2026 年第 41 卷 第 5 期
2026,41(5):2054-2066
地球物理学进展 Progress in Geophysics
http://www.progeophys.cn
ISSN 1004-2903
CN 11-2982/P

孙正星,张峰,翟晓岩,等.2026.页岩储层 TOC 含量地震定量预测方法.地球物理学进展,41(5):2054-2066,doi:10.6038/pg2026II0380.

SUN ZhengXing, ZHANG Feng, ZHAI XiaoYan, *et al*. 2026. Seismic quantitative prediction methodology for TOC content in shale reservoirs. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 41(5):2054-2066,doi:10.6038/pg2026II0380.

页岩储层 TOC 含量地震定量预测方法

Seismic quantitative prediction methodology for TOC content in shale reservoirs

孙正星[1],张峰[1*],翟晓岩[1],胡华锋[2]

SUN ZhengXing[1], ZHANG Feng[1*], ZHAI XiaoYan[1], HU HuaFeng[2]

1. 中国石油大学(北京),北京 102249
2. 中石化石油物探技术研究院有限公司,南京 211103

1. *China University of Petroleum*(*Beijing*),*Beijing* 102249, *China*
2. *SINOPEC Geophysical Research Institute Co., Ltd., Nanjing* 211103, *China*

摘 要 总有机碳含量(TOC,Total Organic Carbon)是反映页岩储层有机质的富集程度和生烃潜力的重要指示参数.常规 TOC 地震定量预测方法依赖高精度的密度反演,而基于各向同性假设的密度反演方法在具有强 VTI(Vertical Transverse Isotropy)特征的页岩储层中往往产生较大误差,进而影响 TOC 预测的精度.已有岩石物理研究表明,VTI 介质的各向异性参数(ε 和 σ)与 TOC 之间存在良好的相关性.本文提出了一种结合 VTI 各向异性参数地震反演与神经网络建模的 TOC 预测新方法.首先,利用已有的实验数据和测井数据开展岩石物理分析,揭示 TOC 与各向异性参数的高度相关性.其次,优选 VTI 介质三项近似反射系数方程开展同步地震反演,并通过分步数值计算获取各向异性参数 ε 和 σ.最后,结合 BP 神经网络构建各向异性参数 ε、σ 与 TOC 的非线性映射模型,实现 TOC 含量地震预测.模型测试结果表明,该方法在中等噪声条件下仍具有较好的鲁棒性.进一步的实际应用表明,反演得到的井旁道结果与研究区测井数据吻合良好,验证了该方法的实用性和可靠性,可用于页岩储层 TOC 定量刻画与空间展布预测.

关键词 页岩储层;VTI 介质;叠前地震反演;总有机碳(TOC)

中图分类号 P631
文献标识码 A
doi:10.6038/pg2026II0380
CSTR:32085.14.pg2026II0380

Abstract Total Organic Carbon (TOC) is a critical parameter for evaluating the enrichment of organic matter and the hydrocarbon generation potential of shale reservoirs. Conventional seismic TOC prediction techniques typically rely on high-accuracy density inversion. However, density inversion methods based on isotropic assumptions often yield substantial uncertainties in shale formations exhibiting strong Vertical Transverse Isotropy(VTI),thereby degrading the reliability of TOC estimation. Previous rock-physics studies have demonstrated that the VTI anisotropy parameters ε and σ exhibit strong correlations with TOC. In this study, we propose a novel TOC prediction methodology that integrates anisotropy-parameter seismic inversion with neural-network modeling. First, rock-physics analyses are conducted using laboratory measurements and wireline logs to elucidate the quantitative relationships between TOC and the anisotropy parameters. Second, an optimal three-term approximated reflection-coefficient equation for VTI media is selected to perform joint seismic inversion, and the anisotropy parameters ε and σ are subsequently derived through stepwise numerical computation. Finally, a Backpropagation (BP) neural network is constructed to establish a nonlinear mapping between TOC and the anisotropy parameters ε and σ, enabling seismic prediction of TOC. Synthetic tests indicate that the proposed approach maintains strong robustness under moderate noise levels. Application to field data shows that the inverted TOC results near wells exhibit good agreement with logging-derived TOC, thereby confirming the practicality and reliability of the method for quantitative characterization and spatial prediction of TOC in shale reservoirs.

Keywords Shale reservoir; VTI media; Pre-stack seismic inversion; Total Organic Carbon(TOC)

收稿日期 2025-10-22; **修回日期** 2026-03-05. **投稿网址** http://www.progeophys.cn
基金项目 国家自然科学基金项目(W2541014)资助.
第一作者简介 孙正星,男,1996 年生,博士研究生,主要从事储层预测与描述方法工作.E-mail:854125974@qq.com
***通讯作者** 张峰,男,1983 年生,教授,主要从事多波地震探测理论、各向异性地震正反演研究.E-mail:zhangfeng@cup.edu.cn

0 引　言

页岩储层的 TOC 是衡量油气生成潜力的重要指标,也是反映页岩油气富集程度的重要参数(Jarvie *et al*.,2007;谭佳静等,2021). 总有机碳(TOC)含量的可靠评价对于储层表征、定量地震解释、二氧化碳地质封存及流体动力学行为分析具有广泛应用价值,其空间分布与相对含量对烃源岩层推断、有利区优选以及油气潜力评估亦具有关键意义(邹才能等,2017). 目前,针对 TOC 的测井评价方法较为成熟,主要包括密度法(Yu *et al*., 2017;卢妍欣等,2023)、$\Delta\log R$ 法(Passey *et al*.,1990;王祥等,2020)、多元回归法(Schmoker,1981;叶端南等,2015;赵军龙等,2021)以及基于机器学习和深度学习法的智能预测方法(Shan *et al*.,2023;Li and Zhang, 2023; Zong *et al*., 2025;叶绍泽等,2018;李键等,2023)等. 在地震预测方面,Alzate 和 Devegowda(2013)建立了杨氏模量与 TOC 之间的经验关系,并利用地震反演实现了 TOC 预测. 陈祖庆(2014)、李曙光等(2019)基于测井岩石物理分析发现,密度对 TOC 较为敏感,并通过叠前密度反演实现 TOC 定量预测. 然而,基于各向同性介质密度的地震反演应用在 VTI 储层中误差较大(Yuan *et al*.,2018;Cheng *et al*.,2022a). 为此,Cyz 和 Azevedo(2021)提出了一种基于岩石物理统计的叠前地震反演方法,通过最小化合成数据与实测数据之间的误差,直接获得目标储层的 TOC 分布. 近年来,基于人工智能的 TOC 预测研究逐渐增多. 王宵宇等(2022)利用神经网络建立多参数与 TOC 的拟合关系,并应用于四川盆地页岩储层. 杨占伟等(2022)结合神经网络与决策树模型建立 TOC 与弹性参数间的非线性关系,显著提升了预测精度. 相关研究表明,神经网络在处理地震储层参数间复杂非线性关系方面具有良好效果,并已在多个工区取得成功应用(Fu *et al*.,2025;刘姝娴等,2024;杨光等,2024;张丰麒等,2021).

然而,上述研究大多基于各向同性假设开展地震反演与 TOC 定量预测. 考虑页岩储层普遍具有 VTI 特征,近年来,随着 VTI 各向异性理论的不断完善,基于各向异性参数的 AVO 反演研究逐渐成为热点. 非常规储层的叠前地震反演正由传统的各向同性反射系数公式向各向异性介质下表达式转变. Daley 和 Hron(1977)、Graebner(1992)、Schoenberg 和 Protazio(1990)推导了复杂精确的 VTI 反射与透射系数公式,为后续研究奠定了理论基础,但由于公式复杂,实际应用受限. Rüger(1997)分析了 VTI 反射系数随入射角度变化的规律,提出了高精度反射系数近似表达式,推动了各向异性理论在 AVO 分析和叠前弹性参数反演中的广泛应用. 印兴耀团队在 VTI 反射系数近似理论及反演方法研究方面也取得了系统性成果(宗兆云等,2012;陈怀震等,2013;周东勇等,2019;李爱山等,2008;Wu *et al*.,2025;Xiang *et al*.,2025;Yang *et al*.,2024). Zhang 等(2019)改写了 Rüger 公式,减少了待反演参数数量,缓解了多解性和不适定性问题,提出 VTI 三项近似反射系数公式,并成功应用于中国南方海相页岩气工区,显著提高了反演稳定性和精度,并给出了获取各向异性参数的方法. 高质量的 VTI 叠前地震反演是实现页岩甜点评价与 TOC 预测的前提. 已有研究表明,TOC 对页岩各向异性特征具有显著影响(Yang and Chen,2024),Sayers(2013)也指出各向异性特征能够指示烃源岩 TOC 富集区. 因此,明确 TOC 与各向异性参数之间关系具有重要意义.

基于 VTI 高精度叠前反演理论,本文提出了一种结合 VTI 各向异性参数地震反演与神经网络建模的 TOC 预测新方法. 首先,利用已有的实验数据及测井数据开展岩石物理分析,揭示 TOC 与各向异性参数 ε 和 σ 具有高度相关性. 进而,优选 VTI 介质三项近似反射系数方程开展叠前地震反演,并设计分步反演策略获取关键各向异性参数 ε 和 σ. 最后,结合 BP 神经网络构建各向异性参数 ε 和 σ 与 TOC 的非线性映射模型,实现 TOC 的地震定量预测. 通过单道模型测试与目标研究区实际地震资料应用验证该方法的有效性与可行性.

1 各向异性参数岩石物理分析

VTI 介质的弹性刚度张量可表示为:

$$\boldsymbol{C}=\begin{pmatrix} C_{11} & C_{11}-2C_{66} & C_{13} & 0 & 0 & 0 \\ C_{11}-2C_{66} & C_{11} & C_{13} & 0 & 0 & 0 \\ C_{13} & C_{13} & C_{33} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & C_{44} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & C_{44} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & C_{66} \end{pmatrix}. \tag{1}$$

Thomsen(1986)提出了一种参数化方法,用于分析各向异性对地震响应特征的影响. Thomsen 各向异性参数的定义可通过公式(1)刚度系数表示为如下:

$$V_{P_0}=\sqrt{\frac{C_{33}}{\rho}},V_{S_0}=\sqrt{\frac{C_{44}}{\rho}},\varepsilon=\frac{C_{11}-C_{33}}{C_{11}},$$
$$\delta=\frac{(C_{13}+C_{44})^2-(C_{33}-C_{44})^2}{2C_{33}(C_{33}-C_{44})},\gamma=\frac{C_{66}-C_{44}}{2C_{44}}. \tag{2}$$

Tsvankin 和 Thomsen (1994)给出了组合各向异性参数 σ,表示为:

$$\sigma=\left(\frac{V_{P_0}}{V_{S_0}}\right)^2\cdot(\varepsilon-\delta), \tag{3}$$

该参数结合了椭圆各向异性和垂直速度比,是衡量各向异性强度的关键指标之一(Tsvankin,1997). 在 AVO 反演中 σ 的存在会导致各向同性模型预测与实际振幅产生显著偏差(Zhang *et al*., 2025).

各向异性参数的实验室测量一般是使用超声测量岩样沿不同方向的传播速度(0°、45°、90°)(Vernik and Nur, 1992). 如图 1 所示. 黑色箭头表示波的传播方向,图 1a、图 b、c 分别表示垂直、水平和 45°岩石样品. 由此,可以得到相应 0°、45°、90°角度下的纵波速度和横波速度(V_P、V_{SH}、V_{SV}),由此计算 *VTI* 介质的弹性刚度系数,如下:

$$\begin{cases}C_{11}=\rho V_{P_{90}}^2,C_{33}=\rho V_{P_0}^2,C_{44}=\rho V_{SV_{90}}^2,C_{66}=\rho V_{SH_{90}}^2\\ C_{13}=\left[(C_{11}+C_{44}-2\rho V_{P_{45}}^2)(C_{33}+C_{44}-2\rho V_{P_{45}}^2)\right]^{\frac{1}{2}}-C_{44}\end{cases}. \tag{4}$$

针对已有研究分析 TOC 影响各向异性的结果,本文对比分析了 Vernik 和 Liu 关于页岩样品的实验数据(Vernik and Landis, 1996)和威远地区龙马溪组页岩测井数据中各向异性参数与 TOC 之间关系(图 2、图 3). 结果显示,两类数据均表明各向异性参数与 TOC 存在较好的相关性,但其分布规律存在明显差异(Zhang, 2019). 这种差异主要源于不同地区页岩有机质赋存形态与矿物组成的差别:威远地区页岩储层的有机质呈非连续性离散分布,且内部发育孔隙,同时该区页岩富含石英. 石英的存在会削弱黏土矿物的定向排列,从而降低各向异性强度. 相比之下,Bakken、Bazhenov 等区较低成熟度页岩中有机质多呈层状连续分布,使得各向异性参数与 TOC 之间表现出较明显的正相关特征. 因此,可以通过求取各向异性参数实现对 TOC 的有效预测.

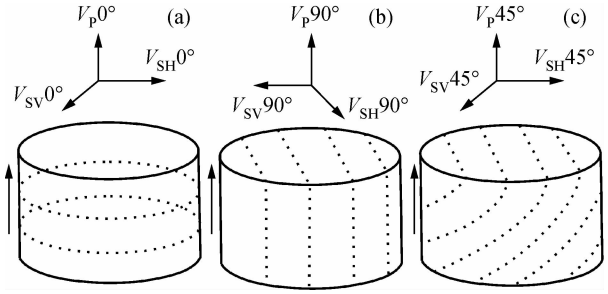


图 1 岩样实验数据弹性波测量示意图

(a)波垂直于层理方向传播;(b)波沿层理方向传播;(c)波以 45°相对于层理面传播.

Fig. 1 Schematic diagram of elastic-wave velocity measurements on shale samples

(a) Wave propagation normal to the bedding; (b) Wave propagation parallel to the bedding; (c) Wave propagation at 45° with respect to the bedding surface.

2 各向异性参数分步反演与 BP 神经网络 TOC 预测方法

2.1 各向异性参数分步反演

常规的各向异性参数反演通常基于 Rüger

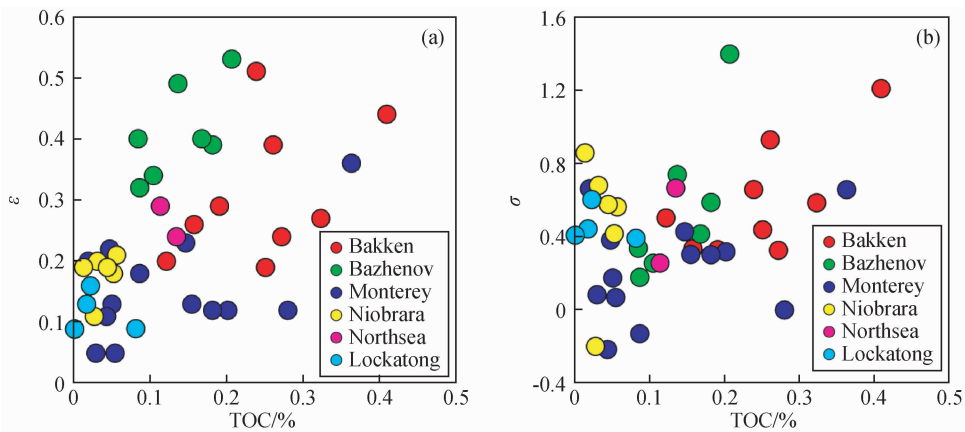


图 2 岩石物理数据分析图

(a)TOC-ε;(b)TOC-σ.

Fig. 2 Analysis of rock physical data

(1998)提出的五项反射系数近似公式. 然而,该公式在实际反演中存在明显的多解性与不适定性问题. 为改善这一问题,本文采用 Zhang(2019)提出的 VTI 介质 pp 波三项近似反射系数方程开展同步反演工作. 该方程保证了反演精度且提升了反演稳定性,然而该方程不能直接获取 Thomsen 各向异性参数. 为此,本文从数值计算角度提出了一种两步反演策略:首先,采用 VTI 介质三项近似反射系数公式(式(5))对大角度地震数据进行同步地震反演,以获取 VTI 参数的高精度约束;其次,采用各向同性近似反射系数公式(式(6))对小角度地震数据进行同步地震反演,从而获得背景弹性参数. 最后,根据展示的各向异性参数计算流程计算出各向异性参数. 图 4a 根据四类 AVO 双层模型弹性参数(表 1)数据表中的四类弹性参数和各向异性参数数据,对比了 VTI 介质精确反射系数方程(黑实线)、Zhang 三项近似方程(黑虚线)和各向同性方程(灰实线)的计算精度. 结果表明:Zhang 三项近似方程在全角度范围内具有较高的精度,而各向同性反射系数方程随入射角度增大而逐渐降低,仅在小角度范围内保持一致性.

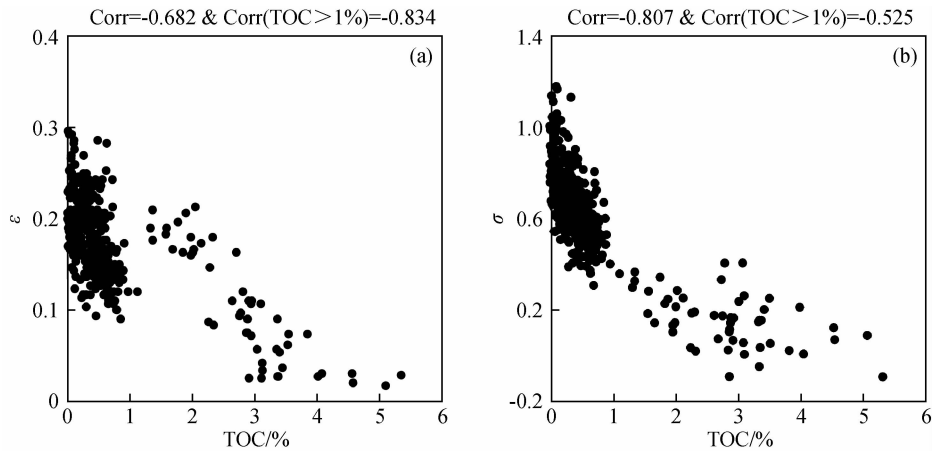


图 3　威远 X 井龙马溪组页岩测井数据分析图

(a)TOC-ε;(b)TOC-σ.

Fig. 3　Well logging data analysis diagram of the shale in the Jinglongmadi Formation, Weiyuan X well

表 1　四类 AVO 双层模型弹性参数

Table 1　Elastic parameters of four types of AVO double-layer models

AVO class	Lithology	V_{P0}/(km/s)	V_{S0}/(km/s)	ρ/(g/cm^3)	δ	ε
Class Ⅰ	Shale	4.60	2.51	2.65	0.08	0.15
	Sand	5.50	3.50	2.70	0	0
Class Ⅱ	Shale	4.60	2.51	2.65	0.08	0.15
	Sand	5.00	3.00	2.60	0	0
Class Ⅲ	Shale	4.60	2.51	2.65	0.08	0.15
	Gas shale	4.00	2.70	2.55	0	0
Class Ⅳ	Limestone	5.50	3.50	2.70	0	0
	Shale	4.60	2.50	2.65	0.08	0.15

整体反演过程相当于求解不同的方程组,对于大角度数据输入情况下,VTI 介质三项近似反射系数方程精度明显高,只需根据式(5)建立反演目标函数:

$$R_{\mathrm{VTI}}(\theta)=\frac{1}{2}\left(\frac{\Delta A}{\overline{A}}\right)-2\left(\frac{V_{\mathrm{S0}}}{V_{\mathrm{P0}}}\right)^2\cdot\sin^2\theta\cdot\left(\frac{\Delta B}{\overline{B}}\right)+\frac{1}{2}\tan^2\theta\cdot\left(\frac{\Delta C}{\overline{C}}\right),\tag{5}$$

其中:

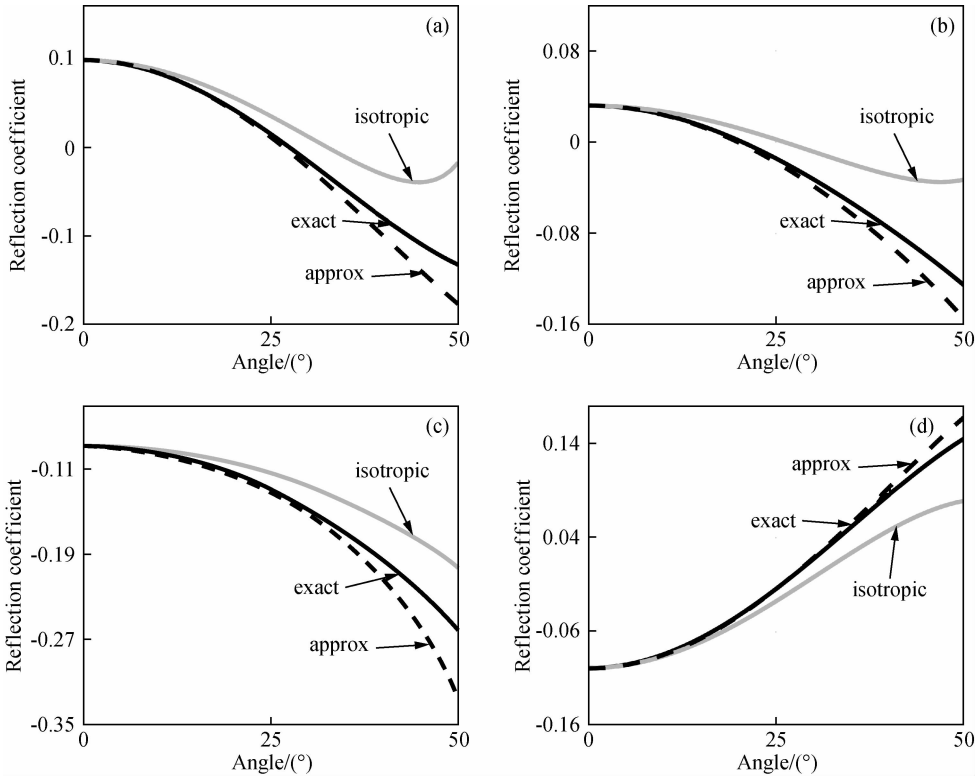


图 4 PP 波反射系数精度对比

(a)Ⅰ类;(b)Ⅱ类;(c)Ⅲ类;(d)Ⅳ类.

Fig. 4 Comparison of PP wave reflection coefficient accuracy

(a) Class Ⅰ; (b) Class Ⅱ; (c) Class Ⅲ; (d) Class Ⅳ.

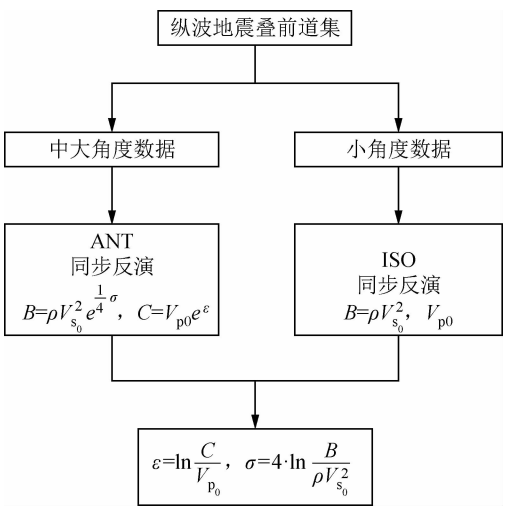


图 5 各向异性参数计算流程图

Fig. 5 Flowchart of anisotropic parameter calculation

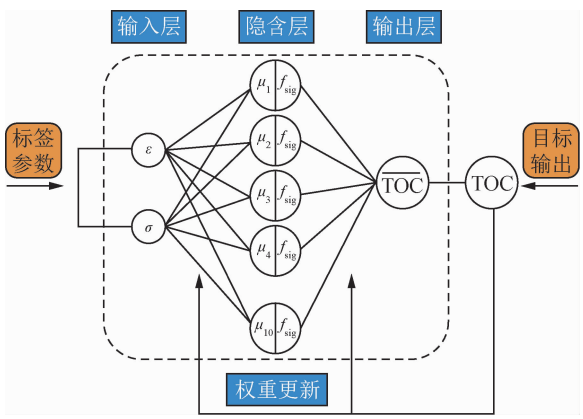


图 6 神经网络预测结构图

Fig. 6 Neural network prediction structure diagram

$$A=\rho V_{P_0}, B=\rho V_{S_0}^2 e^{\frac{\sigma}{4}}, C=V_{P_0}e^{\varepsilon}, \sigma=\left(\frac{V_{P0}}{V_{s_0}}\right)^2(\varepsilon-\delta),$$

式中,V_{P_0}、V_{s_0} 和 ρ 分别为测井数据的纵波速度和横波速度和体密度,ε、δ 和 σ 为各向异性参数,属性 A 和属性 B 可用于识别岩石储层中是否含有流体(Zhang *et al.*, 2019),分别表示阻抗和含有各向异性的剪切模量项,属性 C 表示具有各向异性参数的纵波速度项.

其次,根据各向同性的 Aki&Richards 近似公式的改写形式(孙正星等,2021):

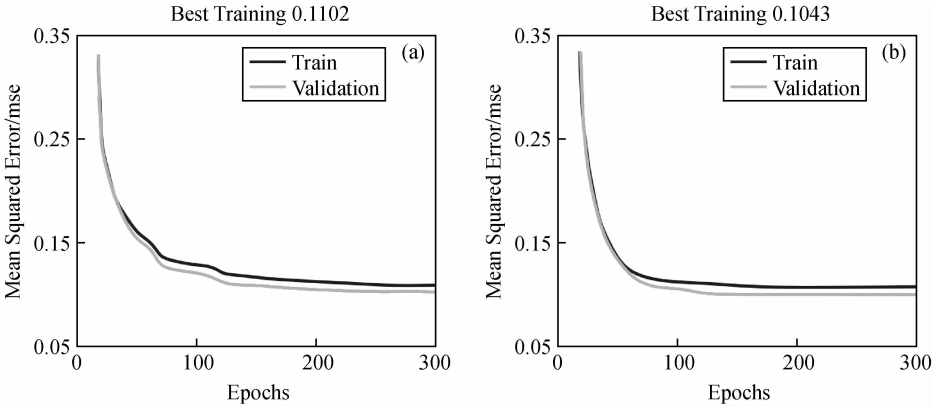


图 7　神经网络训练迭代的均方根误差图

(a)神经元为 10;(b)神经元为 20.

Fig. 7　Root mean square error graph for neural network training iteration

(a) Neuron 10; (b) Neuron 20.

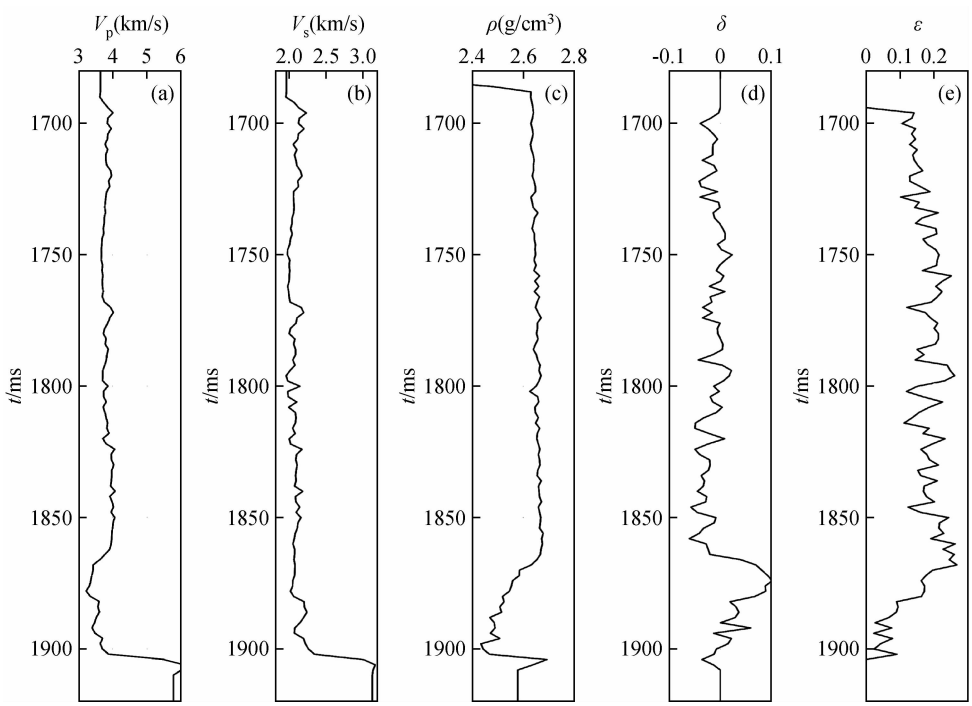


图 8　威远 X 井测井数据

Fig. 8　Weiyuan X well logging data

$$R_{pp}^{iso}(\theta)=\frac{1}{2}\frac{\Delta(\rho V_{P0})}{\overline{\rho V_{P0}}}-2\left(\frac{V_{S0}}{V_{P0}}\right)^2\cdot\sin^2(\theta)\cdot\frac{\Delta(\rho V_{S0}^2)}{\overline{\rho V_{S0}^2}}+\frac{1}{2}\tan^2(\theta)\frac{\Delta V_{P0}}{\overline{V}_{P0}}, \tag{6}$$

三项待反演参数分别为纵波阻抗、剪切模量及纵波波速. 由此,可以推算出各向异性参数 ε 和 σ,如图 5 所示.

根据线性反演流程,采用贝叶斯理论建立同步反演的目标函数(Zhang,2021),低频模型根据式(5)和式(6)分别建立 $\boldsymbol{m}_0=[a,b,c]^T$,对于 VTI 反演,$a$、$b$、$c$ 分别对应属性 A、属性 B 和属性 C 的初始模型值;对于各向同性反演,a、b、c 分别对应纵波阻抗、剪切模量和纵波速度初始模型值. 通过模型计算的地震数据记为 $\boldsymbol{d}_0$,矩阵形式为:$\boldsymbol{d}_0=\boldsymbol{G}(\boldsymbol{m}_0)$,$\boldsymbol{G}$ 为

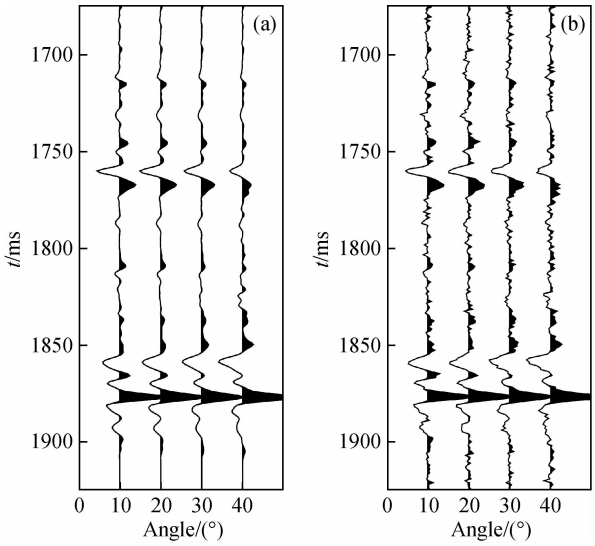


图 9 合成地震记录

(a)无噪声;(b)信噪比 =4

Fig. 9 Synthetic seismic record

(a) No noise; (b) SNR =4.

非线性正演算子. 模型计算合成数据与真实地震真实数据的目标函数为:

$$\mathrm{Obj}=[\boldsymbol{d}_0-\boldsymbol{d}]^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_{\mathrm{data}}^{-1}[\boldsymbol{d}_0-\boldsymbol{d}]+(\boldsymbol{m}-\boldsymbol{m}_0)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_{\mathrm{model}}^{-1}(\boldsymbol{m}-\boldsymbol{m}_0)\ , \tag{7}$$

式中,$\boldsymbol{m}_0$ 为初始模型,$\boldsymbol{C}_{\mathrm{data}}$为数据协方差矩阵,$\boldsymbol{C}_{\mathrm{model}}$是模型协方差.

引入正则化项(Cheng *et al.*,2022b)构建的求解目标函数为式(8),分别采用 VTI 介质三项近似反射系数方程和各向同性反射系数方程,根据不同的

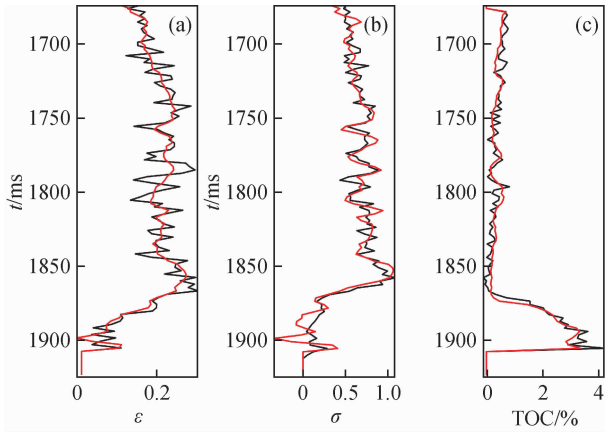


图 11 无噪各向异性参数反演结果

(a)ε;(b)σ;(c)TOC.

Fig. 11 Results of anisotropic parameter inversion without noise

地震输入就可以获得同步反演解,再根据式(4)就可以得到各向异性参数三维数据体数据:

$$\boldsymbol{m}=\boldsymbol{m}_0+(\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{G}+\alpha\boldsymbol{C}_{\mathrm{model}}^{-1})^{-1}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{d}-\boldsymbol{d}_0)\ , \tag{8}$$

其中,α 为正则化项的权衡参数. $\boldsymbol{G}=\boldsymbol{WFD}$,由地震数据提取的子波构建矩阵 $\boldsymbol{W}$,式(5)和式(6)含角度的系数矩阵 $\boldsymbol{F}$,以及参数偏导差分矩阵 $\boldsymbol{D}$ 相乘获得.

2.2 BP 神经网络 TOC 预测方法

基于上一节所述方法可获取页岩储层各向异性参数的三维数据体数据. 结合岩石物理分析结果(图 3),发现 TOC 与各向异性参数 ε、σ 之间整体呈较高非线性相关关系,且在 TOC >1% 时,ε 与 TOC 的相关性更为显著(图 3a). 鉴于 BP(Back Propagation)

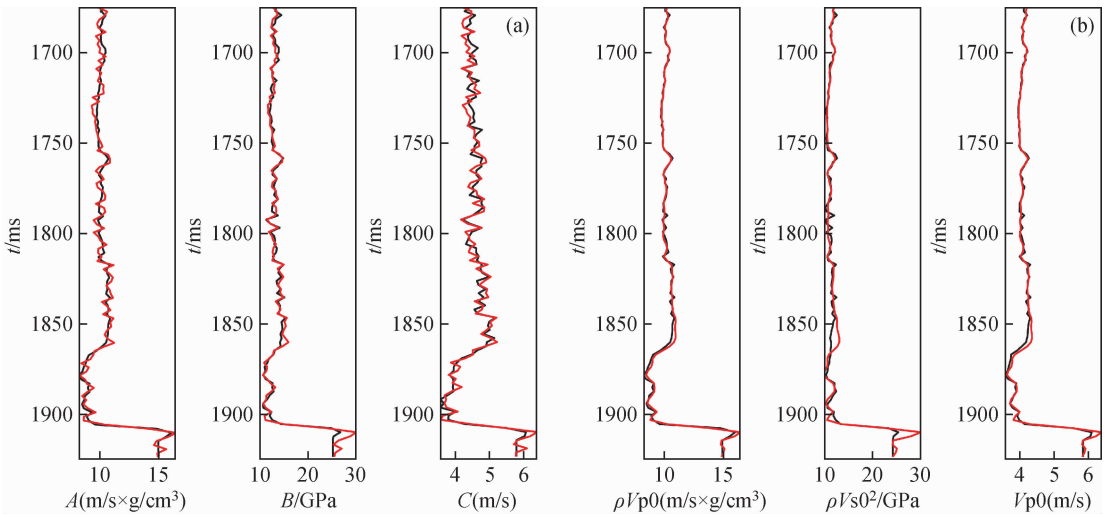


图 10 无噪叠前同步反演结果

(a)VTI;(b)ISO.

Fig. 10 Pre-stack synchronous inversion results without noise

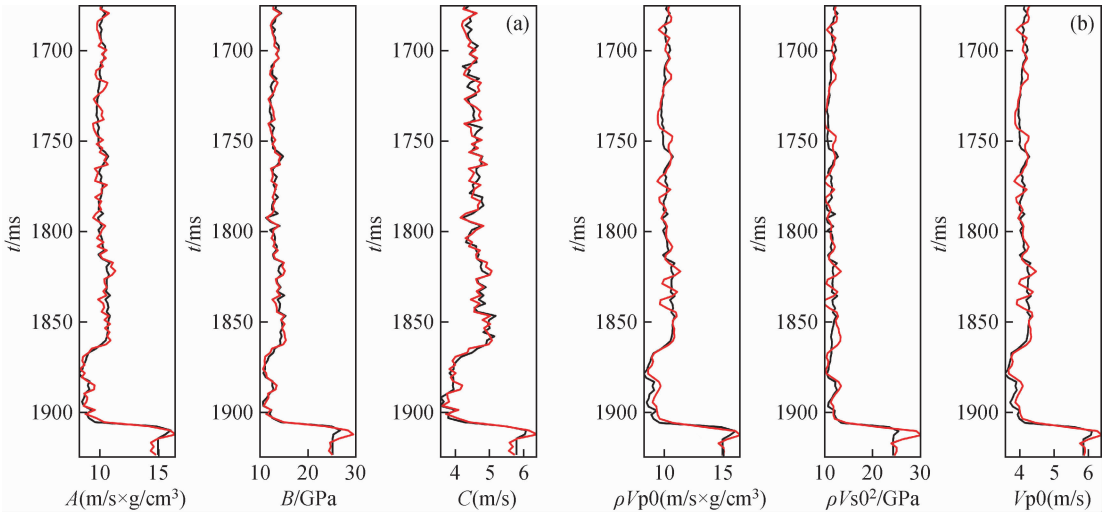


图 12　信噪比为 4 叠前同步反演结果

(a) VTI; (b) ISO.

Fig. 12　Pre-stack synchronous inversion results with SNR = 4

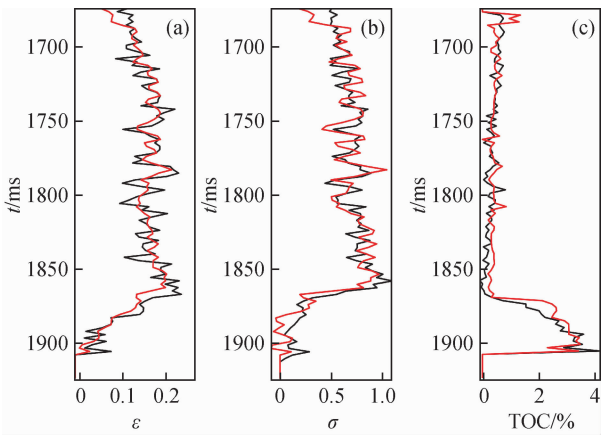


图 13　信噪比为 4 各向异性参数反演结果

(a) ε; (b) σ; (c) TOC.

Fig. 13　Results of anisotropic parameter inversion with SNR = 4

神经网络具有优良的非线性映射能力,能够有效刻画复杂. 因此本文采用 BP 神经网络对研究区岩石物理分析中表现出的非线性关系进行建模. BP 神经网络的结构包含输入层(各向异性参数)、隐含层和输出层(TOC 含量)三部分(图 6). 该过程主要涉及输入训练样本,对应两个神经元输入: ε 和 σ,隐藏层初始设置为 10 个神经元,通过非线性激活函数实现输入与输出之间的映射,利用反向传播算法不断调整连接权值,以最小化预测输出与期望输出之间的误差.

网络主要输入参数见表 2. 回归损失函数选用均方误差(MSE)函数,以实现快速且稳定的收敛. 图 7 展示了神经网络在不同神经元数量条件下的训练误差变化情况,图 7a 和图 7b 分别对应隐藏层神经元为 10 和 20 时的均方根误差(MSE)随迭代次数的变化趋势. 结果表明,当迭代次数达到 200 后,模型的误差趋于稳定;同时,当隐藏层神经元为 20 时,整体误差较小,模型预测精度更高. 综合考虑收敛特性与模型复杂度,最终确定包含 20 个隐层神经元、200 次迭代的最优网络结构. 为防止过拟合,训练过程中采用贝叶斯正则化方法(Bayesian Regularization). 训练样本与验证样本分别占全部数据的 60% 和 40%. 通过上述得到的训练模型,即可对各向异性参数开展 TOC 含量预测开展模型测试和实际研究区应用.

表 2　神经网络的关键参数

Table 2　Key parameters of neural networks

参数	Parameter Settings
隐藏层大小	[20]
误差函数	MSE
训练函数	Bayersian Regularization
训练目标	1E-6
迭代次数	200
训练集比率	0.6
验证集比率	0.4

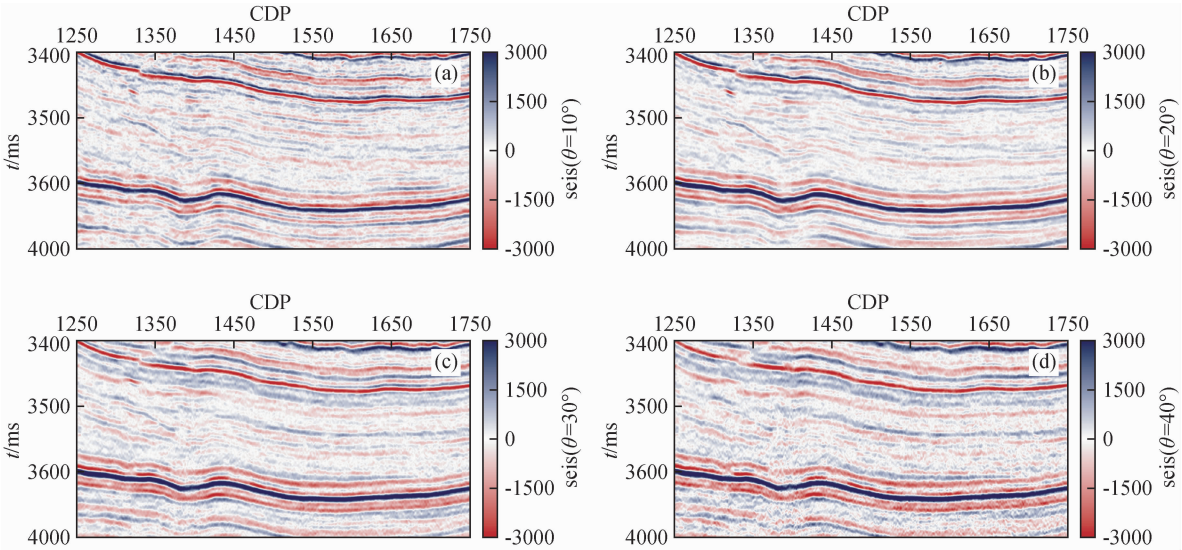


图 14 角度叠加地震数据

(a)10°;(b)20°;(c)30°;(d)40°.

Fig. 14 Angle stacked seismic data

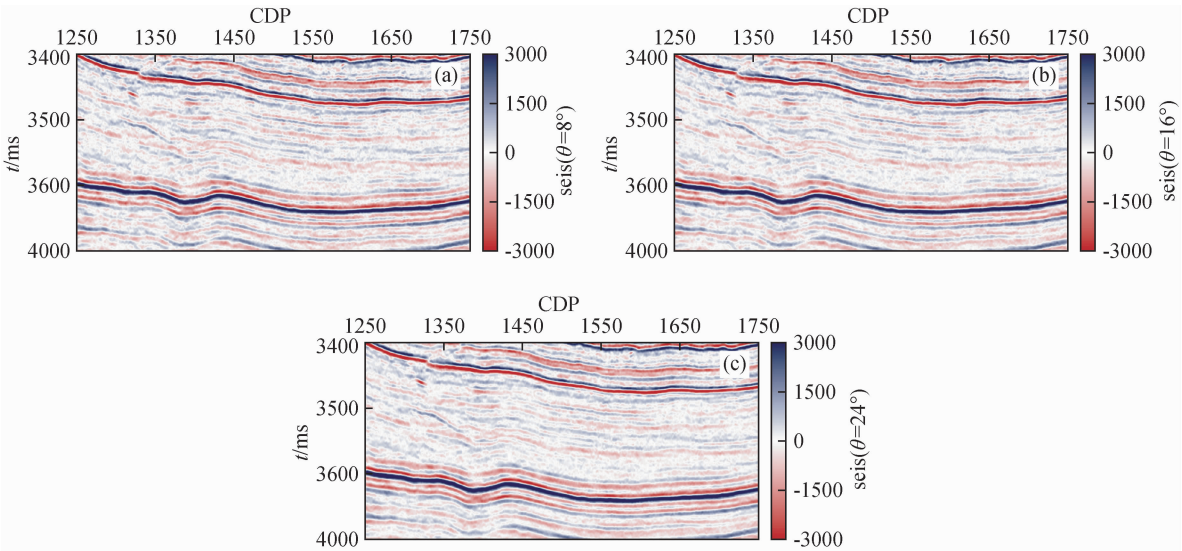


图 15 角度叠加地震数据

(a)8°;(b)16°;(c)24°.

Fig. 15 Angle stacked seismic data

3 模型测试与实际应用

为验证所提反演方法的有效性,本文利用测井数据开展了反演测试. 研究区选取威远地区页岩的典型测井数据(图 8),包括纵、横波速度、密度、各向异性参数 δ 和 ε,其中各向异性参数 δ 和 ε 通过 Zhang(2017)提出的岩石物理建模方法获得. 基于精确 Zoeppritz 方程及由实测地震数据反估的地震子波生成对应的合成地震记录. 为评估反演方法的抗噪性能,分别构建了无噪声与信噪比(S/N)为 4 的两组合成地震记录(图 9),并对其进行了反演测试与 TOC 预测分析.

在无噪声条件下,VTI 介质三项近似反射系数方程反演结果和各向同性三项反射系数方程的反演结果如图 10 所示,对应的各向异性参数及 TOC 预测结果见图 11. 结果显示,VTI 反演所得各向异性参数(红线)与实际测井曲线(蓝线)吻合良好, TOC 预测结果与实际井曲线趋势一致,验证了反演方法

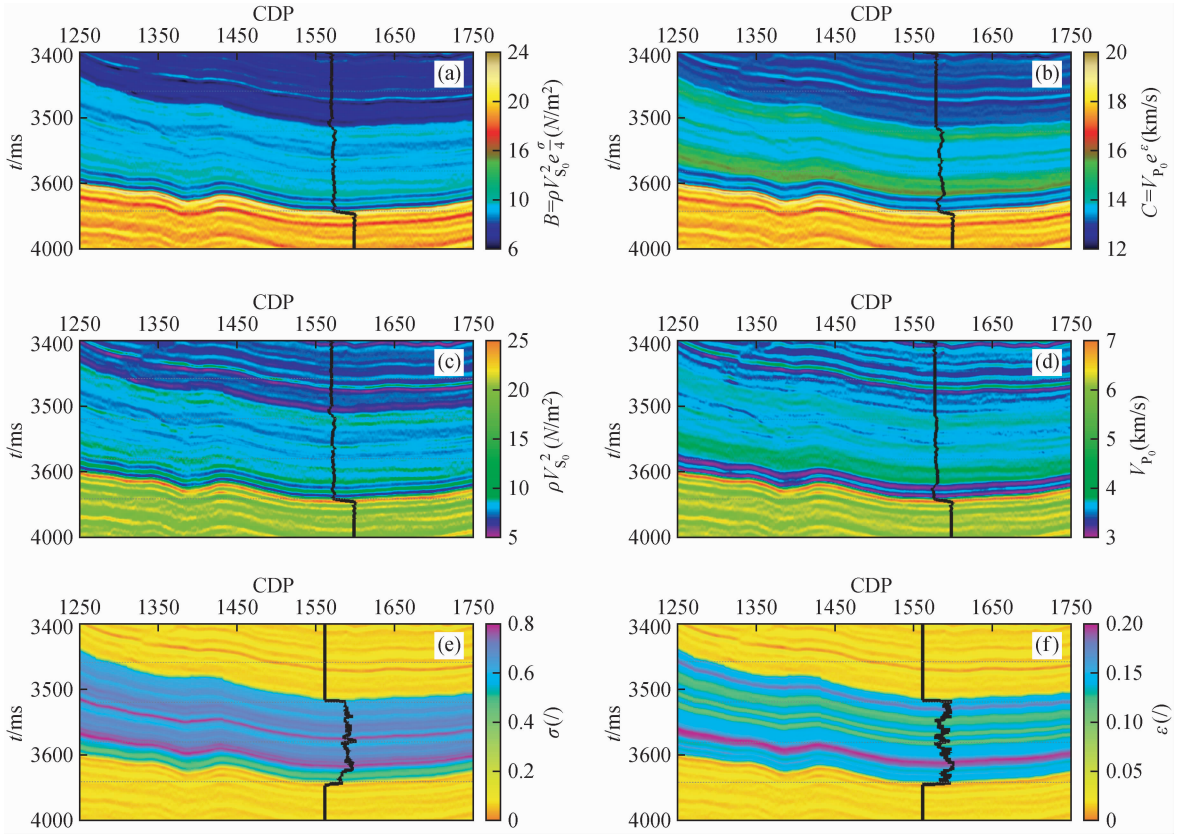


图 16　地震反演结果

(a)属性 B;(b)属性 C;(c)剪切模量;(d)P 波速度;(e)σ;(f)ε.

Fig. 16　Seismic inversion results

(a) Attribute B; (b) Attribute C; (c) Modulus of transverse waves; (d) P-wave velocity; (e) σ; (f) ε.

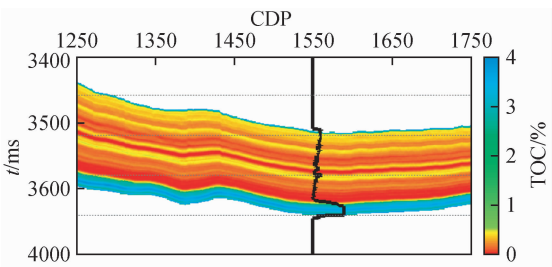


图 17　有机质含量预测结果

Fig. 17　Prediction results of TOC

的精度与可靠性. 在信噪比为 4 的条件下,VTI 介质三项近似反射系数方程与各向同性三项反射系数方程的反演结果如图 12 所示,对应的各向异性参数及 TOC 预测结果见图 13. 结果表明,VTI 介质三项近似反射系数方程反演结果在噪声干扰下仍保持较高的稳定性,而各向同性三项反射系数方程反演结果受噪声影响较大,预测误差相对增大,但整体趋势仍与实际曲线基本一致. 各向异性参数反演结果(红线)与实际测井结果(蓝线)存在一定偏差,但仍能有效反映 TOC 的变化特征. 表 3 给出了各向异性参数和 TOC 预测结果的均值绝对百分误差(MPAE). 整体上各向异性参数和 TOC 预测结果与实际测井数据的 MPAE 均小于 5%,在有噪时的预测结果的 MPAE 略高. 综上所述,合成数据测试表明,所提出的分步反演策略能够有效地反演出各向异性参数,具有良好的抗噪性与鲁棒性,为实际地震资料中 TOC 含量的稳定预测提供了可靠方法与理论支撑.

表 3　反演结果均值绝对百分误差(单位:%)

Table 3　MAPE of inversion result(unit: %)

数据	ε	σ	TOC
无噪	3.47	3.28	3.58
S/N	3.55	3.62	3.82

为验证所提方法在实际研究区地震资料中的适用性和有效性,本文选取威远地区龙马溪组页岩作

为研究对象开展了实际测试.研究区包含1口典型页岩气井—威远X井,目的层为龙一段,深度约3700~3800 m左右.根据图4a的反射系数方程精度分析结果,选取处理后的不同角度部分叠加地震数据进行反演.VTI叠前三参数反演采用以10°,20°,30°和40°为中心角度的四组部分叠加数据(图14),而各向同性叠前反演则采用以8°,16°,24°为中心角度的三组部分叠加数据(图15).各道数据均提取相应地震子波,反演初始低频模型由测井数据沿层位内插并外推获得.通过上述贝叶斯广义线性反演方法获得了各向异性参数的横向分布结果(图16).

VTI反演所得属性B(图16a)和属性C(图16b)分别对应VTI介质三项近似反射系数方程中的第二、第三项,各向同性小角度反演结果包括剪切模量项(图16c)和纵波速度项(图16d),根据各向异性参数计算流程(图5)可以计算出各向异性参数σ(图16e)和各向异性参数ε(图16f).其中黑色曲线表示井位对应剖面位置.最后,基于前文建立的TOC与各向异性参数之间的BP神经网络关系模型,结合图14e—f所得的各向异性参数二维分布,预测了研究区TOC的剖面分布(图17).结果表明,预测的TOC剖面具有清晰的层理结构,横向连续性良好,与实际井数据拟合度高(相关性达93.37%),能够准确识别目标储层(图17中蓝色区域).该结果验证了基于各向异性参数开展TOC地震定量预测的可行性与有效性,表明所提出方法在实际页岩储层评价中具有良好的应用潜力.

4 结 论

本文基于TOC与各向异性参数的相关性,提出了一种融合各向异性参数地震反演与神经网络建模的TOC预测新方法.通过威远研究区页岩实际地震资料应用,得到以下认识:

(1)各向异性参数ε和σ与TOC之间呈现较好的相关关系,其中威远研究区龙马溪组页岩TOC与各向异性参数ε、σ之间整体呈较高非线性相关关系,且在TOC>1%时,ε与TOC的相关性更为显著.

(2)采用叠前分步地震反演策略,可以有效解决各向异性参数难以稳定求取的问题.此外,融合多各向异性参数结合神经网络可以更有效刻画出TOC横向展布,具有较高的准确性与良好的应用前景.

致 谢 感谢审稿专家提出的修改意见和编辑部的大力支持!

References

Alzate J H, Devegowda D. 2013. Integration of surface seismic, microseismic, and production logs for shale gas characterization: Methodology and field application. Interpretation, 1(2): SB37-SB49, doi: 10.1190/INT-2013-0025.1.

Chen H Z, Yin X Y, Du B Y, *et al*. 2013. Azimuth anisotropic elastic impedance inversion in fractured layered carbonate rock reservoir. Progress in Geophysics (in Chinese), 28(6): 3073-3079, doi: 10.6038/pg20130631.

Chen Z Q. 2014. Quantitative seismic prediction technique of marine shale TOC and its application: A case from the Longmaxi Shale Play in the Jiaoshiba area, Sichuan Basin. Natural Gas Industry (in Chinese), 34(6): 24-29, doi: 10.3787/j.issn.1000-0976.2014.06.004.

Cheng J W, Zhang F, Li X Y. 2022a. Nonlinear amplitude inversion using a Hybrid Quantum Genetic algorithm and the exact Zoeppritz equation. Petroleum Science, 19(3): 1048-1064, doi: 10.1016/j.petsci.2021.12.014.

Cheng J W, Zhang F, Li X Y. 2022b. Seismic amplitude inversion for orthorhombic media based on a modified reflection coefficient approximation. Surveys in Geophysics, 43(5): 1395-1433, doi: 10.1007/s10712-022-09718-z.

Cyz M, Azevedo L. 2021. Direct geostatistical seismic amplitude versus angle inversion for shale rock properties. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 59(6): 5335-5344, doi: 10.1109/TGRS.2020.3017091.

Daley P F, Hron F. 1977. Reflection and transmission coefficients for transversely isotropic media. Bulletin of the Seismological Society of America, 67(3): 661-675, doi: 10.1785/BSSA0670030661.

Fu X, Zhang F, Cao D P. 2025. Joint PP and PS seismic inversion using predicted PS waves from deep learning. Petroleum Science, 22(11): 4573-4583, doi: 10.1016/j.petsci.2025.08.003.

Graebner M. 1992. Plane-wave reflection and transmission coefficients for a transversely isotropic solid. Geophysics, 57(11): 1512-1519, doi: 10.1190/1.1443219.

Jarvie D M, Hill R J, Ruble T E, *et al*. 2007. Unconventional shale-gas systems: The Mississippian Barnett Shale of north-central Texas as one model for thermogenic shale-gas assessment. AAPG Bulletin, 91(4): 475-499, doi: 10.1306/12190606068.

Li A S, Yin X Y, Zhang F C, *et al*. 2008. Elastic impedance in VTI media and parameter extraction. Progress in Geophysics (in Chinese), 23(6): 1878-1885.

Li J, Chen G, Cova D, *et al*. 2023. Seismic prediction method of TOC content based on a ConvLSTM neural network. Progress in Geophysics (in Chinese), 38(3): 1143-1151, doi: 10.6038/pg2023GG0387.

Li M L, Zhang C M. 2023. An improved method to accurately estimate TOC of shale reservoirs and coal-measures. Energies, 16(6): 2905, doi: 10.3390/en16062905.

Li S G, Xu T J, Lü Q B, *et al*. 2019. Deep shale gas dual "sweet spot" parameter seismic prediction technology. Natural Gas Industry (in Chinese), 39(S1): 113-117.

Liu S X, Li X M, Li Y G, *et al*. 2024. Rock physics modeling of fractured-porous shale reservoirs and petrophysical parameters prediction. Progress in Geophysics (in Chinese), 39(2): 594-605, doi: 10.6038/pg2024HH0190.

Lu Y X, Bao S J, Zhou Z, *et al*. 2023. Research progress of geophysical prediction methods for total organic carbon in high-thermal evolution shale. Progress in Geophysics (in Chinese), 38(1): 229-241, doi: 10.6038/pg2023GG0212.

Passey Q R, Creaney S, Kulla J B, *et al*. 1990. A practical model for organic richness from porosity and resistivity logs. AAPG Bulletin, 74(12): 1777-1794, doi: 10.1306/0C9B25C9-1710-11D78645000102C1865D.

Rüger A. 1997. P-wave reflection coefficients for transversely isotropic models with vertical and horizontal axis of symmetry. Geophysics, 62(3): 713-722, doi: 10.1190/1.1444181.

Rüger A. 1998. Variation of P-wave reflectivity with offset and azimuth in anisotropic media. Geophysics, 63(3): 935-947, doi: 10.1190/1.1444405.

Sayers C M. 2013. The effect of kerogen on the elastic anisotropy of organic-rich shales. Geophysics, 78(2): D65-D74, doi: 10.1190/geo2012-0309.1.

Schmoker J W. 1981. Determination of organic-matter content of Appalachian Devonian shales from gamma-ray logs. AAPG Bulletin, 65(7): 1285-1298, doi: 10.1306/03B5949A-16D1-11D7-8645000102C1865D.

Schoenberg M, Protazio J. 1990. "Zoeppritz" rationalized, and generalized to anisotropic media. The Journal of the Acoustical Society of America, 88(S1): S46, doi: 10.1121/1.2029011.

Shan X C, Chen Z X, Fu B Y, *et al*. 2023. Predicting total organic carbon from well logs based on deep spatial-sequential graph convolutional network. Geophysics, 88(3): D193-D206, doi: 10.1190/geo2022-0324.1.

Sun Z X, Zhang F, Wang Y X, *et al*. 2021. Inversion of anisotropic parameters of shale earthquakes. //Proceedings of the 2021 Annual Meeting of the Chinese Association for Geosciences (in Chinese), 1557-1560, doi: 10.26914/c.cnkihy.2021.072083.

Tan J J, Wu K J, Li Y H, *et al*. 2021. Application of logging prediction TOC method in shale reservoir evaluation. Progress in Geophysics (in Chinese), 36(1): 258-266, doi: 10.6038/pg2021EE0093.

Thomsen L. 1986. Weak elastic anisotropy. Geophysics, 51(10): 1954-1966, doi: 10.1190/1.1442051.

Tsvankin I, Thomsen L. 1994. Nonhyperbolic reflection moveout in anisotropic media. Geophysics, 59(8): 1290-1304, doi: 10.1190/1.1443686.

Tsvankin I. 1997. Anisotropic parameters and P-wave velocity for orthorhombic media. Geophysics, 62(4): 1292-1309, doi: 10.1190/1.1444231.

Vernik L, Nur A. 1992. Ultrasonic velocity and anisotropy of hydrocarbon source rocks. Geophysics, 57(5): 727-735, doi: 10.1190/1.1443286.

Vernik L, Landis C. 1996. Elastic anisotropy of source rocks: Implications for hydrocarbon generation and primary migration. AAPG Bulletin, 80(4): 531-544, doi: 10.1306/64ED8836-1724-11D7-8645000102C1865D.

Wang X, Ma J F, Zhang X T, *et al*. 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 (in Chinese), 35(4): 1471-1480, doi: 10.6038/pg2020DD0282.

Wang X Y, Xie R H, Mao Z G, *et al*. 2022. Research on logging evaluation method of total organic carbon content of source rock based on ensemble learning. Progress in Geophysics (in Chinese), 37(2): 684-694, doi: 10.6038/pg2022FF0072.

Wu J A, Zhang F C, Lan N Y, *et al*. 2025. Prestack three-parameter simultaneous inversion under well-control AVO. Computers & Geosciences, 196: 105816, doi: 10.1016/j.cageo.2024.105816.

Xiang W, Yin X Y, Ma Z Q, *et al*. 2025. Azimuthal seismic inversion for fractured reservoirs with orthorhombic symmetry based on a modified reflection coefficient approximation. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 63: 5901111, doi: 10.1109/TGRS.2024.3512948.

Yang G, Hu J, Zhang H J, *et al*. 2024. Research on seismic inversion method of total organic carbon content in shale based on facies constraint. Progress in Geophysics (in Chinese), 39(3): 1038-1047, doi: 10.6038/pg2024HH0260.

Yang R, Chen H Z. 2024. A novel rock-physics model of organic-rich shale considering maturation influence. Geophysics, 89(4): MR223-MR236, doi: 10.1190/geo2023-0612.1.

Yang Y M, Yin X Y, Li K. 2024. Prestack seismic inversion for VTI media using weak-contrast PP-reflectivity derived from elastic impedance matrices. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 62: 5925222, doi: 10.1109/TGRS.2024.3421643.

Yang Z W, Jiang Z X, Liang Z K, *et al*. 2022. Evaluation of shale TOC content based on two machine learning methods: A case study of Wufeng-Longmaxi Formation in southern Sichuan Basin. Lithologic Reservoirs (in Chinese), 34(1): 130-138, doi: 10.12108/yxyqc.20220113.

Ye D N, Yin X Y, Wang P, *et al*. 2015. The build of rock physics cross plot template for sand shale reservoir. Progress in Geophysics (in Chinese), 30(2): 758-768, doi: 10.6038/pg20150238.

Ye S Z, Cao J X, Wu S K, *et al*. 2018. Prediction method of total organic carbon content based on deep belief nets. Progress in Geophysics (in Chinese), 33(6): 2490-2497, doi: 10.6038/pg2018BB0539.

Yu H Y, Rezaee R, Wang Z L, *et al*. 2017. A new method for TOC estimation in tight shale gas reservoirs. International Journal of Coal Geology, 179: 269-277, doi: 10.1016/j.coal.2017.06.011.

Yuan S Y, Wang S X, Yuan F F, *et al*. 2018. The influence of errors in the source wavelet on inversion-based surface-related multiple attenuation. Geophysical Prospecting, 66(S1): 55-73, doi: 10.1111/1365-2478.12604.

Zhang F. 2017. Estimation of anisotropy parameters for shales based on an improved rock physics model, part 2: case study. Journal of Geophysics and Engineering, 14(2): 238-254, doi: 10.1088/1742-2140/aa5afa.

Zhang F. 2019. A modified rock physics model of overmature organic-rich shale: application to anisotropy parameter prediction from well logs. Journal of Geophysics and Engineering, 16(1): 92-104, doi: 10.1093/jge/gxy008.

Zhang F, Zhang T, Li X Y. 2019. Seismic amplitude inversion for the transversely isotropic media with vertical axis of symmetry. Geophysical Prospecting, 67(9): 2368-2385, doi: 10.1111/1365-2478.12842.

Zhang F. 2021. Simultaneous inversion for S-wave velocity and density from the SV-SV wave. Geophysics, 86(2): R187-R195, doi: 10.1190/geo2020-0112.1.

Zhang F, Dai F C, Cao L S, *et al*. 2025. Seismic amplitude inversion of SV-SV wave in VTI media. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 63: 5901310, doi: 10.1109/TGRS.2024.3517557.

Zhang F Q, Jiang D J, Du R L, *et al*. 2021. Methodology of a TOC inversion based on linearized rock physics model of shale. Progress in Geophysics (in Chinese), 36(3): 1154-1165, doi: 10.6038/pg2021EE0239.

Zhao J L, Wang Y S, Yan H P, *et al*. 2021. Research on prediction method of shale reservoir geochemical parameters based on coal field logging data. Progress in Geophysics (in Chinese), 36(5): 2143-2150, doi: 10.6038/pg2021EE0470.

Zhou D Y, Yin X Y, Zong Z Y. 2019. Characteristics of reflection and transmission coefficients at the interface of porous media sandwiched with a porous medium saturated with a viscous fluid. Progress in Geophysics (in Chinese), 34(6): 2381-2388, doi: 10.6038/pg2019CC0443.

Zong Z Y, Yin X Y, Zhang F, *et al*. 2012. Reflection coefficient equation and pre-stack seismic inversion with Young's modulus and Poisson ratio. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 55(11): 3786-3794, doi: 10.6038/j.issn.0001-5733.2012.11.025.

Zong Z Y, Yu S H, Tan H, *et al*. 2025. Nonlinear seismic inversion of total organic carbon for hydrocarbon source rocks. Geophysics, 90(5): MR375-MR390, doi: 10.1190/geo2024-0288.1.

Zou C N, Zhao Q, Dong D Z, *et al*. 2017. Geological characteristics, main challenges and future prospect of shale gas. Natural Gas Geoscience (in Chinese), 28(12): 1781-1796.

附中文参考文献

陈怀震, 印兴耀, 杜炳毅, 等. 2013. 裂缝型碳酸盐岩储层方位各向

异性弹性阻抗反演. 地球物理学进展, 28(6): 3073-3079, doi: 10.6038/pg20130631.

陈祖庆. 2014. 海相页岩 TOC 地震定量预测技术及其应用——以四川盆地焦石坝地区为例. 天然气工业, 34(6): 24-29, doi: 10.3787/j.issn.1000-0976.2014.06.004.

李爱山, 印兴耀, 张繁昌, 等. 2008. VTI 介质中的弹性阻抗与参数提取. 地球物理学进展, 23(6): 1878-1885.

李键, 陈桂, Cova D, 等. 2023. 一种基于 ConvLSTM 神经网络的 TOC 含量地震预测方法. 地球物理学进展, 38(3): 1143-1151, doi: 10.6038/pg2023GG0387.

李曙光, 徐天吉, 吕其彪, 等. 2019. 深层页岩气双"甜点"参数地震预测技术. 天然气工业, 39(S1): 113-117.

刘姝娴, 李晓明, 李勇根, 等. 2024. 裂缝-孔隙型页岩气储层岩石物理建模及物性参数预测. 地球物理学进展, 39(2): 594-605, doi: 10.6038/pg2024HH0190.

卢妍欣, 包书景, 周志, 等. 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): 229-241, doi: 10.6038/pg2023GG212.

孙正星, 张峰, 王宇鑫, 等. 2021. 页岩地震各向异性参数反演. //2021 年中国地球科学联合学术年会论文集, 1557-1560, doi: 10.26914/c.cnkihy.2021.072083.

谭佳静, 吴康军, 李昱翰, 等. 2021. 测井预测 TOC 方法在页岩储层评价中的运用. 地球物理学进展, 36(1): 258-266, doi: 10.6038/pg2021EE0093.

王祥, 马劲风, 张新涛, 等. 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, doi: 10.6038/pg2020DD0282.

王宵宇, 谢然红, 毛治国, 等. 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): 684-694, doi: 10.6038/pg2022FF0072.

杨光, 胡佳, 张红杰, 等. 2024. 基于相约束的页岩总有机碳含量地震反演方法研究. 地球物理学进展, 39(3): 1038-1047, doi: 10.6038/pg2024HH0260.

杨占伟, 姜振学, 梁志凯, 等. 2022. 基于 2 种机器学习方法的页岩 TOC 含量评价——以川南五峰组-龙马溪组为例. 岩性油气藏, 34(1): 130-138, doi: 10.12108/yxyqc.20220113.

叶端南, 印兴耀, 王璞, 等. 2015. 砂泥岩储层岩石物理交会模板构建. 地球物理学进展, 30(2): 758-768, doi: 10.6038/pg20150238.

叶绍泽, 曹俊兴, 吴施楷, 等. 2018. 基于深度置信网络的总有机碳含量预测方法. 地球物理学进展, 33(6): 2490-2497, doi: 10.6038/pg2018BB0539.

张丰麒, 姜大建, 杜润林, 等. 2021. 基于页岩线性岩石物理模型的 TOC 反演方法研究. 地球物理学进展, 36(3): 1154-1165, doi: 10.6038/pg2021EE0239.

赵军龙, 王亚森, 闫和平, 等. 2021. 基于煤田测井资料的页岩储层地化参数预测方法研究. 地球物理学进展, 36(5): 2143-2150, doi: 10.6038/pg2021EE0470.

周东勇, 印兴耀, 宗兆云. 2019. 含夹层孔隙介质分界面上反透射系数特征研究. 地球物理学进展, 34(6): 2381-2388, doi: 10.6038/pg2019CC0443.

宗兆云, 印兴耀, 张峰, 等. 2012. 杨氏模量和泊松比反射系数近似方程及叠前地震反演. 地球物理学报, 55(11): 3786-3794, doi: 10.6038/j.issn.0001-5733.2012.11.025.

邹才能, 赵群, 董大忠, 等. 2017. 页岩气基本特征、主要挑战与未来前景. 天然气地球科学, 28(12): 1781-1796.