基于钻进状态监测的智能工况识别

范海鹏[1,2]，吴　敏[1,2]，曹卫华[1,2]，赖旭芝[1,2]，陈略峰[1,2]，陆承达[1,2]
(1.中国地质大学(武汉)，湖北 武汉 430074；
2.复杂系统先进控制与智能自动化湖北省重点实验室，湖北 武汉 430074)

摘要：钻进过程状态监测旨在实时描述钻进工况，判断运行性能优劣程度进行非优追溯，及时指导司钻人员调整作业操作，保证钻进过程安全、高效、稳定开展。钻进工况是钻进系统运行状态的反映，因此开展面向状态监测技术的钻进工况识别研究具有重要的理论和应用价值。本文针对钻进工况识别问题，基于状态监测数据，建立基于支持向量机的钻进工况识别模型，对钻进工况进行识别。综合工况识别结果，对钻进效率进行评估，并对影响钻进效率的因素进行讨论，寻找提升钻进效率的手段。最后，采用钻进现场实钻数据进行仿真实验，验证所提方法的可行性和有效性。

关键词：钻进状态监测；工况识别；支持向量机；机械比能；效率评估
中图分类号：P634　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1672－7428(2020)04－0106－08

Intelligent drilling mode identification based on drilling state monitoring while drilling

FAN Haipeng[1,2], WU Min[1,2], CAO Weihua[1,2], LAI Xuzhi[1,2], CHEN Luefeng[1,2], LU Chengda[1,2]
(1.*China University of Geosciences*, *Wuhan Hubei* 430074, *China*;
2.*Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems*, *Wuhan Hubei* 430074, *China*)

Abstract: Drilling state monitoring while drilling is intended to describe drilling modes, judge the operating performance timely, and analyze the causes of non-optimal modes so as to guide the driller to adjust parameters in time to ensure efficient, safe and stable drilling. Therefore, it is of theoretical and practical value to study drilling mode identification based on state monitoring while drilling. In this paper, the support vector machine is used to identify the drilling mode based on monitoring data. According to the identification results, drilling efficiency is evaluated, and factors affecting the efficiency are discussed to improve drilling performance. Finally, simulation experiments are carried out with the practical drilling data to verify the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: condition monitoring in drilling; operating mode identification; support vector machine; mechanical specific energy; efficiency evaluation

0　引言

在数字化、自动化钻进过程中，钻进过程状态监测是降低钻进成本、提升钻进效率的重要手段[1－2]。钻进过程中，钻头工作环境不断变化，钻进工况不断改变，常见的钻进工况有倒划眼、接单根、下钻、提升、旋转钻进等。如果钻进措施不能做出针对性调整，钻进效率持续降低，钻速下降，将导致钻进成本提高、钻井事故发生几率提升，造成巨大的经济损失和安全隐患[3－4]。开展面向钻进过程状态监测的钻进工况识别研究，分析钻进系统状态特征，针对性做

收稿日期：2020－01－19；**修回日期**：2020－03－25　　**DOI**：10.12143/j.tkgc.2020.04.016
基金项目：国家重点研发计划项目“5000 米智能地质钻探技术装备研发及应用示范”课题五“智能地质钻探技术及装备仪器研制”(编号：2018YFC0603405)；国家自然科学基金重点项目“复杂地质钻进过程智能控制”(编号：61733016)；湖北省技术创新专项重大项目“复杂地质环境钻采装备关键技术开发与应用”(编号：2018AAA035)
作者简介：范海鹏，男，汉族，1992 年生，博士研究生在读，控制科学与工程专业，从事钻进过程状态监测的研究工作，湖北省武汉市鲁磨路 388 号，fanhaipeng@cug.edu.cn。
通信作者：吴敏，男，汉族，1963 年生，教育部长江学者特聘教授，博士生导师，IEEE 会士(IEEE Fellow)，中国自动化学会会士，博士，从事过程控制、鲁棒控制和智能系统的研究工作，湖北省武汉市鲁磨路 388 号，wumin@cug.edu.cn。
引用格式：范海鹏，吴敏，曹卫华，等.基于钻进状态监测的智能工况识别[J].探矿工程(岩土钻掘工程)，2020，47(4)：106－113.
FAN Haipeng, WU Min, CAO Weihua, et al. Intelligent drilling mode identification based on drilling state monitoring while drilling [J]. Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunneling), 2020, 47(4): 106－113.

万方数据

出钻进参数调整,对保证钻进安全、提高钻进效率、降低钻进成本具有重要意义[5-6]。

以往钻进状态信息来源多样、表达形式不一,很难被充分利用,钻进过程状态无法实时获取。随着人工智能和数据挖掘技术的迅速发展,基于工业过程数据的数据分析方法,成为状态监测技术的研究热点之一[7-8]。状态监测技术的核心是收集和分析钻进过程数据,提取数据的内部特征,可以监测和评估钻进运行状态[9-10]。随着数据分析方法的进步,以主成分分析为代表的统计分析方法被应用于特征提取和关联分析上[11-12]。基于统计分析方法的状态监测技术将为工业过程状态监测技术的发展提供新的方向。

国内外许多学者和公司开展了基于数据分析的状态监测技术研究,相关技术在地质钻探和石油工程领域都已经具有较好的工程应用。Payette G S 等人[13-14]建立了一个基于钻进过程的监督和优化平台,实时监测钻进效率,并为司钻人员提供操作参数调整建议。MA H[15]建立了基于多源信息融合的地层可钻性预测模型,监测复杂地层变化。GAN C 等人[16-17]利用 Nadaboost - ELM 建立双层智能钻速模型,分析不同钻进状态参数对钻速影响,实现针对不同地层的钻速智能优化。Cayeux E 等人[18]在实验室环境下搭建钻进过程模拟系统用来测试新的自动化钻井技术。胡英才[19]采用小波神经网络对钻进事故发生时及产生征兆时间段的数据进行训练,井漏、井塌、井涌及井喷等井下故障进行诊断。廖明燕[20]利用 $D-S$ 理论融合建立钻进过程参数子空间和子神经网络进行初级融合,形成对钻井故障辨识框架中各故障模式的证据支持,很好地实现了面向钻进故障诊断的钻进工况识别。

综上所述,现阶段的研究主要集中利用钻进过程数据对钻速、可钻性等钻进重要参数进行建模、预测,目的是综合多源数据提高重要参数的准确性,在分析钻进数据变化趋势、描述钻进工况上涉及不多。以往的钻进过程工况识别多是以钻进事故预测为背景的,从钻进效率出发研究钻进工况识别的较少。本文基于钻进过程状态监测数据,通过数据驱动的分析和建模方法,建立钻进工况智能识别模型,监测和分析钻进系统运行状态,为钻进过程智能控制奠定基础。

1　钻进过程状态监测

近年随着钻进深度的不断增加,钻进工艺更加复杂,对钻进系统的可靠性、安全性、稳定以及钻进效率提出了更高的要求,基于数据分析的状态监测技术越发受到地质钻探行业重视。本节将结合我们正在构建的半实物钻进状态监测系统进行分析。

1.1　状态监测技术

面向钻进过程高效、安全的需求,钻进过程智能控制优化技术更多应用于施钻过程。状态监测技术是实现上述控制与优化的基础与前提。状态是指对象所处的模式或者工况,例如倒划眼、接单根、下钻、提升、旋转钻进等。状态参数是一组描述对象或系统当前状态并可以确定其未来行为的变量,例如钻进过程的钻压、转速、泵量。状态监测是指监测系统状态参数、指示系统异常并预测其发展的过程。

随着安全生产与系统性能优化重要性的提升,状态监测技术逐步发展,并越来越多地得到人们的重视。关键参数的状态监测不但可以提高设备安全性,而且可以为系统运行优化提供技术依据。

1.2　钻进状态监测系统

钻进状态监测系统是一个基于钻机的钻进监督和优化平台,通过收集和分析实际钻进数据,系统能够监测钻井性能,并为钻进参数优化提供建议,以帮助改进整个钻井过程。众所周知,钻井功能障碍,如 BHA 旋转、钻头粘滑、井底泥包等,会损坏钻井工具,导致钻井质量差、钻速显著降低[21]。钻进状态监测系统最终目标是分析和挖掘钻进数据内部特征,提升钻进性能,降低钻进事故发生风险,帮助司钻实现安全、高效钻井。我们建立的钻进过程状态监测系统硬件结构如图 1 所示。

钻进状态监测系统主要分为 3 个部分:钻进数据库、智能控制中心、远程监控操作中心。整个系统基于智能钻进系统软件架构与数据框架构建,利用分层递阶的设计思想集成形成协调、统一的整体。钻进过程监测系统如图 2 所示。

1.2.1　钻进数据库

根据钻进过程数据建立钻进数据体系结构,依据钻进数据来源分不同模块存储钻进历史和实时数据以及控制优化中间变量。数据库为钻进数据建立数据表统一数据表达形式,为钻进过程智能控制优化提供数据支持。

万方数据

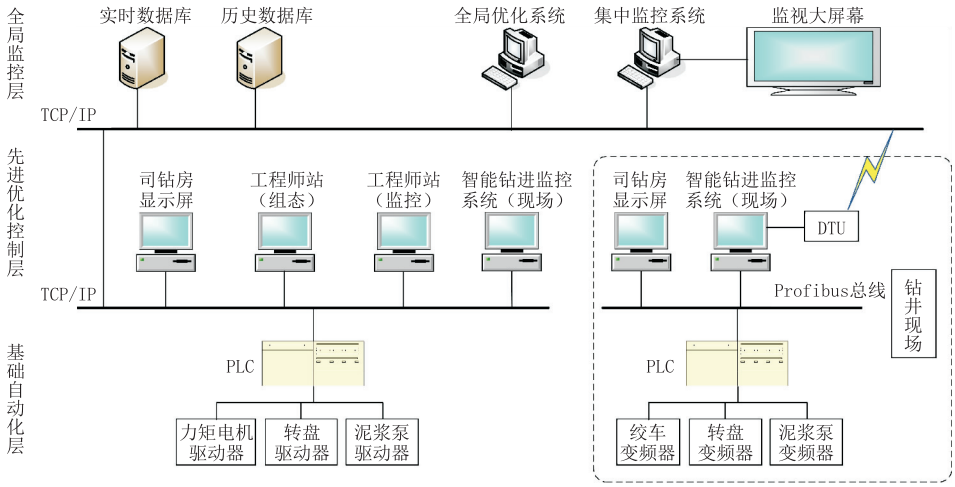
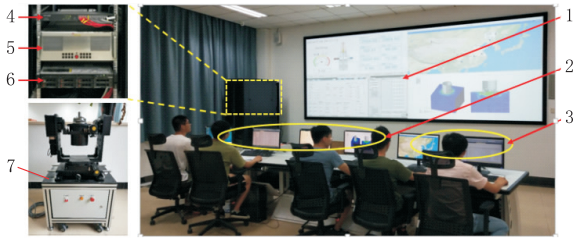


图 1 钻进状态监测系统硬件结构图

Fig.1 Hardware of the drilling state monitoring system



1—可视化监控屏幕;2—工程师站;3—监控计算机;4—交换机;5—投影融合系统;6—服务器(数据库);7—三轴转台

图 2 钻进状态监测系统

Fig.2 Drilling state monitoring system

1.2.2 智能控制中心

智能控制中心用来实施制定的智能控制优化方案。系统根据钻进过程实际需求分为钻进过程安全与效率评估、钻进过程优化设计、钻进过程智能控制三大功能模块。实现井下工况判别、事故预警、钻进操作参数与效率优化、钻进多系统协调控制等核心功能。智能控制中心主界面如图 3 所示。同时为验证所提理论的有效性,实验室配备微型钻机和三轴转台进行钻进实验,验证所提新理论可行性,降低新技术应用的风险。

图 3 智能控制主界面

Fig.3 Main interface of the intelligent control center

1.2.3 远程监控中心

大数据是钻进过程智能化进程的必经之路。利用大数据技术汇聚各井场钻井数据,采用数据分析手段分析实时数据,并与历史数据进行对比或“堆

万方数据

叠”,远程同步获取各地钻进情况,实现井场智能调度。

2　钻进过程工况识别模型

机器学习是针对数据驱动建模的有效手段[22]。支持向量机方法作为一种有效的小样本分类模型能够适应钻进过程数据质量不稳定的不利因素,达到理想的分类效果[23]。本节将从模型输入参数的选择和工况识别模型的建模方法详细介绍钻进过程工况识别模型。

2.1　模型输入参数选择

钻进数据来源多样,包括地震数据、测井数据、录井数据、钻进过程参数等。通过信息熵理论可以获取包含钻进特征最多的因素,进一步结合专家经验和数据趋势分析能够选择合适的模型输入参数。

2.1.1　信息熵与信息增益

信息熵是衡量样本包含信息量最常用的指标。假设当前样本集合 D 中第 k 类样本所占的比例为 $p_k(k=1,2,\cdots,|y|)$,则 D 的信息熵定义为:

$$\mathrm{Ent}(D)=-\sum_{k=1}^{|y|}p_k\log_2 p_k \tag{1}$$

其数值越大,表示包含信息越多。

假定离散属性 a 有 V 个可能的取值 $\{a^1,a^2,\cdots,a^V\}$,若以属性 a 对样本进行划分会产生 V 个分类,该划分包含了 D 的全部样本记作 D^v,则定义以属性 a 划分样本集合时的信息增益为

$$\mathrm{Gain}(D,a)=\mathrm{Ent}(D)-\sum_{v=1}^{V}\frac{|D^v|}{|D|}\mathrm{Ent}(D^v) \tag{2}$$

信息增益越大,表示以所选属性划分样本集合的受益越大。

2.1.2　钻进数据趋势分析

钻进过程是一个协调统一的整体。各部分之间存在很强的耦合性,钻进工况的改变带来钻进状态参数的整体波动。通过收集现场工人操作经验与钻进不同工况作用机理结合,可以得出钻进数据变化趋势与钻进工况的对照关系。不同工况下钻进数据变化趋势如表 1 所示。

根据表 1 所示数据变化趋势可以得到,钻进数据的变化趋势一定程度上可以反映当前时刻钻进过程工况。根据每个参数变化趋势划分钻进工况所得的信息增益如表 2 所示。

表 1　典型工况钻进数据波动趋势

Table 1　Data trends for typical drilling modes

典型工况	大钩高度/m	钩载/t	钻压/kN	转速/(r·min^{-1})	扭矩/(N·m)	立管压力/MPa	总池体积/L
接单根		↑	0	0	0	0	↑
下钻	↑	↑	0	0	0	0	↑
提升	↑	↓	0	0	0	0	↓
扩孔	↓		≥0	>0	>0	>0	↑
倒划眼	↑			>0	>0	>0	↓
旋转钻进	↓	↑	>0	>0	>0	>0	↓
滑动钻进	↓	↑	>0	0	0	>0	↓

表 2　不同钻进参数信息增益

Table 2　Information gain of different drilling parameters

大钩高度/m	钩载/t	钻压/kN	转速/(r·min^{-1})	扭矩/(N·m)	立管压力/MPa	总池体积/L	钻位/m	泵量/(L·min^{-1})
0.287	0.137	0.108	0.113	0.142	0.062	0.341	0.254	0.337

综上,利用信息熵理论通过对不同钻进参数划分钻进工况时的信息增益进行比较,可以获取对工况识别贡献度较大的参数。在此基础上,参考现场司钻人员依靠泵量的波动以及参考钻头的相对位置来确定实时工况的经验,我们能够获取最佳的模型输入参数。

本文采用湖北神龙架林区某井实钻数据进行仿真实验,数据包括钻头位置、钻压、转速、扭矩、出口排量等钻进特征参数,选取信息增益较大的大钩高度、机械钻速、钻压、载荷、转速、扭矩、总池体积等 6 个参数作为工况识别模型的输入参数。其中钻头位置与大钩高度、总池体积与泵量所描述的特征相似,故选取其中增益较大的特征作为模型输入参数。

通过对钻进数据的分析可知,由于井下环境复杂和测量传输条件的限制,数据中包含大量随机噪声、测量误差。数据存在缺失、冲突等特性,数据的可信度难以保证,会存在少数奇异值影响分类模型的精度。支持向量机作为一种成熟的小样本分类模型,其分类超平面仅由少数支持向量决定,避免了少数大偏差数据影响分类边界,因此本文选用了加入内积核函数的支持向量机方法构建工况识别模型。

2.2　支持向量机模型

支持向量机是一种分类模型,它的基本模型定义是在特征空间上的最大间隔分类器,学习策略是间隔最大化,可形式化为一个求解凸二次规划的问题,也等价于正则化的合页损失函数的最小化问题。

2.2.1　模型描述

万方数据

支持向量机的学习问题可以表示成下面的优化问题：

$$\begin{cases}\min\limits_{w,b,\xi} & \dfrac{1}{2}\|w\|^2+C\sum\limits_{i=1}^{N}\xi_i \\ \text{s.t.} & y_i(w^Tx_i+b)\geqslant 1-\xi_i(i=1,2,\cdots,N) \\ & \xi_i\geqslant 0(i=1,2,\cdots,N)\end{cases} \tag{3}$$

式中：$\xi_i\geqslant 0$—— 松弛变量；$C>0$——惩罚参数。

求解上述优化问题得到 w^* 和 b^*，于是可以得到分离超平面 $w^{*T}x+b^*=0$ 以及分类决策函数 $f(x)=\text{sign}(w^{*T}x+b^*)$。以上述条件作为依据对样本空间分类。

2.2.2 核函数选择

支持向量机在处理非线性可分问题时需要引入核技巧，经过映射函数 $\varphi(x)$ 将输入特征映射到新的特征空间。常用的核函数包括多项式核函数、高斯核函数、径向基核函数等，需要结合具体数据选择相应的核函数。

支持向量机模型目标是对特征空间划分得到最优超平面，分类决策中起决定作用的是支持向量，在某些程度上避免了神经网络等复杂分类模型的维数限制，并且具有较好的鲁棒性，是一种可靠的小样本分类模型。因此，本文选择支持向量机模型进行钻进工况识别。

本文使用加入内积核函数的支持向量机模型对钻进工况进行识别，利用湖北神农架林区某井实钻数据进行模型训练和验证。

3 结果与分析

本文收集湖北神龙架林区某井实钻数据。正常钻进过程中任何参数的变化都不是随机的或跳跃的，而是在某种程度上连续的。文中选取钻进过程中具有代表性的倒划眼、接单根、下钻、提升、旋转钻进等 6 种工况建立工况识别模型。模型的输入参数为钻头位置、大钩载荷、机械钻速、钻压、大钩载荷、转速、扭矩、泵量、总池体积。

3.1 工况识别过程

首先，将钻进数据划分为训练集和测试集，为了控制数据质量，消除奇异样本导致的不良影响，利用 3σ 原则筛选数据，如若超出范围，则删除数据并用平均值替代。接着，对数据[0,1]标准化处理，统一数据格式。然后，选取不同的核函数采用训练集数据进行模型训练，利用测试集数据检验模型准确度。最后，对获得的模型采用交叉验证检验其准确性。具体方法是将原始数据分成 5 组，随机选取一组子集做验证集，其余 4 组子集做训练集，最后选择准确率最高模型的性能指标。经过交叉验证检验可以提升模型泛化能力，避免出现过度拟合现象，工况识别流程如图 4 所示。

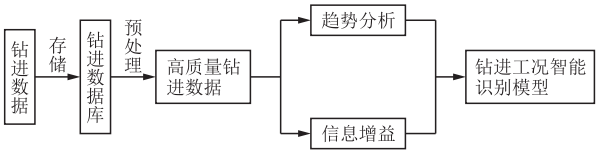


图 4 钻进工况识别过程

Fig.4 Process of drilling mode recognition

由于钻进数据之间多成非线性关系，因此需要选取核函数，提升识别精度。本文选取多项式核函数和径向基核函数，核函数形式如下：

(1)多项式核函数：

$$k(x_i,x_j)=(x_i,x_j+1)^d \tag{4}$$

(2)径向基核函数：

$$k(x_i,x_j)=\exp(-\gamma||x_i-x_j||^2) \tag{5}$$

式中：x_i、x_j ——样本；d 、γ ——模型参数。

通过核函数处理将问题转化为线性分类问题，工况的识别情况如图 5 所示。由图 5 可知，采用径向基核函数的识别模型实际分类样本与预测分类结果重合度最高，即工况识别模型的识别准确率最高。

由图 5 可知，相比于不加入核函数的支持向量机模型，添加核函数的模型识别准确率更高。在对本文所收集数据的训练过程中，径向基核函数的识别准确率要高于多项式核函数，其识别精度和训练时长如表 3 所示。

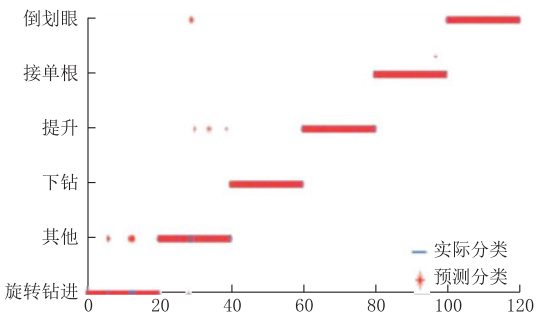
表 3 识别结果分析

Table 3 Analysis of identification results

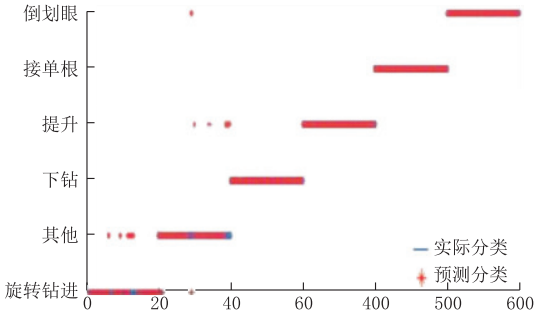
核函数	样本数量/个	识别准确率/%	计算用时/s
径向基核函数	113	97.14	0.511
多项式核函数	113	95	0.581
线性支持向量机	113	92.38	0.574

仿真过程采用交叉验证检验模型精度，选取最优参数模型下的工况识别模型。通过交叉验证可以选出最佳的惩罚函数 c 和核函数参数 g，交叉验证结果如图 6 所示。由图 6 选取最佳的参数组合，最好识别精度可达 95%以上，选取模型准确率最优点参数作为工况识别模型参数。

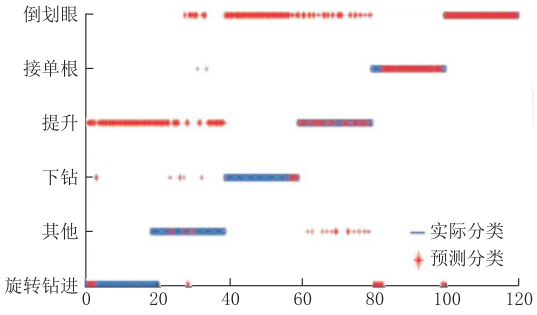
万方数据



（a）径向基核函数



（b）多项式核函数



（c）线性支持向量机

图 5　钻进过程工况识别结果

Fig.5　Drilling mode identification result

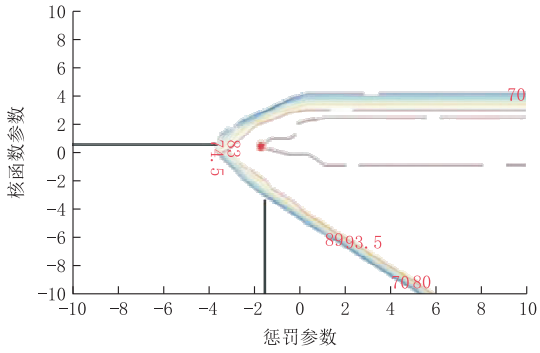


图 6　交叉验证结果

Fig.6　Cross validation results

针对采用不同核函数的工况识别模型，选取最佳模型参数进行仿真实验得到的混淆矩阵如表 4～6 所示。

表 4　线性支持向量机分类结果混淆矩阵

Table 4　Confusion matrix of linear support vector machine identification

真实分类	预测分类					
	旋转钻进	倒划眼	提升	下钻	接单根	其他
旋转钻进	45	1	0	1	0	0
倒划眼	0	22	0	0	1	0
提升	0	0	15	0	0	0
下钻	0	0	0	11	1	0
接单根	0	0	0	0	8	0
其他	1	0	0	0	0	7

表 5　径向基核函数分类结果混淆矩阵

Table 5　Confusion matrix of radial basis kernel function identification

真实分类	预测分类					
	旋转钻进	倒划眼	提升	下钻	接单根	其他
旋转钻进	45	2	0	0	0	0
倒划眼	0	18	0	0	1	0
提升	0	0	15	0	0	0
下钻	0	0	0	12	1	0
接单根	0	0	0	0	8	0
其他	1	1	0	0	0	7

表 6　多项式核函数分类结果混淆矩阵

Table 6　Confusion matrix of polynomial kernel function identification

真实分类	预测分类					
	旋转钻进	倒划眼	提升	下钻	接单根	其他
旋转钻进	43	0	0	0	1	0
倒划眼	2	20	0	1	0	0
提升	0	0	15	0	0	0
下钻	0	2	0	10	1	0
接单根	0	0	0	0	8	0
其他	1	1	0	1	0	7

根据交叉验证结果选取最佳参数模型对所收集数据进行钻进工况识别。模型采用径向基核函数，模型参数选用交叉验证获取的最佳模型参数，得到的最终识别结果见图 7。由图 7 可知，模型对钻进主要工况旋转钻进的识别准确率达到 98%，总体识别率达到 95%。这在一定程度验证了模型的有效性。

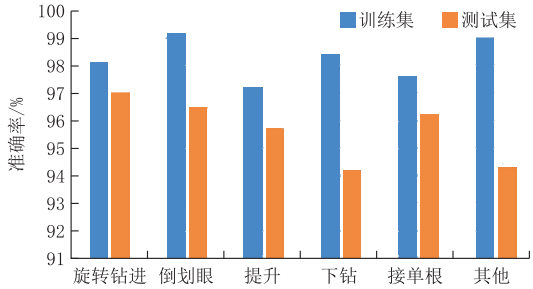


图 7　最终识别结果

Fig.7　Final identification results

钻进工况识别是状态监测技术应用在钻进过程

万方数据

的基础。在获取准确的钻进工况描述后,我们可以对钻进系统运行状态进行分析,提取过程关键特征,判断钻进性能优劣程度,并追溯导致非优运行状态的原因,及时指导操作人员进行钻进参数调整,保障钻进过程的安全和高效。

3.2 钻进状态分析

钻进过程是一个包含多工况的复杂过程,工况识别的结果能够反映钻进作业的时间分布。由图 8 可知旋转钻进时间约占总钻进时长的 1/3,在正常钻进过程中效率会因为钻头泥包、井底泥包、钻头钝化等原因发生波动;与之形成对比,起下钻、接单根、录井数据测量等非生产时间的占比与旋转钻进所占比例大体相同。因此,一方面结合工况识别结果分析钻进过程有效生产时间能够描述钻进效率,另一方面优化某些生产操作能够缩短非生产时间,提升钻进效率。本节将从正常钻进效率和非生产时间时效分析对钻进状态进行分析。

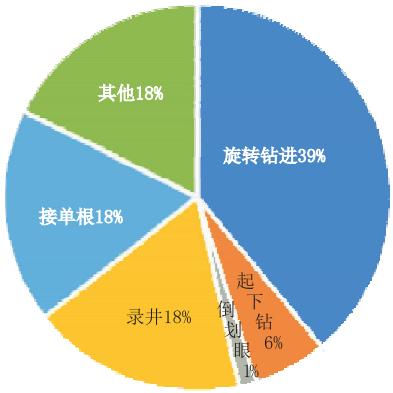


图 8 钻进时间分布

Fig.8 Total time breakdown

3.2.1 钻进效率分析

旋转钻进过程的目的是利用机械能驱动钻头破岩,但是通常钻头-岩石作用很难用准确的机理模型描述,因此钻进效率难以定量计算。机械比能模型的提出为定量分析钻进过程提供方法。机械比能模型[24-25]最早被用作描述钻头性能,定义为破碎单位体积的岩石消耗的机械能其定义如下:

$$MSE=\frac{4WOB}{\pi D^2}+\frac{480R\cdot TOB}{D^2\cdot ROP} \tag{6}$$

其中:WOB ——钻压,kN;TOB ——钻头扭矩,kN·m;R ——转速,r/min;ROP ——钻速,m/h;D ——钻头直径,mm。

机械比能模型认为破岩过程中最小机械比能等于岩石抗压强度。换言之,在钻进过程中施加在钻头上的机械能会出现损耗,而当所有能量都用来破岩所获得能量最高。因此,利用岩石侧限抗压强度和实际机械比能的比值即可从钻进过程能量传递角度量化钻进效率。

在上述工况识别的基础上,针对旋转钻进过程应用机械比能模型计算效率。我们认为当更换新钻头时能量损耗最少即钻进效率最高。随着钻进过程的推进,机械比能稳定且逐渐增大,此时根据机械比能含义判定为最佳的操作参数施钻。根据上述原理利用所收集数据绘制的钻进效率如图 9 所示。

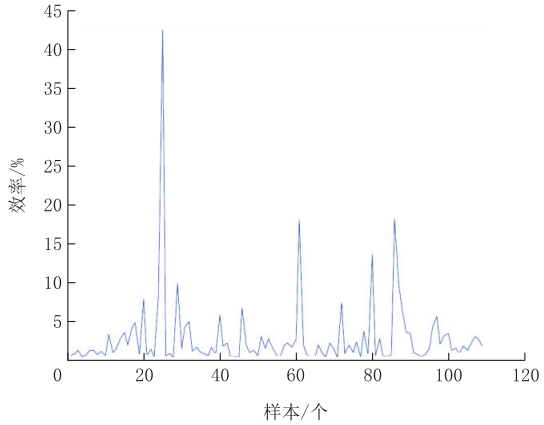


图 9 钻进效率

Fig.9 Drilling efficiency

如图 9 所示,当钻进深度逐渐增大,机械比能值稳步增加,机械能的传递效率下降,代表钻头开始磨损或者受到泥包和振动的影响。通过上述分析,应用机械比能原理能够对钻进效率进行全面的分析。

3.2.2 非生产时间时效分析

钻进过程效率通常只有 30%左右,效率低下的主要原因是接单根等大量辅助操作还依赖于人工完成。这些引起效率低下的工况大多包含在非生产时间内。根据对中国南海多口井钻井数据的分析,接单根操作在非生产时间中占很大比重,平均接单根操作时长为 3.4 min,大约有 90%的接单根时长在 5 min 以下。

在钻进工况识别的基础上进一步分析非生产时间产生的原因,及时进行钻进操作的调整能够保证钻进系统高效率运行。

4 结论

地质钻进过程因为复杂的地层环境和多变的应

万方数据

力结构存在状态信息缺失的问题,司钻人员无法实时监测钻进工况,掌握钻进状态,这些不利因素给钻进过程的控制和优化造成了很大的困难。本文借助钻进过程状态监测技术,采用数据驱动方法建立钻进工况智能识别模型获取实时工况,在此基础上对钻进参数进行分析,为钻进操作参数的优化建立了基础。最后,本文通过现场收集的实钻数据验证了所提方法的有效性和优势。

参考文献(References):

[1] 张金昌.钻探技术新进展[J].探矿工程(岩土钻掘工程),2007,34(S1):11－18.
ZHANG Jinchang. Recent advances of drilling technology[J]. Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunneling), 2007,34(S1):11－18.

[2] 张金昌.地质钻探技术与装备 21 世纪新进展[J].探矿工程(岩土钻掘工程),2016,43(4):10－17.
ZHANG Jinchang. New development of the 21st Century geological drilling technology and equipment[J]. Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunneling), 2016,43(4):10－17.

[3] 孟英峰,杨谋,李皋,等.基于机械比能理论的钻井效率随钻评价及优化新方法[J].中国石油大学学报(自然科学版),2012,36(2):110－114.
MENG Yingfeng, YANG Mou, LI Gao, et al. New method of evaluation and optimization of drilling efficiency while drilling based on mechanical specific energy theory[J]. Journal of China University of Petroleum, 2012,36(2):110－114.

[4] Darbor M, Faramarzi L, Sharifzadeh M. Performance assessment of rotary drilling using non-linear multiple regression analysis and multilayer perceptron neural network[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2019,78(3):1501－1513.

[5] 李根生,宋先知,田守嶒.智能钻井技术研究现状及发展趋势[J].石油钻探技术,2020,48(1):1－8.
LI Gensheng, SONG Xianzhi, TIAN Shouceng. Research status and prospects of intelligent drilling[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2020,48(1):1－8.

[6] 刘宝林,桂暖银.中国大陆科学钻孔钻进规程合理控制问题的探讨[J].探矿工程,2001(S1):242－244.
LIU Baolin, GUI Nuanyin. Discussion on the easonable control of scientific drilling procedures in mainland China[J]. Exploration Engineering, 2001(S1):242－244.

[7] YIN S, LI X, GAO H, et al. Data-based techniques focused on modern industry: An overview[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014,62(1):657－667.

[8] LIN Y, Kruger U, GU F, et al. Monitoring nonstationary and dynamic trends for practical process fault diagnosis[J]. Control Engineering Practice, 2019,84:139－158.

[9] GE Z, SONG Z, DING S X, et al. Data mining and analytics in the process industry: The role of machine learning[J]. IEEE Access, 2017,5:20590－20616.

[10] JIANG Q, YAN X, HUANG B. Neighborhood variational bayesian multivariate analysis for distributed process monitoring with missing data[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018,27(6):2330－2339.

[11] GUO L, WU P, GAO J, et al. Sparse kernel principal component analysis via sequential approach for nonlinear process monitoring[J]. IEEE Access, 2019,7:47550－47563.

[12] DENG X, TIAN X, CHEN S, et al. Deep principal component analysis based on layerwise feature extraction and its application to nonlinear process monitoring[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018,27(6):2526－2540.

[13] Payette G S, Pais D, Spivey B, et al. Mitigating drilling dysfunction using A drilling Advisory system: results from recent field applications[C]//International Petroleum Technology Conference. International Petroleum Technology Conference, 2015.

[14] Hegde C, Gray K. Evaluation of coupled machine learning models for drilling optimization[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2018,56:397－407.

[15] MA H. Formation drillability prediction based on multi-source information fusion[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2011,78(2):438－446.

[16] GAN C, CAO W, WU M, et al. Two-level intelligent modeling method for the rate of penetration in complex geological drilling process[J]. Applied Soft Computing, 2019,80:592－602.

[17] GAN C, CAO W, WU M, et al. Prediction of drilling rate of penetration (ROP) using hybrid support vector regression: A case study on the Shennongjia area, Central China[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019,181:106200.

[18] Cayeux E, Daireaux B, Dvergsnes E, et al. Advanced drilling simulation environment for testing new drilling automation techniques and practices[J]. SPE Drilling & Completion, 2012,27(4):559－573.

[19] 胡英才.基于神经网络融合技术的钻井事故诊断方法研究[D].西安:西安石油大学,2011.
HU Yingcai. The study of drilling fault diagnosis method based on neural network fuse techonlogy[D]. Xi'an: Xi'an Shiyou University, 2011.

[20] 廖明燕.基于神经网络和证据理论集成的钻井过程状态监测与故障诊断[J].中国石油大学学报(自然科学版),2007(5):136－140.
LIAO Mingyan. Drilling state monitoring and fault diagnosis based on integrating neural network and evidence theory[J]. Journal of China University of Petroleum, 2007(5):136－140.

[21] 陈绪跃,樊洪海,高德利,等.机械比能理论及其在钻井工程中的应用[J].钻采工艺,2015,38(1):6－10.
CHEN Xuyue, FAN Honghai, GAO Deli, et al. Research on mechanical specific energy theory used in drilling engineering and its development trend[J]. Drilling and Production Technology, 2015,38(1):6－10.

[22] 周志华,机器学习[M].北京:清华大学出版社,2016:75－77.
ZHOU Zhihua. Machine learening[M]. Bejing: Tsinghua University Press, 2016:75－77.

[23] 史峰,王小川,郁磊.MATLAB 神经网络 30 个案例分析[J].北京:北京航空航天大学出版社,2010:102－112.
SHI Feng, WANG Xiaochuan, YU Lei. Analysis of 30 cases of MATLAB neural network[J]. Bejing: Beihang University Press, 2010:102－112.

[24] Dupriest F E, Koederitz W L. Maximizing drill rates with real-time surveillance of mechanical specific energy[C]//SPE/IADC Drilling Conference. Society of Petroleum Engineers, 2005:SPE/IADC 92194.

[25] Oloruntobi O, Butt S. Application of specific energy for lithology identification[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2020,184:106402.

(编辑　韩丽丽)

万方数据