

文章编号:1001-7372(2023)11-0205-13

基于机器学习的隧道支护体系智能化 设计与评价方法

何 川¹, 陈子全^{*1}, 周子寒¹, 马伟斌², 汪 波¹, 张金龙²

(1. 西南交通大学 交通隧道工程教育部重点实验室, 四川 成都 610031;

2. 中国铁道科学研究院集团有限公司 铁道建筑研究所, 北京 100081)

摘要:随着人工智能的大力发展,采用智能算法进行非线性映射的深度学习为解决隧道及地下工程长期依赖经验设计的现状提供了新的思路。通过多指标融合(力学及变形控制指标、支护体系协同度相关系数)提出了一种以适配度表征的支护体系评价方法,并基于该方法收集了公路隧道 718 个断面、铁路隧道 486 个断面信息用于搭建算法训练的数据样本库。将隧道工程背景信息中岩石坚硬程度、完整程度、岩层厚度、地下水量、埋深水平、地质构造、施工工法、内轮廓形式共计 8 种属性作为输入指标,将支护体系中喷射混凝土+钢筋网、锚杆、钢拱架、二次衬砌、超前支护共计 5 种标签作为输出指标,对输入输出指标进行了量化处理。在对比了 PSO-SVM、SA-PSO-SVM、CLS-PSO-SVM 算法在支护体系智能反馈模型应用中的特点后,对生成的智能设计及反馈模型进行了检验。研究表明:评价方法首先剔除了偏弱设计方案,对强支护和一般支护方案的适配度分别为 4.28、4.68,验证了该方法在保证结构安全的前提下可对材料性能利用率作出评价;3 种智能算法中,搜索范围最广的 CLS-PSO-SVM 算法反馈准确率最高但耗时最长,而 PSO-SVM 算法虽耗时最短但准确率最低;最终,利用 CLS-PSO-SVM 算法设计的 5 种输出标签的准确率分别为 93.4%、92.6%、89.3%、91.8%、94.3%,5 种输出指标的综合准确率为 81.1%。

关键词:隧道工程;智能设计;智能算法;支护体系;评价指标;智能反馈

中图分类号:U452.2 **文献标志码:**A

Intelligent Design and Evaluation Method of Tunnel Support System Based on Machine Learning

HE Chuan¹, CHEN Zi-quan^{*1}, ZHOU Zi-han¹, MA Wei-bin², WANG Bo¹, ZHANG Jin-long²

(1. Key Laboratory of Transportation Tunnel Engineering of Ministry of Education, Southwest Jiaotong

University, Chengdu 610031, Sichuan, China; 2. Railway Engineering Research Institute,

China Academy of Railway Science Co. Ltd., Beijing 100081, China)

Abstract: With the rapid development of artificial intelligence, deep learning algorithms for nonlinear propose a new approach for solving the persistent dilemma of tunnels and underground engineering relying on empirical designs. In this study, by fusing multiple indices (mechanical and deformation control indices) with the correlation coefficient of the support system synergy degree, an evaluation standard for support systems, characterized by the degree of fit, was

收稿日期:2022-11-01

基金项目:国家自然科学基金项目(52008351);四川省科技计划项目(2021YJ0539)

作者简介:何 川(1964-),男,重庆市人,教授,博士研究生导师,中国工程院院士,工学博士,E-mail:chuanhe21@163.com。

* 通讯作者:陈子全(1989-),男,重庆市人,副教授,工学博士,E-mail:chenziquan@swjtu.edu.cn。

proposed. Using this evaluation standard, the data of 718 highway and 486 railway tunnel sections were collected to build a database for algorithm training. Eight attributes about the background information of tunnel engineering, including rock hardness degree, integrity degree, rock thickness, underground water volume, buried depth level, geological structure, construction method, and internal contour type, were considered input indicators. Eight attributes of the support system, including shotcrete + steel mesh, rock bolt, steel arch, secondary lining, and auxiliary measures, were considered output indicators. The input and output indicators were then quantified. After comparing the characteristics of the PSO-SVM, SA-PSO-SVM, and CLS-PSO-SVM in the application of the intelligent feedback model of the support system, the generated intelligent feedback model was tested. The results show that the evaluation method first eliminates the weak design scheme. The degrees of fit of the strong support and general support schemes are 4.28 and 4.68, respectively, which verifies that the method can evaluate the material utilization rate while ensuring structural safety. Among the three intelligent algorithms, the CLS-PSO-SVM algorithm, with the broadest search range, had the highest feedback accuracy but the longest time consumption, whereas the PSO-SVM algorithm had the shortest time consumption but the lowest accuracy. Finally, the accuracies of the five output labels designed using the CLS-PSO-SVM algorithm are 93.4%, 92.6%, 89.3%, 91.8%, and 94.3%. The collective accuracy of the five output indices is 81.1%.

Keywords: tunnel engineering; intelligent design; intelligent algorithm; support system; evaluation index; intelligent feedback

Received 01 Nov. 2022

Funding: National Natural Science Foundation of China (52008351); Sichuan Science and Technology Program (2021YJ0539)

* Corresponding author. *E-mail address:* cheniziquan@swjtu.edu.cn.

<https://doi.org/10.19721/j.cnki.1001-7372.2023.11.003>

0 引言

要实现隧道围岩-支护结构相互协同并稳定承载,支护结构体系的组成形式与参数的动态设计至关重要。然而,受隧道赋存地质环境的复杂多变性影响,仅仅依靠目前以设计规范、工程类比、专家经验等为主流的设计路线无法满足所有围岩条件下的结构安全,距离基于围岩地质信息实现动态、智能设计支护体系组成形式及参数有较大差距^[1-2]。近年来,随着计算工具效能与智能算法的不断进步,已有研究人员对隧道支护设计智能反馈系统领域进行了初步探索^[3-4]。

基于人工智能方法,一些研究人员首先通过探索地质信息与围岩等级之间的映射关系以实现围岩智能分级,基于不同的围岩等级再进行相应的支护设计。柳厚祥等^[5]基于支持图像识别的深度学习技术提取掌子面关键地质信息,综合图像智能解译方法、色彩模型等技术识别岩体节理组数、间距、坚硬

程度等信息,建立了以围岩图片和属性标签为数据库的深度卷积神经网络模型。马俊杰等^[6]结合支持向量机(SVM)理论与隧道掘进揭露的实际岩性,采用岩体坚硬与完整性程度、节理发育、岩体风化情况、地下水量、地应力、岩体嵌合程度、岩体结构等多因素作为围岩分级的基本评判指标,构建了 MSVM 隧道围岩智能分级系统,并将其应用于汶马高速公路隧道工程中。Liu 等^[7]在 BQ 分类方法的基础上增加了节理连续性和表面粗糙度指标,提出了一种改进的岩体 BQ 分类方法,并将遗传算法(GA)和支持向量分类(SVC)耦合算法引入到围岩分级领域,建立了基于 8 个分类指标的输入和 BQ 质量等级输出的智能 SVC 分类模型。马世伟等^[8]考虑到传统 Q 值法和 BQ 质量分级方法存在评价时间滞后的问题,以北京冬奥会延庆—崇礼高速公路为依托,构建了基于 7 个岩体参数并采用图片人工智能辨识的 KNN 围岩岩体智能动态分级系统,该系统的工程应用表明准确率高达 90%。

为探寻精准地质信息与隧道关键参数之间的关系,诸多学者将人工智能应用于隧道工程设计领域中。Feng 等^[9]针对深部地下工程的岩爆、岩体时效损伤等问题,提出了包含 7 个步骤且基于围岩崩解过程的深部硬岩隧道动态设计方法。徐建平等^[10]提出了具有预分析、初步调整、岩体节理信息精细描述、支护优化 4 个步骤的动态设计路线,给出了动态设计思路的实践要点。Zhang 等^[11]基于随机森林算法(RF)提出了 2 种支持自动转向土压平衡(EPB)盾构的智能模型,其中一个用于智能预测地表沉降,另一个用于 EPB 的掘进与支护参数。在此基础上还提出了 PSO-RF 算法对沉降量超过允许值的 EPB 掘进及支护参数进行优化。王志坚^[12]依托郑万高铁隧道工程,综合机器学习算法、数据库、机器人、物联网技术形成了汇集围岩智能分级、支护参数智能优选、施工工法智能优选、智能协同管理的隧道智能建造方案。王秀妍^[13]采用 CATIA 与结合 Python 平台的 ABAQUS 二次开发技术实现了装配式地铁车站参数智能设计与智能有限元计算。

综上所述,目前国内外针对隧道工程支护体系智能反馈、智能设计方面的研究尚处于探索阶段,相关研究较少。此外,已有的相关研究大多通过对围岩地质信息与支护体系间大数据映射训练的方式开展,对数据来源本身的可靠度以及数据的优劣没有科学地甄别。鉴于以上问题,本文首先综合支护体系力学控制指标、变形控制指标、协同度相关系数搭建了数据样本库的评价标准,而后收集了 1 204 个运营、在建公路、铁路隧道断面的地质资料和支护结构设计、施工方案,通过对输入属性和输出标签进行

量化处理后,采用机器学习算法进行智能反馈模型的训练及测试,对比分析了 PSO-SVM、SA-PSO-SVM、CLS-PSO-SVM 三种算法在支护体系智能反馈应用中的特点。

1 智能设计与评价系统的总体设计

基于人工智能算法寻找围岩地质参数与支护结构参数之间的非线性映射关系是隧道工程支护体系智能设计的基本思路。一般来说,智能算法中的深度学习和机器学习均能够很好地解决非线性映射问题。但是,深度学习需要依托大数据基础,常用于信息处理、目标识别、经济预测等领域。而机器学习更多应用于少量样本数据库的分类划分领域。对于隧道工程而言,其在基础设施领域的占比是相对有限的,因此可用于智能算法训练的数据基础偏少。因此,选用机器学习算法构建隧道工程支护体系智能设计模型更为合理。

支护参数根据不同的设计理念、不同的地质环境而千差万别,并非所有的支护体系均能够实现与围岩理想的协同承载状态。因此,设计一套数据样本的评价系统可有效提升数据的整体质量,对智能模型的预测精度影响重大。

基于上述分析,设计了支护体系智能反馈系统的总体实现路线如图 1 所示。首先,大范围收集在建、运营隧道的地质、围岩、支护参数;其次,利用支护体系评价标准对形成的数据样本基础进行评价,汰劣留良;之后,利用评优后数据样本库对智能模型进行训练;再次,采用支护体系评价标准对输出的支护参数进行评价或优化;最后形成成熟的设计支护参数。

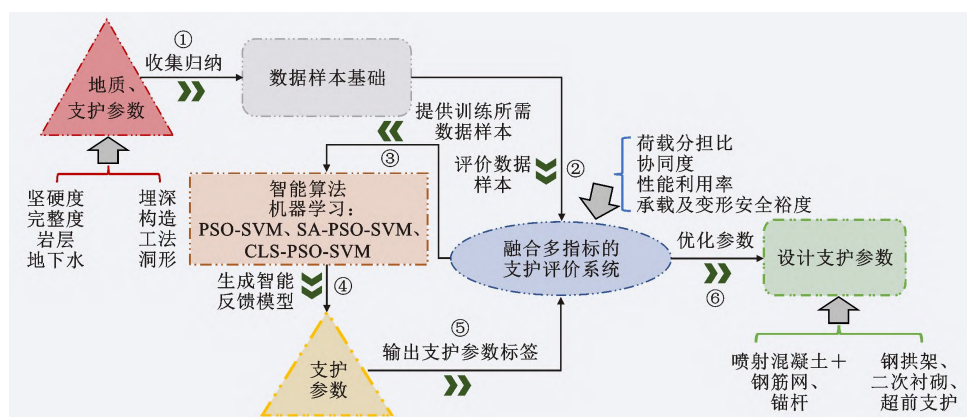


图 1 支护体系智能反馈系统的总体设计

Fig. 1 Overall Design of Intelligent Feedback System for Supporting System

2 支护体系评价方法

2.1 评价方法的建立

支护体系智能设计模型的预测精度在很大程度上依赖于数据样本的质量。与实际围岩条件协调的支护体系及参数是数据样本收集的最优选择。因此,建立一套可作为隧道支护设计智能模型的辅助评价标准,一方面在构建数据库时可对数据样本进行甄别,另一方面可作为智能模型输出指标的评判依据。

承载力学状态与变形收敛是评价隧道工程支护结构稳定性最常见的 2 个指标,其简单实用,能够直观反映支护体系的安全状态。扈世民^[14]认为隧道施工及运营阶段不能允许出现结构失效的情况,根据支护结构的最大支护力与隧道允许变形提出了 2 种安全系数计算公式,分别如式(1)、(2)所示

$$F_{s-p} = \frac{P_{\max}}{P_{eq}} \quad (1)$$

$$F_{s-u} = \frac{u_{\max} - u_{in}}{u_{eq} - u_{in}} \quad (2)$$

式中: F_{s-p} 为基于支护力控制的安全系数; P_{\max} 为最大支护力; P_{eq} 为围岩特征曲线与支护特征曲线相交点的支护力; F_{s-u} 为基于位移控制的安全系数; u_{\max} 为支护结构极限位移; u_{in} 为围岩先期位移; u_{eq} 为围

岩特征曲线与支护特征曲线相交点的位移。

这类研究大多从保证支护结构不发生力学失效的角度提出了安全系数控制指标,但这类评价指标缺乏对围岩-支护结构相互协同状态优劣的评判。孙振宇等^[15]为评价支护体系(初期支护与二次衬砌)的协同程度,提出了支护体系协同度的概念,如式(3)所示

$$\eta = \xi_1 \omega_1 + \xi_2 \omega_2 \quad (3)$$

式中: η 为支护体系协同度系数; ξ_1 为初期支护性能利用率; ξ_2 为二次衬砌性能利用率,同时性能利用率采用结构实际承载与极限强度的比值表征; ω_1 为初期支护所占权重; ω_2 为二次衬砌所占权重,例如根据文献^[15]中对支护结构围岩荷载分摊比的统计结果,2 个指标的建议平均取值分别为 0.7、0.3。

综合上述分析可知,合理的支护结构安全性评价标准既应包括对结构安全程度的评判,也应包括对围岩-支护结构协同配合程度的辨识。基于这一认识,设计了融合多指标的隧道安全性评价标准,其评价指标定义为支护体系对围岩的适配度 δ ,包含衡量支护材料性能开发程度的系数 κ (协同度 η 越大,衡量支护体系材料性能利用程度的系数 κ 也越大),衡量支护体系承载安全裕度的系数 ζ ,以及衡量围岩-支护结构变形程度的系数 ν ,如图 2 所示。适配度的计算公式如式(4)所示

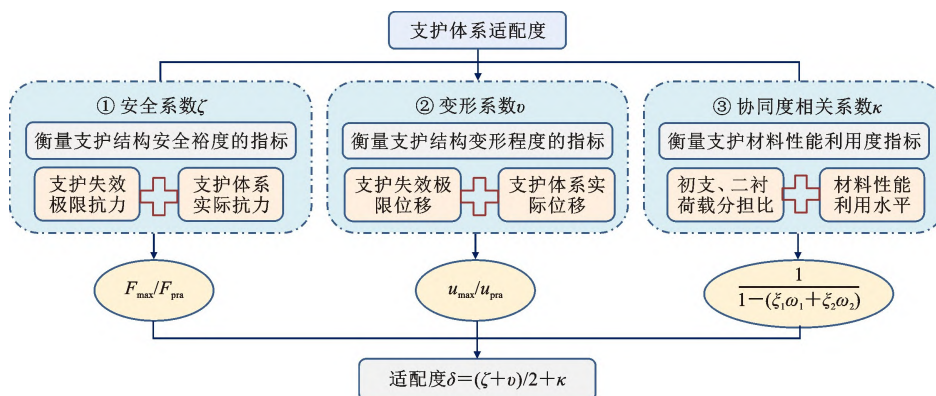


图 2 支护体系评价指标适配度的组成

Fig. 2 Composition of Supporting System Evaluation Index Fit Degree

$$\delta = \frac{(\zeta + \nu)}{2} + \kappa \quad (4)$$

$$\kappa = \frac{1}{1 - \eta} = \frac{1}{1 - (\xi_1 \omega_1 + \xi_2 \omega_2)} \quad (5)$$

$$\zeta = \frac{P_{\max}}{P_{pra}} \quad (6)$$

$$\nu = \frac{u_{\max}}{u_{pra}} \quad (7)$$

式中: P_{pra} 为支护结构实际支护反力; u_{pra} 为支护结构实际位移,需要说明的是, ω_1 和 ω_2 并非取自统计结果的建议值 0.7、0.3,由于不同地质环境下支护结构荷载分担比显然存在差异,因此该值应当取自各实际工况真实的初期支护荷载分担比 ω_1 和二次衬砌荷载分担比 ω_2 ,两者可表征各层支护结构在支护体系中的重要程度,以此作为材料性能开发程度的

权重因子。

联合式(4)~(7),则式(4)变为

$$\delta = \frac{(\zeta + \nu)}{2} + \frac{1}{1 - \eta} \left(\frac{P_{\max}}{P_{\text{pra}}} + \frac{u_{\max}}{u_{\text{pra}}} \right) / 2 + \frac{1}{1 - (\xi_1 \omega_1 + \xi_2 \omega_2)} \quad (8)$$

适配度 δ 在评价支护体系安全性上具有 2 个优势:其一是继承了以往评价指标中安全系数的概念,能够反映结构体系的安全裕度;其二是考虑了初期支护与二次衬砌的协同承载关联以及能够表征材料的利用程度,避免出现过度增大支护结构的支护效能,造成材料浪费。

因此,适配度在保证支护体系安全的基础上可对支护体系承载协同程度、支护体系材料性能利用程度做出评价。然而,对于一些安全系数偏低的支护体系,并无评价其材料是否浪费的必要,若低于工程经验的安全阈值可直接剔除。安全阈值可根据实际的工程需要进行设置。孙振宇等^[15]通过调研认为支护体系的总体安全系数应大于 1.5,并认为安全系数与评价材料性能综合利用率的 η 成反比例关系,则总体安全系数换算为评价材料性能综合利用率的 η 取值约为 0.67。此外,《公路隧道设计细则》^[16]中分项材料安全系数为 1.35,换算的 η 取值约为 0.75。那么,不妨以 η 作为是否需要进行适配度评价的安全阈值,则式(8)进一步变为

$$\delta = \left(\frac{P_{\max}}{P_{\text{pra}}} + \frac{u_{\max}}{u_{\text{pra}}} \right) / 2 + \frac{1}{1 - (\xi_1 \omega_1 + \xi_2 \omega_2)} \quad \eta < [SF] \quad (9)$$

式中:[SF]为根据工程需要设置的安全阈值,若支护体系的 $\eta > [SF]$,则说明材料综合利用率过大,超出安全范围,应剔除。

2.2 算例应用

某山岭隧道工程埋深约 526 m,围岩为软质岩,呈块碎状镶嵌结构,无明显出露水,采用两台阶开挖,剪切模量 $G = 0.48 \text{ GPa}$,泊松比 $\nu = 0.35$,内摩擦角 $\varphi = 27^\circ$,黏聚力 $C = 0.22 \text{ MPa}$,隧道等效半径 $R = 5.26 \text{ m}$,初始地应力场 $P_g = 14 \text{ MPa}$,掌子面平均掘进速率约为 $1.0 \text{ m} \cdot \text{d}^{-1}$,二次衬砌在初期支护基本收敛后(约 25 d)施作。采用侯公羽等^[17]推导的深埋隧道弹塑性解析解可对荷载分担比(表 2)和式(9)中的参数进行求解,限于篇幅的限制不再重复相关已有的理论公式。

为验证提出的支护体系适配度的应用效果,按照支护参数由强到弱共设计了 3 种支护方案,安全阈值不妨取 $\eta < 0.67$ (对应支护体系材料性能综合

利用率低于 67%),以讨论适配度对其评价的合理性。具体支护参数如表 1 所示。

表 1 支护方案适配度计算工况

Table 1 Calculation Condition of the Fitness of Support Scheme

工况编号	喷射混凝土/cm	钢拱架/m	锚杆/m	二次衬砌/cm
1	C25 26	HW200/0.6	5.0/1.0×0.8	C30 55
2	C25 24	HW175/0.6	4.5/1.0×0.8	C30 50
3	C25 18	工 16/1.0	3.5/1.2×1.0	C30 30

注:钢拱架左侧数据表示拱架类型,右侧数据表示拱架纵向间距;锚杆左侧数据表示锚杆长度,右侧数据表示纵、环向间距。

图 3~5 为采用弹塑性理论解析解获取的不同工况下,适配度计算公式中 ζ 、 ν 、 η 等系数在施工阶段的变化历程。

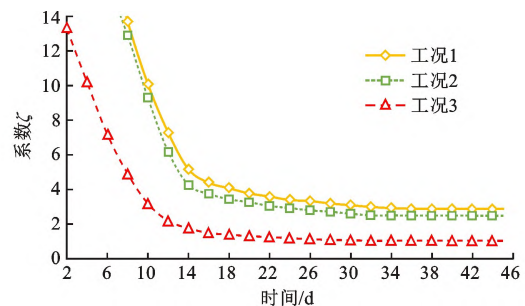


图 3 各工况 ζ 的演变过程

Fig. 3 ζ Evolution Process of Each Working Condition

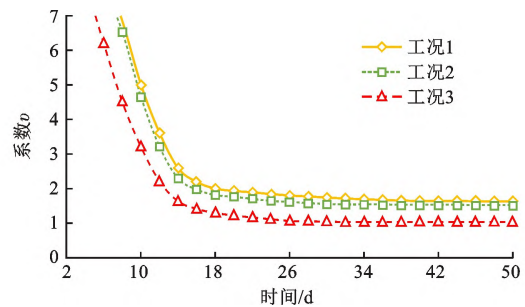


图 4 各工况 ν 的演变过程

Fig. 4 ν Evolution Process of Each Working Condition

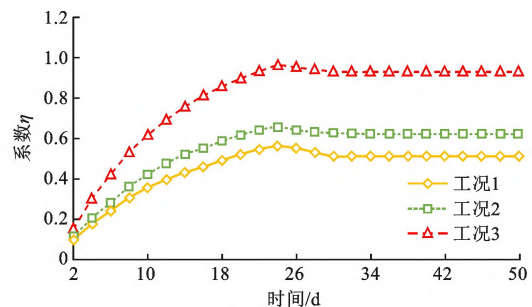


图 5 各工况 η 的演变过程

Fig. 5 η Evolution Process of Each Working Condition

由图 3 可知,力学控制指标 ζ 系数在 0~10 d 内几乎呈线性下降趋势,随着掌子面空间效应的逐渐减弱,围岩变形逐渐释放,初期支护的支护反力不断增大。在这一阶段内,支护参数越强,曲线下斜率越大。这说明越强的支护参数能够更快使围岩-支护达到平衡状态。此后,在第 10~25 天内 ζ 系数逐渐稳定。二次衬砌施作后 ζ 小幅减小后保持不变。最终,工况 1~3 的 ζ 值分别为 2.89、2.52、1.05。

变形控制指标 ν 系数的变化规律与 ζ 系数基本一致(图 4),但 ν 系数的量值显著小于 ζ 系数。这主要是由于围岩-支护结构的变形是协调且连续的,变形控制指标 ν 由最早发生屈服的支护构件的极限变形值与其实际变形值相比得到。而力学控制指标 ζ 由初期支护极限反力+相应二次衬砌反力与实际初期支护反力+二次衬砌反力相比得到。因此,对于一般地层, ν 系数相较于 ζ 系数更为保守,但对于变形不收敛或对变形有严格控制要求的地层, ν 系数相较于 ζ 系数则更为合理。最终,工况 1~3 的 ν 值分别为 1.59、1.51、1.01。

随着围岩变形逐渐收敛, η 系数的增长速率也逐渐减小,在约 25 d 施作二次衬砌后, η 系数略有减小后保持不变。最终工况 1~3 的 η 系数分别为 0.51、0.62、0.93。

表 2 列出了围岩-支护体系静态平衡后各系数的计算结果。其中,工况 3 的 ζ 系数和 ν 系数趋于 1,且 $\eta=0.93$,表明支护体系材料性能综合利用率为 93%,已超出安全阈值。这说明工况 3 的支护参数偏弱,应首先剔除,不再讨论其适配度。

综上所述,以 $\eta=0.67$ 作为安全阈值,则工况 3 应首先剔除,其次工况 2 的适配度最高,为 4.64。

由此,按照支护体系适配度表征的评价方法对数据样本基础进行逐一评价,最终得到了 1 204 份数据样本作为训练智能算法的样本数据库。

表 2 各工况评价指标计算结果

Table 2 Calculation Results of Evaluation Indexes of Each Working Condition

工况编号	ζ	ν	ω_1	ω_2	ξ_1	ξ_2	η	κ	δ
1	2.89	1.59	0.83	0.17	0.59	0.13	0.51	2.04	4.28
2	2.52	1.51	0.85	0.15	0.71	0.11	0.62	2.62	4.64
3	1.05	1.01	0.95	0.05	0.98	0.07	0.93		

3 智能反馈系统的算法基础

3.1 机器学习 SVM 算法

SVM 支持向量机是一种应用广泛的机器学习

算法,其主要原理是搭建一个决策曲面—分类超平面,可使正、反例间的隔离边界被放大到最大(图 6)。因此,SVM 算法在分类问题上具备优异的泛化性能,其体系结构如图 7 所示。

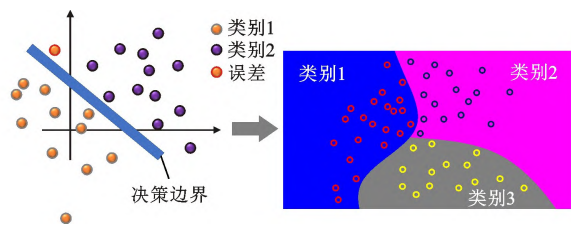


图 6 SVM 算法原理

Fig. 6 SVM Algorithm Principle

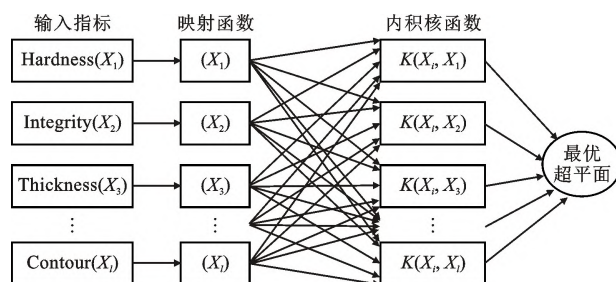


图 7 SVM 算法的体系结构

Fig. 7 Architecture of SVM Algorithm

若设 SVM 的训练集 T 有如下形式

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X \times Y)^l \quad (10)$$

式中: $x_i \in X = R^n$, $y_i \in Y = \{1, -1\}$, 其中 $i = 1, 2, \dots, l$ 。

选取适当的核函数 K (不妨选用径向基 RBF 作为核函数) 和参数 C 以构造求解最优化问题, 如下所示

$$\min_a \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j \quad (11)$$

$$K(x, x_i) = \exp(-g \|x - x_i\|^2) \quad g > 0 \quad (12)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i, j = 1, 2, \dots, l \quad (13)$$

式中: α 为 Lagrange 算子。

由此可得到最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_l^*)^T$ 。选取一 α^* 正分量 $0 < \alpha_i^* < C$ 计算阈值

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^l \alpha_i^* K(x_i - x_j) \quad (14)$$

最终可构造如下决策函数

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x, x_i) + b^* \right) \quad (15)$$

总的来说, SVM 算法在以下方面具有优势: ①根据 Vapnik-chervonenkis 推广性理论的框架十分完善; ②良好的鲁棒性; ③能够适用于广泛的函数。

当采用机器学习 SVM 算法进行模型训练时, 惩罚系数 c 和核函数参数 g 对模型的精度具有重要影响。惩罚系数 c 表征了对误差的宽容度。 c 越大, 说明误差容忍度越小, 容易导致过拟合; c 越小, 则越容易欠拟合。另一方面, c 值过大或过小均会导致模型泛化能力变弱。核函数参数 g 越大, 支持向量越少; 核函数参数 g 越小, 支持向量越多。然而, 在实际应用 SVM 算法时, 参数 c 和 g 大多依靠人工经验或系统默认值进行设定, 缺乏理论依据, 且并非是针对具体问题的参数最优解。本文将采用传统的 PSO 粒子群算法、改进的 SA-PSO 算法和 CLS-PSO 算法对 SVM 进行参数寻优, 并对比几种方法的优劣。

3.2 PSO-SVM 算法

PSO 标准粒子群算法是通过模拟鸟禽群体的觅食行为演变而来的算法, 其基本原理是依靠鸟禽群体之中个体与个体的信息分享与协同合作来寻求最优解。标准的粒子群算法包括以下步骤:

①对种群进行初始化设置, 包括搜索范围、维度、种群规模、速度范围等。

②采用适应度函数计算各粒子的适应度量值。

③更新各粒子的位置和速度信息, 采用公式如下

$$V_i^{t+1} = \omega V_i^t + c_1 r_1 (P_{\text{best}} - X_i^t) + c_2 r_2 (G_{\text{best}} - X_i^t) \quad (16)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (17)$$

式中: V_i^{t+1} 、 V_i^t 分别为 $t+1$ 和 t 时的第 i 粒子的速率量值; ω 为惯性权重; c_1 、 c_2 均为学习因子; r_1 、 r_2 均为 $0 \sim 1$ 之间的均匀分布随机数; X_i^t 为 t 时的第 i 粒子的位置信息; P_{best} 、 G_{best} 分别为个体最优和全局最优解。

④更新各粒子和全局极值。

⑤最后判断是否已满足收敛或迭代条件。若不满足设定的精度要求或迭代步数, 则返回第 2 步继续下一步迭代计算。

将标准粒子群算法 PSO 应用于 SVM 算法进行参数寻优的实现策略是在训练模型定义的参数部分嵌入 PSO 粒子群算法, 每次迭代分别计算当前参数下的适应度量值, 当 PSO 达到精度要求后即可输出最佳惩罚系数 c 和核函数参数 g , 则 SVM 模型达到最优精度。相应的 PSO-SVM 算法流程见图 8。

PSO 算法的计算规则简单、计算速率快, 被广泛应用于工程实际中。但是, 标准的粒子群算法虽为 SVM 算法惩罚系数 c 和核函数参数 g 的取值提供了理论支持, 但这种算法也存在容易陷入局部最

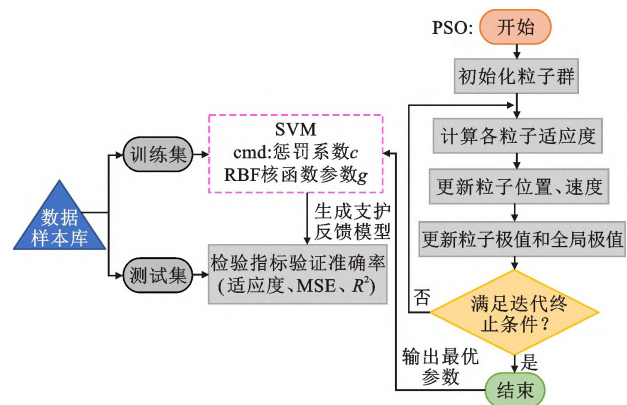


图 8 PSO-SVM 算法的流程

Fig. 8 Flow of PSO-SVM Algorithm

优解的缺陷。

3.3 SA-PSO-SVM 算法

SA 模拟退火算法的基本原理是基于对固体材质退火后降温过程的模拟^[18]。在固体材料的升温阶段, 粒子的运动由有序运动逐渐转化为无序运动。而冷却过程恰恰相反, 粒子运动逐渐变得有序起来, 最终达到平衡基态。

SA 算法包括的具体步骤如下:

①对退火温度 T 进行初始化, 生成随机初始解 x_0 。

②在各迭代步 T_k 对应的解 x 的邻域里生成新的解 x' 。

③计算目标函数 $f(x')$ 和 $f(x)$ 之间的差值 $\Delta f = f(x') - f(x)$ 。

④概率条件 $\min\{1, \exp(-\Delta f/T_k)\} > \text{random}(0, 1)$, 以决定是否接受 x' [$\text{random}(0, 1)$ 为 $0 \sim 1$ 的随机数]。

⑤进行退火操作, 若满足收敛条件 $T_{k+1} = \lambda T_k$, $\lambda \in (0, 1)$ 则算法结束, 若不满足则返回至步骤②继续迭代操作。

模拟退火算法通过以退火温度 T 控制求解方向朝着最优化方向发展, 并以概率 $\exp(-\Delta f/T_k)$ 接受劣质解。这一特质可有效弥补 PSO 算法的缺陷, 跳出局部极值。

将 PSO 与 SA 算法结合可得到 SA-PSO 算法, 其结合策略即在 PSO 实施步骤的第②、③步之间引入模拟退火算法, 并计算适应度以更新各粒子的位置和速度, 检验是否满足概率条件以进行退火操作。对应的 SA-PSO 算法的流程如图 9 所示。

SA-PSO 算法对 SVM 算法中的参数寻优的实现策略与 PSO-SVM 算法相似, 将图 8 中 PSO 算法替换为图 9 的流程即可。

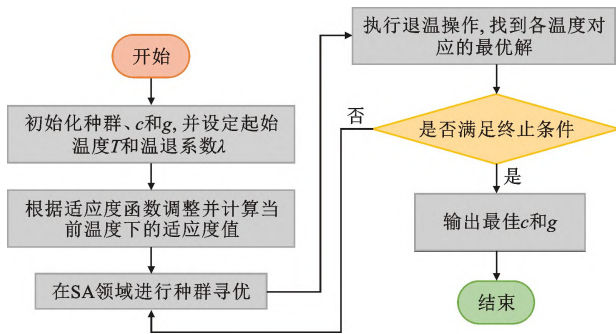


图9 SA-PSO算法的流程

Fig. 9 Flow of SA-PSO Algorithm

3.4 CLS-PSO-SVM 算法

CLS-PSO 即是将混沌运动学理论与粒子群算法结合,可有效扩宽参数寻优范围^[19-20]。混沌运动可在根据自身规律性运动的基础上不重复地遍历所有情况。混沌运动产生序列的系统方程如下所示,主要基于 Logistic 映射实现。

$$x_{t+1} = \mu x_t (1 - x_t) \quad (18)$$

式中: $x_t \in [0, 1]$; μ 为一控制参数,且 μ 取值为 4 时系统处于混沌运动。

混沌运动包括的具体步骤如下:

①将个体最优映射至 Logistic 的混沌空间中,采用下式实现

$$x_t^m = \frac{x_t^m - x_{\min}^m}{x_{\max}^m - x_{\min}^m} \quad (19)$$

②采用 Logistic 变换公式启动混沌搜索,如式(20)所示

$$\xi^m = 4x_t^m (1 - x_t^m) \quad (20)$$

③最终,利用通过逆映射返回至解空间,如式(21)所示

$$x_t^m = x_{\min}^m + \xi^m (x_{\max}^m - x_{\min}^m) \quad (21)$$

式中: n, m 依次为群体规模以及维度; x_t^m 为第 n 个向量的 m 维值通过 Logistic 映射至混沌空间得到的值; x_{\min}^m 为第 n 个向量的 m 维值; x_{\max}^m, x_{\min}^m 依次为各维的上限和下限; ξ^m 为对应的混沌变换得到的值。

将混沌运动理论与 PSO 标准粒子群算法结合,可得到 CLS-PSO 算法,其结合策略通过在 PSO 实施步骤的第①步引入混沌算法,用以生成粒子种群并启动混沌运动流程实现映射、搜索、逆映射。对应的 CLS-PSO 算法的流程如图 10 所示。同样地,CLS-PSO 算法对 SVM 算法中参数寻优的实现策略与 PSO-SVM 算法相似,将图 8 中 PSO 算法替换为图 10 的流程即可。

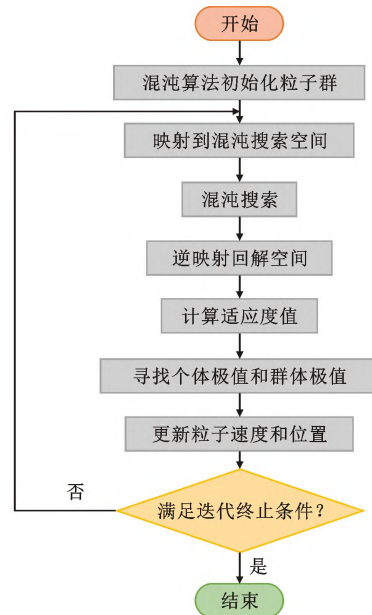


图10 CLS-PSO 算法流程

Fig. 10 Flow of CLS-PSO Algorithm

4 样本数据库的构建

4.1 数据基础

通过广泛收集运营及在建的公路、铁路隧道工程的设计、施工地质参数、支护方案构建各智能算法的样本数据库。收集的工程背景资料包括了汶马高速、雅康高速、九绵高速、沿江高速、峨汉高速、久马高速、华丽高速等在内的公路隧道工程,成兰铁路、叙毕铁路、拉林铁路、西昆铁路、郑万铁路、某在建藏区高原铁路等在内的铁路隧道工程。收集的所有数据经支护体系评价系统评价后,共计公路隧道断面 718 份支护方案,铁路隧道 486 份支护方案(表 3)。需要说明的是,选取的断面均为隧道洞身段,不考虑洞口、应急停车带等特殊洞形,也不考虑软弱围岩大变形、突涌水等需采取特殊支护的极端地质条件。

4.2 输入指标

输入指标理论上应包含除支护结构之外的隧道工程所有相关信息。但主要是对支护结构承载影响最大的地质环境信息。参考《公路隧道设计规范》和《铁路隧道设计规范》,考虑将围岩坚硬程度、完整程度、岩层厚度、地下水量、埋深水平、地质构造作为输入指标中的地质信息。此外,还考虑了对支护结构承载有明显影响的施工工法、内轮廓形式作为输入指标。8 种输入指标如表 4 所示,表 4 中还对各输入指标进行了量化处理,将文字信息转化为智能算法可读入的数字信息。其中坚硬程度共计 5 类属性,完整程度共计 5 类属性,岩层厚度共计 6 类属

表 3 样本数据库来源信息

Table 3 Sample Database Source Information

类别	工程背景	隧道工程	断面类型	断面数量
公路隧道	汶马高速	鹧鸪山、米亚罗、桃坪、卓克基、理县、狮子坪隧道	两车道	193
	雅康高速	飞仙关、紫石、喇叭河、周公山、二郎山、日地 1 号、天全隧道	两车道	149
	九绵高速	白马、两河口、五里坡、水牛家、福隆、木座隧道	两车道	152
	沿江高速	火山、会东、野猪河、乌龟塘、芭蕉箐、大火山隧道	两车道	131
	峨汉高速	大峡谷、药王谷、庙子坪隧道	两车道	39
	久马高速	海子山 1 号、神座、查针梁子隧道	两车道	23
	华丽高速	东马场 1 号、营盘山、大龙潭隧道	两车道	31
铁路隧道	成兰铁路	茂县、平安、杨家坪、云屯堡隧道	单洞单/双线	89
	叙毕铁路	斑竹林、观音坡、大地湾、云雾山、李子关、长岭、下坝、王寨隧道	单洞单/双线	133
	拉林铁路	巴玉、桑珠岭隧道	单洞单线	61
	西昆铁路	缙云山、鲁甸、宁靖里、昭通、彝良、宁靖里隧道	单洞双线	84
	郑万铁路	高家坪、香炉坪、巫山隧道	单洞双线	27
	某高原铁路		单洞单/双线	92

表 4 输入指标及量化处理结果

Table 4 Input Index and Quantitative Processing Result

坚硬程度		完整程度		岩层厚度		地下水量		埋深水平		地质构造		施工工法		内轮廓形式	
定性	量化	定性	量化	定性	量化	定性	量化	定性	量化	定性	量化	定性	量化	定性	量化
极硬	1	完整	1	整体	1	干燥	1	0~200 m	1	无	1	全断面	1	单线铁路	1
硬	2	较完整	2	巨厚层	2	潮湿	2	200~400 m	2	轻微	2	微台阶	2	双线铁路	2
较软	3	较破碎	3	厚层	3	滴状水	3	400~600 m	3	较重	3	两台阶	3	两车道公路	3
软	4	破碎	4	中厚层	4	淋雨状水	4	600~800 m	4	严重	4	三台阶	4		
极软	5	极破碎	5	薄层层	5	线状水	5	800~1 000 m	5	很严重	5	三台阶核心土	5		
				碎裂散状	6	涌流状水	6	1 000~1 200 m	6			三台阶七步	6		
								1 200~1 500 m	7						
								>1 500 m	8						

性,地下水共计 6 类属性,埋深共计 8 类属性,地质构造共计 5 类属性,施工工法共计 6 类属性,内轮廓形式共计 3 类属性。

将公路、铁路隧道共计 1 204 份数据样本的地质、工法、内轮廓等量化后的信息读入到智能算法模型中作为输入属性。所有输入属性的分布情况用箱型图进行表示,如图 11 所示。

4.3 输出指标

输出指标即智能设计系统反馈的支护方案,包含了支护体系的支护型式、支护参数。复合式衬砌由初期支护和二次衬砌共同组成,初期支护包含了喷射混凝土、钢筋网、锚杆、钢拱架,此外对于 IV 级以上的软弱围岩一般还设有超前支护。

对支护方案及参数进行整合后共设计了 5 种输出指标:喷射混凝土+钢筋网、锚杆、钢拱架、二次衬砌、超前支护。各输出指标包含的标签信息及量化处理结果如表 5 所示。其中喷射混凝土+钢筋网共计 9 类标签,锚杆共计 12 类标签,钢拱架共计 10 类

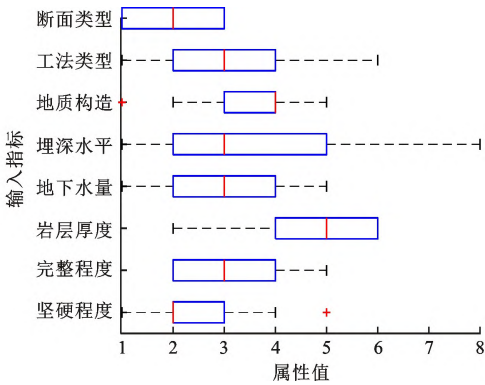


图 11 输入指标的箱型图分布情况

Fig. 11 Box Diagram Distribution of Input Indicators

标签,二次衬砌共计 10 类标签,超前支护共计 9 类标签。

5 模型训练与测试

将样本数据库中共计 1 204 份不重复的样本用以 PSO-SVM、SA-PSO-SVM、CLS-PSO-SVM 算法

表 5 输出指标及量化处理结果

Table 5 Output Index and Quantitative Processing Result

喷射混凝土+钢筋网		锚杆		钢拱架		二次衬砌		超前支护	
参数	量化	参数	量化	参数	量化	参数	量化	参数	量化
C25/5 cm+无	1	涨壳/局部/ $\phi 20$ mm/ 2.0 m	1	无	1	C30/30 cm	1	无	1
C25/5 cm+拱部/ @25×25 cm/ $\phi 6$ mm	2	涨壳/局部/ $\phi 20$ mm/2.5 m	2	拱墙/格栅钢架/ @1.2 m	2	C30/35 cm	2	$\phi 42$ 小导管/ @3×0.5 m/3.5 m	2
C25/10 cm+拱部/ @25×25 cm/ $\phi 6$ mm	3	涨壳/拱墙/@1.5× 1.2 m/ $\phi 22$ mm/2.0 m	3	拱墙/格栅钢架/ @1.0 m	3	C30/40 cm	3	$\phi 42$ 小导管/ @2.4×0.5 m/3.5 m	3
C25/10 cm+拱墙/ @25×25 cm/ $\phi 6$ mm	4	涨壳/拱墙/@1.5× 1.2 m/ $\phi 22$ mm/2.5 m	4	拱墙/格栅钢架/ @0.8 m	4	C35/40 cm	4	$\phi 76$ 中管棚/ @2×0.5 m/3.5 m	4
C25/15 cm+拱墙/ @25×25 cm/ $\phi 6$ mm	5	砂浆/拱墙/@1.2× 1.2 m/ $\phi 22$ mm/3.0 m	5	全环/工 16/ @1.0 m	5	C30/45 cm	5	$\phi 42$ 小导管/ @2.4×0.5 m/4 m	5
C25/20 cm+拱墙/ @20×20 cm/ $\phi 6$ mm	6	涨壳/拱墙/@1.2× 1.2 m/ $\phi 22$ mm/3.5 m	6	全环/工 18/ @1.0 m	6	C35/45 cm	6	$\phi 42$ 小导管/ @2.4×0.5 m/4.5 m	6
C30/20 cm+拱墙/ @20×20 cm/ $\phi 6$ mm	7	砂浆/拱墙/@1.2× 1.2 m/ $\phi 22$ mm/3.5 m	7	全环/工 18/ @0.8 m	7	C30/50 cm	7	$\phi 76$ 中管棚/ @7×0.4 m/10 m	7
C25/25 cm+拱墙/ @20×20 cm/ $\phi 8$ mm	8	涨壳/拱墙/@1.2× 1.0 m/ $\phi 22$ mm/4.0 m	8	全环/工 20a/ @0.8 m	8	C35/50 cm	8	$\phi 60$ 中管棚/ @6×0.4 m/9 m	8
C30/28 cm+拱墙/ @20×20 cm/ $\phi 8$ mm	9	砂浆/拱墙/@1.2× 1.0 m/ $\phi 22$ mm/4.0 m	9	全环/工 20a/ @0.6 m	9	C30/55 cm	9	$\phi 76$ 中管棚/ @5.6×0.4 m/9 m	9
		砂浆/拱墙/@1.0× 0.8 m/ $\phi 22$ mm/3.5 m	10	全环/H175/ @0.8 m	10	C35/55 cm	10		
		药卷/拱墙/@1.0× 0.8 m/ $\phi 25$ mm/4.0 m	11						
		药卷/拱墙/@0.8× 0.6 m/ $\phi 25$ mm/4.5 m	12						

注:表中锚杆和超前支护中@的间距信息分别表示沿隧道纵向和环向的分布间距。

中进行训练,同时采用另外收集的 122 份(公路隧道 68 份,铁路隧道 54 份)数据作为测试集对各模型进行检验。

检验指标包括了模型预测的准确率(Accuracy)、平均平方误差(Mean Squared Error, MSE)、平方相关系数(Squared Correlation Coefficient, R^2)、CV 意义下分组准确率表征的适应度。在此基础上,还考虑各算法运行的耗时。

$$M_{SE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f(x_i) - y_i)^2 \quad (22)$$

$$R^2 = \left[\left(n \sum_{i=1}^n f(x_i) y_i - \sum_{i=1}^n f(x_i) \sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right] / \left[\left(n \sum_{i=1}^n f(x_i)^2 - \left(\sum_{i=1}^n f(x_i) \right)^2 \right) \cdot \left(n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right) \right] \quad (23)$$

式中: n 为样本总数。

为探讨 3 种算法在支护参数智能设计中各自的

特点,选取初支体系中占主导作用的喷射混凝土+钢筋网这一输出指标进行对比分析。PSO-SVM、SA-PSO-SVM、CLS-PSO-SVM 算法在迭代过程中的最佳适应度和平均适应度分别如图 12 所示,其对喷射混凝土+钢筋网的反馈结果如图 13 所示。表 6 给出了 3 种算法获取的最佳惩罚系数 c 和核函数参数 g ,以及各项检验指标。

由图 12、13 和表 6 可知:3 种算法的最佳适应度分别为 90.9%、92.4%、92.7%,准确率分别为 88.5%、91.8%、93.4%。综合 MSE 和 R^2 的结果可见,基于 PSO 标准粒子群算法的 SVM 反馈的支护参数精度最低,其次是 SA-PSO-SVM 算法,而 CLS-PSO-SVM 算法的精度最高。这样的结果实际上与各算法的原理相符,模拟退火算法首先避免了 PSO 陷入局部最优解的局面,而后 CLS 混沌运动算法可广泛扩宽寻优空间输出最优解。但算法的耗时成本却恰恰相反,基于全局遍历的 CLS-PSO-SVM 算法虽有效扩大了最优解的搜寻空间,但时间成本

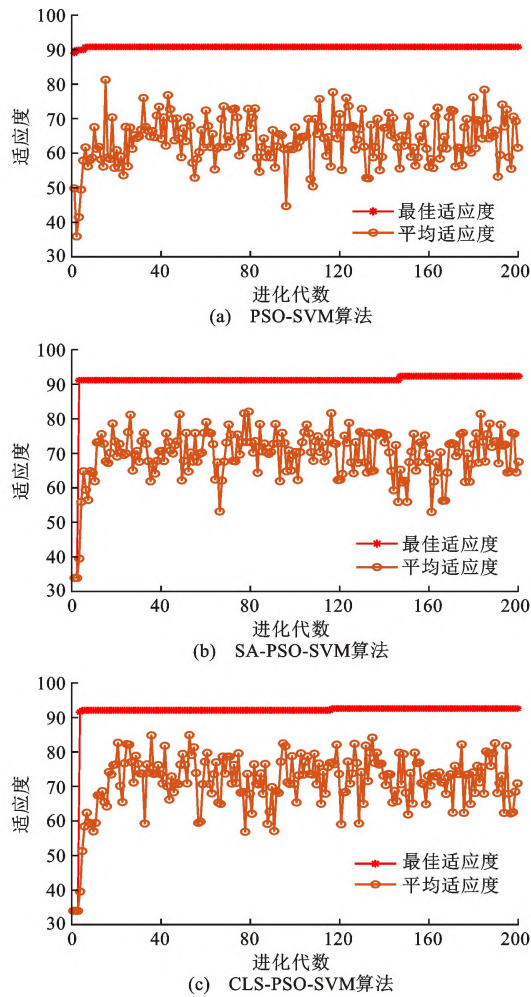


图 12 3 种算法的适应度演变过程

Fig. 12 Fitness Evolution of Three Algorithms

相应增加,且在 3 种算法中耗时最长,达 36 min。

采用 CLS-PSO-SVM 算法继续对 122 份样本中的锚杆、钢拱架、二次衬砌、超前支护进行反馈预测。图 14 展示了各类输出标签的反馈结果,其中锚杆的准确率约为 92.6%,钢拱架的准确率为 89.3%,二次衬砌的准确率为 91.8%,超前支护的准确率为 94.3%(表 7)。

由此可见,单一输出指标的预测结果精度很高,这是利用了多个支持向量机互不干扰的优势。值得注意的是,单项支护参数的高准确率并不代表对支护体系整体预测的准确率。要检验 CLS-PSO-SVM 算法对支护体系的综合反馈精度,需逐一剔除各项输出指标的失真解。最终,CLS-PSO-SVM 算法反馈的 99 份输出标签与实际输出指标的全部 5 类支护参数一致,综合准确率达 81.1%。

对于实际隧道工程进行支护体系智能设计时,经智能设计模型输出的支护参数还应通过支护体系评价方法鉴别后方可进行实践应用。

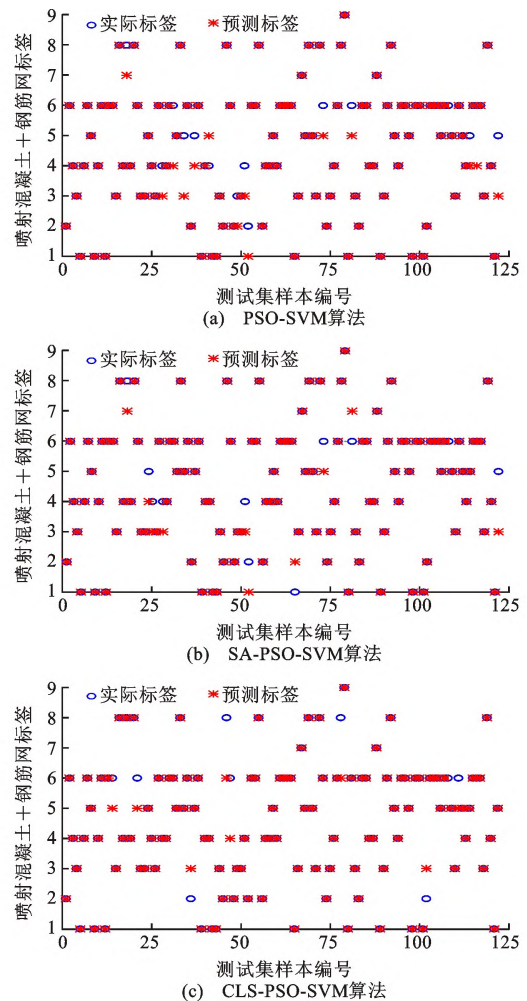


图 13 3 种算法的实际标签与预测标签

Fig. 13 Actual Tags and Predictive Tags of Three Algorithms

表 6 三种算法的检验指标

Table 6 Test Index of Three Algorithms

算法	准确率/ %	适应度/ %	MSE	R^2	耗时/ min	c	g
PSO-SVM	88.5	90.9	0.22	0.91	21	17.8	0.01
SA-PSO-SVM	91.8	92.4	0.08	0.96	29	20.0	0.04
CLS-PSO-SVM	93.4	92.7	0.07	0.97	36	68.9	0.03

6 结 语

本文通过综合力学控制指标、变形控制指标、协同度相关系数构建了智能设计数据样本库的评价方法,利用该评价方法收集了 1 204 个公路、铁路隧道断面的地质、支护参数作为智能算法训练的数据样本库,通过对输入属性与输出标签进行量化处理后应用于机器学习算法中生成了支护体系智能反馈模型,并对比了 PSO-SVM、SA-PSO-SVM、CLS-PSO-SVM 算法在智能反馈设计中的特点。得出的主要

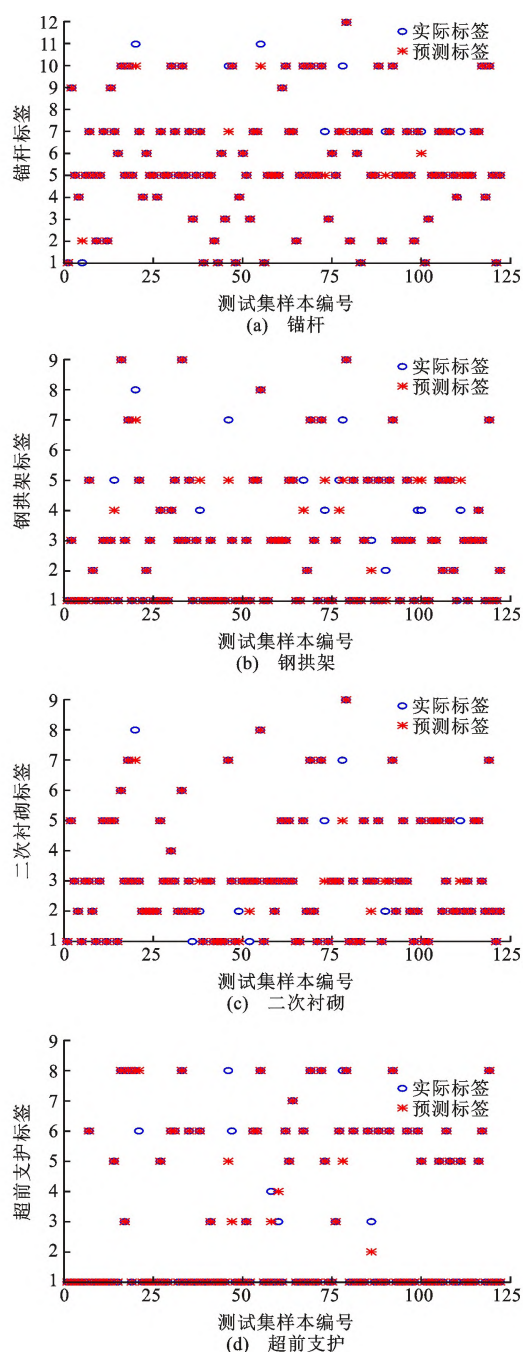


图 14 其余 4 种支护参数的实际标签与预测标签

Fig. 14 Actual Labels and Predicted Labels of the Other Four Supporting Parameters

表 7 5 类输出指标及综合准确率

Table 7 Five Kinds of Output Indicators and Comprehensive Accuracy

输出指标	准确率/%	综合准确率/%
喷射混凝土+钢筋网	93.4	81.1
锚杆	92.6	
钢拱架	89.3	
二次衬砌	91.8	
超前支护	94.3	

结论如下:

(1)提出了智能反馈分析系统的总体架构,该架构要求数据样本基础首先应通过支护评价系统评价后生成数据样本库,此外,智能算法输出支护参数后同样需支护评价系统评价后形成最终的设计参数。

(2)工程应用验证了以适配度表征的支护评价方法的有效性。3 种计算工况表明,该评价方法能够首先剔除低于安全阈值的最弱支护方案。其余的强支护方案和一般支护方案的适配度分别为 4.28、4.68。该评价标准弥补了单独以安全系数作为评价指标导致支护方案性能过剩的问题。

(3) PSO-SVM、SA-PSO-SVM、CLS-PSO-SVM 算法对喷射混凝土+钢筋网的智能设计准确度分别为 88.5%、91.8%、93.4%,耗时分别为 21、29、36 min。由此可知,搜索范围最广的 CLS-PSO-SVM 算法精度最高,但耗时也最长。

(4) CLS-PSO-SVM 算法对锚杆、钢拱架、二次衬砌、超前支护的准确率分别为 92.6%、89.3%、91.8%、94.3%。最终,5 种输出指标的综合准确率为 81.1%。

本文主要为隧道支护设计智能反馈系统的构建提供了新的技术方法,并通过应用验证了该方法的实用性。然而,不同铁路、公路交通领域的设计规范、理念存在差异,这些人为主观因素均会影响数据样本的筛选标准,将来还有待进一步研究。

参考文献:

References:

- [1] ZHANG H, MA C C, LI T B. Quantitative evaluation of the non-enclosed microseismic array a case study in a deeply buried twin-tube tunnel [J]. Energies, 2019, 12: 2006.
- [2] FANG P, CHEN F X, CHEN D Y, et al. A deep learning model for quick and accurate rock recognition with smartphones [J]. Mobile Information Systems, 2020, 2: 7462524.
- [3] 高玉祥,董晓峰,程建军,等.基于案例库的铁路隧道开挖方案智能设计方法[J].铁道建筑,2021,61(10):7-12.
GAO Yu-xiang, DONG Xiao-feng, CHENG Jian-jun, et al. Intelligent design method of railway tunnel excavation scheme based on case base [J]. Railway Engineering, 2021, 61 (10): 7-12.
- [4] 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.
- [5] 柳厚祥,李汪石,查焕奕,等.基于深度学习技术的公路隧道围岩分级方法[J].岩土工程学报,2018,40(10):1809-1817.

- LIU Hou-xiang, LI Wang-shi, ZHA Huan-yi, et al. Method for surrounding rock mass classification of highway tunnels based on deep learning technology [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2018, 40 (10): 1809-1817.
- [6] 马俊杰,李天斌,孟陆波,等. MSVM 在汶马高速公路隧道围岩分级中的应用[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2019, 46(3): 373-380.
- MA Jun-jie, LI Tian-bin, MENG Lu-bo, et al. Application of MSVM to the classification of surrounding rock in Wenchuan-Barkam highway tunnels, Sichuan, China [J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 2019, 46 (3): 373-380.
- [7] LIU K Y, LIU B G, FANG Y. An intelligent model based on statistical learning theory for engineering rock mass classification [J]. Bulletin of Engineering Geology and Environment, 2019, 78: 4533-4548.
- [8] 马世伟,李守定,李 晓,等. 隧道岩体质量智能动态分级 KNN 方法[J]. 工程地质学报, 2020, 28(6): 1415-1424.
- MA Shi-wei, LI Shou-ding, LI Xiao, et al. KNN method for intelligent observational classification of rock mass quality in tunnel [J]. Journal of Engineering Geology, 2020, 28 (6): 1415-1424.
- [9] FENG X T, ZHANG C Q, QIU S L, et al. Dynamic design method for deep hard rock tunnels and its application [J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2019, 8: 443-461.
- [10] 徐建平,桑运龙,刘学增,等. 节理发育岩体隧道支护的动态设计方法与应用[J]. 地下空间与工程学报, 2017, 13(2): 416-421.
- XU Jian-ping, SANG Yun-long, LIU Xue-zeng, et al. Observational method and its application for tunnel supporting in jointed rock [J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2017, 13 (2): 416-421.
- [11] ZHANG P, CHENR P, WU H N. Real-time analysis and regulation of EPB shield steering using Random Forest [J]. Automation in Construction, 2019, 106: 102860.
- [12] 王志坚. 郑万高铁隧道智能化建造技术研究及展望[J]. 隧道建设(中英文), 2021, 41(11): 1877-1890.
- WANG Zhi-jian. Status and prospect of intelligent construction technology of tunnel of Zhengzhou-Wanzhou high-speed railway [J]. Tunnel Construction, 2021, 41 (11): 1877-1890.
- [13] 王秀妍. 新型装配式地铁站智能设计关键技术研究[J]. 铁道标准设计, 2022, 66(2): 117-123.
- WANG Xiu-yan. Research on key technologies of intelligent design for new prefabricated subway station [J]. Railway Standard Design, 2022, 66 (2): 117-123.
- [14] 扈世民. 基于收敛-约束法地铁区间隧道初期支护安全性研究[J]. 铁道学报, 2015, 37(10): 117-121.
- HU Shi-min. Research on safety of initial support in metro regional tunnel based on convergence-confinement method [J]. Journal of the China Railway Society, 2015, 37 (10): 117-121.
- [15] 孙振宇,张顶立,侯艳娟. 隧道复合支护结构协同作用的力学特性研究[J]. 铁道学报, 2019, 41(8): 131-142.
- SUN Zhen-yu, ZHANG Ding-li, HOU Yan-juan. Research on mechanical property of synergistic effect of tunnel composite support structure [J]. Journal of the China Railway Society, 2019, 41 (8): 131-142.
- [16] JTG/T D70—2010, 公路隧道设计细则[S].
- JTG/T D70—2010, Guidelines for design of highway tunnel [S].
- [17] 侯公羽,李晶晶. 弹塑性变形条件下围岩-支护相互作用全过程解析[J]. 岩土力学, 2012, 33(4): 961-970.
- HOU Gong-yu, LI Jing-jing. Analysis of complete process of interaction of surrounding rock and support under elastoplastic deformation condition [J]. Rock and Soil Mechanics, 2012, 33 (4): 961-970.
- [18] 尹 琪,胡红萍,白艳萍,等. 基于改进的 SAPSO 优化支持向量机的太原市空气质量评价[J]. 数学的实践与认识, 2017, 47 (21): 215-222.
- YIN Qi, HU Hong-ping, BAI Yan-ping, et al. Air quality assessment of Taiyuan city based on support vector machine optimized by improved SAPSO [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2017, 47 (21): 215-222.
- [19] 叶国敏,肖文波,章文龙. 粒子群组合算法跟踪局部遮荫下光伏 GMPPT 研究[J]. 控制工程, 2022, 29(5): 910-917.
- YE Guo-min, XIAO Wen-bo, ZHANG Wen-long. Research on PSO combined algorithm for tracking photovoltaic GMPPT under partial shading [J]. Control Engineering of China, 2022, 29 (5): 910-917.
- [20] 朱梦琦,朱合华,王 昕,等. 基于集成 CART 算法的 TBM 掘进参数与围岩等级预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39 (9): 1860-1871.
- ZHU Meng-qi, ZHU He-hua, WANG Xin, et al. Study on CART-based ensemble learning algorithms for predicting TBM tunneling parameters and classing surrounding rock-masses [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39 (9): 1860-1871.