

煤田地质与勘探
Coal Geology & Exploration
ISSN 1001-1986, CN 61-1155/P

《煤田地质与勘探》网络首发论文

题目：基于层次分析法的智能钻机运行过程中工序判识
作者：朱钱祥，罗鹏平，王龙鹏，邢望，王天龙
收稿日期：2023-06-10
网络首发日期：2023-10-07
引用格式：朱钱祥，罗鹏平，王龙鹏，邢望，王天龙. 基于层次分析法的智能钻机运行过程中工序判识[J/OL]. 煤田地质与勘探.
<https://link.cnki.net/urlid/61.1155.P.20230928.1826.005>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于层次分析法的智能钻机运行过程中工序判识

朱钱祥, 罗鹏平, 王龙鹏, 邢 望, 王天龙

(中煤科工西安研究院(集团)有限公司, 陕西 西安 710077)

摘要: 煤矿钻机智能施工过程中自动判识当前工序的难度较大, 针对该问题提出了一种包含钻机运行过程层次建模、工序执行概率推理的工序判识方法。首先, 以层次分析法对钻机运行过程中不同粒度对象间耦合过程进行描述和建模, 揭示了钻机各工序执行过程中设备、功能与系统间的交互特征。其次, 在上述研究基础上引入贝叶斯概率推理方法, 建立工序执行概率推理模型, 分析了钻机运行过程中不同粒度对象属性与各工序状态间的因果关系。随后, 将采集到的传感数据进行处理并作为实时证据提供给工序执行概率推理模型, 获得各工序的当前执行概率。最后, 以 ZDY23000LDK 钻机运行过程中液压压力值、动力头转速及移动速度作为输入信息, 利用本文提出的工序判识方法, 推理出当前执行工序编号, 实验结果显示工序辨识的准确率达到 81% 以上, 研究表明所提方法是切实可行的。上述研究工作提供了钻机运行过程的层次解耦方法及钻机不同粒度对象间交互过程的分析方法, 为后续钻机智能控制方法研究及先进智能地质装备研发提供了技术支撑。

关键词: 智能钻机; 工序判识; 传感数据; 层次分析法; 贝叶斯理论; 煤矿

中图分类号: TD41

文献标志码: A

A method of operation processes identification for intelligent drilling rig base on analytic hierarchy process

ZHU Qianxiang, LUO Pengping, WANG Longpeng, XING Wang, WANG Tianlong

(CCTEG Xi'an Research Institute (Group) Co., Ltd., Xi'an 710077, China)

Abstract: The limited variety and quantity of sensors deployed on drilling rigs make it difficult to identify the current execution process during the intelligent construction process of coal mine drilling rigs, therefore, an operation processes identification method is proposed, which includes hierarchical modeling of drilling rig operation and probability inference of current execution process. Firstly, the coupling process among the components of different granularity is described and modeled based on the hierarchical analysis method, which reveals the interactive characteristics between equipment, function and system during the execution of each process. Secondly, Bayesian network is introduced to establish a process execution probability inference model based on the above hierarchical model of the drilling operation process, which analyzes the causal relationship between different granularity components and the drilling processes. Then, the collected sensing data is processed and provided as a real-time evidence to the probability inference model, thereby obtaining the execution probability of each drilling process. Finally, the hydraulic pressure value, the rotational speed and the movement speed of the drilling head are provided as input to the probability inference model to obtain the execution probability of drilling process, and the accuracy of the result reaches over 81%. The experiment proves that the method proposed in this paper is practical and feasible. The above research provides a hierarchical decoupling method for the drilling processes and an analysis method for the interaction process between different granularity components of drilling rigs, providing technical support for the research on intelligent control methods of drilling rigs and the development of advanced intelligent geological equipment.

Keywords: intelligent drilling rig; process identification; sensing data; analytic hierarchy process; Bayesian theory; coal mine

煤矿钻机通过钻孔施工实现地质勘探、瓦斯抽放、水害防治等目标, 保障了煤炭开采的安全性^[1-2]。钻孔施工作业时配置 2~3 名工作人员, 且工作人员需具备相应的钻孔施工经验, 为实现“自动化减人、智能化无人”的目标且降低施工人员的能力需求, 研发具有自主

施工决策功能的智能钻机已成为煤机企业的迫切需求。

智能钻机应具有自主感知功能^[3], 即利用钻机运行过程中产生的传感数据, 识别当前执行工序并判断其执行情况, 为钻机自主制定下一步的操作策略提供重要参考信息。煤矿钻机是由机械系统、液压系统和

电控系统耦合而成的典型的多层次系统,其通过电控系统操控液压系统,再由液压系统驱动机械系统的方式实现钻进施工过程,但由于钻机结构设计的限制,煤矿钻机可布置传感器的种类和数量较少,导致了煤矿钻机运行工序的判识难度较大。基于以上的分析,如何利用较少的传感数据,结合煤矿钻机的结构特征和运行机制,实现运行工序的判识是智能钻机研发过程中需解决的重要问题之一。

煤矿钻机传感数据是工序判识过程的主要输入参数,目前针对传感数据的利用主要分为故障诊断和状态控制两类。通过在煤矿钻机关键的液压位置和机械位置布置对应的传感器^[4],将获得的数据采用阈值法^[5]、神经网络^[6]、粒子群算法^[7]对钻机液压信息、设备振动信号进行分析以得到钻机故障信息。此外一些学者利用当前传感数据进行钻机运行状态判断^[8]或实现钻进稳定恒压控制^[9]。上述研究通过传感数据对被监测设备状态或钻进动作进行分析,其研究成果有助于钻机特定工序的判识。更进一步,工序判识需分析煤矿钻机运行过程以获得不同工序间关联关系,以便将上述研究成果扩展应用于未被监测工序的判识。

煤矿钻机工序的执行需要电控系统、液压系统和机械系统协同实现^[10-11]。针对煤矿钻机这类典型的层次系统,可从不同的角度对其进行建模分析。从层次系统的设计结构角度分析,以图形化描述语言对系统的信息层和物理层进行定性描述^[12];在此基础上,以数学描述语言对层次系统物理信息交互过程进行定量性建模分析^[13]。或从系统的运行特征角度出发,将系统划分成不同粒度对象并对其耦合过程进行定量描述^[14]。上述研究采用图形符号、数学语言对系统“信息层—物理层”或“设备—功能—系统”进行了定性或定量的描述,其成果可用于煤矿钻机的结构特征及运行机制的分析建模。

针对钻机运行工序判识过程中传感数据样本数量少及钻机运行过程建模困难的问题,采用层次分析法中的“设备—功能—流”的建模思想^[15-16],对钻机系统结构和运行机制进行建模,并在上述模型基础上建立贝叶斯网用于分析工序与传感数据间关系,利用获取的传感数据作为实时证据输入到上述贝叶斯网中,从而实现钻机运行工序的判识功能。采用图形符号法对钻机运行过程中工序、功能和设备三个层次进行描述建模,建立的模型能描述出钻机各模块间的耦合关系,并能依据较少的传感数据样本进行钻机工序的判识。

1 钻机运行工序的判识框架

煤矿钻机工序判识的基础是建立准确的判识模型,一般而言,该模型应当包含以下几个要素,输入参数、

输出参数和两者之间关系的描述方法。基于上一章节所述内容,输入为煤矿钻机本体上传感器所采集的数据,输出则为钻机运行过程中当前工序编号,输入与输出间关系为钻机运行过程中设备与功能、工序间的交互特征。

钻机本身传感器数量有限,使得采集的传感数据无法直接描述工序判识过程所需全部设备的状态;此外,钻机的各工序间并非独立关系,由钻进施工过程可以得出,不同工序通过串行组合或者并行组合实现某个施工目标,且不同工序的液压驱动回路间存着影响关系。因此钻机工序判识需依据有限的输入传感数据对关联的工序状态进行判断。

传感数据描述了当前设备的属性,是一种微观的信息,而钻机工序代表了钻机的动作属性,是一种宏观的信息,二者之间关系的研究则需要建立一种从微观映射到宏观的模型。采用层次分析法研究钻机的结构特征和运行机制,提取传感数据、设备属性、功能和工序间的关系,并利用贝叶斯网对上述关系进行定量的建模,从而实现钻机运行工序状态的判识。综上所述,本文提出工序判识方法的框架如图1所示。

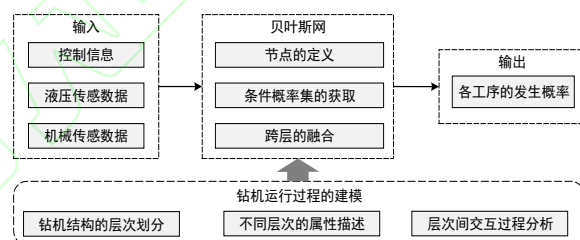


图1 钻机运行工序判识的框架

Fig.1 The framework of drilling process identification

2 钻机运行过程的层次建模

2.1 钻机运行过程中层次模块划分

煤矿钻机包含的设备数量众多、设备功能复杂,若以设备为分析对象则极大增加钻机运行过程的分析难度,因此本文综合考虑钻机的结构特征和运行机制,以层次分析法对煤矿钻机运行过程中关键模块按照不同粒度进行划分,如图2所示。

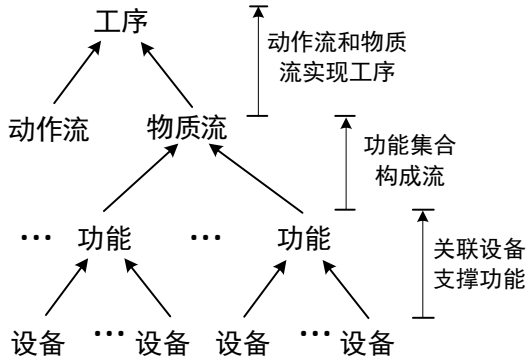


图2 钻机的层次划分
Fig.2 Hierarchical division of drilling rig

根据钻机施工过程中操作特点，将钻机的工序划分成调平、给进、起拔、正转反转、上杆、上扣、卸扣、卸杆 8 个工序，采用 L_i 代表工序， $i = 1, 2, \dots, 8$ 。其中各工序由不同的机械动作按时间顺序构成，将其定义为动作流 F_i^m ，而各机械动作则由不同的液压回路支撑，定义为物质流 F_j^s ， $j = 1, 2, \dots, n$ 。对于物质流 F_j^s 或动作流 F_i^m ，由不同的功能模块按照一定的结构组成，将各功能定义为 R_k ， $k = 1, 2, \dots, m$ 。其中功能、流及工序的详细描述如下。

功能为系统实现某个目标过程中所扮演的角色，由多个支撑设备构成^[17]。按照功能的定义，将物质流中的功能划分为源、传输、存储、反应、接收等，将动作流中的功能划分为各类动作。对于功能 R_i ，采用下式对其进行描述。

$$G_i(I_i, O_i, t) = 0 \quad (1)$$

式中： I_i 为关联功能对 R_i 的影响描述； O_i 为功能 R_i 对相邻功能所施加的影响； G_i 为 I_i 与 O_i 间的关系。

流描述了液压流动或机械动作组合的过程，其由多个关联功能协同实现，流是一个带着时间序列属性的对象^[17]。对流 F_i 采用式 (2) 对其进行描述。

$$H_i(U_i, V_i, S_i, t) = 0 \quad (2)$$

式中： U_i 为其他流对 F_i 的影响，如液压回路对动作流的驱动，或某条液压回路受关联液压回路的影响； V_i 为流 F_i 对外界的影响； S_i 为 F_i 的状态描述，包含了支撑功能的 O_i ， n 为支撑流 F_i 的功能的数量； H_i 为上述变量间的关系函数。

工序是由多条物质流和一条动作流共同作用实现，对于工序 L_i ，采用式 (3) 对其进行描述。

$$K_i(F_i^m, F_{i,1}^s, \dots, F_{i,n}^s) = 0 \quad (3)$$

式中： F_i^m 为实现工序 L_i 的动作流； $F_{i,j}^s$ 为影响动作流 F_i^m 的所有物质流的集合， $j = 1, 2, \dots, m$ ； K_i 为上述流的组合过程描述。

2.2 钻机运行过程中层次交互过程分析

按照层次分析法将钻机的运行过程划为功能、流和工序 3 类模块，钻机运行过程利用上述 3 类模块的交互过程进行描述，按照功能与功能、流与流的交互过程对钻机运行过程中层次交互过程进行描述，具体内容如下。

同一流内部功能与功能间影响过程，如图 3 所示，功能 R_1 与功能 R_2 同时作用于功能 R_3 。

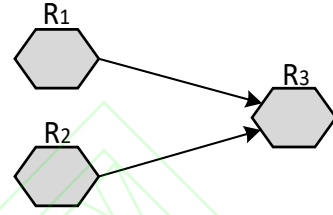


图3 功能间影响过程
Fig.3 The interactions among three functions

参考式 (1) 功能的定义，给出图 3 所示功能间交互过程的描述，如下式：

$$\Gamma(O_1, O_2, I_3, t) = 0 \quad (4)$$

式 (4) 描述了在 t 时刻，功能 R_1 与功能 R_2 对外界的影响 O_1 和 O_2 共同作用于功能 R_3 ，并对功能 R_3 产生了 I_3 的影响， Γ 为功能间影响的描述函数。

流与流之间的交互过程分析。如图 4 所示，物质流 F_1 和物质流 F_2 共同作用于动作流 F_3 。

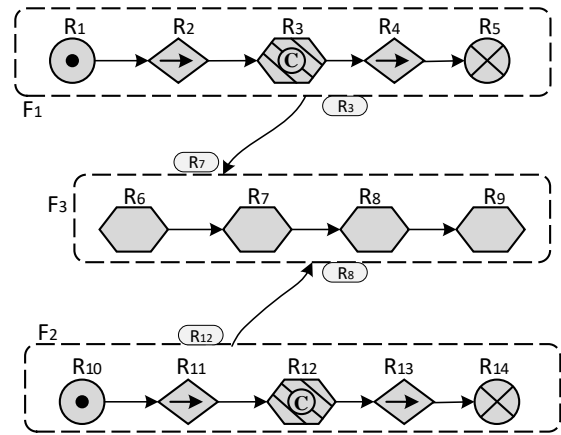


图4 流间的交互过程

Fig.4 The interaction between material flow and behavior flow

参考式 (2) 中对流属性描述，给出上述流之间交互过程的描述，如下式：

$$\Psi(V_1, V_2, U_2, t_1, t_2) = 0 \quad (5)$$

式(5)描述了物质流 F_1 在 t_1 时刻对动作流 F_3 产生

了 V_1 的影响,物质流 F_2 在 t_2 时刻对动作流 F_3 产生了 V_2 的影响, Ψ 为流间交互过程的描述函数。由式(4)可知 V_1 为 $\Gamma(O_3, I_7, t_1) = 0$, V_2 为 $\Gamma(O_{12}, I_8, t_2) = 0$ 。

3 基于层次模型的钻机工序判识方法

3.1 贝叶斯模型的建模

钻机运行过程的层次流模型包含了不同对象的属性定义及对象间关系的定量描述,基于上述模型知识建立传感数据与工序状态间的推理模型。采用贝叶斯理论^[18-19]结合钻机层次模型知识进行建模,定义该模型为 $B = \{N, C, T\}$,其中 N 为节点集, C 为贝叶斯网结构, T 为节点发生的条件概率集。结合钻机运行过程的层次流模型建立上述贝叶斯网,分成以下3个步骤。

步骤1:确定节点集 N 的数量及属性。依据图2, N 包含工序节点、流节点、功能节点和设备节点,增加传感节点,节点值为0或1,节点属性见表1。

表1 节点属性定义

Table 1 The definition of nodes attribute

节点类型	属性为1	属性为0
传感节点	数据在阈值内	其他
设备节点	设备工作	设备停止
功能节点	I_i 和 O_i 在阈值内	其他
流节点	S_i 在阈值内	其他
工序节点	工序执行	工序未执行

步骤2:确定贝叶斯网结构 C :即获得各节点的父节点集,依据钻机运行过程层次流模型中流、功能、设备的描述方法,以及传感节点的描述,给出表2的结构信息。

表2 父节点与子节点间关系

Table 2 The description of a node and its child nodes

父节点集	子节点	获取来源
流节点	工序节点	式(3)中流与工序间关系
功能节点	流节点	式(2)中 S_i 的描述
设备节点	功能节点	由GTST ^[20] 或图2获取
传感节点	设备节点	传感布置位置

步骤3:确定条件概率集 T 的值:定义子节点为 Y ,其父节点为 $X_i, i = 1, 2, \dots, n$ 。则 Y 的发生概率为 $p(Y|X_1, \dots, X_n)$ 。实际系统中获得该条件概率较为困难,因此采用式(6)进行获取。

$$p(Y|X_1, X_2, \dots, X_n) = \frac{p(X_1, X_2, \dots, X_n|Y) * p(Y)}{p(X_1, X_2, \dots, X_n)} \quad (6)$$

式中: $p(X_1, X_2, \dots, X_n|Y)$ 称之为先验概率,该值获取来源于钻机运行层次流模型中模块的数学描述,以流节点与功能节点为例,流的定义为 $H(U, V, S, t) = 0$,其中流的状态参数 S 包含所有支

撑功能的参数 O_i ,由表1可知,流节点 Y 的属性为1等价于该流参数 $S_{min}^{threshold} \leq S \leq S_{max}^{threshold}$,而 $S = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$,因此获得 $Y = 1$ 时功能节点属性 $X_i = 1$ 条件概率,即得到 $p(X_1, X_2, \dots, X_n|Y)$ 的数值; $p(Y)$ 为该流发生的概率,该值由专家依据钻机运行过程中相应流在整个施工过程中所占比例来获取; $p(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 为对应证据概率,为离散值,由下式获取。

$$p(X_1, X_2, \dots, X_n) = p(X_1, X_2, \dots, X_n|Y) * p(Y) + p(X_1, X_2, \dots, X_n|\bar{Y}) * (1 - p(Y)) \quad (7)$$

其中, $p(X_1, X_2, \dots, X_n|\bar{Y})$ 的获取方式与 $p(X_1, X_2, \dots, X_n|Y)$ 一致。由将式(7)、 $p(X_1, X_2, \dots, X_n|Y)$ 和 $p(Y)$ 的值代入式(6)即可获得流节点属性值为1的条件概率。

同理,采用层次分析法中模块定义和交互过程描述,以及节点属性定义的知识可以推理出其它类型子节点属性值为1的条件概率。

由上述3个步骤即可获得用于工序判识的贝叶斯网,其中该模型中传感节点不具有父节点,工序节点不具有子节点,故将传感节点的属性值作为模型的输入,经过贝叶斯网运算获得各工序节点属性值为1的概率,即模型的输出。

3.2 钻机运行工序判识实现

接下来由传感数据的值获得贝叶斯网中传感节点的属性值,因各类传感器采样频率和采集数据值范围各不相同,需将其统一到传感节点的二元属性。假定某传感器在 $[t, t + n\Delta t]$ 时间段内采集的数据值为 $\varepsilon(t_i)$,且 $\varepsilon(t_i) \in [\varepsilon_{min}, \varepsilon_{max}]$ 。对上述数据的处理流程见表3。

表3 传感数据的处理流程

Table 3 Operation process of sensor data

输入: $\varepsilon(t_i), [\varepsilon_{min}, \varepsilon_{max}]$	
输出: r	
1	For each $\varepsilon(t_i)$
2	If $\varepsilon(t_i) \notin [\varepsilon_{min}, \varepsilon_{max}]$
3	$\varepsilon(t_i) \leftarrow \varepsilon(t_{i-1})$
4	End if
5	End each
6	$\bar{\varepsilon}(t) \leftarrow \sum_{i=1}^{n+1} \varepsilon(t_i) / (n + 1)$
7	If $\bar{\varepsilon}(t) \geq \varepsilon_{threshold}$
8	$r \leftarrow 1$
9	Else
10	$r \leftarrow 0$
11	End if
12	Return r

由上述算法可知,采集后的数据需要过滤,再由过滤后的数值进行阈值判断,从而获得该传感器的传感节点属性。如钻机 m 个传感器在 $[t, t + n\Delta t]$ 时刻采集到数据为 $\varepsilon_j(t_i)$,其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$ 。由表 3 方法获得在 $t + n\Delta t$ 时刻的所有传感节点的属性值 $\mathbf{r} = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$,将 \mathbf{r} 作为证据输入到贝叶斯网B,经过推理可获得某个工序 L_i 的发生概率为 $p(l_i = 1|r_1, r_2, \dots, r_m)$,即可实现钻机工序的判断目标。

4 实验及结果分析

4.1 实验平台及系统建模

以 ZDY23000LDK 钻机为实验平台,采集钻机运行数据对钻机工序进行判识。以钻机的上扣工序为对象,建立层次模型,具体的,利用钻机的液压系统建立相应的物质流,利用钻机的操作方式建立钻机的动作流,利用功能与流间关系,建立各条流的组织结构,如图 5 所示。

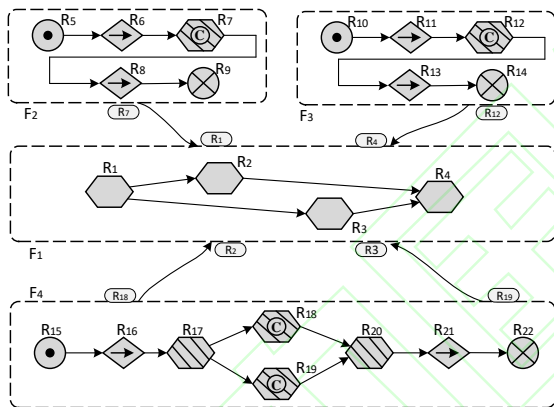


图 5 上扣工序的层次模型
Fig.5 The hierarchical model of makeup process

图 5 中,动作流 F_1 描述了钻机动作的组合,该组合实现了上扣的工序。而物质流 $F_2—F_4$ 则描述了驱动 F_1 的液压回路,物质流和动作流间的交互过程通过功能间的交互影响而实现。结合钻机的结构特征和运行机制,给出图 5 中各功能的描述及支撑设备,见表 4。

表 4 上扣工序中功能描述

符号	类型	支撑设备	描述
R_1	动作	夹持设备	钻杆夹持动作
R_2	动作	动力头、机身	浮动给进
R_3	动作	动力头、行星箱	回转
R_4	动作	夹持设备	夹持器松开
R_{15}	源	1泵、溢流阀	提供物质流
R_5, R_{10}	源	3泵、溢流阀	提供物质流

R_6, R_{11}	传输	开关阀、管道	提供流动路径
R_8, R_{13}	传输	管道	提供流动路径
R_7, R_{12}	执行	夹持油缸	液压执行
R_9, R_{14}, R_{22}	接收	油箱、过滤器	接收物质
R_{16}, R_{21}	传输	管道	提供流动路径
R_{17}	平衡	比例阀组、管道	物质分流功能
R_{18}, R_{19}	执行	马达、给进油缸	液压执行
R_{20}	平衡	油路板	液压合流功能

表 4 显示上扣的层次模型内功能及其支撑设备间的关系,同理,建立钻进和起拔的层次模型。在上述层次模型基础上,建立包含上扣、钻进、起拔工序的贝叶斯网络,如图 6 所示,其中 r_i 代表传感节点, d_i 代表支撑功能的关键设备集合, g_i 代表涉及到关键功能的集合, f_i 代表实现工序的相应的物质流和动作流,而 l_i 则代表了上述的三个典型工序。

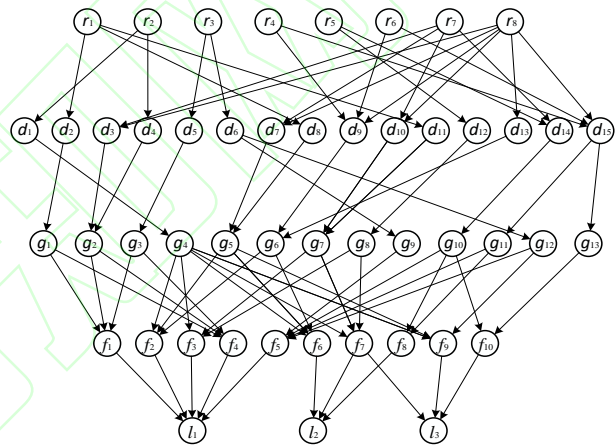


图 6 钻机三类工序的判识贝叶斯网
Fig.6 Bayesian network for the process identification

图 6 贝叶斯网描述了传感器、设备、功能、流和工序间的关系,考虑了图 6 中节点数量较多,给出了上扣工序判断过程中涉及到的工序节点、流节点、功能节点、设备节点及传感节点的定义,见表 5。

表 5 钻机工序节点表述

参数	代表内容	参数	代表内容	参数	代表内容
l_1	上扣工序 L_1	g_5	平衡 R_{17}	d_4	管道
f_1	物质流 F_3	g_6	执行 R_{18}	d_5	夹持油缸
f_2	物质流 F_4	g_7	平衡 R_{17}	d_6	夹持器卡瓦
f_3	物质流 F_4	g_8	执行 R_{19}	r_2	1泵压力
f_4	物质流 F_3	g_9	动作 R_1	r_3	夹持压力
f_5	动作流 F_1	g_{10}	动作 R_2	r_4	给进压力
g_1	源 R_5	g_{11}	动作 R_3	r_5	回转压力
g_2	传输 R_6	g_{12}	动作 R_4	r_6	起拔压力
g_3	执行 R_7	d_2	3泵	r_7	动力头转速
g_4	源 R_{15}	d_3	开关阀1	r_8	机身速度

4.2 实验结果及分析

本实验对上扣 L_1 、钻进 L_2 和起拔 L_3 三种典型工序进行判断, 针对上述三个工序和钻机停止情况分别采集了 5 组数据, 利用表 3 所示算法数据进行阈值判断并求平均值, 得到结果见表 6。

表 6 钻机运行数据
Table 6 Sensor data collected from drill rig

数据类型	上扣	钻进	起拔	停止
1 泵压力/MPa	12.3	16.6	20.8	3.1
3 泵压力/MPa	10.1	14.2	3.1	3.4
夹紧压力/MPa	18.7	—	—	—
给进压力/MPa	7.3	12.5	—	—
起拔压力/MPa	—	—	19.4	—
回转压力 (MPa)	8.1	13.2	10.8	—
移动速度(mm/s)	3.3	30.5	150	—
转速(r/min)	10.3	30.0	18.7	—

对表 6 中数据采用表 3 所示方法进行处理, 获得证据为 $z_1 = \{1,1,1,0,0,0,0,1\}$, $z_2 = \{1,1,0,1,0,1,1,1\}$, $z_3 = \{1,0,0,0,1,1,1,0\}$ 和 $z_4 = \{0,0,0,0,0,0,0,0\}$, 将上述证据分别输入图 6 所示模型中传感节点 $\{r_1, r_2, \dots, r_8\}$ 进行推理, 获得各工序 L_1 、 L_2 和 L_3 的发生概率, 工序判识结果见表 7。

表 7 工序判识结果
Table 7 Result of the identification experiment

判识	L_1 发生概率	L_2 发生概率	L_3 发生概率
z_1	85.3	9.1	5.6
z_2	10.3	81.2	8.5
z_3	7.3	5.6	87.1
z_4	0	0	0

由表 7 结果可以得出, 将上扣工序 L_1 执行过程中产生的数据输入到图 6 所示模型中, 推理出钻机当前执行工序为上扣的概率为 85.3%, 得出工序判识模型可以准确的识别出钻机上扣工序, 表 7 中其他结果验证了工序判识方法可以准确识别出钻进工序和起拔工序。因此, 提出的基于层次分析法的钻机运行工序的判识方法, 能较为准确的判断出钻机当前执行工序的编号, 也即实现了工序的判识目标。

5 结论

a. 提出了基于层次分析法的钻机运行工序的判识方法, 对煤矿钻机运行过程中关键工序进行识别。结果显示: 对于多设备耦合的复杂系统, 采用功能为

主要粒度的层次建模方法, 不但能极大简化钻机运行过程的分析难度, 并且能准确的进行钻机工序的判识。

b. 钻机运行过程中, 有限的传感数据和钻机运行状态存在着直接和间接的关联关系, 提出的钻机运行层次模型通过挖掘上述关系, 实现钻机工序的判识, 进一步, 该方法可以分析和预测控制指令的执行情况, 为后续智能钻机研发提供了有效的技术支持。

c. 提出方法的核心是分析钻机交互过程以及在此基础上建立概率推理模型, 其中交互过程分析和贝叶斯网概率给出需依赖专家经验。因此, 后续将继续对上述专家经验的获取方法进行研究, 以提升工序判识方法的准确率。

参考文献 (References)

- [1] 李泉新, 许超, 刘建林, 等. 煤矿井下全域化瓦斯抽采定向钻进关键技术与工程实践[J]. 煤炭学报, 2022, 47(8): 3108-3116.
LI Quanxin, XU Chao, LIU Jianlin, et al. Key technology and practice of directional drilling for gas drainage in all the mining time and space in underground coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(8): 3108-3116.
- [2] 吴学明, 马小辉, 吕大钊, 等. 彬长矿区“井上下”立体防治冲击地压新模式[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(3): 19-26.
WU Xueming, MA Xiaohui, LYU Dazhao, et al. A new model of surface and underground integrated three-dimensional prevention and control of rock burst in Binchang Mining Area[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(3): 19-26.
- [3] 葛世荣. 煤矿智采工作面概念及系统架构研究[J]. 工矿自动化, 2020, 46(4): 1-9.
GE Shirong. Research on concept and system architecture of smart mining workplace in coal mine[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(4): 1-9.
- [4] 张幼振, 刘若君, 姚克, 等. 煤矿坑道钻机状态监测与故障诊断技术研究现状及展望[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(7): 2683-2693.
ZHANG Youzhen, LIU Ruojun, YAO Ke, et al. Research Status and Development of Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Coal Mine Tunnel Drilling Rig [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(7): 2683-2693.
- [5] 方鹏, 姚克, 王龙鹏, 等. ZDY25000LDK 智能化定向钻进装备关键技术研究[J]. 煤田地质与勘探, 2022, 50(1): 72-79.
FANG Peng, YAO Ke, WANG Longpeng, et al. Research on key technologies of the ZDY25000LDK intelligent directional drilling equipment [J]. Coal Geology & Exploration, 2022, 50(1): 72-79.
- [6] Martin H, Huynh V K, Kjell R. Fault classification of axial and radial roller bearings using transfer learning through a pretrained convolutional neural network[J]. Designs, 2018, 2(4).
- [7] 杜京义, 张明哲. 基于粒子群优化 RBF 神经网络的液压钻机故障诊断[J]. 煤矿机械, 2012, 33(5): 251-253.
DU Jingyi, ZHANG Mingzhe. Fault diagnosis of hydraulic drilling rig based on particle swarm optimization RBF neural network [J]. Coal Mine Machinery, 2012, 33(5): 251-253.

- [8] 岳中文, 戴诗清, 李杨, 等. 煤巷液压锚杆钻机随钻参数采集系统及其应用[J]. 矿业科学学报, 2023, 8(1): 66-73.
YUE Zhongwen, DAI Shiqing, Li Yang, et al. The drilling parameter acquisition system of hydraulic anchor drilling rig in coal mine roadways and its application[J]. Journal of mining science and technology. 2023, 8(1): 66-73.
- [9] 王子越, 陈志良. 钻锚一体化锚杆钻机控制系统设计与研究[J]. 煤炭工程, 2023, 55(4): 180-186.
WANG Ziyue, CHEN Zhiliang. Control system development for drilling and anchoring integrated roof bolter [J]. Coal Engineering, 2023, 55(4): 180-186.
- [10] 孟瑞, 方鹏. ZDY23000LDK 电液控制大功率定向钻机研制与应用[J]. 煤矿机械, 2023, 44(6): 167-170.
MENG Rui, FANG Peng. Development and Application of ZDY23000LDK Electro-hydraulic Control High-power Directional Drilling Rig [J]. Coal Mine Machinery, 2023, 44(6): 167-170.
- [11] 董洪波, 范强, 李坤, 等. ZDY4500LFK 全自动钻机开发与应用[J]. 煤田地质与勘探, 2022, 50(1): 66-71.
DONG Hongbo, FAN Qiang, LI Kong, et al. Development and application of ZDY4500LFK full automatic drilling rig [J]. Coal Geology & Exploration, 2022, 50(1): 66-71.
- [12] AHMAD W A, LIXUAN L. Dynamic flowgraph modeling of process and control systems of a nuclear-based hydrogen production plant [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2010, 35(18): 9569-9580.
- [13] AYAN B, KRISHNA K, TRIDIB M, et al. Ensuring safety, security, and sustainability of mission-critical cyber-physical systems[J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 100(1): 283-299.
- [14] ZHU Qianxiang, QIN Yuanqing, ZHAO Yue, et al. A hierarchical colored Petri net based cyberattacks response strategy making approach for critical infrastructures[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2020, 16(1).
- [15] ZHANG Qi, QIN Yuanqing, ZHOU Chunjie, et al. Multimodel-based incident prediction and risk assessment in dynamic cybersecurity protection for industrial control systems [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems, 2017, 46(10): 1429-1444.
- [16] MOHAMMAD M, SE W C. Function-centered modeling of engineering systems using the goal tree-success tree technique and functional primitives [J]. Reliability Engineering System Safety, 1999, 64(2): 181-200.
- [17] ZHU Qianxiang, QIN Yuanqing, ZHOU Chunjie, et al. Hierarchical flow model-based impact assessment of cyberattacks for critical infrastructures[J]. IEEE systems journal, 2019, 13(4): 3944-3955.
- [18] 郝志鹏, 曾声奎, 郭健彬, 等. 知识与数据融合的可靠性定量模型建模方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(1): 101-111.
HAO Zhipeng, ZENG Shengkui, GUO Jianbin, et al. Integrated method of knowledge and data for quantitative reliability modeling[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2016, 42(1): 101-111.
- [19] 江兵, 周传睿, 姚元. 基于贝叶斯理论的多雷达点迹自适应融合方法[J]. 指挥控制与仿真, 2023, 45(3): 119-125.
JIANG Bing, ZHOU Chuanrui, YAO Yuan, et al. Adaptive multi-radar point fusion based on Bayesian theory [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 45(3): 119-125.
- [20] FERRARIO E, ZIO E. Goal Tree Success Tree-Dynamic Master Logic Diagram and Monte Carlo simulation for the safety and resilience assessment of a multistate system of systems [J]. Engineering Structures, 2014, 59(1): 411-433.

(责任编辑 郭东琼)