



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2407878

引用格式:奚灵智,葛双双,李晨,等.基于深度学习及多目标优化的隧道爆破参数[J].科学技术与工程,2025,25(21):8841-8850.

Xi Lingzhi, Ge Shuangshuang, Li Chen, et al. Tunnel blasting parameters based on deep learning and multi-objective optimization[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(21): 8841-8850.

# 基于深度学习及多目标优化的隧道爆破参数

奚灵智<sup>1</sup>, 葛双双<sup>2</sup>, 李晨<sup>1</sup>, 高玮<sup>2\*</sup>, 张强<sup>1</sup>, 胡少斌<sup>2</sup>, 杨槐<sup>1</sup>, 陈新<sup>2</sup>, 赵志浩<sup>2</sup>

(1. 中国电建集团华东勘测设计研究院有限公司, 杭州 310022; 2. 河海大学土木与交通学院, 南京 210098)

**摘要** 隧道爆破参数不当会严重影响隧道施工的安全和质量。因此,确定合适的爆破参数是隧道施工中一项重要的工作。为了解决此问题,基于深度学习模型鲸鱼优化深度置信网络(whale optimization deep belief network, WO-DBN)及多目标优化算法非支配排序遗传算法 II(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II),提出了一种进行隧道爆破参数优化的智能算法。首先,使用开发的深度学习模型 WO-DBN 构建了基于地质参数及爆破参数进行隧道爆破施工安全及质量预测的智能模型,以隧道拱顶下沉和超欠挖面积作为施工安全及质量评价的指标。其次,基于建立的隧道爆破施工安全及质量评价模型,采用 NSGA-II 以控制拱顶下沉和超欠挖面积为目标,提出进行隧道爆破参数优化的智能算法。最后,以蟠龙山公路隧道爆破施工为例,对提出的新算法进行工程应用验证。结果表明,采用新算法得到的施工参数,可以使得隧道拱顶下沉和超欠挖面积分别降低 27.05% 和 60.30%,施工效果得到极大提高。因此,提出的智能算法可以为隧道爆破参数的实时优化控制提供技术支持,为隧道施工的顺利进行提供有力保障。

**关键词** 隧道爆破开挖;深度学习模型;拱顶下沉;超欠挖;多目标优化

**中图分类号** TD235; **文献标志码** A

## Tunnel Blasting Parameters Based on Deep Learning and Multi-objective Optimization

XI Ling-zhi<sup>1</sup>, GE Shuang-shuang<sup>2</sup>, LI Chen<sup>1</sup>, GAO Wei<sup>2\*</sup>, ZHANG Qiang<sup>1</sup>,  
HU Shao-bin<sup>2</sup>, YANG Huai<sup>1</sup>, CHEN Xin<sup>2</sup>, ZHAO Zhi-hao<sup>2</sup>

(1. PowerChina Huadong Engineering Corporation Limited, Hangzhou 310022, China;

2. School of Civil and Transportation Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

**[Abstract]** Improper tunnel blasting parameters will seriously affect the safety and quality of tunnel construction. Therefore, the determination of appropriate blasting parameters is an important work in tunnel construction. In order to solve this problem, based on deep learning model-whale optimization deep belief network (WO-DBN) and multi-objective optimization algorithm-non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II), an intelligent algorithm for tunnel blasting parameters optimization was proposed. Firstly, using the developed deep learning model WO-DBN, an intelligent model for predicting the safety and quality of tunnel blasting construction based on geological parameters and blasting parameters was constructed. The tunnel crown subsidence and overbreak and underbreak area were taken as the index of construction safety and quality evaluation. Secondly, based on the established tunnel blasting construction safety and quality evaluation model, an intelligent algorithm for tunnel blasting parameter optimization was proposed by using NSGA-II to control crown subsidence, overbreak and underbreak area. Finally, taking the blasting construction of Panlongshan highway tunnel as an example, the proposed new algorithm was verified by engineering application. The results show that the construction parameters obtained by the new algorithm can reduce the tunnel crown subsidence and the overbreak and underbreak area by 27.05% and 60.30%, respectively, and the construction effect is greatly improved. Therefore, the proposed intelligent algorithm can provide technical support for the real-time optimization control of tunnel blasting parameters and provide a strong guarantee for the smooth progress of tunnel construction.

**[Keywords]** tunnel blasting excavation; deep learning model; crown subsidence; overbreak and underbreak; multi-objective optimization

收稿日期: 2024-10-23 修订日期: 2025-04-15

基金项目: 华东院重大科技计划(201 计划)(KY2021-ZD-04)

第一作者: 奚灵智(1982—),男,汉族,浙江台州人,硕士,正高级工程师。研究方向:交通与市政工程设计咨询及 EPC 总承包管理。E-mail: xi\_lz@hdec.com。

\* 通信作者: 高玮(1971—),男,汉族,陕西富平人,博士,教授。研究方向:岩石力学理论、岩土工程稳定分析及智能大数据技术的工程应用。E-mail:wgaowh@163.com。

钻爆法因其施工灵活性高、适应性广、可靠性强及经济效益显著等特点,已经广泛应用于铁路、公路及地铁等岩质隧道开挖领域<sup>[1-3]</sup>。爆破技术作为钻爆法的核心技术,其爆破效果不仅直接影响着隧道断面的尺寸精度和围岩稳定性,更是后续装载、运输等工艺流程顺利进行的保障。不同爆破参数会导致截然不同的爆破效果,科学合理地调整爆破参数,确保最佳爆破效果,对隧道的高质量安全施工意义重大。

在隧道爆破施工中,爆破参数的优化对于减少损失、提高爆破效果至关重要。目前,传统的爆破参数优化手段主要包括理论分析、数值模拟和现场试验。胡桂斌<sup>[4]</sup>通过数值模拟方法对周边孔的孔间距、径向不耦合系数、光爆层厚度、装药结构进行爆破参数优化,以控制爆破超欠挖。邓祥辉等<sup>[5]</sup>通过理论分析和现场试验的方法从炮孔间距、装药量和装药结构等方面进行爆破参数优化,使得隧道超欠挖现象得以改善。张文明等<sup>[6]</sup>基于数值模拟软件,分析了圆弧边缘至炮孔中心距离对聚能爆破破岩效果的影响。汪家甫<sup>[7]</sup>通过数值模拟方法对最小抵抗线、辅助眼间距及周边眼间距进行爆破参数优化,以控制隧道超欠挖。张万志等<sup>[8]</sup>采用现场试验和数值模拟方法进行研究,优化了光爆层炮孔及装药参数、掏槽布孔形式和最大单孔装药量,减小了隧道超挖及围岩变形。同样基于现场试验和数值模拟方法,陈正林等<sup>[9]</sup>进行了微差、孔间距、不耦合系数、装药量及炮孔直径的优化研究,从而减小了超欠挖。Mei等<sup>[10]</sup>通过现场试验方法,优化掏槽方式、炮孔布置方式、最大单孔装药量和空气间隔装药结构等参数,减小了超欠挖及避免了大尺寸岩块。理论分析通常是基于一系列假设和简化的力学模型,难以完全考虑实际爆破环境的复杂性。现场试验能够充分考虑并模拟实际环境中影响爆破施工的各种因素,但现场爆破试验危险性高,需要投入大量的人力、物力和财力,且重复性不强。数值方法尽管能够模拟各种复杂爆破环境和条件,可灵活调整爆破参数,重复性好,但其精度受模型复杂度、计算模型和参数及计算资源限制,难免产生一定误差。

近年来,随着人工智能技术的快速发展,机器学习方法已广泛应用于爆破效果指标的预测。在爆破工程中,爆破块度、爆破振速以及爆破超欠挖等关键参数是衡量爆破效果的重要指标。目前,基于爆破数据的多种机器学习算法,如人工神经网络、支持向量机、随机森林等,已经展现出在爆破效果预测方面的强大能力<sup>[11-14]</sup>。这些算法通过挖掘

爆破参数与爆破效果之间的复杂关系,实现了对爆破效果较为准确的预估。然而,模型性能的提升并非仅由算法的选择所决定,模型超参数的合理选择同样至关重要。为了进一步优化模型超参数,蚁狮优化算法、粒子群优化算法、改进灰狼算法、遗传算法、鲸鱼优化算法、被膜群算法和麻雀搜索算法等优化算法<sup>[15-20]</sup>被引入爆破效果预测模型的优化中。这些优化算法通过迭代搜索的方式,能够在复杂的参数空间中选择最优解,从而得到合理的模型超参数,进一步提升模型的预测精度和泛化能力。然而,目前的相关研究主要是爆破参数与爆破效果评价指标之间关系的研究,即通过建立预测模型来揭示这些关系。而实际工程中,除了建立这些关系外,更关心如何有效获取和调整爆破参数以达到最佳爆破效果,其为一个复杂的决策过程。目前,此方面已有少量研究,闫祎然等<sup>[21]</sup>基于孔间距、排距、炸药单耗、平均块度、密集系数、底盘抵抗线、炸药量、台阶高度建立了爆破成本控制数学模型,即目标函数。基于此目标函数,采用改进麻雀搜索算法对单个目标生产成本进行优化,从而得到合适的炸药单耗、孔间距和排距。方昱<sup>[22]</sup>基于周边眼平均间距、辅助眼平均间距、周边眼最小抵抗线、岩石单轴抗压强度、岩石弹性模量、岩石泊松比、埋深、围岩级别、周边眼装药集中度和装药不耦合系数,采用粒子群优化反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)参数,建立拱顶下沉、综合松动圈和超欠挖体积评价模型。然后,基于评价模型,通过线性加权法将拱顶下沉、综合松动圈和超欠挖体积多个目标转化为单个融合目标。最后,采用粒子群优化算法对融合目标进行最小化,得到爆破参数最优解。张万志<sup>[23]</sup>基于围岩单轴抗压强度、围岩级别、埋深、层理结构面结合程度、炮孔总数量、周边孔间距、辅助孔间距、光爆层厚度、总装药量、周边孔装药集中度、周边孔装药结构和掏槽孔最大单孔装药量,采用粒子群优化深层BPNN参数,建立了拱顶下沉、最大线性超挖、超欠挖面积和最大块石直径评价模型。然后,通过线性加权法将拱顶下沉、最大线性超挖、超欠挖面积和最大块石直径多个目标转化为单个融合目标。最后,采用粒子群优化算法对融合目标进行最小化,得到爆破参数最优解。上述研究通过将多目标问题转化为单目标优化进行爆破参数研究,不是真正的多目标优化研究。

因此,基于爆破效果的爆破参数多目标优化是隧道施工中一项重要的工作,如何在满足多个爆破目标的同时确定最优爆破参数是一个难题。为了

解决此问题,现以蟠龙山公路隧道爆破施工为例,采用鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)结合深度置信网络(deep belief network, DBN)建立爆破效果评价模型,并通过非支配排序遗传算法Ⅱ(non-dominated sorting genetic algorithm Ⅱ, NSGA-Ⅱ)优化爆破参数,找到同时满足隧道爆破施工安全及质量多个目标的最优爆破参数组合,以期在隧道爆破施工中达到更好的爆破效果。

## 1 算法原理

### 1.1 鲸鱼优化深度置信网络

深度置信网络(DBN)作为深度学习的一种重要模型,已在岩土工程的数据处理问题中展现出卓越的性能<sup>[24]</sup>。与单个受限玻尔兹曼机(restricted Boltzmann machine, RBM)相比,由RBM堆叠而成的DBN模型可以提取复杂数据的深层特征,具有较强的学习能力<sup>[25]</sup>。然而,深度置信网络是一个复杂网络,其有许多超参数需要事先确定,包括学习率( $\eta$ )、预训练迭代次数( $T_1$ )、反向微调迭代次数( $T_2$ )、隐含层数 $m$ 以及隐含层节点数( $n_1, n_2, \dots, n_m$ )等。目前,一般采用控制变量法来确定超参数,但该方法存在搜索范围小、理论缺失等缺点<sup>[26]</sup>。而鲸鱼优化算法是Mirjalili等<sup>[27]</sup>在观察到座头鲸种群高效的狩猎行为之后获得灵感而建立的数学优化模型,是一种很好的全局优化方法。因此,采用鲸鱼优化算法(WOA)对深度置信网络(DBN)的超参数进行优选,其流程如图1所示。基于优选的超参数,提出新的深度学习模型——鲸鱼优化深度置信网络(WO-DBN)。

鲸鱼优化深度置信网络超参数的操作步骤如下。

**步骤1** 设定深度置信网络超参数的搜索范围,包括学习率( $\eta$ )、预训练迭代次数( $T_1$ )、反向微调迭代次数( $T_2$ )、隐含层数 $m$ 以及隐含层节点数( $n_1, n_2, \dots, n_m$ )。

**步骤2** 随机初始化鲸鱼种群,包括最大迭代次数、鲸鱼种群规模及螺旋线形状常数。

**步骤3** 计算当前鲸鱼种群中个体的适应度,将适应度最大的个体所在的位置作为目标位置。

**步骤4** 根据鲸鱼优化算法的收缩圈运动模式、搜索猎物模式和螺旋气泡狩猎模式,更新每个鲸鱼个体的位置。

**步骤5** 判断当前迭代次数是否满足最大迭代次数,满足则进行步骤6,不满足则返回步骤3。

**步骤6** 将适应度最大的鲸鱼个体输出,该鲸鱼的位置就是优化后的深度置信网络超参数。

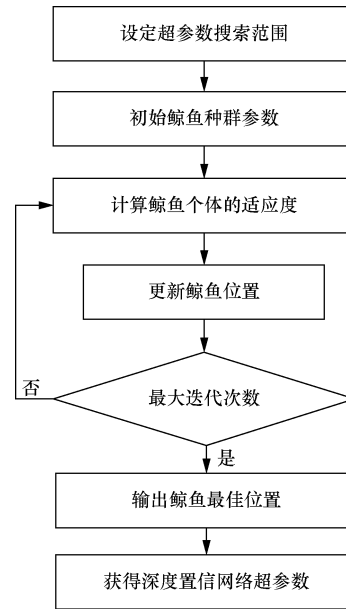


图1 WOA优化DBN超参数流程图

Fig. 1 Flow diagram of WOA optimizing DBN hyperparameters

鲸鱼优化深度置信网络的具体操作可以参见文献<sup>[28]</sup>,但本文模型包括了网络隐含层数的优选,比文献<sup>[28]</sup>中的模型优化参数更多,且新建模型更复杂、更实用。

### 1.2 非支配排序遗传算法Ⅱ

非支配排序遗传算法Ⅱ(NSGA-Ⅱ)是强大的多目标优化方法,其收敛速度快,性能优越<sup>[29]</sup>。它是基于遗传算法并基于帕累托最优概念得到的。通过引入非支配排序和拥挤度距离来评估个体之间的优劣,以保留种群中的多样性,并促进帕累托前沿的均匀分布。

非支配排序遗传算法Ⅱ(NSGA-Ⅱ)主要操作要点如下。

#### 要点1 快速非支配排序。

当且仅当对于所有目标函数,个体 $p$ 都不比个体 $q$ 差,且至少在一个目标函数上个体 $p$ 比个体 $q$ 好,则称个体 $p$ 支配个体 $q$ ;如果个体 $p$ 不被种群中的任何其他个体支配,则称 $p$ 为非支配个体。快速非支配排序旨在有效地识别出种群中的非支配个体(即不被任何其他个体支配的个体),并对它们进行排序。

快速非支配排序的具体操作如下。

(1) 计算被支配数 $[N(i)]$ :对于种群中的每个个体 $i$ ,计算支配它的个体数量 $N(i)$ 。

(2) 构建支配集 $[S(i)]$ :对于每个个体 $i$ ,构建一个集合 $S(i)$ ,其中包含所有被 $i$ 支配的个体。

(3) 分层排序:找出所有 $N(i) = 0$ 的个体,即没

有其他个体支配的个体,将这些个体放入第一级非支配层  $F_1$ ;对于  $F_1$  中的每个个体  $j$ ,考察其支配集  $S(j)$  中的每个个体  $k$ ,将  $k$  的被支配数  $N(k)$  减 1;如果某个个体  $k$  的  $N(k)$  减至 0,将其放入新的集合(如  $F_2$ );重复这个过程,直到所有个体都被分配到不同的非支配层级。

**要点 2** 拥挤度与拥挤度比较算子。

个体的拥挤度是评估其在种群中的分布密度。对于非边界的个体  $i$ ,其拥挤度  $d_i$  等于其相邻两个个体在每个目标函数上的距离之和。拥挤度  $d_i$  表示为

$$d_i = \sum_{j=1}^M [ |f_{(i+1)j} - f_{(i-1)j}| ] \quad (1)$$

式(1)中: $M$  为目标函数的数量; $f_{(i+1)j}$  和  $f_{(i-1)j}$  分别为个体  $i+1$  和个体  $i-1$  在第  $j$  个目标函数上的值。

拥挤度比较算子:当比较两个个体时,首先比较它们所属的非支配层级。层级较低的个体更优。如果两个个体属于同一非支配层级,则比较它们的拥挤度。拥挤度较大的个体更优,因为它们有助于保持种群的多样性,防止算法陷入局部最优。

**要点 3** 精英策略。

精英策略是把当前种群和通过选择、交叉和变异产生的子种群合并,共同竞争产生下一代种群,保证具有较好特性的个体能够保留在种群中,提高了种群的多样性和算法的计算效率。

NSGA-II 的流程如图 2 所示,其操作步骤如下。

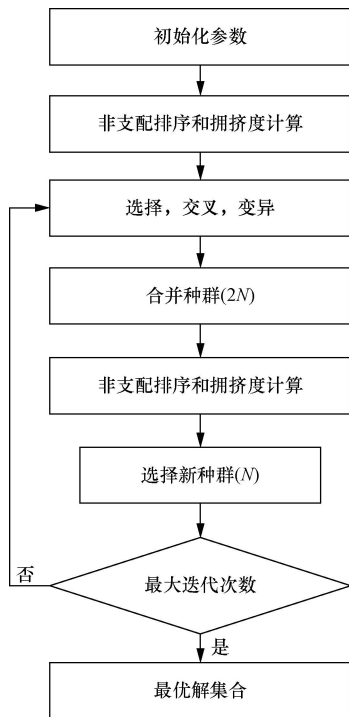


图 2 NSGA-II 流程图

Fig. 2 Flow diagram of NSGA-II

**步骤 1** 初始化参数,设定最大迭代次数  $T_{\max}$ 、目标数  $M$ 、种群规模  $N$ 、交叉算子  $r$  和变异算子  $c$ 。随机产生一个大小为  $N$  的父代种群。

**步骤 2** 对父代种群进行快速非支配排序与拥挤度计算。

拥挤度计算的具体操作步骤如下。

(1)初始化:对于每个非支配层级的个体,设置其拥挤度为 0。

(2)排序:在每个非支配层级内,根据每个目标函数值的大小对个体进行排序。

(3)边界处理:将排序后每个边界个体的拥挤度设为无穷大(或一个很大的数),因为它们是该层级内对应目标函数值的极 endpoint。

(4)计算拥挤度:对于非边界个体  $i$ ,按照式(1)计算其拥挤度  $d_i$ 。

**步骤 3** 基于快速非支配排序和拥挤比较算子从父代种群中选择优质的个体,首先选择非支配等级较低的个体,然后在同一层次中根据拥挤度选择拥挤度较大的个体;在父代种群中,随机选择两个个体进行均匀交叉操作,生成新的子代个体,则新的子代个体基因有 50% 从不同父代个体基因中继承;对子代个体进行替换变异操作,以增加种群的多样性;从而产生一个大小为  $N$  的子代种群。变异操作表达式为

$$k_i = l_i + (u_i - l_i)r \quad (2)$$

式(2)中: $k_i$  为变异后个体  $k$  的第  $i$  个基因值; $l_i$  和  $u_i$  分别为个体  $k$  的第  $i$  个基因值的最小值和最大值; $r$  为  $[0, 1]$  范围内的随机数。

**步骤 4** 将父代种群和子代种群合并,构成一个大小为  $2N$  的种群。

**步骤 5** 对合并种群进行快速非支配排序和拥挤度计算。

**步骤 6** 运用精英策略选择优秀个体构成一个大小为  $N$  的新父代种群。

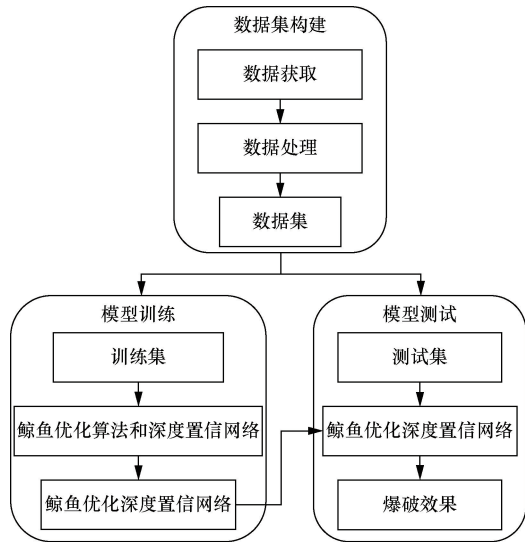
**步骤 7** 如果遗传代数  $T$  大于最大迭代次数  $T_{\max}$ ,则进行步骤 8;反之,返回步骤 3。

**步骤 8** 输出最优解集合,即帕累托前沿。

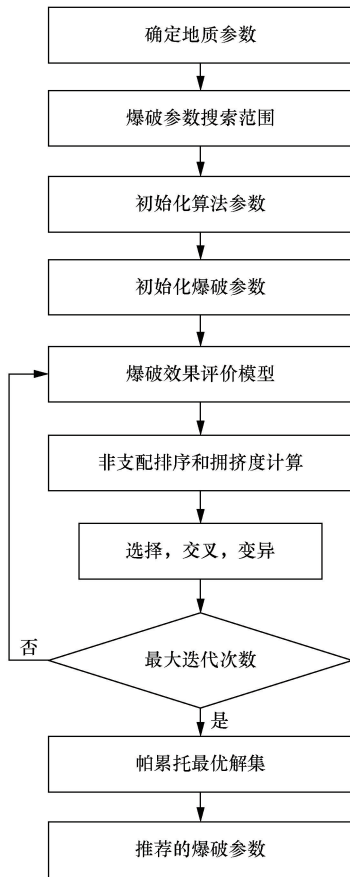
## 2 爆破参数优化模型建立

首先采用深度学习模型——鲸鱼优化深度置信网络(WO-DBN)建立爆破效果评价模型,然后采用爆破效果评价模型作为多目标优化算法——非支配排序遗传算法 II(NSGA-II)的目标函数进行爆破参数优化。爆破参数优化模型的构建流程如图 3 所示。

爆破参数优化的具体步骤如下。



(a) 爆破效果评价模型



(b) 多目标优化模型

图3 爆破参数优化流程图

Fig. 3 Flow diagram of blasting parameters optimization

**步骤1** 确定隧道开挖面围岩地质参数,如单轴抗压强度、围岩级别、埋深及岩层层理面结合程度。

**步骤2** 基于实际施工经验,根据统计爆破参数的变化情况设定参数搜索范围。则约束条件的一般形式为

$$lb_i \leq x_i \leq ub_i \tag{3}$$

式(3)中: $x_i$ 为第*i*个爆破施工参数; $lb_i$ 和 $ub_i$ 分别为样本中第*i*个爆破施工参数值的最小值和最大值。

**步骤3** 设定 NSGA-II 算法的初始化参数,如最大迭代次数  $T_{max}$ 、目标数  $M$ 、种群规模  $N$ 、交叉算子  $r$  和变异算子  $c$ 。

**步骤4** 在爆破参数的搜索范围内,随机初始化爆破参数。

**步骤5** 将爆破效果评价模型作为多目标优化的目标函数,通过 WO-DBN 爆破效果评价模型,获取爆破效果评价指标:拱顶下沉和超欠挖面积。爆破效果评价模型如图 3(a)所示,其步骤如下。

(1)数据集构建。首先,从隧道施工现场收集如下数据:拱顶下沉和超欠挖面积两个爆破效果评价数据,总孔数、周边孔间距、辅助眼间距、光爆层厚度、总装药量、周边孔装药集中度、周边孔装药结构、掏槽孔最大单孔装药量 8 个爆破参数数据,单轴抗压强度、围岩级别、埋深及岩层层理面结合程度 4 个地质数据。然后,使用最小-最大标准化方法来处理数据,以减小数据量级的影响,表达式为

$$X_i = \frac{x_i - lb_i}{ub_i - lb_i} \tag{4}$$

式(4)中: $X_i$ 为第*i*个处理后的爆破施工参数。

最后,将处理后的数据构建成数据集。

(2)模型训练。首先,数据集的 80% 数据作为训练集。然后,基于训练集数据,通过鲸鱼优化算法优化 DBN 网络超参数,包括学习率( $\eta$ )、预训练迭代次数( $T_1$ )、反向微调迭代次数( $T_2$ )、隐含层数  $m$  以及隐含层节点数( $n_1, n_2, \dots, n_m$ ),从而训练爆破效果评价模型。

(3)模型测试。首先,数据集的 20% 数据作为测试集。然后,将测试集数据输入训练好的 WO-DBN 爆破效果评价模型中,得到爆破效果的评价指标,从而建立 WO-DBN 爆破效果评价模型。

(4)采用建立的爆破效果评价模型对上一步生成的爆破参数组合进行评价,得到它们对应的爆破效果评价指标:拱顶下沉和超欠挖面积。

**步骤6** 对拱顶下沉和超欠挖面积进行快速非支配排序与拥挤度计算。

**步骤7** 基于快速非支配排序和拥挤比较算子,通过选择、交叉、变异获得新的爆破参数组合。

**步骤8** 如果遗传代数  $T$  大于最大迭代次数  $T_{max}$ ,则进行步骤 9;反之,返回步骤 5。

**步骤9** 得到一个由帕累托优化解(非支配解)组成的集合,这个集合在目标空间中形成了一个离散点集,称之为帕累托前沿。

**步骤 10** 在帕累托优化解集中,单一解无法使各目标函数同时达到最小值。因此,可以构造一个理想点  $A(Y_1, Y_2)$ , 其中  $Y_1$  和  $Y_2$  分别表示拱顶下沉和超欠挖面积的最小值。计算理想点与帕累托前沿中每个解之间的距离,距离最短的点被确定为最佳点  $U_{opt}$ , 最佳点距离表达为

$$U_{opt} = \min[\sqrt{(Y_1 - Y_{1i})^2 + (Y_2 - Y_{2i})^2}] \quad (5)$$

式(5)中: $Y_{1i}$ 和 $Y_{2i}$ 分别为帕累托前沿中第*i*个解的横坐标和纵坐标,即拱顶下沉和超欠挖面积值。

最佳点对应的爆破参数即为推荐的爆破参数。

### 3 工程应用验证

#### 3.1 工程概况

山东省泰安—肥城高速公路蟠龙山隧道<sup>[23]</sup>为双向六车道双洞构造,该隧道地理位置和入口外观如图4所示。由于光面爆破技术具有对围岩破坏小、控制超挖、保证开挖轮廓光滑等优点,该隧道施工采用光面爆破技术进行。在隧道工程中,工程相关地质参数和爆破参数是影响隧道施工效果的重要因素。工程的4个相关地质参数主要为单轴抗压强度( $X_1$ )、围岩级别( $X_2$ )、埋深( $X_3$ )及岩层层面结合程度( $X_4$ ),而8个爆破参数主要为总孔数( $X_5$ )、周边孔间距( $X_6$ )、辅助眼间距( $X_7$ )、光爆层厚度( $X_8$ )、总装药量( $X_9$ )、周边孔装药集中度( $X_{10}$ )、周边孔装药结构( $X_{11}$ )、掏槽孔最大单孔装药量( $X_{12}$ )。在爆破清理围岩碎屑后,采用高精度全站仪测量隧道拱顶下沉( $Y_1$ )和超欠挖面积( $Y_2$ )(如图5所示)分别作为评价施工效果的安全和质量指标<sup>[30-31]</sup>。通过现场监测,工程收集得到的95组数据的统计信息如表1所示。其中,层层面结合程度为定性指标,基于设计资料的围岩分级标准与现场勘察的深入分析,可以对其进行量化:当围岩为层状结构,且层理、节理等地质构造发育明显,结构面之间的结合程度较差时,其值取1;围岩为层状结构,但层理发育程度适中,结构面之间的结合程度表现一般时,其值取0.7;当围岩为层状结构,且岩体整体较为完整,结构面之间的结合程度相对较好时,其值取0.3;当围岩完整、无明显层理构造时,其值取0。选取上述12个参数对2个评价指标进行预测,从而建立爆破效果评价模型。然而,为了评价12个参数对评价指标的影响情况,有必要对这些参数与两个评价指标(拱顶下沉和超欠挖面积)之间的相关性进行分析。这里,根据工程监测数据,通过计算皮尔逊相关系数来表示12个参数之间及各参数与评价指标的相关性。图6展示了12个参数与2个评价指标的相关系数计算结果。



图4 隧道地理位置和入口外观  
Fig. 4 Tunnel location and entrance appearance

表1 爆破数据汇总  
Table 1 Blasting data summary

参数	类型	单位	最小值	最大值	平均值	标准差
$X_1$	地质	MPa	31.70	53.60	43.52	7.40
$X_2$	地质	—	3.00	4.00	3.46	0.50
$X_3$	地质	m	62.00	148.00	93.22	18.04
$X_4$	地质	—	0.30	1.00	0.70	0.24
$X_5$	爆破	—	43.00	113.00	71.26	22.71
$X_6$	爆破	cm	48.60	68.30	60.28	5.69
$X_7$	爆破	cm	68.80	136.60	106.61	23.84
$X_8$	爆破	cm	65.10	93.20	76.38	8.24
$X_9$	爆破	kg	37.50	189.30	110.17	70.12
$X_{10}$	爆破	kg/m	0.15	0.30	0.22	0.05
$X_{11}$	爆破	—	0.17	1.00	0.76	0.36
$X_{12}$	爆破	kg	2.40	3.90	3.21	0.45
$Y_1$	—	mm	13.60	25.50	19.52	3.89
$Y_2$	—	m <sup>2</sup>	1.50	9.50	3.98	2.03

从图6可以看出,12个参数和2个评价指标之间有很强的相关性(相关系数-0.881~0.901),这表明可以基于12个参数来建立以2个评价指标描述的爆破效果评价模型。另外,由图6可见,辅助眼间距与炮孔总数量和周边孔间距的相关系数较高,分别为-0.958和0.953。在爆破设计中,辅助眼通常是指为了改善岩体破碎效果而设置的眼孔。合理的辅助眼间距有助于形成更有效的爆破网络,提高岩石的碎裂程度。辅助眼间距与炮孔总数量的负相关关系表明,随着辅助眼间距的增加,炮孔的总



(a) 拱顶下沉监测



(b) 超欠挖面积监测

图5 评价指标监测

Fig. 5 Evaluation indexes monitoring

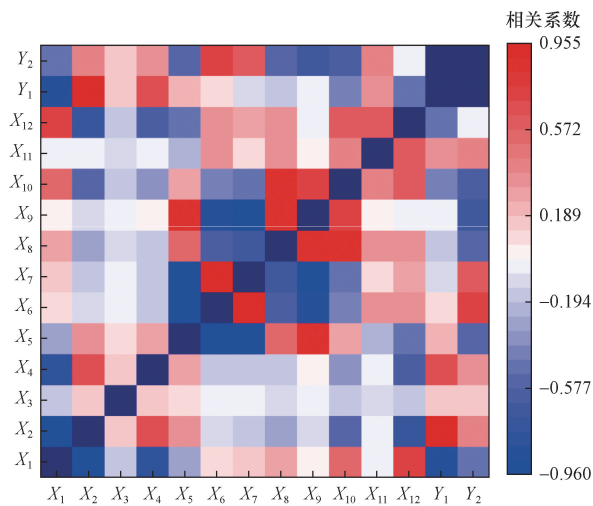


图6 12个参数与2个评价指标的相关关系

Fig. 6 Correlation relationship between 12 parameters and 2 evaluation indices

数量减少。这样的设计可增强每个炮孔的爆破效果,使其更有效地传递能量到目标岩体,避免炮孔之间的相互干扰。而减少炮孔数量可以降低成本和资源消耗。辅助眼间距与周边孔间距的正相关关系表明,随着辅助眼间距的增加,周边孔间距也要增加。较大的间距可以提供更好的爆破自由面,从而使得爆破波能更好地传播,提高岩体的破碎效果。因此,通过对这些参数的合理设置,可以更好地利用爆破技术,在保证施工安全的前提下实现围岩的充分破碎。

### 3.2 结果分析

在进行爆破参数优化之前,一个重要的工作是建立爆破效果评价模型,因此,首先对建立的爆破效果评价模型进行验证。在WO-DBN爆破效果评价模型中,基于前人的研究经验<sup>[28]</sup>和试验结果,确定了鲸鱼优化算法的参数,包括最大迭代次数 $T_{max} = 20$ ,鲸鱼种群规模 $N = 10$ ,以及螺旋线形状常数 $b = 2$ 。

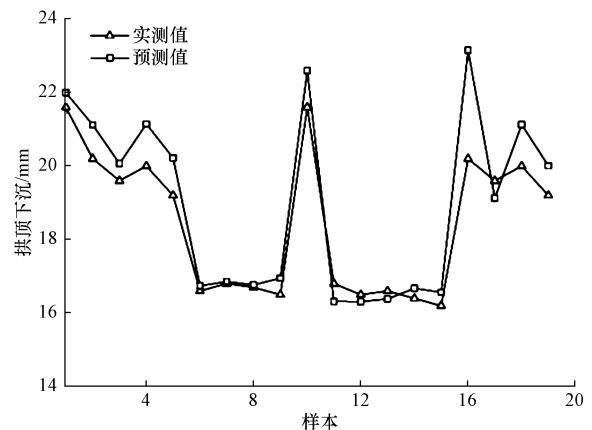
根据收集到的工程数据进行计算,可以得到WO-DBN模型的网络参数的最优值,如表2所示。同时,可以得到隧道拱顶下沉和超欠挖面积的计算结果,如图7所示。可见,WO-DBN模型可以很好地进行施工效果的判断,其计算结果与实测值吻合较好。

另外,选取均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)两个指标对爆破效果准确度进行表征。

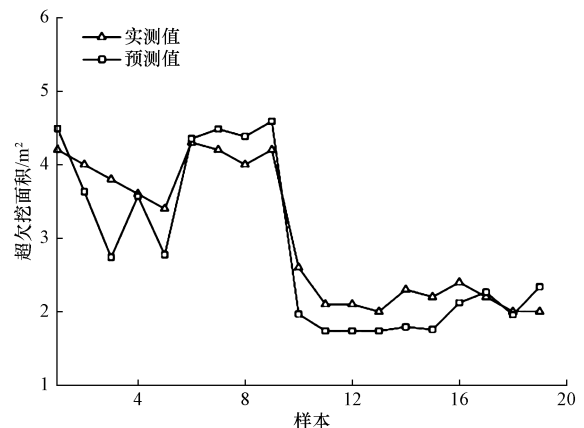
表2 WO-DBN 参数的最优值

Table 2 The optimal value of WO-DBN parameters

参数	$\eta$	$T_1$	$T_2$	$m$	$n_1$	$n_2$	$n_3$	$n_4$
值	0.005 91	308	175	4	208	218	261	45



(a) 拱顶下沉结果



(b) 超欠挖面积结果

图7 WO-DBN 计算结果

Fig. 7 Calculation results by WO-DBN

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y^{\text{real}} - y^{\text{pred}})^2}{n}} \quad (6)$$

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |y^{\text{real}} - y^{\text{pred}}|}{n} \quad (7)$$

式中:  $n$  为试样数;  $y^{\text{real}}$  为实测值;  $y^{\text{pred}}$  为计算值。

基于 WO-DBN 模型得到的具体计算误差如下: 隧道拱顶下沉的实测值与计算值之间的均方根误差和平均绝对误差分别为 0.922 和 0.661; 超欠挖面积的实测值与计算值之间的均方根误差和平均绝对误差分别为 0.429 和 0.357。可见, 模型计算结果的均方根误差和平均绝对误差均较小, 表示 WO-DBN 模型对隧道拱顶下沉和超欠挖面积的计算效果较好。因此, 基于 WO-DBN 模型可以较好地判断爆破施工的实际效果。

基于所建立的爆破评价模型, 考虑隧道开挖面围岩地质参数, 如围岩单轴抗压强度 36.8 MPa、围岩级别 IV 级、埋深 72 m 和层状结构且层理、节理较发育以及层间结合程度一般, 进一步开展了爆破参数优化。进行爆破参数优化前, 根据前人的研究经验<sup>[29]</sup>和试验结果, 给定优化模型的计算参数, 具体为: 遗传算法的目标数设置为 2, 种群规模设置为 50, 最大迭代次数设置为 100, 交叉算子设置为 0.5, 变异算子设置为 0.1。在确定上述参数后, 使用建立的隧道爆破参数优化智能算法得到帕累托前沿, 其中包含 50 组优化解, 如图 8 所示。

由图 8 可知, 单一解无法使各目标函数同时达到最小值, 因此, 将拱顶下沉和超欠挖面积的最小值构成理想点  $A(14.18, 1.57)$ 。计算帕累托前沿中的 50 个点与理想点的距离, 发现点  $B(14.24, 1.58)$  到理想点的距离最小。因此,  $B$  点可以作为多目标优化的最优解, 其所对应的爆破参数即为推荐的爆

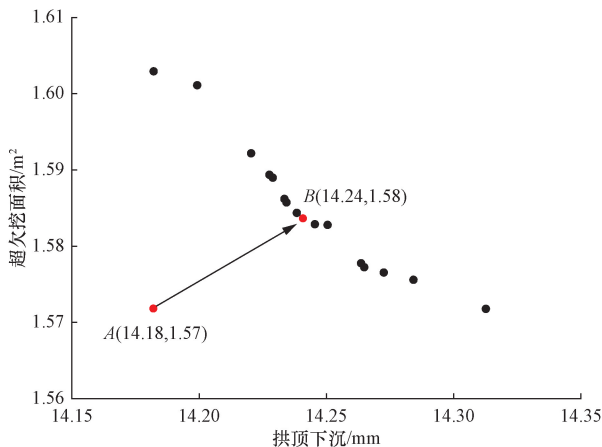


图 8 帕累托前沿点集

Fig. 8 Pareto front point set

破参数, 如表 3 所示。

采用本文算法及文献[23]方法所得爆破参数进行施工的最终爆破效果汇总如表 4 所示。

表 3 最优结果

Table 3 Optimal results

参数	$X_5$	$X_6/$	$X_7/$	$X_8/$	$X_9/$	$X_{10}/$	$X_{11}$	$X_{12}/$
		cm	cm	cm	kg	( $\text{kg} \cdot \text{m}^{-1}$ )		kg
值	58.00	52.80	71.99	90.53	93.79	0.27	0.37	3.71

表 4 爆破效果比较

Table 4 Comparison of blasting effect

爆破效果	拱顶下沉/mm	超欠挖面积/ $\text{m}^2$
实际结果	19.52	3.98
本文结果	14.24	1.58
文献[23]结果	21.10	3.30

由表 4 可见, 按照工程采用的爆破参数进行施工, 平均拱顶下沉和平均超欠挖面积分别为 19.52 mm 和 3.98  $\text{m}^2$ 。采用本文算法得到的推荐爆破参数进行施工, 相应的拱顶下沉和超欠挖面积分别减小到 14.24 mm 和 1.58  $\text{m}^2$ 。而采用文献[23]方法所得的平均拱顶下沉和超欠挖面积分别为 21.10 mm 和 3.30  $\text{m}^2$ 。因此, 采用本文算法优化得到的爆破参数进行施工, 相对实际施工情况, 隧道拱顶下沉降低 27.05%, 超欠挖面积降低 60.30%。而采用文献[23]方法所得的平均拱顶下沉提高 8.09%, 平均超欠挖面积降低 17.08%。可见, 本文算法所得结果显著优于文献方法, 采用本文算法得到的优化爆破参数进行施工, 隧道爆破施工的安全和质量均有显著提高。因此, 本文方法是进行隧道爆破施工参数优选的理想方法, 值得在隧道施工现场推广应用。

## 4 结论

爆破施工是一个非常复杂的过程, 在施工过程中会出现许多不确定因素。为了提高爆破施工安全和质量, 提出了一种基于 WO-DBN 和 NSGA-II 的多目标优化智能算法。以蟠龙山公路隧道为例, 验证了所提方法的有效性。研究所得结论如下。

(1) 基于 WO-DBN 爆破效果评价模型, 可以在一定地质条件及爆破参数下对施工效果(拱顶下沉、超欠挖面积)进行准确判断。模型得到的拱顶下沉计算误差, RMSE 为 0.922, MAE 为 0.661; 而超欠挖面积计算误差, RMSE 为 0.429, MAE 为 0.357。

(2) 基于开发的多目标优化智能算法, 可以在控制拱顶下沉和超欠挖面积的基础上, 得到最优施工爆破参数分别为总孔数(58)、周边孔间距(52.80 cm)、辅助眼间距(71.99 cm)、光爆层厚度(90.53

cm)、总装药量(93.79 kg)、周边孔装药集中度(0.27 kg/m)、周边孔装药结构(0.37)、掏槽孔最大单孔装药量(3.71 kg)。

(3)与工程施工得到的平均拱顶下沉和平均超欠挖面积相比,基于本文算法优化参数进行施工,可以使得拱顶下沉减少27.05%,超欠挖面积减少60.30%。而采用文献方法所得的平均拱顶下沉提高8.09%,超欠挖面积降低17.08%。本文算法应用效果良好。

由于现场爆破参数不易获得,作为初步研究,采用了前人研究中的数据。后面将结合数值试验方法进行数据补充,进一步提升爆破效果评估与优化的精度和泛化能力。

### 参 考 文 献

- [1] 马伟斌. 铁路山岭隧道钻爆法关键技术发展及展望[J]. 铁道学报, 2022, 44(3): 64-85.  
Ma Weibin. Development and prospect of key technology of drilling and blasting for railway mountain tunnels[J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(3): 64-85.
- [2] 吴波. 层状砂岩层城市大断面公路隧道爆破施工优化研究[J]. 现代隧道技术, 2020, 57(3): 115-121.  
Wu Bo. Research on blasting optimization of urban large cross-section tunnel passing through stratified sandstone[J]. Modern Tunneling Technology, 2020, 57(3): 115-121.
- [3] 闵鹏, 谢俊, 申玉生, 等. 考虑自由面参数影响的地铁隧道爆破振速预测公式优化研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(21): 245-253, 283.  
Min Peng, Xie Jun, Shen Yusheng, et al. Optimization of prediction formula for blasting vibration velocity of subway tunnels considering effects of free surface parameters[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(21): 245-253, 283.
- [4] 胡桂斌. 夹泥灰岩隧道爆破参数对超欠挖的影响研究[J]. 工程爆破, 2024, 30(2): 78-87.  
Hu Guibin. Study on the influence of blasting parameters on overbreak and underbreak in tunnels with marl[J]. Engineering Blasting, 2024, 30(2): 78-87.
- [5] 邓祥辉, 陈建勋, 罗彦斌, 等. 水平层状围岩隧道爆破控制技术[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2017, 37(2): 73-80, 88.  
Deng Xianghui, Chen Jianxun, Luo Yanbin, et al. Blasting control technology of horizontal stratified rock tunnel[J]. Journal of Chang'an University(Natural Science Edition), 2017, 37(2): 73-80, 88.
- [6] 张文明, 汪海波, 李万峰, 等. 圆弧形聚能装药结构爆破破岩效果数值模拟[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(25): 10756-10763.  
Zhang Wenming, Wang Haibo, Li Wanfeng, et al. Numerical simulation on rock breaking effect of circular shaped charge structure blasting[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(25): 10756-10763.
- [7] 汪家甫. 避免山岭隧道爆破超挖与欠挖的优化方法及应用[J]. 爆破器材, 2024, 53(6): 50-57, 64.  
Wang Jiafu. Optimization methods and application for over excavation and under excavation control in mountain tunnel blasting[J]. Explosive Materials, 2024, 53(6): 50-57, 64.
- [8] 张万志, 徐帮树, 葛颜慧, 等. 隧道拱部穿越页岩爆破开挖方法及参数试验研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(15): 90-98.  
Zhang Wanzhi, Xu Bangshu, Ge Yanhui, et al. Blasting excavation method and parametric tests for tunnel arch crossing shale[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(15): 90-98.
- [9] 陈正林, 蒲文明, 陈钊, 等. 四面山砂泥互层隧道爆破设计参数优化[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(36): 146-153.  
Chen Zhenglin, Pu Wenming, Chen Fan, et al. Optimization of blasting design parameters in tunnels of sand-mud interlayer in Simianshan tunnel[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(36): 146-153.
- [10] Mei J, Zhang W, Xu B, et al. Optimization methods of blasting parameters of large cross-section tunnel in horizontal layered rock mass[J]. Geotechnical and Geological Engineering, 2021, 39: 5309-5323.
- [11] 王先义, 黄华东, 王小委, 等. 基于LM-BPNN方法的爆破震动灾害预测模型[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(35): 181-185.  
Wang Xianyi, Huang Huadong, Wang Xiaowei, et al. LM-BP neural networks of peak particle vibration velocity forecast for blasting and its application[J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(35): 181-185.
- [12] 张研, 王鹏鹏. 基于RVM的爆破振动速度预测模型[J]. 爆破, 2022, 39(1): 168-174.  
Zhang Yan, Wang Pengpeng. Blasting vibration velocity prediction model based on RVM[J]. Blasting, 2022, 39(1): 168-174.
- [13] 谢超群, 李启月, 刘玉丰, 等. 基于SVR的隧道掘进光面爆破效果预测模型[J]. 矿冶工程, 2022, 42(2): 28-31.  
Xie Chaoqun, Li Qiyue, Liu Yufeng, et al. Prediction model of smooth blasting effect in tunnel excavation based on SVR[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2022, 42(2): 28-31.
- [14] Ohadi B, Sun X, Esmaili K, et al. Predicting blast-induced outcomes using random forest models of multi-year blasting data from an open pit mine[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2020, 79: 329-343.
- [15] 陈资, 吴心怡. 基于ALO-ELM的隧道超挖预测及其影响因素敏感性分析[J]. 工程爆破, 2023, 29(5): 32-37.  
Chen Zi, Wu Xinyi. Tunnel overbreak prediction using ALO-ELM and its influence factors sensitivity analysis[J]. Engineering Blasting, 2023, 29(5): 32-37.
- [16] 范勇, 裴勇, 杨广栋, 等. 基于改进PSO-BP神经网络的爆破振动速度峰值预测[J]. 振动与冲击, 2022, 41(16): 194-203, 302.  
Fan Yong, Pei Yong, Yang Guangdong, et al. Prediction of blasting vibration velocity peak based on an improved PSO-BP neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(16): 194-203, 302.
- [17] 宋家威, 邹宝乾, 秦涛, 等. 基于IGWO-CatBoost模型的岩石爆破块度预测[J]. 爆破器材, 2024, 53(2): 56-64.  
Song Jiawei, Huan Baoqian, Qin Tao, et al. Prediction of rock blasting fragmentation based on IGWO-CatBoost model[J]. Explosive Materials, 2024, 53(2): 56-64.
- [18] Koopialipoor M, Armaghani D J, Haghighi M, et al. A neuro-ge-

- netic predictive model to approximate overbreak induced by drilling and blasting operation in tunnels [J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2019, 78: 981-990.
- [19] Biao H, Jahed D A, Hin S L. Assessment of tunnel blasting-induced overbreak: a novel metaheuristic-based random forest approach [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2023, 133: 104979.
- [20] 张朋超, 赵有明, 刘翔, 等. 麻雀搜索算法优化极端梯度提升模型的岩石爆破块度预测 [J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(24): 10212-10219.  
Zhang Pengchao, Zhao Youming, Liu Xiang, et al. Prediction for blasting fragmentation of rocks using extreme gradient boosting optimized by sparrow search algorithm [J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(24): 10212-10219.
- [21] 闫伟然, 徐振洋, 刘鑫, 等. 基于改进麻雀搜索算法的爆破参数优化 [J]. *矿冶工程*, 2023, 43(6): 11-14, 19.  
Yan Yiran, Xu Zhenyang, Liu Xin, et al. Optimization of blasting parameters based on improved sparrow search algorithm [J]. *Mining and Metallurgical Engineering*, 2023, 43(6): 11-14, 19.
- [22] 方昱. 山岭隧道动态设计与施工智能辅助决策系统研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2016.  
Fang Yu. Study on dynamic design and construction intelligent decision support system for mountain tunnels [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016.
- [23] 张万志. 岩质隧道炮孔图像识别算法及光面爆破参数优化研究 [D]. 济南: 山东大学, 2019.  
Zhang Wanzhi. Research on blasthole image recognition algorithms and optimization of smooth blasting parameters of rock tunnel [D]. Jinan: Shandong University, 2019.
- [24] Ge S S, Gao W, Cui S, et al. Safety prediction of shield tunnel construction using deep belief network and whale optimization algorithm [J]. *Automation in Construction*, 2022, 142: 104488.
- [25] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [26] Gong B, Shu C, Han S, et al. Mine vegetation identification via ecological monitoring and deep belief network [J]. *Plants*, 2021, 10(6): 1099.
- [27] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm [J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [28] 蔡丹丹, 高玮, 王森, 等. 基于深度学习的软基管廊结构性能预测 [J]. *三峡大学学报(自然科学版)*, 2024, 46(1): 63-70.  
Cai Dandan, Gao Wei, Wang Sen, et al. Performance prediction of utility tunnel for soft soil foundation during operation period based on depth learning [J]. *Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences)*, 2024, 46(1): 63-70.
- [29] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [30] 王训洪, 郑明贵. 基于 AG-AHP 和物元模型的爆破效果评价研究 [J]. *爆破*, 2015, 32(4): 162-167.  
Wang Xunhong, Zheng Mingui. Evaluation of blasting effect based on GA-AHP and matter element model [J]. *Blasting*, 2015, 32(4): 162-167.
- [31] 张光权, 刘殿书, 吴春平. 台阶爆破综合效果定量评价与参数优化研究 [J]. *矿业研究与开发*, 2017, 37(1): 40-44.  
Zhang Guangquan, Liu Dianshu, Wu Chunping. Quantitative evaluation of comprehensive effect and parameter optimization for bench blasting [J]. *Mining Research and Development*, 2017, 37(1): 40-44.