

基于 BP 神经网络的产水气井井底流压计算模型

何东¹, 刘世界², 杨宇光¹, 张明明¹, 肖华旗², 叶超¹

1. 中联煤层气有限责任公司 北京 100011

2. 中海油能源发展股份有限公司采油服务分公司 天津 300452

通讯作者: Email: liushj23@cnooc.com.cn

项目支持: 国家科技重大专项“临兴—神府地区煤系地层煤层气、致密气、页岩气合采示范工程”(2016ZX05066)

引用: 何东, 刘世界, 杨宇光, 等. 基于 BP 神经网络的产水气井井底流压计算模型[J]. 油气井测试, 2023, 32(2): 8-12.

Cite: HE Dong, LIU Shijie, YANG Yuguang, et al. BP neural network based BHFP prediction model for water-producing gas wells[J]. Well Testing, 2023, 32(2): 8-12.

摘要 产水气井井底流压主要采用测试与计算方法获取, 其中测试方法成本较高, 而计算方法对产水的气井适应性差。通过对产水气井的井筒管流方程进行分析, 筛选出影响井底流压的参数; 采用 Pearson 相关法, 确定影响井底流压的 4 个主要参数。根据参数特点, 构建了基于 BP 神经网络的井底流压预测模型, 输入神经元 4 个, 输出神经元 1 个, 隐含层神经元 4~13 个。收集国内某气田 108 口产水气井资料, 对 BP 神经网络模型进行训练, 并使用 10 组实测数据进行模型精度验证。结果显示, 该模型预测数据与实测数据相关系数达 0.993, 10 组验证数据相对误差在 10% 以内, 平均相对误差仅 4.6%, 预测效果较好, 具有较好的实用与推广价值。

关键词 BP 神经网络模型; 产水气井; 井底流压; 压力预测; Pearson 相关法; 预测数据; 实测数据; 相关系数

中图分类号: TE377 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19680/j.cnki.1004-4388.2023.02.002

BP neural network based BHFP prediction model for water-producing gas wells

HE Dong¹, LIU Shijie², YANG Yuguang¹, ZHANG Mingming¹, XIAO Huaqi², YE Chao¹

1. China United Coalbed Methane Co., Ltd., Beijing 100011, China

2. CNOOC Energy Technology & Services-Oil Production Services Co., Tianjin 300452, China

Abstract: Bottomhole flowing pressure (BHFP) in water-producing gas wells is mainly obtained through testing and calculation. However, testing is costly, and calculation is less adaptable to water-producing gas wells. By analyzing the wellbore flow equation for water-producing gas wells, the parameters affecting the BHFP were figured out. By using the Pearson correlation method, four main parameters affecting the BHFP were determined. Based on the characteristics of these parameters, a BP neural network based BHFP prediction model was constructed, with four input neurons, one output neuron, and 4 to 13 hidden layer neurons. The model was trained with data from 108 water-producing gas wells in a gas field in China, and verified using 10 sets of measured data. The results show that the correlation coefficient between the predicted data and the measured data is 0.993, and the relative error of the 10 sets of verification data is below 10%, with an average relative error of only 4.6%, suggesting good prediction results. The proposed model is of practical significance for promotion.

Keywords: BP neural network based model; water-producing gas well; BHFP; pressure prediction; Pearson correlation method; predicted data; measured data; correlation coefficient

井底流压是气井产能评价、生产动态分析等分析工作的重要参数, 其数据精度直接关系到气井无阻流量、动储量等参数的计算精度。井底流压数据获取的方法主要有下压力计测试方法、公式计算方法, 其中下压力计成本较高, 难以推广应用; 而计算方法因操作简便、成本低廉得到广泛应用。目前形

成了较多的井底流压计算方法^[1-3], 其中, Cullender 和 Smith 提出的计算模型至今仍为气藏工程中井底流压计算的首选方法之一, 被广泛应用于干气井的井底流压计算。然而天然气井普遍产水, 特别是致密砂岩气井, 由于气井出水改变了井筒中的流动状态, 流动过程中的具有较强非线性特征, Cullender-

Smith 模型无法准确描述流动过程,适用性较差。Hagedorn-Brown^[4]、Orkiszewski J^[5]、张仕强等^[6]在一定假设前提下,提出了产水气井的井底流压计算模型,但由于假设条件较多,非线性强,计算结果与实际测试结果的偏差较大。

近年来,BP神经网络模型^[7-12]已在油气田开发研究中广泛应用。这种算法的优点在于它能够充分考虑自然现象中的多个复杂因子,及其各因子间的非线性复杂相互作用,实现对客观现象的最优化表征和拟合,能有效地预测油气田勘探、开发、生产等指标。本文建立出基于BP神经网络的井底流压计算方法,解决了气水两相复杂流态非线性流动的压力计算问题,提高了井底流压的预测精度。

1 BP神经网络基本原理

人工神经网络模型^[13]是把所有人体神经元加以抽象,并按不同的连接形式形成一个简单组成或多种可以模拟人脑神经的信息形式网络系统。它对非线性系统具有良好的逼近能力,具备并行处理、容错性、自学习等性质,在系统建模、控制、模式识别等广泛应用。其中BP神经网络是一种能从样本中有效学习判别函数的系统,是目前技术最成熟并且应用最广泛的网络之一。图1为常见的三层BP神经网络结构图。

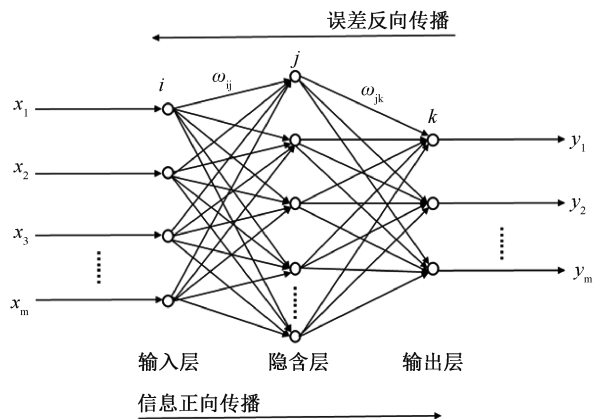


图1 三层BP神经网络结构

Fig. 1 Three layer BP neural network structure

BP神经网络模型是利用反向传播误差的方法,训练前馈式系统,由一个输入层、任意一个隐含层和一个输出层组成。正向传播的输入参数与输出参数的关系为

$$z_j = \sum_{i=1}^M w_{ij}x_i + b_j \quad (1)$$

式中: z_j 为第 j 个节点的净输出值; w_{ij} 为第 i 个节点与第 j 个节点间的权重值; x_i 为第 i 个节点的输入值; b_j 为第 j 个节点的阈值; M 为输入层节点数。

$$y_j = f(z_j) = \frac{1}{1 + e^{-z_j}} \quad (2)$$

式中: y_j 第 j 个节点的标签值; $f(z_j)$ 为sigmoid激活函数。

反向误差传播时,采用梯度下降法,损失函数的计算式为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N (x_j - y_j)^2 \quad (3)$$

式中: E 为损失函数; N 为输出层节点数。

权重值和阈值的修正量与损失函数对该节点的梯度成正比,修正后的权重值、阈值计算公式分别为

$$\Delta w_{ij} = -\eta_1 \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \Delta b_j = -\eta_2 \frac{\partial E}{\partial b_j} \quad (4)$$

式中: η_1 、 η_2 分别为权重值和阈值的 learning rate; Δw_{ij} 、 Δb_j 分别为权重值和阈值的修正量。

$$Q_{ij} = w_{ij} + \Delta w_{ij}, Y_j = b_j + \Delta b_j \quad (5)$$

式中: Q_{ij} 为第 i 个节点与第 j 个节点间修正后的权重值; Y_j 为修正后的阈值。

2 井底流压预测模型建立

根据井筒压力梯度方程及 Pearson 相关分析法确定了井底流压的计算关键参数,并构建了网络结构,使用样本数据对BP网络模型进行学习训练,建立了井底流压BP网络预测模型。

2.1 参数选取

2.1.1 影响因素分析

产水气井筒压力梯度方程为^[14]

$$\frac{dp}{dz} = \rho_w H_w g + \rho_g (1 - H_w) g + f_m \frac{(\rho_w q_w + \rho_g q_g)(q_w + q_g)}{2DA^2} \quad (6)$$

式中: p 为压力,MPa; z 为深度,m; ρ_g 为天然气密度, kg/m^3 ; ρ_w 为地层水密度, kg/m^3 ; H_w 为持液率,无量纲; g 为重力加速度, m/s^2 ; f_m 为气水混合物摩擦阻,MPa; q_w 为产水量, m^3/d ; q_g 为产气量, m^3/d ; D 为生产管柱直径,m; A 为生产管柱截面积, m^2 。

公式(6)的参数中,持液率 H_w 与流体摩擦 f_m 计算较为困难,针对这两参数国内外学者开展了部分研究,计算结果存在一定差异。持液率 H_w 与产水量、产气量、天然气密度、地层水密度、表面张力、

地层水黏度等相关。气水混合物摩阻 f_m 与产气量、产水量、气水混合物密度、气水混合物黏度、油管尺寸等相关。持液率 H_w 、流体摩阻 f_m 与各参数间都具有较强的非线性性质,直接确定二者较为困难。但由如上分析可确定,与井底流压相关的参数为油压、井深、产水量、产气量、天然气密度、地层水密度、地层水黏度等。

2.1.2 相关性分析及参数选取

收集国内资料较为完整气井数据,共 108 口井,包括产水量、产气量、井深、井口压力数据、水气比、井底流压等,其中水气比范围 $0.2 \sim 11.1 \text{ m}^3/10^4 \text{ m}^3$ (见表 1)。

将井底流压影响因素中的 8 个变量与井底流压进行 Pearson 相关系数计算(见表 2),确定出有 5 个变量与井底流压存在较高的相关性关系,分别是:井口油压>测压处深度>水气比>产气量>产水量。

表 2 井底流压与各影响因素的相关系数表
Table 2 Correlation coefficient between bottom hole flowing pressure and various influencing factors

	油压/ MPa	测压深 度/m	产气量/ ($10^4 \text{ m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	地层水密度/ ($\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$)	天然气密度/ ($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	地层水黏度/ ($\text{mPa} \cdot \text{s}$)	产水量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	水气比/ [$\text{m}^3 \cdot (10^{-4} \text{ m}^{-3})$]	井底流压/ MPa
油压/MPa	1.00	0.42	0.44	-0.26	0.18	0.03	-0.14	-0.17	0.99
测压深度/m	0.42	1.00	0.21	-0.45	-0.01	0.00	0.00	-0.07	0.43
产气量/($10^4 \text{ m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	0.44	0.21	1.00	-0.37	-0.04	-0.04	0.05	-0.26	0.39
地层水密度/($\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$)	-0.26	-0.45	-0.37	1.00	0.08	-0.21	-0.34	-0.10	-0.29
天然气密度/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	0.18	-0.01	-0.04	0.08	1.00	0.01	-0.08	-0.04	0.16
地层水黏度/($\text{mPa} \cdot \text{s}$)	0.03	0.00	-0.04	-0.21	0.01	1.00	0.06	0.05	0.05
产水量/($\text{m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	-0.14	0.00	0.05	-0.34	-0.08	0.06	1.00	0.65	0.34
水气比/[$\text{m}^3 \cdot (10^{-4} \text{ m}^{-3})$]	-0.17	-0.07	-0.26	-0.10	-0.04	0.05	0.65	1.00	0.41
井底流压/MPa	0.99	0.43	0.39	-0.29	0.16	0.05	0.34	0.41	1.00

2.2 数据预处理

训练样本包含多种因子,且各因子间的量纲不相同,在模拟与训练过程中,由于数据数量级间差异很大,会造成 BP 神经网络模型预测稳定性降低。为了进一步提高本模型的预测准确性,对输入信息及输出结果进行了标准化数据处理。

标准化数据处理公式如下^[15]

$$X^* = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \tag{7}$$

$$Y^* = \frac{Y - Y_{\min}}{Y_{\max} - Y_{\min}} \tag{8}$$

式中: X 、 X^* 、 Y 、 Y^* 分别表示输入层、输出层归一化前后的变量数据; X_{\min} 、 X_{\max} 、 Y_{\min} 、 Y_{\max} 分别表示样本数据中的输入层、输出层的最小值、最大值。

BP 神经网络模型的计算结果为标准化后的预测结果,因此需对预测结果进行反标准化处理,以

由于这四种变量的相关系数绝对值均大于 0.3,且均通过了 P 值检验,因此将这四组变量加入 BP 神经网络预测模型,其余三个变量由于与井底流压相关性较低,不考虑加入本模型。

表 1 本文收集的井底流压各影响因素数据范围
Table 1 Data range of influencing factors of bottom hole flowing pressure collected in this paper

名称	数据范围
油压/MPa	2 ~ 48
测压深度/m	2 450 ~ 3 100
产气量/($10^4 \text{ m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	1.2 ~ 21.7
地层水密度/($\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$)	1.03 ~ 1.09
天然气密度/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	0.56 ~ 0.59
地层水黏度/($\text{mPa} \cdot \text{s}$)	0.6 ~ 1.0
产水量/($\text{m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	0.9 ~ 78
水气比/[$\text{m}^3 \cdot (10^{-4} \text{ m}^{-3})$]	0.2 ~ 11.1
井底流压/MPa	5.2 ~ 56.7

得到井底流压预测值。通过(8)式转换可得反标准化计算公式为

$$Y = Y(Y_{\max} - Y_{\min}) + Y_{\min} \tag{9}$$

2.3 神经网络模型建立

根据井底流压计算关键参数情况构建了网络结构,并使用样本数据对网络模型进行学习训练。

2.3.1 神经网络结构设计

Robert Hecht-Nielsen^[16]证实了 3 层 BP 神经网络结构的可反应输出层与输入层的对应关系,结果可逼近任意连续性函数,因此,本文训练模型选取 3 层 BP 神经网络来建立影响参数与井底流压之间的关系。

确定神经网络结构的关键在于选择合适的隐含层节点数,隐含层节点数的选用经验公式计算^[17]为

$$h = \sqrt{m + n} + a \tag{10}$$

根据选取的参数及预测指标, BP 神经网络输入层的神经元为 4 个, 输出层的神经元为 1 个。因此, 选择隐含层节点数为 4~13, 在训练过程中, 以误差最小为目标, 调整节点数目, 优化确定隐含层节点数目。

采用 MATLAB 神经网络工具箱,使用 BP 神经网络模型对标准化的数据样本点进行训练和学习,训练过程见图 2。



Fig. 2 BP neural network training flow chart

图3为优化后的BP神经网络模型对输出变量(井底流压)的预测值与实际测试值的关系。由图3可知,实测数值与该模型训练样本点预测结果的相关度为0.993,数据分布于 $y=x$ 线附近,验证了本文建立的BP神经网络模型的预测误差小,训练效果较好。

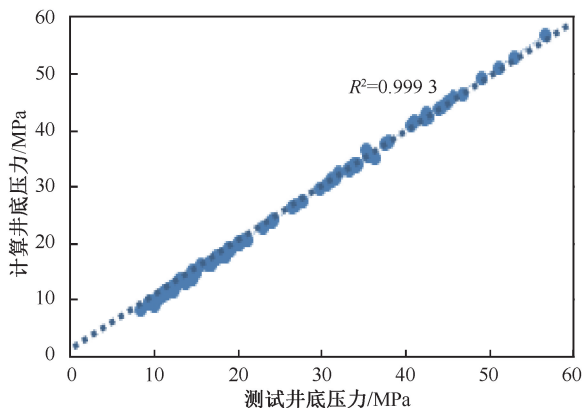


图 3 BP 神经网络模型样本点拟合效果图
Fig.3 Fitting effect of BP neural network model sample points

3 应用实例

利用构建的基于 BP 神经网络的井底流压预测模型,对 10 组测试数据进行模拟预测,并与实测的井底流压数据进行对比(见表 3)。从表 3 可看出,本文模型对产水气井井底流压的预测结果与实测数值的相对误差均在 10% 以内,其平均相对误差为 4.6%。结果表明,本文构建的 BP 神经网络模型对产水气井井底流压的预测效果良好,具有较好的实用与推广价值。

表 3 BP 神经网络模型预测值与测试值对比

Table 3 Comparison between test value and predicted value of BP neural network model

序号	油压/ MPa	测试深度/ m	产气量/ ($10^4 \text{ m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	产水量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	水气比/ [$\text{m}^3 \cdot (10^{-4} \text{ m}^{-3})$]	实测井底流压/ MPa	预测井底流压/ MPa	相对 误差/%
1	32.1	2 900	3.2	11	3.4	42.9	42.2	2
2	33.3	2 850	3.2	12	3.8	44.1	42.8	3
3	31.0	2 850	3	8	2.7	44.1	40.8	7
4	15.0	2 900	4.1	13	3.2	22.9	20.8	9
5	14.9	2 900	4	12	3.0	22.3	20.5	8
6	11.8	2 800	4.4	15	3.4	18.1	17.8	2
7	11.9	2 800	4.3	13	3.0	18.0	17.5	3
8	10.5	2 800	4.7	13	2.8	16.6	15.9	4
9	10.3	2 800	4	12	3.0	16.2	16.1	1
10	6.4	2 950	2.5	11	4.4	11.9	12.7	7
				平均	4.6			

4 结论与认识

(1)通过井筒流动方程分析,使用 Pearson 相关分析法,确定对井底流压影响较大的4个参数为输入变量,井底流压为输出变量,成功构建了井底流压的BP神经网络预测模型。

(2)经样本数据训练,模型的预测结果与实测数值相关度达0.993;并使用10组实测数据进行验证,相对误差在10%以内,平均相对误差4.6%,预测效果较好。

(3)本文建立的计算模型适用于水气比低于10方/万方的气井,同时适用于气井不积液阶段的井底流压计算,对于积液阶段的井底流压计算尚需今后继续攻关研究。

致谢:感谢中联公司、海油发展采油公司团队对本文撰写给予的帮助和支持。

参考文献

- [1] CULLENDER M H, SMITH R V. Practical solution of gas flow equation for wells and pipe lines with large temperature gradient Trans AIME, 1956.
- [2] ODEN R D et al. Modification of Cullender and Smith equation for more accurate bottom hole pressure calculation in gas wells. SPE17306, 1957.
- [3] SUKKAR Y K, CORNELL D. Direct calculation of bottom hole pressures in natural gas wells Trans AIME, 1955.
- [4] HAGEDORN A R, BROWN K E. Experimental study of pressure gradients occurring during continuous two-phase flow in small diameter vertical conduits [J]. JPT, 1965, (4): 475-484.
- [5] ORKISZEWSKI J. Predicting two-phase pressure drops in vertical pipes [J]. JPT, 1967, 23(6): 829-838.
- [6] 张仕强,李祖友,周兴付. 深层产水气井井筒压力预测研究[J]. 钻采工艺, 2010, 33(4): 28-30.
ZHANG Shiqiang, LI Zuyou, ZHOU Xingfu. Wellbore pressure prediction of deep water production gas well [J]. Drilling & Production Technology, 2010, 33(4): 28-30.
- [7] 田卓,苟宏刚. 高含水气井井筒压力计算新方法探讨 [J]. 天然气勘探与开发, 2007, 30(1): 58-60.
TIAN Zhuo, GOU Honggang. Discussion on the new calculation methods of wellbore pressure in high watercut gas well [J]. Natural Gas Exploration & Development, 2007, 30(1): 58-60.
- [8] 张荣军,孙卫. 垂直管流中的气液两相流压力计算 [J]. 西北大学学报, 2007, 37(1): 123-126.
ZHANG Rongjun, SUN Wei. The calculation on flow pressure of the two 2 phase [J]. Journal of Northwestern University, 2007, 37(1): 123-126.

- [9] 连承波,李汉林,渠芳,等. 基于测井资料的BP神经网络模型在孔隙度定量预测中的应用 [J]. 天然气地球科学, 2006, 17(3): 382-384.
LIAN Chengbo, LI Hanlin, QU Fang, et al. Prediction of porosity based on BP artificial neural network with well logging data [J]. Natural Gas Geoscience, 2006, 17(3): 382-384.
- [10] 杨柳青,查蓓,陈伟. 基于深度神经网络的砂岩储层孔隙度预测方法 [J]. 中国科技论文, 2020, 15(1): 73-80.
YANG Liuqing, ZHA Bei, CHEN Wei. Prediction method of reservoir porosity based on deep neural network [J]. China Science paper, 2020, 15(1): 73-80.
- [11] 李鑫羽,欧阳传湘,杨博文,等. 基于BP神经网络的黏土矿物预测模型 [J]. 新疆石油地质, 2021, 42(5): 624-629.
LI Xinyu, OUYANG Chuanxiang, YANG Bowen, et al. BP neural network based models to predict clay minerals [J]. Xin Jiang Petroleum Geology, 2021, 42(5): 624-629.
- [12] 张秀菊,王柳林,李秀平,等. 基于BP神经网络的潇河流域水质预测 [J]. 水资源与水工程学报, 2021, 32(5): 19-26.
ZHANG Xiuju, WANG Liulin, LI Xiuping, et al. Water quality prediction of the Xiaohu River Basin based on BP neural network model [J]. Journal of Water Resources & Water Engineering, 2021, 32(5): 19-26.
- [13] 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例 [M]. 机械工业出版社, 2003: 25-40.
- [14] 杨川东. 采气工程 [M]. 北京: 石油工业出版社, 2001: 41-58.
- [15] 朱庆生,周冬冬,黄伟. BP神经网络样本数据预处理应用研究 [J]. 世界科技研究与发展, 2012, 34(4): 624-626.
ZHU Qingsheng, ZHOU Dongdong, HUANG Wei. Application research of preprocess in BP neural network sample data [J]. World Sci-Tech R&D, 2012, 34(4): 624-626.
- [16] ROBERT HECHT-NIELSEN. Theory of the back propagation neural network [J]. Neural Networks for Perception, 1992: 65-93.
- [17] 王志宏,龚剑洪,魏晓丽,等. 基于BP神经网络的重油催化裂解模型 [J]. 石油炼制与化工, 2021, 52(12): 49-52.
WANG Zhihong, GONG Jianhong, WEI Xiaoli, et al. Deep catalytic cracking model of heavy oil based on BP neural network [J]. Petroleum Processing and Petrochemicals, 2021, 52(12): 49-52.

编辑 穆立婷

第一作者简介: 何东,男,1980年出生,工程师,硕士学位,2011年毕业于西安石油大学油气田开发工程专业,主要从事于致密气、煤层气生产方面工作。电话:18292829330, Email:hedong6@cnoc.com.cn。通信地址:山西省吕梁市临县胜利坪村中联公司,邮政编码:033200。