

## 基于模糊神经网络的致密砂岩储层反演

——以长岭断陷1号气田登娄库组为例

艾宁<sup>1,2</sup>,唐永<sup>3,4</sup>,杨文龙<sup>5</sup>,沈传波<sup>4</sup>,王彦卿<sup>6</sup>,黄文芳<sup>7</sup>,尚婷<sup>8</sup>

[1. 西北大学 地质系, 陕西 西安 710069; 2. 宁夏地质调查院, 宁夏 银川 750021; 3. 浙江大学 地球科学系, 浙江 杭州 310027; 4. 中国地质大学 构造与油气资源教育部重点实验室, 湖北 武汉 430074; 5. 中国石油 西部钻探工程公司 苏里格第一项目经理部, 内蒙古 乌审旗 173000; 6. 中国石油 长庆油田分公司 石油勘探开发研究院, 陕西 西安 710021; 7. 中国石油 长庆油田分公司 第三采油厂, 宁夏 银川 750006; 8. 延长石油(集团)有限责任公司 石油勘探开发研究院, 陕西 西安 710069]

**摘要:**模糊神经网络储层反演,能够较好地摒弃不同类型、不同尺度数据的揉合,较好地保留了数据完整性,这既能反映整体的变化趋势,又能刻画局部细致变化特征。针对长岭1号气田登娄库组相变快、砂体横向连续性较差的特点,综合地震、测井、钻井测试分析资料,应用模糊神经网络原理,反演了研究区目的层段砂岩厚度与孔隙度特征。研究结果显示:①长岭1号气田登娄库组各段砂体平面展布变化较大,但厚度较大的区域均集中于长深103—长深1—3—长深1—1井和长深2井附近,向东北呈逐渐减薄趋势,D3岩层段长深103井周围岩石厚度可达33.2m;②研究区登娄库组主力产油层D3和D4岩层段孔隙度较低,平均仅为5%左右,砂体孔隙度相对较高区域(>9%)仅集中于长深1井附近,整体显示登娄库组岩性较为致密;③反演结果与实际测试数据对比显示,砂体厚度误差控制在2.5m以内,砂体孔隙度误差在0.49%以下,结果可靠性较好。利用模糊神经网络原理进行储层反演分析,能够很好地展现储集砂体分布规律及储集性能。

**关键词:**模糊化;神经网络;地震反演;登娄库组;长岭断陷

**中图分类号:**TE122.1

**文献标识码:**A

## Fuzzy neural network-based tight sandstone reservoir inversion

——a case study from the Denglouku Formation in Changling 1 gas field

Ai Ning<sup>1,2</sup>, Tang Yong<sup>3,4</sup>, Yang Wenlong<sup>5</sup>, Shen Chuanbo<sup>4</sup>, Wang Yanqing<sup>6</sup>, Huang Wenfang<sup>7</sup>, Shang Ting<sup>8</sup>

[1. Department of Geology, Northwest University, Xi'an, Shaanxi 710069, China; 2. Geological Survey of Ningxia, Yinchuan, Ningxia 750021, China; 3. Department of Earth Sciences, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China; 4. Key Laboratory of Tectonics and Petroleum Resources of Ministry of Education, China University of Geosciences, Wuhan, Hubei 430074, China; 5. First Western Drilling Project Manager Department in Sulige, PetroChina West Drilling Engineering Company, Wushenqi, Inner Mongolia 173000, China; 6. Research Institute of Petroleum Exploration and Development, PetroChina Changqing Oilfield Company, Xi'an, Shaanxi 710021, China; 7. No. 3 Oil Producing Plant, PetroChina Changqing Oilfield Company, Yinchuan, Ningxia 750006, China; 8. Research Institute of Petroleum Exploration and Development, Yanchang Petroleum (Group) Ltd. Company, Xi'an, Shaanxi 710069, China]

**Abstract:** Fuzzy neural network reservoir inversion can avoid the integration of data of different types and scales and well preserve the data integrity, making it possible to reveal both the overall variation tendency and the local detailed features. In view of the rapid facies change and poor lateral continuity of the Denglouku Formation sandstone in the Changling1 gas field, we integrated various data including seismic, well logging, drilling and well testing and performed inversion of the sandstone thickness and porosity characters by using the fuzzy neural network theory. The following results were obtained. ①The areal distributions of the Denglouku Formation sandstones in the Changling1 gas field varies greatly, with the thicker sandstone occurring mainly in areas along the Changshen 103, Changshen 1-3, Changshen 1-1 wells and the Changshen 2 well. The thickness of sandstone decreases progressively in northeast direction. The thickness of D3 layer near in the Changshen 103 well is up to 33.2m. ②The major D3 and D4 pay zones in the Denglouku Formation have a relatively low porosity, averaging at only about 5%. The sandbodies with relatively high porosity (>9%) only occur in area around the Changshen 1 well. The Denglouku Formation is tight as a whole. ③Comparison of the inversion results with the actual test

收稿日期:2013-03-22;修订日期:2013-05-08。

第一作者简介:艾宁(1984—),女,博士研究生,矿产普查与勘探。E-mail:ainin666@126.com。

基金项目:中国博士后科学基金资助项目(2012M521160);中国地质大学构造与油气资源教育部重点实验室开放研究基金项目(TPR-2011-26)。

data shows that the error of sandstone thickness is within 2.5 m and the error of the porosity is under 0.49%, indicating a high reliability of the inversion results. It is concluded that fuzzy neural network-based inversion of tight sandstone reservoirs can well reveal sandstone distribution and reservoir properties.

**Key words:** fuzzy, neural network, seismic inversion, Dengloulou Formation, Changling faulted depression

随着我国油气勘探开发程度的不断提高,油气勘探面临的地质情况越来越复杂,为全面了解目标地质体,地质与地球物理紧密结合,开展多学科综合研究,是固体地球科学的基本思路之一<sup>[1]</sup>。现阶段对地下岩层结构以及所蕴含矿产资源的了解,主要来源于地球物理观测资料的解释,即利用地球物理反演技术进行资源探查。这一技术在油气勘探分析中不乏大量成功的例子,尤其是针对厚度大、结构简单、延伸稳定的储层<sup>[2-3]</sup>。而对陆相沉积的薄层砂体,特别是细、粉砂与泥岩互层的情况,如何减少储层横向预测的不稳定性和不确定性,获得准确的砂体厚度及其物性特征,仅仅依靠波阻抗反演显得相当困难。要想取得比较全面的认识,就必须综合应用测井、地质、地震数据对储层进行细致的刻画和描述<sup>[4]</sup>。测井约束地震反演技术能够充分利用测井资料垂向分辨率高的特点,弥补和克服复杂地质体地震波反射精度低、信噪比低的不足,结合模糊神经网络非线性算法,对于解决复杂地质体的储集层物性分布特征等问题将具有很大的潜力。

## 1 储层反演方法

随着油气勘探的深入,对储层反演精度的要求越来越高,反演技术在理论上不断改进的同时,其应用技术以及结果的表现形式也呈现出多样化的特点。现阶段相对比较有特色技术——储层(参数)地震反演:即以测井-地震联合反演技术为工具,将敏感性测井参数(自然伽马、电阻率等)甚至岩相、孔隙度、渗透率等这些储层参数加入到反演过程中,形成伽马反演、岩性反演、孔隙度反演<sup>[5]</sup>。储层地震反演技术的本质是以地震波阻抗反演为基础,通过岩石物理分析建立波阻抗和测井参数、储层参数之间的关系,利用数学手段内插、外推,建立时间域或深度域的地下储层的三维测井参数或储层参数模型。目前较为常用的反演方法有两种,即基于神经网络的地震反演和基于地质统计学的地震反演。基于神经网络对地震属性反演,结果只是多种地震属性的组合,纵向分辨率尚需要进一步提高,地质意义也需要进一步明确;基于地质统计学的地震反演,很难对储层空间结构的变异特征做出合理的解释。对于致密砂岩储层来说,砂岩与泥岩地震波阻抗差异微弱,狭义的波阻抗反演很难有效地识别有效储层,为此需要借助测井数据对储层进行精细预测。

但如何将测井数据和地震属性数据很好的揉合,并统一运用到储层反演计算中一直是困扰油藏工作者的难点。本文利用模糊化的手段,将不同尺度、不同来源的数据(测井、地震和钻井数据),归一化到统一的数据分析平台上来认识分析,达到不同域数据之间的相互补充之目的,从而提高反演结果的可信度。该方法既降低了参与分析计算的数据量,又较好的保留了数据的完整性。

### 1.1 模糊化处理

原始数据模糊化处理的核心,在于准确的确定蕴含式——即运用模糊集合解决实际问题的基础,也是耦合不同量纲数据体的初始步骤。目前蕴含式确定方法大致有3种:模糊统计方法、例证法和经验法<sup>[6]</sup>。本次研究将利用模糊统计方法,结合测井和钻井所获得目的层岩层属性,将已知岩层属性范围内的地震属性数据作为统计样本进行分析,依据统计结果选择适当的函数表达式,即得到蕴含式。依据本次研究工区数据统计显示,蕴含式遵循 Cauchy 分布的偏大型和偏小型<sup>[6]</sup>。然后通过确定的蕴含式获得地震属性的模糊指数,依据模糊指数归并到不同的模糊数据域,具体模糊化操作(图1a)。其中, $x_{li}$ 为地震属性数据,通过蕴含式 $\mu_A(x)$ 计算获得的值12730的隶属度为0.73,根据结果该属性值归于模糊域 $A_1$ 。模糊域所确定的范围依照油气生产的实际确定。例如对于砂岩厚度预测时,我们可以依据下式将模糊域划为两类{泥岩,砂岩},如果模糊计算后某一地震属性或者测井值砂岩隶属度大于0.6或者泥岩隶属度小于0.3,则判断为砂岩,该值应纳入到砂岩厚度计算中。

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \text{泥岩} & (x \leq a) \\ \text{砂岩, 隶属度: } \frac{1}{1 + \alpha(x - a)^{-\beta}} & (x > a) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\alpha$ 和 $\beta$ 均为大于0的常数,无量纲,根据属性训练数据获得; $a$ 为模糊域划分界线值,常数,单位与选择地震或者测井属性相同,其大小需要由经验或者油田实际情况来确定。

### 1.2 模糊推理系统

模糊集理论最有价值的地方在于模糊推理系统构建,它能够利用模糊逻辑将非线性、不同来源变量耦合

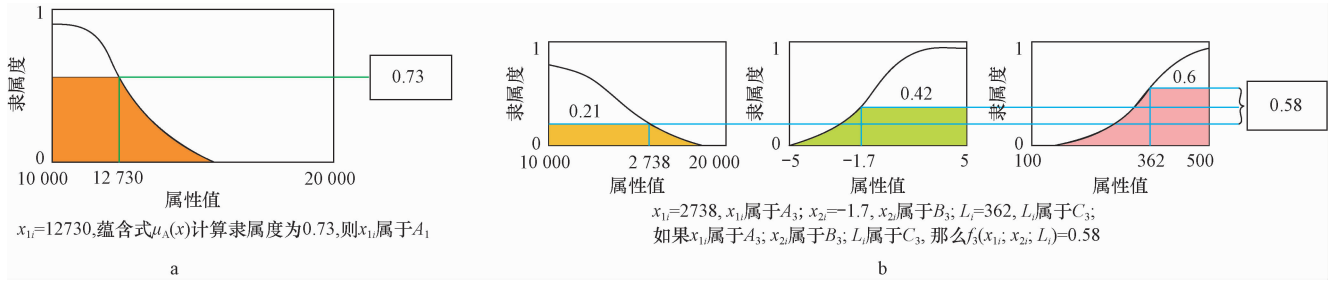


图1 模糊化及模糊运算示意图

Fig. 1 Diagrammatic sketch of fuzzy and fuzzy operation

a. 模糊化示意图 (Cauchy 分布偏小型); b. 研究区地震属性、测井数据模糊运算示意图

在一起形成一个“模糊输出”映射集合。假设有 2 个地震属性,在分析时窗内有  $n$  个采样值  $\{x_{1i}, x_{2i}, L_i\}$ , 其中:  $\{x_{1i}, x_{2i}\}$  为每一个样本的地震属性,  $L_i$  为每个样本对应的测井值,模糊推理系统按照以下 3 条规则进行建立<sup>[7-8]</sup>。

① 如果  $x_{1i}$  属于  $A_1, x_{2i}$  属于  $B_1$ , 且  $L_i$  属于  $C_1$  那么

$$f_1(x_{1i}, x_{2i}, L_i) = a_1x_{1i} + b_1x_{2i} + c_1L_i + r_1 \quad (2)$$

② 如果  $x_{1i}$  属于  $A_2, x_{2i}$  属于  $B_2$ , 且  $L_i$  属于  $C_2$  那么

$$f_2(x_{1i}, x_{2i}, L_i) = a_2x_{1i} + b_2x_{2i} + c_2L_i + r_2 \quad (3)$$

③ 如果  $x_{1i}$  属于  $A_3, x_{2i}$  属于  $B_3$ , 且  $L_i$  属于  $C_3$  那么

$$f_3(x_{1i}, x_{2i}, L_i) = a_3x_{1i} + b_3x_{2i} + c_3L_i + r_3 \quad (4)$$

式中:  $A_1, A_2, A_3, B_1, B_2, B_3, C_1, C_2, C_3$  分别为  $x_{1i}, x_{2i}, L_i$  的模糊域,无量纲;  $x_{1i}, x_{2i}, L_i$  单位与所选择的地震属性或测井属性单位相同;  $a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2, a_3, b_3, c_3$  分别为第一、第二、第三条规则计算参数,依据属性训练数据特征确定,无量纲。3 个样本组合属于每条规则的权值可以利用模糊操作中的“and”运算来获得:

$$w_i = \mu_{A_i}(x_1) \wedge \mu_{B_i}(x_2) \wedge \mu_{C_i}(L), \quad i = 1, 2, 3 \quad (5)$$

式中:  $\mu_{A_i}(x_1)$  是  $x_1$  对模糊域  $A$  的隶属度;  $\mu_{B_i}(x_2)$  是  $x_2$  对模糊域  $B$  的隶属度;  $\mu_{C_i}(L)$  是  $L$  对模糊域  $C$  的隶属度;  $w_i$  为每条规则权值,也称为每条规则的激励强度; “ $\wedge$ ”为模糊运算中的“and”运算(图 1b)。将所有的规则综合,模糊推理系统的最终输出可以表示为:

$$f = \sum_{i=1}^n \frac{w_i f_i}{w_i}, \quad j = 1, 2, 3 \quad (6)$$

式中:  $w_i, f_i$  均为无量纲。

同时可以增加方差和均值来表达新数据与培训样本之间的变化量的大小,当然其具体数据的大小则可以根据实际操作的需求调整平滑参数进行比例化(拉伸/压缩),不同属性的数据特征是不一样的,其平滑参数是不同的,一般由训练数据依据梯度下降法来确定最小误差来获得。

### 1.3 神经网络构建

建立不同的数据层、神经单元以及数据传递函数,

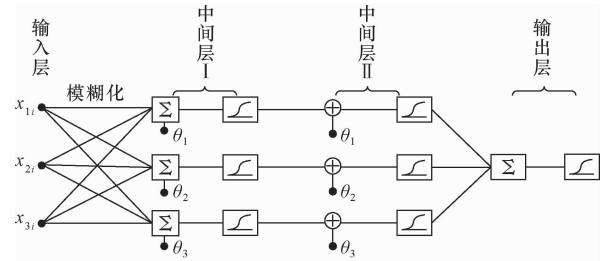


图2 神经网络格架

Fig. 2 Framework of the neural network

经过多次试算,遴选出最优的网络结构。整个网络结构有一个输入层、两个中间层、一个输出层(图 2)。中间层利用对数变换函数连接所有的神经单元,现针对前面假设数据描述整个网络,两个中间层均有 3 个神经单元,这些神经单元除了接受所有的输入数据以外,还接受一个误差系数控制整个数据运算的质量。输出层仅仅有一个神经单元,整个网络格架共有 21 个数据传递节点来调整研究数据的形成。

本次研究的神经网络由 4 层组成。第一层为输入层,  $x_{1i}, x_{2i}, x_{3i} (i = 1, 2, 3, \dots, n)$  表示输入项,各个节点直接与输入项连接,将输入值传递到下一层,在实际的应用过程中可以选择振幅、频率和自然伽马为输入值;中间层 I 为模糊化层,每个节点代表一个模糊化的变量值,其作用是计算各输入分量属于各个模糊域的隶属度,前面已经提到模糊域的划分要依据实际油气藏特征来划分;中间层 II 为系统推理层,每个节点代表一条模糊规则,用来匹配模糊规则的前件,计算每条规则的适用度;输出层为精确化计算,该层同时还有误差检验功能,依据误差的可容忍度,反回中间层 I 对数据模糊域范围进行调整。

## 2 致密砂岩储层地震反演方案

储集层预测中使用地震属性分析存在的主要问题,是由原始地震数据带来的分辨率较低、多解性强、预测结果缺乏明确的地质含义<sup>[9]</sup>。单纯的利用神经网络对地震属性反演,结果只是多种地震属性

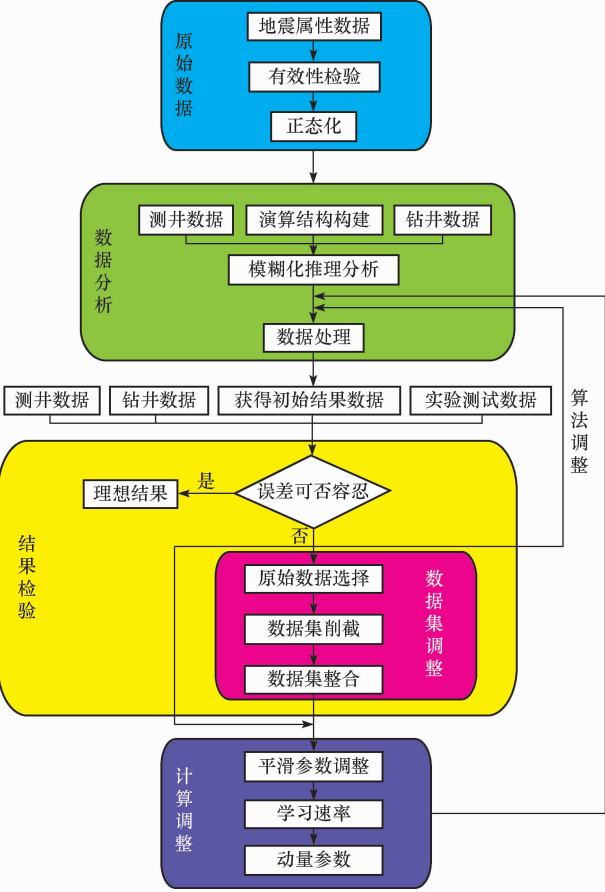


图 3 储层反演流程

Fig. 3 Reservoir inversion process

的组合,纵向上的分辨率尚需要进一步提高,地质意义也需要进一步明确。由此应该在单一地震属性的基础上,选择对砂体物性敏感较强测井曲线,引入钻井测试分析数据,运用模糊神经网络方法,将钻井测试资料和测井曲线作为学习目标,进行多种地震属性优化,通过模糊神经网络地震反演获得明确的储层地震反演结果。

储层反演流程图(图 3),很好的展现了地震数据分析处理,与钻井、测井数据揉合过程,分析数据的质量和多元上得到了很好的保证,既表现出了结果整体可靠性,又较好的刻画了局部细节。整个模糊神经网络储层反演主要分为原始数据处理、数据分析、结果检验、数据调整四部分。原始数据处理部分主要是针对地震属性数据标准化、有效性进行分析,保证后期数据计算的稳健。数据模糊化和模糊推理系统的构建是数据分析的核心块,这其中还包括测井和钻井数据耦合起来的模糊计算。结果检验部分主要是针对模糊计算结果结合实际所有的测井解释、实钻数据、实验测试分析获得岩性解释及孔隙度值进行对比,并依据计算结果误差的可容忍程度对参与分析计算的数据集、计算截断及步长进行调整,直到整个分析结论与实际地质认识相符合。

### 3 实例应用

#### 3.1 工区概况

长岭 1 号气田位于长岭断陷中部凸起带东南部,为松辽盆地南部面积最大、资源最丰富的断陷,断陷面积  $1.3 \times 10^4 \text{ km}^2$ <sup>[10]</sup>。受断陷强烈拉张期控盆断裂的发育作用,长岭断陷表现为双断式的凹陷构造格局。长岭断陷的演化经历了晚侏罗世火石岭组—早白垩世营城组沉积时的断陷期、早白垩世登娄库组—白垩纪末期的拗陷期以及古近纪至今的反转期三大阶段,地层厚度及埋深变化较大<sup>[11-12]</sup>。长岭 1 号气田登娄库组储层为辫状河三角洲平原沉积,主要发育一套砂泥岩,以长石岩屑砂岩为主,储层岩性细、相变快、砂体横向连序性较差是其主要特征<sup>[13]</sup>。在其内部以较稳定的泥岩隔夹层和沉积旋回特征为依据,划分了 D1—D8 共 8 个砂层组,其中 D3 砂层组、D4 砂层组是登娄库组主要的储层发育段,为开发的主力层位。根据试气试采结果,产气层 D3 砂层组、D4 砂层组岩性粒度相对较粗、孔隙度相对较高的细砂岩和粉细砂岩。

#### 3.2 测井曲线的合理优化与选取

利用测井多井分析系统对多口井的自然伽马曲线与波阻抗资料进行交汇分析,结果表明,研究区致密砂岩与泥岩波阻抗没有明显的分异,二者数值分布范围相互重叠,说明利用波阻抗反演信息进行岩性解释与识别难度较大,多解性较强。砂岩、泥岩在自然伽马信息域重叠区域较小,存在明显的差异(图 4)。依据交汇分析结果,选取自然伽马曲线进行电性特征曲线重构。

#### 3.3 登娄库组层位标定

登娄库组沉积时期,工区内广泛发育浅水湖泊背

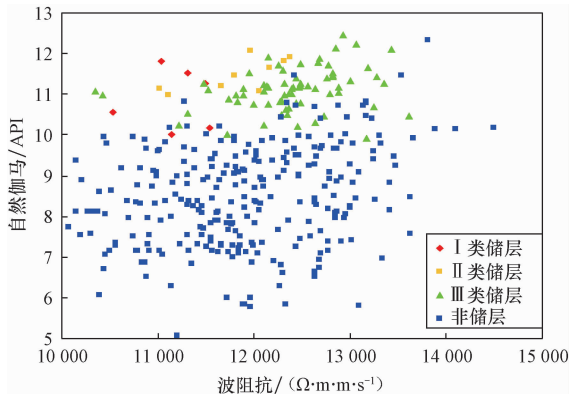


图 4 登娄库组波阻抗 - 自然伽马交汇图

Fig. 4 Cross plot of wave impedance and GR of the Denglouku Formation



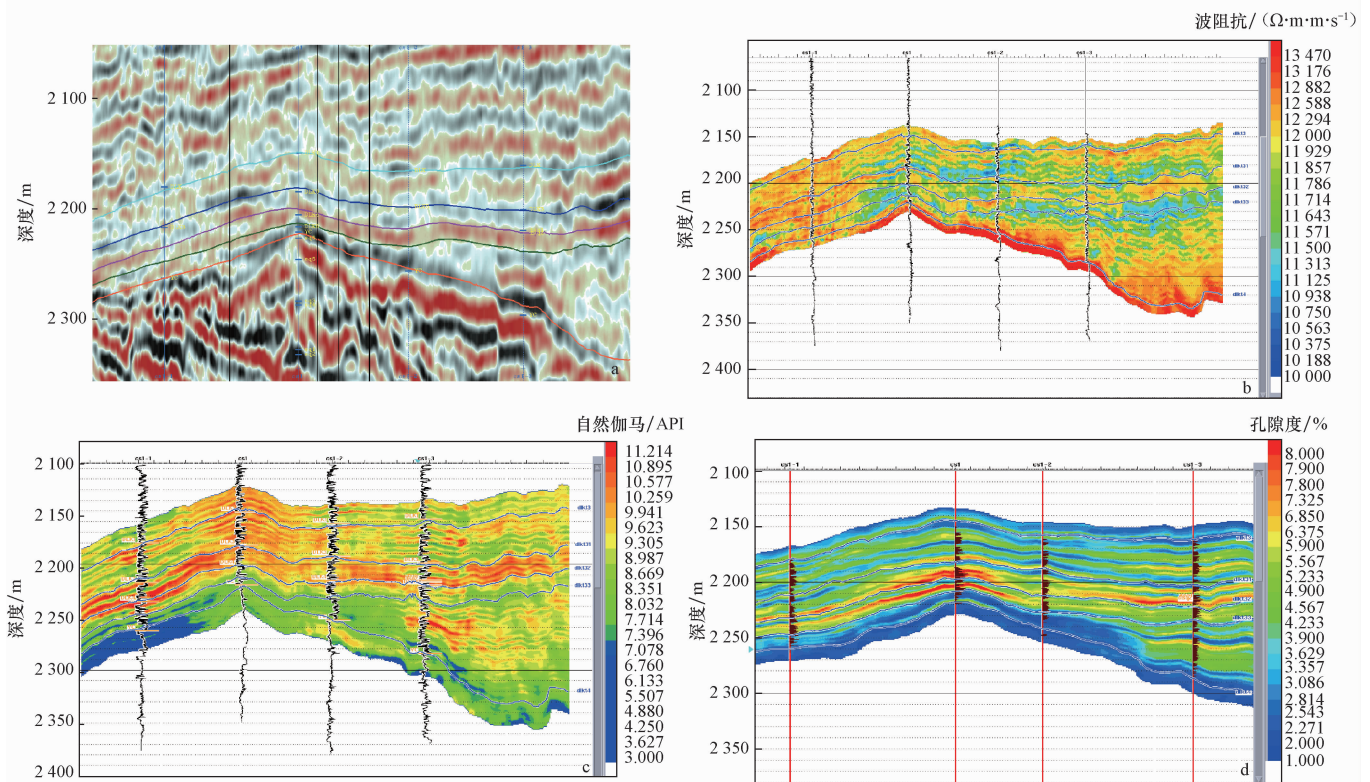


图5 长岭1号气田登娄库组地震及反演剖面

Fig. 5 Seismic section and inversion profile of the Denglouku Formation in the Changling-1 gas field

a. 地震剖面; b. 波阻抗剖面; c. 自然伽马剖面; d. 孔隙度剖面

景下的辫状河三角洲平原亚相沉积,砂体厚度小,岩性相变快,横向连通性差,为此在地震波子波提取时采用单井反射系数分别提取子波然后再平均的方法<sup>[14]</sup>,这样不但保证单井的合成记录匹配,而且反演时保持了子波的稳定性,同时保证了人工合成记录和地震井旁道吻合率较高。

### 3.4 模糊神经网络属性优化反演

应用模糊神经网络进行储层属性反演中,以重构的自然伽马曲线为目标测井曲线,对地震属性进行了属性优化的相关分析,反演了波阻抗、自然伽马、孔隙度3个数据体(图5)。在反演初期,选择37个数据组进行了学习训练,并依据训练的结果对12个已知数据孔隙度进行测试预测。结果显示,这12个数据误差平均为3.6%,最高误差为15.3%,最小的为0.3%,测试准确率在85%以上,说明研究区模糊网络格架的可靠性程度较高(图6)。

#### 3.4.1 砂体平面展布

通过自然伽马曲线重构反演,对长岭1号气田登娄库组上段的4个研究单元砂体分布进行分析预测,即D1砂层组、D1+D2砂层组、D3砂层组、D4砂层组。

##### 1) D1砂层组砂体分布规律

登娄库组主要发育一套辫状河三角洲平原的分流

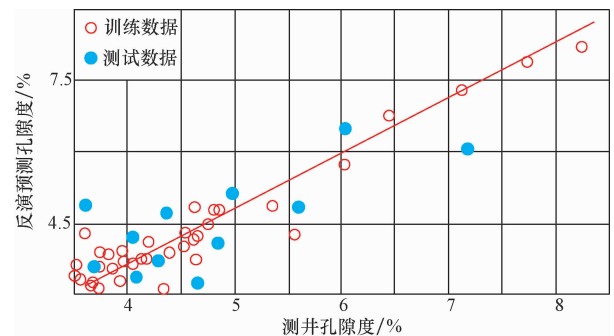


图6 初步预测与实际孔隙度比较

Fig. 6 Comparison of preliminary forecasted and actual porosity

河道砂体,登娄库组D1砂层组砂岩厚度显示:工区内D1砂层组砂岩厚度分布在8~40 m,总体上砂体相对较厚部位主要位于工区中西部,厚度一般大于25 m,砂岩最厚部位出现在长深103井附近,厚度大于32 m;而工区东部砂体相对较薄,主要目标区长深105井附近砂体厚度相对较薄,通常小于16 m;工区东南部砂体厚度小于8 m,工区的北部也相对较薄,厚度范围在16 m以下。整个工区砂体厚度与构造和地层有一定的关系,构造相对高部位地层变薄,砂体厚度却相应增加(图7a)。

##### 2) D1+D2砂层组砂体分布规律

从登娄库组D1+D2砂层组砂体厚度预测图上可以看出(图7b):工区内D1+D2砂层组砂体厚度

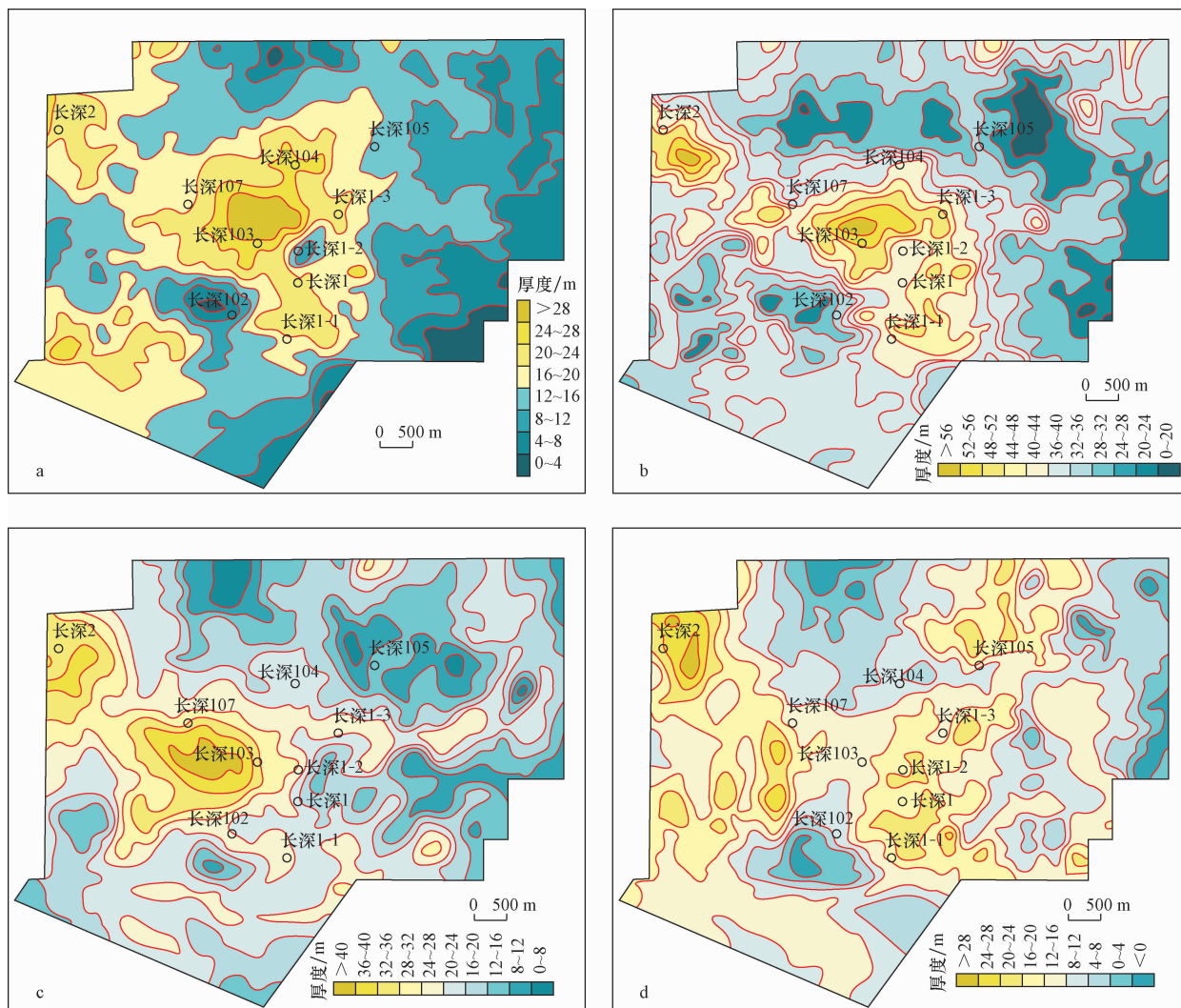


图7 登娄库组各砂层组砂体厚度分布

Fig. 7 Isopach of each sand layer in the Denglouku Formation

a. D1 砂层组; b. D1 + D2 砂层组; c. D3 砂层组; d. D4 砂层组

范围在 20 ~ 60 m, 总体特征是构造顶部高部位砂岩厚度较大, 低部位砂岩厚度较小。砂体相对较厚部位主要位于工区中部和西北部, 而工区东部和北部砂体相对较薄, 其中长深 103 井附近砂体厚度最大, 预测砂岩厚度大于 56 m, 工区西北部长深 107 井附近砂岩厚度也达到 40 m 以上; 工区东部长深 105 井附近砂体厚度最薄, 预测砂体厚度小于 20 m。工区内砂体厚度与构造和地层有一定关系, 构造相对高部位地层变薄, 砂体厚度却相对较厚, 说明 D1 与 D2 砂层组沉积时具有一定的继承性。

### 3) D3 砂层组砂体分布规律

从登娄库组 D3 砂层组砂体厚度预测图上可以看出(图 7c): 工区内 D3 砂层组砂体厚度范围在 8 ~ 44 m, 变化比较大。砂体相对较厚部位主要位于工区中西部, 长深 103 与长深 107 井之间的部位砂体最发育, 砂岩厚度大于 32 m; 砂体较薄的区域位于工区的北部, 预测砂岩厚度均小于 16 m, 长深 105 井附近

砂体发育最差, 砂岩厚度在 8 m 以下, 工区的东南部长深 1 井附近的砂体厚度也相对较小。结合地层来看, 构造较高的部位, 砂体厚度较小, 在构造相对较低的部位, 砂体厚度较大(长深 107 井附近)。

### 4) D4 砂层组砂体分布规律

从登娄库组 D4 砂层组砂体厚度预测图上可以看出(图 7d): 工区内 D4 砂层组砂体厚度变化范围在 4 ~ 28 m, 在构造高部位长深 1 井附近厚度较大, 砂体较发育, 主要是构造高部位 D5 - D8 砂层组缺失造成的; 长深 1 区块向四周呈现砂体厚度减薄的展布特征, 砂体较薄部位主要位于工区西北部和北部, 长深 102 井西南部砂岩厚度也比较小。

整体上, 研究区砂岩的展布具有构造高部位砂岩厚度较大, 呈现东北薄、向中西部厚度增大的展布规律。砂岩厚度最大的区域位于工区中部, 最高达到 140.6 m。工区北部砂岩偏薄, 主要是由于登娄库组沉积时期, 由断陷向坳陷转换, 早期裂谷封闭, 断陷湖盆



逐渐淤浅,区域上地形反差变小,坡度变缓,物源区向远离湖盆方向转移的结果。

### 3.4.2 孔隙度平面分布预测

依据砂体扩展范围以及发育厚度的引导,在早期初步反演格架基础上,将模糊神经网络反演扩展到整个工区。对登娄库组两个主要含气及产气砂层组(D3和D4砂组)孔隙度进行了反演计算。

#### 1) D3 砂层组孔隙度分布规律

长岭1号气田D3砂层组孔隙度展布显示,长深1井附近砂体的孔隙度最高,可达9%左右,物性较好,推测应该处于水动力条件较强的分支河道沉积相带中;长深1-1、长深102、长深103和长深1-3井附近孔隙度为5%左右;而长深104、长深105和长深107井附近砂岩则不能作为有效储层(图8a)。D3砂层组平均孔隙度图高值区比较零星,规律性不强,说明厚砂岩中存在比较多的隔夹层,储层的非均质性较强,有效储层的平面连续性差。

#### 2) D4 砂层组孔隙度分布规律

D4砂组储层平均孔隙度分布显示,长深1井附近平均孔隙度最高可达10%以上,是工区内物性最好的部位;长深103井附近次之,孔隙度达到5%~6%,物性较好;长深104和长深105井附近,D4砂组的孔隙度小于4%,基本上不能构成有效储层。总体上看,D4砂层组物性较好的部位主要位于长深1—长深102—长深1—2—长深103—长深1—3井附近,孔隙度基本大于5%;长深107井北西方向孔隙度也在5%左右,其它部位孔隙度均较低,其中的相对高值区零星分布(图8b)。

登娄库组储层精细预测结果表明,砂体的展布特

征主要受沉积相带的控制<sup>[15]</sup>,分支河道微相砂体较为发育,河道间砂体不发育。砂体的孔隙度除受沉积相带的控制之外,成岩作用对其有重要影响。

### 3.4.3 反演结果验证

根据钻井情况,依据抽稀方法对储层地震反演结果进行了验证。将长深1-1、长深1-3、长深105井预测数据与钻井测试数据对比发现,砂体厚度的绝对误差为0.76~2.50 m,其中以1.0~1.5 m居多,占整个统计数据的42%,相对误差分布于3.27%~13.30%。孔隙度数据显示,D3和D4砂层组绝对误差为0.14%~0.49%,相对误差位于10.50%以内(表1)。单就砂层组来看,砂体厚度绝对误差和相对误差较高值主要集中在D1和D2,这说明孔隙度的大小对砂、泥岩的甄别还是会有一定的影响。从整个误差统计来看,利用模糊神经网络方法反演致密砂岩储层具有较好的可靠性。

## 4 结论

1) 开发程度较低,井网密度较稀,岩性较为致密区域,利用钻井资料进行层位划分和储层预测难度一般都较大,尤其是砂体厚度小,岩性相变快,横向连通性差的储集层,更是难于预测。基于模糊神经网络的反演方法,将不同类型、尺度的数据(测井、地震、钻井测试)模糊化,按照一定的计算规则将其很好的揉合在一起,这样既充分利用了测井数据的垂向分辨率高,地震数据横向连片性好的特点,也综合了钻井测试分析数据的准确性的有点,同时也摒弃了不同类型数据较难耦合的缺陷,反演结果更符合宏观地质规律,反演过程中的多解性现象得到显著改善。

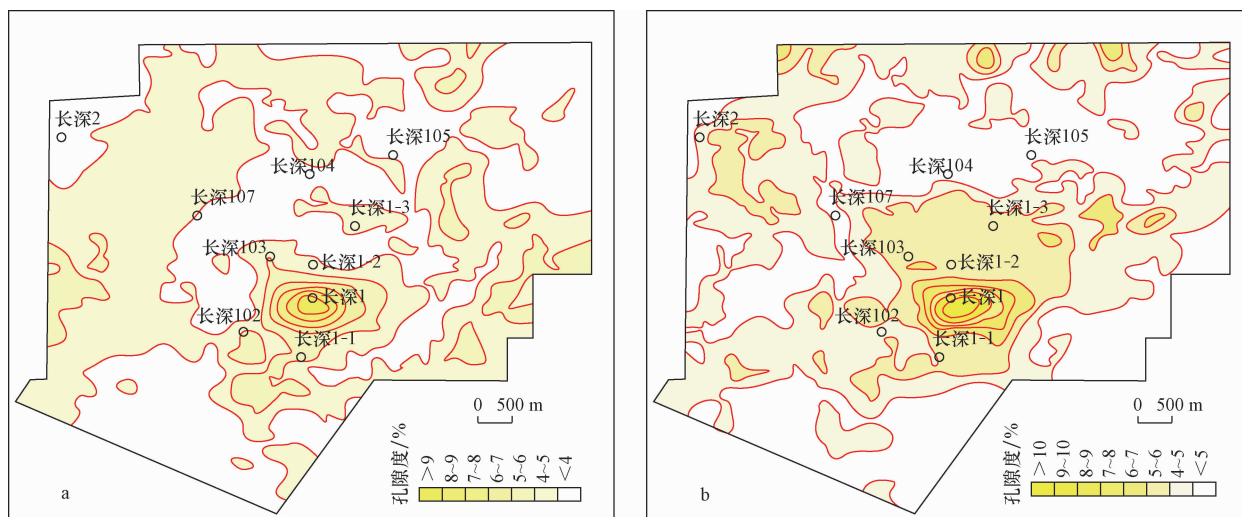


图8 登娄库组各砂层组平均孔隙度分布

Fig. 8 Average porosity of each sand layer in the Denglouku Formation

a. D3 砂层组; b. D4 砂层组

表 1 反演结果与实际资料对比分析  
Table 1 Comparison of inversion results with actual data

| 对比项目    | 层位      | 长深 1-1 井 |       |       |        | 长深 1-3 井 |       |       |        | 长深 105 井 |       |       |        |
|---------|---------|----------|-------|-------|--------|----------|-------|-------|--------|----------|-------|-------|--------|
|         |         | 实际       | 预测    | 绝对误差  | 相对误差/% | 实际       | 预测    | 绝对误差  | 相对误差/% | 实际       | 预测    | 绝对误差  | 相对误差/% |
| 砂岩厚度/m  | D1      | 20.00    | 18.80 | 1.20  | 6.00   | 18.80    | 21.30 | -2.50 | 13.30  | 14.20    | 14.90 | -0.70 | 4.93   |
|         | D1 + D2 | 41.90    | 43.27 | -1.37 | 3.27   | 46.20    | 47.83 | -1.63 | 3.53   | 22.10    | 20.83 | 1.27  | 5.75   |
|         | D3      | 25.40    | 23.90 | 1.50  | 5.91   | 26.20    | 25.20 | 1.00  | 3.82   | 18.70    | 15.84 | 2.86  | 15.29  |
|         | D4      | 21.40    | 18.80 | 2.60  | 12.15  | 13.40    | 14.16 | -0.76 | 5.67   | 16.50    | 14.69 | 1.81  | 10.97  |
| 砂岩孔隙度/% | D3      | 4.87     | 5.36  | -0.49 | 10.06  | 4.69     | 4.38  | 0.31  | 6.61   | 2.57     | 2.30  | 0.27  | 10.51  |
|         | D4      | 5.02     | 4.83  | 0.19  | 3.78   | 4.75     | 5.07  | -0.32 | 6.74   | 1.72     | 1.58  | 0.14  | 8.14   |

2) 针对长岭 1 号气田砂岩储层较为致密特点,利用模糊神经网络方法,结合测井、钻井分析测试以及地震数据对其进行了分析。研究结果表明长岭 1 号气田砂体呈现东北薄、向中南部厚度增大的展布规律,并且高孔储层主要集中于 D3 和 D4 砂层组,集中分布与工区的中南部。工区东北部砂岩偏薄,孔隙物性小,主要是由于登娄库组沉积时期,由断陷向坳陷转换,早期裂谷封闭,断陷湖盆逐渐淤浅,区域上地形反差变小,坡度变缓,物源区向远离湖盆方向转移的结果,进而影响研究区砂体的展布及孔隙度特征的发育。

参 考 文 献

[1] 杨立强. 测井约束地震反演综述[J]. 地球物理学进展, 2003, 18 (3): 530-534.  
Yang Liqiang. A review of well log constrained seismic inversion[J], Progress in Geophysics, 2003, 18 (3): 530-534.

[2] Wyllie M R J, Gregory A R, Gardner G H F. An experimental investigation of factors affecting elastic wave velocities in porous media[J]. Geophysics, 1958, 23: 459-493.

[3] Nur A, Mavko G, Dvorkin J, et al. Critical porosity: a key to relating physical properties to porosity in rocks[J]. The Leading Edge, 1998, 17: 357-362.

[4] 马劲风, 王学军, 钟俊, 等. 测井资料约束的波阻抗反演中的多解性问题[J]. 石油与天然气地质, 1999, 20(1): 7-10.  
Ma Jinfeng, Wang Xuejun, Zhong Jun, et al. Multiple roots in well-restricted impedance inversion[J]. Oil & Gas Geology, 1999, 20(1): 7-10.

[5] 刘振峰, 董宁, 张永贵, 等. 致密碎屑岩储层地震反演技术方案及应用[J]. 石油地球物理勘探, 2012, 47(2): 298-304.  
Liu Zhenfeng, Dong Ning, Zhang Yonggui, et al. Seismic inversion program for tight clastic reservoir and its application[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2012, 47(2): 298-304.

[6] Pejman Tahmasebi, Ardeshtir Hezarkhani. A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation[J]. Computers & Geosciences, 2012, 42: 18-27.

[7] Jang J S R, Sun C T, Mizutani E. Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligent [M]. Prentice-Hall International, 1997: 614.

[8] Kim J, Kasabov N. HyFIS: adaptive neuro-fuzzy inference systems and their application to nonlinear dynamical systems[J]. Journal of Neu-

ral Network, 1999, 12: 1301-1319.

[9] 黄捍东, 张如伟, 赵迪, 等. 地震反演与属性耦合检测薄层含气砂岩[J]. 石油地球物理勘探, 2009, 44(2): 185-189.  
Huang Handong, Zhang Ruwei, Zhao Di, et al. Seismic inversion and detection of thin-layer gas bearing sandstone by attributes coupling [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2009, 44(2): 185-189.

[10] 艾宁, 张春生, 唐永, 等. 长岭 1 号气田登娄库组储层成岩作用及储集空间类型[J]. 新疆石油地质, 2008, 4(2): 34-37.  
Ai Ning, Zhang Chunsheng, Tang Yong, et al. Research on diagenesis and reservoir characteristic of Denglouku formation in Changling first gas field[J]. Xinjiang Oil & Gas, 2008, 4(2): 34-37.

[11] 李君, 黄志龙, 刘宝柱, 等. 伸展构造与反转构造对油气分布的控制作用——以松辽盆地东南隆起区为例[J]. 新疆石油地质, 2008, 29(1): 19-21.  
Li Jun, Huang Zhilong, Liu Baozhu, et al. Control effects of spreading structure and reversal structure on hydrocarbon distribution—an example from Dongnan uplift in Songliao basin [J]. Xinjiang Oil & Gas, 2008, 29(1): 19-21.

[12] 马杏垣, 刘和甫, 王维襄, 等. 中国东部中、新生代裂陷作用和伸展构造[J]. 地质学报, 1983, 1: 22-32.  
Ma Xingyuan, Liu Hefu, Wang Weixiang, et al. Meso-Cenozoic taphrogeny and extensional tectonics in eastern China[J]. Acta Geologica Sinica, 1983, 1: 22-32.

[13] 王键, 贾爱林, 魏铁军, 等. 长岭气田登娄库组低渗砂岩储层控制因素分析[J]. 天然气地球科学, 2011, 22(5): 827-833.  
Wang Jian, Jia Ailin, Wei Tiejun, et al. Controlling factors of low permeability sandstone reservoirs in Denglouku formation of Changling gas field[J]. Natural Gas Geoscience, 2011, 22(5): 827-832.

[14] 孙学凯, 冯世民. 地震反演系统中的子波提取方法[J]. 物探化探计算技术, 2010, 32(2): 120-125.  
Sun Xuekai, Feng Shimin. Wavelet extraction methods in seismic inversion system[J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2010, 32(2): 120-125.

[15] 葛岩, 黄志龙, 宋立忠, 等. 松辽盆地南部长岭断陷登娄库组致密砂岩有利储层控制因素[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(7): 2691-2699.  
Ge Yan, Huang Zhilong, Song Lizhong, et al. Controlling factors on high quality reservoir of tight sandstone of Denglouku formation in Changling fault sag, southern part of Songliao basin [J]. Journal of Central South University (Science and Technology Edition) 2012, 43 (7): 2691-2699.