

基于BP神经网络的全断面岩石隧道掘进机 刀具系统故障预测研究

周鹏^{1,2}, 孙晓繁¹, 白晓天¹, 何恩光^{1,3}

(1. 沈阳建筑大学机械工程学院, 辽宁 沈阳 110168; 2. 沈阳建筑大学科学技术研究院, 辽宁 沈阳 110168;
3. 全断面掘进机国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110027)

摘要 目的 研究滚刀故障机理并实现对全断面岩石隧道掘进机(Tunnel Boring Machine, TBM)刀具系统的故障预测,分析滚刀故障对系统驱动端参数的影响,提高刀盘掘进效率。**方法** 基于Adams软件建立驱动系统动力学模型并进行仿真分析;提出并建立具有5-12-5形式网络结构的TBM刀具系统故障预测BP神经网络模型;利用MATLAB软件对不同磨损程度的滚刀状态预测进行建模仿真;采用GA-BP算法对该模型实现优化。**结果** 滚刀磨损加剧后,刀盘推力平均增加2.3%,驱动扭矩平均增加8.4%,刀盘转速减小12.2%,掘进速度平均下降4.7%;应用GA-BP算法的神经网络诊断模型的诊断误差曲线相对平稳,模型训练的均方误差为0.000 342 16。**结论** 驱动设备参数与滚刀故障之间存在对应关系,各特征参数均受到不同程度影响;基于GA-BP算法的神经网络预测模型诊断误差最小,训练过程仅需40次迭代便可达到网络性能要求,收敛速度显著提高,可用于检测TBM刀具系统在不同磨损程度下的状态类型。

关键词 TBM;动力学特性;神经网络;故障预测

中图分类号 TU265.8 文献标志码 A

Research on the Fault Prediction of Cutter System of Full Face Rock Tunnel Boring Machine Based on BP Neural Network

ZHOU Peng^{1,2}, SUN Xiaofan¹, BAI Xiaotian¹, HE Enguang^{1,3}

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; 2. Research Institute of Science and Technology, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; 3. State Key Laboratory of Full Face Rock Tunnel Boring Machine, Shenyang, China, 110027)

Abstract: This paper was proposed to study the mechanism of hob fault and realize the fault

收稿日期:2021-03-22

基金项目:国家自然科学基金项目(62173238)

作者简介:周鹏(1980—),男,副教授,博士,主要从事全断面硬岩掘进机刀具系统与破岩机理方面研究。

prediction of TBM tool system by analyzing the influence of hob fault on the driving parameters of the system to improve the driving efficiency of the cutter head. Based on Adams software, the dynamic model of the driving system was established and simulated. A BP neural network model for fault prediction of TBM tool system with 5-12-5 form network structure is proposed and established. MATLAB was used to model and simulate the state prediction of hob with different wear degrees. GA-BP algorithm is used to optimize the model. After the hob wear intensified, the thrust of the cutter increased by 2.3% on average, the driving torque increased by 8.4% on average, the rotating speed of the cutter decreased by 12.2%, and the driving speed decreased by 4.7% on average. The diagnostic error curve of the neural network model using Levenberg-Marquardt algorithm is relatively stable, and the mean square error of model training is 0.000 112 45. It is proved that there is a correspondence between the driving equipment parameters and the hob faults, and the characteristic parameters are affected to different degrees. The neural network prediction model based on GA-BP algorithm has the minimum diagnostic error, the training process only needs 40 iterations to meet the network performance requirements, and the convergence speed is significantly improved, which can be used to detect the state types of TBM tool system under different degrees of wear.

Key words: TBM; dynamic properties; neural network; fault prediction

全断面岩石隧道掘进机(Tunnel Boring Machine, TBM)是集机械、电子、液压、激光技术为一体的大型工厂化隧道施工作业系统,具有掘进速度快、施工工期短、作业环境好、益于生态环境、综合效益高等优点^[1]。但在TBM施工过程中,由于隧道工程作业环境恶劣,刀具系统自身结构复杂、高度集成,使得设备的故障发生率很高。其中,滚刀正常磨损占比TBM刀盘故障的80%,是导致掘进机刀具系统失效的主要原因。而且对这些故障进行排除存在一定的难度,目前对其故障排除主要依赖于停机后的人工检修^[2]。因此,如何提前预测故障是解决TBM刀具系统维护管理的首要问题。

针对TBM滚刀的磨损变形研究与故障检测国内外研究者均做出了许多研究。国外对于全断面掘进机的研究主要是关于施工性能进行检测。M. Satar^[3]提出了应用支持向量回归模型对全断面掘进机进行主驱动电机性能进行评估;M. Reza等^[4]利用模糊逻辑和多因素模糊的方法对全断面掘进机渗透性分类进行评价;J. Hassanpour等^[5]通过观察在特定地层中全断面掘进机机器性能的现场

数据,评价常见的TBM性能预测模型;但在施工过程中,他们仍然依靠全断面掘进机自身自带的检测系统和工作人员累积的经验监测设备的运行状态。国内有关TBM刀具系统的故障检测也积极进行大量研究。张天瑞等^[6]构建了基于面向服务架构(SOA)的TBM健康管理系统。宋鹏举等^[7]通过对TB880E型全断面掘进机的研究开发了一套“基于Delphi的全断面掘进机故障诊断专家系统”。蔡文程、辛书杰等^[8-9]也针对全断面掘进机的状态检测及故障诊断做了深入分析及研究,并提出了应用振动监测的方法进行分析,但并没有应用在实际监测中。基于上述分析,笔者利用Adams软件对TBM驱动系统进行动力学分析,寻找滚刀故障特征参数;利用MATLAB的数值分析功能建立神经网络诊断模型,从特征信号与故障类型一一映射角度模拟BP神经网络预测TBM刀具系统全过程,对掘进机刀具系统的实际故障检测研究具有重要参考价值。

1 滚刀故障机理分析

全断面掘进机掘进时,通过刀盘传递的

推力侵入岩体进行破岩,以掌子面中心为圆心做圆周运动,挤压掌子面。而在此过程中,滚刀的磨损形式会因不同的影响因素而产生不同的变化,依据其产生的磨损形态特征可将盘型滚刀的磨损分为正常磨损和非正常磨损两种磨损形式。

正常磨损是由于刀圈与掌子面发生滚动摩擦,随着破岩量的积累,刀圈直径均匀减小,当滚刀刀刃宽度超过规定的数值时,即认为该滚刀磨损失效,其刀位磨损标准如图1所示。

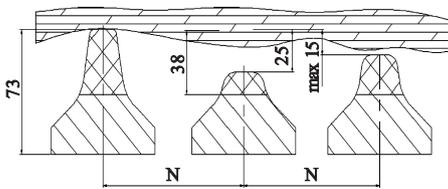


图1 滚刀磨损刀位图

Fig. 1 Cut-position map of hob wear

据实际工程数据统计,滚刀在破岩过程中刀圈发生正常磨损约占总磨损量的80%以上。而滚刀非正常磨损是指因其他原因造成滚刀产生不均匀磨损的情况,所产生的非正常磨损类型有刀圈偏磨、刀圈崩刃、刀圈移位或脱落、轴承损坏等^[10]。但相对于正常磨损,非正常磨损发生失效的概率极低,因此,笔者着重讨论由正常磨损导致的滚刀失效故障预测。

2 TBM 驱动系统动力特性分析

笔者以敞开式 TBM 的驱动系统为研究对象,综合考虑了各系统间的约束和接触方式,基于 Adams 软件建立驱动系统动力学模型并进行仿真分析。

2.1 刀盘驱动系统仿真

刀盘驱动系统是一个由刀盘、大齿圈及回转支承以及多组成套电动机、行星齿轮减速器和小齿轮等组成的复杂耦合非线性系统^[11]。下面基于不同连接体的刚度和阻尼建立动力学等效模型,利用 Adams 仿真软件对驱动系统进行动力学仿真,设置完成后的模型如图2所示。

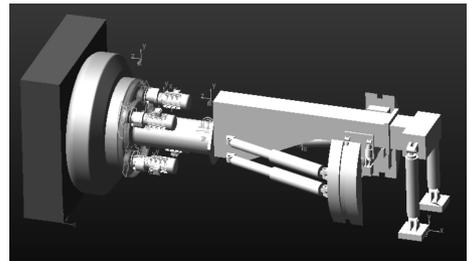
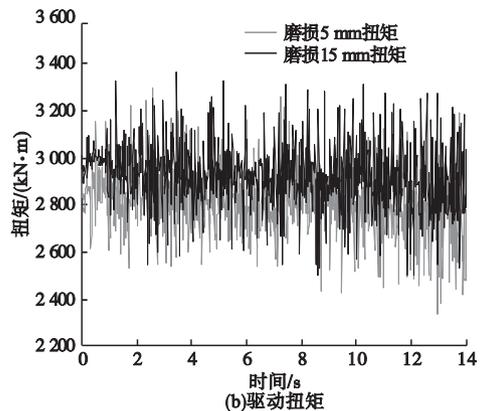
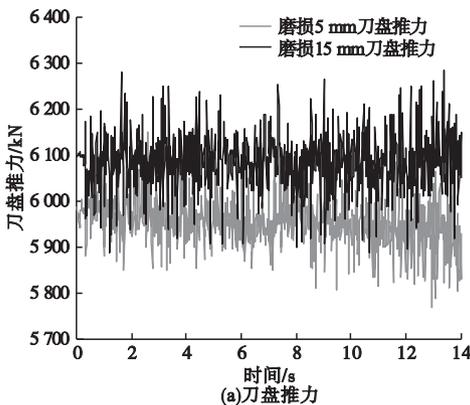


图2 施加约束后刀盘驱动系统本构模型

Fig. 2 Constitutive model of cutter head drive system with constraints

2.2 仿真分析

通过等效模型仿真分析,提取仿真 14s 的刀盘驱动参数数据,对受滚刀故障影响的驱动端特征参量的变化过程进行对比,如图3所示。



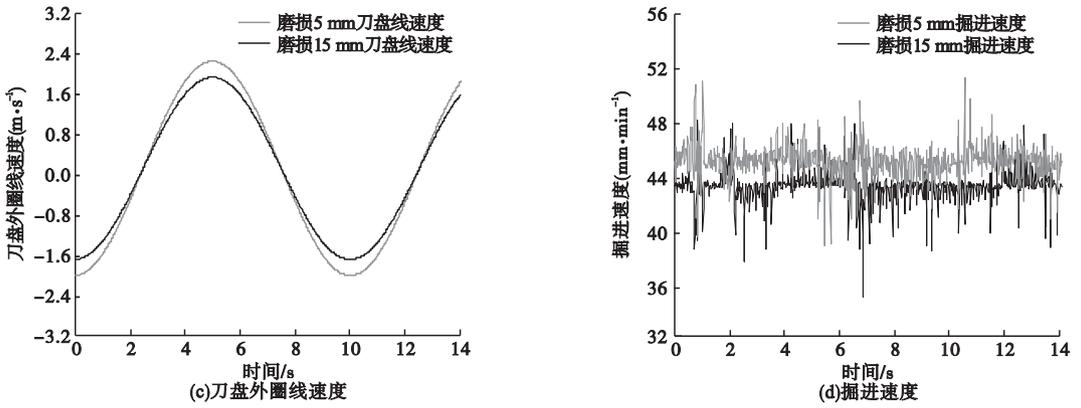


图3 不同滚刀磨损程度下掘进参数对比

Fig. 3 Comparison of tunneling parameters under different hob wear degrees

将滚刀磨损 5 mm 与 15 mm 时驱动系统各掘进参数进行对比,可以看出滚刀磨损程度加剧后,刀盘推力平均增加 2.3%,驱动扭矩平均增加 8.4%,刀盘转速减小 12.2%,整机掘进速度平均下降 4.7%。由图 3(a)、图 3(b)可知,0~15 s 时,设备处于初始启动阶段,驱动参数较大,刀盘的推力和扭矩总体呈先下降后稳定趋势,磨损前后刀盘推力平均相差 127.8 kN,扭矩平均相差 206.7 kN·m;由图 3(c)可知,刀盘绕 Z 轴旋转的线速度为 2.02 m/s,经公式 $V = 2\pi nr$ 推导,得出刀盘转速在 6 r/min 左右;由图 3(d)可知,TBM 的运行过程相对平稳、速度波动较小,整机掘进速度稳定在 39~48 mm/min。

根据动力学分析可知,驱动设备参数与滚刀故障之间存在映射关系,各特征参数均发生不同程度变化。

3 基于神经网络的刀具系统故障预测仿真

误差反向传播(Back Propagation, BP)神经网络是一种多层前向型神经网络,主要应用于模式识别与分类、数据压缩和函数逼近等方面^[12-13]。

3.1 模型建立

根据系统耦合关系确定故障特征参数,将影响程度较大的刀盘转速 V_p 、滚刀贯入度

H 、温度参数 T 、扭矩参数 T_N 和振动参数 $F(t)$ 作为神经网络输入量。

该输出层采用初期磨损、轻微磨损、中度磨损、严重磨损、剧烈磨损作为五个输出神经元,分别对应滚刀磨损量为 0~10 mm、10~15 mm、15~20 mm、20~25 mm、25 mm 以上,如表 1 所示。

表 1 故障分级

Table 1 The fault classification

输出编号	故障类型	磨损量/mm	输出向量
O ₁	初期磨损	0~10	[1 0 0 0 0]
O ₂	轻微磨损	10~15	[0 1 0 0 0]
O ₃	中度磨损	15~20	[0 0 1 0 0]
O ₄	严重磨损	20~25	[0 0 0 1 0]
O ₅	剧烈磨损	>25	[0 0 0 0 1]

综上所述,建立 BP 神经网络故障预测模型如图 4 所示。该网络结构为 5-12-5 型 BP 网络,选用梯度下降法作为模型中的 BP 算法。

3.2 模型训练与测试

通过已建立的 BP 神经网络进行故障预测,运行 MATLAB 程序实现刀具系统故障识别,BP 网络系统误差曲线如图 5 所示。

经过 782 次迭代后,训练结果误差为 0.000 997 91,期望误差为 0.001,可以看出,网络性能基本达到要求。训练后的 BP 神经网络即为 TBM 刀具系统故障识别网络。

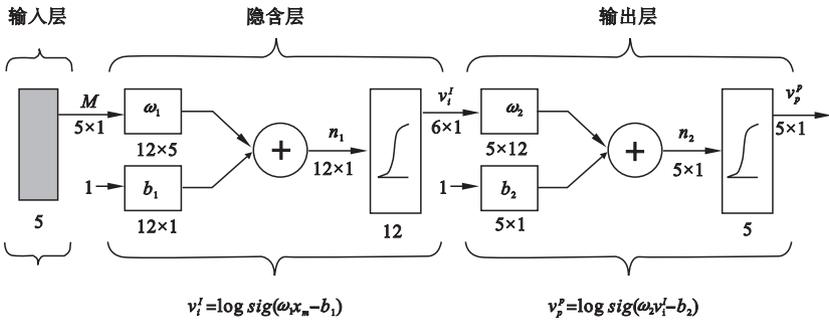


图 4 BP 神经网络结构

Fig. 4 The structure of BP neural network

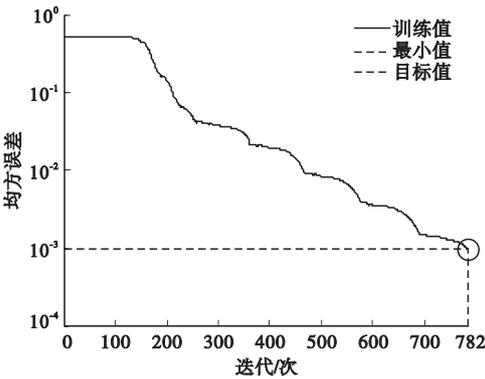


图 5 网络模型误差曲线

Fig. 5 Error curve of network model

但神经网络误差曲面是一个难以在三维空间进行表示的极复杂超曲面。因此,可将故障预测的网络模型进行简化,以仅有一个输入神经元的单层神经网络为例,绘制误差曲线如图 6 所示,可更直观观察误差函数收敛程度,并及时调整输出误差。

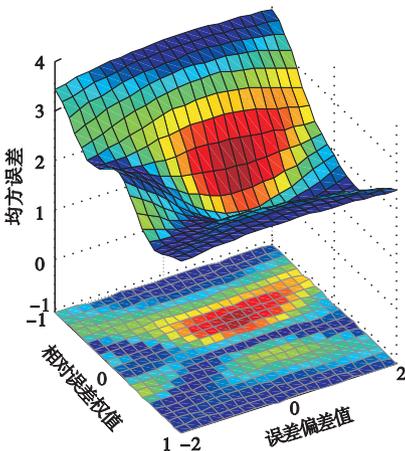


图 6 网络模型误差曲面

Fig. 6 Error surfaces of network models

经过训练发现,普通 BP 网络梯度下降法收敛速度慢、收敛次数过多,这是由于其学习速率选择不当导致的^[14]。因此应对原有的梯度下降算法进行优化,通过使学习速率不断变化,调整算法沿着误差性能曲面进行修正。

3.3 遗传算法优化 BP 网络

遗传算法是一类借鉴生物界自然选择和遗传学的随机优化算法,通过模拟一系列进化操作,搜索最优个体并得到问题的最优解^[15]。

在 GA-BP 中,神经网络的所有权值阈值均采用二进制编码构成种群中的个体,而后初始化生成若干组权值阈值构成初始种群。初始种群通过交叉变异不断淘汰适应度差的个体,最终获得最优个体^[16]。GA-BP 算法流程见图 7。

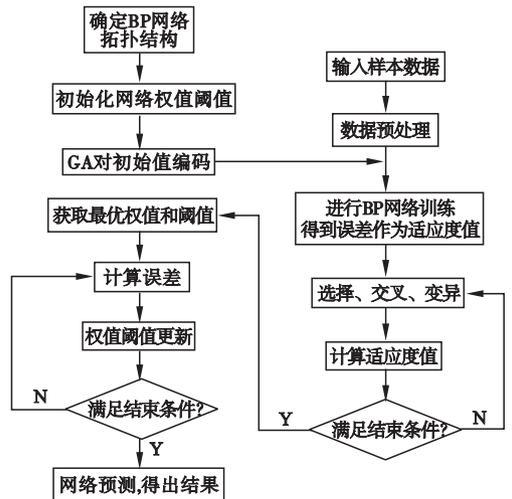


图 7 GA-BP 算法流程

Fig. 7 GA-BP algorithm flowchart

将遗传算法参数代入 MATLAB 主程序,运行 3.1 节中的神经网络故障预测模型, BP 网络训练输出如图 8 所示。对比 GA-BP 方法与传统四种优化方法的网络诊断结果,如图 9 所示。

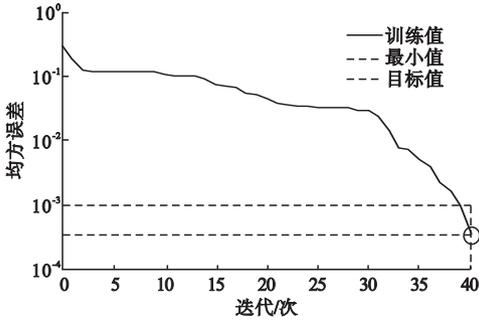


图 8 GA-BP 优化模型误差曲线

Fig. 8 Error curve of GA-BP optimization model

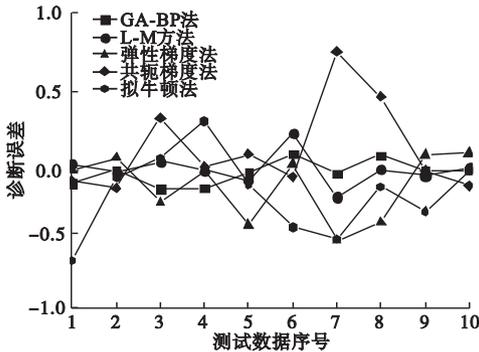


图 9 不同 BP 算法下网络诊断结果对比

Fig. 9 Comparison of network diagnosis results with different BP algorithms

由图 8 可看出,经 GA-BP 优化后,网络在 40 次迭代后达到了目标值,训练误差收敛于 0.000 342 16,与单独使用梯度下降法的 BP 神经网络相比,收敛速度减少 742 次。

从图 9 可知,GA-BP 算法的诊断误差曲线相对平稳,其诊断结果误差最小;L-M 算法的诊断误差相对较小,序号 6、7 诊断偏差略高;弹性梯度算法基本能够实现对所有故障识别,但与 GA-BP 算法相比,检测精确度有明显差距,诊断结果不够准确;而另两种算法的诊断误差曲线波动较大,无法实现序号 7 故障类型的精确识别,故而未能使故障预测系统达到最佳效果。

经综合比对后发现,采用 GA-BP 方法网络的输出与期望响应非常接近,诊断结果误差最小,表明经过优化后的 BP 网络仅需 40 次迭代,就能够达到期望的误差精度,训练速度得到显著提升,且故障检测精度也较未优化前的预测结果有所提高。

依据优化后的 BP 神经网络模型与实际筛选出的 5 组刀具系统故障测试样本可对 TBM 刀具系统进行故障预测。表 2 给出了该模型优化后的预测结果。

表 2 TBM 刀具系统故障预测结果

Table 2 The results of fault prediction of TBM tool system

实际状态类型	预测数据					预测结果
	O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅	
类型 1	0.960 4	0.001 7	0.000 4	0.000 4	0.000 8	初期磨损
类型 2	0.008 2	0.846 7	0.000 0	0.008 7	0.000 0	轻微磨损
类型 3	0.015 6	0.333 9	0.999 8	0.000 8	0.117 1	中度磨损
类型 4	0.002 8	0.000 7	0.000 1	0.953 8	0.006 8	严重磨损
类型 5	0.000 2	0.000 2	0.396 4	0.001 0	0.982 0	剧烈磨损

4 结 论

(1) 基于 Adams 对驱动系统进行振动特性分析,得到其驱动参数的变化情况:滚刀磨损至 15 mm 时,各特征参数均受到不同程度

影响,其中刀盘转速下降幅度较大,降低了 12.2%,刀盘的推力和扭矩总体呈先下降后稳定趋势,掘进速度稳定在 44 mm/min 左右。

(2) 滚刀磨损是影响 TBM 刀具系统故

障发生的主要因素;笔者提出了一种具有5-12-5形式网络结构的TBM刀具系统故障预测模型,模型经训练后即可实现故障精确识别;该预测模型可检测磨损范围在0~25 mm内的滚刀损耗情况,超过25 mm即达到滚刀失效的临界范围。

(3)采用GA-BP算法优化预测模型后网络迭代次数降低至40次,神经网络收敛速度明显提高,进一步解决了BP网络误差值提前发散、诊断精度不高等问题,可用于预测TBM刀具系统的故障发生及磨损程度。

参考文献

- [1] 杜彦良,徐明新,智小慧,等.全断面岩石隧道掘进机-监测诊断与维护保养[M].武汉:华中科技大学出版社,2013.
(DU Yanliang, XU Mingxin, ZHI Xiaohui, et al. Full face hard rock tunnel boring machine monitoring and maintenance [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2013.)
- [2] 闫长斌,姜晓迪,杨继华,等.考虑地质适宜性和滚刀直径的TBM刀具消耗预测[J].隧道建设(中英文),2018,38(7):1243-1250.
(YAN Changbin, JIANG Xiaodi, YANG Jihua, et al. Prediction of TBM cutter consumption considering geological suitability and disc cutter diameter [J]. Tunnel construction, 2018, 38(7):1243-1250.)
- [3] SATAR M, KOUROSH S, SAFFET Y, et al. A support vector regression model for predicting tunnel boring machine penetration rates [J]. International journal of rock mechanics and mining sciences, 2014, 72:214-229.
- [4] REZA M, MASOUD Z, FARHANG S. Multifactorial fuzzy approach to the penetrability classification of TBM in hard rock conditions [J]. Tunnelling and underground space technology, 2009, 24(5):500-505.
- [5] HASSANPOUR J, GHAEDI A A, ROSTAMI J, et al. Evaluation of common TBM performance prediction models based on field data from the second lot of Zagros water conveyance tunnel (ZWCT2) [J]. Tunnelling and underground space technology, 2016, 52:147-156.
- [6] 张天瑞,魏铭琦,刘彬.全断面掘进机健康管理系统的建模与仿真[J].中国工程机械学报,2019,17(3):231-237.
(ZHANG Tianrui, WEI Mingqi, LIU Bin. System modeling and simulation for health management of tunnel boring machine [J]. Journal of construction machinery, 2019, 17(3):231-237.)
- [7] 宋鹏举,张伏云,董光能.基于Delphi的TBM故障诊断专家系统[J].机械工程师,2003(1):29-31.
(SONG Pengju, ZHANG Youyun, DONG Guangneng. Fault diagnostic expert system for TBM based on Delphi [J]. Mechanical engineer, 2003(1):29-31.)
- [8] 蔡文程.振动监测技术在TBM设备故障诊断中的应用[J].工程机械与维修,2020(5):51-53.
(CAI Wencheng. Application of vibration monitoring technology in fault diagnosis of TBM equipment [J]. Construction machinery and maintenance, 2020(5):51-53.)
- [9] 辛书杰,周远航,张萌,等.盾构/TBM专用振动监测传感器VM-BOX的研发[J].隧道建设(中英文),2018,38(4):709-714.
(XIN Shujie, ZHOU Yuanhang, ZHANG Meng, et al. Research and development of shield/TBM dedicated vibration monitoring sensor VM-BOX [J]. Tunnel construction, 2018, 38(4):709-714.)
- [10] 石怀涛,乔思康,丁健华,等.基于改进卷积神经网络CNND的电主轴轴承故障诊断方法[J].沈阳建筑大学学报(自然科学版),2020,36(2):361-369.
(SHI Huaitao, QIAO Sikang, DING Jianhua, et al. Fault diagnosis method of motorized spindle bearing based on CNND [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2020, 36(2):361-369.)
- [11] 马宏辉.TBM刀盘驱动系统动力学特性分析与实验研究[D].大连:大连理工大学,2017.
(MA Honghui. Dynamic characteristics analysis and experimental study of TBM cutterhead driving system [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2017.)
- [12] 朱凯,王正林.精通MATLAB神经网络[M].北京:电子工业出版社,2010.
(ZHU Kai, WANG Zhenglin. Proficient in MATLAB neural network [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2010.)
- [13] ISLAM B, BAHARUDIN Z, NALL A W P. Development of chaotically improved meta-heuristics and modified BP neural network-based model for electrical energy demand prediction in smart grid [J]. Neural computing and applications, 2017, 28(1):877-891.
- [14] ZHANG J P, GAO P F, FANG F. An ATPSO-BP neural network modeling and its application in mechanical property prediction [J]. Computational materials science, 2019, 163(6):262-266.
- [15] 富宇,李倩,刘澎.改进的BP神经网络算法的研究与应用[J].计算机与数字工程,2019,47(5):1037-1041.
(FU Yu, LI Qian, LIU Peng. Research and application of improved BP neural network algorithm [J]. Computer and digital engineering, 2019, 47(5):1037-1041.)
- [16] ZHANG Wei, WANG Feng, LI Nan. Prediction model of carbon-containing pellet reduction metallization ratio using neural network and genetic algorithm [J]. ISIJ International, 2021, 61(6):1915-1926.
(责任编辑:刘春光 英文审校:范丽婷)