

韩学辉,支乐菲,刘 荣,等.应用最小二乘支持向量机识别广利油田沙四段储层岩性.地球物理学进展,2013,28(4):1886-1892,doi:10.6038/pg20130430.

HAN Xue-hui, ZHI Le-fei, LIU Rong, *et al.* A lithologic identification method in Es4 reservoir of Guangli oilfield with Least square support vector machine. *Progress in Geophys.* (in Chinese), 2013, 28(4):1886-1892, doi:10.6038/pg20130430.

应用最小二乘支持向量机识别广利油田 沙四段储层岩性

韩学辉¹, 支乐菲², 刘 荣³, 杨体源⁴, 李亚萍⁴

(1. 中国石油大学(华东)地球科学与技术学院, 青岛 266580;

2. 胜利油田东胜精攻石油开发集团股份有限公司, 东营 257000;

3. 中国石油集团海洋工程有限公司天津分公司, 塘沽 300451;

4. 中国石油天然气股份有限公司青海油田分公司勘探开发研究院, 敦煌 736200)

摘 要 广利油田沙四段储层岩性以为粉砂岩、细砂岩和不等粒砂岩为主,岩性非均质性较强,应用常规测井交会图识别岩性难度大.本文介绍了最小二乘支持向量机的原理及实现流程,利用网格搜索法确定的参数对 $\delta_2(C, \delta) = (2000, 0.707)$ 开展了广利油田沙四段储层岩性的测井识别.应用效果表明,测井识别岩性与岩心分析资料的符合率达到了 86%,可满足广利油田沙四段储层岩性识别的需要.

关键词 最小二乘支持向量机,岩性,测井,非均质性

doi:10.6038/pg20130430

中图分类号 P631

文献标识码 A

A lithologic identification method in Es4 reservoir of Guangli oilfield with Least square support vector machine

HAN Xue-hui¹, ZHI Le-fei², LIU Rong³, YANG Ti-yuan⁴, LI Ya-ping⁴

(1. Faculty of School of Geosciences, China University of Petroleum, Qingdao 266580, China;

2. Dongsheng Group CO. LTD, Shengli Oil Field, Dongying 25700, China;

3. China National Petroleum Offshore Engineering Co. Ltd., Tianjin 300451, China;

4. Petroleum Exploration & Development Research Institute, PetroChina, Qinghai Oilfield Company, Duanhuang, 736200, China)

Abstract The lithology in Es4 reservoir of Guangli oilfield is mainly composed of silt sandstone, fine sandstone and unequigranular sandstone. It is difficult to identify lithology with conventional cross-plots. This paper introduces the principle and technique flow of least squares support vector machine(LS-SVM) and presents the detail to distinguish the lithology of Guangli oilfield. Especially, the parameters of C and $\delta(C, \delta) = (2000, 0.707)$ are gained by grid search method. The application proves that the coincidence rate of the lithologic identification by LS-SVM and core analysis is 86%. So, LS-SVM is able to meet the need of lithology recognition in Es4 reservoir of Guangli oilfield.

Keywords least squares support vector machine, lithology, well logging, heterogeneity

0 引 言

广利油田是一个两翼基本对称向南倾斜的鼻状

构造^[1,2],沙四段是主力勘探开发层位.通过对广利油田沙四段储层“四性”关系研究发现:储层岩性主要为粉砂岩、细砂岩和不等粒砂岩,岩性非均质性较

收稿日期 2012-12-15; 修回日期 2013-03-20.

投稿网址 <http://www.progeophys.cn>

基金项目 山东省自然科学基金(Y2008E08)和国家油气专项(2011ZX05009-003)联合资助.

作者简介 韩学辉,男,1974年生,博士,副教授,研究方向为储层岩石物理.(E-mail: hxlhlogging@yahoo.com.cn)

强;不同岩性储层的物性、含油性与电性关系存在明显的差异性,宜按岩性建立储层静态参数(孔隙度、渗透率)测井评价模型;低阻油层主要分布在粉砂岩和细砂岩储层中,泥质含量高、束缚水饱和度是导致油层低阻的一个主要原因。因此,岩性的测井识别是开展广利油田沙四段储层流体性质识别和储层静态参数定量评价的基本前提。

常规的交会图法是常用的岩性识别方法^[3-5]。但由于该地区岩性非均质性较强,常规交会图法不能识别出不同岩性储层的测井响应界限。因此,迫切需要引入其他更能综合利用测井信息的多元统计分析方法和模式识别方法来识别岩性。

近年来,针对复杂岩性储层岩性的测井识别问题,发展了能利用较多信息的模式识别方法,如:BP神经网络法、自组织神经网络法、模糊灰关联分析法及小波变换方法^[6-9]等。其中,支持向量机方法因更适应于小样本、非线性以及高维识别而广泛用于物探和测井等勘探技术的资料验收、处理、模式识别、图像处理等方面^[10-15]。其中,韩学辉等^[16]、于代国等^[17]、宋延杰等^[18]、钟仪华等^[19]应用支持向量机方法开展了储层岩性的测井识别,取得了较好的效果。

本次研究基于最小二乘支持向量机的方法原理和实现流程,应用最小二乘支持向量机对广利油田沙四段储层岩性进行了识别,应用效果表明,岩性识别符合率达到了86%,较好地解决了研究区储层岩性测井识别难的问题。

1 最小二乘支持向量机原理及实现流程

最小二乘支持向量机(LS-SVM)是标准支持向量机的一种扩展形式,损失函数采用误差的二范数,将二次规划问题转化为可用最小二乘法求解的线性方程组求解问题,降低了计算的复杂性,从而提高了求解速度,在函数估计和逼近中得到了广泛的应用^[20]。最小二乘支持向量机(LS-SVM)在优化目标中的误差控制函数变为误差 ϵ_i 的二次项,则优化问题转化为

$$\min J(\mathbf{w}, \boldsymbol{\epsilon}) = \frac{1}{2} \mathbf{w} \cdot \mathbf{w} + c \sum_{i=1}^l \epsilon_i^2, \quad (1)$$

$$\text{s. t. } y_i = \phi(x_i) \cdot \mathbf{w} + b + \xi_i, i = 1, \dots, l,$$

其中 $c \geq 0$ 为可调参数,控制对误差 ϵ 的惩罚程度。用Lagrange方法解决这个优化问题:

$$L(\mathbf{w}, \boldsymbol{\epsilon}, \mathbf{b}, \boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \alpha_i^2 -$$

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i (\mathbf{w} \cdot \phi(x_i) + b + \epsilon_i - y_i), \quad (2)$$

式中 $\alpha_i, i = 1, \dots, l$ 是Lagrange乘子,根据优化条件得到

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^l \alpha_i \phi(x_i), \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial \epsilon} = 0 \Rightarrow \alpha_i = c \epsilon_i, \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} \phi(x_i) + b + \epsilon_i - y_i = 0. \end{cases} \quad (3)$$

求解得到决策函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i \mathbf{K}(x, x_i) + b. \quad (4)$$

从原始数据空间向特征空间映射的函数形式不用具体表现出来是SVM的一大优势,不同的SVM算法是在使用不同的核函数 $K(x_i, x_j)$ 的条件下产生。目前,在支持向量机中经常使用的核函数有以下三种:

1) 多项式内积函数:

$$K(x, x_i) = [(x, x_i) + 1]^q, \quad (5)$$

2) 径向基函数:

$$K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\delta^2), \quad (6)$$

3) S型内积函数:

$$K(x, x_i) = \tanh(v(x - x_i) + c). \quad (7)$$

2 最小二乘支持向量机(LS-SVM)在广利油田沙四段储层岩性识别中的应用

2.1 自动分层及测井响应特征提取

一般来说,引起测井值变化的原因有两类:一类是地层因素,如岩性、孔隙流体性质的变化;另一类是非地层因素,如井壁因素、测量系统、测井条件的变化。为了尽量消除非地层因素的影响,应该以层为单位提取测井响应特征。本文采用有序聚类分析方法^[21,22]对测井曲线进行自动分层,并提取了每小层的测井响应特征。图2是X井测井曲线自动分层结果图,和录井资料对比可以看出,存在岩性差别的层基本都被分出,分层效果较好。

2.2 学习集的选取

本文在实际资料的处理过程中,依据实际地质特征和测井响应特征,在对测井曲线进行自动分层

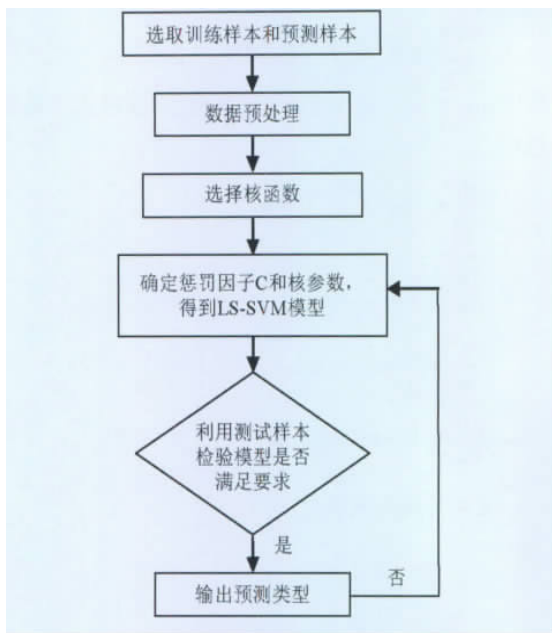


图 1 最小二乘支持向量机实现流程图
Fig. 1 Flow diagram of least squares support vector machine

后,选取了研究区最能反映岩性的(AC、GR、SP、Rxo、RN 与 RL 之差)测井曲线作为程序的输入值(输入部分数据见表 1)。由于粉砂岩数据较少且与细砂岩性质相近,因此在岩性识别时把粉砂岩和细砂岩合在一起,作为一种岩性来识别。输出岩性分别

为:泥岩、泥灰岩、细砂岩、不等粒砂岩,分别用数字 1、2、3、4 来表示。

表 1 给出了细砂岩、泥灰岩、不等粒砂岩和泥岩样本层的测井响应特征值。

2.3 数据预处理

各个参数在数量级上存在差异,容易造成模型计算时出现病态。因此,对数据进行归一化预处理,公式为

$$x'_{ij} = \frac{2(x_{ij} - x_{jmin})}{x_{jmax} - x_{jmin}} - 1, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m, \quad (8)$$

式中, x_{ij} , x'_{ij} 分别为数据处理前后第 i 个样本、第 j 个变量值。

2.4 参数 C 和 δ 的确定

最小二乘支持向量机方法是在 1999 年提出的,由于发展历程较短,目前还没有很好的方法来指导具体问题的核函数的选取。径向基核函数中需要确定的参数只有一个,且可适用于任意分布样本,因此被广泛应用。张银德^[23,24]等在分类识别时采用径向基核函数,取得了较好的分类效果。因此,本次研究选取径向基函数(RBF)作为核函数。在学习样本集确定后,支持向量机的参数—核函数中的参数和惩罚因子(C)的寻求过程实质上就是预测模型的建立过程。本文采用 MATLAB 语言编写了处理程序,核

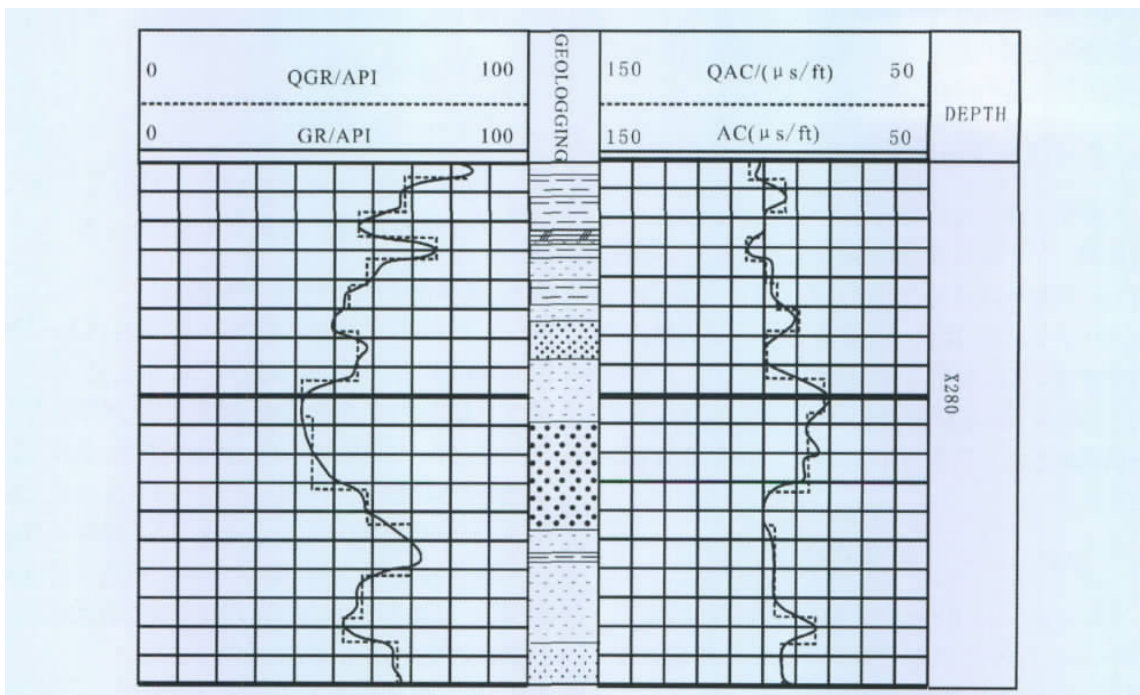


图 2 X 井测井曲线自动分层图
Fig. 2 Zonation of well X well logging curve automatic layered

表 1 支持向量机部分输入数据

Table 1 Part data of support vector machine Support vector machine part of the data input

岩性	AC($\mu\text{s}/\text{ft}$)	Rxo($\Omega \cdot \text{m}$)	DGR(API)	DSP(mv)	RL($\Omega \cdot \text{m}$)	RN($\Omega \cdot \text{m}$)
4	84	2.80	30	12	0.85	0.74
4	77	7.70	15	5	2.30	3.80
4	85	5.00	25	10	1.40	1.80
4	89	3.90	37	65	0.90	1.20
4	90	5.00	36	79	0.77	1.10
4	85	3.80	35	74	0.65	0.99
4	86	8.00	34	67	0.67	1.20
4	75	6.40	28	62	0.66	1.14
3	77	6.50	37	20	2.20	2.90
3	84	3.50	48	19	1.90	2.00
3	77	4.50	43	15	2.90	3.40
3	87	2.30	16	18	0.54	0.46
3	89	3.40	38	50	1.44	2.00
3	85	3.00	42	32	0.80	0.63
3	79	4.30	9	6	1.40	1.80
3	90	4.10	8	6	1.50	1.80
3	82	5.50	12	10	1.70	1.50
3	84	4.20	14	19	1.50	1.80
2	82	13.00	25	3	7.00	6.30
2	84	9.50	34	2	7.70	3.20
2	78	8.10	29	1	6.20	4.00
2	86	5.50	23	1	6.40	3.00
2	76	21.00	44	1	4.20	10.00
2	79	6.80	23	2	6.70	5.30
2	82	9.00	22	1	5.50	3.00
1	94	1.70	2	2	0.80	0.90
1	93	1.40	0	2	0.98	1.08
1	92	1.70	10	11	0.66	0.85
1	98	1.80	0	3	0.60	0.99
1	93	1.50	1	4	0.93	1.00
1	92	1.20	6	3	0.70	0.84

注:1—泥岩;2—泥灰岩;3—细砂岩;4—不等粒砂岩

函数选择常用的径向基函数(RBF) $K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\delta^2}\right)$. 为了更快、更准的确定 LS-SVM 训练参数 C 和 δ , 本文采用了网格搜索法, 尽管其计算量大, 很费时, 但它对可能范围内的参数采用穷举法实验搜索, 效果较好. 本文选定参数区间 $\delta = 2^{10} - 2^{-15}$, $C = 2^{-10} - 2^{15}$, 设定搜索步长分别为 -1 和 1 , 当参数对为 $(C, \delta^2) = (2000, 0.707)$ 时, 经过归一化

后的 $\text{MSE}(\text{LS-SVM}) = 0.016102$, 误差最小. 因此, 本次研究, 最终确定参数对 $(C, \delta^2) = (2000, 0.707)$.

2.5 应用效果及实例分析

表 2 给出了应用支持向量机预测样本的结果. 细砂岩、泥灰岩、泥岩识别符合率都在 85% 以上, 总体符合率达到了 86%, 说明该方法能够适应广利油田沙四段储层岩性的测井识别. 图 3 是广利油田 X2

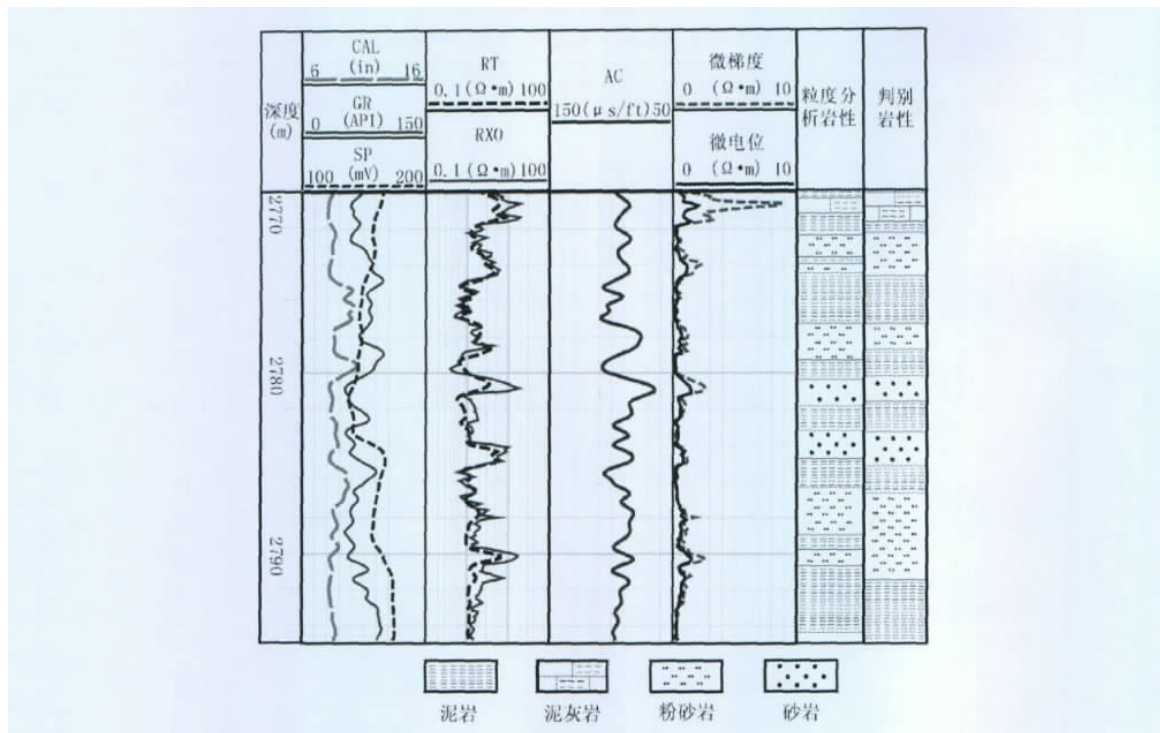


图3 最小二乘支持向量机岩性识别成果图

Fig. 3 The lithology identification of least squares support vector machine

井的岩性识别效果图, LS-SVM 岩性识别结果与实际岩心的岩心粒度分析结果基本吻合。

表2 岩性识别结果分析

Table 2 Analysis of lithology recognition results

岩性	采样层数	符合层数	符合率(%)
不等粒砂岩	5	4	80.0
细砂岩	9	8	88.8
泥灰岩	7	6	85.7
泥岩	8	7	87.5

3 结论及讨论

3.1 运用求解速度较快的最小二乘支持向量机方法对研究区储层岩性进行了识别,测井识别岩性与岩心粒度分析资料的符合率达到 86%,能够较好地解决研究区岩性识别的问题。

3.2 最小二乘支持向量机适用于非线性关系和小样本情况,适合在岩性测井识别中使用。最小二乘支持向量机具有求解速度较快的优点,网格搜索法确定参数对可进一步提高速度。

3.3 在方法应用建立学习集时应该注意测井响应

特征值的选取,尽量减少围岩的影响,采用分层提取测井响应和使用纵向分辨率高的测井响应,有利于提高岩性识别符合率。

参 考 文 献 (References):

- [1] 马明福,徐建永,徐怀民,等. 广利油田纯化镇储集层敏感性评价[J]. 油气地质与采收率, 2001, 8(4): 69-71.
Ma M F, Xu J Y, Xu H M, *et al.* Sensitivity evaluation on Chunhuazhen reservoir in Guangli oilfield [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency (in Chinese), 2001, 8(4): 69-71.
- [2] 马明福,方世虎,张煜,等. 东营凹陷广利油田纯化镇组低渗透储层微观孔隙结构特征[J]. 石油大学学报, 2001, 25(4): 10-12.
Ma M F, Fang S H, Zhang Y, *et al.* Characteristics of micropore in low permeability reservoir at Chunhuazhen formation of Guangli oilfield in Dongying sag [J]. Journal of the University of Petroleum, China (in Chinese), 2001, 25(4): 10-12.
- [3] 陈嵘,高楚桥,金云智. 交会图技术在识别三塘湖盆地火成岩岩性中的应用[J]. 岩性油气藏, 2009, 21(3): 94-97.
Chen R, Gao C Q, Jin Y Z. Application of crossplot technique to identify lithology of igneous rocks in Santanghu Basin [J]. Lithologic Reservoirs (in Chinese), 2009, 21(3): 94-97.
- [4] 潘伟,顾绍富,卫娟. 分段应用交会图技术识别火成岩岩性

- [J]. 国外测井技术, 2010, (4): 20-23.
Pan W, Gu S F, Wei J. To identify igneous rock lithology with subsection crossplot technique[J]. World Well Logging Technology (in Chinese), 2010, (4): 20-23.
- [5] 吴磊, 徐怀民, 季汉成. 基于交会图和多元统计法的神经网络技术在火山岩识别中的应用[J]. 石油地球物理勘探, 2006, 41(1): 81-85.
Wu L, Xu H M, Ji H C. Application of neural networks technique based on crossplot and multielement statistics to recognition of volcanic rocks[J]. OGP (in Chinese), 2006, 41(1): 81-85.
- [6] 史清江, 王延江, 孙正义, 等. 小波变换和沃尔什变换在测井曲线分层中的联合应用[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2006, 30(2): 138-142.
Shi J Q, Wang Y J, Sun Z Y, et al. Joint application of wavelet transform and Walsh transform for automatic segmentation of well logs[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition Of Natural Science) (in Chinese), 2006, 30(2): 138-142.
- [7] 张洪, 邹乐君, 沈晓华. BP神经网络在测井岩性识别中的应用[J]. 地质与勘探, 2002, 38(6): 63-65.
Zhang H, Zou L J, Shen X H. The application of BP neural network in well lithology identification [J]. Geology and Prospecting (in Chinese), 2002, 38(6): 63-65.
- [8] 张涛, 莫修文. 基于交会图与模糊聚类算法的复杂岩性识别[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2007, 37(S1): 109-113.
Zhang T, Mo X W. Complex lithologic identification based on cross plot and Fuzzy Clustering Algorithm[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition) (in Chinese), 2007, 37(S1): 109-113.
- [9] 王祝文, 刘菁华, 任莉. 基于K均值动态聚类分析的地球物理测井岩性分类方法[J]. 东华理工大学学报(自然科学版), 2009, 32(2): 152-156.
Wang Z W, Liu J H, Ren L. The method for lithology classification in geophysical well logging based on the K-means dynamic clustering analysis[J]. Journal of East China Institute of Technology (Natural Science Edition) (in Chinese), 2009, 32(2): 152-156.
- [10] 邹华胜, 宁书年, 杨峰, 等. 支持向量机在储层厚度预测和计算中的应用[J]. 地球物理学进展, 2007, 22(5): 1597-1601.
Zou H S, Ning S N, Yang F, et al. Application of support vector machine to forecasting and calculating reservoir thickness[J]. Progress in Geophysics (in Chinese), 2007, 22(5): 1597-1601.
- [11] 邓小英, 李月. Ricker子波核最小二乘支持向量机在地震勘探信号去噪应用中的参数设置研究[J]. 地球物理学进展, 2007, 22(3): 953-959.
Deng X Y, Li Y. Study of parameters setting for least square support vector machine based on Ricker wavelet kernel in the denoising applications of seismic prospecting signals [J]. Progress in Geophysics (in Chinese), 2007, 22(3): 953-959.
- [12] 邬世英, 王延江, 李莉, 等. 支持向量机在重震联合反演中的应用研究[J]. 地球物理学进展, 2007, 22(5): 1611-1616.
Wu S Y, Wang Y J, Li L, et al. The application of support vector machine in the joint inversion of gravimetric and seismic data[J]. Progress in Geophysics (in Chinese), 2007, 22(5): 1611-1616.
- [13] 杨培杰, 印兴耀. 基于支持向量机的叠前地震反演方法 [J]. 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[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Nature Science) (in Chinese), 2008, 32(1): 37-41.
- [14] 张军, 李洪奇, 郭海峰, 等. 基于支持向量机的测井资料幅度异常验收方法研究[J]. 地球物理学进展, 2009, 24(6): 2181-2185.
Zhang J, Li H Q, Guo H F, et al. Abnormal amplitude checking method of log data based on SVM[J]. Progress in Geophysics (in Chinese), 2009, 24(6): 2181-2185.
- [15] 龚灏, 蔺远洪, 周仲礼, 等. 基于支持向量机和小波包的金属矿床地震数据去噪[J]. 地球物理学进展, 2011, 26(6): 2190-2195.
Gong H, Lin Y H, Zhou Z L, et al. De-noising of the metallic ore deposit seismic data based on the theories of wavelet package and support vector machine[J]. Progress in Geophysics (in Chinese), 2011, 26(6): 2190-2195.
- [16] 韩学辉, 卢时林, 支乐菲, 等. 应用最小二乘支持向量机识别J13井区杜家台油层岩性[J]. 特种油气藏, 2011, 6(4): 18-21.
Han X H, Lu S L, Zhi F M, et al. Identification of the lithology of Dujiatai formation in J13 well block with least squares support vector machine [J]. Special Oil & Gas Reservoirs (in Chinese), 2011, 6(4): 18-21.
- [17] 于代国, 孙建孟, 王焕增, 等. 测井识别岩性新方法—支持向量机方法[J]. 大庆石油地质与开发, 2005, 24(5): 93-95.
Yu D G, Sun J M, Wang H Z, et al. A new method for logging lithology identification-SVM [J]. P. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing (in Chinese), 2005, 24(5): 93-95.
- [18] 宋延杰, 张剑风, 闫伟林, 等. 基于支持向量机的复杂岩性测井识别方法[J]. 大庆石油学院学报, 2007, 31(5): 18-20.
Song Y J, Zhang J F, Yan W L, et al. A new identification method for complex lithology with support vector machine [J]. Journal of Daqing Petroleum Institute (in Chinese), 2007, 31(5): 18-20.
- [19] 钟仪华, 李榕. 基于主成分分析的最小二乘支持向量机岩性识别方法[J]. 测井技术, 2009, 33(5): 425-429.
Zhong Y H, Li R. Application of principal component analysis and least square support vector machine to lithology identification[J]. Well Logging Technology (in Chinese), 2009, 33(5): 425-429.
- [20] 张全明, 刘会金. 最小二乘支持向量机在电能质量扰动分类中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(1): 106-110.
Zhang Q M, Liu H J. Application of LS-SVM in

- classification of power quality disturbances[J]. Proceedings of the CSEE (in Chinese), 2008, 28(1): 106-110.
- [21] 鲍晓欢. 测井曲线的最优分割法自动分层评价[J]. 海洋石油, 2005, 25(1): 81-84.
Bao X H. Evaluation of automatic optimum division method with logging data[J]. Offshore Oil (in Chinese), 2005, 25(1): 81-84.
- [22] 肖波, 韩学辉, 周开金, 等. 测井曲线自动分层方法回顾与展望[J]. 地球物理学进展, 2010, 25(5): 1802-1810.
Xiao B, Han X H, Zhou K J, *et al.* A review and outlook of automatic zonation methods of well log [J]. Progress in Geophysics (in Chinese), 2010, 25(5): 1802-1810.
- [23] 张银德, 童凯军, 郑军, 等. 支持向量机方法在低阻油层流体识别中的应用[J]. 石油物探, 2008, 47(3): 306-310.
Zhang Y D, Tong K J, Zheng J, *et al.* Application of support vector machine method for identifying fluid in low-resistivity oil layers [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum (in Chinese), 2008, 47(3): 306-310.
- [24] 李新虎. 基于不同测井曲线参数集的支持向量机岩性识别对比[J]. 煤田地质与勘探, 2007, 35(3): 72-76.
Li X H. Lithology identification methods contrast based on support vector machines at different well logging parameter [J]. Coal Geology & Exploration (in Chinese), 2007, 35(3): 72-76.