

基于机器学习的岩性识别研究

王 杰, 席凯凯, 郭禹伦

(西安石油大学 机械工程学院, 西安 710000)

摘要: 钻井过程中的岩性识别是一个复杂且不断变化的非线性过程, 很难建立准确的数学模型。由于传统识别方法存在解释精度低以及难以获得或丢失测井曲线的问题, 直接通过传感器获取的钻速、钻压等每个与岩性有直接或间接关系的钻井参数, 利用钻井参数进行岩石预测。基于机器学习技术, 采用 BP 神经网络学习算法, 根据地层岩性的特点, 建立神经网络识别岩性模型, 构造钻进参数样本并在 MATLAB 软件中利用神经网络工具箱进行岩性识别, 分析训练集样本数量对模型识别准确率的影响。研究表明: BP 神经网络输出非常准确, 描述了采集到的钻井参数与岩性之间的关系, 体现出神经网络的优越性; 对钻井过程中岩性的识别具有积极的作用, 有利于合理选择钻头类型、及时调整钻井参数和提高钻井效率。该岩性识别方法应用于仿生 PDC 钻头等方面, 在试验和理论相互补充、支撑的同时便于利用该方法针对智能石油钻机开展更深层次的研究。

关键词: 机器学习; 神经网络; 钻井参数; 岩性识别

中图分类号: TE921 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-1807(2022)01-0311-05

为了争取在与发达国家的技术竞争中占据领先地位, 需要不断提高资源配置效率, 完善现有油气战略部署, 全面实施国家能源战略。在国际油价动荡的今天, 国内石油迈入“增储上产、降本、安全、增效”的关键时刻^[1]。当前, 由于石油供需关系仍然紧张, 新的巨型油田的发现急剧下降, 成熟油田的开发对未来的石油需求至关重要, 获取所钻地层中的岩性信息在石油勘探开发中至关重要^[2-4], 这是降低采油成本、改善测井和钻探技术的必要条件。

在地层岩性识别方面, 李新虎^[5]基于不同测井曲线参数集的支持向量机进行岩性识别对比; 曹正林等^[6]采用其他 4 种钻井参数对钻速参数进行校正, 用钻速参数的倒数来建立参数与岩性的关系。中国石油大学相关研究人员开展了利用核菲舍尔判别分析(KFD)进行测井曲线^[7]岩性识别的研究。

综上所述, 石油勘探和开发是复杂^[8]多变的, 且测井曲线^[9]不易获取或测井曲线数据缺失, 必须不断采用新技术才能提高资源探明量和采收率。为了实现对各种复杂地质条件下都可以进行岩性识别研究, 依赖目前流行的人工智能, 通过建立模型然后整理数据进行训练模型, 为岩性识别研究提供

全新的思路。在人工智能飞速发展的影响下, 利用人工智能来进行岩性识别是必然的发展趋势。

根据钻进实时获取的钻压、转速、扭矩等钻进参数, 可随时了解在钻探过程中地下岩性情况。本文基于机器学习理论, 运用 BP 神经网络算法, 通过钻进参数^[10]样本以及 MATLAB 的神经网络模式识别工具箱对岩石进行分类。该方法具有良好的实际应用效果, 有利于深层次开展智能石油钻机^[11]等相关研究, 可为钻井智能化设计提供技术支持与参考。

1 机器学习理论

机器学习是让计算机可以自动从数据中学习以获得某些知识或定律, 其是人工智能的一种重要形式。神经网络可以用来对数据之间的非线性关系进行建模, 为岩性识别研究提供了强有力的工具。

针对传统岩性识别中存在的问题, 提出一种自动岩性识别的方法: 神经网络岩性识别, 直接利用实时^[12]获取的钻井参数, 对测井数据进行自动岩性预测识别。

1.1 BP 神经网络原理及学习

Rujmelhart 和 Mclelland 于 1986 年提出了多层前馈网络的误差反向传播学习方法(back-propa-

收稿日期: 2021-06-28

基金项目: 陕西省重点研发计划项目(2018KW-12)。

作者简介: 王杰(1997—), 女, 陕西西安人, 西安石油大学机械工程学院, 硕士研究生, 研究方向为石油钻井自动化及智能控制。

gation,BP),采用误差反向传播算法训练网络的权值和阈值,实现输入为任意连续模式向量的模式分类。神经网络模式识别技术在各领域中的广泛应用是神经网络技术发展的一个重要方面。

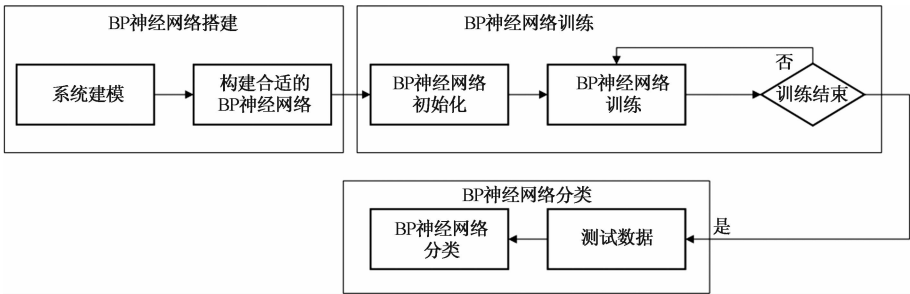


图 1 算法流程

1.3 改进算法

针对标准 BP 算法存在的一些不足,可以采用如变梯度算法、牛顿算法等进行改进。

2 BP 神经网络岩性识别

2.1 BP 神经网络岩性识别模型

传感器可以采集钻探的实际物理量^[13],如钻压、钻速、扭矩、机械振动等,这些物理量反映了所钻后的地层的物理性质、机械性质和井底的工作条件。如何全面使用传感器收集的参数^[14]定义岩性非常重要,这是常规方法无法实现的模式识别。

神经网络具有模式识别的能力。本文采用三层 BP 神经网络结构^[15],如图 2 所示,输入层包含 4 个神经元,分别对应输入的平均钻压、钻头平均转速、平均扭矩及平均机械钻速,输出层包含 2 个神经元,分别对应所需识别的 2 类岩性。

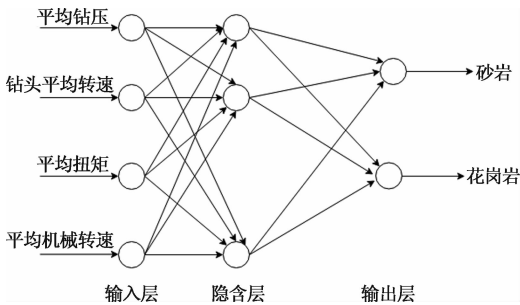


图 2 岩性识别神经网络

在钻探生产中,通过传感器所采集到的各种动态信息包括机械钻速、转速、钻压、扭矩钻井参数,直接利用钻井参数送入 MATLAB 中的神经网络模式识别工具箱,网络的输入主要反映不同地层的钻进特征,通过大量样本的学习之后,不断修改各层神经元之间的权值,使得误差达到最小,利用输出

1.2 BP 神经网络算法建模

利用神经网络的非线性特性,可建立非线性系统的静态、动态、逆动态及预测模型,实现系统的建模和辨识。算法建模流程如图 1 所示。

矩阵来判断岩性。

2.2 学习样本的选取

采用神经网络学习算法,以标准的输入输出模式对学习样本进行训练。从获得的 36 个岩石样品组中选择 26 个,并将它们送入图 2 所示的 BP 网络的岩性识别模型中进行训练,通过学习调整神经网络的连接权值,当训练满足要求时,其余各 5 个分别用作验证集和测试集,利用神经网络并行推理算法便可对所需要的输入模式进行识别。神经网络部分岩石训练样本见表 1。

表 1 神经网络部分岩石训练样本

钻压/ kN	转速/ (r/min)	扭矩/ (N·m)	机械钻速/ (m/h)	输出	岩性
98.878	10.906	1 949.084	10.906	0 1	砂岩
100.548	10.603	1 864.769	10.603	0 1	砂岩
101.294	9.811	1 942.814	9.811	0 1	砂岩
...					
98.578	10.663	1 869.247	10.663	0 1	砂岩
150.938	61.239	2 985.361	19.652	0 1	砂岩
150.211	62.394	2 967.878	18.28	0 1	砂岩
...					
153.697	62.956	3 016.565	15.403	0 1	砂岩
154.508	62.864	3 016.271	16.203	0 1	砂岩
148.255	62.700	1 958.939	8.398	1 0	花岗岩
...					
148.267	62.36	1 985.789	8.774	1 0	花岗岩
148.178	62.296	2 312.775	8.556	1 0	花岗岩
147.850	62.771	2 233.958	8.505	1 0	花岗岩

2.3 神经网络输出结果

当神经网络解决模式识别问题时,通常是通过创建网络来学习和训练已分类的目标数据,最后将训练后的网络用于分类的过程。

神经网络模式识别工具箱主要利用混淆矩阵

和均方误差来评价网络的效果。

Confusion Matrix 叫作混淆矩阵或者匹配矩阵,它是指示分类有效性的矩阵。混淆矩阵把所有正确和错误的分类信息都归到一个表里。图 3 显示了针对训练、验证、测试以及 3 种数据合并后的混淆矩阵。绿色方块中的正确响应数字很高,红色方块中的错误响应数字很低,表明网络输出非常准确,右下角的蓝色方块表示整体准确度。

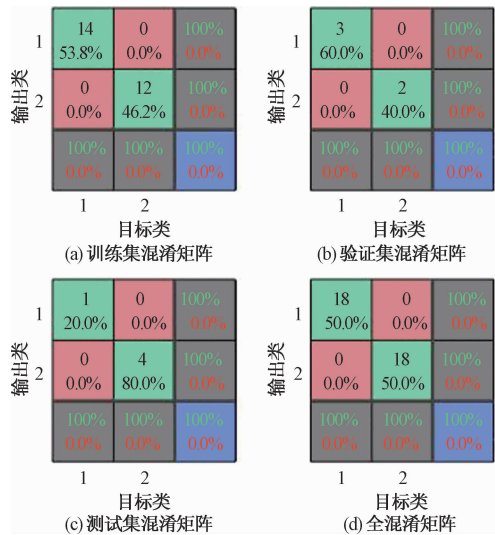


图 3 混淆矩阵图

图 4 所示的均方误差图表明,3 条有颜色的实线分别表示每一代 BP 训练过程的 MSE 性能。随着迭代过程的进行,误差逐渐减小。BEST 虚线表示 BP 网络是在第 18 代的第 1 代上训练的,直到第 18 代收敛为止,误差很小。

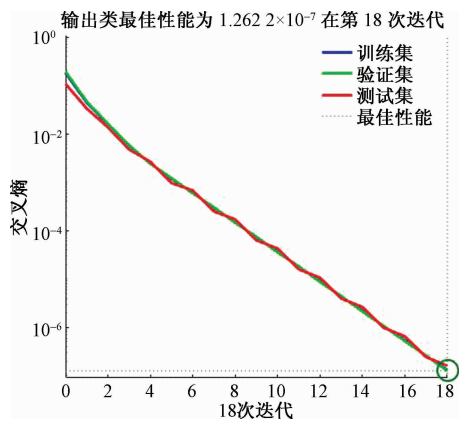


图 4 均方误差图示

ROC 曲线(图 5)是反映连续变量敏感性和特异性的总体指标,实际上描述了分类器性能随分类器阈值变化而变化的过程。训练状况如图 6 所示。

Training State 代表在网络训练过程中对诸如

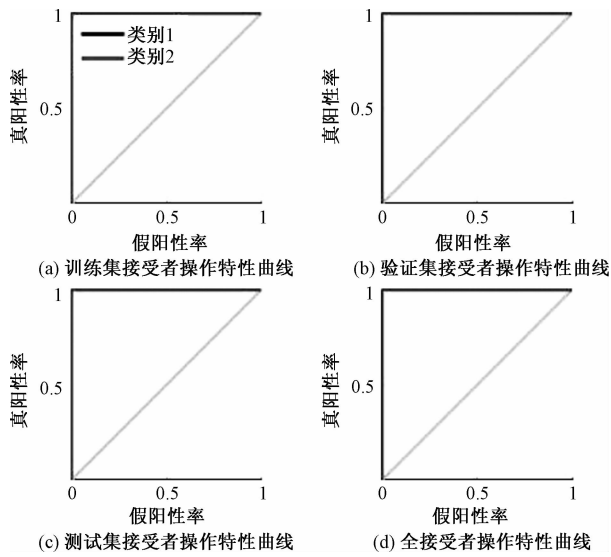


图 5 ROC 曲线

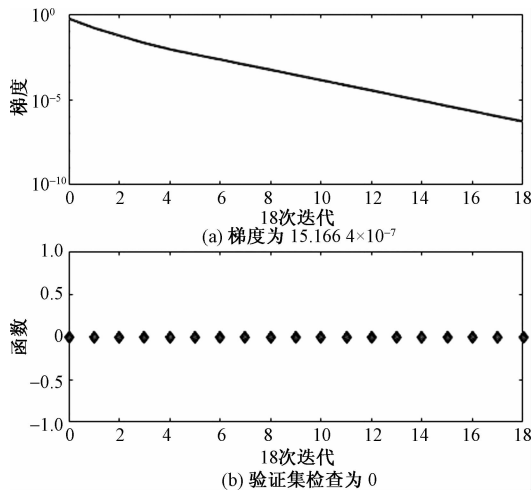


图 6 训练状况图示

梯度、Mu 因子和泛化能力等信息的感知。在训练过程中进行训练,每次训练后,系统误差没有减少甚至没有增加,则意味着训练设置误差不再低,因此停止训练。

Validation Checks: 该网络的泛化能力检查标准,实际值为 0 表示在训练过程中误差在持续降低。

如图 7 所示,误差集中在 0 附近,且基本呈正态分布,网络输出效果良好。

神经网络模式识别是通过构建网络并最终使用经过训练的网络进行分类来学习和训练目标数据以进行分类的过程。其中训练、权重调整和阈值是机器学习过程。在学习过程中,参数将自动调整。将测试数据与原始数据进行比较,以确定预测的准确性,而无须更改网络参数。

神经网络的输入参数: { 钻压, 转速, 扭矩, 钻速 }。

神经网络的输出参数: [0 1]-砂岩; [1 0]-

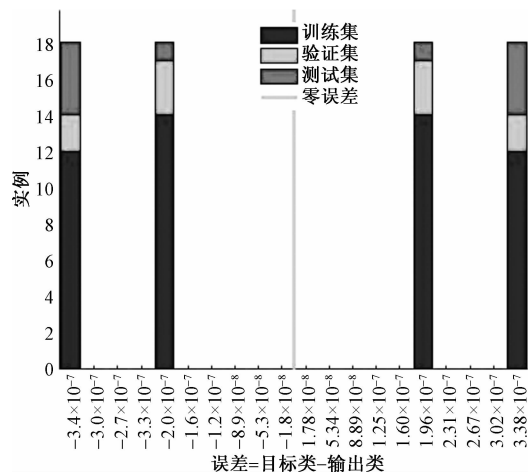


图 7 误差分布

花岗岩。

神经网络预测岩性时,输出层中分别对应两种样本 1、2。

神经网络的输出 y_1 、 y_2 同时满足以下条件:

① $y_1 = \max(y_1, y_2)$; ② $y_1 \geq 0.9$ 。

则认为被测岩性为 1,否则认为不能识别被测岩性。将 5 组岩石样本送到经过训练用于预测的 BP 网络岩性识别模型。识别结果见表 2。从表 2 中可以看出,训练网络在预测样本上的实际结果与实际情况相符。

表 2 BP 网络模型预测结果

样本号	实际岩性	BP 算法网络输出	BP 算法识别结果
1	砂岩	$4.425\ 8 \times 10^{-8}; 1$	砂岩
2	砂岩	$4.117\ 4 \times 10^{-8}; 1$	砂岩
3	花岗岩	$1; 1.313 \times 10^{-11}$	花岗岩
4	花岗岩	$1; 1.507\ 9 \times 10^{-9}$	花岗岩
5	花岗岩	$1; 1.441\ 8 \times 10^{-11}$	花岗岩

3 应用实例

3.1 基于岩性识别的可伸缩耦合仿生智能钻头

针对钻井过程中岩性^[16]识别困难、PDC 钻头磨损严重导致的破岩效率急剧下降以及孕镶金刚石钻头破岩效率低、钻头泥包等问题,以自然界的穿山甲鳞片、鲨鱼牙齿、蜈蚣爪趾、扇贝、蛻螂为仿生原型,从多个维度进行结构仿生并设计出一种新型可伸缩式耦合仿生智能钻头的主切削结构。

采用 BP 神经网络学习算法识别岩性,会将该岩性识别信息反馈到安装在仿生钻头主切削结构的智能传感器芯片上,芯片会通过控制程序来调动钻头的轴向伸缩机构,进而对钻头的切削结构做出对应的调整,从而提高破岩效率。

为避免在钻井过程中岩石以及岩屑对智能传

感器造成破坏,将智能传感器安装在仿生钻头主切削结构的安全位置,如图 8 所示。

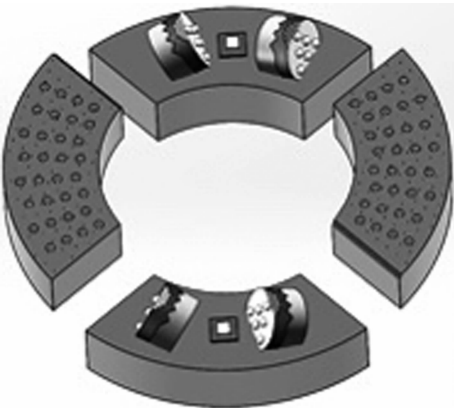


图 8 智能传感器的安装位置

3.2 基于岩性识别的小型智能钻机系统

针对地层岩性特征,采用 BP 神经网络学习算法并设计小型智能钻机系统,结合人工神经网络原理与智能控制算法,钻机可以识别正常钻进过程中的岩层^[17],并实时调整钻机的各项钻进参数,对钻机的钻进功能进行智能控制,提高了钻进效率和经济性。小型智能钻机基本组成如图 9 所示,智能控制流程如图 10 所示。

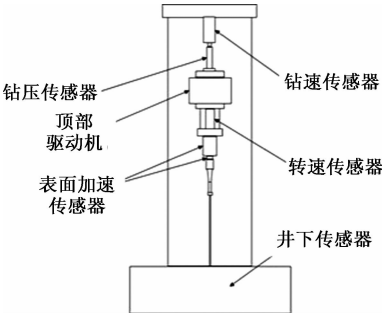


图 9 小型智能钻机基本组成

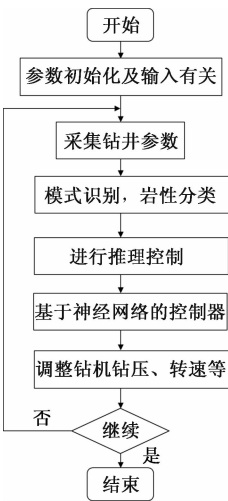


图 10 智能控制流程

神经网络作为控制器,可对不确定、不确知系统及扰动进行有效的控制,使控制系统达到所要求的动态、静态特性^[18]。

小型钻机智能化的实现对未来新型钻机更全面、更精细、更可靠的使用产生积极影响^[19],并提高石油开采水平和钻探技术。

4 结论

1)基于 BP 神经网络建立的岩性识别模型可以有效地对地层岩性进行判别,输出精度非常高,而且不需要太多经验就能通过人工智能方法高效完成岩性识别,为地层描述岩性识别领域提供了强有力的方法。

2)学习样本的选取十分重要,其直接影响识别结果的可靠程度。因此,在对岩性识别神经网络训练时,应该选取具有代表性的样本,且应根据具体问题采用适当的数据处理方法。

3)基于机器学习的岩性识别,采用神经网络算法,将其应用在仿生智能钻头 and 小型智能钻机系统上,提高了破岩效率和钻进效率,具有一定的实际应用价值,有着良好的发展前景。

参考文献

[1] 赵文智,贾爱林,位云生,等. 中国页岩气勘探开发进展及发展展望[J]. 中国石油勘探,2020,25(1):31-44.
[2] 南泽宇,谭茂金,张延华,等. 元坝须三段致密含钙砂砾岩地层测井响应特征及岩性识别方法[J]. 科学技术与工程,2021,21(3):969-978.
[3] 张辉,高德利. 钻井岩性实时识别方法研究[J]. 石油钻采工艺,2005(1):13-15.
[4] 段友祥,王言飞,孙歧峰. 选择性集成学习模型在岩性-孔

隙度预测中的应用[J]. 科学技术与工程,2020,20(3):1001-1008.
[5] 李新虎. 基于不同测井曲线参数集的支持向量机岩性识别对比[J]. 煤田地质与勘探,2007(3):72-76.
[6] 曹正林,周丽清,王志章,等. 利用钻井参数进行随钻岩性预测[J]. 天然气工业,2000(1):48-50.
[7] 王振涛. 测井曲线岩性识别的神经网络集成策略研究[D]. 大庆:东北石油大学,2019.
[8] 张杰. 煤矿井下复杂岩层跟管定向钻进技术研究[J]. 钻探工程,2021,48(4):73-78.
[9] 张瑞香,王婷婷,孔雪,等. 准噶尔盆地车排子地区测井微相定量识别方法[J]. 科学技术与工程,2017,17(32):218-223.
[10] 苏自武,杨甘生,陈礼仪. 利用人工神经网络原理对钻井中钻速的预测[J]. 探矿工程(岩土钻掘工程),2005(1):48-50.
[11] 张东海,王昌荣. 智能石油钻机技术现状及发展方向[J]. 石油机械,2020,48(7):30-36.
[12] 李谦,曹彦伟,朱海燕. 基于人工智能的钻速预测模型数据有效性下限分析[J]. 钻探工程,2021,48(3):21-30.
[13] 常笃,刘继梓,刘均令,等. 岩性识别技术及其发展[J]. 内蒙古石油化工,2009,34(6):69-70.
[14] 陈刚,汪凯斌,蒋必辞,等. 随钻测井中岩性识别方法的对比及应用[J]. 煤田地质与勘探,2018,46(1):165-169.
[15] 何国贤. 应用录井参数综合判别岩性[J]. 海洋石油,2002(1):19-23.
[16] 高铁红. 基于遗传算法和神经网络的钻井参数估计和岩性识别的研究[D]. 天津:河北工业大学,2000.
[17] 张光伟,程礼林,尹福来,等. 旋转导向钻井工具试验台主轴驱动液压系统的稳定性[J]. 科学技术与工程,2020,20(28):11580-11585.
[18] 常江华. BP 神经网络算法在智能钻进控制系统中的应用[J]. 煤矿机械,2020,41(5):188-191.
[19] 王平,赵清杰,杨汝清. 石油钻机智能送钻技术研究[J]. 石油机械,2006(12):54-58.

Device Research on Lithology Recognition Based on Machine Learning

WANG Jie, XI Kaikai, GUO Yulun

(Mechanical Engineering College, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710000, China)

Abstract: Lithology identification in the drilling process is a complex and constantly changing nonlinear process, and it is difficult to establish an accurate mathematical model. Due to the low interpretation accuracy of traditional identification methods and the difficulty of obtaining or missing logging curves, the ROP, weight on bit and other drilling parameters that are directly or indirectly related to lithology obtained through sensors are directly used for rock prediction. Based on machine learning technology, using BP neural network learning algorithm, according to the characteristics of stratum lithology, a neural network recognition lithology model was established, drilling parameter samples was constructed and the neural network toolbox in the software MATLAB was used to perform lithology recognition and analysis the effect of the number of samples in the training set on the accuracy of model recognition. The research results show that the output of the BP neural network is very accurate, describing the relationship between the collected drilling parameters and the lithology, and reflecting the superiority of the neural network. It has a positive effect on the identification of lithology in the drilling process, which is conducive to the reasonable selection of drill bit types, timely adjustment of drilling parameters and improvement of drilling efficiency. The lithology identification method is applied to bionic PDC drill bits, etc., while experiment and theory complement and support each other, it is convenient to use this method to carry out deeper research on intelligent oil drilling rigs.

Keywords: machine learning; neural network; drilling parameters; lithology identification