

文章编号:1671-251X(2024)S2-0153-09

基于改进人工智能算法的盾构刀具磨损寿命预测方法

宋宜敏¹, 孟秋杰², 马洪福³, 宋宜祥⁴, 乔金丽⁴

(1. 豪迈集团股份有限公司, 山东 潍坊 261500; 2. 天津渤海职业技术学院, 天津 300211;
3. 天津市公路事业发展服务中心, 天津 300182; 4. 河北工业大学 土木与交通学院, 天津 300401)

摘要:针对复杂地层盾构掘进过程中滚刀磨损量大、使用寿命难以预测且影响滚刀磨损寿命因素具有多元性和不确定性等问题,分析了复杂地层中安装半径、平均推力、平均贯入度、掘进距离、滚刀半径等对滚刀磨损寿命的影响,建立了基于改进自适应神经模糊推理系统(ANFIS)和遗传规划(GP)的滚刀磨损寿命预测模型。用 K-means 聚类优化了 ANFIS 的模糊化输入层,弥补了人为确定模糊集合不规范导致的训练效率低下和系统泛化能力不足的问题;通过 GP 将滚刀磨损寿命预测问题转化为程序归纳问题,通过树状函数表达式反映出在复杂地质条件下的相关影响因素与磨损寿命之间的关系。以神东矿区补连塔煤矿井筒场建设中的滚刀磨损寿命数据为例进行对比分析,2 个模型预测结果与实际测量结果的平均绝对百分比误差均小于 8%。GP 具有收敛速度快、准确度高和显式表达等优点,在解决盾构滚刀磨损寿命预测的问题方面有良好的应用前景。

关键词:盾构滚刀; 磨损寿命预测; 自适应神经模糊推理系统; 遗传规划

中图分类号:TD67 文献标志码:A

Prediction of TBM disc cutter wear life based on improved artificial intelligence algorithm

SONG Yimin¹, MENG Qiujie², MA Hongfu³, SONG Yixiang⁴, QIAO Jinli⁴

(1. Himile Group Co., Ltd., Weifang 261500, China; 2. Tianjin Bohai Vocational Technology College, Tianjin 300211, China; 3. Tianjin Highway Development Service Center, Tianjin 300182, China;
4. School of Civil and Transportation Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

0 引言

继“十四五”规划提出要构建现代化基础设施体系后,我国向中西部山区规划和实施了一批大型交通、水利和矿山工程,因此亟需建设大量深长隧道。盾构掘进速度可达钻爆法的 3~10 倍,且具有超挖量小、成洞质量高等优点,近年被广泛用于挖掘深长隧道^[1]。滚刀刀刃是盾构的主要破岩工具,容易在岩石的磨蚀作用下变宽,从而改变滚刀的破岩方式和降低掘进效率。由于滚刀的磨损规律还没有被完全掌握,导致盾构施工时常需要开仓检查和更换滚刀,这容易引起卸荷和掌子面塌陷,增加了施工周期和成本^[2]。因此,滚刀的寿命预测对调节掘进参数、确定换刀周期和控制工期及成本具有重要意义。

国内外学者基于室内试验、数值模拟、破岩理论

和工程实践等方式对滚刀磨损寿命进行了大量研究,并提出了相应的磨损寿命预测模型。这些模型大致可分为半经验和经验模型^[1]。半经验模型方面^[4-5],学者们在科罗拉多矿业学院滚刀切削受力模型^[6]基础上,结合磨粒磨损方程建立了滚刀直接磨损速率预测模型,并通过实际工程数据对模型进行参数研究。经验模型方面,学者通过回归实测施工现场的数据与滚刀磨损寿命的关系建立相关模型^[10-12];文献[10]和文献[12]仅将岩体参数作为影响因素来预测滚刀磨损寿命;文献[11]在模型中考虑了岩体参数和滚刀直径对磨损寿命的影响;文献[13]基于大量现场和试验数据建立了刀盘直径、滚刀直径、滚刀间距、刀盘转速、岩石磨蚀性矿物比例、刀盘推力和滚刀数量等因素与滚刀寿命指数之间的关系,并逐渐发展为被工程界认可的磨损寿命预测

收稿日期:2024-09-20;编辑:郑海霞。

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金项目(41902290)。

作者简介:宋宜敏(1988—),男,山东泰安人,工程师,主要从事机械设计相关工作,E-mail: syxdlut2010@163.com。通信作者:孟秋杰(1992—),男,河北沧州人,讲师,博士,主要从事机械设计相关工作,E-mail: 201621601006@stu.hebut.edu.cn。

模型^[1]。

上述研究成果对滚刀寿命预测做出了重要贡献。但在复合地层中,影响盾构滚刀磨损寿命的因素和交互作用机制较复杂,固定形式的模型很难描述复杂多变的规律。因此,现有模型仅能考虑滚刀磨损量对 CAI 和滚刀几何参数等少量影响因素的敏感性,而对地质条件、掘进参数、刀盘参数和二次磨损等的影响缺少考虑^[14-15]。近年来,具有一定的容错能力和推广泛化能力的人工智能(Artificial Intelligence, AI)算法被广泛应用于函数逼近、模式识别、预测和控制等领域^[16]。而且随着盾构的推广,人们开始建立不同类型地质条件下的现场数据库,为 AI 模型的训练提供了数据基础。现有研究中,遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是常被采用的 AI 算法^[16-17]:文献[17]将数据处理型 ANN 与 GA 相结合得到滚刀寿命预测模型,并将盾构性能参数、地质条件和掘进参数作为输入数据,对滚刀寿命进行了预测;文献[18]将 GA 用于 ANN 的优化后得到了滚刀寿命预测模型,通过刀具寿命对切削参数进行优化选择;文献[19]基于机器学习中的无监督 K-means 聚类算法、有监督 Transformer 算法及 GA 提出了一种基于地层条件、滚刀布局及掘进参数的滚刀磨损寿命预测方法;文献[16]、文献[20-21]均基于优化的 ANN 算法建立了滚刀磨损寿命与掘进参数和地质参数之间的关系。然而,传统浅层 ANN 无法描述复杂问题,存在局部极小化,数据量过大容易出现收敛速度慢的问题,会导致算法效率低。其他 AI 算法也被应用于建立预测模型。例如,遗传规划具有显式的数学表达式,在外推和内插特性上优于 ANN 建模,其在滚刀寿命预测及地基沉降预测^[22]等方面有广泛应用;模糊逻辑在寿命预测领域具有显著的优势,其擅长处理不完整、有噪声的数据和解决预测中变量及变量关系之间的模糊性,可以融合多种信息源,被应用于铣刀寿命预测^[25]和股指预测^[26]等。

尽管 AI 技术在磨损寿命预测的工程应用中取得了一定成果,但是目前仅处于起步阶段,很多算法的适用性有待探索,相应的参数选取、训练稳定性和计算精度等可以参阅的文献仍不足。本文将结合 K-means 聚类的自适应神经模糊推理系统(Adaptive Network-based Fuzzy Inference System, ANFIS)和遗传规划(Genetic Programming, GP)分别用于建立滚刀寿命预测模型,以神东矿区补连塔煤矿并筒场建设数据库涵盖不同运行参数下的滚刀磨损寿命为例,对 2 个算法对滚刀寿命预测的适用

性进行了综合评价,并对预测结果进行了验证,为今后相关的建模工作和参数选取提供参考。

1 算法结构

自适应神经模糊推理系统(Adaptive Network-based Fuzzy Inference System, ANFIS)是常见的模糊推理系统之一,该方法应用神经网络实现精确量模糊化、模糊推理和系统输出的模糊判决,利用神经网络的自学习能力改善模糊规则和隶属度函数等知识的获取和修改,使其同时具有神经网络的低层次学习、计算能力和模糊推理系统的高层次的推理决策能力。在该系统中,神经网络的输入、输出节点用来表示模糊推理系统的输入、输出信号,神经网络的隐含节点用来表示模糊推理系统中的隶属度函数和模糊推理规则。

1.1 结合 K-means 聚类的 ANFIS 模型

ANFIS 主要包括输入输出变量的种类与数量、空间划分方法和数量、隶属度函数类型等内容。

1) 确定输入输出变量的种类与数量。ANFIS 为多输入单输出模型,因此非常适于表达复杂影响因素下的滚刀磨损寿命。本文中的输入变量为影响滚刀磨损寿命的各重要影响因素取值,可根据盾构和滚刀类型及地质特点做出调整。输出变量为滚刀磨损寿命。

2) 输入变量空间划分的方法和数量。模型训练前将输入变量的取值划分为不同的模糊集合。模糊集对不属于或属于的判断不绝对等于 0 或 1,而是介于两者之间。对于模糊集合(U)来说,若在 $[0, 1]$ 上任意映射 $\mu_A: U \rightarrow [0, 1]$ 都有映射 U 的模糊集合 A ,则 $\mu_A^i(x)$ 为元素 x 属于 A 的隶属度函数(Membership Functions, MFs)。GENFIS1 为 ANFIS 训练生成的初始隶属函数。由于 GENFIS1 函数通过枚举所有可能的节点组合来生成规则,故划分的空间数量较少时,模糊性增加将会降低模型对知识的学习和表达能力;当划分空间数量较多时,模糊规则数量呈指数上升,会导致模型空间复杂度和失误率明显上升。目前,输入变量的空间划分数量上并无准则可循,一般采用效率较低的试凑法。

目前, MFs 类型、范围和中心点的选取方法没有规范化,相关参数的选取只能靠工程师的个人经验知识来确定,这严重限制了 ANFIS 的推广应用。因此,必须尝试找出使算法工作性能达到最佳的平衡点。本文基于 K-means 聚类的可视化方法优化模糊化输入层,再将其优化好的参数赋给规则计算层。

K-means 聚类采用的准则函数为最小平方差

(Minimum Squared Error, MSE)。

$$MSE = \sum_{i=1}^k \sum_{P \in X_i} \|P - m_i\|^2 \quad (1)$$

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{P \in X_i} P \quad (2)$$

式中: k 为类别数; X_i 为第 i 类聚类域的样本集; P 为数据对象; m_i 为第 i 类的类中心; N_i 为样本数。

结合 K-means 聚类^[27] 的 ANFIS 模糊化输入层优化流程如图 1 所示。首先,输入影响滚刀磨损寿命因素的数据,并从中随机取 k 个元素作为初始类中心;其次,计算其他元素到初始类中心的距离,将这些元素分别划归到相异度最低的类中并标签。然后,根据聚类结果,取各类中所有元素各自维度的算术平均数得到 k 个新类中心;最后,将全部数据点按照新的类中心重新聚类;重复以上步骤,直到聚类结果不再变化。

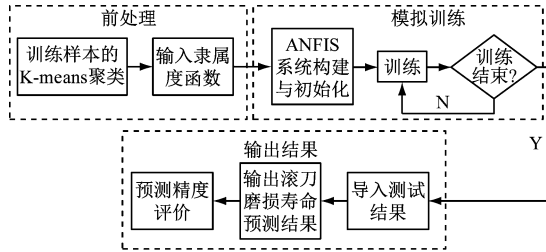


图 1 基于 K-means 聚类-ANFIS 的滚刀磨损寿命预测模型的流程

3) 隶属度函数类型。输入变量的 MFs 可以选择任意一种参数化函数,常用的有 Gauss、Triangle 等,输出变量有常数和线性函数 2 种。在建立滚刀磨损寿命预测模型时可根据不同影响因素的特点,观察该影响因素的数据变化趋势,从而有针对性地选取不同的函数类型。也可以采用试验的方法,通过对模型中不同的隶属度函数的选取和组合,得到最终误差最小时的函数类型。

1.2 遗传规划模型设计

遗传规划算法 (Genetic Programming, GP) 作为一种全局寻优技术,GP 在随机产生初始种群、形成算法搜索空间的基础上,通过复制、交换、突变等优胜劣汰的法则得出最适应研究对象的自身规律函数表达式,为函数关系不明确的问题提供了一种具有鲁棒性的解决方法。该方法所得的函数表达式是由列表和原子构成的树状表达式,直观性更强而且无需指定函数的类型,流程如图 2 所示。首先,设定输入参数(包括函数集、终止符集、误差精度、迭代次数、群体容量、变换率、突变率和最大树深等)。其次,随机生成初始种群(P)。树状表达式中的基本元素按随机组合方法成为初始个体,其在达到规定数目之后组成初始群体。然后,计算所有个体的适

应度,得出个体对环境的适应能力评价指标。最后,生成一个适合问题环境的初始群体,然后重复执行选择和遗传操作,直到满足终止条件^[29]。

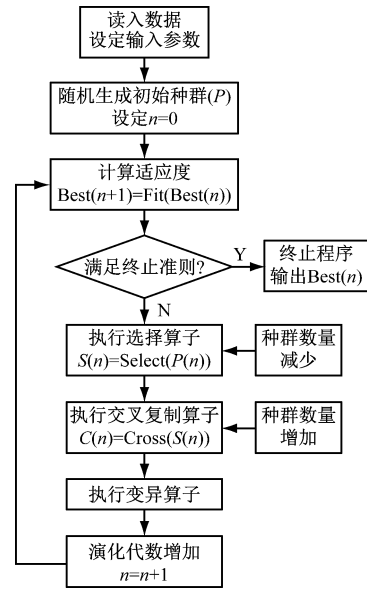


图 2 GP 流程

2 工程概况及模型主参数设计

2.1 工程概况

神东矿区补连塔煤矿井筒场地位于内蒙古自治区鄂尔多斯高原东部,是目前世界上单井生产能力最大的井工煤矿,也是我国在 2015 年首创使用 TBM 工法施工的煤矿斜井^[30-31]。其斜井坡度为 -5.5° ,净直径为 6.6 m,穿越地层有第四系松散砂层度约 48 m,白垩系志丹群长度约 460 m,侏罗系安定组、直罗组约 1 150 m,侏罗系延安组约 1 087 m。斜井掘进范围内不同分组的岩石呈现出不同的岩石完整性、风化程度、节理裂隙发育程度、力学强度特性,岩石的磨蚀性范围在 0.5~1.9,均属低至中等耐磨性岩层;岩石凿碎比功指标 α 值介于 174.4~227.0 N·m/cm³,岩石坚硬程度较软^[32]。

补连塔煤矿斜井所用盾构共安装 49 把滚刀,将滚刀按区域划分为中心刀(相位差 180° ,编号 1—8)、正面刀(相位差 90° ,编号 9—37)、边刀(相位差 90° ,编号 38—49)^[33],如图 3 所示。滚刀的直径有 2 种尺寸,即 431.8 和 457.2 mm。前者刃宽 19 mm,后者刃宽 30 mm。刀刃角均为 10° 。滚刀正常磨损更换标准如下:1—8 号中心刀允许最大滚刀磨损高度为 25 mm,9—37 号正面刀为 30 mm,38—49 号边刀为 20 mm。

2.2 模型主参数设计

对相同材质的滚刀,其磨损量被认为与地质条件、掘进参数、掘进距离等因素密切相关。掘进参数包括平均推力、平均贯入度、滚刀半径及掘进距离等^[33]。

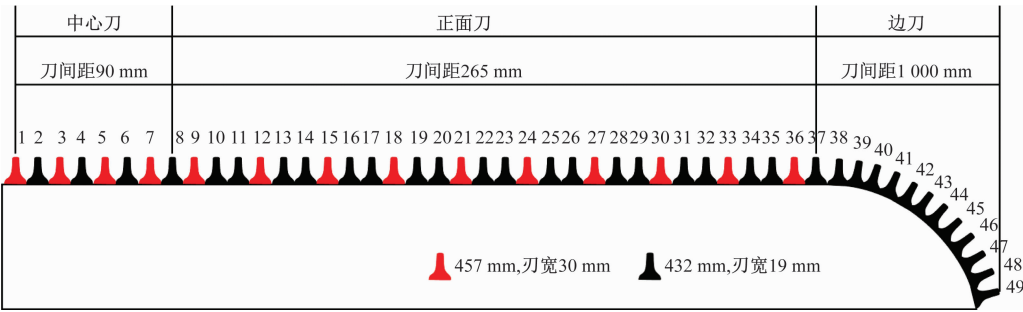


图 3 滚刀布置

1) 地质条件。围岩硬度、抗压强度、研磨性、岩石节理、岩石成分和地应力等特性均对滚刀磨损有直接影响,因此基于不同地质条件所训练的滚刀磨损预测模型只可针对该地质。由于目前工程人员普遍缺乏数据采集意识,而 AI 方法的训练需要大量数据,故本文仅以上述工程中的实际数据为例对模型应用进行研讨。

2) 滚刀安装半径 R_i 。当其他参数相同时,安装半径大的滚刀线速度大,且螺旋运动的轨迹半径更长,因而安装半径与滚刀磨损速率呈正相关^[34]。

3) 平均推力 F_n 与平均贯入度 p 。由磨粒磨损理论可知,推力与磨损量呈正比;贯入度和滚刀的磨损量间为正相关关系^[35]。

4) 掘进距离 L 。衡量磨损量不可缺少的影响因素。在滚刀对岩土进行切削时会产生大量可磨蚀滚刀的渣土,岩渣与滚刀接触时间随着距离延长而增加,是加快滚刀磨损的重要因素。

5) 滚刀半径 r 。滚刀半径不同会破坏滚刀刀口廓面与刀盘面的一致性,导致半径较大的滚刀切入岩石更深且磨损更剧烈,容易引起滚刀偏载^[37]。

通过专用卡尺测量和记录了各刀具的磨损量,由于第 1—37 号磨损量较大直至磨坏,而 37—49 号边刀因布置倾斜而受力复杂,磨损情况规律性不强,故采用 1—37 号中心刀和正面刀数据进行研究。在前 2 718 m 掘进中,中心和正面共有 306 把滚刀发生磨损,其中正常磨损 237 把,占换刀总量 75% 以上。总结正常磨损的滚刀数据后得到 37 个安装位置的累计磨损量与掘进参数的关系(表 1)。本文从其中随机抽取 10 组留作检验样本,其余作为训练样本,如图 4 所示。可看出随着安装半径超过 2 200 mm,发生正常磨损的累积磨损量显著降低。

3 多变量回归

3.1 K-means 聚类-ANFIS 滚刀寿命预测模型

3.1.1 聚类处理

以安装半径为例说明训练样本的聚类过程。为

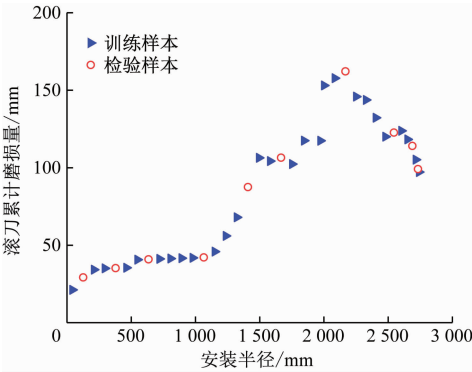


图 4 滚刀累积磨损量

尽可能提高预测精度,首先选取分类数目为 9 和 7,聚类结果如图 5 所示。可见出图 5(a)中标签 6、7、8 所表达的数据点范围小于标签 2、5 表达数据点范围的一半;而分类数目降为 7 时(图 5(b))模糊子集分类范围相对均匀。

同理选择不同的分类数目,得到平均推力、平均贯入度、掘进距离的聚类结果(图 6)及下限、中心点和上限的值。考虑到滚刀半径只有 2 个取值,故不参与聚类计算。

3.1.2 ANFIS 模型训练

取 K-means 聚类计算结果中相邻模糊子集下限和上限的中心点作为相邻隶属度函数的上下限值交点。设置 ANFIS 训练参数见表 2。

计算所用计算机处理器参数: Intel Core i7-7700HQ @ 2.80 GHz, 其安装内存(RAM)为 4 GB,系统类型为 64 位。在 MATLAB R2020a 环境下进行,计算耗时 450.14 s。训练后模型共产生节点数量为 3 416,线性参数的数量为 1 680,非线性参数数量为 72,参数总数为 1 752,训练数据对的数量为 27,检查数据对的数量为 0,模糊规则的数量为 1 680。ANFIS 训练过程中误差的变化如图 7 所示。可看出训练误差从起初第一代的 0.000 240 09 到第 20 代便达到最优结果,即误差 0.000 149 11。

3.2 遗传规划

使用 MATLAB 作为试验平台编制遗传规划程序。设定终止准则为嵌套深度到达 32 或迭代次数达到最大设定值。对于群体规模和最大迭代次数的

表 1 各刀位磨损量数据

滚刀号	安装半径/mm	平均推力/kN	贯入度/(mm·rev ⁻¹)	掘进距离/m	滚刀半径/mm	累计磨损量/mm
1	42.7	39.3	4.8	744.1	457.2	21.2
2	126.7	37.6	6.2	744.0	431.8	29.2
3	210.7	35.0	6.0	746.7	457.2	34.2
4	294.7	22.4	5.9	745.1	431.8	35.0
5	378.7	32.7	6.2	753.8	457.2	35.2
6	462.7	23.0	6.2	745.6	431.8	35.4
7	548.7	40.1	6.3	761.8	457.2	40.7
8	634.7	26.3	6.1	755.1	431.8	40.9
9	720.7	30.7	6.4	796.2	457.2	41.1
10	806.7	32.7	6.4	798.1	431.8	41.4
11	892.7	38.9	6.4	837.0	431.8	41.6
12	978.7	40.5	6.6	842.9	457.2	41.9
13	1 064.7	26.5	6.2	845.4	431.8	42.1
14	1 150.7	22.9	6.4	867.9	431.8	45.8
15	1 236.7	36.3	6.2	872.1	457.2	56.0
16	1 322.7	41.5	6.1	899.6	431.8	68.0
17	1 408.7	23.5	6.3	910.0	431.8	87.5
18	1 494.7	41.5	6.4	910.5	457.2	106.3
19	1 580.7	41.3	5.6	918.6	431.8	104.3
20	1 666.7	38.9	5.9	966.0	431.8	106.5
21	1 752.7	26.9	6.1	974.8	457.2	102.4
22	1 845.7	22.1	6.2	976.7	431.8	117.4
23	1 972.7	40.2	6.1	1 033.3	431.8	117.4
24	2 001.7	29.8	6.2	1 034.2	457.2	153.1
25	2 084.7	29.0	5.9	1 055.2	431.8	157.8
26	2 167.7	32.4	6.3	1 074.0	431.8	162.2
27	2 250.7	25.2	6.2	1 101.1	457.2	145.9
28	2 327.7	22.2	6.3	910.0	431.8	143.7
29	2 404.2	38.9	6.4	872.1	431.8	132.2
30	2 478.4	36.5	6.6	837.0	457.2	120.0
31	2 545.0	30.8	6.2	798.1	431.8	122.7
32	2 603.0	25.4	6.3	755.1	431.8	123.8
33	2 651.0	20.6	6.6	704.1	457.2	118.3
34	2 688.2	31.2	6.5	663.0	431.8	114.0
35	2 714.8	24.6	6.7	599.1	431.8	105.2
36	2 731.9	27.9	6.9	553.1	457.2	99.1
37	2 740.0	19.9	6.9	514.2	431.8	97.2

设定宜由小到大尝试,使计算所得的适应度值 fitness 最小,即拟合效果最好。模型参数设置经测试后确定为表 3。其中 $y=\text{mylg}(x)$ 是指当 $x=0$ 时返回 $y=0$,当 $x\neq 0$ 时返回 $y=\lg(\text{abs}(x))$; $y=\text{mydivide}(x_1,x_2)$ 是指当 $x_2=0$ 时返回 x_1 ,反之返回 x_1/x_2 。

进化达到 25 次结束,所用时间 38.575 s。训练参数随代数的变化如图 8 所示。初始种群适应度值为 874.187,此时深度为 8,节点数为 23;进化第 1 代时适应度为 676.500,深度和节点数均为 1;进化至 25 代时适应度值为 114.512,此时深度为 13,节点数为 34。将终止前进化所得的最后一代作为全

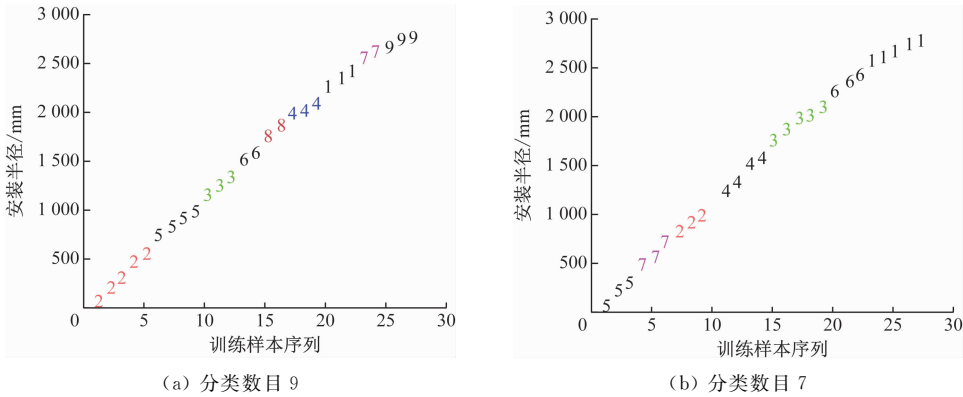


图 5 安装半径聚类结果

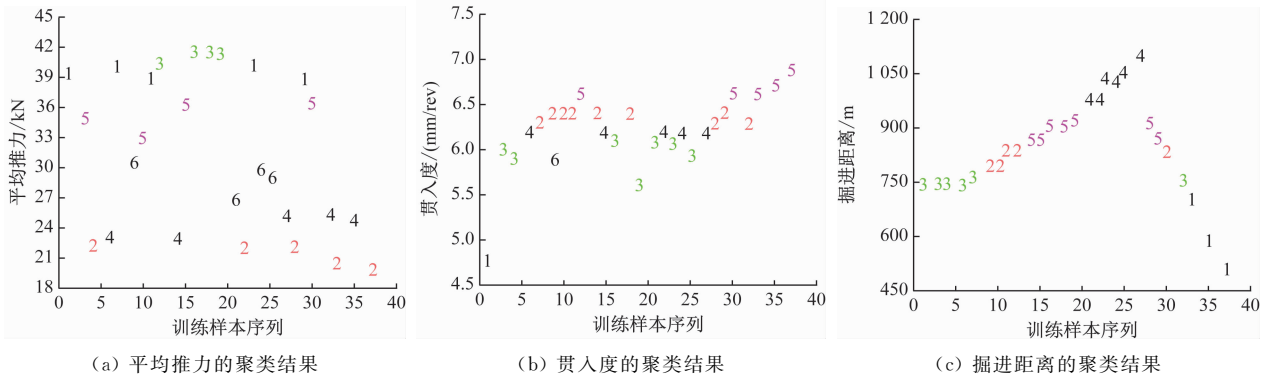


图 6 平均推力、平均贯入度、掘进距离聚类结果

表 2 ANFIS 模型训练参数设置

ANFIS 参数	值
MF 类型	Triangular shaped
MFs 数量	7,6,5,5,2
输出 MF 类型	Linear
调整策略	hybrid
容错	0.000 1
训练步数	30
训练数据对数目	27
检验数据对数目	10

表 3 GP 模型参数设置

GP 参数	值
目标	遗传规划预测滚刀寿命
函数集	+ , - , * , / , sin , cos , exp , mylog , mydivide
终止符集	$x_1 , x_2 , x_3 , x_4 , x_5$
初始种群生成	混合法
群体规模	40
复制概率	动态
交换概率	动态
突变概率	动态
选择方法	轮盘赌
终止准则	最大允许代数、嵌套深度
最大迭代次数	25
最大突变深度	17

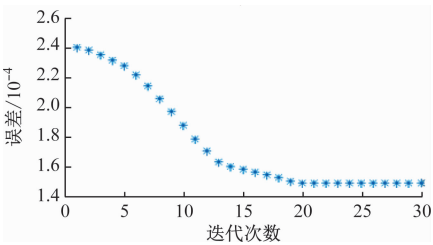


图 7 ANFIS 训练过程中误差的变化

局最优个体输出,得到 GP 的最佳个体树(图 9)和关于滚刀磨损高度的函数关系式转化式。自变量分别表示安装半径 R_i ,平均推力 F_n ,平均贯入度 p ,掘进距离 L ,滚刀半径 r 。

4 结果分析

ANFIS 和 GP 的计算结果见表 4,可看出 2 个

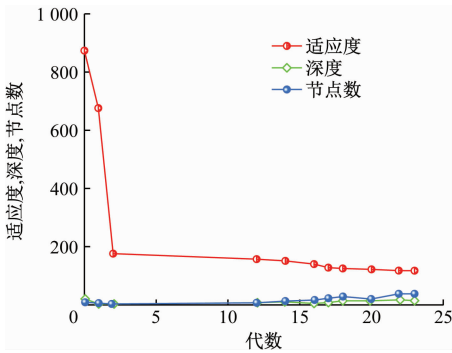


图 8 适应度、深度、节点数随代数的变化

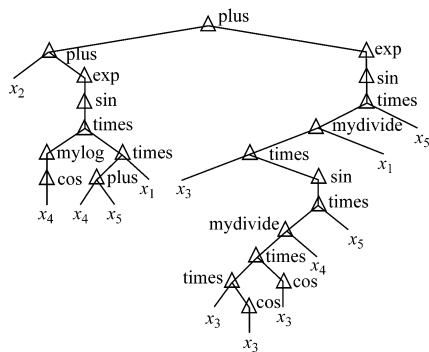


图 9 GP 的最佳个体树

模型的预测值与测量值比较接近。将预测值作为纵轴、测量值作为横轴,描绘所有散点并与 $x=y$ 比较,如图 10 所示。可看出所有离散点均靠近 $x=y$, 这意味着 2 算法均能够应用于滚刀寿命的预测。

表 4 模型计算结果对比 mm

编号	磨损高度的 测量值	ANFIS 预测值	GP 预测值
2 号	20	25.05	21.32
5 号	25	26.24	24.01
8 号	30	28.38	28.15
13 号	30	28.62	28.02
17 号	28	29.91	24.98
20 号	27	30.15	26.63
26 号	20	19.18	20.69
30 号	23	21.94	24.63
34 号	21	19.88	21.47
36 号	13	14.87	14.56

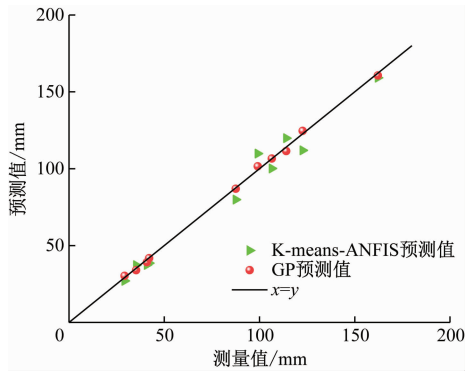


图 10 磨损寿命预测模型的预测值与测量值对比

通过平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)、预测误差平均值 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 对模型预测性能进行进一步比较, 结果见表 5, 其中 P 为样本集, x_0 为滚刀磨损预测高度, x_1 为滚刀磨损实际高度。各指标值越大则预测值与实测值的偏差越大。

将表 4 数据代入表 5 公式中分别计算 2 模型的预测性能。得到 ANFIS 的 MAPE、MAE、BMSE

值分别为 13.90%、31.22、3.46;相比之下 GP 的预测具有较高精度,MAPE、MAE、BMSE 分别为 0.06、13.88 和 1.58。这是因为:① 尽管 K-means 聚类得到了每个模糊子集中最有代表性的点,也降低了模型复杂度,但是在 ANFIS 训练后节点数仍达到 3 416 个,计算耗时达 450.14 s。过复杂的结构将增加模型过拟合的几率,从而降低预测准确性。② ANFIS 中,基于模糊推理系统的输入/输出关系均由模糊规则产生,这种模式无法考虑模糊集范围内的数据变化。相比之下,GP 通过大量随机生成初始种群,可以在数据量相对不充足的情况下进行参数优化。其建模不需要过多预处理,受人为干预明显减小,提高了算法的通用性;通过交叉和突变扩大了搜索范围,使程序可以跳出固定的建模方式,避免了局部最优解,实现了对算法结构的主动调整,进而增加了预测得到最优结果的可能性,有较强的适应性和扩充性;对于不同个体的适应度进行评价和选择的办法,节省了计算时间和空间,最终计算耗时仅为 211.02 s;相比黑箱式的神经网络,GP 可以得到直观、显式的滚刀寿命预测函数表达式。

表 5 预测性能比较

定量标准	公式	ANFIS	GP
MAPE/%	$\frac{1}{n} \sum_{t \in P} \left \frac{(x_t - x_0)}{x_t} \right $	7.1	2.0
MAE	$\sum_{t \in P} x_t - x_0 $	55.4	13.6
RMSE	$\sqrt{\frac{\sum_{t \in P} (x_t - x_0)^2}{n}}$	6.4	1.6

5 结论

将结合 K-means 聚类的自适应神经模糊推理系统和遗传规划方法应用到盾构滚刀磨损寿命预测, 以期为滚刀磨损量的预测效果欠佳问题提供新的解决方案。使用神东矿区补连塔煤矿井筒建设过程中的掘进参数和滚刀磨损数据作为实例验证了模型预测性能。选择安装半径、平均推力、平均贯入度、掘进距离、滚刀半径作为模型输入参数。从收敛速度、建模复杂度及误差等角度对不同算法的适用性进行了分析。

1) ANFIS 和 GP 的启发式搜索均可以处理高阶信息,无需试验测量参数且无需对磨损有先验知识,更加符合工程的智能化需要。2 个模型均快速考虑掘进参数、滚刀结构、地质和配置等参数,考虑因素相对全面。

2) 将 K-means 聚类引入 ANFIS,可以在保证数据分类效果的同时减少不必要的节点数和确定类

别参数值,从而降低模型的复杂度。但尽管如此,ANFIS 训练后节点数仍相对较高,导致计算耗时相对较长,又由于无法考虑迷糊集范围内的数据变化,预测准确度相对较低。

3) GP 具有较小的预测误差,综合而言,预测效果优于 K-means-ANFIS。GP 既可以快速将复杂数学关系转化为可以被理解的、显式的二叉树函数表达式,直观地反映出某地质条件下的各影响因素与磨损寿命之间的关系,也能够自动学习和适应环境、自动确定种群多样性并能够自动组织函数结构,可为盾构滚刀磨损量预测和刀具更换提供一定的指导。

参考文献:

[1] 黄丹,马昊,杨小聪,等. TBM 滚刀磨损研究现状及展望[J]. 岩土工程技术,2023,37(3):253-261.

[2] 乔金丽,孟秋杰,刘建琴,等. 基于遗传规划的复杂地层中盾构滚刀磨损寿命预测[J]. 工矿自动化,2018,44(9):51-58.

[4] 秦银平,张竹清,孙振川,等. 基于现场试验的 TBM 滚刀磨损分析及预测[J]. 隧道建设(中英文),2019,39(11):1914-1921.

[5] 乔世范,王超,刘志新,等. 基于磨粒磨损机理的全断面隧道掘进机滚刀寿命预测[J]. 吉林大学学报(工学版),2020,50(6):2068-2073.

[6] ROSTAMI J, OZDEMIR L, NILSON B. Comparison between CSM and NTH hard rock TBM performance prediction models[C]. Annual Technical Meeting of the Institute of Shaft Drilling Technology, Las Vegas, 1996:1-10.

[10] 杨媛媛,黄宏伟. 围岩分类在 TBM 滚刀寿命预测中的应用[J]. 地下空间与工程学报,2005,1(5):721-724.

[11] 闫长斌,姜晓迪,杨继华,. 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.

[12] HASSANPOUR J, ROSTAMI J, TARIGH AZALI S, et al. Introduction of an empirical TBM cutter wear prediction model for pyroclastic and mafic igneous rocks; a case history of Karaj water conveyance tunnel, Iran[J]. Tunnelling and Underground Space Technology,2014,43:222-231.

[13] ZARE S, BRULAND A. Applications of NTNU/SINTEF drillability indices in hard rock tunneling [J]. Rock Mechanics and Rock Engineering,2013,46(1):179-187.

[14] 苏明,李彤,韩爱民,等. 基于磨损比耗指数的滚刀磨损定量预测方法[J]. 隧道建设,2017,37(7):

891-898.

[15] 龚秋明,王继敏,余祺锐. 锦屏二级水电站 1#、3#引水隧洞 TBM 施工预测与施工效果对比分析[J]. 岩石力学与工程学报,2011,30(8):1652-1662.

[16] 陈玉坤,管会生,周磊,等. 基于 BP 神经网络的盘形滚刀磨损预测研究[J]. 现代隧道技术,2021,58(5):78-84.

[17] ELBAZ K, SHEN Shuilong, ZHOU Annan, et al. Prediction of disc cutter life during shield tunneling with AI via the incorporation of a genetic algorithm into a GMDH-type neural network[J]. Engineering, 2021,7(2):238-251.

[18] 徐玲,杨丹,王时龙,等. 基于进化神经网络的刀具寿命预测[J]. 计算机集成制造系统,2008(1):167-171,182.

[19] 常佳奇,黄宏伟,张东明,等. 基于聚类与 Transformer 算法的上软下硬地层盾构滚刀正常磨损预测[J]. 施工技术(中英文),2024,53(1):107-115.

[20] 李笑,苏小江. 基于 Elman 神经网络的盾构滚刀磨损预测方法研究[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2010,29(6):1121-1124.

[21] 石超,薛皓文,丁小彬. 于 BP 神经网络的硬岩地层盾构滚刀磨损预测[J]. 现代隧道技术,2020,57(增刊 1):217-225.

[22] 乔金丽,张义同,谢晓晖. 基于遗传规划的盾构隧道开挖地表最大沉降预测[J]. 天津大学学报,2009,42(9):790-795.

[25] GOKULACHANDRAN J, MOHANDAS K. Application of regression and fuzzy logic method for prediction of tool life[J]. Procedia Engineering,2012,38:3900-3912.

[26] 杜传涛. 考虑投资者情绪与股市联动效应的股指时间序列模糊预测方法研究[D]. 济南:山东财经大学,2024.

[27] 黄磊,陈浩,衣乔木,等. 基于 k-means 聚类和 BP 神经网络组合模型的用电负荷预测[J]. 电力与能源,2016,37(1):56-60.

[29] 云庆夏,卢少华. 优化地下采矿方法结构的遗传规划[J]. 化工矿物与加工,2001,30(2):13-17.

[30] 刘颖超,江玉生,程晋国,等. 斜井 TBM 刀具磨损更换预测方法研究[J]. 施工技术,2017,46(增刊 2):1046-1048.

[31] 江华,王春河,程晋国,等. 斜井 TBM 新型与普通刀具的磨损效果对比研究[J]. 施工技术,2016,45(22):31-33.

[32] 江玉生,刘颖超,刘波,等. 补连塔煤矿不同深度岩石磨蚀性试验研究[J]. 煤炭科学技术,2017,45(11):81-87.

相比,提出的模型预测决策分类精度更高,达 81.67%,能较好地预测采煤机滚筒的调高决策分类。

参考文献:

[1] 刘峰,曹文君,张建明.持续推进煤矿智能化促进我国煤炭工业高质量发展[J].中国煤炭,2019,45(12):32-36.

[2] 王国法,刘峰,庞义辉,等.煤矿智能化——煤炭工业高质量发展的核心技术支撑[J].煤炭学报,2019,44(2):349-357.

[3] 赵丽娟,王雅东,张美晨,等.复杂煤层条件下采煤机自适应截割控制策略[J].煤炭学报,2022,47(1):541-563.

[4] 徐志鹏,王忠宾,米金鹏.采煤机自适应记忆切割[J].重庆大学学报,2011,34(4):134-140.

[5] BESSINGER S L,NELSON M G.Remnant roof coal thickness measurement with passive gamma ray instruments in coal mines[J].IEEE Transactions on Industry Applications,1993,29(3):562-565.

[6] BAUSOV I Y,STOLARCZYK G L,STOLARCZYK L G,et al.Look-ahead radar and horizon sensing for coal cutting drums [C].The 4 th International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar,Aula Magna Partenope,2007:208-211.

[7] 孙继平,余杰.基于小波的煤岩图像特征抽取与识别[J].煤炭学报,2013,38(10):1900-1904.

[8] 王海舰,黄梦蝶,高兴宇,等.考虑截齿损耗的多传感信息融合煤岩界面感知识别[J].煤炭学报,2021,46(6):1995-2008.

[9] LI Wei,LUO Chengming,YANG Hai,et al.Memory cutting of adjacent coal seams based on a hidden Markov model[J].Arabian Journal of Geosciences,2014,7(12):5051-5060.

[10] 陈伟华,南鹏飞,闫孝姮,等.基于深度学习的采煤机截割轨迹预测及模型优化[J].煤炭学报,2020,45(12):4209-4215.

[11] 王雅东,赵丽娟,张美晨.采煤机自适应调高控制策略[J].煤炭学报,2022,47(9):3505-3522.

[12] PAWLAK Z.Rough sets[J].International Journal of Computer and Information Science,1982,11:341-356.

[13] 王晓卫,魏向向,侯雅晓,等.基于小波去噪与改进 RBF 神经网络的小电流接地系统故障选线方法[J].工矿自动化,2014,40(4):46-50.

[14] SUN Lin,YIN Tengyu,DING Weiping,et al.Feature selection with missing labels using multilabel fuzzy neighborhood rough sets and maximum relevance minimum redundancy [J].IEEE Transactions on Fuzzy Systems,2022,30(5):1197-1211.



(上接第 160 页)

[33] 杨延栋,陈馈,李凤远,等.盘形滚刀磨损预测模型[J].煤炭学报,2015,40(6):1290-1296.

[34] 曾锋,苏华友,宋天田.复合地层中盾构机滚刀寿命预测研究[J].地下空间与工程学报,2016,12(增刊 2):755-759.

[35] 孙汝继,王水生,王海舰.掘进机截齿磨损程度分析及识别方法[J].工矿自动化,2016,42(12):68-71.

[36] 刘吉洋.全断面岩石掘进机盘形滚刀寿命预测及管理软件开发[D].北京:华北电力大学,2009.