

示功图与模糊神经网络结合的抽油机故障诊断^①

文必龙, 汪志群, 金宗泽, 徐 漫, 施 展

(东北石油大学 计算机与信息技术学院, 大庆 163318)

摘 要: 随着石油工业的发展, 采油工艺的提高, 抽油机故障诊断在生产环节中尤为重要, 对分析传统示功图对抽油机故障诊断不足进行了分析, 其不足主要集中在诊断分析方式属于定性分析, 并且诊断维度过于单一. 首先对抽油机的故障进行了总结, 并引入模糊神经网络, 并在模糊神经网络中引入黄金分割法的变步长 BP 算法实现推理过程, 通过模糊神经网络与示功图特征综合评判其故障生成诊断方案用来实现从不同维度解决抽油机故障方面的问题, 同时本文通过仿真实验验证了该理论的可行性.

关键词: 示功图; 模糊神经网络; 抽油机故障诊断; 模糊综合评判; 变步长 BP 神经网络

Diagnosis of Pumping Unit with Combing Indicator Diagram with Fuzzy Neural Networks

WEN Bi-Long, WANG Zhi-Qun, JIN Zong-Ze, XU Man, SHI Zhan

(College of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract: With the development of petroleum industry and the improvement of oil recovery technology, the fault diagnosis of pumping unit is particularly important in the production process. The deficiencies in diagnosis of traditional indicator diagram towards pumping unit are analyzed in the paper. The main insufficiencies are focused on the diagnosis and analytic methods which are the qualitative analysis, and the diagnosis dimension is too limited. The faults of pumping unit are summarized in this paper. Meanwhile, the fuzzy neural network is introduced and the reasoning process is achieved by introducing a step-changing BP algorithm based on gold-segmentation is given. From the different dimensions to solve the problems of pumping unit fault it creates a diagnosis scheme referring to the characteristics of the fuzzy neural network, and the indicator diagram to comprehensively evaluate the faults. Finally, the theoretical feasibility is verified through the simulation experiments.

Key words: indicator diagram; fuzzy neural network; pumping unit fault diagnosis; fuzzy comprehensive evaluation

石油是工业的血液, 能源关乎着社会的发展. 崔振华^[1]提到了随着石油工业面临国际油价一跌再跌, 勘探开发成本越来越高, 原油的开采难度也在加大, 因此, 实现对石油行业的智能化管理成为了研究的热点问题. 在采油工艺技术中, 抽油机的故障诊断是尤为重要的一个环节^[2]. 及时有效地了解抽油机的情况, 对提高油井产量, 保证抽油效率等方面都有着重要的意义. 韩修廷^[3]、Gibbs SG 和 Neely AB 等人^[4]提出了抽油机诊断的计算机诊断法, 通过抽油杆带动柱塞来举升原油, 柱塞上的原油载荷变化以波的形式传回接

收器, 建立阻尼波动方程, 及傅里叶级数一系列变换得到井下示功图, 然后工作人员进行分析, 其中波动方程的影响很大, 同时对分析人员的经验和技术要求也相对较高. 曩莹^[5]将灰色理论与模式识别相结合, 通过提取示功图归一化无因次灰色统计特征, 建立以灰关联分析取代距离分类器的改进模型. U. Tech. Texas^[6]首次将人工神经网络应用于示功图诊断, 采用 S 型非线性激活函数、后神经网络模型, 能够识别出所学习的 15 种示功图. 但现阶段的诊断方式属于定性分析, 分析与诊断结果过于单一, 因此本文采用示功

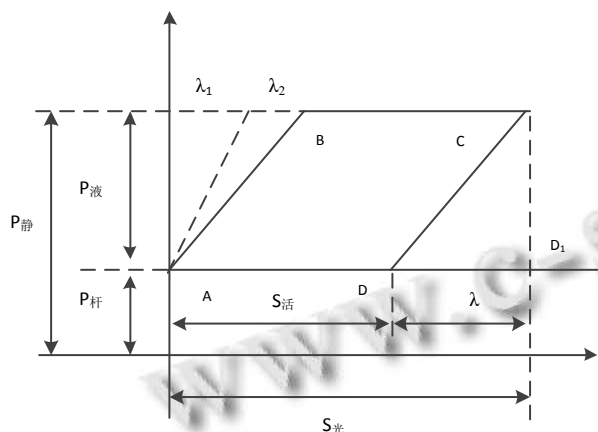
^① 基金项目: 国家重大专项(2011ZX05023-005-012)

收稿时间: 2015-04-14; 收到修改稿时间: 2015-06-08

图的定性与定量分析相结合时利用模糊神经网络综合评判实现对抽油机故障的诊断, 弥补单一维度诊断的不足, 实现对采油方面的辅助决策.

1 典型故障示功图特征

陈宪侃, 叶利平^[6]提到理想示功图的概念, 具体如图 1 所示.



- $S_{光}$ —— 光杆冲程, 单位: m
- $S_{活}$ —— 活塞冲程, 单位: m
- $P_{杆}$ —— 抽油杆在油中重力, 单位: N
- $P_{液}$ —— 泵以上液柱重力, 单位: N
- $P_{静}$ —— 光杆承受的静负荷, 单位: N

图 1 理论示功图

由图 1 可知, 理论示功图是在理想情况下, 深井泵工作过程中的冲程变化情况. 活塞在最低点时, 阀与阀之间存在空隙, 其中含有液体. 当活塞下行接近死点时, 固定阀关闭, 游动阀打开; 而当活塞有下死点开始上行时, 游动阀关闭, 造成了活塞上下不连通. 若要推动液体向上移动, 则需要将负荷由油管转移到光杆上, 产生弹性形变. 所以, 光杆虽然在上移, 但活塞相对泵筒来说, 并没有发生位移, 这样画出了 AB 段. AB 是光杆负荷的增载线. 光杆继续带动活塞上行, 直到 B 点, 固定阀打开, 液体进入泵筒, 并充满活塞所让出的空间, 之后活塞继续上行, 光杆上的负荷没有增加, 活塞上行到上死点 C 处, 画出 BC 线. 当活塞由上死点转入下行的瞬间, 固定阀关闭, 游动阀打开, 活塞上下连通, 活塞上原来承载的负荷又加在油管上, 抽油杆卸掉了这一载荷而油管加上了这一载荷, 此时再次发生弹性变形, 油管伸长, 抽油杆缩短, 光杆虽然继续下行, 但是活塞相对于泵筒并没有移动, 直到

D 点, CD 是光杆卸载线.

2 抽油机故障基本类型

根据泵效对抽油机的故障影响, 可判定为, 供液不足; 油稠; 出砂; 气体影响; 气锁; 固定凡尔漏失等影响. 本文对其主要特征进行简要说明^[7].

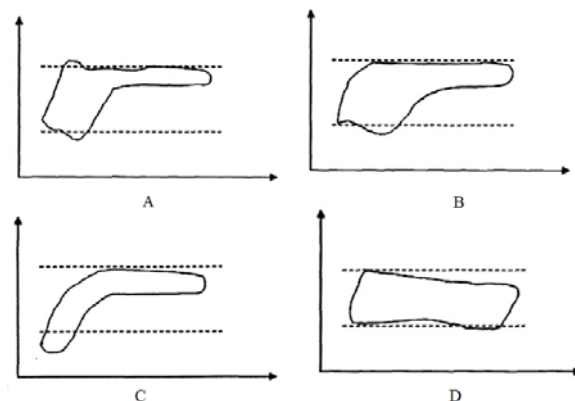


图 2 典型示功图故障类型 1

如图 2 所示, 图中 A 代表了供液不足, B 代表了气体影响, C 代表了气锁, D 则代表了油管漏失. 针对 A、B、C 和 D 等现象, 关成尧, 檀朝东^[8]等人提出了对此的解决方案.

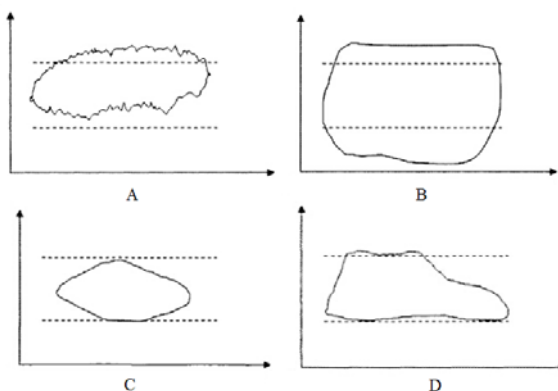


图 3 典型示功图故障类型 2

如图 3 所示, 图中 A 代表了油井出砂, B 代表了油稠, C 代表了双凡尔同时漏失, D 则是柱塞脱出工作筒. 同样, 针对 A、B、C 和 D 等现象, 关成尧, 檀朝东^[8]等人提出了对此的解决方案.

如图 4 所示, 图中 A 代表了泵上碰, B 代表了泵下碰, C 代表了固定凡尔漏失, D 则是抽油杆断脱. 同样, 针对 A、B、C 和 D 等现象, 关成尧, 檀朝东^[8]等人提出了对此的解决方案. 图 2、图 3 和图 4 都是由专家确认

选出的具有明显特征的抽油机故障图。

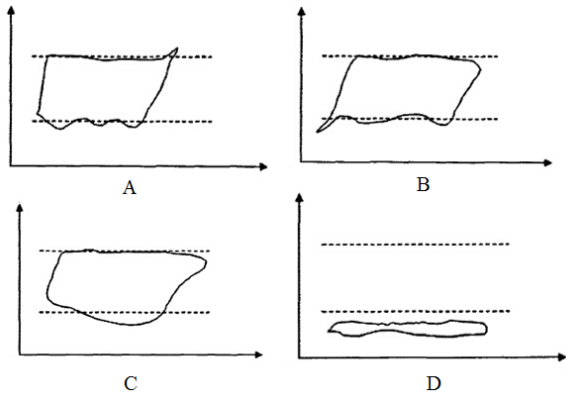


图 4 典型示功图故障类型 3

3 模糊神经网络

由于技术的革新, 现在的井都装有无无线巡检系统, 对抽油机井的参数也比以前的几个字段进行了扩充, 其中主要包含了均方电流、掺水温度、掺水压力和冲次等 40 多个因素. 因此在抽油机若发生故障, 电流曲线就会发生变化, 由于传统的抽油机故障诊断中, 电流的变化仅仅是对其做单方面的载荷和冲程方面的处理, 因此维度过于单一, 不适合于现在多维度的分析. 但对于现在的电流曲线来说, 最大电流、峰值、上冲程、差值等特征最能表现出抽油机井的运行状况. 因此本文选取了 10 个电流参数作为特征参数建立征兆集 $X=(x_1, x_2, \dots, x_{10})$, 得到主要故障集 $Z=(z_1, z_2, z_3, z_4)$.

本文在参照抽油机故障的典型图例的基础上, 根据模糊逻辑和神经网络^[9,10], 构建如图 5 所示的三层模糊神经网络.

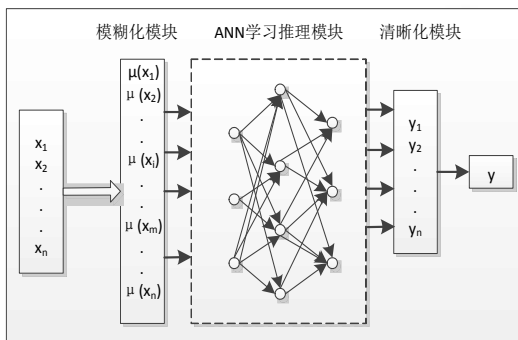


图 5 模糊神经网络的结构

其中, 第一部分为输入的模糊化模块, 任务是实现特征信号到网络输入模式之间的转化. 第二部分则是神经网络的学习阶段, 应用基于黄金分割法的变步

长 BP 神经网络完成推理工作, 实现对整个故障分析的学习与推理功能. 第三部分则是清晰化模块, 通过神经网络的推理过程, 根据 ANN 的隶属度最终输出故障原因与类型.

3.1 黄金分割法的变步长 BP 算法

本文所采用的黄金分割法的变步长 BP 算法, 在一定程度上避免了 BP 神经网络的收敛速度慢的缺点, 防止陷入局部极小值^[11]的情况, 并且优于带动量项的自适应算法, 由于在此方法中, 学习率是一个常数, 并没有真正意义上改变, 因此还会存在学习率低下^[12]的缺憾. 采用该方法, 会根据每次神经网络反馈的修正值不断地调整相应的学习速率, 让 BP 神经网络具有了良好的适应能力, 加速收敛, 提高学习率.

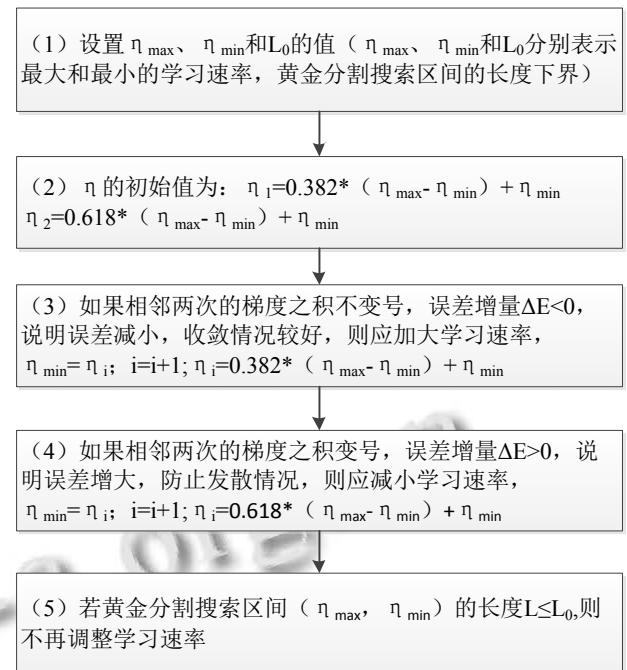


图 6 学习速率 η 按如下规则自适应调整流程

图 6 中, 详细地说明了 η 的产生过程, 并根据相应的修正值对其进行相应的修正, 最终得出最优解.

3.2 模糊神经网络学习训练过程

通过模糊化处理的学习样本作为输入由 10 个节点组成 $X=(x_1, x_2, \dots, x_{10})$, 分别代表最大电流、次峰值和峰值等. $Z=(z_1, z_2, z_3, z_4)$ 作为输出节点, 分别是正常、不平衡、油杆断脱和油杆磨损. 隐含层节点确定为 19 个, 参数通过模糊化将向量值域确定为 $[0,1]$, 总步长设置为 900, 全局误差设置为 0.01.

本文采用的训练样本为:

$$P = \begin{bmatrix} 0.93 & 0.07 & 0.09 & 0.29 & 0.76 & 0.02 & 0.08 & 0.11 & 0.11 & 0.34 \\ 0.95 & 0.47 & 0.21 & 0.07 & 0.71 & 0.56 & 0.26 & 0.54 & 0.99 & 0.68 \\ 0.91 & 0.86 & 0.51 & 0.34 & 0.02 & 0.12 & 0.50 & 0.43 & 0.17 & 0.25 \\ 0.92 & 0.79 & 0.11 & 0.04 & 0.16 & 0.62 & 0.71 & 0.28 & 0.24 & 0.32 \end{bmatrix}$$

测试样本为:

$$T = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.08 & 0.07 & 0.29 & 0.76 & 0.02 & 0.09 & 0.12 & 0.11 & 0.09 \\ 0.97 & 0.47 & 0.21 & 0.08 & 0.71 & 0.54 & 0.27 & 0.56 & 0.99 & 0.26 \\ 0.96 & 0.74 & 0.46 & 0.21 & 0.17 & 0.13 & 0.47 & 0.57 & 0.01 & 0.42 \\ 0.93 & 0.09 & 0.09 & 0.29 & 0.77 & 0.18 & 0.08 & 0.12 & 0.13 & 0.14 \\ 0.92 & 0.09 & 0.42 & 0.33 & 0.53 & 0.26 & 0.05 & 0.16 & 0.05 & 0.13 \\ 0.92 & 0.77 & 0.34 & 0.19 & 0.09 & 0.41 & 0.88 & 0.41 & 0.12 & 0.81 \end{bmatrix}$$

理想结果集为:

$$s = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

根据上述样本,对本文采用黄金分割法的变步长BP神经网络的进行训练,如图7所示,为其误差变化曲线.

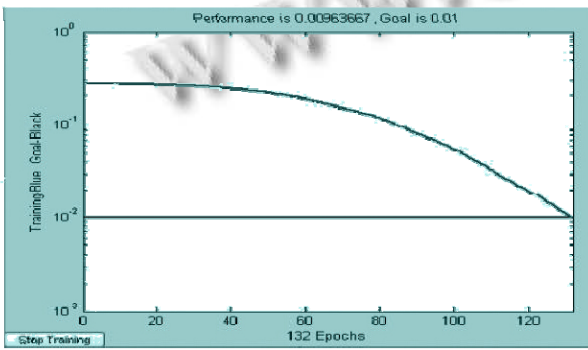


图7 黄金分割法的变步长BP神经网络的误差变化曲线

3.3 模糊神经网络的输出过程

根据图5可判断,输出过程即清晰化过程,本文采用对分析推理过程利用最大隶属度^[12,13]的方法,即选择Y的最大隶属度为故障原因,采用如下表1所示为模糊评判范围,共分为4个级别,通过隶属度的范围最终得到评判结果.

表1 模糊神经网络的隶属度评判范围

故障存在级别	存在	有可能存在	不太可能	绝不存在
隶属度	0.75- 1.0	0.5- 0.75	0.25- 0.5	0- 0.25

表2为根据上节诊断出的结果与模糊隶属度的综合,由于本文建立在示功图诊断的综合设计与模糊神经网络综合的基础上,因此最终故障结果应进行综合评判.

表2 诊断结果与隶属度结合表

组号	诊断输出	可能情况	故障隶属度

1	0.9812	0.0569	0.0681	0.0402	正常	0.12
2	0.0921	0.9731	0.0456	0.0241	不平衡	0.74
3	0.0781	0.0986	0.9431	0.0784	断脱	0.95
4	0.9621	0.0871	0.0311	0.0251	正常	0.24
5	0.9642	0.0364	0.671	0.0841	正常	0.17

4 故障诊断方案的设计

通过对示功图诊断的综合设计和借助神经网络的技术,最终形成故障诊断方案,其方案的基本流程如图8所示,其具体的诊断方案如下:

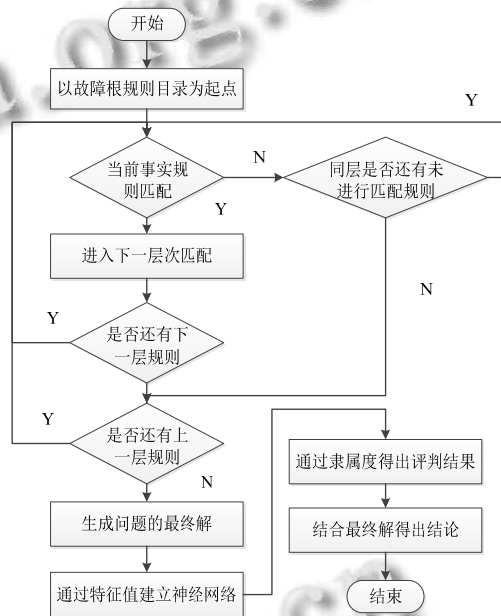


图8 故障诊断方案

(1)将地面示功图通过波动方程转化为泵示功图,对泵示功图进行区域面积计算.

(2)取规则进行匹配,如果与已知的典型故障类型,则选择深度匹配,反之,则进行下一条规则匹配.

(3)通过深度匹配,即按照知识库规则表示的树状结构取出该节点的子节点规则进行匹配.

(4)进入下一层后,若还继续存在子节点则返回第二步循环进行匹配,若没有,直接进入下一层子节点.

(5)通过匹配所有节点后,最终生成问题的最终答案,及采用示功图特征的方法进行的诊断结果.

(6)首先具体的数据确定模糊神经网络的输入层参数节点(例如,最大电流、峰值等参数).其次确定隐藏层节点个数,通过相应的模糊量化,确定输出层的数据输出范围.

(7)确定输入数据矩阵和期望输出数据矩阵,对神经网络进行训练和测试.

(8)根据输出结果隶属度判断最终输出结果.

(9)比较诊断两次运算结果,输出综合评判报告.

5 诊断结果对比

本文采用国内某油田的油井原始资料集示功图资料进行试验,试验过程及案例如下,基本参数值为:57管式泵;其中冲程3.3m,所用的冲次:12(n/min),电机输入功率:25kw,动液面:731m,地面原油密度约为:0.95 g/cm³.其通过示功图综合对比得出的结果如图9:

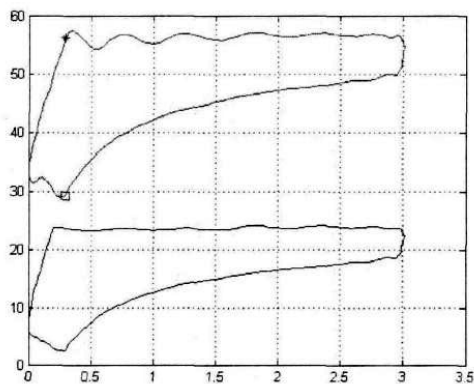


图 9 故障诊断图

根据示功图的基本特征点,通过对其进行模糊神经网络得出结果如表3.

表 3 模糊神经网络结构

组号	模型诊断输出				故障存在情况
1	0.092834	0.951256	0.034243	0.021423	气影响

根据综合评判判别,最终确定为所受故障为:气影响较为严重,需要停井检修.

6 结论

本文通过对示功图的剖析,在掌握示功图的典型

故障信息的同时,利用模糊神经网络与示功图综合评判相结合的方式,对抽油机的故障执行综合评判,在一定程度上,缩小了评判的误差,并提高了评判的准确度,同时通过相应的知识库,给出了初步地解决方案,在实际应用中,有利于辅助决策,提高工作效率.

参考文献

- 1 崔振华.有杆抽油系统.北京:石油工业出版社,1994.
- 2 张琪.采油工程原理与设计.东营:石油大学出版社,2000.
- 3 韩修廷.有杆泵采油原理及应用.北京:石油工业出版社,2007.
- 4 Gibbs SG, Neely AB. Computer diagnosis of down-hole conditions in sucker rod pumping wells. J. Pet. Tech, 1966, 2: 91-98.
- 5 爨莹.基于灰色理论的抽油机泵功图诊断技术研究.微电子与计算机,2005,22(3):77-80.
- 6 Huang C, Yang S, Yeh H. Groundwater flow to a pumping well in a sloping fault zone unconfined aquifer. Water Resources Research, 2014, 50(5): 4079-4094(16).
- 7 陈宪侃,叶利平.抽油机采油技术.北京:石油工业出版社,2004.
- 8 关成尧,檀朝东,等.大港油田抽油机井典型示功图分析.石油工程技术,2002,22:57-62.
- 9 李国勇,杨庆佛.基于模糊神经网络的车用发动机智能故障诊断系统.系统仿真学报,2012,19(5):1034 - 1037.
- 10 何春梅.模糊神经网络的性能及其学习算法研究[学位论文].南京:南京理工大学,2010.
- 11 姜国庆,李璐,李钊等.基于BP网络的高压电抗器局部放电模式识别.电气应用,2015,(4).
- 12 张月琴,刘翔,孙先洋.一种改进的BP神经网络算法与应用.计算机技术与发展,2012,22(8):163-166.
- 13 张杰俊,韩燮,黄玉飞.最大隶属度与SVM彩色图像分割新算法研究.电视技术,2013,37(7):23-25.