DOI:10.3724/j.issn.1004-3918.2026.089

# 基于SSA-BPNN的公路隧道物化阶段碳排放预测研究

赵相章[1]， 张 发[1]， 王若阳[2]， 王宏能[1]， 赵文豪[1]， 谢雄耀[2]

（1. 昭通市鲁巧高速公路投资开发有限公司，云南 昭通 657100；
2. 同济大学 地下建筑与工程系，上海 200092）

**摘 要：** 公路隧道建设会消耗大量的资源和能源，并由此产生大量的温室气体排放。为实现隧道工程领域“低碳化”乃至“零碳化”的目标，开展隧道碳排放预测很有必要。本研究以云南鲁甸—巧家高速公路隧道工程为案例，聚焦隧道物化阶段碳排放预测问题，旨在提升现有预测方法的精度与稳定性。在明确碳排放计算边界与计算方法的基础上，基于排放系数法计算案例工程隧道物化阶段的碳排放量，以计算结果作为数据集，进行BPNN预测模型的构建。选取了围岩等级、隧道埋深、围岩质量和特殊地质条件这四种易于获取且与隧道物化阶段碳排放显著相关的参数作为输入特征，通过Spearman相关性分析验证了这四种参数作为输入特征的科学与客观性。针对公路隧道物化阶段碳排放与地质参数之间存在非线性映射关系难以精确建模的问题，创新地引入具有寻优能力强、收敛快、参数少等优势的SSA算法，用于全局优化BPNN的初始权重与阈值，建立了SSA-BPNN模型。模型性能评估结果表明，SSA-BPNN模型的$R^2$达到0.974，拟合效果良好。与单BPNN模型与其他智能优化算法优化的BPNN模型相比，SSA-BPNN在预测准确性和误差控制方面均表现最优，证明了SSA-BPNN模型是本案例中的最优模型，也说明其在隧道物化阶段碳排放预测中的优越性。本研究为隧道低碳选线决策提供了有效的技术工具。

**关键词：** 公路隧道；碳排放预测；物化阶段；BPNN；麻雀搜索算法

**中图分类号：** U455；TP183 **文献标志码：** A **文章编号：**1004-3918(2026)04-0828-11

# Research on Carbon Emission Prediction During the Physical Construction Stage of Highway Tunnels Based on SSA-BPNN

ZHAO Xiangzhang[1], ZHANG Fa[1], WANG Ruoyang[2], WANG Hongneng[1], ZHAO Wenhao[1], XIE Xiongyao[2]

（1. Zhaotong Luqiao Expressway Investment and Development Co. Ltd., Zhaotong 657100, Yunnan China;
2. Department of Underground Architecture and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China）

**Abstract:** The construction of highway tunnels consumes a large amount of resources and energy, resulting in substantial greenhouse gas emissions. To achieve the goals of “low carbon emission” and even “zero carbon emission” in the tunnel engineering field, it is necessary to carry out carbon emission prediction for tunnel construction. This study takes the Ludian-Qiaojia expressway tunnel project in Yunnan Province as an example, focusing on the prediction of carbon emissions in the physical construction stage of the tunnel, aiming to improve the accuracy and stability of the existing prediction methods. Based on clarifying the boundaries and methods of carbon emission calculation, the carbon emissions during the physical construction phase of the case project tunnel

**收稿日期：** 2026-02-07 **修回日期：** 2026-04-24 **接受日期：** 2026-05-12

**基金项目：** 云南省交通厅重点资助项目（云交科教便〔2024〕13号）

**作者简介：** 赵相章（1972-），男，正高级工程师，主要研究方向为公路隧道低碳建造

**通信作者：** 谢雄耀（1972-），男，教授，博士研究生导师，博士，主要研究方向为智能地下结构，E-mail:1943645860@qq.com

**引用格式：** 赵相章，张发，王若阳，等. 基于SSA-BPNN的公路隧道物化阶段碳排放预测研究[J]. 河南科学，2026，44(4)：828-838.

Zhao X Z, Zhang F, Wang R Y, et al. Research on carbon emission prediction during the physical construction stage of highway tunnels based on SSA-BPNN[J]. Henan Science, 2026, 44(4): 828-838.

are calculated using the emission coefficient method, and the calculation results are used as a dataset to construct the BPNN prediction model. Four parameters that are easy to obtain and significantly related to carbon emissions in the physical construction phase of tunnel, namely surrounding rock grade, tunnel burial depth, surrounding rock quality and special geological conditions, are selected as input features. Spearman correlation analysis verifies the science and objectivity of these four parameters as input features. To address the difficulty of accurately modeling the nonlinear mapping relationship between carbon emissions in the tunnel physical construction phase and geological parameters, the SSA algorithm with the advantages of strong optimization ability, fast convergence and few parameters is innovatively introduced to optimize the initial weight and threshold of BPNN, and the SSA-BPNN model is established. The model performance evaluation results show that the $R^2$ of the SSA-BPNN model can reach 0.974, and the fit effect is good. Compared with the single BPNN model and the BPNN models optimized by other intelligent optimization algorithms, SSA-BPNN model has the highest prediction accuracy and the lowest error, proving that the SSA-BPNN model is the optimal model in this case and also shows its superiority in the prediction of carbon emissions in the tunnel physical construction stage. This study provides an effective technical tool for the decision-making of low-carbon tunnel alignment.

**Key words**: highway tunnel; carbon emission prediction; the physical construction stage of the tunnel; BPNN; SSA

## 0 引言

随着全球城市化进程的加速和交通基础设施的快速发展，隧道工程作为缓解地面交通压力、优化城市空间布局的重要手段，其建设规模与数量逐年攀升。然而，隧道施工和运营过程中涉及的材料设备等均会造成海量二氧化碳排放，这显然有悖隧道工程低碳化的设计理念。近年来，我国在交通隧道建设领域取得了举世瞩目的成就，已发展成为世界上隧道工程数量最多、建设规模最大的国家[1-4]。相关文献[5]表明，公路隧道物化阶段是隧道全生命周期内碳排放密度最高的部分，具有“高能耗、高排放”的显著特征，是实施碳减排的关键突破口。因此，精准预测该阶段的碳排放量，是制定低碳施工方案、推动隧道工程绿色建造的科学基础。

通过开展公路隧道碳排放预测研究，可以实现在建设规划阶段凭借一些易于获取的相关参数就可以快速预测出不同地质条件或工程方案的碳排放量值，可以在工程规划前期就给出碳减排的宏观方向，这无疑是大有裨益的。而传统的预测模型，如多元线性回归，虽结构简洁、可解释性强，但其本质为线性假设，难以刻画地质参数与碳排放之间普遍存在的非线性、多因素交互及高维耦合关系，在此种问题下存在较大局限。因此，具备非线性映射与特征提取能力的人工智能方法，已经被用于这方面的研究。汪慧颖[6]选取了BP神经网络（Back Propagation Neural Network，BPNN）、随机森林两种算法，通过给模型提供工程数据，建立了适用于中国广西地区的高速公路施工碳排放预测模型。张引[7]构建了山区二级公路改扩建项目的碳排放计算方法，再采用BP神经网络、XGBoost算法，用实例验证了该预测模型的有效性。林宇亮等[8]建立XGBoost-SVR机器学习组合模型，结合高速公路碳排放样本，通过XGBoost-SVR组合模型训练得到碳排放量预测结果。Wang等[9]提出了一种改进的过程分析方法，结合投入产出法进行泥水盾构隧道施工碳排放评估，建立了BP和深度卷积-长短时记忆神经网络（Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory network，CNN-LSTM）模型，以验证计算结果的准确性。目前，群智能优化算法，如粒子群优化（Particle Swarm Optimization，PSO）算法、遗传算法（Genetic Algorithm，GA），已被广泛用于优化基础机器学习模型的性能。曾弘锐等[10]采用多种机器学习算法构建不同预测模型，结合动物优化算法对预测模型进行参数调优，经过对比之后得出了适用于铁路隧道施工碳排放的最佳预测模型。吴佳润等[11]通过引入残差赋权机制，改进了Stacking算法的基学习器组合方式，该方法利用交叉验证对基学习器进行训练并赋权，有效降低了模型对噪声的敏感性，结果表明，该改进的Stacking算法的整体性能优于传统Stacking算法。赵全胜等[12]提出了粒子群优化算法优化BP神经网络预测碳排放的方法，采用层次分析法凝练指标，结果优于单BP神经网络。麻雀搜索算法（Sparrow Search Algorithm，SSA）作为一种较新的元

启发式算法，兼具寻优能力强、收敛速度快等优势。然而，目前鲜有研究将其应用于公路隧道物化阶段的碳排放预测。鉴于此，构建一种基于SSA优化的高精度、高稳定性隧道碳排放预测模型，以揭示复杂地质参数与碳排放量之间的非线性映射关系，已成为亟待解决的关键科学问题。

通过调研文献可以发现，尽管目前交通工程领域的碳排放预测已经有了一些研究，但大都是以高速公路、盾构隧道等为研究对象，针对公路隧道，尤其是物化阶段的碳排放预测研究少之又少。为了弥补该场景下的研究空白，本研究以云南地区鲁甸—巧家高速公路（简称鲁巧高速公路）工程为案例，首先计算公路隧道物化阶段碳排放量，然后以计算结果作为样本数据，分析公路隧道物化阶段的碳排放特征，基于SSA优化BP神经网络参数，最终建立SSA-BPNN碳排放预测模型，以实现隧道设计阶段低碳方案的快速评估，对推动实现“双碳”目标具有重要的现实意义。

## 1 工程概况

鲁甸至巧家高速公路全长约为71.299 km，路线起点设在鲁甸县龙头山镇东侧，终点止于巧家县迤博溪附近（图1）。该项目全线采用双向四车道高速公路标准建设，设计行车速度为80 km/h。从工程规模角度来看，该路的桥隧比高达93.77%，其中隧道部分的总长度约占路线全长的77.46%。隧道群的构成情况如下：特长隧道共计6座，总长度为37 418 m；长隧道9座，总长15 955 m；中隧道2座，合计1708 m；短隧道1座，长度为152 m。




**图1 鲁巧高速公路项目地理位置示意图**

Fig.1 Geographical location diagram of the Ludian-Qiaojia expressway project

根据项目工程文件给出的数据，共梳理了41个样本，在此对样本数据来源进行说明，如表1所示。

**表1 样本数据来源说明**

Tab.1 Explanation of sample data sources

| 隧道名称 | 所属标段 | 样本数量/个 |
|---|---|---|
| 巧家隧道 | 第11标段 | 7 |
| 巧家隧道 | 第12标段 | 9 |
| 共和村隧道 | | 7 |
| 红玛瑙隧道 | 第4标段 | 5 |
| 红玛瑙隧道 | 第5标段 | 4 |
| 红玛瑙隧道 | 第6标段 | 9 |

## 2 碳排放核算

### 2.1 碳排放计算边界

目前学术界将隧道的全生命周期主要分为以下几个阶段：建材生产阶段、材料运输阶段、机械施工阶段、运营维护阶段、拆除处置阶段。其中，建材生产阶段、材料运输阶段、机械施工阶段又被称为物化阶段。物化阶段碳排放指的是创造出一个隧道工程实体，在其投入使用之前所必须发生的、所有上游和现场活动所产生的碳排放总和。正如引言中所述，物化阶段的碳排放是隧道全生命周期内碳排放密度最高的部分，具有“高能耗、高排放”的显著特征，精准核算与预测该阶段的碳排放，是碳减排的关键环节。除此之外，运营维护、拆除处置阶段的碳排放大都来自通风、照明等设备的能耗排放以及拆除设备的排放，与地质参数相关性不大，故本研究不考虑这些阶段产生的碳排放。因此，本研究的碳排放计算时间边界确定为：建材生产阶段、材料运输阶段、机械施工阶段这三个阶段，如图2所示。

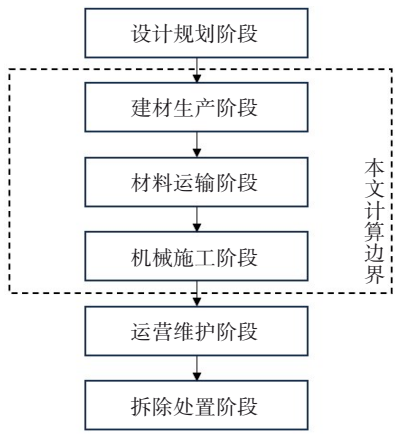



**图2 计算边界**

Fig.2 Computational boundary

### 2.2 基于排放系数法的碳排放计算

在对公路隧道产生的碳排放进行量化评估之前，需首先确定适用的碳排放计算方法。当前主流的计算方法包括排放系数法、质量平衡法与实地测量法。

排放系数法作为一种成熟的计算方法，已在交通、建筑等行业中得到广泛应用。其基本原理是：基于各类碳排放源的清单数据，获取各排放源的单位活动水平数据，并乘以相应的排放因子，最后将所有结果累加，从而得出总的碳排放量[13]。该方法具有理论体系完善、相关材料与能源的排放因子数据较为翔实等优点。此外，在隧道工程的碳排放核算领域，排放系数法已被大量采用并取得了良好效果，表现出较强的适用性。

质量平衡法建立在质量守恒定律的基础上，其核心思路是通过系统整理新化学物质及设备的消耗量，来计算为满足新设备运行能力或替换去除气体所需消耗的新化学物质份额[14]。该方法通常适用于特定设施或工艺流程层面的碳排放核算，不仅能有效区分不同类型设施之间的差异，还能识别单个设备与部分设备之间的区别，特别是在设备更新较为频繁的情况下，其优势尤为明显。

实地测量法通过对碳排放源开展现场实测，并将测得的数据进行汇总，从而获得碳排放量的具体数值。在实施过程中，需在排放现场布设测量仪器，对温室气体的浓度、流量及排放时长等关键参数进行实时监测，进而获取第一手实测数据，该方法的优势在于能够直接、准确地反映实际碳排放情况，然而，实测法对测量仪器、操作人员以及技术水平均提出了较高的要求。

由于公路隧道建设周期较长、碳排放来源广泛且复杂，实际碳排放数据的测量与收集存在较大困难，因此质量平衡法和实地测量法在公路隧道碳排放核算中难以实现全面应用。相比之下，排放系数法具备基础数据翔实、操作性强、在隧道工程领域已有广泛实践等突出优势[6]。基于此，本文采用排放系数法，结合上述计算边界，依据式(1)~(4)计算公路隧道物化阶段的碳排放。

$$E_{\text{total}} = E_m + E_t + E_c, \tag{1}$$

式中：$E_{\text{total}}$为物化阶段总碳排放量，kg $CO_2$；$E_m$为建材生产阶段碳排放量，kg $CO_2$；$E_t$为材料运输阶段碳排放量，kg $CO_2$；$E_c$为机械施工阶段碳排放量，kg $CO_2$。

$$E_m = \sum_{i=1}^{n}(Q_i \times F_i), \tag{2}$$

式中：$Q_i$为第$i$种建材的消耗量，一般为kg或$m^3$；$F_i$为第$i$种建材的碳排放因子，一般为kg $CO_2$/kg或kg $CO_2/m^3$；$n$为建材的种类数。

$$E_t = \sum_{i=1}^{n}(Q_i \times L_i \times \text{EF}_{t,i}) + \sum_{j=1}^{m}(V_j \times M_j \times \text{EF}_{p,j}), \tag{3}$$

式中：$Q_i$为第$i$种场外运输方式的材料的重量，kg；$L_i$为第$i$种场外运输方式的距离，km；$\text{EF}_{t,i}$为第$i$种场外运输方式的碳排放因子，kg $CO_2$/(t·km)；$n$为场外运输方式数量；$V_j$为第$j$种场内运输载具的能源消耗量，能源单位/台班；$M_j$为第$j$种场内运输载具的台班数量，台班；$\text{EF}_{p,j}$为第$j$种场内运输载具对应能源的碳排放因子，kg $CO_2$/能源单位；$m$为场内运输载具种类数量。

$$E_c = \sum_{i=1}^{n}(V_i \times M_i \times \text{EF}_i), \tag{4}$$

式中：$V_i$为第$i$种施工机械的能源消耗量，能源单位/台班；$M_i$为第$i$种施工机械的台班数量，台班；$\text{EF}_i$为第$i$种施工机械对应能源的碳排放因子，kg $CO_2$/能源单位；$n$为施工机械种类数量。

此外，为了消除不同地层条件、围岩条件以及隧道长度对碳排放量化数值的影响，本文统一选择“每延米公路隧道物化阶段碳排放量”作为计算结果，1延米通常等于1 m。

## 3 基于BPNN的碳排放预测模型构建

本文基于应用最广泛的BPNN进行研究。BPNN的核心原理是通过前向传播计算输出和反向传播调整权重，逐步最小化预测误差。BPNN通常由输入层、隐含层、输出层三层组成(图3)，根据神经元的权重和偏置对输入进行线性组合，逐步向前传播，如果输出值与真实值误差较大，就会通过链式法则计算损失函数对每一层参数的梯度，从输出层反向传播至输入层，这也就是反向传播[15]。

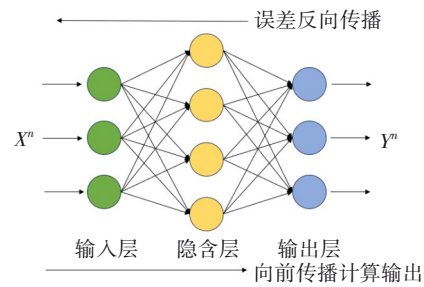



**图3 BPNN结构图**

Fig.3 BPNN structure diagram

### 3.1 输入变量选取与相关性分析

选择中国云南鲁巧高速公路隧道工程为研究案例，设计单位依据相关规范及地勘报告详细编制了隧道设计说明书，而隧道设计说明书根据围岩级别、围岩质量及特殊地质条件的不同，将案例工程隧道分成了不同的衬砌设计形式。此外，由于本次研究样本数量较少，而过多的变量易导致模型产生欠拟合或过拟合[16]，同时考虑到隧道埋深也是影响隧道碳排放的重要因素，据此，选取围岩等级、围岩质量、隧道埋深以及特殊地质条件这四种参数作为模型的候选输入特征。

围岩质量、围岩等级的差异会直接造成喷射混凝土厚度、锚杆长度等关键支护参数的不同，隧道埋深通过影响地应力水平间接决定支护强度，而特殊地质条件通常要求额外的加固措施，由于混凝土、钢材等支护材料是隧道建设过程中碳排放的主要来源，上述地质变量通过直接控制材料用量与施工工序，进而对总碳排放量产生决定性影响。因此，选取这些变量作为预测模型的输入特征，是具有工程合理性的。

为保证模型特征的科学性与客观性，本研究通过Spearman相关性分析方法对四个候选输入特征进行双重相关性分析：一是为了验证各候选输入特征与碳排放量之间是否存在显著统计关联，避免纳入无关变量；二是为了检验各特征间的多重共线性，防止高度相关的特征造成信息冗余。Spearman相关性分析是一种非参数统计方法，用于衡量两个变量间的单调关系，该方法不要求数据服从正态分布，适用于本研究中有序分类变量的数据特征，相关系数取值范围为[−1，1]，其绝对值越接近1，表明两个变量间的单调相关性越强[17]。Spearman相关性分析热力图如图4所示。

可以看出，四个候选输入特征与碳排放量均呈正相关性，即围岩等级越高、围岩质量越差、隧道埋深越深、存在特殊地质条件则碳排放量越高，符合

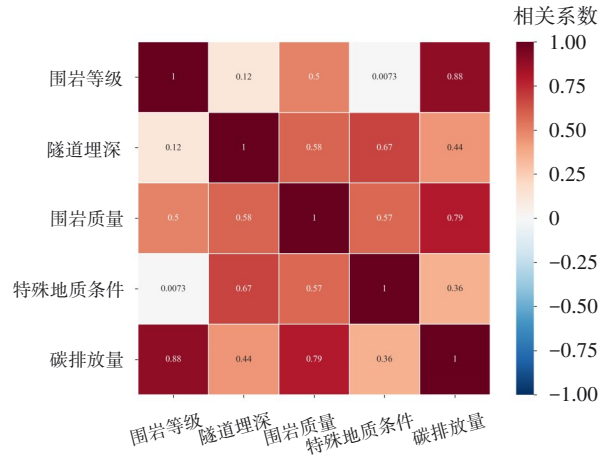



**图4 Spearman相关性分析热力图**

Fig.4 Spearman correlation analysis heatmap

工程认知。从候选输入特征与碳排放量的相关性来看，当样本量为41、置信度为95%时，相关系数临界值为0.309，而四个候选输入特征与碳排放量的相关系数绝对值均大于0.309，表明其与碳排放量显著相关。从各候选输入特征之间的相关性来看，一般认为，如果两个特征间相关系数的绝对值大于0.7，则认为它们是强相关的[18]，而本研究中的四个候选输入特征之间的相关系数均小于0.7，说明各候选输入特征之间未出现高度共线性。

综上，所选四个候选输入特征既各自与碳排放量显著相关，又保持相互独立，作为模型的输入特征是科学、客观的。基于此探究四个候选输入特征与公路隧道物化阶段碳排放量的关系，并形成碳排放预测模型。选取的部分样本数据如表2所示。

### 3.2 数据集划分与归一化处理

原始数据集来源于鲁巧高速公路隧道工程的不同标段，一共有41个样本，是典型的小样本数据，将原始数据集按照一定比例划分为训练集和测试集，分别用来训练模型和验证模型的准确性，测试集的比例为1/5。

由于本研究数据集的小样本特性，为了有足够的数据训练模型，采用小批量随机梯度下降算法

**表2 部分碳排放预测样本数据**

Tab.2 Some sample data for carbon emission prediction

| 样本编号 | 围岩等级 | 围岩质量 | 隧道埋深 | 特殊地质条件 | 碳排放量/[(kg $CO_2$ eq)·$m^{-1}$] |
|---|---|---|---|---|---|
| 01 | Ⅴ级围岩 | 差 | 浅埋 | 无 | 30 946 |
| 02 | Ⅴ级围岩 | 一般 | 深埋 | 断层破碎带 | 34 600 |
| 03 | Ⅳ级围岩 | 一般 | 浅埋 | 无 | 10 915 |
| 04 | Ⅳ级围岩 | 一般 | 深埋 | 局部加强段 | 16 192 |
| 05 | Ⅲ级围岩 | 一般 | 浅埋 | 局部加强段 | 8810 |
| 06 | Ⅲ级围岩 | 好 | 浅埋 | 无 | 7535 |

（Mini-batch SGD）对BP神经网络进行优化，该算法的原理是将数据集随机打乱，然后将数据集按照某个固定大小划分为不同的小批量，在每个小批量的基础上计算梯度并更新参数，这种处理方式在计算效率与更新稳定性之间取得了平衡，能够较好地适应小样本条件下的模型训练需求。

由于原始数据集中各数据的单位不同，其范围和分布情况同样各异，因此如果直接用原始数据训练，可能会产生模型梯度不稳定、训练时间长等问题。为避免这些潜在的问题，本文采用Z-score归一化方法对原始数据集进行归一化处理，即将数据转换为均值为0、标准差为1的分布，然后再用于模型训练，以提高机器学习模型的性能，具体计算方法参见文献[19]。

### 3.3 BPNN模型参数设置与训练

BPNN模型关键参数设置如表3所示。其中，测试集比例1/5，代表41个样本中随机选取20%作为测试集，剩下的作为训练集，学习率为0.1，用于控制权重更新步长，训练轮数设置为1000次，采用ReLU激活函数。

**表3 BPNN模型关键参数**

Tab.3 Key parameters of the BPNN model

| 参数名称 | 参数值 | 单位 |
|---|---|---|
| 神经元数量（输入层） | 4 | 个 |
| 神经元数量（隐含层） | 20 | 个 |
| 神经元数量（输出层） | 1 | 个 |
| 学习率 | 0.1 | |
| 训练轮数 | 1000 | 次 |
| 激活函数 | ReLU | |

首先，根据碳排放系数法进行公路隧道物化阶段碳排放计算，将计算所得到的数据作为原始数据集，进行BPNN碳排放预测模型的训练与测试。

模型依据设定的训练流程完成共计1000次迭代后，得到最终可用于预测的模型。基于该模型对碳排放值进行预测，并对输出结果展开分析与讨论。图5展示了BPNN模型在训练过程中的损失变化曲线。在迭代初期，模型误差较高，但下降速度显著；进入100次迭代后，误差下降趋势明显趋缓；在400~1000次的迭代阶段，损失曲线趋于平缓，且对应的均方根误差RMSE已稳定低于2000，表明模型已基本收敛至较优状态。

需要说明的是，图5中的RMSE为均方根误差，用于衡量模型预测值与真实值之间差异，其值越小，

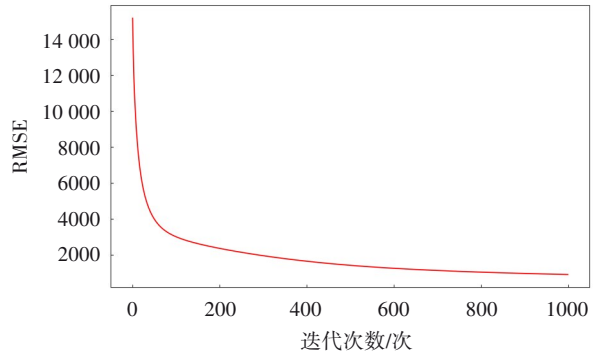



**图5 BPNN模型的误差收敛过程**

Fig.5 Error convergence process of the BPNN model

模型越稳定。常见的误差评价指标还有$R^2$、MSE等。决定系数$R^2$衡量的是模型能够解释目标变量波动的百分比，$R^2$是一个小于1的数，其值越大代表模型预测效果越好。MSE为均方误差，用于衡量模型预测值与真实值之间差异的平方和的均值，其值越小，表示模型的预测精度越高。各指标的计算公式见式(5)~(7)。

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{y}_i-y_i\right)^2},\tag{5}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{y}_i-y_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{y}_i-\overline{y_i}\right)^2},\tag{6}$$

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{y}_i-y_i\right)^2,\tag{7}$$

式中：$n$为样本数；$\hat{y}_i$为碳排放预测值；$y_i$为碳排放真实值；$\overline{y_i}$为碳排放真实值的均值。

模型评估结果显示，BPNN模型在测试集和训练集上的RMSE分别为972.37、912.58，两者虽有一些差距，但是整体差异不大。从$R^2$值来看，BPNN模型在训练集上展现出了优秀的性能，$R^2$值高达0.987，说明模型在训练集上解释了98.7%的变异性，拟合效果非常好；在测试集上，模型的$R^2$值为0.968，虽然有所下降，但仍在较高水平，说明模型具有一定的泛化能力。

## 4 基于SSA-BPNN的碳排放预测模型

为了提高BPNN模型预测的准确性，本文针对传统BP神经网络因初始权重和偏置随机设置所导致的训练时间长、易陷入局部最优等问题[20]，使用麻雀搜索算法改善该问题，用以优化网络的初始参数配置，从而提升其学习效率与泛化性能，SSA-BPNN模型整体预测流程见图6。

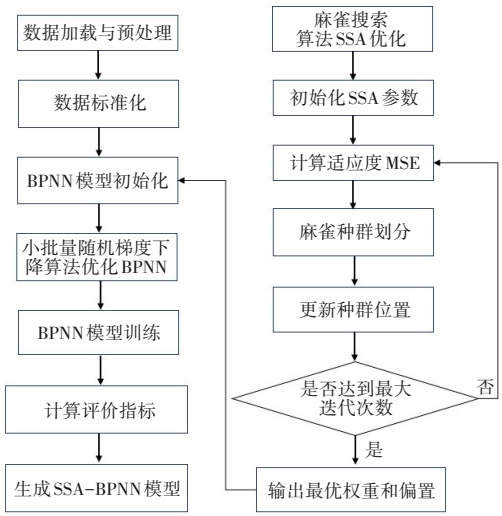



**图6 SSA-BPNN模型预测流程图**

Fig.6 Prediction flow chart of SSA-BPNN model

### 4.1 麻雀搜索算法原理

麻雀搜索算法(SSA)是一种新型的群体智能优化算法,来源于麻雀群体的觅食行为和反捕食行为。其基本思想是将搜索空间划分为发现者、加入者和警戒者这三个种群,依据不同种群的不同搜索行为寻找目标函数的全局最优解[21]。发现者、加入者和警戒者的位置更新方法参见文献[22]。

### 4.2 SSA-BPNN模型优化流程

#### 4.2.1 数据预处理

从Microsoft Excel文件读取输入特征数据和目标变量,对输入特征进行StandardScaler标准化,保存原始目标变量的统计量用于后续反标准化,并按4∶1比例随机划分训练集和测试集。

#### 4.2.2 SSA优化算法搭建

随机生成权重和偏置的初始种群,使用MSE作为适应度函数评估每个个体,通过差异向量和随机扰动更新种群位置,寻找最优初始权重。

#### 4.2.3 BPNN训练

使用SSA优化结果初始化BP神经网络,基于激活函数进行向前传播,计算梯度并更新权重和偏置用于反向传播,采用小批量梯度下降进行小样本优化。

#### 4.2.4 预测与评估

对训练集和测试集进行预测,使用保存的原始目标变量的统计量将预测结果转换回原始尺度,计算RMSE、$R^2$等评价指标评价模型。

### 4.3 模型参数设置与训练结果

为确保对比实验的严谨性,本文中BPNN模型的参数设置与3.3节所述保持一致,本节仅针对SSA算法的关键参数进行说明。麻雀搜索算法中,种群规模设定为50,最大迭代次数为50,步长与学习率均设为0.1。按上述配置完成参数设定后,开展模型的训练与预测工作。

图7展示了SSA-BPNN模型在迭代过程中误差的收敛情况。可以看出,在迭代初始阶段,SSA-BPNN的误差值为4752,而同期BPNN模型的误差高于14 000,两者相比,引入SSA使初始误差降低了约66%,这验证了采用麻雀搜索算法优化BPNN初始权重与偏置的有效性。经过1000次迭代后,SSA-BPNN模型的最终误差稳定在814,而BPNN模型在相同迭代次数下的最终误差为913,最终误差进一步降低了约10.8%。结果表明,SSA算法不仅能够显著改善BPNN模型的初始参数质量,还有助于在训练过程中获得更低的收敛误差。

基于SSA-BPNN对公路隧道物化阶段碳排放进行预测,其真实值与预测值的相关性分布如图8所示,可以看出,真实值和预测值均匀地分布在45°轴线的周围和两侧,表明模型的泛化能力良好、适应性强,且没有明显的系统性偏差。图9比较了SSA-BPNN模型在测试集上预测值与真实值的整体

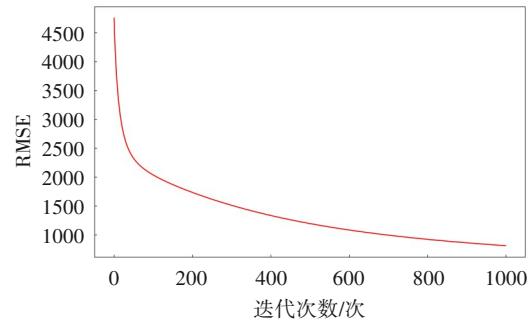



**图7 SSA-BPNN模型的误差收敛过程**

Fig.7 Error convergence process of the SSA-BPNN model

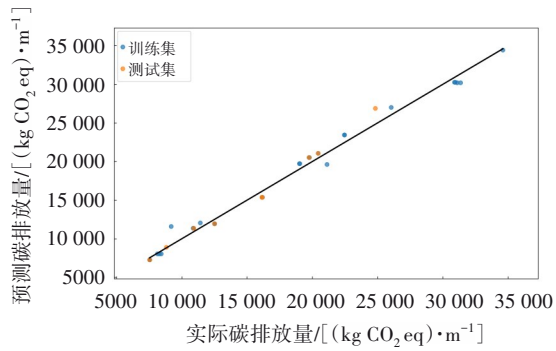



**图8 SSA-BPNN模型预测值与真实值相关性分布**

Fig.8 Correlation distribution between the predicted values and the true values of the SSA-BPNN model

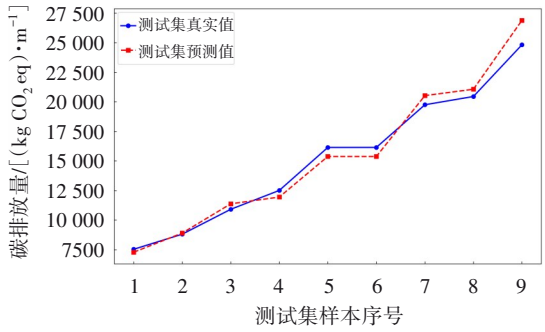



**图9　SSA-BPNN模型预测值与真实值在测试集上的对比**

Fig.9　Comparison of predicted values and true values of SSA-BPNN model on the test set

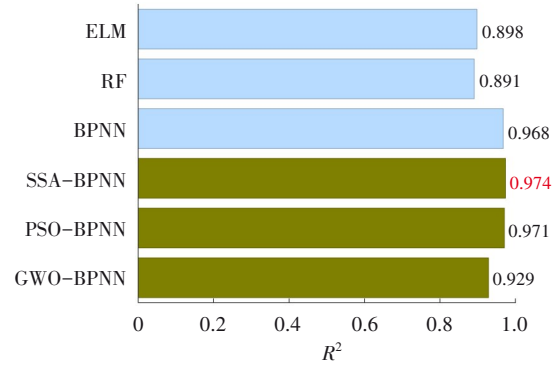



**图10　不同模型在测试集上的$R^2$对比图**

Fig.10　Comparison chart for $R^2$ of different models on the test set

趋势，可以看出，真实值与预测值的趋势基本一致，且在各个样本上的差值很小，说明模型拟合效果良好。

结果显示，SSA-BPNN模型在训练集与测试集上均表现出良好的预测性能。其在训练集上的$R^2$为0.989，测试集的$R^2$为0.974，表明模型能够解释目标变量约97.4%的方差，拟合效果较好。两个数据集上$R^2$值接近，说明模型具备较强的泛化能力，未出现明显的过拟合或欠拟合现象。与单一BPNN模型相比，SSA-BPNN在训练集与测试集上的RMSE值均有所下降，同时$R^2$值略有提升，这进一步印证了引入麻雀搜索算法对模型性能的改善作用。

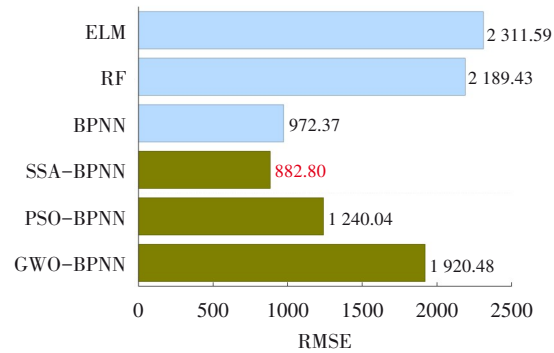



**图11　不同模型在测试集上的RMSE对比图**

Fig.11　Comparison chart for RMSE of different models on the test set

### 4.4　模型性能对比与评价

为全面验证SSA-BPNN模型在本案例中的优越性，本研究选取了多类具有代表性的模型进行性能对比。首先，选取了两种基础机器学习算法——极限学习机和随机森林，以评估其在本任务中的表现。其次，为进一步论证SSA相较于其他群智能优化算法的优势，选取了粒子群优化算法和灰狼优化算法这两种被广泛应用的优化算法，分别与BPNN结合，构建PSO-BPNN和GWO-BPNN对比模型。各算法的具体说明见表4，选取了$R^2$、RMSE作为误差评价指标，其结果如图10、图11所示。

为确保不同模型之间比较的公平性，所有对比模型均在同一软硬件环境下运行，并采用统一的训练集与测试集划分方式，各模型的超参数设置均依据预实验的最优调参结果。

所有基于群智能优化算法（PSO、GWO、SSA）的模型，均采用均方误差（MSE）作为适应度函数，最大迭代次数统一设为50次，SSA-BPNN、PSO-BPNN、GWO-BPNN模型的训练次数均为1000，学习率均为0.1。上述统一设置旨在确保各模型在同一超参数搜索空间与收敛准则下进行性能比较，从而客观反映不同算法对BP网络预测精度的提升效果。

**表4　各算法简介**

Tab.4　Introduction to different algorithms

| 算法名称 | 算法原理 |
|---|---|
| 极限学习机（Extreme Learning Machine，ELM） | 随机生成输入层到隐含层的连接权重及偏置并固定不变，仅通过隐含层输出的伪逆矩阵直接计算输出层权重，将非线性问题通过随机映射转化为线性问题求解 |
| 随机森林（Random Forest，RF） | 基于Bagging集成思想的模型，通过Bootstrap抽样生成多个子训练集来构建多棵决策树，对于每棵决策树的每个节点分裂，只从全部特征的一个随机子集中选择最佳分裂特征 |
| 粒子群优化算法（PSO） | 通过模拟鸟群觅食行为，使粒子根据个体最优和群体最优位置动态更新速度与位置，逐步逼近全局最优解，具有参数少、收敛快的优点 |
| 灰狼优化算法（GWO） | 模拟灰狼群中严格的社会等级制度及围绕猎物的包围、追捕与攻击等群体协作机制，通过$\alpha$、$\beta$、$\delta$三头领导狼引导种群搜索方向，实现优化空间中的全局探索与局部开发平衡 |

首先对各基础学习算法进行对比，BPNN模型与其他基础机器学习算法相比表现出优势，其$R^2$最高且RMSE最低，说明该算法更为适用于本案例的数据集。而ELM模型与RF模型性能相近，$R^2$接近0.9，也都展现出较为不错的非线性拟合能力。从各智能优化算法的优化效果来看，SSA-BPNN模型同样具有最高的$R^2$和最低的RMSE，预测效果优于GWO-BPNN和PSO-BPNN模型，表明其预测结果与真实值的绝对偏差最小，预测稳定性最佳。

结合表5，进一步对各优化算法的优化效果进行分析。不难看出，三种优化算法均能显著降低BPNN在训练初期的误差水平，验证了这类元启发式算法在搜索更优初始参数方面的能力。然而，在模型完成训练后，不同优化算法的最终效果有较大差异，SSA-BPNN取得了最低的最终RMSE，相较于单BPNN有明显下降，表明SSA引导模型收敛到了更优的参数空间。相比之下，PSO-BPNN和GWO-BPNN的最终RMSE均高于单BPNN模型，这一结果说明，虽然PSO和GWO能够改善初始参数质量，但其提供的初始参数并未有效促进后续的梯度下降训练。

**表5 不同优化算法下BPNN的训练误差优化效果**

Tab.5 Optimization effects of training errors of BPNN under different optimization algorithms

| 优化算法 | 初始RMSE | 最终RMSE |
|---|---|---|
| 无 | 15 187.8 | 912.5 |
| SSA | 4 752.0 | 814.2 |
| PSO | 3 363.3 | 1 195.1 |
| GWO | 5 825.7 | 1 705.8 |

图10和图11中的结果进一步揭示了各模型的泛化能力。SSA-BPNN在测试集上同时取得最高的$R^2$和最低的RMSE，与其在训练集上的表现一致。值得注意的是，单BPNN模型在测试集上的RMSE优于PSO-BPNN和GWO-BPNN，且$R^2$也高于GWO-BPNN。这表明，尽管单BPNN模型的初始参数随机性较强，但经过充分的梯度下降训练后，其泛化性能反而优于部分优化算法优化后的模型。从这一现象可以看出：优化算法的引入并非必然提升模型性能。GWO-BPNN模型在训练集和测试集上的表现均差于单BPNN模型，说明GWO在该问题中未能有效搜索到高质量的初始参数，算法本身的搜索机制可能与BPNN神经网络的参数结构不够适配。

综上，SSA-BPNN模型拥有最高的$R^2$和最低的RMSE，不仅证明了其性能优于传统的BPNN模型，而且SSA还被证实为本案例中最有效的BP神经网络初始参数优化算法，足以说明SSA-BPNN模型是本研究数据集下的最佳预测模型。

### 4.5 模型适用边界与局限性

需要说明的是，本研究采用排放系数法计算得到的数值作为预测模型的输出标签，模型本质上是对该计算方法所隐含规律的拟合，而非对实际隧道建造碳排放过程的直接模拟。因此，SSA-BPNN模型的适用边界与局限性如下：

1）模型预测的准确性依赖于碳排放因子，而碳排放因子由于工程所在区域的不同而各异，模型适用于材料生产能耗结构与云南鲁巧高速公路所在区域相似的区域。

2）模型适用于项目前期的多方案低碳比选与碳排放总量预测，而不能替代物化阶段的精确碳排放核算。

3）模型预测范围受限于训练样本所覆盖的地质参数区间，对于显著超出该区间的地质条件，该模型未必适用。

## 5 结论

1）使用碳排放系数法对中国云南鲁巧高速公路隧道物化阶段碳排放量进行计算，计算结果用于训练SSA-BPNN模型，选取围岩等级、围岩质量、埋深以及特殊地质条件作为输入变量对公路隧道物化阶段碳排放量进行预测，结果表明，SSA-BPNN模型的$R^2$为0.974，SSA-BPNN模型的稳定性、准确性在本案例中均得到了验证。

2）将SSA-BPNN与RF、ELM、BPNN模型进行比较，SSA-BPNN模型拥有最高的$R^2$和最低的RMSE，各项评价指标均优于其他模型，克服了传统BP神经网络稳定性较差的缺点，证明了SSA-BPNN可以克服BPNN初始随机参数导致的性能不稳定的缺陷。在本案例中，SSA-BPNN的性能相较于单BPNN模型有显著优势，但PSO-BPNN和GWO-BPNN虽然能降低BP神经网络训练初期的误差，但并未有效提升模型的最终预测性能，这揭示出优化算法的引入并非必然提升模型性能。

3）相较于依赖详细工程清单的传统碳排放核算方法，所提出的SSA-BPNN模型在项目前期具有显著优势：其一，仅需少数易获取的地质参数，即可在数秒内输出碳排放预估值，克服了核算方法对施工

翔实数据的依赖；其二，可快速开展不同线路、工法或衬砌方案下的碳排放量预测，为低碳方案比选提供量化依据；其三，该模型将碳排放评估节点从“事后核算”转变为“事前预测”，为隧道低碳设计提供了有效决策工具。

**参考文献：**


[1] 朱合华，窦世琦，沈奕，等. 基于数字技术的交通隧道工程低碳发展理念与思考[J]. 现代隧道技术. 2023，60(6)：1-10.
Zhu H H，Dou S Q，Shen Y，et al. Concepts and thoughts on low-carbon development of traffic tunnel engineering based on digital technology[J]. Modern Tunnelling Technology. 2023，60(6)：1-10.

[2] 郭春，徐建峰，张佳鹏. 隧道建设碳排放计算方法及预测模型[J]. 隧道建设(中英文). 2020，40(8)：1140-1146.
Guo C，Xu J F，Zhang J P. Carbon emission calculation method and prediction model for tunnel construction[J]. Tunnel Construction. 2020，40(8)：1140-1146.

[3] 郭春，郭亚林，陈政. 交通隧道工程碳排放核算及研究进展分析[J]. 现代隧道技术. 2023，60(1)：1-10.
Guo C，Guo Y L，Chen Z. Carbon emission accounting in traffic tunnel engineering and analysis of research progress[J]. Modern Tunnelling Technology. 2023，60(1)：1-10.

[4] 吴昊，方留杨，刘天逸，等. 山区高速公路建设期碳排放核算探究[J]. 中国公路. 2023(9)：103-104.
Wu H，Fang L Y，Liu T Y，et al. Research on carbon emission accounting during construction period of mountain expressway[J]. China Highway. 2023(9)：103-104.

[5] 贺啸天. 公路典型隧道施工碳排放核算方法研究及平台开发[D]. 西安：长安大学，2024.
He X T. Research on carbon emission accounting method and platform development for typical highway tunnel construction[D]. Xi'an：Chang'an University，2024.

[6] 汪慧颖. 广西高速公路建设期碳排放计算及预测研究[D]. 南宁：广西大学，2022.
Wang H Y. Calculation and prediction research of carbon emissions during the construction period of Guangxi expressways[D]. Nanning：Guangxi University，2022.

[7] 张引. 山区二级公路改扩建项目碳排放计算及预测研究[D]. 重庆：重庆交通大学，2024.
Zhang Y. Research on carbon emission calculation and prediction of mountain secondary highway reconstruction and expansion projects[D]. Chongqing：Chongqing Jiaotong University，2024.

[8] 林宇亮，熊锦江，邢浩，等. 基于XGBoost-SVR组合模型的高速公路建造碳排放量预测方法研究[J]. 中南大学学报(自然科学版). 2024，55(7)：2588-2599.
Lin Y L，Xiong J J，Xing H，et al. Research on prediction method of expressway construction carbon emissions based on XGBoost-SVR combined model[J]. Journal of Central South University (Science and Technology). 2024，55(7)：2588-2599.

[9] Wang Y，Kou L，He X，et al. A Modified process analysis method and neural network models for carbon emissions assessment in shield tunnel construction[J]. Sustainability. 2023，15(12)：9604.

[10] 曾弘锐，孙文昊，何卫，等. 基于机器学习的铁路隧道施工碳排放预测模型研究[J]. 现代隧道技术. 2023，60(6)：29-39.
Zeng H R，Sun W H，He W，et al. Research on carbon emission prediction model for railway tunnel construction based on machine learning[J]. Modern Tunnelling Technology. 2023，60(6)：29-39.

[11] 吴佳润，林宇亮，邢浩，等. 基于改进Stacking多模型融合的高速公路隧道建设碳排放预测模型[J]. 湖南大学学报(自然科学版). 2025，52(5)：57-65.
Wu J R，Lin Y L，Xing H，et al. Carbon emission prediction model for expressway tunnel construction based on improved Stacking multi-model fusion [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences). 2025，52(5)：57-65.

[12] 赵全胜，李斐，郭风爱，等. 基于PSO-BP神经网络高速公路建设期碳排放预测方法[J]. 河北科技大学学报，2025，46(3)：312-321.
Zhao Q S，Li F，Guo F A，et al. Carbon emission prediction method for expressway construction period based on PSO-BP neural network[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology，2025，46(3)：312-321.

[13] 杨鹏辉，刘睿，万传风，等. 道路工程地基加固碳排放核算研究[J]. 中外公路，2026，46(1)：268-274.
Yang P H，Liu R，Wan C F，et al. Research on carbon emission accounting in road engineering foundation reinforcement[J]. Journal of China & Foreign Highway，2026，46(1)：268-274.

[14] 杨志刚，房晓伟. 山东省市级能源活动碳排放统计方法探析[J]. 山东宏观经济，2024(1)：73-80.
Yang Z G，Fang X W. Analysis on statistical methods of carbon emissions from municipal energy activities in Shandong Province[J]. Shandong Macroeconomics，2024(1)：73-80.

[15] Wang L，Zeng Y，Chen T. Back propagation neural net-

work with adaptive differential evolution algorithm for time series forecasting[J]. Expert Systems with Applications. 2015,42(2):855-863.

[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.
Li Y D,Hao Z B,Lei H. A survey of convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications,2016,36(9):2508-2515,2565.

[17] Shen C,Xiang L,Wang W. Valuation of science and technology innovation enterprises based on XGBoost-GA-BP neural network model[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1):31427.

[18] Liu T,Zhu H,Shen Y,et al. Data-driven intelligent prediction of embodied carbon emission in drill-and-blast and shield tunnels:An automated ML-based framework[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2026, 169:107254.

[19] 王其洲,朱志光,李扬,等.基于GA-BP神经网络的镁基尾废胶结体强度智能预测方法[J].实验技术与管理,2026,43(3):123-133.
Wang Q Z,Zhu Z G,Li Y,et al. Intelligent prediction method for strength of magnesium-based tailing waste cemented body based on GA-BP neural network[J]. Experimental Technology and Management,2026,43(3):123-133.

[20] 苏子龙,严文亮,李慧敏,等.基于改进麻雀搜索算法优化BP神经网络的农业碳排放预测[J].环境科学,2024,45(12):6818-6827.
Su Z L,Yan W L,Li H M,et al. Agricultural carbon emission prediction based on BP neural network optimized by improved sparrow search algorithm[J]. Environmental Science,2024,45(12):6818-6827.

[21] Xue J,Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach:Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering,2020,8(1):22-34.

[22] 李书亮,李科,郭鸿雁,等.基于SSA-LSTM-WNN的沉管隧道接头张合预测[J].地下空间与工程学报,2025,21(5):1763-1770.
Li S L,Li K,Guo H Y,et al. Prediction of joint opening in immersed tunnels based on SSA-LSTM-WNN[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering,2025,21(5):1763-1770.

(编辑 杨晓燕)