



移动扫码阅读

DOI:10.13347/j.cnki.mkaq.2020.09.054

鞠春雷, 聂方超, 刘文岗, 等. 基于长短期记忆网络的矿工不安全行为研究[J]. 煤矿安全, 2020, 51(9): 260-264.

JU Chunlei, NIE Fangchao, LIU Wengang, et al. Research on Miners' Unsafe Behavior Based on Long and Short Term Memory[J]. Safety in Coal Mines, 2020, 51(9): 260-264.

基于长短期记忆网络的矿工不安全行为研究

鞠春雷¹, 聂方超², 刘文岗¹, 郭金山¹, 张江石²

(1.北京天地华泰矿业管理股份有限公司, 北京 100013; 2.中国矿业大学(北京) 应急管理与安全工程学院, 北京 100083)

摘要: 矿工不安全行为的出现是复杂的非线性动力过程, 为预测不安全行为时间序列, 选择具有“记忆”功能和解决梯度消失问题的长短期记忆网络。使用 TensorFlow 下 Keras 搭建基于长短期记忆网络的不安全行为时间序列预测模型, 使用 A、B 煤矿 2 年共 3 405 条不安全行为序列数据进行模型训练和测试, 根据交叉验证集选择最优参数。实验结果表明: 构建的 4 个时间序列预测模型最小的平均绝对误差为 0.080 7, 最大的平均绝对误差为 0.333 5, 能够很好预测煤矿未来一定时间段内的不安全行为。

关键词: 不安全行为; 时间序列; 循环神经网络; 长短期记忆网络; 机器学习

中图分类号: TD79

文献标志码: B

文章编号: 1003-496X (2020) 09-0260-05

Research on Miners' Unsafe Behavior Based on Long and Short Term Memory

JU Chunlei¹, NIE Fangchao², LIU Wengang¹, GUO Jinshan¹, ZHANG Jiangshi²

(1. Beijing Tiandi Huatai Mining Management Co., Ltd., Beijing 100013, China; 2. School of Emergency Management and Safety Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: The emergence of unsafe behavior of miners is a complex nonlinear dynamic process. In order to predict the time series of unsafe behavior, the long and short term memory with a “memory” function and a solution to the disappearance of gradients is selected. Keras under TensorFlow was used to build a time series prediction model of unsafe behavior based on long and short term memory. A total of 3 405 time series data in coal mine A and B were used for model training and testing, and the optimal parameters were selected according to the cross validation set. The results showed that the minimum average absolute error of the four time series prediction models is 0.080 7 and the maximum average absolute error is 0.333 5 and those models can well predict unsafe behavior in a certain period of time in the coal mine.

Key words: unsafe behavior; time series; recurrent neural network; long and short term memory; machine learning

煤矿为事故和伤害多发单位, 煤矿工人的职业健康受业界广泛关注。通过分析预测矿工不安全行为时间序列数据, 能够为煤矿决策者提供前瞻性的意见和策略。时间序列预测在股票金融、环境保护、交通运输、煤矿安全等领域有着极为广泛的应用^[1]。张铭坤等^[2]重构交通时间序列, 得出基于长短期记忆网络的循环神经网络结构具有较快的收敛速度。在安全领域, 王书芹^[3]利用深度学习模型捕获瓦斯浓度时间序列之间的长期依赖信息, 不仅能够预测

短期内瓦斯浓度, 还可以进行长期预测。基于上述研究, 鉴于长短期记忆网络高效处理序列数据的特点, 构建基于长短期记忆网络的矿工不安全行为时间序列预测模型, 并利用开源深度学习库 TensorFlow 和矿工不安全行为时间序列数据对模型进行训练, 以得到能够在煤矿安全管理中泛化能力较强的模型, “提前”发现并制止不安全行为, 从源头上阻断煤矿事故的发生。

1 矿工不安全行为时间序列

1) 趋势性。矿工不安全行为时间序列由某几种

基金项目: 天地科技股份有限公司科技创新创业资金资助项目 (2018-TD-MS058)

元素(人、机、环、管)共同决定,使之呈现下降或平稳或上升趋势,如矿工安全知识的提升总是使不安全行为时间序列呈下降趋势,为复杂的非线性变换^[3]。

2)类推性。矿工不安全行为时间序列处于不断变化过程中,且具有相似性。在不同时间节点,不安全行为时间序列变化过程相似性为类推性。即把过去发生的类似事件类推到未来可能发生的事件中。

3)相关性。不安全行为时间序列与煤矿生产过程中多种因素相关,如外部监察、标志提醒、提高安全文化水平与不安全行为呈负相关关系^[4]。

4)异常性。极个别情况下,不安全行为时间序列某时刻呈现非常大或者非常小的值,这些值并不能反映时间序列的整体规律,但又存在与真实时间序列之中,称其为异常值。

2 长短期记忆网络循环神经网络模型

2.1 循环神经网络

循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)是一类专门用于处理序列数据(x_1, \dots, x_m)的神经网络。与传统的神经网络相比,结构上:RNN 内部所有循环神经单元根据链式规则彼此相连,即隐藏层的神经元之间相互连接;功能上:RNN 会考虑前面出现的信息,即具有“记忆”功能,更加注重挖掘样本之间的时序关联^[5]。在 RNN 中,神经元不但可以接收其他神经元的信息,还可以接收自身的信息,形成具有环路的网络结构。理论上 RNN 具备处理任意长度序列数据的能力,广泛用于处理视频^[6]、语音^[7-8]、文本^[9]等序列数据。

RNN 隐藏层神经元之间相互连接,使得隐藏层神经元输出信号能够在下一时刻作用回自身,即神经元在 t 时刻输入有上层的输出和自身在上一时刻的输出信号^[10]。因此 RNN 能够学习序列数据的特征和长期依赖关系,能将当前时刻的输入序列映射至输出序列,并预测下一时刻的输出。RNN 在时间序列的传播过程如图 1。其中: $X^{(t)}$ 为输入序列 t 时刻数据,同理知 $X^{(t+1)}, X^{(t-1)}$; $h^{(t)}$ 为记忆单元在时刻 t 的隐藏状态; $O^{(t)}$ 为 RNN 在 t 时刻输出值; $L^{(t)}$ 为 RNN 在 t 时刻损失函数; $y^{(t)}$ 为 t 时刻输入序列真实标签; $h^{(t)}$ 为 RNN 在 t 时刻隐藏值; U, W, V 为模型线性关系参数,此处为矩阵形式,在 RNN 中相同类型节点权重在不同时刻是共享的,即任意时刻输入层至隐藏层的权重 U 、隐藏层之间的权重 W 、隐藏层至输出

层的权重 V 均为相等的。

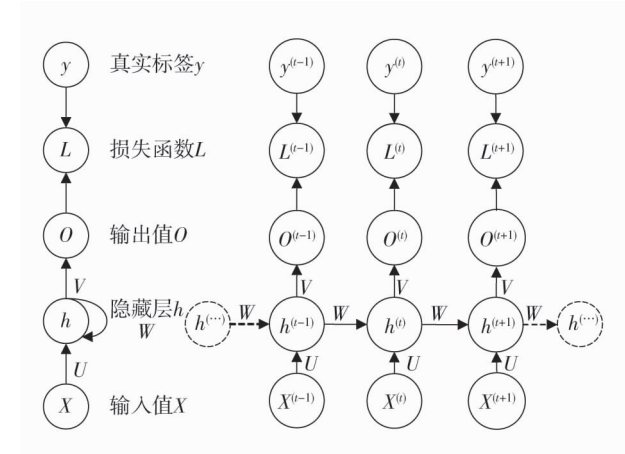


图 1 RNN 时间步展开示意图

Fig.1 Diagram of RNN expanding on timeline

序列信号传递过程见式(1)和式(2),其中 σ 为激活函数,可将线性问题转化为非线性问题,常用激活函数有 Relu、Sigmoid、tanh、Leaky ReLU 等。由式(1)可以看出 $h^{(t)}$ 由 $X^{(t)}$ 和 $h^{(t-1)}$ 共同决定,由式(2)知 t 时刻的最终输出为 $\hat{y}^{(t)}$,损失函数 $L^{(t)}$ 用来量化 t 时刻输出 $\hat{y}^{(t)}$ 和真实值 y 的偏离程度,通过梯度下降算法最小化损失函数,以找到将序列数据 x 映射至序列数据标签 y 的最优参数 U, W, V 。

$$h^{(t)} = \sigma(UX^{(t)} + Wh^{(t-1)} + b) \quad (1)$$

式中: $h^{(t-1)}, h^{(t)}$ 分别为记忆单元在时刻 $t-1, t$ 的隐藏状态; $X^{(t)}$ 为时刻 t 时的输入; U, W, b 为需要学习的参数; σ 为激活函数。

$$\hat{y}^{(t)} = \sigma(Vh^{(t)} + c) \quad (2)$$

式中: V, c 为需要学习的参数; $\hat{y}^{(t)}$ 为时刻 t 的最终输出。

2.2 长短期记忆网络

循环神经网络的结构复杂性,导致其存在梯度消失的问题,即输入序列数据过长时,距离某时刻较远的序列信息会被弱化甚至忽略,因此循环神经网络无法“记忆”距当前时刻较远但重要的信息。Graves A^[11]提出长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM),引入线性连接和门控单元解决梯度消失问题。LSTM 是在 RNN 的基础上增加了含有输入门、遗忘门、输出门的记忆单元,数值介于 0 到 1 之间,其中遗忘门控制 $t-1$ 时刻信息 C_{t-1} 的通过程度,输入门控制新记忆 \tilde{C}_t 写入长期记忆 C_t 的程度。记忆单元能够不受序列长度的限制而选择性保留重要信息,提升 RNN 的记忆能力。LSTM 前向传播可

以公式化为:

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t \quad (3)$$

式中: C_t 、 C_{t-1} 分别为 t 、 $t-1$ 时刻信息; f_t 、 i_t 分别为遗忘门、输入门; \tilde{C}_t 为 t 时刻新信息。

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h^{(t-1)}, X^{(t)}] + b_f) \quad (4)$$

式中: W_f 、 b_f 为需要学习的参数。

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h^{(t-1)}, X^{(t)}] + b_i) \quad (5)$$

式中: W_i 、 b_i 为需要学习的参数。

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h^{(t-1)}, X^{(t)}] + b_c) \quad (6)$$

式中: W_c 、 b_c 为需要学习的参数。

2.3 优化算法

损失函数是度量神经网络预测值 $f(x)$ 与数据 x 的真实标签 y 的偏离程度的函数, 以此来评价神经网络的优劣。通常情况下, 损失函数越小, 意味着数据 x 通过神经网络映射到 y 的性能越好。神经网络迭代训练目的就是通过调整神经网络的权重来最小化损失函数, RNN 的训练过程与传统全连接神经网络训练过程类似。大型神经网络往往有数十个隐藏

层, 甚至上百个隐藏层, 因此训练时无法通过损失函数求导的方式寻找最优参数值。通常采用梯度下降算法迭代逼近损失函数的全局最小值, 其原理为: 损失函数沿导数(梯度)方向的变化最快, 迭代求导数, 沿着梯度反方向逼近, 最终达到损失函数的局部最小值。初始化位置不同, 其局部最小值可能不同, 多次随机初始化, 多次局部最小值结果的平均值可近似逼近损失函数的全局最小值。常用梯度下降算法有: AdaGrad 算法, 能够独立地适应模型参数的学习率^[12]; RMSProp 算法, 被证明是一种有效且实用的深度神经网络优化算法^[13]; Adam 算法, 将动量并入梯度, 具备跳出局部最小值的能力^[14]。

3 时间序列预测模型构建与结果分析

3.1 数据样本

采集了鄂尔多斯市 A、B 2 个煤矿 2017—2018 年不安全行为数据共 3 654 条, 删除缺失值和异常值后共 2 405 条不安全行为数据, 其中 A 煤矿 1 402 条, B 煤矿 1 003 条。A、B 2 个煤矿在 2017—2018 年不安全行为数据均呈现时间序列情况如图 2。

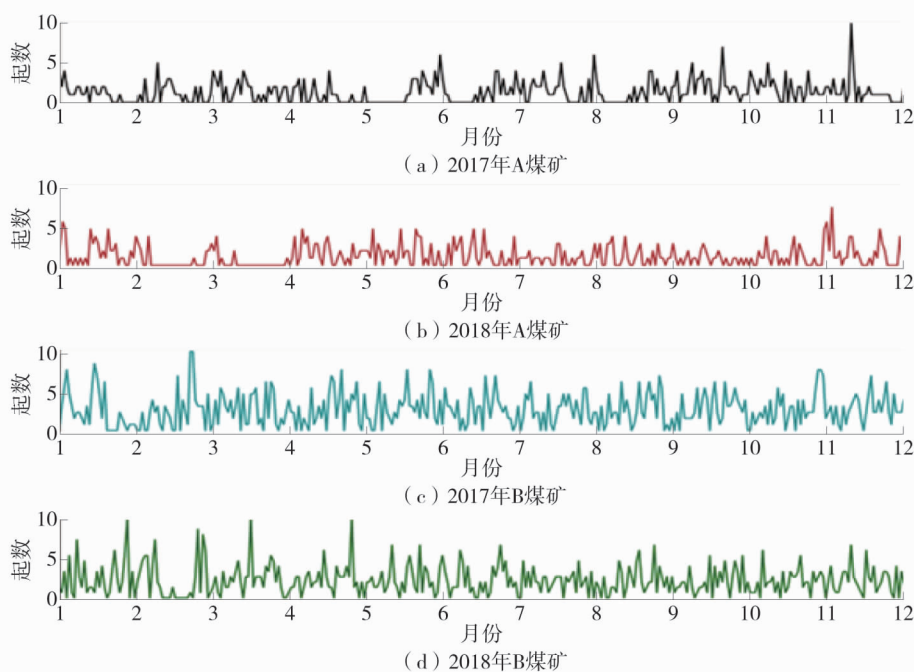


图 2 A、B 煤矿不安全行为时间序列

Fig.2 Time series of unsafe behavior in A and B coal mines

选取滑动窗口大小为 20, 预测 1 个时间步标签。即前 20 d 数据为特征 X , 第 21 d 数据为标签 y 。A 煤矿数据可取出 1 382 组样本, B 煤矿数据可取出 983 组样本。为测试模型的鲁棒性, 还需分别预测

2、3、4 个时间步标签, 则可取出数据分别为: A 煤矿 1 381 组、B 煤矿 982 组; A 煤矿 1 380 组, B 煤矿 981 组; A 煤矿 1 379 组, B 煤矿 980 组。将各组数据以 70%、15%、15% 的比列分别划分为训练集、交叉

验证集、测试集。

3.2 模型构建与训练

时间序列预测是根据一个系统在过去某段时间所获得的相关变量观察值,采用一定算法预测该系统未来时刻相关变量的值^[3]。提出的不安全行为时间序列预测模型构建流程如图 3。应用 python 编程语言构建不安全行为时间序列预测模型,所用程序扩展包版本信息:Python 3.7.4, TensorFlow 2.0.0, Numpy 1.17.2, Pandas 0.25.1, Matplotlib 3.1.1。通过迭代实验调整 LSTM 层数、LSTM 神经元个数、优化器、训练样本大小、训练迭代次数等等参数,直到模型预测与真实值的误差满足要求。

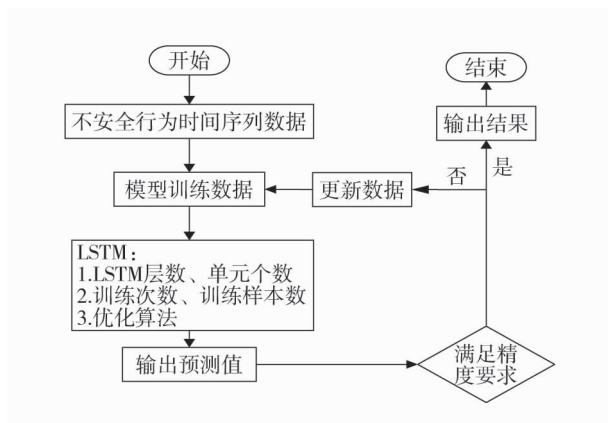


图 3 不安全行为时间序列预测流程

Fig.3 Process of unsafe behavior time series prediction

经训练及测试,发现选取单 LSTM 神经元, LSTM 层采用线性激活函数, Adam 梯度下降算法,

平均绝对误差函数作损失函数时,4 个模型的平均绝对误差最小,仅为 0.214 0。

3.3 结果分析

设计 4 个不安全行为时间序列预测模型,其中 LSTM 为主要结构。相比于语音、视频、文本等复杂序列数据,单个 LSTM 层即可满足不安全行为时间序列预测的计算需求,故单 LSTM 层模型的收敛速度更快。4 个 RNN 模型的基本信息见表 1。可以看出,随着预测时间步的增多,模型的平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 升高,即预测值偏离真实值的程度越大。随着预测时间步增多,不安全行为预测模型所需要的记忆的信息就越多,因此就需要更多“记忆单元”越多,即 LSTM 神经元个数越多。模型内部结构会随着神经元个数增多而复杂,计算量也就越大,单个循环训练所用的时间也就越多。

表 1 4 个 RNN 模型信息

Table 1 Information of four RNN moders

模型	MAE	LSTM 层数	LSTM 神经元个数	单个循环训练时间/s
1 个时间步	0.080 7	1	10	4
2 个时间步	0.203 3	1	15	5
3 个时间步	0.238 5	1	19	5
4 个时间步	0.333 5	1	25	7

不同时间步的不安全行为时间序列预测示例如图 4。

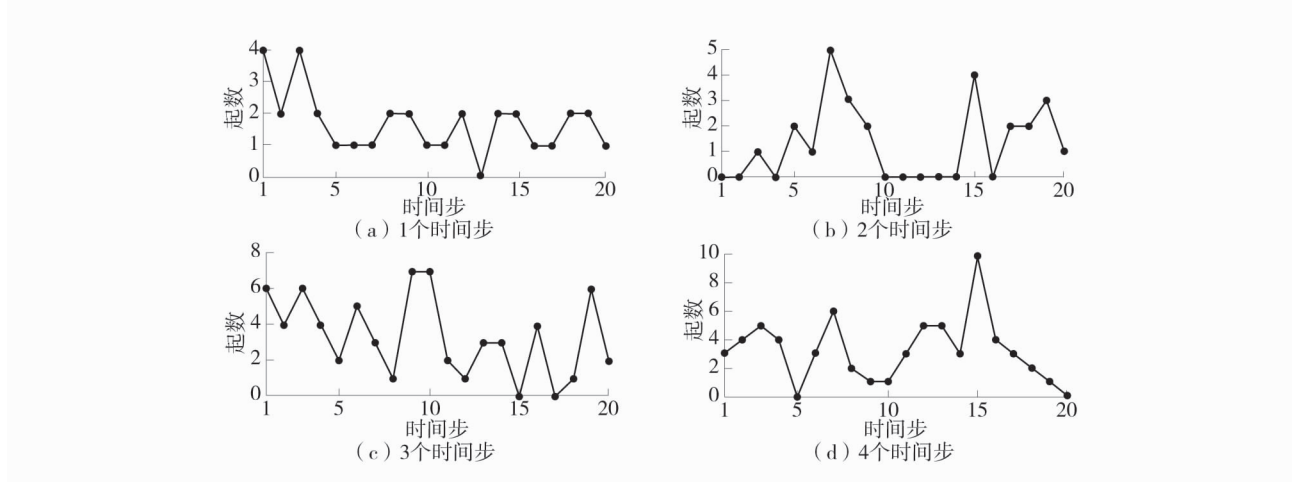


图 4 不安全行为不同时间步预测

Fig.4 Prediction of unsafe behavior on different timelines

图 4(a)为 1 个时间步预测示意,时间戳为 A 煤矿 2017-01-01—2017-01-20。图 4(b)为 2 个时间步预测示意,其时间戳 A 煤矿 2018-11-17—2018-12-

06。图 4(c)为 3 个时间步预测示意,其时间戳为 B 煤矿 2017-07-20—2017-08-08。4(d)为 4 个时间步预测示意,其时间戳为 B 煤矿 2018-10-28—2018-

11~16。对比图 4 各个子图可以看出,相比于 1 个时间步的预测,4 个时间步的预测结果与真实值的偏离程度最大。对于时间序列预测问题,预测任务的时间跨度越大,模型就需要“记忆”更多信息,预测就更加困难。即对于给定不安全行为时间序列数据预测任务,一定期间内煤矿安全管理体系、安全文化水平、矿工安全知识、矿工安全习惯等等影响不安全行为时间序列的因素处于动态变化过程中,预测时间步越长,模型就需要更深入挖掘时间序列内部的关联规则,预测难度越大,最终导致精度的降低。

不安全行为控制有个人行为控制和组织行为控制^[4]。对于不安全行为时间序列预测结果,如预测某天不安全行为起数较大,则可通过个人行为控制方法:安全知识控制,如安全培训^[15];安全习惯控制,如指定标准操作规程;人机学方法,如挂牌上锁等方法减小不安全行为起数。也可通过组织行为控制方法:安全文化建设^[16],完善管理组织结构,健全安全管理程序与方法等方法减小不安全行为起数。

4 结 语

某个时间段来看,矿工不安全行为时间序列呈一定周期性,这为预测时间序列趋势提供可能,也为安全管理人员管控不安全行为提供参考。利用长短期记忆网络自主学习并记忆数据间隐藏关系的特点,在确保损失函数足够小的前提下减小构建模型的困难,将其用于不安全行为时间序列预测被证实是一种可行方法。4 个模型平均绝对误差 0.214,该模型对不安全行为时间序列的拟合能力较强。随预测时间步的提升,任务难度、MAE、LSTM 神经元个数、训练所用时间依次增大,而预测的精度则下降,为此煤矿企业可主要使用 1 个时间步的预测结果来指导不安全行为控制工作。

参考文献:

- [1] 张金磊,罗玉玲,付强.基于门控循环单元神经网络的金融时间序列预测[J].广西师范大学学报(自然科学版),2019,37(2):82-89.
- [2] 张铭坤,王昕.基于 GRU-RNN 模型的城市主干道交通时间预测[J].北京信息科技大学学报(自然科学版),2019,34(4):30-35.
- [3] 王书芹.基于深度学习的瓦斯时间序列预测与异常检测[D].徐州:中国矿业大学,2018.
- [4] 傅贵.安全管理学—事故预防的行为控制方法[M].北京:科学出版社,2017.
- [5] 周奇才,沈鹤鸿,赵炯,等.基于改进堆叠式循环神经

网络的轴承故障诊断[J].同济大学学报(自然科学版),2019,47(10):1500-1507.

- [6] 张斌,魏维,高联欣,等.基于时空域深度神经网络的野火视频烟雾检测[J].计算机应用与软件,2019,36(9):236-242.
- [7] 冯天艺,杨震.采用多任务学习和循环神经网络的语音情感识别算法[J].信号处理,2019,35(7):1133.
- [8] 卢艳.基于神经网络与注意力机制结合的语音情感识别研究[D].北京:北京邮电大学,2019.
- [9] 唐贤伦,林文星,杜一铭,等.基于串并行卷积门阀循环神经网络的短文本特征提取与分类[J].工程科学与技术,2019,51(4):125-132.
- [10] 肖爽.基于 LSTM 的无人驾驶有轨电车安全评测方法研究[D].西安:西安理工大学,2019.
- [11] Graves A. Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Network[M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2012.
- [12] Duchi John, Hazan Elad, Singer Yoram. Adaptive Sub-gradient Methods for Online Learning and Stochastic Optimization[J]. Journal of Machine Learning Research, 2011(12): 2121-2159.
- [13] Hinton, Geoffrey, Vinyals, et al. Distilling the Knowledge in a Neural Network[J]. Computer Science, 2015, 14(7): 38-39.
- [14] 王世元,王文月,钱国兵.自适应矩估计最大相关熵算法的混沌序列预测[J].华南理工大学学报(自然科学版),2019,47(4):20-26+34.
- [15] 骆火红,王文和,王贤田,等.基于 2-4 模型的高温作业下员工“脱帽”不安全行为原因分析及预防对策[J].安全与环境工程,2018,25(4):146-149.
- [16] 姚明亮,祁神军,张云波,等.管理和人因的安全干预对建筑工人不安全行为的影响研究[J].安全与环境工程,2019,26(4):140-146.

作者简介:鞠春雷(1979—),吉林乾安人,助理研究员,硕士,2011年毕业于中国矿业大学(北京),从事生产技术与经营管理方面工作。

通讯作者:聂方超(1995—),河南濮阳人,在读硕士研究生,研究方向为不安全行为与机器学习交叉应用。

(收稿日期:2020-01-03;责任编辑:谭威威)

