

主成分分析在塔中地区奥陶系鹰山组 碳酸盐岩岩性识别中的应用

杨兆栓¹, 林畅松², 尹宏³, 李浩², 王清龙¹, 薛学亚¹, 高达⁴

(1. 中国地质大学(北京)能源学院, 北京 100083; 2. 中国地质大学(北京)海洋学院, 北京 100083;

3. 中国石油塔里木油田分公司, 新疆 库尔勒 841000;

4. 长江大学地球科学学院, 湖北 武汉 430100)

摘要:塔中地区奥陶系碳酸盐岩岩性复杂, 鹰山组取心资料较少, 基于常规测井分析方法难以很好的识别。为了解决这一问题, 选取鹰山组岩心薄片、测井和录井等地质资料较为齐全的7口井作为标准井, 进而优选出对岩性变化反应敏感的自然伽马(GR)、补偿中子(CNL)、密度(DEN)、冲洗带电阻率(RXO)和声波时差(AC)等5条测井曲线。在此基础上, 利用主成分分析法构建了 Y_1 — Y_5 共5个综合变量, 其中2个变量 Y_1 和 Y_2 的方差贡献率占总贡献率的85.83%, 可以作为2个主成分有效地反映原有5个变量的有效信息。根据 Y_1 和 Y_2 主成分做交会图分析, 可以有效地识别出颗粒灰岩、云岩以及藻灰岩。利用该特点, 对塔中地区奥陶系鹰山组地质资料不全井的碳酸盐岩岩性进行了准确标定。与常规测井分析法相比, 主成分分析法能够整合更多的测井参数, 进而提供更好的能适应于碳酸盐岩岩性的测井定量识别方法。

关键词:碳酸盐岩; 主成分分析; 岩性识别; 测井响应; 鹰山组

中图分类号: TE122.2

文献标志码: A

文章编号: 1672-1926(2015)01-0054-06

引用格式: Yang Zhaoshuan, Lin Changsong, Yin Hong, *et al.* Application of principal component analysis in carbonate lithology identification of the Ordovician Yingshan Formation in Tazhong area[J]. Natural Gas Geoscience, 2015, 26(1): 54-59. [杨兆栓, 林畅松, 尹宏, 等. 主成分分析在塔中地区奥陶系鹰山组碳酸盐岩岩性识别中的应用[J]. 天然气地球科学, 2015, 26(1): 54-59.]

0 引言

由于碳酸盐岩成因类型多样、岩性变化大、次生成岩作用改造明显、非均质性强等特征, 一直是测井研究的难点。与碎屑岩相比, 碳酸盐岩测井响应不明显, 它的岩性特征也一直未得到有效的解决。塔中地区碳酸盐岩储集空间多样, 岩性复杂, 多期构造运动的叠加和改造以及严重的储层非均质性, 再加上研究区奥陶系鹰山组取心资料较少, 利用传统的多条测井曲线参数往往具有相关性^[1], 很难全面准确地识别碳酸盐岩岩性, 且与实际匹配较低。主成

分分析法通过降维可以将多个原始测井变量转换成几个独立的综合性测井变量^[2], 得出的几个主成分间的关系就可以代表多个测井变量间的变化规律。本文针对塔中地区奥陶系鹰山组碳酸盐岩岩性识别的难点, 基于主成分分析法对不同类型的鹰山组碳酸盐岩的测井响应特征进行分析研究, 为进一步深入认识储层提供了地质综合评价的依据。

1 研究区概况

塔中地区奥陶系储层以内碎屑沉积为主, 形成于水下中高能环境, 构成储层的主要物质是碳酸盐

收稿日期: 2014-01-16; 修回日期: 2014-07-16.

基金项目: 国家重点基础研究发展计划“973”项目“中国西部典型叠合盆地隆坳格局形成演化与岩性地层圈闭发育模式”(编号: 2011CB201103); 国家自然科学基金重点项目“塔里木盆地古生代古构造、古地理演变与成藏效应”(编号: 41130422)联合资助。

作者简介: 杨兆栓(1990-), 男, 山东济南人, 硕士研究生, 主要从事碳酸盐岩层序和沉积研究. E-mail: yzs_000@126.com.

岩,地质条件较为复杂,准确判别地层岩性与剖面难度较大^[3]。根据塔中地区奥陶系鹰山组的 183 块薄片资料显示,研究区岩性主要是以灰岩为主,夹少量

的云岩和含灰云岩。灰岩主要包括泥晶灰岩、颗粒灰岩、藻灰岩等。由于不同岩性具有不同的测井响应特征值,对样本数据进行研究,结果如表 1 所示。

表 1 不同岩性测井值统计
Table 1 Statistics of log value of different lithology

岩性	GR/API		CNL/%		DEN/(g/cm ³)		RXO/(Ω·m)		AC/(μs/m)	
	均值	中值	均值	中值	均值	中值	均值	中值	均值	中值
泥晶灰岩	23.1	20.8	0.71	0.58	2.77	2.73	1 329.5	787.6	171.9	164.7
颗粒灰岩	11.2	8.3	0.26	0.13	2.66	2.69	1 270.6	676.3	165.7	161.4
藻灰岩	16.9	12.4	0.51	0.30	2.71	2.69	1 924.5	2 089.0	152.9	152.6
云岩	13.2	12.1	0.44	0.30	2.76	2.45	1 776.1	1 486.6	160.8	151.9

根据测井数据统计可知,泥晶灰岩测井曲线响应特征具有“两高、三中”的特点,即高密度、高声波时差、中自然伽马、中补偿中子、中电阻率;颗粒灰岩在测井曲线上表现为“两低、三中”的特征,即低自然伽马、低补偿中子、中电阻率、中密度、中声波时差;藻灰岩的测井曲线特征是低声波时差、高电阻率、中低补偿中子、中高伽马、中高密度;云岩的测井曲线显示为“两高、三低”特征,即高密度、高电阻率、低自然伽马、低声波时差、低补偿中子。

2 主成分分析法的原理

主成分分析法是将多个变量通过线性变换以选出较少个数重要变量的一种多元统计分析方法,又称主分量分析,它首先是由 K·皮尔森对非随机变量引入的,然后由 H·霍特林将此方法推广到随机向量中。主成分分析主要是采取降维的思想,以损失很少的信息为前提,借助于正交变换,将多个变量转化为几个综合变量的多元统计方法。由于主成分分析可以压缩高维数据,浓缩成几个主成分而且不至于损失太多信息,达到了简化数据结构的目的,所以对于有效的分析碳酸盐岩的岩性起到了重要的作用。

2.1 主成分分析的基本理论

设原始变量为 X_1, X_2, \dots, X_p , 主成分分析后得到新变量 $Y_1, Y_2, \dots, Y_m (m < p)$, 则 $Y_i = r_{1i}X_1 + r_{2i}X_2 + \dots + r_{pi}X_p (i = 1, 2, \dots, p)$, Y_i 为原始变量 X_1, X_2, \dots, X_p 的第 i 个主成分。由于要挑选尽可能少的几个不相关的最大主成分来反映 p 个变量所反映的信息,所以需要注意以下问题^[4-8]:

- (1) Y_i 与 $Y_j (i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, p)$ 不相关。
- (2) Y_1 是 X_1, X_2, \dots, X_p 的一切满足上述要求的线性组合中方差最大的; Y_2 是与 Y_1 不相关的 X_1, X_2, \dots, X_p 所有线性组合中方差最大的; ……; Y_p 是

与 Y_1, Y_2, \dots, Y_{p-1} 都不相关的 X_1, X_2, \dots, X_p 的所有线性组合中方差最大的。

2.2 主成分分析的计算步骤

设有 n 个样品, 每个样品观测 p 个特征变量 x_1, x_2, \dots, x_p 构成 N 维样本矩阵 \mathbf{X} , 对数据矩阵 \mathbf{X} 求主成分的方法步骤如下^[9-19]:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \\ = (\mathbf{X}_1 \quad \mathbf{X}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{X}_p) \tag{1}$$

(1) 为了避免数量级和量纲不同的影响,需对原始数据进行标准化处理:

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} \quad (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p) \tag{2}$$

式中: $\bar{x}_j = \frac{\sum_{i=1}^n x_{ij}}{n}, s_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{n - 1}$ 。

(2) 求相关系数矩阵:

$$\mathbf{R} = [r_{ij}]_{p \times p} = \frac{\mathbf{Z}^T \mathbf{Z}}{n - 1} \tag{3}$$

式中: $r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n Z_{ki} \cdot Z_{kj}}{n - 1} \quad (i, j = 1, 2, \dots, p)$ 。

(3) 利用雅可比方法解相关矩阵 \mathbf{R} 的特征方程 $|\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}_p| = 0$, 求出特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p > 0$ 及相应的正交化单位特征向量:

$$a_1 = \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ \vdots \\ a_{p1} \end{bmatrix}, a_2 = \begin{bmatrix} a_{12} \\ a_{22} \\ \vdots \\ a_{p2} \end{bmatrix}, \dots, a_p = \begin{bmatrix} a_{1p} \\ a_{2p} \\ \vdots \\ a_{pp} \end{bmatrix} \tag{4}$$

其中: λ_i 为主成分 Y_i 的方差, 方差越大对总方差的贡献越大。

(4) 在 p 个主成分中合理选择 m 个主成分来实现最终的分析。用 $e_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i \times 100\%$ 作为主成分 Y_i 贡献率, $\sum_{i=1}^p e_i$ 为累计方差贡献率, 一般选取 $\sum_{i=1}^p e_i \geq 0.85$ 的 m 个主成分来进行综合分析。因此, 对 p 个变量进行研究就降为对 m 个主成分进行分析, 有效地筛选出了主要因子。

3 实例分析

以塔中地区奥陶系鹰山组为例, 选取了岩心薄片丰富、测井完全、地质资料完备的 7 口井作为标准井, 将这 7 口标准井的 183 块岩心薄片分析岩性(表 2)作为岩性判别依据, 充分考虑研究区测井参数的质量和分辨能力, 选取了 5 个能够明显反映碳酸盐岩岩性变化的测井参数: 自然伽马(GR)、补偿中子(CNL)、密度(DEN)、冲洗带电阻率(RXO)和声波时差(AC)作为变量, 通过进行主成分分析, 可以获得相关系数矩阵的特征值、主成分特征向量和方差的贡献率。

表 2 几种岩性的测井参数值

岩性	GR	CNL	DEN	RXO	AC
	/API	/%	/(g/cm ³)	/(Ω·m)	/(μs/m)
泥晶灰岩	31.678	1.037	2.66	674.273	163.743
硅质灰岩	30.211	0.345	2.69	502.872	153.212
鲕粒灰岩	9.232	0.145	2.55	7.121	195.318
颗粒灰岩	9.232	0.145	2.55	7.121	195.318
藻灰岩	32.966	0.889	2.7	516.56	155.299
云岩	17.074	1.042	2.75	142.587	152.562
含灰云岩	16.216	0.445	2.57	1 065.868	149.685
灰质云岩	15.389	2.641	2.8	124.299	153.878

首先为了避免数量级和量纲不同的影响, 需对原始数据进行标准化处理, 使得各样本数据的数量级和量纲在同一个范围内(图 1)。原始数据经过处理后得到标准化数据矩阵, 计算其对应的相关系数矩阵 R (表 3)。再利用雅可比方法计算出相关系数矩阵 R 的特征值 λ_i , 得到各主成分的成分矩阵(表 4)以及累计方差贡献率(表 5)。在表 5 中可以看出, Y_1 方差贡献率最大, 占总方差的 53.915%, Y_2 的贡献率为 31.915%, 2 个主成分 Y_1 和 Y_2 占总方差的 85.831%。根据主成分的累计贡献率达到 85% 即可保留原有变量的有效信息的原理, 本文研究分析结果可以用 Y_1 、 Y_2 共 2 个变量来反映, 而数据信息的损失也减小到最小。主成分函数表达式 Y 为:

$$Y_1 = 0.4203 \times ZGR + 0.4147 \times ZCNL + 0.5112 \times ZDEN + 0.2684 \times ZRXO - 0.5638 \times ZAC \quad (5)$$

$$Y_2 = -0.3705 \times ZGR + 0.5044 \times ZCNL + 0.4003 \times ZDEN - 0.6530 \times ZRXO + 0.1468 \times ZAC \quad (6)$$

$$Y_3 = 0.7516 \times ZGR - 0.2953 \times ZCNL + 0.2008 \times ZDEN - 0.4628 \times ZRXO + 0.3049 \times ZAC \quad (7)$$

$$Y_4 = 0.2887 \times ZGR + 0.6582 \times ZCNL - 0.3071 \times ZDEN + 0.2811 \times ZRXO + 0.5548 \times ZAC \quad (8)$$

$$Y_5 = -0.2104 \times ZGR - 0.2484 \times ZCNL + 0.7248 \times ZDEN + 0.4963 \times ZRXO + 0.5539 \times ZAC \quad (9)$$

式(5)一式(9)中: ZGR 、 $ZCNL$ 、 $ZDEN$ 、 $ZRXO$ 、 ZAC 分别为将样本数据的自然伽马(GR)、补偿中子(CNL)、

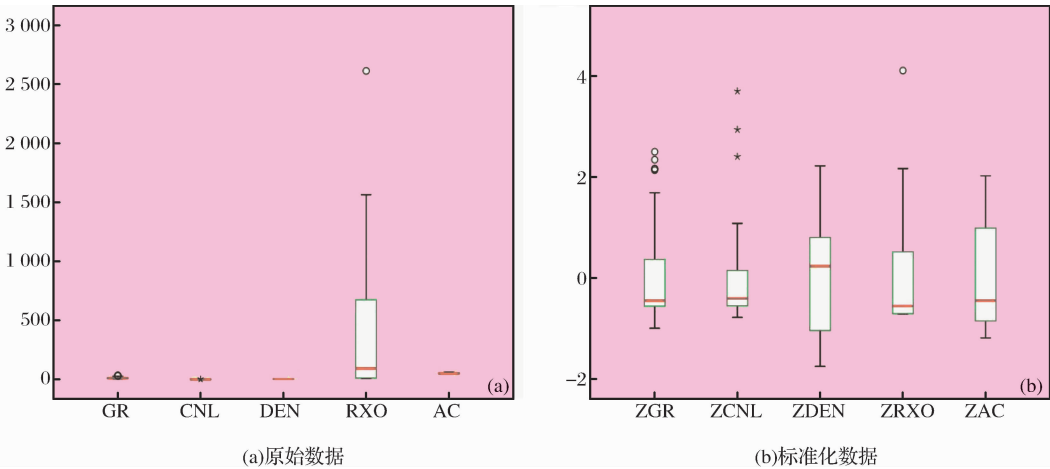


图 1 原始数据和标准化数据对比

Fig. 1 Comparison of the original and standardized data

表 3 相关系数矩阵 R

	GR	CNL	DEN	RXO	AC
GR	1.000	0.096	0.402	0.529	-0.577
CNL	0.096	1.000	0.823	-0.119	-0.486
DEN	0.402	0.823	1.000	-0.111	-0.685
RXO	0.529	-0.119	-0.111	1.000	-0.602
AC	-0.577	-0.486	-0.685	-0.602	1.000

表 4 各主成分的成分矩阵

	GR	CNL	DEN	RXO	AC
Y ₁	0.690	0.681	0.839	0.441	-0.926
Y ₂	-0.468	0.637	0.506	-0.825	0.185
Y ₃	0.537	-0.211	0.143	-0.330	0.218
Y ₄	0.128	0.293	-0.137	0.125	0.247
Y ₅	-0.007	-0.008	0.023	0.016	0.018

表 5 特征值以及主成分累计贡献率

主成分	特征值(λ)	方差贡献率/%	累计贡献率/%
Y ₁	2.696	53.915	53.915
Y ₂	1.596	31.915	85.831
Y ₃	0.510	10.195	96.025
Y ₄	0.198	3.951	99.976
Y ₅	0.001	0.024	100.000

密度 (DEN)、冲洗带电阻率 (RXO) 和声波时差 (AC) 标准化后的数据。

根据上述主成分变换模型,将主成分分析计算应用到研究区 183 块薄片鉴定样品,利用得出的样本主成分 Y₁ 值对岩性进行交会图分析,如图 2 所示。在 Y₁-Y₂ 交会图上能够有效地区分颗粒灰岩、云岩以及藻灰岩,岩性识别精度有所提高。应用主成分分析法首先对研究区某井进行了岩性解释,解释结果与薄片鉴定结果符合良好(图3),可见该方法

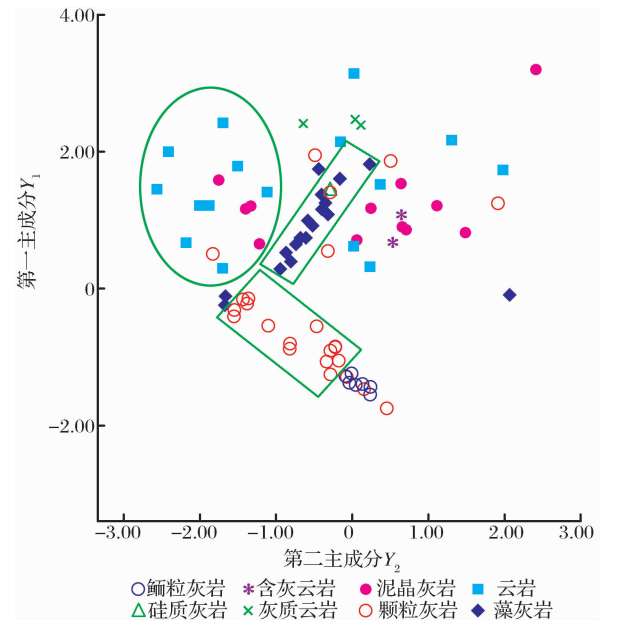


图 2 主成分分析岩性识别 Y₁-Y₂ 交会

Fig. 2 Lithology identification through principal component analysis crossplot of Y₁ and Y₂

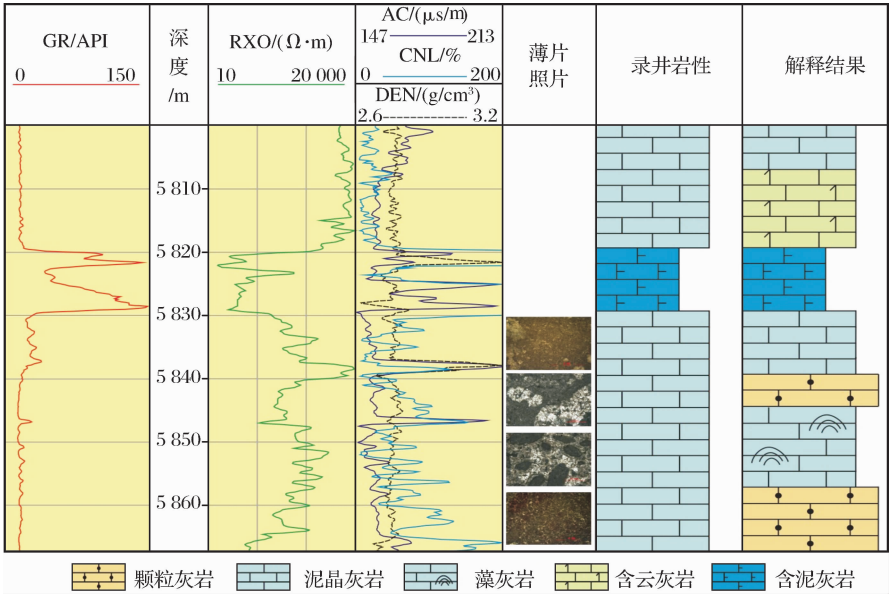


图 3 研究区 Z₁ 井岩性识别解释

Fig. 3 Lithology identification figure of Z₁ in the study area

在研究区进行碳酸盐岩岩性识别是有效的。在此基础上,对研究区其他井的岩性进行了重新解释,为该地区的进一步油气勘探奠定了坚实的基础。

4 结论

(1)塔中地区碳酸盐岩岩性复杂,并且研究区鹰山组取心资料较少,采用简单的常规测井方法难以有效地利用各种对岩性变化反应敏感的测井信息来识别岩性。为了解决这一难题,本文通过建立7口标准井,依据岩心薄片鉴定分析资料,进而对塔中地区奥陶系鹰山组碳酸盐岩不同岩性测井响应特征进行了分析,提出利用主成分分析法快速识别岩性,可以有效地从多种测井参数中提取能重点突出岩性特征的主成分。

(2)根据主成分的累计贡献率达到85%即可保留原有变量的有效信息的原理,将分析结果中累计贡献率达到85%的主成分 Y_i 采用交会图研究,可以有效地识别出颗粒灰岩、云岩以及藻灰岩,提高了岩性识别精度,有效地解决了常规测井直接使用测井变量交会图岩性识别困难的问题。通过对实例的分析,与实际符合一致性较好,表明了主成分分析法在该区进行岩性识别的可行性。

参考文献(References):

- [1] Liu Weifu. Identify lithology of carbonate rocks by fuzzy mathematics[J]. Journal of Xinjiang Petroleum Institute, 2003, 15(3): 35-39. [刘为付. 模糊数学识别深层潜山碳酸盐岩岩性[J]. 新疆石油学院学报, 2003, 15(3): 35-39.]
- [2] Draper B A, Baek K, Bartlett M S, *et al.* Recognizing faces with PCA and ICA[J]. Computer Vision Image Understanding, 2003, (11): 115-137.
- [3] Chen Jun, Liu Mingde, Yin Hong, *et al.* Application of quantitative carbonate analyzer for Ordovician reservoir in middle Tarim Basin[J]. Journal of Chongqing University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2012, 14(5): 106-108. [陈军, 刘明德, 尹宏, 等. 碳酸盐岩快速定量分析仪在塔中奥陶系中的应用[J]. 重庆科技学院学报: 自然科学版, 2012, 14(5): 106-108.]
- [4] Yu Xiulin, Ren Xuesong. Multivariate Statistic Analysis[M]. Beijing: Higher Education Press, 1999: 154-167. [于秀林, 任雪松. 多元统计分析[M]. 北京: 中国统计出版社, 1999: 154-167.]
- [5] Guo Ke, Gong Hao. Multivariate Statistical Method and Application[M]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China Press, 2003: 249-251. [郭科, 龚灏. 多元统计方法及其应用[M]. 成都: 电子科技大学出版社, 2003: 249-251.]
- [6] Mei Changlin, Fan Jincheng. Methodology of Data Analysis [M]. Beijing: Higher Education Press, 2006: 113-125. [梅长林, 范金成. 数据分析方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 113-125.]
- [7] Rong Yue, Liu Zhibin, Feng Jiyan, *et al.* Application of principal components analysis to analyze soil of sewage irrigation region[J]. Journal of Liaoning Technical University, 2007, 26: 252-254. [荣跃, 刘志斌, 冯吉燕, 等. 主成分分析在污灌区土壤分析中的应用[J]. 辽宁工程技术大学学报, 2007, 26: 252-254.]
- [8] Fang Hongwei, Sun Shiqun, Zhu Yulong, *et al.* Principal component analysis apply in water quality assessment[J]. Environmental Science and Management, 2009, 34(12): 152-154. [方红卫, 孙世群, 朱雨龙, 等. 主成分分析法在水质评价中的应用及分析[J]. 环境科学与管理, 2009, 34(12): 152-154.]
- [9] Xu Yajing, Wang Yuanzheng. The improvement of the application method of principle component analysis[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2006, 36(6): 68-75. [徐雅静, 汪远征. 主成分分析应用方法的改进[J]. 数学的实践与认识, 2006, 36(6): 68-75.]
- [10] Liu Aijinag, Zuo Lie, Li Jingjing, *et al.* Application of principal component analysis in carbonate lithology identification: A case study of the Cambrian carbonate reservoir in YH field [J]. Oil & Gas Geology, 2013, 34(2): 192-196. [刘爱疆, 左烈, 李景景, 等. 主成分分析法在碳酸盐岩岩性识别中的应用——以YH地区寒武系碳酸盐岩储层为例[J]. 石油与天然气地质, 2013, 34(2): 192-196.]
- [11] Wang Hongbo, Yao Jun, Li Shuangwen, *et al.* The correction of correspondence analysis to the lithologic identification plate of igneous rocks in Huanghua Depression [J]. Natural Gas Geoscience, 2013, 24(4): 719-724. [王宏波, 姚军, 李双文, 等. 利用对应分析法校正火成岩岩性识别图版——以黄骅凹陷为例[J]. 天然气地球科学, 2013, 24(4): 719-724.]
- [12] Li Zubing, Luo Minggao, Wang Jianwei, *et al.* Research on methods of identifying volcanic rocks: An example from Shahejie Group in 5th structure, Nanpu [J]. Natural Gas Geoscience, 2009, 20(1): 113-118. [李祖兵, 罗明高, 王建伟, 等. 利用测井资料识别火山岩岩性的方法探讨——以南堡5号构造沙河街组岩性圈闭为例[J]. 天然气地球科学, 2009, 20(1): 113-118.]
- [13] Liu Qianru, Xue Linfu, Pan Baozhi, *et al.* Study on glutenite reservoir lithology identification in Lishu fault [J]. Well Logging Technology, 2013, 37(3): 269-273. [刘倩茹, 薛林福, 潘保芝, 等. 梨树断陷砂砾岩测井岩性识别[J]. 测井技术, 2013, 37(3): 269-273.]
- [14] Chen Kewei, Dou Li, Sun Fengxia. Logging interpretation method of the lithology of carbonate rock bearing formation [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 1999, 18(6): 45-47. [陈可为, 窦立, 孙凤霞. 含碳酸盐岩地层岩性测井解释方法[J]. 大庆石油地质与开发, 1999, 18(6): 45-47.]
- [15] Huang Chuankun, Wang Yuanqing. Application research of principal component analysis[J]. Modern Business Trade In-

dustury,2011,17:26-28.[黄传坤,王远清.主成分分析方法的应用研究[J].现代商贸工业,2011,17:26-28.]

[16] Song Yanjie,Liu Pengqi,Yan Weilin. Lithology identification of M group of N oilfield based on principal component analysis method[J]. Journal of Heilongjiang Institute of Science & Technology,2013,23(2):173-175.[宋延杰,刘鹏奇,闫伟林.基于主成分分析法的N油田M油组储层岩性识别[J].黑龙江科技学院学报,2013,23(2):173-175.]

[17] Wang Yonggang. Application of principal component analysis based on SPSS in identification of the complicated oil and water layers—take central section of Junggar Basin as an example [J]. Inner Mongolia Petrochemical Industry, 2012, 13: 41-143.[王永刚.基于SPSS的主成分分析在复杂碎屑岩油层

识别中的应用——以准噶尔盆地腹部中1区为例[J].内蒙古石油化工,2012,13:41-143.]

[18] Wang Hongbo,Yao Jun,Li Shuangwen,*et al.* The correction of correspondence analysis to the lithologic identification plate of igneous rocks in Huanghua Depression[J]. Natural Gas Geoscience,2013,24(4):719-724.[王宏波,姚军,李双文,等.利用对应分析法校正火成岩岩性识别图版——以黄骅凹陷为例[J].天然气地球科学,2013,24(4):719-724.]

[19] Song Qiuqiang,Zhang Zhansong,Zhang Chong,*et al.* Application of logging facies-lithofacies analysis in complex lithology [J]. Journal of Oil and Gas Technology,2013,35(7):78-81.[宋秋强,张占松,张冲,等.测井相—岩相分析技术在复杂岩性中的应用[J].石油天然气学报,2013,35(7):78-81.]

Application of Principal Component Analysis in Carbonate Lithology Identification of the Ordovician Yingshan Formation in Tazhong Area

YANG Zhao-shuan¹, LIN Chang-song², YIN Hong³, LI Hao²,
WANG Qing-long¹, XUE Xue-ya¹, GAO Da⁴

(1. School of Energy Resources, China University of Geosciences, Beijing 100083, China;
2. School of Ocean Sciences, China University of Geosciences, Beijing 100083, China;
3. Tarim Oilfield Company, PetroChina, Korla 841000, China;
4. School of Geosciences, Yangtze University, Wuhan 430100, China)

Abstract: It is difficult to recognize complex lithology of the Ordovician carbonate in Tazhong area by conventional logging analysis with too little core data of Yingshan Formation. To solve this problem, seven wells with complete core slice, borehole and logging data of the Yingshan Formation were selected as standard wells. We chose five logging curves of GR, CNL, DEN, RXO, AC which have sensitive reaction to lithology change. Using the principal component analysis, we constructed five comprehensive variables including Y_1 – Y_5 . Among these variables, the variance proportion of Y_1 and Y_2 accounts for 85.83% of the total contribution ratio, so they can replace the original five variables efficiently as two principal components. Through the analysis of crossplot of Y_1 and Y_2 , we can identify the grain stone, dolomite and algal limestone effectively. We depicted the carbonate lithology of non-complete wells from the Ordovician Yingshan Formation in Tazhong area precisely. Compared with the conventional logging analysis, the principal component analysis can integrate more parameters and adapt to the quantitative recognition of carbonate lithology.

Key words: Carbonate rock; Principal component analysis; Lithology identification; Log response; Yingshan Formation