

随钻测井曲线预测及更新方法研究

郭永恒

(中国石油长城钻探工程分公司测井公司,北京 100101)

摘要:在地质导向钻井中,为了实时获取井眼轨迹和井下地质特征信息,一般都配有MWD和LWD随钻测量和测井传感器。但是由于MWD和LWD传感器距钻头还有一定的距离,因此无法实时得到钻头处的地层特性和井眼位置,不能及时判断钻遇地层的实际情况,地质导向效果差。为此,提出了一种基于支持向量机的测井曲线预测方法,通过邻井建立支持向量机预测模型对当前井测井曲线进行预测,同时引入随钻测量数据对当前井钻头处的测井曲线进行随钻更新。实例应用表明,该方法相对BP神经网络法,预测结果精度更高、稳定性更强、与实测值的相似程度更高,能够有效预测测点与钻头间的地质特征参数,有利于进行实时地质导向。

关键词:随钻测井;测井曲线;地质导向钻井;支持向量机;胜利油田;CB6D-P1井

中图分类号:TE21 文献标识码:A 文章编号:1001-0890(2010)06-0025-04

Prediction and Update of LWD Curve While Drilling

Guo Yongheng

(Logging Branch, Great Wall Drilling Corporation, CNPC, Beijing, 100101, China)

Abstract: During the geosteering drilling, the MWD and LWD are usually used to get wellbore trajectory and geological information in real time. However, the real-time data of formation characteristics and wellbore position cannot be obtained due to a certain distance existing between the MWD and LWD and the bit, and the actual reservoir condition cannot be evaluated in time, the geosteering result is poor. In order to solve this problem, a novel method for well logging curves prediction was proposed using support vector machine (SVM). The offset wells' data were used to predict well logging curves, and the current well logging curves at the bit position were updated while drilling by incorporating the MWD data. The experimental results show that the proposed method has higher prediction accuracy and greater stability and higher agreement with the actual value than BP neural network method. Therefore, the proposed method can get the geological data between the MWD and LWD and the bit effectively and reduce the prediction uncertainty, which is conducive to real-time geosteering.

Key words: logging while drilling; log; geosteering drilling; support vector machine; Shengli Oilfield; Well CB6D-P1

地质导向钻井中,由于MWD和LWD传感器一般距钻头还有8~20 m,因此随钻测量的方位角、地层电阻率、自然伽马、转速和井斜角等参数均不能反映钻头处的实际地层信息,无法及时判断钻遇地层的实际情况,从而影响了导向效果。目前,国外只有少数大的石油公司已经开发出了离钻头1 m的近钻头传感器,而国内包括大多数国外企业,由于近钻头随钻测量技术难度大、成本高等原因,还没有有效的解决方法^[1-6]。为此,笔者尝试利用基于学习的支持向量机(support vector machines, SVM)算法,

通过对一口或几口已钻井的钻井参数和资料或综合录井参数进行学习训练,建立模型实时预测钻头处的测井参数,并利用随钻测量信息进行随钻更新。

收稿日期:2010-08-25;改回日期:2010-10-12

基金项目:国家高技术研究发展计划(“863”计划)“随钻测井核心探测器关键技术研究”(编号:2006AA060105)部分研究成果

作者简介:郭永恒(1971—),男,黑龙江甘南人,1994年毕业于西南石油大学石油工程专业,长期从事随钻测井信息采集和分析整理研究工作。

联系方式:(010)59285581,guoyongheng@cnlc.cn

1 SVM 算法

SVM 是 Vapnik 等人根据统计学理论提出的一种新的通用学习方法^[7-9],它是建立在统计学理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的,能较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题,已成功应用于分类、函数逼近和时间序列预测等方面。SVM 算法是一个凸二次优化问题,保证找到的解是全局最优解。

将 SVM 用于函数拟合,用非线性拟合函数 $f(x) = w \cdot \phi(x) + b$ 拟合数据 $(x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, n, x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R})$ 。假设所有训练数据在 ϵ 精度下无误差地用非线性函数拟合,则对应的最优化问题为:

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (1)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} y_i - w \cdot \phi(x_i) - b \leq \epsilon \\ w \cdot \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon \end{cases} \quad (i=1, 2, \dots, k) \quad (2)$$

考虑到允许误差,引入松弛因子 $\xi_i \geq 0$ 和 $\xi_i^* \geq 0$,这样式(1)可写为:

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (3)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} y_i - w \cdot \phi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ w \cdot \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \end{cases} \quad (i=1, 2, \dots, k) \quad (4)$$

其中,常数 $C > 0$ 为惩罚系数,它表示对超出误差 ϵ 的样本的惩罚程度。采用拉格朗日乘子法并引入核函数 $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$ 来求解这个非线性不等式约束的二次规划问题,可以得到其对偶最优化问题,即:

$$\max_{\alpha, \alpha^*} \left\{ L_D = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^k y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \epsilon \sum_{i=1}^k (\alpha_i + \alpha_i^*) \right\} \quad (5)$$

令 $\sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, (i=1, 2, \dots, n)$, 得到最终的估计函数为:

$$f(x) = w \cdot \phi(x) + b = \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (6)$$

核函数可根据需要选择 Sigmoid 函数、高斯基 RBF、指数基 RBF 或样条函数等不同形式。常用的

解决复杂非线性问题的径向基(RBF)核函数为:

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\gamma}\right) \quad (7)$$

2 基于 SVM 的测井曲线预测方法

选取随钻测井参数作为输出目标,然后将影响该参数的重要因素作为输入特征向量。在地质导向钻井过程中有电阻率及自然伽马两种随钻测井参数,同时有钻时、扭矩、转速、钻压、排量和泵压等多种钻井参数。

通过对各种参数的分析,选择自然伽马作为预测目标,由于钻时(x_1)、钻压(x_2)和排量(x_3)与岩性(T_d)存在一定的相关性,可以简单描述为 $T_d = f(x_1, x_2, x_3)$ 。而自然伽马(y)能很好地反映岩性的变化,可表示为 $y = g(T_d)$,通过变换可以得到 $y = g^{-1}(T_d)$,所以有 $y = g^{-1}[f(x_1, x_2, x_3)] = h(x_1, x_2, x_3)$ 。因此,笔者选择能够实时反映地层信息的钻时、钻压和排量作为输入特征向量,自然伽马为输出目标。自然伽马预测模型结构如图 1 所示。

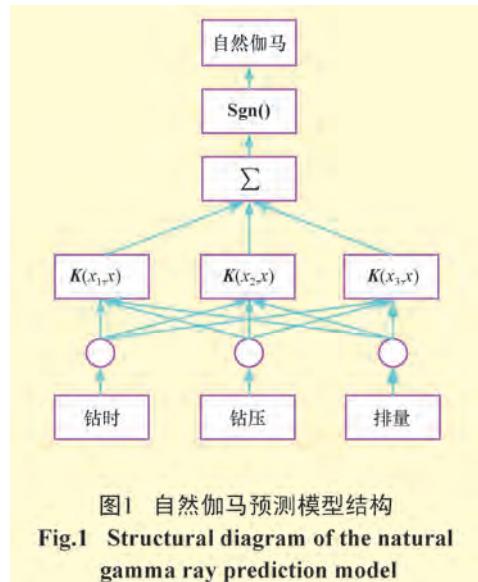


图1 自然伽马预测模型结构
Fig.1 Structural diagram of the natural gamma ray prediction model

3 基于随钻测量的测井曲线更新方法

利用邻井的钻井及录井参数建立 SVM 模型预测当前井的测井曲线,由于没有充分利用当前井的随钻测量信息,同时钻井及录井参数的不确定性造成预测曲线在钻出油层后误差增大。因此,笔者利用地质导向钻井中随钻测量的自然伽马数据对预测自然伽马曲线进行随钻更新。在随钻更新时仍选用 SVM 算法。

如图2所示,假设LWD或MWD传感器位于A点,钻头处于 A_1 点,那么 AA_1 井段就是要更新的测点与钻头间距离。SVM模型将预测的自然伽马曲线及钻时作为输入特征向量,将随钻测量的自然伽马曲线作为输出目标。例如,通过OA井段训练好SVM模型后,就可以将其用于 AA_1 井段的自然伽马预测曲线更新。随着钻进的深入,通过不断地改变SVM模型的输入和输出向量来训练支持向量机模型,就可以充分利用随钻测量信息对预测自然伽马曲线进行更新。

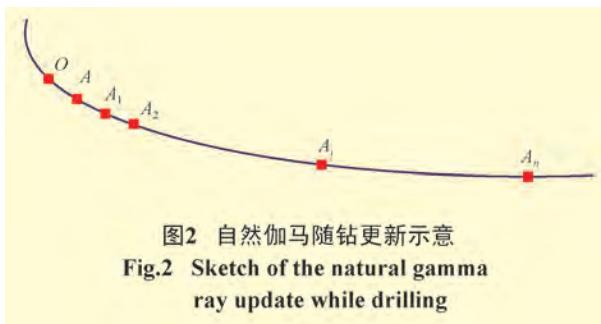


图2 自然伽马随钻更新示意
Fig.2 Sketch of the natural gamma ray update while drilling

4 实例应用

利用上述模型编制了随钻测井曲线预测及更新程序,对胜利油田CB6D-P1井进行了随钻测井自然伽马曲线预测。CB6D-P1井的部分测试数据见表1。

表1 CB6D-P1井部分测试数据

Table 1 Some of the test data in Well CB6D-P1

| 样本 | 井深/m | 钻时/ min · m ⁻¹ | 钻压/kN | 排量/ L · min ⁻¹ | 自然伽马/ API |
|----|-------|------------------------------|-------|------------------------------|--------------|
| 1 | 1 373 | 7.07 | 76.1 | 2 573 | 84.90 |
| 2 | 1 374 | 5.10 | 79.3 | 2 587 | 90.67 |
| 3 | 1 375 | 3.68 | 54.2 | 2 594 | 91.00 |
| 4 | 1 376 | 6.40 | 82.0 | 2 598 | 97.15 |
| 5 | 1 377 | 9.04 | 88.9 | 2 598 | 87.00 |
| 6 | 1 378 | 8.07 | 87.1 | 2 581 | 90.00 |
| 7 | 1 379 | 8.45 | 77.4 | 2 567 | 95.00 |
| 8 | 1 380 | 6.31 | 71.9 | 2 571 | 112.00 |
| 9 | 1 381 | 7.76 | 83.3 | 2 576 | 98.00 |
| 10 | 1 382 | 5.49 | 86.9 | 2 558 | 96.00 |
| 11 | 1 383 | 7.68 | 115.5 | 2 565 | 95.50 |
| 12 | 1 384 | 13.59 | 135.8 | 2 566 | 96.67 |
| 13 | 1 385 | 7.18 | 178.1 | 2 566 | 89.50 |
| 14 | 1 386 | 9.37 | 208.8 | 2 568 | 93.00 |
| 15 | 1 387 | 8.48 | 189.9 | 2 568 | 106.00 |
| 16 | 1 388 | 6.99 | 194.0 | 2 556 | 80.00 |
| 17 | 1 389 | 7.07 | 188.9 | 2 554 | 93.67 |
| 18 | 1 390 | 3.03 | 151.0 | 2 554 | 87.00 |

CB6D-P2井和CB6D-P1井都位于埕宁隆起埕北低凸起埕岛披覆构造带主体北部,为构造相似井。选取CB6D-P2井1 289~1 882 m井段各测点的钻时、钻压、排量及自然伽马数据作为支持向量机的训练数据,设 $\sigma=2.8$, $C=100$, $\epsilon=0.45$ 。为了说明模型的先进性,采用BP神经网络方法和SVM方法分别对CB6D-P1井1 373~1 859 m井段的自然伽马进行了预测。采用SVM的自然伽马预测结果如图3所示,采用BP神经网络和SVM预测结果与实测结果的误差对比见表2。

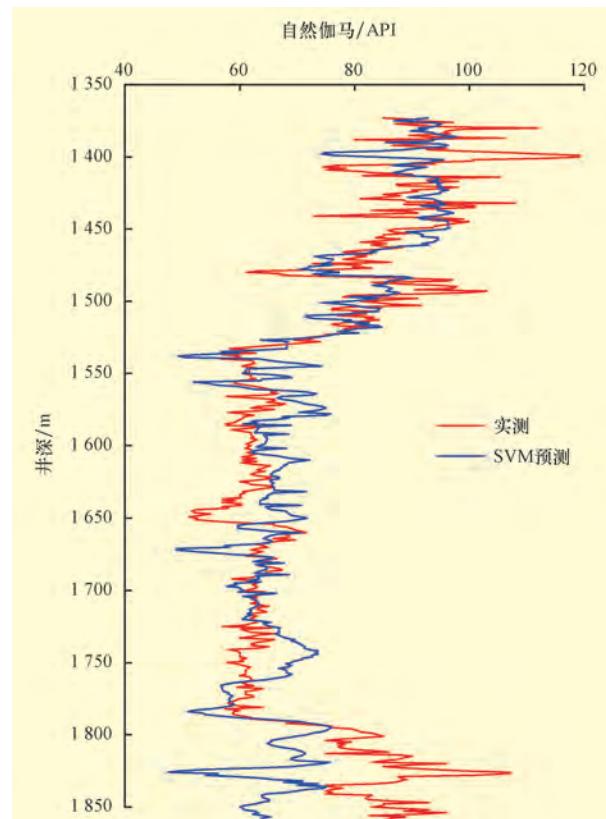


图3 基于支持向量机的自然伽马预测结果
Fig.3 The natural gamma ray prediction results based on support vector machine

表2 BP算法及SVM算法自然伽马预测结果
Table 2 The natural gamma ray prediction results by BP algorithm and SVM algorithm

| 算法 | 绝对误差/API | 相对误差, % | 方差 | 相关系数 |
|-----|----------|---------|---------|-------|
| BP | 17.319 | 24.46 | 432.895 | 0.134 |
| SVM | 7.527 | 9.88 | 121.141 | 0.664 |

从图3可以看出,SVM预测曲线能够基本反映出自然伽马的实际变化趋势,尤其是在目标层段的对应性更好。在图3中,SVM预测的自然伽马曲线在1 460~1 480和1 520~1 800 m两井段内表现出明显的下降趋势,可以认为钻头进入目标层。这与该井

的钻后综合解释,即 1 467.5~1 483.0 和 1 522.5~1 819.5 m 两井段为油层较为符合。由于在钻井过程中输入特征向量钻时、钻压和排量都是钻头所钻遇地层的实时反映,因此通过该模型预测出的自然伽马能够实时表征钻头处的地质情况,先于随钻测量曲线反映出钻头钻入及钻出油层的情况,不存在测点与钻头间距离的问题。钻出油层后,由于数据的不确定性造成了预测曲线的误差增大,后面将利用随钻测井信息对曲线进行更新。由表 2 发现,利用 SVM 方法进行自然伽马预测比 BP 神经网络法预测结果精度更高、稳定性更强、与实测值的相似程度更高。

图 4 为实测、预测及随钻更新自然伽马曲线对比。从图 4 中可以看出,随钻更新后的自然伽马值更加接近实测值,大大减小了预测值与实测值的误差,尤其在井深 1 800 m 以深更加明显,有效校正了由于原始数据不准确造成的预测曲线的误差。

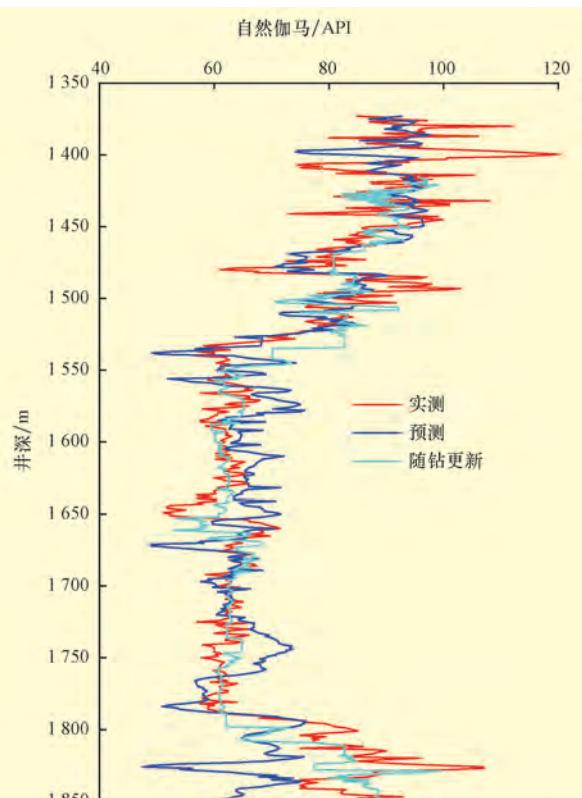


图4 自然伽马曲线实测、预测以及随钻更新
Fig.4 The actual, predictable and updated value of natural gamma ray

于支持向量机的测井曲线预测方法,通过邻井建立支持向量机学习模型对当前井测井曲线进行预测。

2) 由于钻井及录井参数的不确定性造成预测误差增大,引入随钻测量数据对当前井钻头处的自然伽马进行随钻更新,提高了测井曲线预测的精度。

3) 采用支持向量机预测测井曲线的方法可以有效估计测点与钻头间的地质特征参数,以便实时进行地质导向。

4) 要准确进行地质导向钻井不但需要根据自然伽马确定钻头处地层的岩性,还需要知道地层的电性特征。

参 考 文 献

- [1] 时鹏程,许磊,许章延.面向地质导向应用的前导模拟技术研究[J].测井技术,2000,24(6):415-419.
Shi Pengcheng, Xu Lei, Xu Zhangyan. On the forward modeling for geosteering[J]. Well Logging Technology, 2000, 24 (6): 415-419.
- [2] 秦绪英,肖立志,索佰峰.随钻测井技术最新进展及其应用[J].勘探地球物理进展,2003,26(4):313-322.
Qin Xuying, Xiao Lizhi, Suo Baifeng. The development of logging-while-drilling and its application [J]. Progress in Exploration Geophysics, 2003, 26(4):313-322.
- [3] 张绍槐.现代导向钻井技术的新进展及发展方向[J].石油学报,2003,24(3):82-85,89.
Zhang Shaohuai. New progress and development direction of modern steering drilling techniques[J]. Acta Petrolei Sinica, 2003,24(3):82-85,89.
- [4] Meehan D N. Geological steering of horizontal wells[J]. Journal of Petroleum Technology,1994,46(10):848-852.
- [5] Bryan C D, Schroeder T. Geosteering methods: predicting the geology ahead of the bit[J]. The Log Analyst,1998,39(1):44-50.
- [6] 闫振来,韩来聚,李作会,等.胜利油田水平井地质导向钻井技术[J].石油钻探技术,2008,36(1):4-8.
Yan Zhenhai, Han Laiju, Li Zuohui, et al. Geo-steering drilling technique of horizontal wells in Shengli Oilfield[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2008, 36(1):4-8.
- [7] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag New York Inc,1999:225-259.
- [8] 张学工.关于统计学习理论与支持向量机[J].自动化学报,2000,26(1):32-42.
Zhang Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machine [J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1):32-42.
- [9] 魏茂安,马海,孙正义,等.基于支持向量机的虚拟测井声波速度重构技术研究[J].石油钻探技术,2006,34(6):83-87.
Wei Maoan, Ma Hai, Sun Zhengyi, et al. The reconstruction of virtual well-log acoustic velocity technology based on support vector machine [J]. Petroleum Drilling Techniques, 2006, 34(6):83-87.

5 结 论

1) 针对随钻测量传感器安装在造斜工具后,无法实时得到钻头处地质信息的情况,提出了一种基