

文章编号:1001-1986(2007)03-0072-05

基于不同测井曲线参数集的支持向量机岩性识别对比

李新虎

(西安科技大学地质与环境工程系,陕西 西安 710054)

摘要:对测井曲线提取的不同参数值,进行支持向量机(support vector machines, SVM)岩性识别对比,找出适合于岩性识别的测井参数集。利用取心段岩心和测井资料,依据 M-N 值法、曲线重叠法和测井曲线特征值法等 3 种常用的岩性识别方法,提取能够用于岩性识别的测井曲线参数值,再利用支持向量机进行岩性识别,将识别结果进行对比,按照误差最小原则,找出适合于岩性识别的测井参数集。结果显示, M-N 值法、曲线重叠法和测井曲线特征值法 3 种不同的测井参数集在岩性识别时,测井曲线特征值法和重叠法误差最小,可优先作为识别的基础数据。

关键词:支持向量机;测井;岩性识别;曲线特征;径向基核函数

中图分类号:P631.8 **文献标识码:**A

Lithology identification methods contrast based on support vector machines at different well logging parameter

LI Xin-hu

(Department of Geology and Environment Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: To finding the suitable well logging parameter set can use lithology identification through collecting the different well logging parameter set and contrasting the lithology identification results based on one against all support vector machines (SVM) and collected parameter set from well logging. Based on the coring well and well logging data, according to three methods, including M-N value, curve superposition and curve characteristic value, which are often be used on lithology identification, three different well logging curve parameter sets were collected, joining with SVM, lithology identification was fulfilled, after that, to selecting the best well logging parameter set that suitable to used on lithology identification according to error minimum principle through contrasting the results. Two of three different parameter sets indicated the error minimum characteristic on the process, those are curve superposition value and curve characteristic value. The parameter sets of curve superposition value and curve characteristic value methods can be the preferable fundamental data to used on lithology identification from well logging.

Key words: SVM; well logging; lithology identification; activity; radial-basis function (RBF)

测井参数值是地下岩石的矿物成分、结构和孔隙度等的综合反映。对于一组特定的测井参数值,它必然对应着地层中的某一种或某几种岩性。在分析研究区内岩心和测井参数对应特征的基础上,划分研究区域岩心的岩石类型,并从各类岩石中读取能够代表岩样的测井参数值,作为确定岩性与测井参数对应关系的基础数据,然后通过数学手段建立岩性识别模式^[1]。

支持向量机是由 Vapnik 在 20 世纪 90 年代中期提出的一种机器学习算法^[2-3],是基于统计学习理论的模式分类器,尤其是在小样本情况下的识别。支持向量机不仅在储层厚度预测、油气层的识别、渗透率预测、水淹层分析及储层敏感性分析等方面有

应用^[4-10],同时在岩性识别方面也有所研究^[1,5]。但根据不同的测井参数值判断的结果将极大影响分类结果,故提取哪些测井参数作为岩性识别的参数集成为研究的重要方面。

1 支持向量机及对岩性的识别

1.1 One against all 支持向量机

支持向量机预测模型是将输入数据映射到高维特征空间 F (通常是无限维) 中进行线性回归。其中,估计的函数取 $\hat{f}(x) = (w \cdot \varphi(x)) + b$ 的形式, φ 表示从低维空间 R 到高维特征空间 F 的非线性函数, $w \in F$, $b \in R$ 。为了从训练数据集中估计出函数 $\hat{f}$, 标准 SVM 是最小化一个正则化风险函数:

收稿日期:2006-09-12

基金项目:陕西省自然科学研究计划项目(2004D07)

作者简介:李新虎(1967—),男,陕西西安人,讲师,博士研究生,从事地球物理勘探综合解释与地质应用的教学与科研工作。

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + CS_{\text{emp}}[\hat{f}], \quad (1)$$

式中 C 是误差惩罚参数;损失函数 $S_{\text{emp}}[\hat{f}]$ 一般选择为 ϵ 不敏感损失函数。

通过求解一个凸二次最优化问题对式(1)最小化,其解 w 可以表示为特征空间 F 内的函数 $\varphi(x)$ 线性组合形式,即 $w = \sum_{i=1}^n a_i \varphi(x_i)$, 系数 $a_i \in R$ 是式(1)对偶问题的解,对应于非零系数 a_i 的训练样本 (x_i, y_i) 被称为支持向量(support vectors, SVs)。特征空间 F 可通过满足 Mercer 条件的核函数 $k(x_i, x_j)$ 来表征。核函数 $k(x_i, x_j)$ 对应于特征空间 F 的内积,即 $k(x_i, x_j) = (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j))$ 。对于某个输入向量 x , 其逼近函数具有 $\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^n a_i k(x_i, x) + b$ 形式,从而达到预测的目的。

常用的核函数有:**a.** 线性内积函数, $K(x, y) = (x \cdot y)$; **b.** 多项式内积函数, $K(x, y) = [(x \cdot y) + 1]^d$; **c.** 径向基内积函数, $K(x, y) = \exp[-\|x - y\|^2 / \sigma^2]$; **d.** 二层 sigmoid 函数神经网络内积函数, $K(x, y) = \tanh(k(x \cdot y) + c)$ 。这里采用了广泛使用的径向基内积函数(RBF)作为核函数进行模型的建立。误差惩罚参数 C 选择 1 000。

多分类支持向量机一般采用以下两种方式:**a.** one against one(一对一),这种方法对 N 类数据两两组合,构建 $C_n^2 = N * (N - 1) / 2$ 个支持向量机,最后分类的时候采用“投票”的方式决定分类结果;**b.** one against all(一对多),这种分类方法对 N 分类问题构建 N 个支持向量机,每个支持向量机负责区分本类数据和非本类数据,最后结果由输出距分界面距离 $W * X + b$ 最大的那个支持向量机决定。

1.2 样本数据及样本岩性数据

选择 M 条曲线和 K 种参数,共组成 $(M * K) * L$ 的矩阵, L 为样本数。样本岩性数据可根据研究区岩性的实际情况选择,并按照岩性的不同分别赋予不同的编号,形成 $1 * L$ 的矩阵。

1.3 岩性识别

利用样本数据进行支持向量机的训练,得到相应的训练结果模型,再利用训练的模型,进行岩性的识别。

2 测井岩性解释方法

常用测井岩性解释方法主要分为两大类,即传统的解释方法和模式识别方法。传统的解释方法主要包括重叠法、交会图法、 $M - N$ 岩性识别图法和数

值解法;基于模式识别理论的方法包括神经网络、模糊系统、专家系统和支持向量机方式。

支持向量机测井岩性识别,属于模式识别的一种,与其他模式识别方法一样,其主要是提取对岩性识别有利的测井参数集,即样本数据的选取。参数集的选取不同,将对岩性识别结果有较大的影响。支持向量机岩性识别的测井参数集的选取基于传统的解释方法。

2.1 重叠法

在现代测井解释中,重叠法是一种快速划分岩性、判断泥浆侵入性质和含油性等的有效方法^[1]。它利用了不同测井曲线对地层某种性质反映的差异,将不同的曲线用相同的参考刻度标准化后重叠起来,从而发现和区分地层的不同性质。重叠法的种类很多,在划分岩性和孔隙度时,中子-密度孔隙度测井曲线重叠法的应用比较广泛。在这种重叠图中,密度和中子测井曲线通常采用视石灰岩孔隙度来刻度:

$$\phi_D = (\rho_{ma} - \rho_b) / (\rho_{ma} - \rho_f) \quad ; \quad (2)$$

$$\phi_N = (\Phi_N - \Phi_{Nma}) / (\Phi_{Nf} - \Phi_{Nma}) \quad , \quad (3)$$

式中 ρ_{ma} 和 ρ_f 分别为岩石骨架和孔隙流体的密度; ρ_b 为密度测井读数; Φ_N 、 Φ_{Nma} 、 Φ_{Nf} 分别为地层、岩石骨架和孔隙流体的中子孔隙度,它们均用视石灰岩孔隙度单位,若解释结果用石灰岩孔隙度表示,则 ρ_{ma} 和 ρ_f 分别取值 2.71 和 1.0 g/cm³, Φ_{Nma} 和 Φ_{Nf} 分别取值 0 和 1; ϕ_D 和 ϕ_N 分别为密度和中子测井确定含流体纯岩石的视石灰岩孔隙度。

重叠法进行岩性识别,除采用 ϕ_D 和 ϕ_N 差值参数外,还需结合声波时差、自然伽马和电阻率的响应值进行判断。因此,对于重叠法支持向量机的参数集应包括 ϕ_D 和 ϕ_N 差值参数,同时加上声波时差、自然伽马和电阻率的响应值组成。

2.2 交会图法和数值解法

交会图法是应用两种测井曲线响应确定岩性的简单近似图解法。数值解法是综合应用测井曲线响应,解联立方程组,建立和求解岩性和孔隙度的识别方法。

对于岩性的识别来讲,岩石粒度的差异可以说是最有效的识别手段。声波时差、中子和密度曲线能较好地反映岩石的特点,是识别岩性最常用的曲线;而自然伽马测井曲线对泥岩反映良好。所以,通常采用声波时差、中子、密度及自然伽马 4 条曲线进行岩性识别。

采用 3 个特征矢量作为岩性识别的测井参数是:**a.** DVALU, 曲线的极大-极小值差异(极差); **b.**

MEAN, 曲线的平均值; c. DIFFER, 方差。其中, 曲线的平均值较好地反映了曲线的等效粒度信息, 而曲线的极差和方差能比较好的反映曲线本身的波动情况。利用这种方法提取的声波时差、密度、中子、自然伽马的响应值组成了测井曲线特征值法支持向量机的参数集。

2.3 M-N 岩性识别图法

M、N 和 P 是用两种孔隙度测井数据计算出的复合变量。M、N 和 P 定义为:

$$N = (\Phi_{Nt} - \Phi_{Nms}) / (\rho_{ms} - \rho_t) \quad (4)$$

$$M = (\Delta t_t - \Delta t_{ms}) / (\rho_{ms} - \rho_t) \times 0.01 \quad (5)$$

$$P = (100 - \Phi_{Nms}) / (\Delta t_t - \Delta t_{ms}) \quad (6)$$

式中 Δt_t 和 Δt_{ms} 分别代表孔隙流体和骨架的声波时差。

在利用测井资料计算 M、N 和 P 时, 把测井值 Δt 、 ρ_h 和 Φ_N 分别代替 Δt_{ms} 、 ρ_{ms} 和 Φ_{Nms} , Δt_t 和 ρ_t 的值取 $620 \mu s/m$ 和 $1.0 g/cm^3$ 。M-N 值与岩性密切相关, P 和自然伽马交会图能较好地识别岩性, 因此利用 M、N、P 和自然伽马值组成 M-N 支持向量机的参数集。

3 不同参数集支持向量机的测井岩性识别对比

3.1 样本数据

白音查干凹陷达 28 井取心井段为 1 069 ~

1 100.5 m, 岩心识别的岩性有 11 种, 针对该区的研究情况, 可将这 11 种岩性归为 6 种, 即白云岩、粉砂岩、砾状砂岩、泥岩、砂砾岩和砂岩, 并分别赋予 1~6 的编号。取心段岩层共 50 层, 即样本数 $L = 50$, 这样就形成 1×50 的岩性分类矩阵。

测井曲线数值需进行均一化处理。对重叠法、M-N 值法以及测井响应值法分别提取相应的参数集。重叠法提取 ϕ_D 与 ϕ_N 的差值参数以及声波时差 (DT)、自然伽马 (GR) 和电阻率 (RT) 测井响应均值, 组成 $4 \times L$ 的重叠法参数集矩阵 (表 1); M-N 值法提取 M、N、P 和自然伽马测井响应均值, 组成 $4 \times L$ 的 M-N 值法参数集矩阵 (表 2); 测井响应值法提取自然伽马、声波时差、中子 (NPHI) 及密度 (RHOB) 4 条曲线的极差、均值和方差值, 组成 $(4 \times 3) \times L$ 的测井曲线特征值法参数集矩阵 (表 3, 表中的参数集数据采用了归一化处理)。

3.2 One against all (一对多) 支持向量机的训练

支持向量机训练, 利用测井曲线参数集矩阵和岩性分类矩阵, 及 MATLAB® 软件和 STPRtool 统计模式识别工具箱编程。经试验和试算, 一对多支持向量机对岩性的识别有较好的分辨能力, 故所有的支持向量机均采用基于一对多分解的支持向量机。

支持向量机训练利用 3 种不同的参数集组成的样本数据进行, 得到相应的训练结果模型。

表 1 重叠法参数集矩阵表
Table 1 Parameters set matrix of superposing method

分层	$\phi_D - \phi_N$	DT 均值/ $\mu s \cdot m^{-1}$	GR 均值/API	RT 均值/ $\Omega \cdot m$	分层	$\phi_D - \phi_N$	DT 均值/ $\mu s \cdot m^{-1}$	GR 均值/API	RT 均值/ $\Omega \cdot m$
1	-0.179	309.40	138.874	3.570	26	-0.069	281.60	115.544	1.781
2	-0.143	290.56	129.601	3.015	27	-0.090	286.94	125.585	1.982
3	-0.135	283.76	150.122	2.281	28	-0.056	283.86	127.770	1.984
4	-0.132	295.41	167.456	2.616	29	-0.013	282.39	127.038	2.013
5	-0.089	310.11	183.281	3.340	30	-0.067	263.98	109.398	2.062
6	-0.011	320.01	176.675	4.129	31	-0.092	265.16	99.595	2.068
7	-0.056	293.68	125.100	3.888	32	-0.115	287.19	123.994	2.567
8	-0.081	262.32	99.202	1.242	33	-0.180	330.72	170.865	4.348
9	-0.105	281.10	117.236	0.825	34	-0.155	291.12	142.400	3.799
10	-0.108	290.12	120.361	0.833	35	-0.111	265.33	119.559	1.123
11	-0.110	293.41	115.230	0.844	36	-0.169	306.07	196.341	1.246
12	-0.109	283.43	103.653	0.873	37	-0.146	302.22	142.483	1.773
13	-0.121	253.15	113.007	1.093	38	-0.116	287.97	131.935	1.475
14	-0.085	274.74	121.076	2.095	39	-0.183	298.64	183.916	1.634
15	-0.069	288.26	114.588	2.981	40	-0.179	302.83	178.788	2.086
16	-0.076	289.90	113.702	2.688	41	-0.171	285.33	133.137	1.476
17	-0.072	280.66	113.417	2.383	42	-0.152	285.05	126.412	1.426
18	-0.079	281.24	121.976	2.356	43	-0.145	288.90	119.752	1.405
19	-0.132	294.81	128.626	2.565	44	-0.088	300.88	114.801	1.370
20	-0.120	290.32	115.124	2.738	45	-0.059	298.52	109.705	1.442
21	-0.054	289.40	104.765	2.480	46	-0.108	295.13	109.789	1.591
22	-0.016	287.97	98.532	2.198	47	-0.107	292.62	111.197	1.738
23	-0.029	285.75	104.058	1.905	48	-0.094	290.23	111.773	1.867
24	-0.085	264.05	92.331	1.656	49	-0.134	279.70	117.815	1.827
25	-0.059	268.97	94.178	1.704	50	-0.116	277.15	121.793	1.726

表2 M-N值法参数集矩阵表
Table 2 Parameters set matrix of method in M-N value

分层	M	N	P	GR均值/API	分层	M	N	P	GR均值/API
1	0.465	1.983	0.321	138.874	26	0.520	2.325	0.295	115.544
2	0.483	2.161	0.303	129.601	27	0.508	2.270	0.299	125.585
3	0.484	2.233	0.297	150.122	28	0.522	2.359	0.297	127.770
4	0.482	2.188	0.307	167.456	29	0.540	2.455	0.295	127.038
5	0.495	2.196	0.322	183.281	30	0.523	2.424	0.280	109.398
6	0.524	2.279	0.332	176.675	31	0.515	2.335	0.281	99.595
7	0.517	2.309	0.307	125.100	32	0.500	2.196	0.301	123.994
8	0.518	2.394	0.279	99.202	33	0.461	1.882	0.345	170.865
9	0.498	2.301	0.294	117.236	34	0.475	2.149	0.305	142.400
10	0.495	2.253	0.302	120.361	35	0.501	2.348	0.281	119.559
11	0.495	2.219	0.305	115.230	36	0.466	2.056	0.319	196.341
12	0.500	2.249	0.297	103.653	37	0.475	2.128	0.314	142.483
13	0.501	2.354	0.272	113.007	38	0.492	2.247	0.300	131.935
14	0.517	2.295	0.289	121.076	39	0.461	2.070	0.311	183.916
15	0.522	2.259	0.301	114.588	40	0.462	2.052	0.315	178.788
16	0.519	2.239	0.302	113.702	41	0.470	2.142	0.298	133.137
17	0.520	2.306	0.294	113.417	42	0.477	2.194	0.298	126.412
18	0.517	2.293	0.295	121.976	43	0.477	2.204	0.301	119.752
19	0.490	2.133	0.307	128.626	44	0.501	2.227	0.313	114.801
20	0.497	2.167	0.303	115.124	45	0.516	2.281	0.311	109.705
21	0.529	2.279	0.302	104.765	46	0.494	2.219	0.307	109.789
22	0.548	2.343	0.301	98.532	47	0.497	2.223	0.305	111.197
23	0.537	2.374	0.299	104.058	48	0.505	2.245	0.302	111.773
24	0.517	2.376	0.280	92.331	49	0.485	2.254	0.293	117.815
25	0.529	2.393	0.284	94.178	50	0.496	2.287	0.291	121.793

3.3 不同参数集的支持向量机岩性识别对比

作为样本数据,理论上识别结果应为100%,即识别误差率为0,但由于提取的用于识别岩性的测井参数集不完全,识别结果肯定有误差。同时,针对不同测井参数集,识别结果肯定也有差异。当识别率越接近100%,即识别错误率越接近0,则说明参数集选择较合理,可优先选用。

为了进行不同参数集的支持向量机的岩性识别对比,分别利用了3种不同的参数集组成的样本数据和相应的经训练的支持向量机模型进行岩性的识别,识别结果见表4。

从表4知,利用重叠法进行支持向量机的岩性识别时,岩性全部正确识别;利用测井曲线特征值法,在单一平均值作参数集时,50层的岩性判断中就有10层岩性判断错误,错误率为20%,说明用此单一参数不足以完成对岩性的识别。当采用平均值和极差两种参数以及平均值、极差和方差3种参数时,样本集岩性全部正确识别,识别错误率为0;对于M-N值支持向量机对岩性的识别结果,错误率为4%,即在50层中有2层识别错误。

可见,对于本地区达28井及附近井,在利用支持向量机进行岩性识别时,优先选用的参数为测井曲线特征值法参数集和重叠法参数集。

4 结论

a. 不同测井参数集的支持向量机对岩性的识别结果影响较大,故应根据本地区实际,通过试算的方法选择合适的参数集进行支持向量机岩性识别处理。

b. 对于本区的岩性识别,选取声波时差、中子、密度及自然伽马4条测井曲线及其相应的平均值、极差和方差参数集以及重叠法参数集能较好地对比岩性进行识别。

c. 参数集的最终选取还需随着对测井曲线特征的进一步研究,并结合本区的地质及测井工作选取适合于本地区支持向量机岩性识别参数集。

参考文献

- [1] 于代国,孙建孟,王焕,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.
- [2] VAPNIK V N.统计学习理论的本质[M].张学工,译.1版.北京:清华大学出版社,2000.
- [3] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜,等.多元信息融合[M].北京:清华大学出版社,2006:96-112.
- [4] 郭爱煌.测井资料计算机自动分层与岩性识别[J].煤田地质与勘探,1998,10(5):58-62.
- [5] 赵宇,王志良,刘冀伟.一种基于支持向量机的测井岩性预测新方法[J].微计算机信息,2004,20(6):49-51.
- [6] 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[J].勘探地球物理进展,2005,28(6):422-424.

表 3 测井曲线特征值法参数集矩阵表
Table 3 Parameters set matrix of method in well logging curve characteristic value

分层	GR			DT			NPHI			RHOB		
	均值	极差	方差	均值	极差	方差	均值	极差	方差	均值	极差	方差
1	0.371	0.039	0.028	0.736	0.055	0.039	0.561	0.018	0.012	0.945	0.017	0.012
2	0.306	0.167	0.055	0.529	0.301	0.109	0.501	0.088	0.030	0.806	0.195	0.072
3	0.451	0.085	0.060	0.454	0.047	0.033	0.557	0.096	0.068	0.742	0.007	0.005
4	0.574	0.160	0.080	0.582	0.191	0.097	0.681	0.149	0.075	0.666	0.154	0.078
5	0.686	0.050	0.028	0.744	0.151	0.075	0.830	0.140	0.071	0.425	0.339	0.170
6	0.639	0.146	0.075	0.853	0.055	0.029	0.909	0.044	0.025	0.106	0.238	0.124
7	0.274	0.486	0.189	0.563	0.733	0.292	0.569	0.570	0.219	0.430	0.832	0.362
8	0.090	0.142	0.049	0.219	0.305	0.103	0.165	0.421	0.142	0.702	0.188	0.056
9	0.218	0.050	0.025	0.425	0.136	0.068	0.520	0.184	0.093	0.630	0.064	0.032
10	0.240	0.001	0.001	0.524	0.058	0.041	0.605	0.000	0.000	0.601	0.000	0.000
11	0.204	0.076	0.038	0.560	0.020	0.011	0.567	0.096	0.051	0.628	0.057	0.029
12	0.122	0.074	0.038	0.451	0.224	0.113	0.395	0.246	0.124	0.709	0.107	0.054
13	0.188	0.203	0.082	0.118	0.330	0.117	0.104	0.237	0.083	0.917	0.235	0.087
14	0.245	0.105	0.044	0.355	0.329	0.099	0.137	0.149	0.059	0.735	0.312	0.124
15	0.199	0.034	0.014	0.504	0.045	0.016	0.226	0.018	0.007	0.617	0.030	0.012
16	0.193	0.072	0.031	0.522	0.132	0.045	0.249	0.079	0.027	0.636	0.040	0.015
17	0.191	0.047	0.023	0.420	0.040	0.021	0.237	0.026	0.015	0.626	0.013	0.008
18	0.252	0.072	0.032	0.426	0.074	0.034	0.261	0.088	0.039	0.645	0.020	0.010
19	0.299	0.100	0.035	0.576	0.148	0.051	0.406	0.158	0.057	0.807	0.268	0.105
20	0.203	0.058	0.029	0.526	0.073	0.037	0.322	0.053	0.027	0.794	0.144	0.072
21	0.130	0.084	0.031	0.516	0.056	0.022	0.224	0.158	0.066	0.558	0.275	0.106
22	0.086	0.012	0.008	0.500	0.030	0.021	0.140	0.000	0.000	0.443	0.007	0.005
23	0.125	0.104	0.040	0.476	0.311	0.090	0.324	0.307	0.104	0.413	0.403	0.114
24	0.042	0.098	0.043	0.238	0.130	0.058	0.169	0.211	0.092	0.715	0.077	0.033
25	0.055	0.126	0.053	0.292	0.232	0.100	0.154	0.202	0.085	0.611	0.245	0.098
26	0.206	0.130	0.036	0.431	0.112	0.036	0.318	0.105	0.026	0.575	0.329	0.125
27	0.277	0.034	0.016	0.489	0.037	0.017	0.423	0.079	0.036	0.614	0.279	0.123
28	0.293	0.003	0.002	0.455	0.035	0.024	0.430	0.035	0.025	0.470	0.007	0.005
29	0.287	0.034	0.011	0.439	0.100	0.036	0.435	0.175	0.068	0.311	0.540	0.214
30	0.162	0.191	0.071	0.237	0.210	0.061	0.217	0.395	0.158	0.630	0.779	0.298
31	0.093	0.013	0.006	0.250	0.084	0.042	0.091	0.026	0.013	0.787	0.081	0.040
32	0.266	0.453	0.167	0.492	0.637	0.234	0.310	0.614	0.219	0.781	0.295	0.112
33	0.598	0.100	0.042	0.970	0.071	0.027	0.746	0.096	0.039	0.847	0.185	0.078
34	0.396	0.490	0.197	0.535	0.816	0.324	0.580	0.386	0.161	0.822	0.114	0.044
35	0.234	0.304	0.113	0.252	0.205	0.067	0.320	0.096	0.035	0.755	0.091	0.034
36	0.778	0.551	0.190	0.699	0.569	0.221	0.711	0.711	0.273	0.815	0.178	0.061
37	0.397	0.424	0.169	0.657	0.326	0.134	0.734	0.368	0.155	0.705	0.295	0.120
38	0.322	0.213	0.076	0.500	0.139	0.056	0.586	0.105	0.041	0.649	0.399	0.157
39	0.690	0.438	0.170	0.618	0.379	0.149	0.681	0.149	0.059	0.898	0.074	0.029
40	0.654	0.573	0.235	0.664	0.442	0.183	0.691	0.316	0.124	0.874	0.101	0.037
41	0.331	0.033	0.010	0.471	0.110	0.043	0.508	0.096	0.030	0.932	0.131	0.045
42	0.283	0.061	0.026	0.468	0.015	0.007	0.572	0.053	0.025	0.812	0.104	0.046
43	0.236	0.031	0.017	0.511	0.076	0.038	0.675	0.132	0.066	0.728	0.074	0.037
44	0.201	0.054	0.020	0.642	0.194	0.066	0.658	0.184	0.075	0.498	0.383	0.150
45	0.165	0.009	0.004	0.616	0.263	0.128	0.582	0.061	0.031	0.415	0.265	0.116
46	0.165	0.021	0.008	0.579	0.159	0.062	0.607	0.018	0.007	0.601	0.054	0.019
47	0.175	0.011	0.006	0.552	0.100	0.050	0.535	0.123	0.063	0.631	0.013	0.007
48	0.179	0.066	0.026	0.525	0.088	0.034	0.443	0.070	0.029	0.618	0.054	0.021
49	0.222	0.031	0.009	0.410	0.351	0.123	0.531	0.263	0.078	0.753	0.141	0.047
50	0.250	0.241	0.091	0.382	0.336	0.111	0.429	0.175	0.050	0.722	0.232	0.088

[7] 姚凯丰, 陆文凯, 丁文龙, 等. 一种基于 SVM 特征选择的油气预测方法[J]. 天然气工业, 2004, 24(7): 36-38.

[8] 杨斌, 匡立春, 施泽进, 等. 一种基于核学习的储集层渗透率预测新方法[J]. 物探化探计算技术, 2005, 27(2): 119-123.

[9] 李盼池, 许少华. 支持向量机及其在复杂水淹层识别中的应用

[J]. 计算机应用, 2004, 24(9): 147-149.

[10] 张作清, 韩克宁, 于代国, 等. 应用支持向量机方法预测储层敏感性[J]. 测井技术, 2005, 29(4): 308-310.

[11] 李舟波. 地球物理测井数据处理与综合解释[M]. 吉林: 吉林大学出版社, 2003: 62-83. (下转第 80 页)

备中释放出来。芯片间仅有几 m 距离。工作时, 这些芯片像中继站, 把孔底信息接力转播到地面。每个芯片都有电池、天线和其他部件。每个电池可使用几个星期甚至几个月。由于工作频率高, 单个芯片可达到几 MB/s 的传输水平。考虑到通讯拥挤与延迟协议, 数据传输总量可定位在数 kB/s 的水平。

这种新系统已经研制出样机并在实验室条件下进行过初步试验, 结果基本如预期, 但尚需要研制更有效的天线, 更有效的通讯协定及提高可靠性。

4 结语

电磁波随钻遥测技术具有传输数据量大, 能有效用于欠平衡钻。该技术难点主要在于发射方式与发射天线。垂直电场发射是应用较多的方式, 其直接偶合发射方式适应极低频电磁波传输, 且传输距离较远、能适应小口径钻孔, 但绝缘段要求较高的强度是其主要不足。为使电磁波随钻测量适用于较深的钻孔, 已有多项改进技术, 包括延长发射天线以增

强发射能力; 引入数据融合技术提高识别微弱信号的能力。另外, 中、高频电磁波多点转发技术也在研究之中。同时, 现代通讯技术的进步为电磁波钻井遥测方法的发展提供了潜在的技术支持。

参考文献

[1] MONTARON B A, HACHE J—M D, Bernard Voisin. Improvements in MWD telemetry[J]. SPE25356: The Right Data at the Right Time, 1993: 337—346.

[2] 佩特罗夫斯基 A D. 地下无线电波法[M]. 陆克, 蔡刚民, 译. 北京: 地质出版社, 1971.

[3] HARRISON W H, MAZZA R L, RUBIN L A. Air—drilling, electro-magnetic MWD system development[J]. SPE /IADC19970, 1990: 485—495.

[4] WEISBECK D, BLACKWELL G, PARK D, et al. Case history of first use of extended—range EM MWD in offshore underbalanced drilling[J]. IADC/SPE 74461, 2002: 1—9.

[5] ROBERT H, JEFFERY M. Gablenann, deeper, smarter EM drilling Technology[J]. GasTIPS, 2006: 21—23.

[6] RICHARD LIU C. MWD telemetry with low—cost radios[J]. HART, 2006(5): 1.

(上接第 76 页)

表 4 岩性样本集及基于不同测井参数集的岩性识别结果表

Table 4 Lithology data set and identification results at different well logging parameters sets

分层	取心 岩性	岩性识别结果					分层	取心 岩性	岩性识别结果				
		重叠法	M—N 值 法	测井曲线特征值法					重叠法	M—N 值 法	测井曲线特征值法		
				单参数	双参数	三参数					单参数	双参数	三参数
1	2	2	2	2	2	2	26	2	2	2	2	2	2
2	4	4	4	2	4	4	27	4	4	4	2	4	4
3	2	2	2	2	2	2	28	2	2	2	2	2	2
4	1	1	1	1	1	1	29	3	3	3	3	3	3
5	2	2	2	2	2	2	30	2	2	2	2	2	2
6	2	2	2	2	2	2	31	4	4	4	4	4	4
7	6	6	6	6	6	6	32	4	4	4	2	4	4
8	2	2	2	2	2	2	33	4	4	4	4	4	4
9	6	6	6	2	6	6	34	2	2	2	2	2	2
10	2	2	2	2	2	2	35	2	2	2	2	2	2
11	4	4	4	2	4	4	36	4	4	4	4	4	4
12	2	2	2	2	2	2	37	2	2	2	2	2	2
13	6	6	6	6	6	6	38	2	2	2	2	2	2
14	2	2	2	2	2	2	39	4	4	4	4	4	4
15	3	3	3	2	3	3	40	2	2	2	4	2	2
16	2	2	2	2	2	2	41	4	4	4	4	4	4
17	2	2	2	2	2	2	42	2	2	3	2	2	2
18	2	2	2	2	2	2	43	2	2	2	2	2	2
19	6	6	6	6	6	6	44	2	2	3	2	2	2
20	5	5	5	5	5	5	45	2	2	2	2	2	2
21	2	2	2	2	2	2	46	2	2	2	2	2	2
22	4	4	4	4	4	4	47	4	4	4	2	4	4
23	2	2	2	2	2	2	48	2	2	2	2	2	2
24	2	2	2	2	2	2	49	4	4	4	2	4	4
25	6	6	6	2	6	6	50	2	2	2	2	2	2

注: 表中取心岩性及岩性识别结果中 1—6 分别代表白云岩、粉砂岩、砾状砂岩、泥岩、砂砾岩和砂岩。