DOI:10.14048/j.issn.1671-2579.2025.05.005 文章编号:1671-2579(2025)05-0046-07

基于PSO-灰色BPNN模型的路面使用性能预测研究

李雪连,黄妍,李雄

(长沙理工大学 交通学院,湖南 长沙 410114)

摘要:为最大程度优化路面养护决策,解决现有沥青路面性能预测模型精度低和历史检测数据匮乏的问题,该文基于网级管理,提出一种结合粒子群优化算法(PSO)、灰色模型(GM)与反向传播神经网络(BPNN)的路面使用性能预测组合模型,并将该模型与传统常用的路面性能预测模型GM(1,1)模型、支持向量回归(SVR)模型、BPNN模型和PSO-BPNN模型进行对比,采用平均绝对值误差(E_{MAE})、均方根误差(E_{RMSE})和平均绝对百分比误差(E_{MAPE})评价各模型的预测精度,以及采用决定系数(R^2)评估PSO-灰色BPNN模型的拟合效果。结果表明:采用PSO算法优化BPNN模型参数,并结合GM模型的数据生成能力,PSO-灰色BPNN组合模型的精度得到了显著提高;基于14条高速公路路面性能数据,验证了模型预测值与现场实测值具有较高的吻合度,I_{PCI}指标的E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}降至1.721 8、2.296 8和1.897 1,I_{SRI}指标的R^2最高可达0.919;与其他4个模型相比,组合模型对I_{PCI}、I_{RQI}、I_{RDI}和I_{SRI}的预测误差结果均最小,充分凸显了该模型的优越性。该文提出的PSO-灰色BPNN组合模型的预测准确性更高,预测结果更符合实际,可为网级路面性能预测提供精准可靠的技术支撑。

关键词:道路工程;路面使用性能;粒子群优化;BP神经网络;灰色理论

中图分类号:U416.217 **文献标志码:**A

Pavement Performance Prediction Based on Integrated Particle Swarm Optimization-Gray Back Propagation Neural Network Model

LI Xuelian, HUANG Yan, LI Xiong

(School of Transportation, Changsha University of Science & Technology, Changsha, Hunan 410114, China)

Abstract: The existing performance prediction model of asphalt pavements is limited by low accuracy and a lack of historical measured data. To address this issue and maximally optimize the pavement maintenance decision, a pavement performance prediction model integrating particle swarm optimization (PSO), gray model (GM), and back propagation neural network (BPNN) was proposed based on network management. Meanwhile, the model was compared with the GM(1,1) model, support vector regression (SVR) model, BPNN model, and PSO-BPNN model. Then, the prediction accuracy of the models was evaluated by the mean absolute error (E_{MAE}), the root mean square error (E_{RMSE}), and the mean absolute percentage error (E_{MAPE}). The fitting results of the PSO-gray BPNN model were assessed by the R-squared (R^2). The results indicate that by optimizing the BPNN model with the PSO algorithm and the GM model, the accuracy of the PSO-gray BPNN model is significantly improved. Based on the performance data of 14 expressways in Hubei Province, a high correlation between the predicted values of the model and the measured data is found. For the I_{PCI} index, the value of E_{MAE}, E_{RMSE}, and E_{MAPE} is reduced to 1.721 8, 2.296 8, and 1.897 1, respectively. The value of R^2 could be up to 0.919. Compared to the other four models, the PSO-gray BPNN model has the smallest values of prediction error for I_{PCI}, I_{RQI}, I_{RDI}, and I_{SRI}, fully showing the superiority of the model. With higher prediction accuracy, the proposed PSO-gray BPNN model has prediction results more consistent with the actual situation, providing an accurate

收稿日期:2025-05-30 **修回日期:**2025-07-01

基金项目:国家自然科学基金资助项目(编号:52178412);湖南省自然科学基金资助项目(编号:2025JJ50298)

作者简介:李雪连,女,博士,教授. E-mail:lixuelian@csust.edu.cn

and reliable technical support for the prediction of pavement performance at the network level.

Keywords: road engineering; pavement performance; particle swarm optimization; back propagation neural network; gray theory

0　引言

目前，中国公路事业正逐步从建养并重转向以养为主的新阶段。路面使用性能预测是道路管养部门开展养护工作的基础，也是实施下一阶段养护任务的依据。准确预测路面使用性能的衰变规律，有助于确定路面最佳养护时机，科学分析养护需求，构建高效养护决策体系，实现经济效益最大化。

国内外学者基于不同理论提出了概率型、确定型、动态型、机器学习模型和组合模型五大类路面使用性能预测模型[1-2]。概率型模型基于路面使用性能衰减速度的不确定性，对性能指标的分布状况进行预估，其具有较强的客观性，但模型预测结果不够直观[3]。确定型模型能准确反映性能指标的变化实质，但计算复杂且工作量大，导致应用范围有限[4-5]。动态型模型通过分析路面使用性能指标随时间参数的变化规律，揭示性能的动态演化机制，短期预测具有较高的准确性，但长期预测效果较差[6]。机器学习模型通过构建数学算法，以复杂的线性或非线性组合方法预测路面使用性能衰变规律[7]，能处理大量数据，具有强自适应、自学习和泛化能力等优点，但对数据依赖性强、模型可解释性差且易陷入过度拟合[8]。组合模型是在遵循合理的组合原则下，对多种单一模型取长补短组合而成，通常能够更好地挖掘路面使用性能数据之间的关联性，预测结果更为可靠与准确[9]。贺得荣[10]构建了神经网络（Back Propagation Neural Network，BPNN）模型、马尔科夫模型以及二者的组合模型，并对比了3个模型的预测精度，发现组合预测模型的精度优于单一预测模型；乔建刚等[11]采用粒子群算法（Particle Swarm Optimization，PSO）优化长短时记忆网络（Long Short Term Memory，LSTM）模型，并对其实际效果进行验证，发现PSO-LSTM组合模型的预测精度和可靠度得到明显提高；Wang等[12]提出了一种基于灰色关联度分析和支持向量机回归（Support Vector Regression，SVR）的组合模型，数据验证后发现该模型的泛化性能和预测精度均得到提升；俞竞伟等[13]将灰色模型（Gray Model，GM）与BPNN模型相结合，并验证检测数据，发现组合模型在预测精度方面优于单一灰色模型，比原模型具有更高的精确性和泛化能力。尽管目前的组合模型在性能上有所增强，但普遍存在路面历史检测数据不足且模型精度不够的问题[14]。

为此，本文基于网级管理，即针对一个地区的公路网（为养护管理部门进行决策时提供相应对策）[15]，选取能够较好预测路面性能衰变规律的BPNN模型，采用PSO算法提高BPNN模型精度[16]，并结合GM模型生成短期高精度的补充数据，提出PSO-灰色BPNN组合预测模型；再基于湖北省14条高速公路2017—2024年间的沥青路面性能检测数据，进行建模与路面性能预测；并与传统常用于路面性能预测的GM(1,1)模型、SVR模型、BPNN模型和PSO-BPNN模型进行对比分析，验证模型的优越性。

1　模型原理

1.1　GM模型

GM模型基于灰色理论，认为复杂系统之间始终是相互关联的，可用于解决原始数据少、信息量匮乏的问题[4]。路面使用性能预测常以经典GM(1,1)灰色模型为基础进行计算。

1.2　BPNN模型

BPNN模型是一类基于误差反向传播算法的多层前反馈神经网络，主要由数据信号的正向传播、计算误差的反向传播和权重与阈值的更新迭代三部分组成[17]。

1.3　PSO算法

PSO算法是一种受鸟群觅食启发而得的群体智能算法，通过群体中的个体行动与资源共享来寻找问题最优解[11]。即通过结合个体最优解和全局最优解，使粒子群不断更新自身位置和速度，从而解决最优化问题。与BPNN模型内部算法相比，PSO算法收敛速度更快，更简单易行。

2　PSO-灰色BPNN组合预测模型与评价指标

2.1　预测模型

目前，高速公路管养部门数据有限，不利于模型搭建与训练，将影响长期性能预测精度。此外，不同

大小的权重和阈值会使BPNN模型的预测精度产生较大波动，需靠一定的群体智能算法来优化BPNN模型的权重和阈值。GM模型可生成短期高精度的预测数据，为BPNN模型有效补充了数据样本，加强了模型学习效果；而PSO算法则可优化选取BPNN模型的权重和阈值，加速模型迭代收敛，提高预测精度。因此，本文基于网级管理，将PSO算法与GM模型及BPNN模型相结合，构建组合预测模型。具体流程为：对于路面性能评价指标，先通过GM模型计算生成灰色补充数据；再和原始数据一起组成训练集，输入BPNN模型；然后，采用PSO算法对BPNN模型进行全局优化，进一步强化模型的精度、鲁棒性和泛化能力。具体计算流程如图1所示。

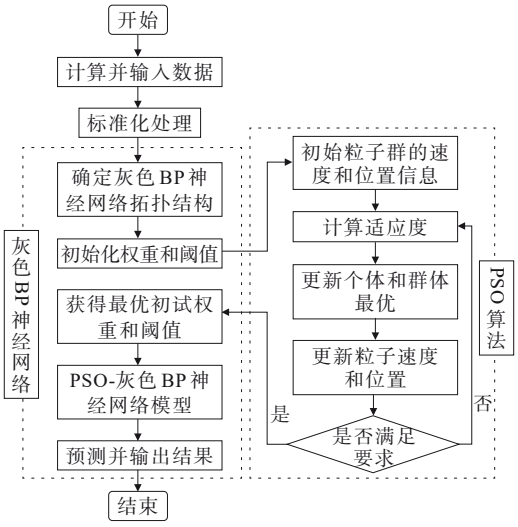

图1 PSO-灰色BPNN组合模型计算流程图

Figure 1 Flowchart of integrated PSO-gray BPNN model

其中，根据中国现行《公路技术状况评定标准》(JTG 5210—2018)[18]，高速公路路面性能评价指标包括路面损坏状况指数(Pavement Surface Condition Index，I_{PCI})、路面车辙深度指数(Pavement Rutting Depth Index，I_{RDI})、路面行驶质量指数(Pavement Riding Quality Index，I_{RQI})、路面跳车指数(Pavement Bumping Index，I_{PBI})、路面磨耗指数(Pavement Surface Wearing Index，I_{PWI})、路面抗滑性能指数(Pavement Skidding Resistance Index，I_{SRI})和路面结构强度指数(Pavement Structure Stength Index，I_{PSSI})。I_{PBI}表征路面竖向跳车的严重程度，在14条高速公路中，数据变化不明显；I_{PWI}和I_{SRI}均为路面抗滑指标，但I_{SRI}可进行自动化检测，故应用更为普遍；I_{PSSI}是单独抽检指标，不参与路面性能综合评价。因此，本文选取I_{PCI}、I_{RDI}、I_{RQI}和I_{SRI}四项指标进行后续预测分析。

2.2 性能评价指标

为准确评估及比较模型在路面使用性能方面的预测精度，本文以平均绝对值误差(Mean Absolute Error，E_{MAE})、均方根误差(Root-Mean-Square Error，E_{RMSE})、平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error，E_{MAPE})和决定系数(R-Square，R^2)作为评价指标[19]。其中，E_{MAE}、E_{RMSE}及E_{MAPE}值越小，模型预测精度越高；R^2值越接近1，模型拟合效果越好。计算公式见式(1)～(4)。

$$E_{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{1}$$

$$E_{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{2}$$

$$E_{MAPE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right|\times 100\% \tag{3}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\bar{y}\right)^2} \tag{4}$$

式中：n为样本数量；y_i为第i个样本的实测值；$\hat{y}_i$为第i个样本的预测值；$\bar{y}$为实测值的平均值。

3 实例分析

本文以湖北省14条高速公路在2017—2024年的路面性能检测数据为基础，进行PSO-灰色BPNN组合预测模型的建模与路面性能预测。

3.1 数据处理

3.1.1 灰色数据生成

GM模型生成灰色数据是通过对原始检测数据进行累加求和，弱化原始数据的随机性和波动性，得到符合原始数据变化趋势规律性的数据序列。此外，通过控制误差指标，可尽量避免对BPNN模型的过拟合或模型误导[20]。

本文以2017—2023年的I_{PCI}为初始数据，以时间为自变量，得到初始离散数列，并求和得到新序列。再求得白化微分方程参数，进而计算得到I_{PCI}的补充灰色特征数据样本，作为BPNN模型的训练数据之一。此外，为确定补充数据样本的合理性，对其进行后验误差比c和小误差概率p检验。部分路段的I_{PCI}补充数据样本及检验结果如表1所示。

后验误差比c越小，误差离散性越小；小误差概率p越大，表明误差小的概率越大。当后验误差比c

表1　部分路段I_{PCI}补充灰色特征数据样本及检验结果

Table 1　Complementary gray characterization data of I_{PCI} and examined results

路段编号	以下年份I_{PCI}补充灰色特征数据样本						检验结果	
	2018	2019	2020	2021	2022	2023	c	p
1	93.9	93.3	92.8	92.2	91.6	91.1	0.40	1.00
2	94.2	93.4	92.7	91.9	91.2	90.4	0.36	1.00
3	94.7	93.6	92.5	91.5	90.5	89.5	0.32	1.00
4	97.0	95.8	94.6	93.4	92.3	91.2	0.40	0.86
5	95.6	94.8	94.0	93.2	92.4	91.6	0.63	0.71
6	96.3	95.2	94.1	93.0	91.9	90.8	0.47	0.86
7	96.0	94.9	93.8	92.7	91.6	90.5	0.53	0.86
8	96.7	95.3	94.0	92.7	91.4	90.2	0.46	1.00
9	98.6	96.3	94.0	91.8	89.7	87.6	0.29	1.00
10	97.1	95.5	94.0	92.5	91.0	89.5	0.38	0.86

小于0.65，小误差概率p大于0.7时，检验合格[21]。由表1可知：GM模型生成数据检验结果均合格，验证了补充灰色数据样本的合理性。

3.1.2　数据集生成

基于2017—2023年路面使用性能检测数据，构建特征数据样本，并根据文献[22]得出的重要性排序，将特征重要度最高的破损率纳入考虑范围中，增强数据集质量。同时，为强化各路段间的性能指标差异性，提高模型预测精度，将聚类分析结果加入数据集中。模型部分输入数据如表2所示。

表2　BPNN模型部分I_{PCI}训练和测试数据

Table 2　Training and testing data of I_{PCI} for the BPNN model

路段编号	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	y
1	94.6	94.7	0.09	0.08	2019	93.9	92.8
	94.7	92.8	0.08	0.17	2020	93.3	92.1
	92.8	92.1	0.17	0.21	2021	92.8	92.6
	92.1	92.6	0.21	0.18	2022	92.2	92.0
	92.6	92.0	0.18	0.22	2023	91.6	89.3
	92.0	89.3	0.22	0.44	2024	91.1	91.9
2	94.8	94.7	0.08	0.08	2019	94.2	94.4
	94.7	94.4	0.08	0.09	2020	93.4	91.2
	94.4	91.2	0.09	0.27	2021	92.7	90.4
	91.2	90.4	0.27	0.34	2022	91.9	92.1
	90.4	92.1	0.34	0.21	2023	91.2	91.3
	92.1	91.3	0.21	0.26	2024	90.4	89.4

注：x_1为前两年的I_{PCI}指标；x_2为前一年的I_{PCI}指标；x_3为前两年的破损率；x_4为前一年的破损率；x_5为未来一年的预测年份；x_6为前一年的灰色模型预测值；y为未来一年的I_{PCI}指标。

3.2　路面使用性能预测

利用PSO-灰色BPNN模型，预测所有路段的I_{PCI}指标。在BPNN模型中，设置输入层为6，输出层为1，隐藏层为1，即可实现以任意精度逼近任意函数[23]，隐藏层单元数根据式(5)确定为7。

$$l=\sqrt{m+n}+a \tag{5}$$

式中：l为隐藏层单元数；m为输入变量个数；n为输出变量个数；a为[1,10]的常数，通过五折交叉验证及试错法共同确定。

对输入数据进行归一化处理后，再输入BPNN模型，采用PSO优化算法进行参数寻优，以E_{MAE}最小化为结果导向，通过网格搜索法确定参数。其中，粒子群规模设置为30，最大迭代数设置为200，c_1=1.7，c_2=1.7，ω=0.8，算法优化过程中的适应度变化如图2所示。

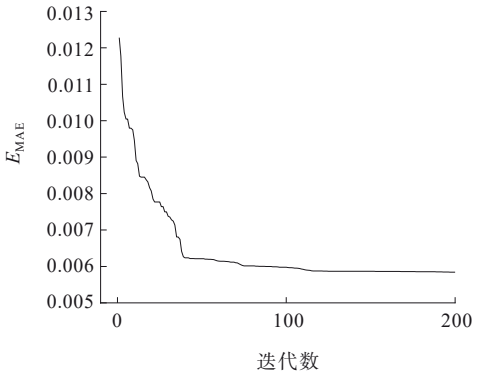

图2　PSO优化算法适应度变化曲线

Figure 2　Fitness change curve of PSO algorithm

由图2可知：随着算法的迭代更新，适应度曲线逐渐下降，当迭代数达到100后，曲线趋于稳定。在迭代过程中，曲线出现波动是因为粒子在搜索过程中出现了局部极值。不过，随着粒子群的不断更新移动，粒子能够逐步跳出当前的局部极值区域，继续向更优解的方向搜索，从而获得最优的权重和阈值。

基于最优化后的权重和阈值，采用BPNN模型对所有路段2024年的I_{PCI}、I_{RQI}、I_{RDI}和I_{SRI}指标进行预测，预测结果见图3虚线。为方便比较，将实测值也绘制于图3。

由图3可知：预测值与现场实测值吻合度较高，偏差较小，说明模型能够较好地反映实际I_{PCI}、I_{RQI}、I_{RDI}和I_{SRI}指标的变化趋势。其中，存在个别路段误差较大的情况，主要原因是现场进行了维修养护，模型难以捕捉到人为因素的影响。

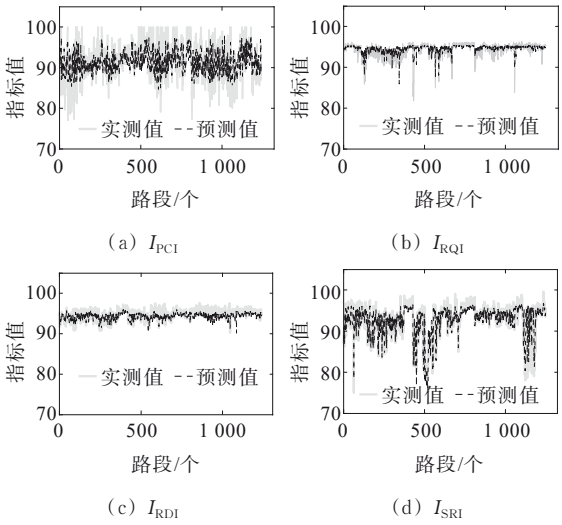

图3 BPNN模型所有路段预测结果对比图

Figure 3 Prediction result comparison of all BPNN model sections

3.3 模型预测效果对比分析

为验证PSO-灰色BPNN组合模型预测的可靠性,将其与传统常用的路面性能预测模型GM(1,1)模型、SVR模型、BPNN模型及PSO-BPNN模型进行对比。采用E_{MAE}、E_{RMSE}及E_{MAPE}来评价5个模型的预测精度,具体误差分析结果如表3所示。同时,采用R^2来评估PSO-灰色BPNN模型的拟合效果,具体结果如表4所示。

由表3可知:在预测I_{PCI}、I_{RQI}、I_{RDI}和I_{SRI}指标时,不同模型的预测精度间存在显著差异。E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}值越大,模型预测精度越差。对于I_{PCI}指标,GM(1,1)模型的E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}值达到3.693 1、4.983 2和4.047 7,其预测精度较差。而SVR模型通过该函数在低维空间进行计算,并将结果映射到高维空间上,使得其预测性能有所提升,E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}值分别降至2.504 1、3.362 8和2.710 0。与GM(1,1)模型相比,BPNN模型具有良好的自学习和自反馈调节能力,使得其预测误差E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}值分别降至3.160 7、4.062 1和3.378 8。但阈值和权重是随机选取的,导致其预测精度不如SVR模型。在经过PSO算法的优化后,PSO-BPNN模型的预测性能有所增强,预测误差降至2.932 2、3.793 0和3.250 3。值得注意的是:PSO-灰色BPNN组合模型的预测精度最优,其E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}值进一步降至1.721 8、2.296 8和1.897 1。无论是与GM(1,1)模型或SVR模型,还是和BPNN模型或PSO-BPNN模型这两个组合子模型对比,该组合模型都具有更高的预测精度和更好的稳定性。同样,对于I_{RQI}、I_{RDI}和I_{SRI}指标,PSO-灰色BPNN组合模型也具有明显的优势,这充分凸显了模型的优越性。

可见,PSO算法的引入显著提升了BPNN模型的全局搜索能力和收敛效率。相比BPNN模型,PSO-BPNN模型的I_{PCI}指标,其E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}值从3.160 7、4.062 1和3.378 8下降到2.932 2、3.793 0和3.250 3。同时,通过引入GM模型,PSO-灰色BPNN模型对原始路面使用性能数据的特征提取能力得到显著增强。与PSO-BPNN模型相比,其对I_{PCI}指标的预测误差进一步降低,E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}值分别降低至1.721 8、2.296 8和1.897 1。此外,BPNN模型自身具有反馈调节机制,能够通过不断调整网络参数逐步逼近最优解,故PSO-灰色BPNN组合模型在I_{RQI}、I_{RDI}和I_{SRI}性能指标的预测上也有很好的适应性和较高的精度。

由表4可知:PSO-灰色BPNN组合模型对I_{PCI}、I_{RQI}、I_{RDI}和I_{SRI}指标的拟合效果呈现较大差异。R^2值越接近1,模型拟合效果越好。其中,I_{SRI}指标的R^2值最高,训练集和测试集分别为0.919和0.911,表明其实测值与预测值能很好地拟合,反映出I_{SRI}指标数据

表3 模型E_{MAE}、E_{RMSE}及E_{MAPE}结果

Table 3 E_{MAE}, E_{RMSE}, and E_{MAPE} results for models

模型	E_{MAE}				E_{RMSE}				E_{MAPE}			
	I_{PCI}	I_{RQI}	I_{RDI}	I_{SRI}	I_{PCI}	I_{RQI}	I_{RDI}	I_{SRI}	I_{PCI}	I_{RQI}	I_{RDI}	I_{SRI}
GM模型	3.693 1	0.720 4	1.379 1	2.256 7	4.983 2	1.312 9	1.782 5	3.727 6	4.047 7	0.776 6	1.457 6	2.490 5
SVR模型	2.504 1	2.202 8	0.878 7	1.343 9	3.362 8	2.424 7	1.093 4	1.716 7	2.710 0	2.330 0	0.920 0	1.450 0
BPNN模型	3.160 7	2.742 8	1.311 0	3.760 8	4.062 1	3.030 8	1.650 5	4.632 2	3.378 8	2.904 0	1.375 0	4.084 8
PSO-BPNN模型	2.932 2	0.829 4	0.767 5	1.786 3	3.793 0	1.275 9	1.129 5	2.465 7	3.250 3	0.891 9	0.811 2	1.942 9
PSO-灰色BPNN模型	1.721 8	0.659 2	0.696 7	1.322 1	2.296 8	1.041 9	1.003 5	1.840 6	1.897 1	0.707 9	0.735 7	1.438 4

表4　PSO-灰色BPNN模型R^2结果

Table 4　R^2 results for PSO-gray BPNN model

路面性能评价指标	R^2	
	训练集	测试集
I_{PCI}	0.756	0.750
I_{RQI}	0.698	0.674
I_{RDI}	0.584	0.575
I_{SRI}	0.919	0.911

相对稳定、规律性明显。I_{PCI}、I_{RQI}指标的R^2值适中，其实测值与预测值的拟合表现较好。I_{RDI}指标的R^2值最低，训练集和测试集分别为0.584和0.575，拟合效果不理想，这与路面病害受多种复杂因素影响，数据波动性较大有关。整体而言，PSO-灰色BPNN组合模型在拟合效果上仍可进一步改进。

4　结论

本文基于湖北省14条高速公路在2017—2024年的检测数据，提出了一种融合PSO优化算法、GM模型与BPNN模型的PSO-灰色BPNN组合模型。其中，PSO算法用于优化BPNN模型，避免过度拟合；GM模型用于补充数据，优化训练效果。此外，还将该组合模型的预测结果与GM(1,1)模型、SVR模型、BPNN模型及PSO-BPNN模型进行对比，验证了组合模型的可靠性。主要结论如下：

(1) 利用PSO算法优化BPNN模型的权重和阈值，并结合GM模型生成补充数据，构建了PSO-灰色BPNN组合预测模型，有效提高了模型预测精度且克服了路面历史检测数据不足的问题。

(2) 基于14条高速公路路面性能数据，对PSO-灰色BPNN组合模型的精度和可靠性进行验证，该模型的预测值与实测值吻合度较高，I_{PCI}指标的E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}降至1.721 8、2.296 8和1.897 1，I_{SRI}指标的R^2最高可达0.919，故可准确预测路面性能。

(3) 通过与传统常用的路面性能预测模型GM(1,1)模型、SVR模型、BPNN模型及PSO-BPNN模型进行对比，由I_{PCI}、I_{RQI}、I_{RDI}和I_{SRI}的误差结果可知，PSO-灰色BPNN组合模型的E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}均最小，凸显了该模型的优越性。

本文所提出的PSO-灰色BPNN模型虽然在E_{MAE}、E_{RMSE}和E_{MAPE}预测方面精度较高，但部分性能指标R^2值较小，仅采用湖北省14条高速公路的数据验证模型有效性、模型鲁棒性及泛化能力有限，还需更多地区的样本数据加以验证。

参考文献：

References：

[1] 刘海斌.基于EMD-SVM-LSTM组合的桥梁变形响应预测模型研究[J].公路,2025,70(3):204-210.
LIU Haibin. Research on prediction model of bridge deformation response based on EMD-SVM-LSTM combination[J].Highway,2025,70(3):204-210.

[2] 敬超,张金喜.沥青路面性能预测研究综述[J].中外公路,2017,37(5):31-35.
JING Chao,ZHANG Jinxi.Summary of asphalt pavement performance prediction research[J]. Journal of China & Foreign Highway,2017,37(5):31-35.

[3] 苏卫国,吴启槟,王景霄.基于GM(1,1)+BP神经网络组合模型的路用性能预测研究[J].昆明理工大学学报(自然科学版),2022,47(1):147-155.
SU Weiguo, WU Qibin, WANG Jingxiao. Road performance prediction based on GM(1, 1) +BP neural network combined model[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Sciences), 2022,47(1):147-155.

[4] ULLIDTZ P. Mathematical model of pavement performance under moving wheel load[C]// Thousand Oaks, California：Transportation Research Record,2006.

[5] 周鹏飞,温胜强,康海贵.基于马尔可夫链与神经网络组合的路面使用性能预测[J].重庆交通大学学报(自然科学版),2012,31(5):997-1001.
ZHOU Pengfei, WEN Shengqiang, KANG Haigui. Pavement performance combining forecasting based on BP neural network and Markov model[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science),2012,31(5):997-1001.

[6] 武建民,刘大彬,李福聪,等.基于时间序列分析法的沥青路面使用性能预测[J].长安大学学报(自然科学版),2015,35(3):1-7.
WU Jianmin, LIU Dabin, LI Fucong, et al. Performance prediction of asphalt pavement maintenance based on time series analysis[J].Journal of Chang'an University (Natural Science Edition),2015,35(3):1-7.

[7] 郭蕾,蔡育宏,张俊,等.基于频率响应与图像特征提取的动车组变压器绕组状态诊断方法研究[J].铁道学报,2024,46(4):47-56.
GUO Lei, CAI Yuhong, ZHANG Jun, et al. Research on diagnosis method for state of transformer winding of trainset based on frequency response and image feature extraction[J]. Journal of the China Railway Society, 2024, 46(4):47-56.

[8] 曹雪娟,李小宇,吴博文,等.基于PCA-GA-LSSVMR的高速公路沥青路面行驶质量预测[J].重庆交通大学学报(自然科学版),2023,42(5):35-43.
CAO Xuejuan,LI Xiaoyu,WU Bowen,et al.Driving quality prediction of highway asphalt pavement based on PCA-GA-LSSVMR[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science),2023,42(5):35-43.

[9] KARBALLAEEZADEH N, MOHAMMADZADEH S D, SHAMSHIRBAND S, et al. Prediction of remaining service life of pavement using an optimized support vector machine (case study of Semnan – Firuzkuh road) [J]. Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics,2019,13(1):188-198.

[10] 贺得荣.基于组合预测模型对公路沥青路面使用性能预测的研究[J].公路工程,2015,40(6):264-270.
HE Derong. Study on asphalt pavement performance prediction research based on the combination forecast model[J].Highway Engineering,2015,40(6):264-270.

[11] 乔建刚,范颖蓉,王彦萍,等.基于PSO-LSTM模型的沥青路面PCI值预测研究[J].公路,2025,70(4):52-59.
QIAO Jiangang, FAN Yingrong, WANG Yanping, et al. Research on road PCI value prediction based on PSO-LSTM model[J].Highway,2025,70(4):52-59.

[12] WANG X C, ZHAO J, LI Q Q, et al. A hybrid model for prediction in asphalt pavement performance based on support vector machine and grey relation analysis[J]. Journal of Advanced Transportation, 2020, 2020(1): 7534970.

[13] 俞竞伟,傅睿,李雄威,等.基于混合神经网络(GANN)的沥青路面使用性能预测模型[J].桂林理工大学学报,2016,36(3):521-525.
YU Jingwei, FU Rui, LI Xiongwei, et al. Asphalt pavement performance prediction model based on hybrid artificial neural network[J]. Journal of Guilin University of Technology,2016,36(3):521-525.

[14] 刘媛媛,司君岭,郑好,等.基于不确定性量化理论的寒区道路服役性能预测及评价研究[J].中外公路,2025,45(1):60-66.
LIU Yuanyuan, SI Junling, ZHENG Hao, et al. Prediction and evaluation of road service performance in cold regions based on uncertainty quantification theory[J]. Journal of China & Foreign Highway,2025,45(1):60-66.

[15] 黄晓明.路基路面工程[M].7版.北京:人民交通出版社股份有限公司,2023.
HUANG Xiaoming. Road subgrade and pavement engineering[M]. 7th ed. Beijing: China Communications Press Co.,Ltd.,2023.

[16] 崔峰,王汉封,舒卓乐.基于PSO-BP神经网络的隧道内气动压力幅值预测[J].中南大学学报(自然科学版),2023,54(9):3752-3761.
CUI Feng, WANG Hanfeng, SHU Zhuole. Prediction of aerodynamic pressure amplitude in tunnel based on PSO-BP neural network[J].Journal of Central South University (Science and Technology),2023,54(9):3752-3761.

[17] 姚勇,闫宇,孙博文,等.基于DE-BP神经网络的混凝土箱梁热学参数反分析[J].中外公路,2025,45(3):112-120.
YAO Yong, YAN Yu, SUN Bowen, et al. Inverse analysis of thermal parameters of concrete box girder based on DE-BP neural network[J]. Journal of China & Foreign Highway,2025,45(3):112-120.

[18] 交通运输部公路科学研究院.公路技术状况评定标准:JTG 5210—2018[S].北京:人民交通出版社股份有限公司,2018.
Research Institute of Highway Ministry of Transport. Highway performance assessment standards: JTG 5210—2018[S]. Beijing: China Communications Press Co., Ltd., 2018.

[19] 张安顺.基于LSTM+Transformer的冻融循环作用下路基土永久变形预估模型[J].中外公路,2025,45(1):67-72.
ZHANG Anshun. Permanent deformation prediction model of subgrade soil under freeze-thaw cycles based on LSTM and transformer[J]. Journal of China & Foreign Highway,2025,45(1):67-72.

[20] 蒋玮,许庆正,单金焕,等.基于熵值赋权灰色马尔可夫法的沥青路面使用性能预测[J].中国科技论文,2022,17(6):595-601.
JIANG Wei, XU Qingzheng, SHAN Jinhuan, et al. Prediction of asphalt pavement performance based on entropy weighted grey Markov method[J]. China Sciencepaper,2022,17(6):595-601.

[21] 熊远南.基于改进灰色–多元回归组合预测模型的燃煤电厂智慧水务研究[J].化工进展,2020,39(增刊2):393-400.
XIONG Yuannan. Smart water affair of coal-fired power plant based on improved combination prediction model of grey system and regression analysis[J]. Chemical Industry and Engineering Progress,2020,39(sup 2):393-400.

[22] 裴莉莉.基于多源感知数据的沥青路面服役性能演变预测方法研究[D].西安:长安大学,2023.
PEI Lili. Study on prediction method of asphalt pavement service performance evevolution based on multi-source [D].Xi'an:Chang'an University,2023.

[23] 闫鹏程,尚松行,张超银,等.改进BP神经网络算法对煤矿水源的分类研究[J].光谱学与光谱分析,2021,41(7):2288-2293.
YAN Pengcheng, SHANG Songhang ZHANG Chaoyin, et al. Classification of coal mine water sources by improved BP neural network algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2021,41(7):2288-2293.