

张尔华,关晓巍,张元高. 支持向量机模型在火山岩储层预测中的应用——以徐家围子断陷徐东斜坡带为例. 地球物理学报, 2011, **54**(2):428~432, DOI:10.3969/j.issn.0001-5733.2011.02.020

Zhang E H, Guan X W, Zhang Y G. Support vector machine in volcanic reservoir forecast: East slope in Xujiaweizi depression. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2011, **54**(2):428~432, DOI:10.3969/j.issn.0001-5733.2011.02.020

支持向量机模型在火山岩储层预测中的应用

——以徐家围子断陷徐东斜坡带为例

张尔华,关晓巍,张元高

大庆油田有限责任公司勘探开发研究院,大庆 163712

摘 要 火山岩储层的发育程度是控制徐家围子断陷火山岩气藏的重要因素,但火山岩储层以岩性复杂、横向变化快、井间可对比性差为特点,火山岩储层的准确识别、厚度的精确描述是火山岩气藏勘探开发的难题. 针对这一难题,作者提出在专家优化地震属性组合的基础上确定支持向量机模型,进而预测火山岩储层厚度. 该技术在实际应用中取得了良好效果,预测的火山岩储层厚度符合研究区的地质规律,预测结果能够保持地震属性的横向分辨率和整体变化趋势,在井点处吻合程度较高,为火山岩储层预测提供了新的思路.

关键词 徐家围子断陷,火山岩储层,地震属性组合,支持向量机

DOI:10.3969/j.issn.0001-5733.2011.02.020

中图分类号 P618

收稿日期 2010-06-29,2010-12-08 收修定稿

Support vector machine in volcanic reservoir forecast: East slope in Xujiaweizi depression

ZHANG Er-Hua, GUAN Xiao-Wei, ZHANG Yuan-Gao

Exploration and Development Research Institute of Daqing Oilfield Company Ltd., Heilongjiang Daqing 163712, China

Abstract In Xujiaweizi depression of northern Songliao Basin, the development of volcanic reservoir dominated largely gas accumulation. However, an accurate description for volcanic distribution is always difficult for geologists, because of its complex lithology, lateral heterogeneity and poor comparison between wells. With regard to this problem, we present the model of support vector machine as a solution. By the analyses of the combination of seismic attributes, this model can be used to indicate volcanic reservoir. The thickness of volcanic rocks and its distribution, which are predicted through using this method, can reflect its sedimentation model and maintain the lateral resolution of seismic as well as the overall trend. In addition, the thickness of volcanic rocks at drilled wells is highly consistent with those of well logs.

Keywords Xujiaweizi depression, volcanic reservoir, the combination of seismic attributes, Support Vector Machine

1 引言

松辽盆地是中国东北部中生代陆相含油气盆地,盆地呈北北东向展布,松辽盆地北部是指松花江以北的大庆探区,它是松辽盆地的主体部分^[1].自徐深 1 井营城组火山岩储层、徐深 6 井营城组砾岩储层获得高产工业气流以来,徐家围子断陷营城组地层气藏的发现日益增多,具有满凹含气的勘探前景^[2].由于勘探技术的不断发展和完善,勘探步伐的加快,在徐家围子地区深层先后找到了多个气田,提交了上亿方的探明地质储量.同时对徐家围子断陷的地质规律和火山岩气藏成藏控制因素的认识得到了进一步的深化^[3~5].但火山岩储层预测技术还没有成熟,由于含油气地质体的复杂性、地震采集数据的精度限制、资料处理的保真程度、反演方法的多解性等原因,致使火山岩储层预测结果还存在着很大的不确定性.

火山岩储层的发育程度是控制徐家围子断陷火山岩气藏的重要因素,然而火山岩储层的横向变化很难从分布稀疏的井孔资料外推得到精确描述,综合利用地震和测井资料可以更准确地预测储层特征.目前利用地震属性定性预测储层特征在实际应用中取得了良好的效果^[6].越来越多的研究者探索利用地震属性定量预测储层的发育特征,其主要是采用拟合多种地震属性与储层特征参数之间的关系进而预测储层特征参数,拟合方法主要有三种:线性拟合法、神经网络法、支持向量机模型^[7~10].经实验对比分析,支持向量机比神经网络方法具有更好的泛化性能^[11~13].与线性拟合法和神经网络法相比,支持向量机模型具有如下优势:(1)它是建立在结构风险最小化原则以及 VC 维概念基础上的一种专门针对小样本的统计学习理论;(2)它对于非线性拟合问题具有更加优越的泛化性能;(3)算法中将求解问题转化为一个二次型寻优问题,从理论上来说,必将得到全局最优解,避免了神经网络中可能陷入局部最优的困境.支持向量机在理论上具有突出的优势,被广泛地应用于模式识别^[14]、回归估计^[15]、储层预测^[16]等领域,是目前机器学习领域的研究热点.文中,作者针对实际地质问题,提出在专家优化地震属性组合的基础上确定支持向量机模型,进而预测火山岩储层厚度,在徐家围子断陷徐东斜坡带的实际应用中取得了良好的效果.

2 支持向量机模型

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是 20 世纪 90 年代中期发展起来的,它是建立在结构风险最小化原则以及 VC 维概念基础上的一种有限样本统计学习理论^[17~19].其核心思想是通过核函数将非线性问题映射到一个高维特征空间,在高维空间中基于结构风险最小化原理构造线性回归函数.

SVM 模型的建立主要包括两方面工作:一是选择核函数,二是确定 SVM 相关参数,主要指核函数参数以及正则化参数 C 的选择.

设样本集为: $(y_1, x_1), \dots, (y_l, x_l), x \in \mathbf{R}^n, y \in \mathbf{R}$, 其中, x 为优选出的地震属性组合, y 为储层参数.非线性拟合支持向量机的解可通过下面方程求出:

$$\max_{\alpha, \alpha^*} W(\alpha, \alpha^*) = \left. \begin{aligned} & \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (y_i - \varepsilon) - \alpha_i (y_i + \varepsilon) \\ & - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, x_j) \end{aligned} \right\}, \quad (1)$$

其约束条件为:

$$\begin{aligned} & 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l \\ & 0 \leq \alpha_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, l \\ & \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \end{aligned} \quad (2)$$

由此可得拉格朗日待定系数 α_i 和 α_i^* , 预测函数 $f(X)$ 为:

$$f(X) = \sum_{SV_s} (\bar{\alpha}_i - \bar{\alpha}_i^*) K(x_i, x), \quad (3)$$

其中, $K(x_i, x)$ 为满足 Mercer 条件的核函数.通过已知样本即地震属性组合和储层参数学习训练(3)式,得到预测函数 $f(X)$,进而可根据优化后的地震属性组合预测储层参数.

根据支持向量机模型进行储层参数预测,具体步骤可描述为:

- (1) 专家优化地震属性组合及归一化;
- (2) 建立学习样本集 $(y_1, x_1), \dots, (y_l, x_l), x \in \mathbf{R}^n, y \in \mathbf{R}$, 其中, x 为优选出的地震属性组合, y 为储层参数;
- (3) SVM 模型选择;
- (4) 通过对优化后的地震属性组合和储层参数

训练,建立预测函数;

(5)输入优化后的地震属性组合对储层参数进行预测.

3 SVM模型的输入和参数选择

在作者研发的支持向量机系统中(图1),SVM模型的输入和参数选择直接影响着预测结果的精度.目前,对于支持向量机参数的选择还没有形成一个统一的模式,最优SVM算法参数选择还多数凭借经验、实验对比,或者利用软件包提供的交互验证功能进行寻优.作者根据实际应用效果,针对SVM模型的输入和参数选择提出了选择的标准.

3.1 SVM模型的输入

输入的地震属性组合直接影响预测精度.因此,需要专家根据钻井、测井资料及研究区地震、地质经验对地震属性进行优选,主要依据以下三个原则:(1)根据地震属性参数的物理意义选取与地层和岩性、岩相变化相关的参数;(2)根据已知地震、钻井和测井资料的标定结果选取地震属性,这些属性在钻井位置反映的储层物性参数与已知井资料吻合;(3)根据地震属性图与火山岩相认识的吻合程度优选地震属性,选择的地震属性平面变化规律应与地质规律相符合.根据以上原则,在对研究区地震资料精细解释的基础上,提取地震属性,然后进行火山岩储层识别的地震属性优选.

由于优选出的地震属性类型不同、量纲不同,数值量级差别大,需要对它们进行归一化处理.

3.2 SVM模型的参数

3.2.1 核函数的选择

目前研究较多的核函数主要有多项式核函数、Gauss 径向基核函数、Sigmoid 核函数及 RBF 核函数.在支持向量机模型研究中,RBF 核函数是目前被广泛应用的一种核函数.

3.2.2 SVM 相关参数的选择

主要包括损失函数 C 、不敏感损失函数参数 ϵ 以及 γ 系数.以上参数的选择直接影响着支持向量机的泛化性能和回归估计的精度,并且泛化性能和回归估计的精度相互制约.例如,每个数据子空间至少存在一个合适的 C 值,使得 SVM 泛化性能最好.正则化参数 C 能够使模型的复杂度和训练误差之间取一个折中,以便使模型有较好的推广能力,不同数据的子空间中最优的 C 值不同.在确定的数据子空间中,参数 C 取得太小,则对样本数据中超出 ϵ 不敏感带的样本惩罚就越小,使训练误差变大,系统的泛化能力变差,会出现“欠学习”现象; C 取得太大,相应的权重就小,系统的泛化能力变差,会出现“过学习”现象.

结合研究区地质需求,本文采用以下方法衡量支持向量机的泛化性能和回归精度:支持向量机的泛化性能以火山岩储层预测结果是否与优选出的地震属性图的整体变化趋势相吻合来衡量.回归精度用训练误差和验证误差来衡量.训练误差是指应用全区已知井全部参与训练,用预测结果与随机抽取的部分已知井测井解释的储层参数数据计算训练误差,要求平均相对误差小于 15%.验证误差是指在研究区的已知井中抽取部分井作为后验井,用预测结果与后验井的测井解释数据计算验证误差,要求平均相对误差小于 30%.

4 应用效果分析

4.1 储层预测

研究区位于徐家围子断陷的东部斜坡,主要勘探目的层为营城组火山岩,气藏类型为构造-岩性气藏.本文在地震资料精细解释的基础上,提取了多种地震属性,按属性优选的原则,选择了地震振幅、吸收系数、能量衰减、右频谱面积四种属性,对其进行归一化处理.建立支持向量机模型拟合这四种地震属性与 17 口已知井的有效储层厚度之间的关系.在

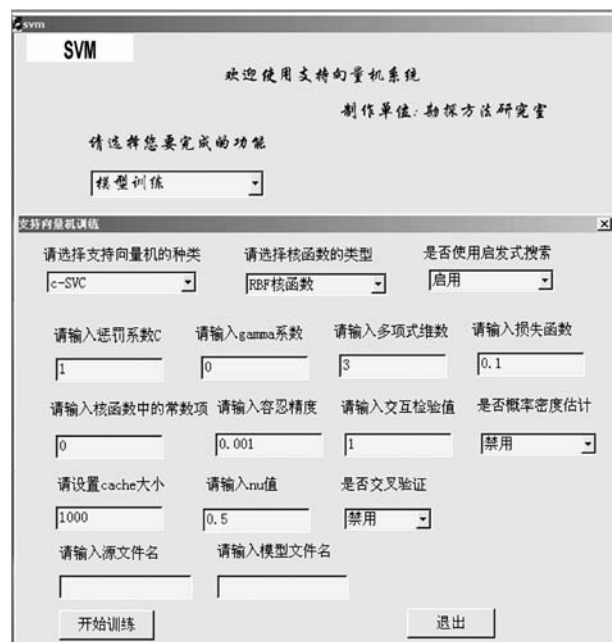


图1 支持向量机系统

Fig. 1 Support vector machine system

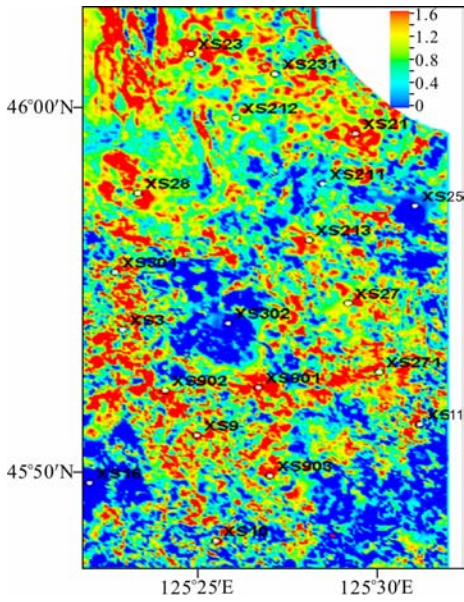


图2 徐东地区营城组火山岩 Absorption 分布图
Fig.2 Absorption distribution of volcanic rocks of Yingcheng Formation in Xudong Area

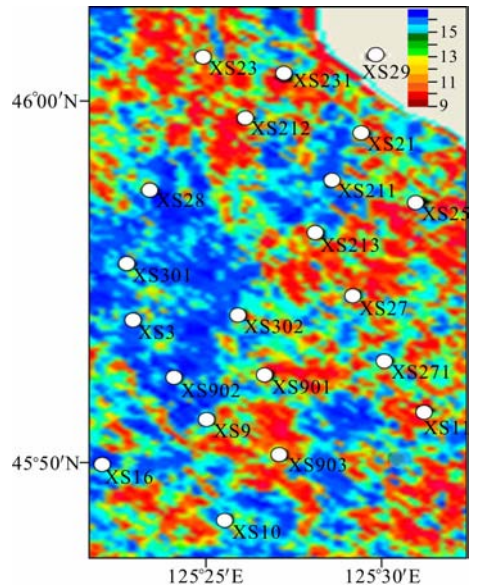


图3 徐东地区营城组火山岩 Right-Spectrum Area 分布图
Fig.3 Right-Spectrum Area distribution of volcanic rocks of Yingcheng Formation in Xudong Area

此过程中,支持向量机模型采用 RBF 核函数;分三组随机从 17 口井中取出 5 口井作为后验井,经过多次测试,预测结果很难满足支持向量机模型的泛化性能和回归精度要求.考虑到支持向量机模型的回归精度,作者又在四种属性中筛选出地震吸收系数和地震衰减右频率面积属性(图 2、3),舍弃了振幅属性和能量衰减属性.从地震属性物理意义来说,振幅反映了波阻抗变化的差异大小,岩性变化较大的部位,波阻抗差也较大,反映为强振幅,适合于岩性预测,而火山岩储层与岩性相关性一般,因此地震振幅属性参与计算,使模型精度变低.在预测结果满足支持向量机模型的泛化性能和回归精度要求的前提下,分别确定出损失函数 C、不敏感损失函数参数 ϵ 以及 gamma 系数的取值.在此基础上,用 17 口井及对应的地震属性组合作为已知样本进行预测,预测结果如图 4.

4.2 预测效果分析

从预测结果来看,本区储层分布受火山喷发局部构造和火山岩相带的控制,符合本区的地质规律.有效储层厚度一般在 40~80 m, XS28—XS301—XS3—XS9 井一带储层厚度较大、连片发育,形成规模较大的有效储层发育带.而在 XS21、XS23 和 XS27 井一带,储层局部厚度较大,横向不连通,孤立发育.预测结果符合火山岩地层地质规律,实现了无井区火山岩有效储层的厚度预测,为提交火山岩规模储量提供了技术保障,创造了经济效益和社会效益.

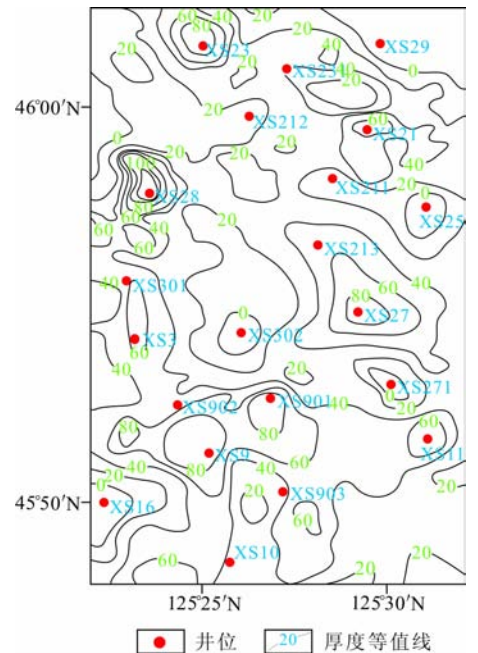


图4 徐东地区营城组火山岩有效储层厚度(m)预测分布图
Fig.4 Effective reservoir thickness prediction distribution of volcanic rocks of Yingcheng Formation in Xudong Area

5 结 论

(1)用支持向量机模型预测火山岩储层厚度是一种有效的手段.预测结果与已知井的符合率较高,且符合火山岩地层储层发育规律.

(2)应用支持向量机模型预测火山岩储层厚度,是典型的小样本预测问题,地震属性组合优选及归

一化、SVM 的模型参数选择对预测结果有直接影响。另外,储层厚度预测结果可根据实际地质情况选择不同的成图方法;等值线成图使储层厚度图显示更直观,直接用色标成图可更好地保持预测结果的横向分辨率。

参考文献(References)

- [1] 任延广,朱德丰,万传彪等. 松辽盆地徐家围子断陷天然气聚集规律与下步勘探方向. 大庆石油地质与开发, 2004, **23**(5):26~29
Ren Y G, Zhu D F, Wan C B, et al. Natural gas accumulation rule of Xujiaweizi Depression in Songliao Basin and future exploration target. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing* (in Chinese), 2004, **23**(5):26~29
- [2] 冯志强. 松辽盆地庆深大型气田的勘探前景. 天然气工业, 2006, **26**(6):1~5
Feng Z Q. Exploration potential of large Qingshen gas field in the Songliao basin. *Natural Gas Industry* (in Chinese), 2006, **26**(6):1~5
- [3] 张元高,陈树民,张尔华等. 徐家围子断陷构造地质特征研究新进展. 岩石学报, 2010, **26**(1):142~148
Zhang Y G, Chen S M, Zhang E H, et al. The new progress of Xujiaweizi Fault Depression characteristics of structural geology research. *Acta Petrologica Sinica* (in Chinese), 2010, **26**(1):142~148
- [4] 张尔华,姜传金,张元高等. 徐家围子断陷深层结构形成与演化的探讨. 岩石学报, 2010, **26**(1):149~157
Zhang E H, Jiang C J, Zhang Y G, et al. Study on the formation and evolution of deep structure of Xujiaweizi fault depression. *Acta Petrologica Sinica* (in Chinese), 2010, **26**(1):149~157
- [5] 姜传金,陈树民,初丽兰等. 徐家围子断陷营城组火山岩分布特征及火山喷发机制的新认识. 岩石学报, 2010, **26**(1):63~72
Jiang C J, Chen S M, Chu L L, et al. A new understanding about the volcanic distribution characteristics and eruption mechanism of Yingchen formation in Xujiaweizi fault depression. *Acta Petrologica Sinica* (in Chinese), 2010, **26**(1):63~72
- [6] Zhang E H, Li A, Song Y Z. Seismic recognition method of channel sand body of Fuyang pay Zone in Songliao Basin: Nonmarine seismic sedimentology interpretation approach. CPS/SEG Beijing 2009 International Geophysical Conference & Exposition. Id:1023
- [7] 乐友喜,王永刚. 由地震属性向储层参数转化的综合效果分析. 石油物探, 2002, **41**(2):202~206
Le Y X, Wang Y G. A comprehensive effect analysis of conversion from seismic attributes to reservoir parameters. *Geophysical Prospecting for Petroleum* (in Chinese), 2002, **41**(2):202~206
- [8] 周宗良,肖建玲,张枫. 地震属性的优化处理及储层厚度的定量解释. 新疆地质, 2002, **20**(3):262~265
Zhou Z L, Xiao J L, Zhang F. Optimized processing of seismic attributes and quantitative interpretation of reservoir thickness. *Xinjiang Geology* (in Chinese), 2002, **20**(3):262~265
- [9] 张彦周,刘叶玲,谢宝英. 支持向量机在储层厚度预测中的应用. 勘探地球物理进展, 2005, **28**(6):422~424
Zhang Y Z, Liu Y L, Xie B Y. Application of SVM in prediction of reservoir thickness. *Progress in Exploration Geophysics* (in Chinese), 2005, **28**(6):422~424
- [10] 文政,高松洋,毕广武. 支持向量机在复杂岩性测井识别中的应用. 大庆石油地质与开发, 2009, **28**(1):134~137
Wen Z, Gao S Y, Bi G W. Application of support vector machine(SVM) in complex lithology identification by well logging. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing* (in Chinese), 2009, **28**(1):134~137
- [11] 杨培杰,印兴耀. 基于支持向量机的叠前地震反演方法. 中国石油大学学报(自然科学版), 2008, **32**(1):37~41
Yang P J, Yin X Y. Prestack seismic inversion method based on support vector machine. *Journal of China University of Petroleum*, 2008, **32**(1):37~41
- [12] 朱剑兵,谭明友. 基于支持向量机的地震储层参数预测方法初探. 油气地球物理, 2008, **6**(1):34~37
Zhu J B, Tan M Y. Seismic reservoir parameters prediction via support vector machine. *Petroleum Geophysics*, 2008, **6**(1):34~37
- [13] Kappler K, Kuzma H A, Rector J W. A comparison of stand inversion, neural networks and support vector machines. 75th Annual International Meeting SEG, Expanded Abstracts, 2005. 1725~1727
- [14] Burges C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, **2**(2):121~167
- [15] 朱国强,刘士荣,俞金寿. 支持向量机及其在函数逼近中的应用. 华东理工大学学报, 2002, **28**(5):555~559
Zhu G Q, Liu S R, Yu J S. Support vector machine and its applications to function approximation. *Journal of East China University of Science and Technology* (in Chinese), 2002, **28**(5):555~559
- [16] 乐友喜,袁全社. 支持向量机方法在储层预测中的应用. 石油物探, 2005, **44**(4):388~392
Le Y S, Yuan Q S. Application of SVM method in reservoir prediction. *Geophysical Prospecting for Petroleum* (in Chinese), 2005, **44**(4):388~392
- [17] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory. New York, Spring-Verlag, 1995. 314
- [18] Vapnik V, Golowich S, Smola A. Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1996. 281~287
- [19] Cherkassky V, Mulier F. Vapnik-Chervonenkis (VC) learning theory and its applications. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(5):985~987