

姚永强, 熊煜, 高磊, 等. 基于属性优选的气烟囱型气云识别方法在渤海东部地区的应用[J]. 海洋地质前沿, 2022, 38(9): 86-91.

YAO Yongqiang, XIONG Yu, GAO Lei, et al. Application of gas chimney-type gas cloud recognition method based on attribute optimization in the eastern Bohai Bay Basin[J]. Marine Geology Frontiers, 2022, 38(9): 86-91.

基于属性优选的气烟囱型气云识别方法 在渤海东部地区的应用

姚永强, 熊煜, 高磊, 蒋志恒, 贺电波

(中海石油(中国)有限公司天津分公司, 天津 300452)

摘 要:渤海地区气云表现形式多样, 目前还没有系统的分类。根据不同气云带的分布范围, 将渤海地区的气云从深至浅划分为气烟囱型、亮点型和麻坑型 3 类, 并分析其成因机理。针对气烟囱型气云, 利用单一地震属性进行气云识别和预测, 具有一定局限性, 且神经网络方法就是一个“黑匣子”, 无法判断属性在计算过程中发挥的作用。文中提出利用具有“多属性融合神经网络”技术体系, 对不同的属性组合进行分类, 突出对气云敏感的属性, 从而对气云准确识别, 精细刻画气云的空间分布范围。该方法在渤东地区蓬莱 A 油田取到较好的应用效果, 为下一步寻找大中型油气藏提供了依据。

关键词:渤海地区; 气云带分类; 多属性融合; 神经网络

中图分类号: P744.4

文献标识码: A

DOI: 10.16028/j.1009-2722.2021.018

0 引言

烃源岩或圈闭内的压力平衡被打破之后, 内部流体通过上覆地层泄压, 造成上覆地层内部不均匀含气, 形成气云。气云对地震波能量进行吸收衰减, 导致同相轴在剖面上表现为异常的反射特征^[1]。渤海海域气云发育广泛, 尤其是渤海东南部区域。气云一般出现在油气大量聚集的区域, 是大中型油气藏存在的重要标志, 因此, 有效识别气云的分布范围对油气田勘探有着非常重要的指示意义。渤海地区的气云表现形式多样, 目前还没有系统的分类以及成因研究^[2-8]。

目前, 针对气云带的研究侧重于从前期地震资料采集处理中解决气云带的能量吸收问题, 改善地震资料或消除气云带影响等方面^[9]。在气云识别方面, 通常利用气云特殊的地震反射特征进行单一属

性识别, 只能粗略识别气云, 无法准确刻画其空间分布范围。对于一些不明显的异常, 很难判断是否是由气云效应引起的, 应用传统的多属性联合, 有可能包含其他地震异常体的信息, 忽略一些有效的信息, 影响气云体的识别, 而且计算效率低^[10-13]。近年发展起来基于模式识别的神经网络训练方法, 在欧洲北海油气田、墨西哥湾以及西非部分油田进行了实例研究, 在国内海拉尔盆地、莺歌海盆地也得到成功应用, 但是对于高陡构造位置, 识别效果欠佳^[14-19]。针对这个问题, 本文提出基于多属性融合的神经网络识别气烟囱型气云, 引入倾角导向数据集, 提高在高陡构造位置的识别效果, 在渤海东部蓬莱 A 构造区取得较好的效果。

1 气云带成因、分类及特征

此次研究的气云属于广义的气云概念, 包括从深至浅受气层影响形成的不同的地质现象。本次研究按照剖面特征, 把气云从深至浅分为气烟囱型、亮点型、麻坑型 3 种类型(图 1)。不同气云带类型具有不同的地震响应特征。气烟囱型是活动热流体作用产生的一种特殊的伴生构造, 其最直观的特

收稿日期: 2021-01-29

资助项目: 中海油“七年行动计划”重大科技专项课题“渤海油田上产 4 000 万吨新领域勘探关键技术”(CNOOC-KJ 135 ZDXM 36 TJ 08 TJ)

作者简介: 姚永强(1989—), 男, 硕士, 工程师, 主要从事地震资料处理及解释方面的研究工作. E-mail: yaoyq3@cnooc.com.cn

征就是弱振幅,几乎空白的反射,反射波杂乱。通过提取气烟囱的平面属性,发现气烟囱具有频率低、相干值低、速度低的特征,正常地层的频率为 35~40 Hz,气烟囱区域的频率降至 15~20 Hz,降幅达一半。速度低在剖面上表现为同相轴下拉现象,并且速度低在钻井上也得到证实:气云区速度降幅最小是 100 m/s,最高达 450 m/s。

亮点型气云具有亮点特征,首先是强振幅。从钻井解释的气层分析,在地震上对应强振幅,能量是普通振幅的 2~3 倍以上。通过模型正演和统计认为,当气层厚度>5 m 时,含气储层的振幅才会随着厚度的变化成正相关的关系。第 2 个特性是低频伴影。低频伴影指的是在油气储层下方出现的

强能量瞬时低频率区域。蓬莱 B 区含气储层的底部和下面在低频体上都是强能量团,但随着频率的增加,储层底部强能量团逐渐减弱,下面的伴影也是随着频率的增加能量减弱。需要注意的是,并不是所有的亮点都是受含气影响产生的,也有可能受其他因素影响产生亮点。反之亦然,含气储层的反射特征也不一定是亮点。

麻坑是油气沿断层或裂缝向上运移形成的通道,麻坑型气云在剖面上呈“V”或“U”型特征。麻坑之下则是气体逃逸通道,由于其大量含气,速度降低,与周围海底泥质沉积物具有较大的波阻抗差异,形成强振幅。

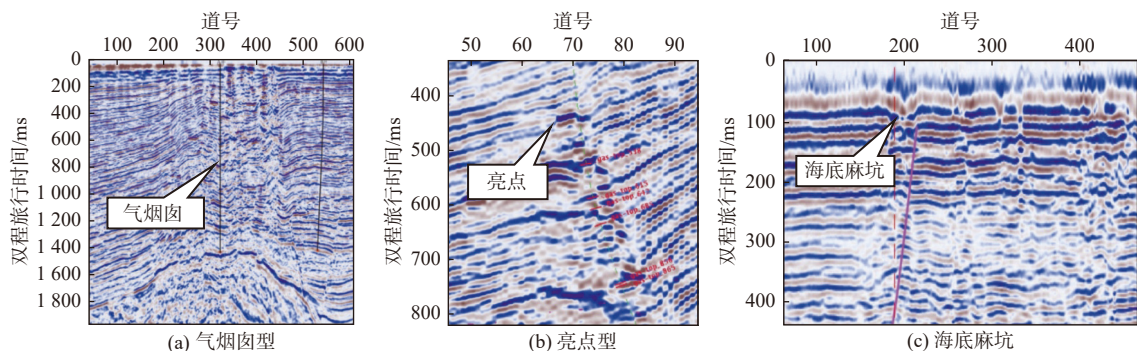


图 1 渤海海域不同气云带类型剖面特征

Fig.1 Characteristics of different types of gas clouds in Bohai Sea

对于渤海气云的形成多与断裂的活动有关,按照气云与断裂的关系,提出气云的 3 种成因形式:断涌式、断渗式和缝渗式。断涌式和断渗式都与断裂活动相关,缝渗式与断层无关,通过扩散和裂缝运移。不同的成因可以形成不同类型的气云。断涌式多形成气烟囱型气云,油气沿着有效的运移路径运移到构造脊上之后,储集层的压力增大,断裂活动使高压储层与上部常压地层连通,油气流体的压力突然降低,因而易发生沸腾作用。断渗式和缝渗式可以形成亮点型也可以形成麻坑型气云,断渗式和缝渗式断裂是深烃源岩的长期活动断裂,是重要的油源断裂。油气沿大断裂向上运移,渗漏到海底或浅层的储层中,形成大面积的气云,油气丰度次之。表 1 表述了不同气云类型的特征及模式。

2 气烟囱型气云识别方法

由于海底麻坑和亮点型气云特征单一,分布范围较小,通过常规的相干或属性方法即可有效识别,

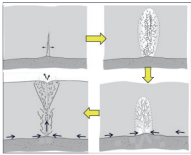
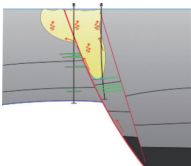
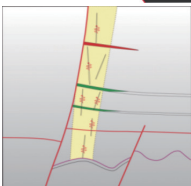
本文重点研究利用“基于多属性融合的神经网络识别”基本思路识别气烟囱。近年发展起来基于模式识别的神经网络训练方法,无法明确运算过程对气云最敏感的属性,一些属性在运算过程中基本不发挥作用,导致运算效率较低。如果对不同属性集进行相关性分析,选出最优属性集参与运算,可提高计算效率,同时有效提高气云识别的精度。

因此,在进行神经网络识别之前,首先将地震数据体转换成倾角导向数据体,将倾角信息引入到计算过程中;然后在倾角导向数据体上选取 2 类样点,这些样点分别包含气云和常规数据的特征,且区分明显;之后针对所拾取的样本建立多个属性集,如振幅、相位、相干、能量等,将建立的属性集用于神经网络训练以及误差分析,测试不同属性集与气烟囱的相关性,对敏感属性进行优选;最终,将生成的最优属性集应用于整个数据体。

图 2 为基于倾角导向数据体的神经网络识别技术体系。概括成“五步”:制作倾角数据体—拾取训练点—建立属性集—神经网络训练—输出气云发

表1 气云带成因、分类及特征

Table 1 Origin, classification and characteristics of gas clouds

气云类型	特征	成因	扩散机理	模式图	分布位置
气烟囱型	弱振幅、反射波杂乱, 频率低、相干值低、速度低	断涌式	垂向断裂和侧向运移		油气充注能力强的高凸起之上
亮点型	强振幅、低频阴影、偶极相位、极性反转	断渗式	断层相关, 排放至浅层或地表		凸起周边, 断裂发育区尤为发育
麻坑型	强振幅、速度低	缝渗式	扩散或裂缝		渤海海域广泛分布

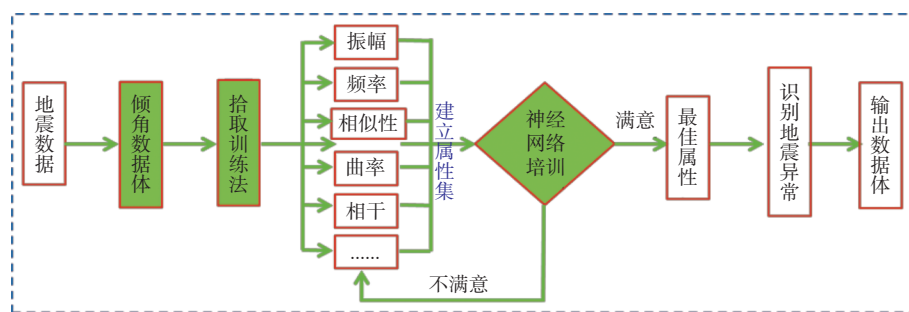


图2 基于多属性融合的神经网络识别气云流程

Fig.2 Recognition of gas cloud flow based on multi-attribute fusion

育概率体。

2.1 倾角数据体

在以往的气烟囱识别过程中, 在高倾角地区, 同一时间切片上波峰波谷迅速变化, 与气云区的反射特征类似, 容易给结果带来假象。如果引入倾角数据体, 剔除高倾角地区的影响, 可以有效提高气云识别的精度。地震解释要严格按照地震同相轴的倾向和走向, 才能真实恢复地下地质体的真实构造产状, 进而进行后续分析。沿倾角方向从一道到另一道的处理过程被称为倾角控制。倾角数据体有2种数据控制模式: 中心控制和全控制。图3为无控制、中心控制和全控制倾角数据体三者的区别。

中心控制模式是沿采样点的倾角数据追踪相邻道, 其方向是固定的, 只能反映局部数据的真实倾角, 在较远位置可能包含错误信息, 在全控制模式中, 基准道将搜索邻近道的倾角信息, 用邻近道的倾角信息控制基准道的倾角计算, 依此类推, 每

道的倾角信息都可得到更新。因此, 在本文中采用全中心控制模式制作倾角数据体。

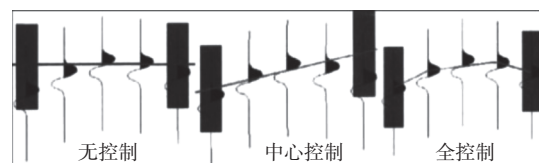


图3 倾角数据体数据驱动方式和无倾角控制方法对比

Fig.3 Comparison between inclination data driven method and non-inclination-control method

倾角体不仅本身是一种属性, 还可以用于改善那些预测构造而需要倾角校正的其他属性。因此, 在气云识别上对数据进行倾角导向体控制可大大提高气云体的分辨率, 特别是在高倾角区域能减少同相轴造成的假象, 提高属性的精确性和目标探测能力。

2.2 拾取训练点

气云识别技术的关键就在于选取训练点, 训练

点选取的准确度直接影响最终气云概率体的质量。根据解释者的经验, 在数据体典型、较易识别的气云区域拾取“是类训练点”。在气云两侧同相轴连续且振幅较强的背景响应处拾取“否类训练点”。

通过人工方法拾取训练点有 2 个好处: ①只需在数条典型剖面上选取特征清晰的区域拾取点, 剩下的工作即可通过神经网络训练完成; ②由已知推未知, 很容易发现肉眼不易识别的特征。一些微小型气云往往在地震剖面上反射特征不典型, 但通过拾取点再进行属性集的训练, 得到气烟囱概率体, 即可有效识别出非典型气云特征, 提高结果的准确性及精度。

2.3 建立属性集

属性集的目的是突出气云和常规地震剖面的不同特征, 为后续的神经网络训练奠定基础。气云的地震响应杂乱, 能量偏低, 道与道之间的相似性差, 因此, 在属性集中应优选能够突出这些反映特征的属性, 包含频率、振幅、相似性、信噪比、曲率、能量和倾角方差之类的属性, 建立不同属性集, 每个属性集包含 5 个属性。

2.4 多属性融合神经网络训练

常规的单属性分析只能刻画气云的单层属性, 无法刻画气云的空间形态, 而且单属性容易受到处理因素的干扰, 造成结果不稳定。因此, 提出利用多属性融合技术进行气云范围的刻画, 避免单属性带来的不稳定因素, 提高结果的可靠性, 并利用神经网络模型的多层感知器(MLP)拟合输出最优属性。多层感知器神经网络由输入层、输出层和一层或多层隐含层组成, 文中采用 3 层感知器模型。每一层包含若干节点, 每个节点对应一个属性, 同一层的节点没有连接, 前后层的节点之间以权值连接, 输入层的节点可以向多个节点传递(图 4)。

学习算法一般采用误差向后传播方法, 误差可以由输入值和预测值之间的均方根误差 e_{rms} 表示为公式(1):

$$e_{rms} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (y_i - y_i^{obs})^2} \quad (1)$$

式中: y_i 为第 i 个节点的输入属性值;

y_i^{obs} 为其实际预测属性值, 对其进行简单处理得到归一化均方根误差 e_{norm} 为公式(2):

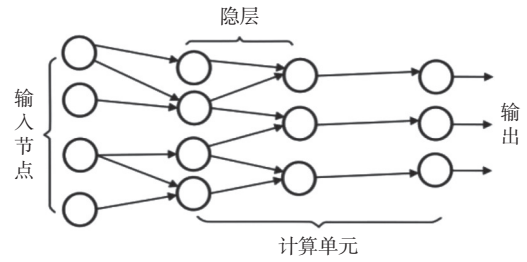


图 4 多层感知器 (MLP) 示意图

Fig.4 Diagram of multilayer perceptron (MLP)

$$e_{norm} = \frac{e_{rms}}{\sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

式中: $\bar{y}$ 表示样点平均值, $\bar{y} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (y_i)$ 。

根据 3.3 中建立的不同属性集, 通过分组训练的方式寻找最优属性。将不同属性按个数分组进行多轮训练, 当采用 4 个进行相关程度分析时, 不同属性组合均能达到最大值, 其中, 频率、曲率、振幅、相干和能量组成的属性集最能反映气云的特征, 利用 4 个属性时, 相关值最高(图 5)。因此, 通过频率、曲率、振幅、相干拟合产生最优属性。

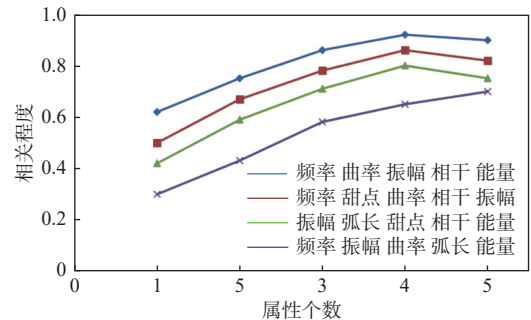


图 5 最优属性优选

Fig.5 Optimal attribute optimization

图 6 对比了不同属性组合结果进行气烟囱型气云识别的结果, 在剖面上拾取训练点(图 6a), 运用非最优属性识别气烟囱识别(图 6b), 整体识别效果较好, 突出了垂向气烟囱信息, 但识别的气烟囱边界不清晰。利用最优属性识别的气烟囱边界清晰(图 6c), 气云范围与剖面异常范围更加吻合, 证实了最优属性的有效性。

3 应用效果

蓬莱 A 构造位于渤海东部海域庙西北凸起上, 西侧以一条边界大断裂与庙西北洼相隔。潜山是长期遭受风化剥蚀的元古界花岗岩地层, 新近系则

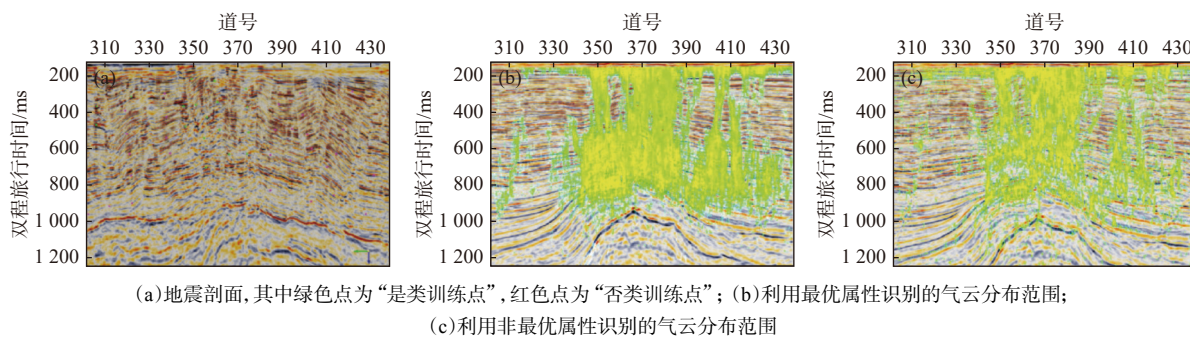


图 6 气烟囱范围与剖面融合显示图

Fig.6 Gas chimney and fusion display

是明化镇组、馆陶组覆盖在潜山上的大型半背斜构造。构造全区被三维地震资料覆盖,地震资料整体频带较宽,信噪比高,局部发育气云,地震资料呈杂乱、空白反射特征,利用常规神经网络方法效率较低,计算量大。

在剖面上拾取训练点(图 7a),利用属性优选的神经网络识别技术体系,成功识别出蓬莱 A 构造区

内气云的展布范围,气云分布范围与剖面中杂乱发射区域相吻合,不仅突出了气云体、断裂系统的垂向特征,同时又有效压制了主要由噪声和低波阻抗等引起的低相干但非气云的特征(图 7b)。气云概率体展示了气云的空间展布特征,结合构造特征与断裂形态,为后续油气运移等分析奠定了较好的基础(图 7c)。

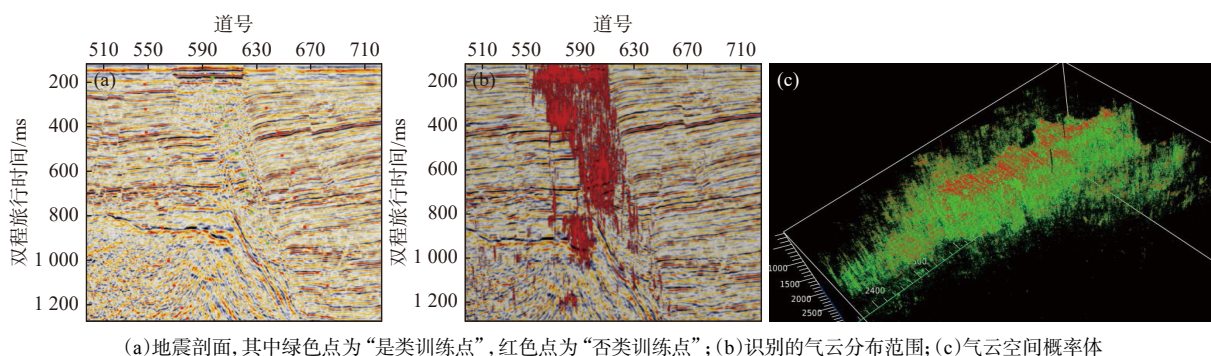


图 7 蓬莱 A 构造区内气烟囱范围识别

Fig.7 Identification of gas chimney range in Penglai A structure

4 结论

本文对渤海地区的气云进行了系统的分类,并分析了成因,为高精度识别气云,应用人工控制神经网络技术对蓬莱 A 构造的气云分布范围进行识别和预测,得到以下几点认识:

(1)渤海地区的气云从深至浅划分为气烟囱型、亮点型和麻坑型 3 类,成因包括断涌式、断渗式和缝渗式。

(2)气云识别技术作为一种新的模式识别方法,能直接、快速、精确地在地震剖面上识别气云现象以及断裂系统,一定程度上减少直接利用原始地震数据或单一属性解释气云的多解性,其结果对油气运移通道的指示更加清楚、直接、客观。

(3)利用属性优选,优选对气云敏感的属性集,

可以提高对气云的识别结果及运算效率。

(4)通过识别气云的分布范围可以判断断层的封闭性,指示油气的运移路径,解释浅层气成因,为后续的油气勘探提供依据。

参考文献:

- [1] 张为民,李继亮,钟嘉猷,等.气烟囱的形成机理及其与油气的关系探讨[J].地质科学,2000,35(4): 449-455.
- [2] 邸鹏飞,黄华谷,黄保家,等.莺歌海盆地海底麻坑的形成与泥底辟发育和流体活动的关系[J].热带海洋学报,2012,31(5): 26-36.
- [3] 姜正龙,张为民,肖毓祥.东海陆架盆地台北坳陷烟囱构造特征[J].石油学报,2006,27(1): 34-36.
- [4] 顾兆峰,张志殉,刘怀山.海底浅层圈闭与浅层气地震反射特征对比[J].海洋地质与第四纪地质,2009,29(3): 115-122.
- [5] 汪云家,王兴谋,韩文功.济阳坳陷三维地震资料中亮点气藏的特征及识别方法[J].石油物探,1995,34(4): 66-72.

- [6] 杨涛涛, 吕福亮, 王彬, 等. 琼东南盆地南部深水区气烟囱地球物理特征及成因分析[J]. *地球物理学进展*, 2013, 28(5): 2634-2641.
- [7] 马明侠, 王始波, 张海燕, 等. 松辽盆地北部浅层气的地震“亮点低频”识别[J]. *大庆石油地质与开发*, 2008, 27(5): 117-119.
- [8] 马明侠. 松辽盆地北部浅层生物气形成条件及其资源潜力评价[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2010.
- [9] 李彦鹏, 孙鹏远, 魏庚雨, 等. 利用陆上三分量数据改善气云区构造成像[J]. *石油地球物理勘探*, 2009, 44(4): 417-424.
- [10] 许翠霞, 边海光, 马朋善, 等. 气烟囱的地球物理响应特征及油气勘探[J]. *地球物理学进展*, 2014, 29(4): 1831-1836.
- [11] 尹川, 张金森, 骆宗强, 等. 气烟囱模式识别技术在油气运移通道检测中的应用[J]. *地球物理学进展*, 2014, 19(3): 1343-1349.
- [12] 刘伟, 陈学华, 贺振华, 等. 基于倾角数据体的神经网络气烟囱识别[J]. *石油地球物理勘探*, 2012, 47(6): 937-944.
- [13] 杨瑞召, 李洋, 庞海玲, 等. 倾角导向体控制的气烟囱识别技术及其在海拉尔盆地贝尔凹陷中的应用[J]. *现代地质*, 2013, 27(1): 223-230.
- [14] ALVARADO J M, AMINZADEH F, CONNOLLY D L. Application of gas chimney technology in the Lamprea area, offshore GOM [J]. *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 1999, 1949-4645.
- [15] AMINZADEH F, BERG T. Determining migration path from a seismically derived gas chimney: a south Africa case history [J]. *Society of Exploration Geophysicists and American Association of Petroleum Geologists*, 2013: 231-236.
- [16] HEGGLAND R, MELDAHL P, STATOIL, et al. Detection of seismic chimneys by neural networks, a new prospect evaluation tool [J]. *EAGE 62nd Conference and Technical Exhibition*, 2000: 283-289.
- [17] CONNOLLY D L, BROUWER F, WALRAVEN D. Detecting fault-related hydrocarbon migration pathways in seismic data: implications for fault-seal, pressure, and charge prediction [J]. *Gulf Coast Assoc. Geol. Soc. Trans*, 2008(58): 191-203.
- [18] MELDAHL P, HEGGLAND R, BRIL B, et al. Identifying fault and gas chimneys using multi-attributes and neural networks [J]. *Geophysics*, 2001, 20(5): 474-482.
- [19] MELDAHL P, HEGGLAND R, GROOT P D, et al. The chimney cube, an example of semi-automated detection of seismic objects by directive attributes and neural networks [J]. *Society of Exploration Geophysicists Extended Abstracts*, 1999: 935-937.

Application of gas chimney-type gas cloud recognition method based on attribute optimization in the eastern Bohai Bay Basin

YAO Yongqiang, XIONG Yu, GAO Lei, JIANG Zhiheng, HE Dianbo

(Tianjin Branch of CNOOC (China) Ltd., Tianjin 300452, China)

Abstract: Gas cloud in the eastern Bohai Bay Basin shows various forms and there is no systematic classification at present. According to the distribution of different gas clouds in vertical direction, gas cloud of Bohai Sea could be classified into three types from deep to shallow: gas chimney type, bright spot type, and flax pit type; and their formation mechanism were analyzed. For the gas chimney type, conventional methods use a single seismic attribute to identify and predict the gas cloud, which have certain limitations, and previous neural network method is a "black box", unable to judge the effect of attributes in the calculation process. We developed a "multi-attribute fusion neural network" technology system to classify different attribute combinations, highlight the sensitive attributes of gas cloud, to accurately identify the gas cloud and finely determine the spatial distribution range of gas cloud. This method has been successfully applied in Penglai A Oilfield in the eastern Bohai Bay Basin, which provides a basis for further exploration of large and medium-sized reservoirs.

Key words: the eastern Bohai Bay Basin; gas cloud classification; multi-attribute fusion; neural network