to petrophysics and geomechanics for the optimization of hydraulic fracturing: A case study of the Permian Roseneath and Murteree Shale Gas reservoirs , Cooper Basin , Australia. *Journal of Natural Gas Science and Engineering* , 58 , 34 ~ 58.
- Jarvie D M , Hill R J , Ruble T E. 2007. Unconventional shale-gas systems: the Mississippian Barnett Shale of north—central Texas as one model for thermogenic shale-gas assessment. *AAPG Bulletin* , 91 , 475 ~ 499.
- Jiang Dexin , Jiang Zhenglong , Zhang He , Yang Shuyue. 2019&. Well logging prediction models of *TOC* content in source rocks: a case of Wenchang Formation in Lufeng Sag. *Lithologic Reservoirs* , 31( 6 ) : 109 ~ 117.
- Jiang Yunjian , Liu Huimin , Chai Chunyan , Wang Min , Yang Donggen , Wu Chunwen , Chen Xiao. 2023&. Logging evaluation of shale oil in Jiyang Depression. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency* , 30( 1 ) : 21 ~ 34.
- Jin Zhijun , Wang Guanping , Liu Guangxiang , Gao Bo , Liu Quanyou , Wang Hongliang , Liang Xinpeng , Wang Ruyue. 2021&. Research progress and key scientific issues of continental shale oil in China. *Acta Petrolei Sinica* , 42( 7 ) : 821 ~ 835.
- Johnson L M , Rezaee R , Kadkhodaie A , Smith G , Yu H. 2018. Geochemical property modelling of a potential shale reservoir in the Canning Basin ( Western Australia ) , using artificial neural networks and geostatistical tools. *Computers & Geosciences* , 120: 73 ~ 81.
- Kadkhodaie A , Rezaee R. 2017. Estimation of vitrinite reflectance from well log data. *Journal of Petroleum Science and Engineering* , 148: 94 ~ 102.
- Kamali M R , Mirshady A A. 2004. Total organic carbon content determined from well logs using  $\Delta\log R$  and neuro fuzzy techniques. *Journal of Petroleum Science and Engineering* , ( 45 ) : 141 ~ 148.
- Khoshnoodkia M , Mohseni H , Rahmani O , Mohammadi A. 2011. *TOC* determination of Gadvan Formation in south pars gas field , using artificial intelligent systems and geochemical data. *Journal of Petroleum Science and Engineering* , 78( 1 ) : 119 ~ 130.
- Kuang Lichun , Liu He , Ren Yili , Luo Kai , Shi Mingyu , Su Jian , Li Xin. 2021&. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development. *Petroleum Exploration and Development* , 48( 1 ) : 1 ~ 11.
- Lai Jin , Chen Kangjun , Xin Yi , Wu Xingneng , Chen Xu , Yang Kefu , Song Qiuqiang , Wang Guiwen , Ding Xiujian. 2021. Fracture characterization and detection in the deep Cambrian dolostones in the Tarim Basin , China: Insights from borehole image and sonic logs. *Journal of Petroleum Science and Engineering* , 196 , 107659.
- Lai Jin , Fan Xuechun , Li Yuhang , Zhao Xin , Liu Shichen , Liu Xiaoping , Li Dong , Pang Xiaojiao , Li Hongbin , Luo Yufeng. 2022&. Well logging evaluation of seven kinds of relationships and three types of properties of Paleogene Funing Formation oil shales in Subei Basin. *Geological Review* , 68( 2 ) : 751 ~ 768.
- Lai Jin , Li Hongbin , Zhang Mei , Bai , Meimei , Zhao Yidi , Fan Qixuan , Pang Xiaojiao , Wang Guiwen. 2023&. Advances in well logging geology in the era of unconventional hydrocarbon resource. *Journal of Palaeogeography ( Chinese Edition )* , 25( 5 ) .
- Lai Jin , Wang Guiwen , Fan Qixuan , Pang Xiaojiao , Li Hongbin , Zhao Fei , Li Yuhang , Zhao Xin , Zhao Yidi , Huang Yuyue , Bao Meng , Qin Ziqiang , Wang Qiqi. 2022. Geophysical well log evaluation in the era of unconventional hydrocarbon resources: A review on current status and prospects. *Surveys in Geophysics* , 43: 913 ~ 957.



- Lai Jin , Wang Guiwen , Fan Qixuan , Zhao Fei , Zhao Xin , Li Yuhang , Zhao Yidi , Pang Xiaojiao. 2023. Towards the scientific interpretation of geophysical well logs: typical misunderstandings and countermeasures. *Surveys in Geophysics* , 44: 463~494.
- Lai Jin , Wang Guiwen , Fan Zhuoying , Chen Jin , Wang Shuchen , Fan Xuqiang. 2017. Sedimentary characterization of a braided delta using well logs: the Upper Triassic Xujiahe formation in central Sichuan basin , China. *Journal of Petroleum Science and Engineering* , 154 , 172~193.
- Lai Jin , Wang Guiwen , Fan Zhuoying , Chen Jing , Wang Shuchen , Zhou Zhenglong , Fan Xuqiang. 2016&. Research progress in brittleness index evaluation methods with logging data in unconventional oil and gas reservoirs. *Petroleum Science Bulletin* , 1( 3) : 330~341.
- Lai Jin , Wang Guiwen , Pang Xiaojiao , Han Zongyan , Li Dong , Zhao Yidi , Wang Song , Jiang Chengzhou , Li Hongbin , Li Yuhang. 2021&. The past , present and future of well logging geology ——To celebrate the publication of second edition of “Well Logging Geology”. *Geological Review* , 67( 6) : 1804~1828.
- Lai Jin , Wang Song , Zhang Chengsen , Wang Guiwen , Song Qiuqiang , Chen Xu , Yang Kefu , Yuan Changjian. 2020. Spectrum of pore types and networks in the deep Cambrian to Lower Ordovician dolostones in Tarim Basin , China. *Marine and Petroleum Geology* , 112 , 104081.
- Li Ning , Feng Zhou , Wu Hongliang , Tian Han , Liu Peng , Liu Yingming , Liu Zhonghua , Wang Kewen , Xu Binsen. 2023&. New advances in methods and technologies for well logging evaluation of continental shale oil in China. *Acta Petrolei Sinica* , 44( 1) : 28~44.
- Li Ning , Xu Binshen , Wu Hongliang , Fengzhou , Li Yusheng , Wang Kewen , Liu Peng. 2021&. Application status and prospects of artificial intelligence in well logging and formation evaluation. *Acta Petrolei Sinica* , 42( 4) : 508~522.
- Li Yanjun , Liu Jiaxia , Feng Yuanyuan , Liu Huan , Luo Di , Liu Jiaxia , Jia Xuecheng. 2013&. Logging evaluation method and its application for measuring the total organic carbon content in shale gas. *Natural Gas Geoscience* , 24( 1) : 169~175.
- Li Zhengyong , Zheng Shu , Peng Hanlin , Liang Jiaju , Zhang Ke , Wang Heng. 2020&. Log prediction of total organic carbon content in the Lower Cambrian marine source rocks of Anyue gas field. *Well Logging Technology* , 44( 4) : 398~403.
- Liu Chao , Lu Shuangfang , Xue Haitao. 2014&. Variable-coefficient  $\Delta\log R$  model and its application in shale organic evaluation. *Progress in Geophysics* , 29( 1) : 312~317.
- Liu Chao , Yin Changhai , Lu Shuangfang. 2015&. Predicting key parameters for variable-coefficient  $\Delta\lg R$  logging technique and its application in source rocks evaluation. *Natural Gas Geoscience* , 26 ( 10) : 1925~1931.
- Liu Guangdi. 2018. *Petroleum Geology ( fifth edition )*. Beijing: Petroleum Industry Press.
- Liu Guoqiang. 2021&. Challenges and countermeasures of log evaluation in unconventional petroleum exploration. *Petroleum Exploration and Development* , 48( 5) : 891~902.
- Liu Rui , Guo Shaobin , Wang Jiuyan. 2020&. TOC calculation model of source rocks: Case study from Taiyuan—Shanxi formations in Ordos Basin. *Natural Gas Geoscience* , 31( 11) : 1628~1636.
- Liu Yahui , Wang Caizhi , Liu Zhonghua , Wang Hao , Liu Yingming. 2021&. A logging method for evaluating oil-bearing property of shale oil: Case study of Jimusar Sag in Junggar Basin. *Natural Gas Geoscience* , 32( 7) : 1084~1091.
- Løseth H , Wensaas L , Gading M , Duffaut K , Springer M. 2011. Can hydrocarbon source rocks be identified on seismic data. *Geology* , 39 ( 12) : 1167~1170.
- Lu Baoping , Fan Jilin , Zhang Feng , Liang Qixuan , Ge Yunlong , Wang Shusheng. 2022&. An Enhanced Sensitivity Method to Monitor Oil Saturation by Carbon—Oxygen Ratio Logging. *Well Logging Technology* , 46( 5) : 579~585.
- Lu Yanxin , Bao Shujing , Zhou Zhi , Li Fei. 2023&. Research progress of geophysical prediction methods for total organic carbon in high-thermal evolution shale. *Progress in geophysics* , 38 ( 1) : 0229 ~ 0241.
- Mahmoud A A A , Elkatatny S , Mahmoud M , Abouelresh M , Abdulraheem A , Ali A. 2017. Determination of the total organic carbon ( TOC ) based on conventional well logs using artificial neural network. *International Journal of Coal Geology* , 179 , 72~80.
- Mann U , Müller P J. 1988. Source rock evaluation by well log analysis ( lower Toarcian , Hils Synline) . *Organic Geochemistry* , 13( 1~3) : 109~119.
- Meissner F F. 1976. Abnormal electric resistivity and fluid pressure in Bakken Formation , Williston basin , and its relation to petroleum generation , migration , and accumulation ( abs. ) . *AAPG Bulletin* , 60: 1403~1404.
- Mendelzon J D , Toksoz M N. 1985. Source rock characterization using multivariate analysis of log data. *Texas: Society of Petrophysicists and Well-Log Analysts* , 1~21.
- Meyer B L , Nederlof M H. 1984. Identification of source rock on wireline logs by density/resistivity and sonic transit time/resistivity crossplots. *AAPG Bulletin* , 68( 2) : 121~129.
- Mu Guoyan , Zhong Ningning , Liu Bao , Yu Tiancai , Liu Yan. 2010&. The quantitative evaluation method of lacustrine mudstone source rock and its application. *Acta Petrolei Sinica* , 31( 2) : 218~225.
- Passey Q , Creaney S , Kulla J , Moretti F , Stroud J , 1990. A practical model for organic richness from porosity and resistivity logs. *AAPG Bulletin* , 74: 1777~1794.
- Qin Jianqiang , Fu Deliang , Qian Yafang , Yang Fu , Tian Tao. 2018&. Progress of geophysical methods for the evaluation of TOC of source rock. *Geophysical Prospecting for Petroleum* , 57( 6) : 803~812.
- Qu Yansheng , Zhong Ningning , Liu Yan , Li Yuanyuan , Peng Bo. 2011&. Using logging methods to calculate organic matter abundance of source rocks and its influencing factors. *Lithologic Reservoirs* , 23 ( 2) : 80~85.
- Schmoker J W , 1981. Determination of organic-matter content of Appalachian Devonian shales from gamma-ray logs. *AAPG Bulletin* , 65 , 1285~1298.
- Schmoker J W , Hester T C. 1983. Organic carbon in bakken formation , United States portion of Williston basin. *AAPG Bulletin* , 67 , 2165~2174.
- Schmoker J W. 1979. Determination of organic content of Appalachian Devonian shales from formation-density logs: geologic notes. *AAPG Bulletin* , 63: 1504~1509.
- Schmoker J W. 1980. Organic content of Devonian shale in western Appalachian basin. *AAPG Bulletin* , 64 , 2156~2165.
- Sérgio S L R , Duarte L V , Pereira A J S C , Silva R L. 2018. Field gamma-ray patterns and stratigraphic reinterpretation of offshore well-log data from Lower Jurassic organic-rich units of the Lusitanian Basin ( Portugal ) . *Marine and Petroleum Geology* , 98: 860~872.
- Shalaby M R , Jumat N , Lai D , Malik O. 2019. Integrated TOC prediction and source rock characterization using machine learning ,

- well logs and geochemical analysis: Case study from the Jurassic source rocks in Shams Field, NW Desert, Egypt. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 176, 369~380.
- Shi Yujiang, Liu Guoqiang, Zhong Jibin, Wang Juan, Zhang Wenjing. 2021&. Development and application of intelligent logging interpretation system based on big data. *China Petroleum Exploration*, 26(2): 43~56.
- Song Zhandong, Zha Ming, Zhang Xiaoli, Fu Yan. 2009&. A method for the quantitative evaluation of the organic carbon content of the hydrocarbon source rock from well logging information and its application in Yong'an Oilfield in Gaoyou Sag. *Journal of Xi'an Shiyong University (Natural Science Edition)*, 24(2): 18~21.
- Sun Longde, Liu He, He Wenyuan, Li Guoxin, Zhang Shuichang, Zhu Rukai, Jin Xu, Meng Siwei, Jiang Hang. 2021&. An analysis of major scientific problems and research paths of Gulong shale oil in Daqing Oilfield, NE China. *Petroleum Exploration and Development*, 48(3): 453~463.
- Swanson V E. 1960. Oil yield and uranium content of black shales[R]. Washington D C: United States Geological Survey,
- Tenaglia M, Eberli G P, Weger R J, Blanco L R, Sanchez L E R, Swart P K. 2020. Total organic carbon quantification from wireline logging techniques: A case study in the Vaca Muerta Formation, Argentina. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 194, 107489.
- Tan Tingdong. 1988&. Identification of kundersits from well logs. *Well Logging Technology*, 12(6): 1~12.
- Tissot B P, Welte D H. 1978. *Petroleum Formation and Occurrence*. Berlin: Springer-Verlag, p. 1~554.
- Tissot B P, Welte D H. 1984. *Petroleum Formation and Occurrence: a new approach to oil and gas exploration*. Berlin: Springer.
- Wang Fangxiong, Hou Yingzi, Xia Ji. 2002&. New Advances in Hydrocarbon Source Rocks Evaluation. *Well Logging Technology*, 26(2): 89~93.
- Wang Guiwen, Lai Jin, Liu Bingchang, Fan Zhuoying, Liu Shichen, Shi Yujiang, Zhang Haitao, Chen Jing. 2020. Fluid property discrimination in dolostone reservoirs using well logs. *Acta Geologica Sinica (English Edition)*, 94(3): 831~846.
- Wang Guiwen, Zhu Zhenyu, Zhu Guangyu. 2002&. Logging identification and evaluation Cambrian—Ordovician source rocks in syncline of Tarim basin. *Petroleum Exploration and Development*, 29(4): 50~52.
- Wang Huijun, Wu Wei, Chen Tao, Dong Xinjun, Wang Guangxu, 2019. An improved neural network for TOC, S1 and S2 estimation based on conventional well logs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 176, 664~678.
- Wang Huijun, Zhao Guiping, Li Liang, Zhang Wei, Qi Rong, Liu Jun. 2020&. TOC prediction model for muddy source rocks based on convolutional neural network (CNN): a case study of the Hangjinqi area of the Ordos Basin. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 37(1): 103~112
- Wang Qinghui, Feng Jin. 2018&. The TOC logging evaluation methods and application of source rock: A case study of Wenchang Formation in Pearl River Mouth Basin. *Natural Gas Geoscience*, 29(2): 251~258.
- Wang Wei, Zhao Yanwei, Mao Rui, Sun Zhongchun, Mu Liwei. 2019&. Determination of the starting time for measurement of NMR effective porosity in shale oil reservoir: A case study of the Permian Lucaogou shale oil reservoir, Jimusaer sag. *Oil & Gas Geology*, 40(3): 550~557.
- Wang Xiang, Ma Jinfeng, Zhang Xintao, Wang Zhenliang, Wang Feilong, Wang Haofan, Li Lin. 2020&. Prediction of total organic carbon content by a generalized  $\Delta\log R$  method considering density factors: illustrated by the example of deep continental source rocks in the southwestern part of the Bozhong sag. *Progress in Geophysics*, 35(4): 1471~1480.
- Wang Xiaoyu, Xie Ranhong, Mao Zhiguo, Zhang Bin, Liu Ruotong, Shao Liang, Wang Tangyu. 2022&. Research on logging evaluation method of total organic carbon content of source rock based on ensemble learning. *Progress in Geophysics*, 37(2): 0684~0694.
- Wood D A. 2020. Total organic carbon predictions from lower Barnett shale well-log data applying an optimized data matching algorithm at various sampling densities. *Pure and Applied Geophysics*, 177: 5451~5468.
- Xu Juanjuan, Jiang Youlu, Zhu Jianfeng. 2016&. The application of  $\Delta\log R$  technology based on the error analysis for source rock evaluation in Longfengshan Sag, Changling Faulted Depression. *Natural Gas Geoscience*, 27(10): 1869~1877.
- Xu Sihuang, Zhu Yiqing. 2010&. Well logs response and prediction model of organic carbon content in source rocks: a case study from the source rock of Wenchang formation in the Pearl Mouth basin. *Petroleum Geology & Experiment*, 32(3): 290~295, 300.
- Yan Jianping, Cai Jingong, Zhao Minghai, Zheng Deshun. 2009&. Advances in the study of source rock evaluation by geophysical logging and its significance in resource assessment. *Progress in Geophysics*, 24(1): 270~279.
- Yan Jianping, Liang Qiang, Geng Bin, Feng Chunzhen, Kou Xiaopan, Hu Yong. 2017&. Log calculation method of geochemical parameters of lacustrine shale and its application: a case of lower Es3 in Bonan Subsag, Zhanhua Sag. *Lithologic Reservoirs*, 29(4): 108~116.
- Yan Weilin, Zhang Zhaoqian, Chen Longchuan, Zhao Zhiwei, Wang Wenjuan. 2021&. New evaluating method of oil saturation in Gulong shale based on NMR technique. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 40(5): 78~86.
- Yang Taotao, Fan Guozhang, LüFuliang, Wang Bin, Wu Jingwu, Lu Yintao. 2013&. The logging features and identification methods of source rock. *Natural Gas Geoscience*, 24(2): 414~422.
- Yang Taotao, Shao Dali, Cao Guangwei, Ding Liangbo. 2018&. Logging quantitative evaluation method for hydrocarbon source rock. *Progress in Geophysics*, 33(1): 0285~0291.
- Yao Jingli, Wang Chengcheng, Chen Juanping, Gao Gang, Wang Feiyan, Li Xiaofeng, Li Jiaye, Liu Yan. 2016&. Distribution characteristics of subsalt carbonate source rocks in Majiagou Formation, Ordos Basin. *Natural Gas Geoscience*, 27(12): 2115~2126.
- Yin Jie, Wang Quan. 2017&. Using seismic and log information to identify and predict high quality source rocks: A case study of the first member of Shahejie Formation in Raoyang Sag, Bohai Bay Basin. *Natural Gas Geoscience*, 28(11): 1761~1770.
- Yuan Chao, Zhou Cancan, Hu Song, Cheng Xiangzhi, Dou Yang. 2014&. Summary on well logging evaluation method of total organic carbon content in formation. *Progress in Geophysics*, 29(6): 2831~2837.
- Yuan Long, Wang Qian, Yu Bing, Gao Yanwu, Luo Yu, Wu Siyi. 2020&. Well logging evaluation method research of source rock geochemical parameters in the tight gas. *Progress in Geophysics*, 35(1): 239~249.
- Zhang Chenglong, Tao Shizhen, Bai Bin, Wang Qianru. 2019&. Source

- rock *TOC* content prediction based on the support vector machine model: An application in Ordos Basin. *Natural Gas Geoscience*, 30 ( 5 ): 761~768.
- Zhang Han, Lu Shuangfang, Li Wenhao, Tian Weichao, Hu Ying, He Taohua, Tan Zhaozhao. 2017&. Application of  $\Delta\text{Log}R$  technology and BP neural network in organic evaluation in the complex lithology tight stratum. *Progress in Geophysics*, 32( 3 ): 1308~1313.
- Zhang Lipeng, Bian Ruixue, Yang Shuangyan, Yan Bingqiang. 2001&. Identifying Hydrocarbon Source Rock with Log Data. *Well Logging Technology*, 25( 2 ): 146~15.
- Zhang Xiaoli, Sheng Ying. 1998&. Study on the source rock of Jurassic coal measure strata in Tulufan—Hami basin by logs. *Well Logging Technology*, 22( 3 ): 183~185.
- Zhao Peiqiang, Ma Huolin, Rasouli Vamegh, Liu Wenhui, Cai Jianchao, Huang Zhenhua. 2017. An improved model for estimating the *TOC* in shale formations. *Marine and Petroleum Geology*, 83, 174~183.
- Zhao Peiqiang, Mao Zhiqiang, Huang Zhenhua, Zhang Chong. 2016. A new method for estimating total organic carbon content from well logs. *AAPG Bulletin*, 100( 8 ): 1311~27.
- Zhao Peiqiang, Ostadhassan Mehdi, Shen Bo, Liu Wenhui, Abarghani Arash, Liu Kouqi, Luo Miao, Cai Jianchao. 2019. Estimating thermal maturity of organic-rich shale from well logs: Case studies of two shale plays. *Fuel*, 235: 1195~1206.
- Zheng Jiandong, Wang Chunyan, Zhang Huabing, Wang Xiaolian, Zhu Jianhua. 2021&. Logging evaluating methods of seven property parameters and enriched layers for Gulong shale oil reservoir in Songliao Basin. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 40( 5 ): 87~97.
- Zhou Yan, Wang Changsheng, Lin Weichuan, Wang Yanmei, Luo Shaocheng, Zhang Yukun. 2022&. Evaluation method and application for geochemical parameters of shale oil source rock. *Well Logging Technology*, 46( 3 ): 334~339.
- Zhu Guangyou, Jin Qiang, Zhang Linye. 2003&. Using log information to analyze the geochemical characteristics of source rocks in Jiyang Depression. *Well Logging Technology*, 27( 2 ): 104~109.
- Zhu Jianwei, Zhao Gang, Liu Bo, Guo Wei, Cheng Jun. 2012&. Identification technology and its application of well-logging about oil shale. *Journal of Jilin University ( Earth Science Edition )*, 42( 2 ): 289~295.
- Zhu Zhenyu, Wang Guiwen, Zhu Guangyu. 2002&. The Application of Artificial Neural Network to the Source Rock's Evaluation. *Progress in Geophysics*, 17( 1 ): 137~140.
- Zou Caineng, Tao Shizhen, Xue Shuhao. 2005&. Connotation of “Facies Control Theory” and its significance for exploration. *Petroleum Exploration and Development*, 32( 6 ): 7~12.
- Zou Caineng, Zhu Rukai, Chen Zhongqiang, Ogg, J G, Wu Songtao, Dong Dazhong, Qiu Zhen, Wang Yuman, Wang Lan, Lin Senhu, Cui Jingwei, Su Ling, Yang Zhi. 2019. Organic-matter-rich shales of China. *Earth-Science Reviews*, 189: 51~78.

## Researches progress in well log recognition and evaluation of source rocks

LAI Jin<sup>1,2)</sup>, BAI Tianyu<sup>2)</sup>, SU Yang<sup>2)</sup>, ZHAO Fei<sup>2)</sup>, LI Ling<sup>3)</sup>, LI Yuhang<sup>2)</sup>,  
LI Hongbin<sup>2)</sup>, WANG Guiwen<sup>1,2)</sup>, XIAO Chengwen<sup>4)</sup>

1) National Key Laboratory of Petroleum Resource and Engineering, China University of Petroleum, Beijing, 102249;

2) College of Geosciences, China University of Petroleum, Beijing, 102249;

3) Research Institute of Petroleum Exploration and Development, Tarim Oilfield Company, CNPC, Korla, Xinjiang, 841000;

4) Logging Technology Research Institute, China National Logging Corporation, Beijing, 102206

**Abstract:** Well log identification and quantitative evaluation of source rock are very important for potential exploration of oil and gas resources, reserve evaluation and unconventional oil and gas exploration and development. The well log evaluation of source rock is still limited due to the variations in lithology and maturity of source rocks, and different sensitivity degrees of various response of well log series, as well as differences in the applicability of various methods. At present, it is in an urgent need to further unravel the source rock information contained in geophysical well log data, and to build a bridge between source rock quality and well log information. In addition, it is also in great need to finely characterize the source rock quality of self-generation and self-storage unconventional hydrocarbon using well logs. In this paper, the classification and geological characterization parameters of source rock are firstly clarified. Then the log response characteristics of different types of source rock in conventional log series and advanced logging techniques such as image logs and Nuclear Magnetic Resonance logging (NMR) are analyzed. The response characteristics of source rock are usually shown by “four high values and one low value” (high natural gamma ray, high sonic transit time, high neutron, high resistivity but low density). In addition to single factor analysis, the crossplots and sensitive parameters can be selected to accomplish the qualitative identification of source rock. The quantitative prediction of total organic carbon content (*TOC*) and other parameters of source rock can be realized by  $\Delta\text{lg}R$  method, modified  $\Delta\text{lg}R$  method (variable baseline and

changing coefficient) , natural gamma ray spectrum logging method , multiple regression method , Litho Scanner logging data method and artificial intelligence method. The advantages and disadvantages of different *TOC* content logging methods and their application conditions are reviewed , and then the comprehensive well log evaluation of source rock quality can be realized by *TOC* prediction combined with the calculation of hydrocarbon generation potential and other parameters. Finally , the existing problems and development trend in the logging identification and quantitative evaluation of source rock are analyzed in order to provide theoretical guidance and technical support for the evaluation of oil and gas resource , and for unconventional oil and gas exploration and development.

**Keywords:** source rock; well log evaluation; *TOC*;  $\Delta\lg R$ ; natural gamma ray spectrum; multiple regression; artificial intelligence

**Acknowledgements:** This study is supported by the National Natural Science Foundation of China ( Nos. 42002133 , 42072150 ) , the Research Fundings of China University of Petroleum ( Beijing ) ( No. 2462021YXZZ003 ) and the Strategic Cooperation Agreement between CNP—China University of Petroleum ( Beijing ) ( No. ZLZX2020-01 )

**First author:** LAI Jin , male , born in 1988 , Ph. D. , associate professor , is currently interested in the study of sedimentology , reservoir geology and well-logging geology; Email: laijin@cup.edu.cn

**Corresponding author:** WANG Guiwen , male , born in 1966 , Ph. D. , professor , is currently interested in the study of sedimentology , reservoir geology and well-logging geology; Email: wanggw@cup.edu.cn

**Manuscript** received on: 2023-05-23; Accepted on: 2023-09-22; Published online on: 2023-10-20

**Doi:** 10.16509/j.georeview.2023.10.001

**Edited by:** LIU Zhiqiang