



移动扫码阅读

左明玺 杜松 李媛 等.基于 RBF 神经网络的矿井突水水源识别方法研究[J].能源环境保护 2020,34(5):47-52.
ZUO Mingxi, DU Song, LI Yuan, et al. Research on identification method of mine water inrush source based on RBF neural network[J]. Energy Environmental Protection, 2020, 34(5): 47-52.

基于 RBF 神经网络的矿井突水水源识别方法研究

左明玺¹ 杜松^{2,*} 李媛² 梁戈龙¹

(1. 华能庆阳煤电有限责任公司核桃峪煤矿, 甘肃 庆阳 745000; 2. 中国煤炭地质总局勘查研究总院, 北京 100039)

摘要: 采用 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 Cl^- 、 SO_4^{2-} 和 HCO_3^- 六种常规水化学指标作为矿井突水水源识别的依据, 利用 Piper 三线图分析了各充水水源水化学特征, 筛选出适用于模型构建的样本。运用 SPSS 软件构建 RBF 神经网络, 对 6 组待测样本进行识别。结果表明: RBF 神经网络对孔隙水、地表水和奥灰水的判别正确率均为 100%, 对于砂岩水和太灰水的判别正确率分别为 91.7% 和 50%; 经过待判检验, RBF 神经网络待判检验正确率为 92.3%。

关键词: 矿井突水; 水源识别; RBF 神经网络

中图分类号: X752

文献标识码: A

文章编号: 1006-8759(2020)05-0047-06

Research on identification method of mine water inrush source based on RBF neural network

ZUO Mingxi¹, DU Song^{2,*}, LI Yuan², LIANG Gelong¹

(1. Hetaoyu Coal Mine, Huaneng Qingyang Coal Power Co., Ltd, Qingyang 745000, China; 2. General Prospecting Institute China National Administration of Coal Geology, Beijing 100039, China)

Abstract: Taking six conventional hydrochemical indexes ($\text{Na}^+ + \text{K}^+$, Ca^{2+} , Mg^{2+} , Cl^- , SO_4^{2-} and HCO_3^-) as the discrimination indexes for identifying mine water inrush sources, Piper Trilinear Diagram was applied to analyze the hydrochemical characteristics of each water filling source and screen the water samples suitable for model construction. The RBF neural network was constructed by SPSS software to identify 6 groups of samples. The results showed that the discrimination accuracy of RBF neural network was 100% for pore water, surface water and Ordovician limestone, 91.7% for sandstone water and 50% for Taiyuan limestone water. The pending inspection accuracy of RBF neural network was 92.3%.

Key Words: Mine water inrush; Water source recognition; RBF neural network

0 引言

水害是煤矿生产中最常见的五大灾害之一。2010 年以来, 我国煤矿发生涌突水事故 71 起, 造成 450 多人死亡^[1]。因此, 突水问题已经成为制约煤炭高效开发的关键问题。准确识别突水源是解决煤矿突水问题的前提。目前, 已有研究开发

出大量可用于突水源识别的方法, 包括水化学分析、粒子跟踪法、功率谱法和同位素示踪技术等^[2-4]。在这些方法中, 水化学分析是最基本的方法, 因为水的地球化学特征取决于水-岩相互作用过程, 而水-岩相互作用过程受地下水动力学和岩性等控制^[5]。因此, 分析研究地下水的化学特征和分布规律, 有助于更好地认识地下水的补给、径

收稿日期: 2020-07-05

基金项目: 中国煤炭地质总局科技项目 ZMKJ-2019-J08

第一作者简介: 左明玺 (1963-) 男, 甘肃庆阳人, 工程师, 主要研究方向为煤矿防治水。E-mail: 873405520@qq.com

通信作者简介: 杜松 (1987-) 男, 黑龙江齐齐哈尔人, 副研究员, 博士研究生, 主要研究方向为煤矿矿井水及煤化工废水处理。Tel: 13381166663。E-mail: du@cct.org.cn

流和排泄条件。淄博矿区矿井水中 Ca^{2+} 和 Mg^{2+} 来自方解石和绿泥石,而 Na^+ 和 Cl^- 则来自沿海降水和古海水。现场实践证明,水化学分析是一种高效、可靠、经济的水源识别方法。

基于水化学特征的水源识别方法主要采用多种定量方法,建立基于水化学特性的评价模型。早期有专家利用水化学方法成功识别了山东省岱庄生建煤矿突水来源和突水通道,为后续处理水灾害工作提供了基础^[6]。有研究根据焦作矿区水文地质条件,收集了 6 种类型的水化学因子,建立了矿井水识别模型。利用遗传算法支持向量机模型对马鹿坪矿的突水成因进行了识别,并基于 11 个水化学因素取得了成功的结果^[7]。此外,还有其他有效的方法,如拓扑方法、数字差分分析方法、主成分分析(PCA)方法和贝叶斯方法等,以上方法都取得了一定效果^[7-13]。

然而,由于煤矿开采时不同含水层之间的水力联系日益加强,不同含水层的混合可能通过裂缝发生,采自矿区的地下水样品不能准确反映含水层水的水化学特征。因此,选择具有代表性的突水含水层水样是十分必要的。此外,与其他识别方法如模糊评判、数理统计、灰色关联度等方法相比,人工神经网络在研究非线性和不规则模型问题中应用广泛,其不需要精确输入输出数据关系,可将不完整的信息与输入输出情况一起处理,从而提供更准确的预测^[14],对矿井涌水水源识别具有重大意义。在此基础上,以潞安矿区为例,利用 Piper 三线图上水样的集中分布来选择典型的水样,删除异常水样。采用基于 RBF 神经网络的突水水源识别方法进行识别,为防治突水灾害提供指导。

1 RBF 神经网络原理

人工神经网络模型由三层组成,分别是输入层、中间的隐含层和输出层。建模过程包括多参数选择、模型建立和修改,最后是结果评价。由加权线性组合形成的一组基函数称为径向基函数^[14]。RBF 神经网络是一种递归神经网络,可以表示为公式(1):

$$f(x) = \sum_{i=1}^m w_i \phi_i(\|x - x_i\|) \quad (1)$$

式中 x_i 为第 i 个输入; ϕ 表示函数; w_i 表示连接隐藏层和输出层第 i 个节点的关联权值; $\|x - x_i\|$ 表示欧几里得函数。

RBF^[15] 具有结构自适应、快速收敛到最优解、输出值与主分配权项的独立性以及良好的精度等优点。输出层执行线性合并,其中数据的非线性显示到另一个新生成的线性域^[16]。嵌入高斯响应函数的隐藏层创建了对馈电数据的局部反馈。用于建模目的的 RBF 网络有很多,而高斯型的 RBF 网络受到了许多研究者的关注。在这种 RBF 形式下,径向基函数可表示为式(2):

$$\phi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

其中 r 表示空间任一点 x 到网络中心 c 之间的欧氏距离, σ 为径向基函数的宽度参数。

2 水源识别模型的建立

2.1 样本数据的选择与处理

潞安矿区属于典型的华北型煤田,顶板直接充水水源为二叠系砂岩裂隙含水层与第四系孔隙含水层,底板间接充水水源为奥陶系裂隙岩溶含水层和上石炭统太原组薄层灰岩含水层(图1)。另外,矿区 3 号煤层有大规模区域与绛河和漳泽水库保护煤柱范围重叠,其第四系含水层接受地表水体和大气降水补给。因此,大气降水和地表水为间接充水水源。

不同含水层的采样可能受到人类活动或其他因素的干扰,因此,在同一含水层中可能出现异常的水化学离子。同一含水层的异常离子不能反映该含水层地下水的水化学特征。因此,从 Piper 三线图中选取了典型的水样。根据同一含水层不同离子含量基本相似、水化学类型基本一致的原则,选取离子含量变化一致的水样。该步骤是为了消除离子含量与其他水样相差较大的水样。因此,通过选取代表突水含水层的典型水样建立了判别方法。本文针对第四系孔隙水、二叠系砂岩裂隙水、奥陶系中统灰岩裂隙岩溶水进行了样本筛选,太原组灰岩裂隙岩溶水由于仅有两个样本,故未进行筛选。

(1) 地表水的水质类型

地表水化学分析样品共两个。如图 2 所示, Ca^{2+} 、 Na^+ 、 K^+ 、 HCO_3^- 是第四系孔隙水样中的主要离子。 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 Na^+ 、 K^+ 、 HCO_3^- 、 SO_4^{2-} 、 Cl^- 的摩尔分数主要分别为 40%、20%、30%、50%~60%、20%~30%、10%~20%。水质类型主要为 Ca-Na-HCO₃ 型。水样 1(Na-HCO₃) 中 Na^+ 含量较高,因此将其排除,不作为地表水的典型样本。

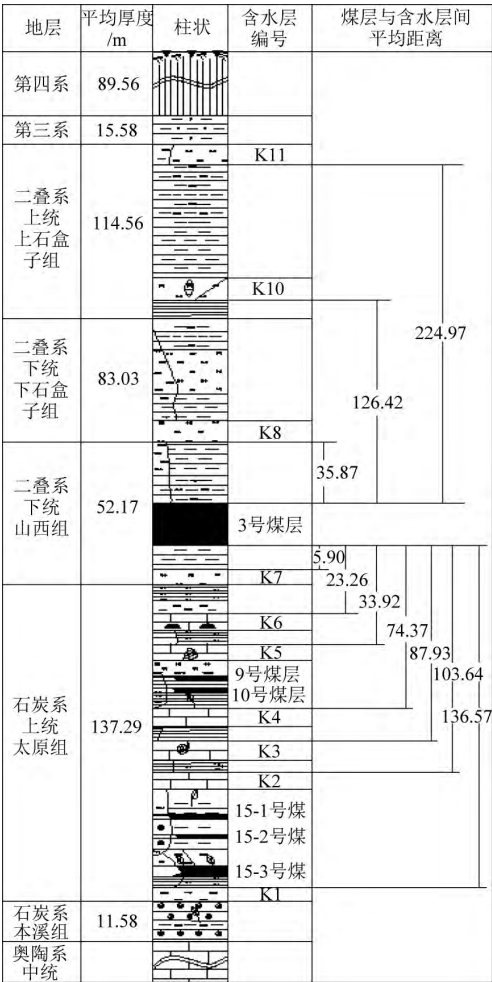


图 1 3 号煤层与各含水层位置关系图

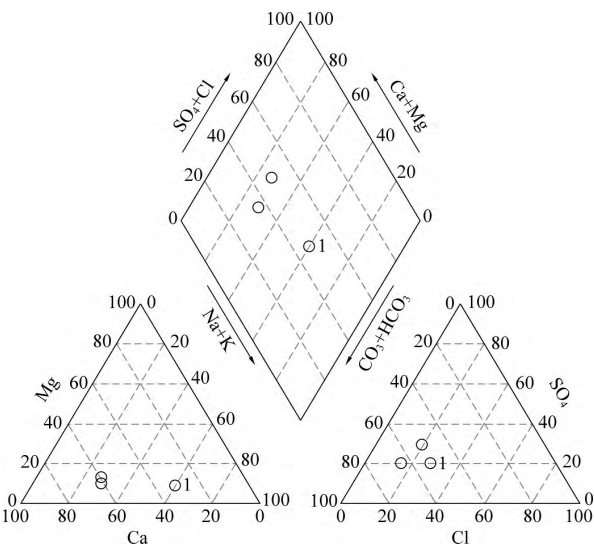


图 2 地表水 Piper 三线图

(2) 第四系孔隙水的水质类型

第四系孔隙水化学分析样品共两个。如图 3 所示 Mg^{2+} 、 Ca^{2+} 、 HCO_3^- 和 SO_4^{2-} 是第四系孔隙水样中的主要离子。 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 $Na^+ + K^+$ 、 HCO_3^- 、

SO_4^{2-} 、 Cl^- 的摩尔分数分别为 10% ~ 20%、70% ~ 90%、0 ~ 10%、60% ~ 80%、10% ~ 20%、10% ~ 20%。水质类型主要为 $Mg-Ca-HCO_3$ 型。

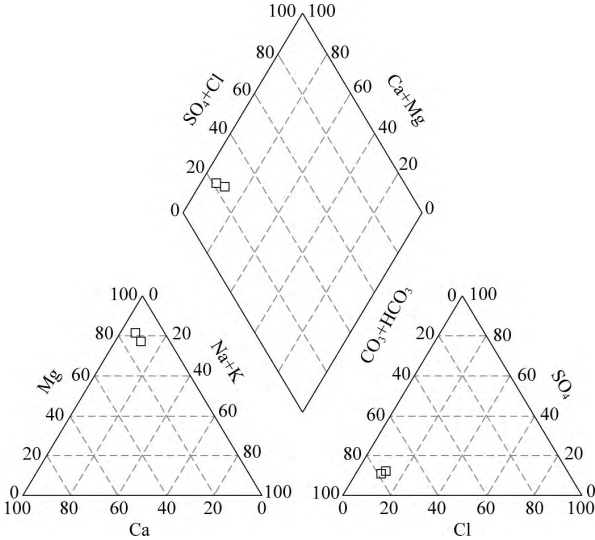


图 3 第四系孔隙水 Piper 三线图

(3) 二叠系砂岩裂隙水的水质类型

二叠系砂岩孔隙裂隙水共有水质分析样 12

个。如图 4 所示, $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 HCO_3^- 、 Cl^- 是二叠系砂岩裂隙水中的主要离子。 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 HCO_3^- 、 SO_4^{2-} 、 Cl^- 的摩尔分数分别为 0~20%、0~10%、80%~100%、50%~80%、0~20%、10%~50%。水质类型主要为 $\text{Na}-\text{HCO}_3-\text{Cl}$ 型。

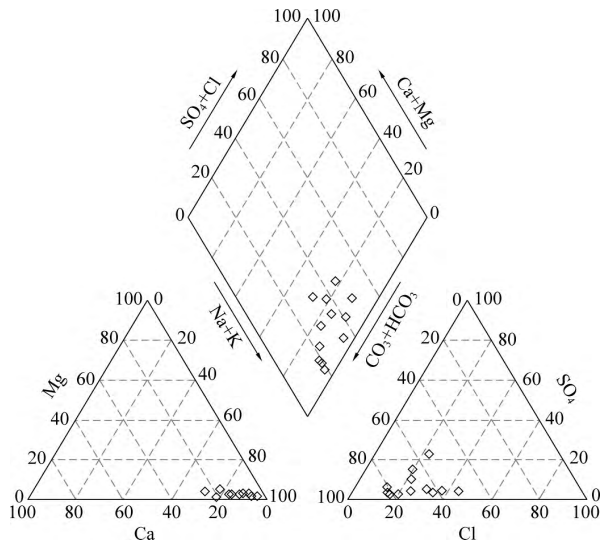


图 4 二叠系砂岩裂隙水 Piper 三线图

(4) 奥陶系中统灰岩裂隙岩溶水的水质类型

奥陶系中统灰岩裂隙岩溶水共有水质分析样 12 个。如图 5 所示, Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 HCO_3^- 、 SO_4^{2-} 是奥陶系中统灰岩裂隙岩溶水中的主要离子。大部分样品中 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 $\text{Na}^+ + \text{K}^+$ 、 HCO_3^- 、 SO_4^{2-} 、 Cl^- 的摩尔分数为 40%~60%、20%~40%、10%~30%、10%~40%、60%~80%、0~20%。水质类型主要为 $\text{Na}-\text{HCO}_3-\text{Cl}$ 型。奥陶系中统灰岩裂隙岩溶水的水质类型为 $\text{Ca}-\text{Mg}-\text{SO}_4-\text{HCO}_3$ 型。水样 1、2、3($\text{Ca}-\text{Na}-\text{HCO}_3$) 中 HCO_3^- 含量相对较高, 而水样 4($\text{Mg}-$

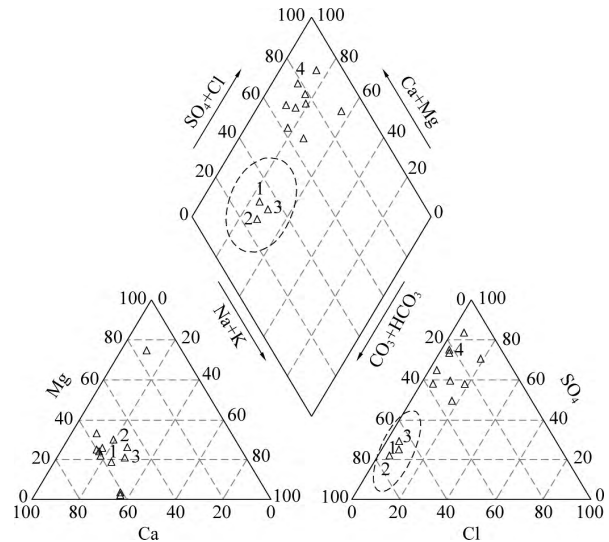


图 5 奥灰水 Piper 三线图

$\text{Ca}-\text{SO}_4$) 中 Mg^{2+} 浓度是其它样品的 2~3 倍, 因此将这四个样品排除, 不作为典型的奥灰水样。

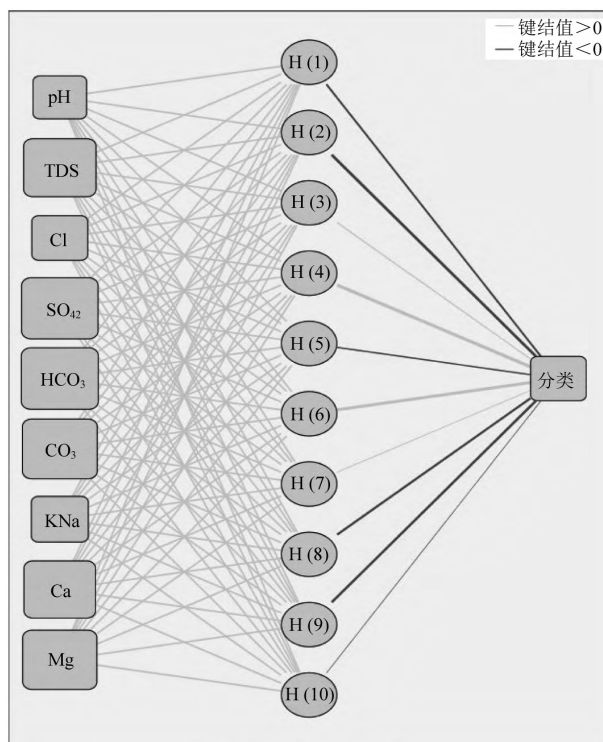
2.2 水源识别模型的训练

利用 SPSS 软件建立 RBF 神经网络, 在筛选后的共 26 典型样品中选取 20 个作为训练样本, 6 个作为测试样本, RBF 神经网络图详见图 6。由图 6 可知, 该神经网络输入层共 9 个变量, 隐层共 10 个, 每隐层 1 个神经元, 隐层的激活函数为 Soft-max, 输出层激活函数为恒等函数。

RBF 神经网络观察预测图见图 7 所示, 由该图可知, RBF 神经网络对孔隙水、地表水和奥灰水的判别正确率均为 100%, 而对于砂岩水和太灰水分别为 91.7% 和 50%。经过待判检验, RBF 神经网络待判检验正确率为 92.3%, 待判检验具体情况见表 1。

表 1 RBF 神经网络判别水样结果

原属类别	判别归属					正确率/%
	地表水	孔隙水	砂岩水	太灰水	奥灰水	
地表水	2	0	0	0	0	100
孔隙水	0	2	0	0	0	100
砂岩水	0	0	11	0	1	91.7
太灰水	0	0	0	1	1	50
奥灰水	0	0	0	0	8	100



隐藏层激活函数: Softmax
输出层激活函数: 恒等

图 6 RBF 神经网络图

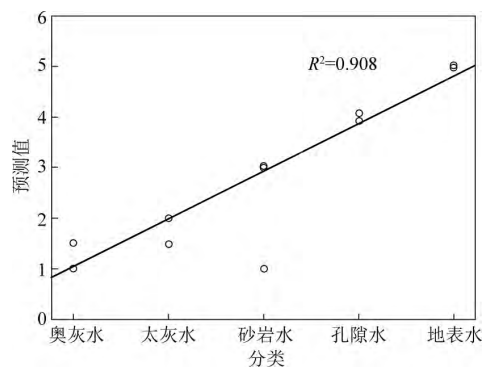


图 7 RBF 神经网络观察预测图

3 结论

(1) 本文利用 Piper 三线图对各充水水源水化学特征进行了分析,确定各水源的典型水质类型,筛除非典型样本,筛选出适用于模型构建的样本。

(2) 本文运用 SPSS 软件构建 RBF 神经网络对样本水源进行预判,结果显示 RBF 神经网络对孔隙水、地表水和奥灰水的判别正确率均为 100%,而对于砂岩水和太灰水分别为 91.7% 和 50%。经过待判检验, RBF 神经网络待判检验正确率为 92.3%。该方法克服了建立精确模型的困难,将水化学指标作为网络输入向量,对应水源层为输出向量,不需要精确的输入输出数据关系,方

法简单、易操作。

参考文献

- [1] CHANG Q, SUN X, ZHOU H, et al. A multivariate matrix model of analysing mine water bursting and its application [J]. Desalination and Water Treatment, 2018, 123: 20-26.
- [2] HOWLADAR M F, DEB P K, MUZEMDER A T M S H, et al. Evaluation of water resources around Barapukuria coal mine industrial area, Dinajpur, Bangladesh [J]. Applied Water Science, 2014, 4 (3): 203-222.
- [3] JUN M, YINGMEI Z. A new dynamic assessment for multi-parameters information of water inrush in coal mine [J]. Energy Procedia, 2012, 16: 1586-1592.
- [4] WU Q, WANG M, WU X. Investigations of groundwater bursting into coal mine seam floors from fault zones [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2004, 41 (4): 557-571.
- [5] WOLKERSDORFER C, NORDSTROM D K, BECKIE R D, et al. Guidance for the integrated use of hydrological, geochemical, and isotopic tools in mining operations [J]. Mine Water and the Environment, 2020, 39 (2): 204-228.
- [6] 黄国华, 刘生忠, 吴祥, 等. 采面回采过程中出现突水征兆的分析与防治 [J]. 山东煤炭科技, 2003 (1): 44-45.
- [7] ZHANG X L, ZHANG Z X, PENG S P. Application of the second theory of quantification in identifying gushing water sources of coal mines [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2003, 32 (3): 251-254.
- [8] CHEN H J, LI X B, LIU A H. Studies of water source determi-

- nation method of mine water inrush based on Bayes' multi-group stepwise discriminant analysis theory [J]. Rock & Soil Mechanics, 2009, 30 (12): 3655-3659.
- [9] HUANG P, WANG X. Piper-PCA-Fisher recognition model of water inrush source: A case study of the Jiaozuo Mining Area [J]. Geofluids, 2018, 2018: 1-10.
- [10] HUANG P, YANG Z, WANG X, et al. Research on Piper-PCA-Bayes-LOOCV discrimination model of water inrush source in mines [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2019, 12 (11): 334.
- [11] LIU Q, SUN Y, XU Z, et al. Application of the comprehensive identification model in analyzing the source of water inrush [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2018, 11 (9): 189.
- [12] YANG Z, YUN-DONG M A, HAO W U. EW-UCA model for identifying mine's water-filled source and its application [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2014: 32-37.
- [13] 宫凤强, 鲁金涛. 基于主成分分析与距离判别分析法的突水水源识别方法 [J]. 采矿与安全工程学报, 2014, 31 (2): 236-242.
- [14] LI L K, JAMIL S N A M, ABDULLAH L C, et al. Application of feed-forward and recurrent neural network in modelling the adsorption of boron by amidoxime-modified poly (Acrylonitrile-co-Acrylic Acid) [J]. Environmental Engineering Research, 2019, 25 (6): 830-840.
- [15] XIA C, WANG J, MCMENEMY K. Short, medium and long term load forecasting model and virtual load forecaster based on radial basis function neural networks [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2010, 32 (7): 743-750.
- [16] TATAR A, SHOKROLLAHI A, MESBAH M, et al. Implementing radial basis function networks for modeling CO₂-reservoir oil minimum miscibility pressure [J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2013, 15: 82-92.