



您可能感兴趣的文章、专题：

“煤矿智能化综述及关键技术”专题

“我国煤矿瓦斯防治理论技术研究进展”专题

“煤地质与煤结构”专题

“煤矿安全+智能化”专题

“深部煤层瓦斯精准抽采”专题

“中国煤科首席科学家”专题

“矿井冲击地压灾害防治技术及工程实践”专题

2020 年度《煤炭科学技术》“领跑者 5000”论文

2021《煤炭科学技术》封面文章

煤炭行业青年科学家论坛(2021 年)



移动扫码阅读

王道元,王俊,孟志斌,等.煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统[J].煤炭科学技术,2021,49(10):136-144. doi:10.13199/j.cnki.cst.2021.10.019  
 WANG Daoyuan, WANG Jun, MENG Zhibin, et al. Intelligent hierarchical management & control and information pre-warning system of coal mine safety risk [J]. Coal Science and Technology, 2021, 49 (10): 136-144. doi: 10.13199/j.cnki.cst.2021.10.019

# 煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统

王道元<sup>1</sup>,王俊<sup>2</sup>,孟志斌<sup>2</sup>,张雪峰<sup>2</sup>,李敬兆<sup>1</sup>

(1.安徽理工大学 计算机科学与工程学院,安徽 淮南 232001;2.晋能控股集团有限公司,山西 大同 037003)

**摘要:**煤矿安全风险预警是煤炭开采过程中实现安全保障的关键一环,在记录矿井下安全隐患数据时,采集相关的数据容易受到外界环境因素(如光线、温度、湿度等)和人为因素的影响,导致划分安全风险等级出现误差,从而使得安全隐患得不到有效处理。为解决煤矿等相关企业存在的安全风险等级划分不精确的问题,研究了一种基于改进基于粒子群算法(PSO)和卷积神经网络(CNN)的煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统。该系统采用基于改进PSO的智能数据筛选模型,利用PSO算法查找全局最优解的特性,筛选掉不合理的数据,减少了人工计算数据不准确或采集矿区信息过程中出现纰漏的问题;采用基于改进的CNN的智能风险分级模型,通过对数据特征的采集、融合处理,实现了高精确划分安全风险等级。实验室训练与应用结果表明:该系统对安全风险数值的查全率为85.6%,查准率为91.7%,较其他系统查全率提升了4.2%,查准率提升了2.8%,大幅提升了安全风险等级划分的精确度,对出现的安全隐患及时预警效果显著。此方法有效减少了安全隐患发生的频率。

**关键词:**煤矿安全;风险智能分级;风险预警;粒子群算法;卷积神经网络

中图分类号:TD67 文献标志码:A 文章编号:0253-2336(2021)10-0136-09

## Intelligent hierarchical management & control and information pre-warning system of coal mine safety risk

WANG Daoyuan<sup>1</sup>, WANG Jun<sup>2</sup>, MENG Zhibin<sup>2</sup>, ZHANG Xuefeng<sup>2</sup>, LI Jingzhao<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China;

2. Jinneng Holding Group Co., Ltd., Datong 037003, China)

**Abstract:** Coal mine safety risk pre-warning is a key part of the safety guarantee in coal mining process. When recording hidden safety hazard data in underground mines, collecting relevant data is susceptible to external environmental factors (such as light, temperature, humidity, etc.) and human factors. This leads to errors in the classification of safety risk levels, which makes hidden safety hazards unable to be effectively dealt with. In order to solve problem of inaccurate classification of safety risk in coal mines and other related companies, a coal mine safety risk intelligent hierarchical control and information pre-warning system based on improved particle swarm optimization (PSO) and convolutional Neural Networks (CNN) was designed. The system adopts an intelligent data screening model based on improved PSO, and uses the feature of PSO algorithm to find the global optimal solution to filter out unreasonable data, and reduces problems of inaccurate manual calculation of data or inaccuracies in the process of collecting mining area information. The improved CNN's intelligent risk classification model realizes high-precision classification of security risk levels through collection and fusion of data features. The experiment and application results show that system has a recall rate of 85.6% and a precision rate of 91.7%. Compared with other systems, the recall rate has increased by 4.2%, and the precision rate has increased by 2.8%, which greatly improved accuracy of security risk classification, and the timely warning effect on occurrence of security risks is significant. This method effectively reduces frequency of potential safety hazards.

**Key words:** coal mine safety; intelligent grading risk; risk pre-warning; particle swarm optimization; convolutional neural network

收稿日期:2021-03-19;责任编辑:赵瑞

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51874010,61170060);安徽省学术和技术带头人学术科研活动资助项目(2015D046)

作者简介:王道元(1993—),男,河南商丘人,硕士研究生。E-mail:1733126107@qq.com

通讯作者:李敬兆(1964—),男,安徽淮南人,教授,博士生导师,博士。E-mail:jzhli@aust.edu.cn

## 0 引言

目前我国煤矿开采正逐步向深部发展,随之而来的是地质条件越来越复杂,开采过程中面临的安全隐患也逐渐增多<sup>[1]</sup>。采煤过程中安全事故频发,与煤矿相关企业对煤矿安全<sup>[2]</sup>风险等级评估能力较弱从而未及时处理安全隐患问题有很大关系。目前,煤矿企业急需一种能及时评估出煤矿安全隐患风险等级并将对应的风险等级应对措施及时反馈给监督人员的信息预警系统<sup>[3]</sup>。

目前,在煤矿安全风险分级管控方面,煤矿企业将记录的安全隐患数据存入到相关数据库中,综合分析在哪一方面容易出现问题,划分安全风险等级,进而寻找煤矿安全隐患管理工作重点,以此来提高煤矿开采过程中的安全性。以上虽然在安全风险上做了分级,但是在分级的数值方面划分不够精确,如果取到一个处于2个等级的中间值,很容易造成模棱两可的情况。研发一种可以精确计算煤矿安全风险等级的系统<sup>[4]</sup>,并将对应的处理安全隐患的条例提供给相关人员,是亟待解决的关键问题。

随着国家对煤矿开采安全方面的重视,开采流程和安全隐患管控越来越规范<sup>[5]</sup>。针对安全隐患,许多企业提出了安全风险分级这一概念,使安全隐患问题更加直观地体现,并在分级的基础上,提供了应对每一级安全隐患的措施。王小林等<sup>[6]</sup>提出“四环五级”的管理模式,使安全隐患从被发现到解决这一过程更加规范化、流程化,将安全隐患纳入到实时监控范围之内。该方案实现了向现代化、科技化、数字化的过渡,但只是将隐患问题进行简单地叠加处理,对于更深入地划分安全风险等级的方案并没有做出更具体的阐述。何桥等<sup>[7]</sup>提出一种分析煤矿安全风险的方案,该方案对隐患生命周期、隐患风险因素、区域隐患风险综合分析,以此实现隐患的综合预警,并将排查治理能力考虑在内,使得对隐患程度的评估更加精确,采取的治理措施更加高效。但当评估的风险数值处于2个安全风险等级中间值或该中间值的近似区域范围时,上述方案容易造成预警不准确,且预警之后不能自动提供对应的条例,达不到预警信息及时反馈的效果。

针对上述研究中评估安全风险数值精确度低且信息分析预警能力较弱等问题,笔者通过构建数据筛选和安全风险精确分级的智能模型,设计了一种基于改进粒子群算法( Particle Swarm Optimization, PSO) 和改进卷积神经网络( Convolutional Neural

Network, CNN)的煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统。该系统具有安全风险精确评估、以各种统计图显示隐患数据、根据安全风险等级显示预警并提供合适的应对条例等功能,解决了因煤矿安全风险等级评估不精确而导致的应对措施不到位的问题,同时智能化显示数据和安全条例,为工作人员提供了很大方便,在解决煤矿安全隐患方面起到了重要作用。

## 1 智能分级管控与信息预警系统设计

煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统分为数据采集层、智能模型层、数据处理层、风险预警层,如图1所示。

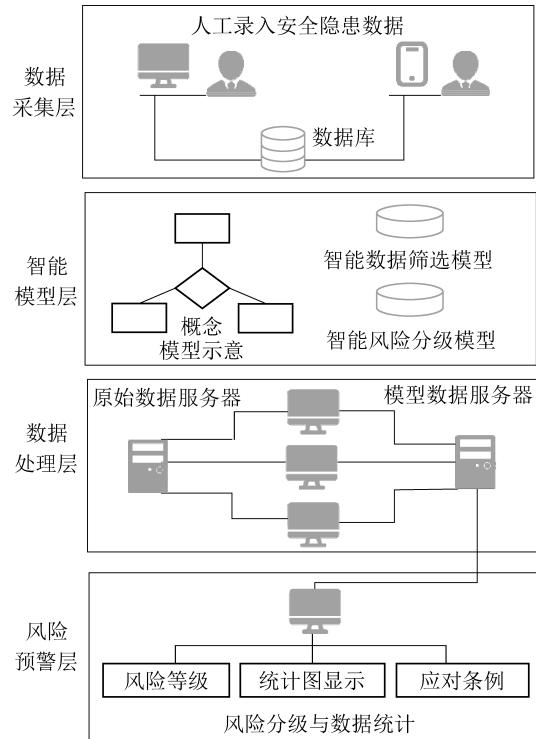


图1 煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统体系结构

Fig.1 Structure of intelligent hierarchical control and information early warning system of coal mine safety risk

### 1.1 数据采集层

数据采集层由人工汇总记录安全隐患信息,之后经过何桥等<sup>[7]</sup>提出的安全风险评估方案处理得到最初的数据,然后将这些初始数据导入到煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统的数据库里面。数据采集层结构如图2所示。

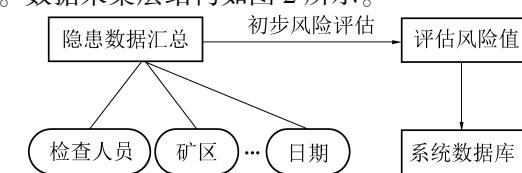


图2 数据采集层结构

Fig.2 Structure of data acquisition layer

## 1.2 智能模型层

智能模型层主要由概念模型、物理模型和逻辑模型组成。应用设计模块将概念模型实例化，并将物理模型和逻辑模型结合起来，通过构建智能数据筛选模型和智能风险分级模型，来解决煤矿安全风险分级不精确问题，如图 3 所示。

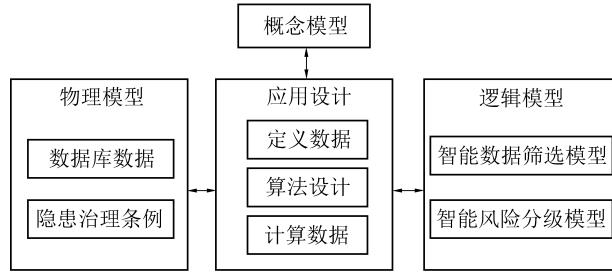


Fig.3 Structure of intelligent model layer

概念模型是指对现实中用到的数据进行抽象化，在设计阶段了解和描述数据。该模型具有较强的语义表达能力，能够方便直接表达应用中的各种语义知识，易于用户理解，使应用设计模块更加符合要求。物理模型是包含初始的隐患评估值和安全条例的数据库。逻辑模型是煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统的核心模型，通过改进的粒子群算法和 CNN 算法来实现安全风险智能分级的功能。应用设计模块将 3 个模型连接起来，建立了一个具有定义数据、算法设计、计算数据等的数据运行环境。

## 1.3 数据处理层

数据处理层是将智能模型层中构建的模型加以运用，由人工录入矿区、日期、检查人员等相关的隐患信息，采用何桥等<sup>[7]</sup>提出的分析煤矿安全风险的方案来计算出风险评估值，将这些评估值记为初始数据导入到数据库。初始数据通过上一层的基于改进 PSO 的智能数据筛选模型，剔除掉不合理的数据。调用基于改进 CNN 算法的智能风险分级模型，经过计算数据得到高精确度的风险评估值。同时将计算后对应的风险等级、该风险等级对应的安全条例和隐患信息的统计图等显示出来，供工作人员查看，为接下来安全隐患的处理提供方便。数据处理层结构如图 4 所示。

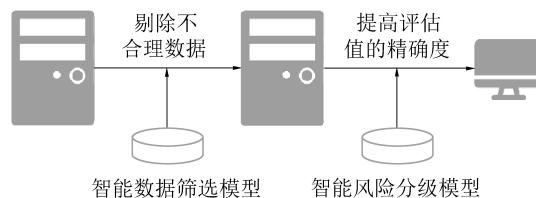


Fig.4 Structure of data processing layer

## 1.4 风险预警层

风险预警层是将经过上面智能模型层处理后的相关数据进行分类、统计，以可视化的形式呈现，方便分析得到的安全隐患信息。工作人员在前台系统输入日期、矿区等关键词，检索存储安全隐患数据的数据库，可以查询得到相关数据信息。该系统的前台功能如下：首先，通过设定的风险阈值来判断处理后的数据所处的风险等级（本系统划分了 4 个等级：红、橙、黄、蓝），如果是红色和橙色风险级别，指示灯则一直快速闪烁，来提醒工作人员及早处理该安全隐患事件；黄色风险级别，指示灯慢速闪烁；蓝色风险级别，指示灯正常显示；以此增大预警信息的区分梯度和传递速度。其次，通过智能模型决策之后的整体安全风险数据信息采用扇形图、折线图等等各种图表格式展示出来，将大量的描述数据化繁为简，可以清晰地看出煤矿安全隐患问题的变化趋势。最后，根据相关的安全风险分级反馈，给出应对各级安全隐患的条例。工作人员依据煤矿安全隐患信息的情况和安全条例的建议做出整改措施，以此达到迅速整改安全隐患的目的，并极大改善煤矿井下工作人员的安全环境。风险预警层结构如图 5 所示。

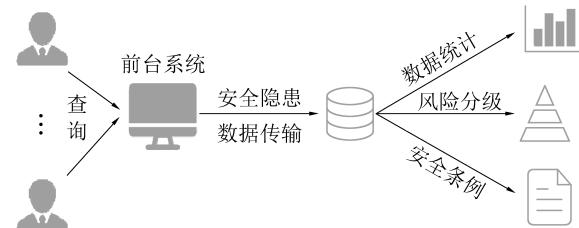


图 5 风险预警层结构

Fig.5 Structure of risk warning layer

## 2 智能数据筛选模型构建

### 2.1 模型结构

基于改进 PSO 的智能数据筛选模型如图 6 所示，构建过程如图 7 所示。

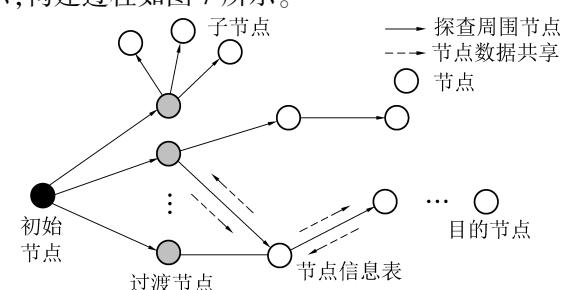


Fig.6 Structure of intelligent filtered data model

based on improved PSO

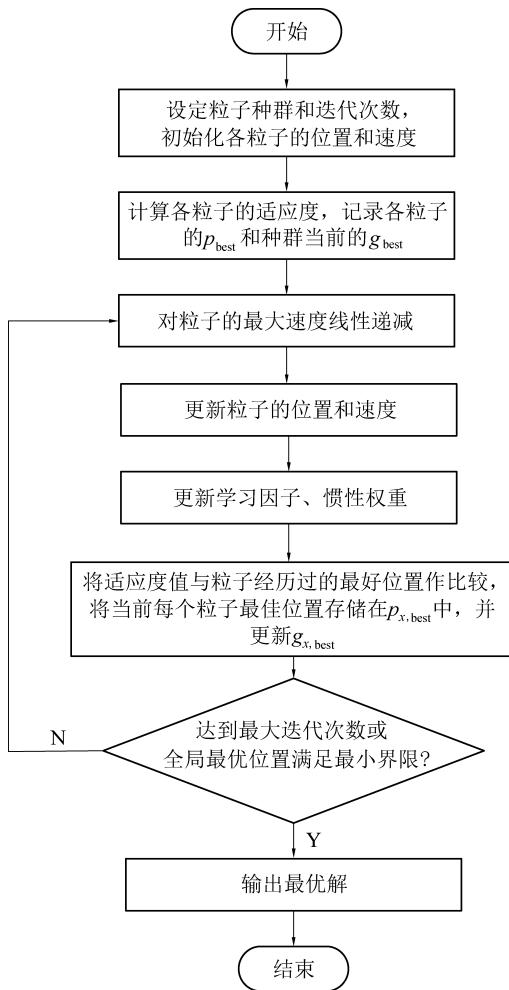


图 7 基于改进 PSO 的智能数据筛选模型构建过程

Fig.7 Building process of intelligent filtered data model based on improved PSO

将最初录入的安全风险评估值当作一个个粒子,要解决的剔除异常值的问题转化为搜索空间中的粒子最值问题,在系统开始运行之初,为所有粒子赋予1个适应度函数(Fitness Function),每个粒子还各自有1个可以决定他们移动距离和方向的速度。以初始粒子作为起始点,对该粒子周围的粒子探查,以此遍历完所有的粒子。粒子上包含有关速度和位置信息的粒子信息表,在探查具有安全风险评估值的粒子时,粒子和粒子之间经过信息共享,找到相对最优值,将数据记录下来。在迭代运算中,粒子会探查个体最优解和全局最优解,2个最优解分别指代粒子在其周围找到的个体极值 $p_{best}$ 、在整体中找到的极值 $g_{best}$ ,通过比较2个最优解来不断地更新自己。经过不断地迭代,当 $g_{best}$ 满足设定条件时,将该值存储,作为首位最优解。再进行下一次查找最优解,得到次首位最优解。如果首位最优解和次首位最优解求得的是2个最大值,则再用同样的方式求得2个最小值,分

别称为末位最优解和次末位最优解,反之亦然。将首位最优解与次首位最优解为1组比较,末位最优解和次末位最优解为1组比较,如果都没有超过设定的误差值,则都保留。如果其中有1组超过设定的误差值,则剔除掉首位/末位最优解,如果2组都超过设定的误差值,则将首位和末位最优解都剔除掉,再按照上述对比计算其余的值,直到保留首位和末位所有对比数据。

## 2.2 PSO 算法计算步骤

1) 设定初步的评估值数据为1个粒子种群,设置迭代次数 $k$ ,初始化 $m$ 个粒子,每个粒子 $i$ 代表一个安全风险评估值,其包含一个 $d$ 维的位置向量,表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ , $(i=1, 2, \dots, m)$ ,粒子 $i$ 的速度表示为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ , $(i=1, 2, \dots, m)$ 。

2) 设置适应度函数,此处采用 Griewank 函数<sup>[8]</sup>,函数表达式为

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^m \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (1)$$

其中: $f(x)$ 为粒子值; $x_i$ 为每个粒子 $i$ 在该适应度函数中对应的横坐标; $m$ 为粒子数量。每个粒子都有1个体极值 $p_{best}$ 、速度向量 $V_i$ 、位置向量 $X_i$ 存储在节点信息表。

3) 在粒子迭代过程中,为防止粒子的盲目搜索,限定粒子的速度和位置在该区间 $[-v_{max}, v_{max}]$ 、 $[-x_{max}, x_{max}]$ 表示的范围内, $-v_{max}$ 为用户设定的最小速度, $v_{max}$ 为用户设定的最大速度, $-x_{max}$ 为用户设定的最小位置, $x_{max}$ 为用户设定的最大位置。针对粒子速度采用线性递减的方法,在迭代的初始阶段,给安全风险评估值粒子一个最大速度 $v_{max}$ ,以此易跳出局部最优,增加全局的搜索能力;在迭代末期阶段具有比较小的速度,用来缩小粒子的搜索范围,增强局部收敛能力,提升寻优能力<sup>[10]</sup>。

4) 在迭代过程中,评估值粒子在搜寻到最优解后,改变自己在 $d$ 维空间中的搜索方式,按照式(2)来更新速度和位置。

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= wv_{id}(t) + c_1 \text{rand}_1() \cdot [p_{x,best}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \text{rand}_2() \cdot [g_{x,best}(t) - x_{id}(t)]; \\ x_{id}(t+1) &= x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $v_{id}(t)$ 为第 $i$ 个粒子(有 $d$ 个维度)在 $t$ 时刻的速度向量; $x_{id}(t)$ 为第 $i$ 个粒子在 $t$ 时刻所在的位置; $p_{x,best}(t)$ 为粒子个体截止在 $t$ 时刻出现的最佳位置; $g_{x,best}(t)$ 为粒子截止在 $t$ 时刻出现的全局最优解位置; $w$ 为惯性权重; $c_1$ 和 $c_2$ 为学习因子; $\text{rand}_1()$ 、 $\text{rand}_2()$ 为 $(0, 1)$ 间的随机数。

5) 学习因子使粒子具备更好的学习能力。采用异步学习因子<sup>[11]</sup>, 即  $c_1$  和  $c_2$ 。学习因子在运算过程中变化不一样, 在前期设置  $c_1$  较大的值,  $c_2$  较小的值, 可以增加计算的局部范围内评估值粒子数量, 加强全局搜索能力, 在末期设置  $c_1$  较小的值,  $c_2$  较大的值, 有利于避免局部最优, 从而收敛到局部最优解。学习因子数值变化表达式为

$$\begin{aligned} c_1 &= c_{1,\text{start}} + (c_{1,\text{end}} - c_{1,\text{start}}) \frac{t}{T} \\ c_2 &= c_{2,\text{start}} + (c_{2,\text{end}} - c_{2,\text{start}}) \frac{t}{T} \end{aligned} \quad (3)$$

其中:  $c_{1,\text{start}}$ 、 $c_{2,\text{start}}$  为学习因子  $c_1$  和  $c_2$  的初始值;  $c_{1,\text{end}}$ 、 $c_{2,\text{end}}$  为  $c_1$  和  $c_2$  的末期值。为了达到较好的参数效果, 一般设置如下:

$$\begin{aligned} c_{1,\text{start}} &= c_{2,\text{end}} = 2.5 \\ c_{1,\text{end}} &= c_{2,\text{start}} = 0.5 \end{aligned} \quad (4)$$

适当的惯性权重<sup>[12]</sup>  $w$  在迭代过程中, 可以提高算法性能, 避算法陷入局部最优<sup>[13]</sup>。针对惯性权重, 笔者采用线性微分递减策略<sup>[14]</sup>, 见式(5)。

$$\begin{aligned} w(t) &= w_{\max} - \frac{t^2(w_{\max} - w_{\min})}{t_{\max}^2} \\ \frac{dw}{dt} &= \frac{2t(w_{\max} - w_{\min})}{t_{\max}^2} \end{aligned} \quad (5)$$

其中:  $w_{\min}$  和  $w_{\max}$  分别为  $w$  的最小值和最大值,  $t$ 、 $t_{\max}$  分别为当前迭代次数和最大迭代次数。  $w$  在  $(0, 1)$  中取值, 实验室试验结果表明将  $w$  设置为从 0.8 到 0.3 的线性下降时, 目标函数计算出数值更稳定, 提高了算法的性能, 比典型线性递减策略表达效果更好。

6) 利用该改进的 PSO 算法对数据进行迭代, 如果没有超过迭代次数或者达到计算的最小阈值, 继续进行第 4 步, 更新计算评估值粒子的速度和位置, 直到满足条件得到最值。计算相邻的 2 个最大值和

最小值, 比较之后得到筛选的煤矿安全风险评估值数据。

### 2.3 算法仿真与分析

实验室中训练用到的数据集为煤矿实际数据, 该数据集由 2 000 个安全隐患评估值组成。采用 MATLAB R2017a 进行仿真, 平台软硬件配置如下: Window 操作系统、Inter i7 中央处理器、8 核 GPU、R2017a 的 Matlab、32GB 内存。

通过使用普通 PSO 算法和改进后的 PSO 算法 (IMP-PSO) 2 种不同数据处理方式比较, 得出各算法数据处理性能的优劣。从图 8 可以看出, 在相同的实验室环境下筛选 200 个偏差过大的安全隐患评估值, 采用普通 PSO 算法需要 600 s, 而 IMP-PSO 算法则需要 450 s, 这表示改进后的 PSO 算法可以提升筛选目标数据的效率。

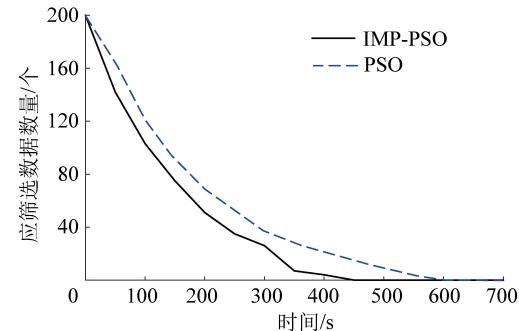


图 8 各算法处理目标数据过程对比

Fig.8 Comparison of each algorithm's processing of target data

## 3 基于改进 CNN 的智能风险分级模型构建

### 3.1 模型结构

基于 CNN 的智能风险分级模型的构建过程如图 9 所示。首先构建矩阵, 实验室对 9 个不同的矿区采集安全风险评估值, 每个矿区由 4 个经过筛选后的评估值组成, 对 9 个矿区进行  $3 \times 3$  的数据排

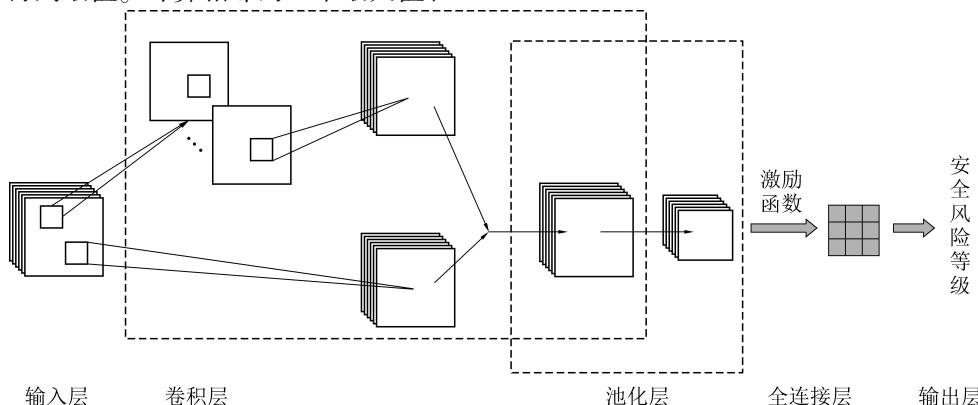


图 9 基于改进 CNN 的智能风险分级模型构建过程

Fig.9 Building process of intelligent grading risk model based on improved CNN

列,每个矿区进行 $2\times 2$ 的数据排列,所有的矿区数据组成一个 $6\times 6$ 的二维结构,每个评估值在 $(0,1)$ 之间取小数点后3位小数。之后进行CNN建模,使用并行融合<sup>[15]</sup>的卷积神经网络设计,即将卷积核大小设计成不同的尺度,通过2个通道来提取特征<sup>[16]</sup>,用来增大相关特征的提取量,以增加特征的多样性和鲁棒性,提高网络的分类精度。

首先在卷积层通过设计卷积核,将得到的评估值放大,然后通过池化层进行降采样,以此压缩采集到的数据,这里采用Average Pooling的方式进行降维。最后得到一个 $3\times 3$ 的矩阵,即安全风险评估值矩阵,将该矩阵的数值与安全分级做比对,得出这些矿区的安全风险等级。

### 3.2 改进的CNN算法步骤

1)记录*i*次9个矿区的安全风险评估值数据,每个矿区包括4个评估值,对每个矿区安全风险进行分析,评估值取小数点后3位,构建最初的矩阵数据模型,如图10所示。

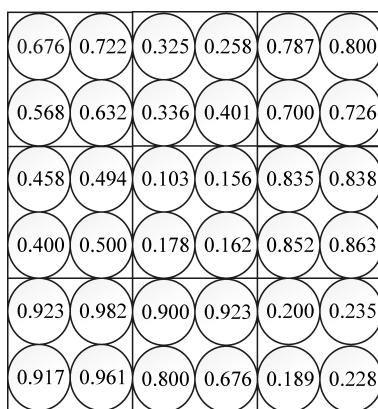


图10 评估值矩阵数据模型

Fig.10 Data model of evaluation matrix

图10每个点代表1个安全风险评估值,设定, $x_{i,j}$ 为矩阵中的第*i*行、第*j*列的节点值。在卷积层使用2个通道来处理数据,为了增强网络的特征提取能力,首先对2个通道采用卷积核为 $1\times 1$ 的卷积

操作,之后对其中1个通道进行卷积核为 $3\times 3$ 的深度卷积提取特征,最后对输出的特征图进行融合。融合输出的卷积值可以表示为

$$\begin{cases} y_{i,j}^1 = f_1 \left( \sum_{i=0}^i \sum_{j=0}^j w_{i,j}^1 x_{i,j} + b_m \right) \\ y_{i,j}^2 = f_1 \left( \sum_{i=0}^i \sum_{j=0}^j w_{i,j}^2 x_{i,j} + b_n \right) \\ y_{i,j} = f_2(y_{i,j}^1, y_{i,j}^2) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $w_{i,j}^1$ 和 $w_{i,j}^2$ 分别为2个通道处理矩阵数据第*i*行、第*j*列的权重,权重构成了 $1\times 1$ 和 $3\times 3$ 的卷积核; $b_m$ 和 $b_n$ 为偏移量; $f$ 为激活函数; $y_{i,j}^1$ 、 $y_{i,j}^2$ 和 $y_{i,j}$ 为经过2个通道卷积和通道融合后的数据。

2)将获取的 $y_{i,j}$ 进行平均池化<sup>[17]</sup>操作,以获得更小的参数网格,减少计算维度<sup>[18]</sup>,见式(7)。

$$f(\mathbf{x}) = \text{average}(y_{i,j}, 0) \quad (7)$$

令池化后的数据为 $P$ ,则每一层输出数据 $P=\{P_{1,1}, P_{1,2}, \dots, P_{3,3}\}$ ,可得到计算矩阵为

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} P_{1,1} & P_{1,2} & P_{1,3} \\ P_{2,1} & P_{2,2} & P_{2,3} \\ P_{3,1} & P_{3,2} & P_{3,3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{1,1} & y_{1,2} & \cdots & y_{1,6} \\ y_{2,1} & y_{2,2} & \cdots & y_{2,6} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{6,1} & y_{6,2} & \cdots & y_{6,6} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中:矩阵 $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 为数据处理之后的每层安全风险评估值的组合,在一次卷积<sup>[19]</sup>和池化操作之后如果得到的数据划分不够明显,可增加多层卷积<sup>[20]</sup>,来达到数值界限分明的效果。

3)将经过池化层后输出的 $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 作为全连接层的输入数据,对*N*层数据进行处理,得到一个 $3\times 3$ 的数据矩阵,即安全风险评估值矩阵。

4)对照划分安全风险各级的数值范围,得到各个矿区安全风险处于何种等级,并提出相应的整改意见,见表2。

表2 煤矿安全风险等级划分

Table 2 Grading risk of coal mine safety

信号灯颜色	预警等级	风险评估值	安全条例
蓝色	低风险	0~10	不采取措施
黄色	一般危险	15~40	在一定成本范围内排除隐患
橙色	中度危险	45~70	实施紧急行动,及时排除隐患
红色	重度危险	75~100	停止工作,直到将风险降低到安全范围内

### 3.3 算法仿真与分析

模型中训练用到的数据集为煤矿实际数据。该数据集由1000张样本组成,每个样本包含36个隐

患评估值,图10展示了一个样本的数据组成。本实验室的超参数设置如下:动量系数为0.8,初始学习率设置为0.01,学习率为0.1,权值衰减系数为

0.001。

采用改进的 tiny-YOLO 为深度学习框架,由此搭建实验室运行环境,本实验室平台软硬件的配置如下:Darknet 网络框架;8 核 GPU;Linux 操作系统;32G 内存;Inter i7 中央处理器。通过未使用神经网络、使用普通的 CNN 网络和改进的并行神经网络 3 种不同数据处理方式试验比较,得出各网络模型数据处理性能的优劣,对比结果见表 3。其中,准确率为准确判断风险级别的数据条数与处理数据条数的比值;训练时间为处理全部测试数据用时。

表 3 各网络模型数据处理性能对比

Table 3 Data performance comparison of each network model

网络模型	准确率/%	训练时间/min
None	73.5	0
普通网络	81.2	9
并行神经网络	90.7	13

从表 3 可以看出,由这 3 种处理数据的方式得到的准确率分别为 73.5%、81.2%、90.7%,试验结果说明数据经过神经网络处理后,能够提升最终的安全隐患评估值的精度,且提出的并行神经网络的效果优于普通网络。在处理相同数据量的情况下,由于并行神经网络结构比较复杂,会增加一定的计算量,因此最终的训练时间也有所增加。表 5 为各卷积核对并行网络模型的影响,其中,准确率为准确判断风险级别的数据条数与处理数据条数的比值。从表 4 可以看出,并行网络模型中卷积核大小选取  $1 \times 1$ 、 $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$ 。

表 5 相同条件下 2 种系统查全率和查准率的对比结果  
Table 5 Comparison of recall and precision of two systems under same conditions

系统方法	处理数据量/条	实际查到的数据量/条	准确判断风险级别数据量/条	查全率/%	查准率/%
本文安全风险智能分级管控系统	3 000	2 800	2 568	85.6	91.7
何桥等 <sup>[7]</sup> 提出的安全风险测评系统	2 800	2 564	2 280	81.4	88.9

通过表 5 的对比可以得出,笔者提出的安全风险智能分级管控系统在查全率和查准率上取得了较大幅度的提升,本系统解决了安全风险分级精确度不高的问题,适合煤矿企业用于安全隐患预警。

在此之前,有关安全隐患预警方面的信息只是简单记录下来,并未对数据进行分析、展示、提出相应的排查安全隐患的措施,使得工作人员不能以一种高效的方式处理安全隐患,导致安全事故频发。

$\times 5$ ,得到的准确率分别为 81.2%、90.7%、83.5%,即选取卷积核为  $3 \times 3$  可以达到更好的测试效果。

表 4 各卷积核对并行网络模型的影响对比  
Table 4 Comparison of effects of convolution kernels on parallel network models

处理数据量/条	卷积核大小/步长	准确率/%
1 000	$1 \times 1/2$	81.2
1 000	$3 \times 3/2$	90.7
1 000	$5 \times 5/2$	83.5

## 4 实验室分析与应用

为验证基于改进 PSO 和 CNN 的煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统的实用性、可靠性,在某煤矿集团的 9 个矿区进行了试验。每个矿区在每一时间点提取 9 条数据,多个时间点采集,共 81 000 条实时记录数据,平均分为 10 组进行数据处理。实验室中将每组数据输入到基于改进 PSO 的智能数据筛选模型中,进行数据的初步筛选。然后从每个矿区筛选后的数据中随机选出 4 条数据,作为基于改进 CNN 的智能风险分级模型的输入数据,经过该算法后,计算出各矿区的安全风险精确评估值,并对比安全风险范围划分得出安全风险的等级。计算在使用该系统和何桥提出的方法评估数据的查全率和查准率。查全率为准确判断风险级别的数据条数与全部初始数据条数的比值;查准率为准确判断风险级别的数据条数与实际查找到的数据条数的比值。

本系统的应用实现了隐患数据直观展示,并针对精确的安全风险分级情况,给出相应的整改意见,大幅提升了煤矿作业的安全性、可靠性。

煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统已于 2018 年 1 月份投入到某煤矿企业中使用,该企业某矿区某一时间段的矿井隐患级别分类统计图如图 11 所示。制订的《煤矿安全规程》部分条例截图(图 12)对出现的安全风险问题提供了整改建议,供工作人员参考。



图 11 矿井隐患级别分类统计

Fig.11 Statistics of grading mine risk level

刷新	请输入国编…	请输入名称…	请输入条例号…	请输入条例词…	请输入字、词…	查询
选择	Id	名称	条例国编 编号	条例内容	违反等级	词典
<input type="checkbox"/>	1	《煤矿安全规程》	61 297	耙装机必须具有照明,耙装机绞车的刹车装置必须完好且可靠,耙装机必须装有封闭式金属挡绳栏和防耙斗出槽的护栏;在巷道拐弯段装岩(煤)时,必须使用可靠的双向辅助导向轮,清理好机道,并有专人指挥和信号联系。固定钢丝绳滑轮的锚桩及其孔深和牢固程度,必须根据岩性条件在作业规程中明确。耙装机在装岩(煤)前,必须将机身和尾轮固牢靠;耙装机运行时,严禁在耙斗运行范围内进行其他工作和行人。在倾斜井巷移动耙装机时,下方不得有人。上山施工倾角大于20°时,在司机前方必须设护身柱或者挡板,并在耙装机前方增设固定装置。倾斜井巷使用耙装机时,必须有防止机身下滑的措施,耙装机作业时,其与掘进工作面的最大和最小允许距离必须在作业规程中明确。高瓦斯、煤与瓦斯突出和有煤尘爆炸危险矿井的煤巷、半煤岩巷掘进工作面和石门揭煤工作面,严禁使用钢丝绳牵引的耙装机。使用抓岩机规定汇总	一般隐患	耙装机;照明;钢丝绳;抓岩机;钢丝绳

图 12 煤矿安全条例查询

Fig.12 Regulations of coal mine safety

## 5 结 论

1) 煤矿安全风险智能分级管控与信息预警系统使用改进的 PSO 算法构建智能数据筛选模型,从初始的数据中筛选掉不正常的数据,这部分数据可能是人工计算不准确或者采集矿区信息的过程中出现纰漏造成的,经过这一模型处理之后,确保了下一步对安全风险等级的正确计算判断。

2) 使用改进的 CNN 算法构建智能风险分级模型,实现了对矿区安全风险精确分级的功能。

3) 该系统实现了对煤矿安全风险分级、预警显示、风险问题统计图查看、整改建议提示等功能,解决了煤矿安全风险等级划分不精确的问题,有效减少了安全隐患发生的频度。实验室结果与企业使用情况证明了该系统的可靠性与实用性。

### 参考文献(References):

[1] 高晓旭,申阳阳,门 鸿.煤矿双重预防机制信息系统研究与应用[J].煤炭科学技术,2019,47(5):156-161.

- GAO Xiaoxu, SHEN Yangyang, MEN Hong. Research and application of coal mine double preventive mechanism information system[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(5): 156-161.
- [2] 李敬兆,宫华强.煤矿信息物理系统场景感知自配置与优化策略研究[J].煤炭科学技术,2019,47(4):20-25.
- LI Jingzhao, GONG Huaqiang. Research on scene perception self-configuration and optimization strategy of cyber-physical system for coal mine[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(4): 20-25.
- [3] 李光荣,田佩芳,刘海宾.煤矿安全风险预控管理信息化云平台设计[J].中国安全科学学报,2014,24(2):138-144.
- LI Guangrong, TIAN Peifang, LIU Haibin. Coal mine safety risk pre-control management cloud platform design[J]. China Safety Science Journal, 2014, 24(2): 138-144.
- [4] 郑 丽.安全生产风险管控信息系统研究及设计[J].煤炭工程,2017,49(11):127-129.
- ZHENG Li. Research and design of safety production risk management information system [J]. Coal Engineering, 2017, 49 (11): 127-129.
- [5] 郑万波,吴燕清,李先明,等.省级区域煤矿事故风险综合评估方法研究[J].工矿自动化,2016,42(9):22-26.
- ZHENG Wanbo, WU Yanqing, LI Xianming, et al. Study on comprehensive risk assessment method for provincial coal mine accident[J]. Industry and Mine Automation, 2016, 42(9): 22-26.

- [6] 王小林,桑志彪,彭 锐,等.煤矿“四环五级”安全隐患闭环管理运作模式及功能设计[J].煤矿安全,2009,40(10):109-111.  
WANG Xiaolin, SANG Zhibiao, PENG Kun, et al. Closed-loop management operation mode and function design of coal mine “four-ring five-level” safety hazard[J]. Safety in Coal Mines, 2009, 40(10):109-111.
- [7] 何桥,许金,陈清.煤矿安全隐患风险评价研究[J].工矿自动化,2019,45(8):48-53,59.  
HE Qiao, XU Jin, CHEN Qing. Research on risk assessment of coal mine safety hidden dangers[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(8):48-53,59.
- [8] CHO Huidae, OLIVERA Francisco, GUIKEMA Seth D. A derivation of the number of minima of the Griewank function[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 204(2):694-701.
- [9] 郭丽丽,刘勇,王卫西.粒子群优化算法之惯性权值递减策略的改进[J].黑龙江大学工程学报,2019,10(1):67-71.  
GUO Lili, LIU Yong, WANG Weixi. Improvement of inertia weight declining strategy based on particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Engineering of Heilongjiang University, 2019, 10(1):67-71.
- [10] 陈贵敏,贾建援,韩琪.粒子群优化算法的惯性权值递减策略研究[J].西安交通大学学报,2006(1):53-56,61.  
CHEN Guimin, JIA Jianyuan, HAN Qi. Study on the strategy of decreasing inertia weight in particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006(1):53-56,61.
- [11] 郭凤仪,郭长娜,王爱军,等.基于粒子群优化支持向量机的煤矿水位预测模型[J].计算机工程与科学,2012,34(7):177-181.  
GUO Fengyi, GUO Changna, WANG Ajun, et al. The forecast model of mine water discharge based on particle swarm optimization and support vector machines[J]. Computer Engineering & Science, 2012, 34(7):177-181.
- [12] 张晓莉,王秦飞,冀汶莉.一种改进的自适应惯性权重的粒子群算法[J].微电子学与计算机,2019,36(3):66-70.  
ZHANG Xiaoli, WANG Qinfei, JI Wenli. An improved particle swarm optimization algorithm for adaptive inertial weights[J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(3):66-70.
- [13] KAMANASISH Bhattacharjee, MILLIE Pant. Hybrid particle swarm optimization-genetic algorithm trained multi-layer perceptron for classification of human glioma from molecular brain neoplasia data[J]. Cognitive Systems Research, 2019, 58:173-194.  
WAN Zhonghai, YE Shengjin, ZHENG Jiao. Application of particle swarm optimization with linear differential decline adaptive in operation optimization of hydropower station[J]. Water Power, 2017, 43(9):85-88.
- [14] 万忠海,叶生进,郑姣.线性微分递减自适应粒子群算法在水电站优化调度中的应用[J].水力发电,2017,43(9):85-88.  
FAN Rui, JIANG Pinqun, ZENG Shangyou, et al. Design of light-weight convolution neural network based on multi-scale parallel fusion[J]. Journal of Guangxi Normal University (Natural Science Edition), 2019, 37(3):50-59.
- [15] 范瑞,蒋品群,曾上游,等.多尺度并行融合的轻量级卷积神经网络设计[J].广西师范大学学报(自然科学版),2019,37(3):50-59.  
LI Yandong, HAO Zongbo, LEI Hang. Survey of convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(9):2508-2515,2565.
- [16] 李彦冬,郝宗波,雷航.卷积神经网络研究综述[J].计算机应用,2016,36(9):2508-2515,2565.  
JOÃO Monteiro, JAHANGIR Alam, TIAGO H Falk. Residual convolutional neural network with attentive feature pooling for end-to-end language identification from short-duration speech[J]. Computer Speech & Language, 2019, 58:364-376.
- [17] LU Xiaoyang, LIN Peijie, CHENG Shuying, et al. Fault diagnosis for photovoltaic array based on convolutional neural network and electrical time series graph[J]. Energy Conversion and Management, 2019, 196:950-965.
- [18] 王志明,张航.融合多层次卷积神经网络特征的快速图像检索方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2019,31(8):1410-1416.  
WANG Zhiming, ZHANG Hang. A fast image retrieval method based on multi-layer CNN features[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2019, 31(8):1410-1416.
- [19] 常亮,邓小明,周明全,等.图像理解中的卷积神经网络[J].自动化学报,2016,42(9):1300-1312.  
CHANG Liang, DENG Xiaoming, ZHOU Mingquan, et al. Convolutional neural networks in image understanding[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(9):1300-1312.