

TBM掘进参数智能控制系统的研究与应用

张娜¹, 李建斌², 荆留杰^{1,3}, 李鹏宇¹, 徐受天¹

(1. 中铁工程装备集团有限公司, 河南 郑州 450016; 2. 中铁高新工业股份有限公司, 北京 100000;
3. 中国矿业大学深部岩土力学与地下工程国家重点实验室, 江苏 徐州 221116)

摘要: 目前TBM智能化作业水平较低,无法实现岩体信息实时感知以及掘进参数的智能决策,影响TBM掘进效率,卡机、涌水突泥等安全事故也时有发生。为解决上述问题,研发一套TBM掘进参数智能控制系统,通过分析岩体状态参数与TBM掘进参数的相关关系,采用数据挖掘的方法建立岩机信息感知互馈模型;在此基础上构建智能决策控制体系,实现掘进参数的预测以及掘进状态评价;通过手动或自动控制模式对TBM掘进参数进行优化调整,使TBM保持安全高效的掘进状态。该系统软件在引松供水工程TBM施工中应用效果良好,对提高TBM掘进效率和保障施工安全具有重大意义,可为TBM隧道的科学化、智能化施工提供指导。

关键词: TBM; 掘进参数; 数据挖掘; 智能控制; 岩机互馈

DOI: 10.3973/j.issn.2096-4498.2018.10.019

文章编号: 2096-4498(2018)10-1734-07

中图分类号: U 455.3

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Study and Application of Intelligent Control System of TBM Tunneling Parameters

ZHANG Na¹, LI Jianbin², JING Liuji^{1,3}, LI Pengyu¹, XU Shoutian¹

(1. China Railway Engineering Equipment Group Co., Ltd., Zhengzhou 450016, Henan, China;
2. China Railway Hi-Tech Industry Corporation Limited, Beijing 100000, China; 3. State Key Laboratory for Geomechanics & Deep Underground Engineering, CUMT, Xuzhou 221116, Jiangsu, China)

Abstract: At present, real-time perception of rock mass information and the intelligent decision of TBM tunneling parameters cannot be realized due to low intelligent operation level of TBM tunneling machine. Hence, tunneling efficiency is affected, and TBM jamming and water and mud gushing often occur. In order to solve these problems, an intelligent control system of TBM tunneling parameters is developed. The system includes many functions as follows: (1) analyzing the relationship between rock mass state parameters and TBM tunneling parameters; (2) establishing mutual feedback model of rock and TBM information by data tapping; (3) predicting the tunneling parameters and evaluating the tunneling state; and (3) optimizing the TBM tunneling parameters by automatic and manual mode. The system was applied to the Songhua River water supply project, and good effect has been achieved. The results are of great significance to TBM efficiency improvement and construction safety, and can provide reference for scientific and intelligent construction of TBM tunneling.

Keywords: TBM; tunneling parameters; data tapping; intelligent control; mutual feedback of rock and TBM information

0 引言

TBM施工具有掘进速度快、工作效率高、成洞质量高、综合经济效益高、施工安全文明等显著优势,代表了当今及未来硬岩隧道施工的主流方向,特别是深长隧道的施工。今后,TBM施工将成为我国隧道工程

建设的重要趋势和发展方向。

目前,TBM施工岩体信息如抗压强度、完整性等参数是通过人工现场素描、取样并进行室内试验得到,获取手段比较落后,无法实时感知和预测岩体状态。TBM施工中掘进参数的选择和控制在很大程度上完全依靠

收稿日期: 2018-03-07; 修回日期: 2018-05-09

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973计划)(2015CB058103)

第一作者简介: 张娜(1989—),女,河南郑州人,2014年毕业于山东大学,道路与铁道工程专业,硕士,工程师,主要从事地下工程施工岩机相互作用机理与TBM智能掘进技术的研究。E-mail: znazna@163.com。

人为经验作出判断和调整,掘进参数与岩体状态参数匹配性差,一旦遭遇地层变化或复杂地质条件,难以及时有效地调整掘进方案和控制参数,容易发生卡机、地质灾害,甚至人员伤亡等事故^[1-2]。因此,TBM智能掘进技术的研究已成为隧道工程领域的重大技术挑战和前沿热点问题^[3]。

随着自动控制及计算机技术的发展应用,国内外专家学者针对隧道施工领域的智能控制开展了一系列的研究工作。应用初期,一些学者将人工智能技术应用于钻爆法隧道施工,对提高隧道施工质量、保障隧道施工安全具有重要意义^[4-6]。随着隧道智能化施工的进一步探索,智能技术逐渐被应用于TBM隧道的施工。文献[7-10]将非线性回归、神经网络、粒子群算法等人工智能算法应用于TBM掘进速度预测,从而对TBM的工作状态进行评价;文献[11-12]利用大量已建TBM隧道掘进数据建立了知识库及数据库,研究了不同类型TBM掘进参数预测方法;文献[13]提出了一种智能化的专家控制系统,引入了模式识别和驱动功率的评价方法,在自动识别地质条件变化的基础上,自适应改变刀盘的驱动功率;文献[14]将智能设计理论和决策理论应用到掘进机选型设计中,研制智能掘进机选型的决策支持系统,用于掘进机概念设计阶段的选型;文献[15-16]通过多智能体系统方法,解决掘进机状况识别和智能决策等相关问题。

上述研究在TBM智能掘进方面已取得一些成果,但TBM智能掘进与控制的研究尚不能满足工程应用需求,无法实现在掘岩体信息的实时感知和TBM掘进参数的实时预测。因此,实时调整并优化TBM掘进参数,使其与岩体条件匹配,使TBM保持安全高效的掘进状态,仍是TBM施工中亟待解决的问题。本文研发一套TBM掘进参数智能控制系统,通过应用大量的专家知识和推理方法实现TBM掘进参数的智能控制,为TBM施工提供岩体状态参数和TBM掘进参数的实时预测,以期推进TBM施工的科学化、智能化发展。

1 岩机信息感知与互馈

1.1 TBM掘进过程分析

TBM正常掘进过程是由一个个掘进循环组合而成,每个掘进循环的长度为推进油缸的行程。在这个过程中,TBM掘进参数(推力、刀盘转矩、贯入度、推进速度等)随时间呈现循环变化,其中任意一个掘进循环都可划分为上升段和稳态段,如图1所示。在TBM掘进循环中,从滚刀接触岩石开始,贯入度、推力、转矩等TBM掘进参数均逐渐增大至稳定值,该阶段称为TBM掘进参数上升段;TBM各掘进参数保持平稳略有小波动的阶段称为TBM掘进稳态段;该循环结束后,TBM掘进停止,各掘进参数迅速下降至0。

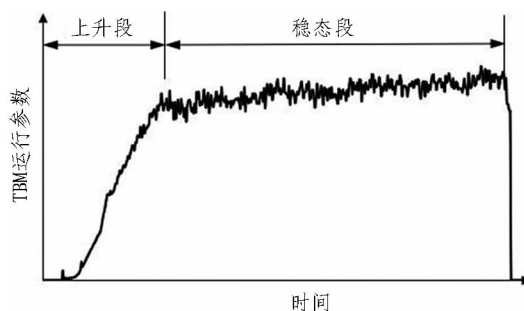


图1 TBM某一掘进循环

Fig. 1 A tunneling cycle of TBM

上升段和稳态段是TBM与岩体相互作用的阶段,能够在一定程度上反映当前在掘岩体特性。上升段的掘进参数由小增大至平稳,该过程直接反映了TBM刀盘滚刀与岩体的相互作用状态,是观察TBM掘进状态、选择适应当前岩体状态的掘进参数的重要阶段;稳态段是TBM以安全、快速、高质量的稳定状态掘进的主要阶段,岩体条件是决定TBM稳态段掘进参数值的关键因素。因此,可通过上升段掘进参数变化规律来反映当前在掘岩体状态,并根据当前在掘岩体状态信息来预测TBM稳态段掘进参数,通过优化并调整当前掘进参数,以达到TBM安全高效掘进的目的。

1.2 TBM主司机操作过程分析

TBM刀盘转速和掘进速度是主司机的主要控制参数;推力、转矩、贯入度是主司机控制TBM的主要运行参数,是设定TBM控制参数的依据。其中,掘进速度是转速与贯入度的乘积,贯入度反映的是滚刀贯入岩石的深度,在岩体状态不变的条件下,TBM推力和转矩随着贯入度的增大而增大,而贯入度的大小是主司机通过控制掘进速度来调整的。

在TBM掘进过程中,TBM主司机担负着岩体状态感知、掘进任务规划、掘进方案决策、TBM姿态控制等大量工作,应根据实际工况和经验判断控制TBM的掘进状态与当前岩体条件相适应。

1.3 岩机信息感知互馈模型

1.3.1 工程数据库

收集已建或在建TBM施工隧道项目的工程信息并存储在大数据库中心,形成工程数据库,其中包括岩体状态信息数据库和对应的TBM设备状态信息数据库。设备状态信息数据库中包含推力、转矩、贯入度、刀盘转速、推进速度等设备运行控制参数;岩体状态信息数据库包含岩体强度、节理条件、围岩等级、地下水条件、不良地质条件等参数。工程项目现场的TBM运行参数数据以无线传输的方式上传至大数据库中心,形成TBM设备状态信息数据库;岩体状态信息可从工程地质勘察报告中获取,当地质勘察报告中信息不足或不详细时,需通过原位试验、现场钻芯取样、室内试验以

及绘制隧道地质素描图等手段获取。

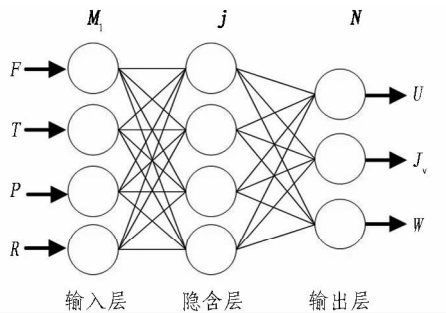
本文选取8 000个掘进循环的岩机信息作为样本数据库,分析岩体状态参数与设备状态参数之间的关系,建立岩机信息感知互馈模型。

1.3.2 岩体信息感知模型

从样本数据库中提取岩体状态参数,建立岩体状态参数矩阵 N , $N = [U, J_v, W]$, 其中 U 为岩石抗压强度, J_v 为岩体单位体积节理数, W 为围岩等级。通过循环均值的方法得到掘进循环上升段与稳态段的分界点,截取掘进循环上升段数据组成上升段掘进参数矩阵 M_1 , $M_1 = [F, T, P, R]$, 其中 F 为刀盘推力, T 为刀盘转矩, P 为贯入度, R 为刀盘转速。

从样本数据库中筛选出上升段岩机信息数据,分别采用神经网络 net、支持向量机 svm 和最小二乘回归 reg 3 种方法对岩机数据进行训练和预测,输入量为上升段掘进参数矩阵 M_1 , 输出量为岩体状态参数矩阵 N , 分别得到相应的神经网络模型 Y_{net1} 、支持向量机回归学习机模型 Y_{svm1} 和最小二乘回归数学模型 Y_{reg1} 。

Y_{net1} 是以掘进参数为输入层,以岩体参数为输出层的3层神经网络模型,如图2所示。选取S型正切函数和对数函数分别作为隐含层和输出层神经元的激励函数,网络训练函数为 traingdx,性能函数为 mse。



j 为隐含层矩阵,下同。

图2 三层神经网络模型 Y_{net1}

Fig. 2 Three-layer neural network model Y_{net1}

Y_{svm1} 的表达式见式(1), $\phi_1(M_1)$ 是支持向量机核函数,采用径向基核函数描述。

$$N = \omega_1 \cdot \phi_1(M_1) + b_1. \quad (1)$$

式中: ω_1 为权重向量; $\phi_1(M_1)$ 是从输入控件到高维特征空间的非线性映射; b_1 为偏差项。

Y_{reg1} 的数学方程形式见式(2)~(4)。

$$U = c_1 + c_2 \times \frac{F}{n} + c_3 P + c_4 \times \frac{T}{10^4} + c_5 \times \frac{T^2}{10^8} + c_6 n; \quad (2)$$

$$J_v = c_7 + c_8 \times \frac{F}{n} + c_9 P + c_{10} \times \frac{T}{10^4} + c_{11} \times \frac{T^2}{10^8} + c_{12} n; \quad (3)$$

$$W = c_{13} + c_{14} \times \frac{F}{n} + c_{15} P + c_{16} \times \frac{T}{10^4} + c_{17} \times \frac{T^2}{10^8} + c_{18} n. \quad (4)$$

式(2)~(4)中: n 为TBM刀盘刀具数量; c_1 ~ c_{18} 为拟合常数。

为了提高岩体信息感知结果的准确度,对3个模型 Y_{net1} 、 Y_{svm1} 、 Y_{reg1} 求取的岩体状态参数结果进行加权平均,如式(5)所示。

$$Y_1 = \lambda_1 Y_{net1} + \lambda_2 Y_{svm1} + \lambda_3 Y_{reg1}. \quad (5)$$

式中: Y_1 为岩体信息感知模型输出掌子面岩体状态参数; λ_1 、 λ_2 、 λ_3 为权重系数。

1.3.3 掘进参数预测模型

筛选样本数据库中掘进循环稳态段岩机信息,提取每个掘进循环过程的稳态段掘进参数数据并计算平均值,作为该掘进循环的稳态段掘进参数,包括刀盘推力 \bar{F} 、刀盘转矩 \bar{T} 、贯入度 \bar{P} 、刀盘转速 \bar{R} 等,形成稳态段掘进参数矩阵 M_2 , $M_2 = [\bar{F}, \bar{T}, \bar{P}, \bar{R}]$ 。同样采用神经网络、支持向量机和最小二乘回归3种方法对样本数据库中岩机状态参数进行分析,输入量为岩体状态参数矩阵 N , 输出量为稳态段掘进参数矩阵 M_2 , 建立TBM掘进参数预测神经网络模型 Y_{net2} 、支持向量机模型 Y_{svm2} 和最小二乘回归模型 Y_{reg2} 。

Y_{net2} 模型结构如图3所示。

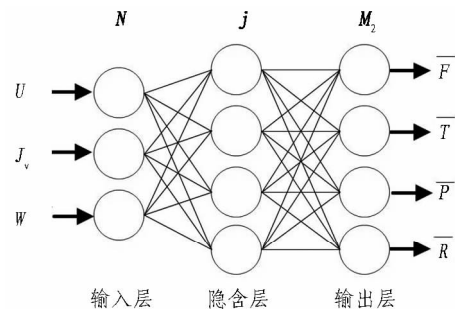


图3 神经网络模型 Y_{net2}

Fig. 3 Neural network model Y_{net2}

Y_{svm2} 的表达式见式(6), $\phi_2(N)$ 同样采用径向基核函数描述。

$$M_2 = \omega_2 \cdot \phi_2(N) + b_2 \quad (6)$$

式中: ω_2 为权重向量; $\phi_2(N)$ 是从输入控件到高维特征空间的非线性映射; b_2 为偏差项。

Y_{reg2} 的数学方程形式见(7)~(10)。

$$\bar{F}/n = p_1 + p_2 J_v + p_3 W + p_4 U; \quad (7)$$

$$\bar{T}/n = p_5 + p_6 J_v + p_7 W + p_8 U; \quad (8)$$

$$\bar{P} = p_9 + p_{10} J_v + p_{11} W + p_{12} U; \quad (9)$$

$$\bar{R} = p_{13} + p_{14} J_v + p_{15} W + p_{16} U; \quad (10)$$

$$\bar{V} = \bar{P} \times \bar{R}. \quad (11)$$

式(7)~(11)中: p_1 ~ p_{16} 为拟合常数; \bar{V} 为TBM掘进循

环的稳态段掘进速度,mm/min。

为提高掘进参数预测准确度,对3个模型 Y_{net2} 、 Y_{svm2} 、 Y_{reg2} 的预测值进行数学平均,如式(12)所示。

$$Y_2 = \lambda_4 Y_{net2} + \lambda_5 Y_{svm2} + \lambda_6 Y_{reg2} \quad (12)$$

式中: Y_2 为TBM掘进参数预测模型的输出结果; λ_4 、 λ_5 、 λ_6 为权重系数。

1.3.4 模型的自学习自更新

工程数据样本库随着工程量的增加而不断丰富,若当前样本库数据量增幅达到一定范围后(如超过上次模型更新时数据量的30%),可人工手动更新模型,或由系统执行自动更新程序对模型进行自动更新,以适应不同围岩、不同直径、不同性能的TBM或同一TBM全生命周期不同阶段的使用。对岩体信息感知模型和掘进参数预测模型进行更新后,为保持智能决策系统的稳定性,新旧模型同时运行,但旧模型仍占主导地位;运行一段时间后,当新模型的预测结果优于旧模型时,用新模型替代旧模型。

2 智能控制体系

2.1 系统总体结构

TBM掘进参数智能控制系统软件采用C/S架构开发,客户端安装于TBM主控室上位机,服务器端分为通信服务器和后端大数据平台,位于数据中心机房。上位机通过工业以太网与数据中心服务器建立连接,通信服务器提供数据通信接口,以TCP套接字(Socket)的方式与客户端通信,将现场采集数据传输并存储至大数据集群工程数据库,同时将服务器数据库、大数据分析等结果传送给客户端。

TBM掘进参数数据主要由各个设备部件传感器进行采集,TBM上位机通过工业以太网、OPC标准访问PLC,将TBM掘进数据缓存于本地数据库,然后定时将缓存数据分段打包上传至工程数据库,数据分类存放为不同的数据表。

数据中心服务器主要采用Hadoop、Spark等大数据框架,对工程数据库中的岩机数据通过使用线性回归、支持向量机、神经网络等机器学习算法来深度学习,建立岩机信息感知互馈模型。服务器将通过数据挖掘得出的关键参数传输至客户端,客户端利用这些参数,实时输出TBM设备状态评价、操作建议、岩体状态参数预估、掘进参数预测等信息,将输出结果显示至客户端人机交互界面,同时系统自适应选择最优掘进参数,并通过PLC控制器发出相应操作指令指导TBM掘进。TBM掘进参数智能控制系统结构如图4所示。

2.2 智能控制方法

在TBM正常掘进过程中,利用岩机信息感知互馈模型预测TBM稳态掘进时的掘进参数,并对TBM当前掘进状态进行评价,通过人机交互界面实时展示

TBM运行状态、岩体状态参数和TBM掘进参数等信息。系统自动对比预测值和实际值,判断是否调整当前掘进参数。

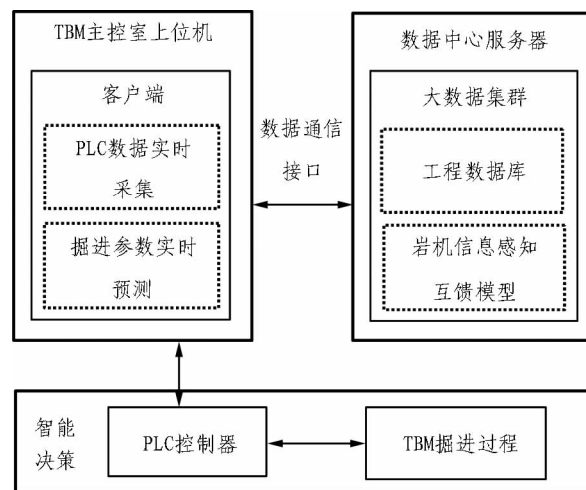


图4 TBM掘进参数智能控制系统结构图

Fig. 4 Structure of intelligent control system of TBM tunneling parameters

掘进参数控制方法可选择自动模式或手动模式。选择自动模式时,系统将掘进参数预测值和当前掘进参数进行比较,当偏差值超出设定界限,系统向PLC发出调整相应参数的指令,控制刀盘转速和掘进速度的PLC控制器接收到相应调整指令并对其大小进行调整,同时保证其他运行参数如推力、转矩以及其他辅助设备参数不会出现报警提示;选择手动模式时,系统将掘进参数预测值和当前掘进参数的偏差比较结果输出为提示框显示在上位机上,由主司机决定是否调整掘进参数,若需调整,手动控制刀盘转速和掘进速度旋钮进行调整。TBM掘进参数智能控制过程如图5所示。

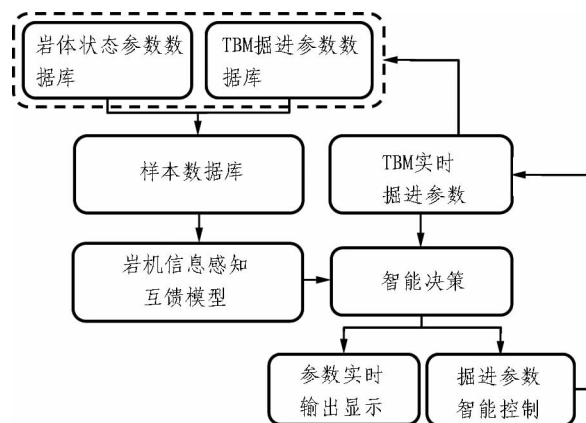


图5 TBM掘进参数智能控制流程图

Fig. 5 Flowchart of intelligent control of TBM tunneling parameters

2.3 智能决策策略

TBM掘进开始后,上位机开始记录并保存当前掘

进数据,同时控制系统中的智能决策模块启动数据读取功能,自动读取掘进参数,包括推力、刀盘转矩、贯入度、刀盘转速和掘进速度,并对该条数据进行判断。若该条数据中所有参数值均在设定的边界条件内,则判定其为有效数据点并进行保存;若该条数据中任一参数超出边界条件,则判定为无效值,不保存该条数据。此判定过程可过滤掉TBM空转或空推时的无效掘进数据,并保存有效掘进数据。保存的有效数据点按时间排序,形成一个有效数据表,每隔一定数量的有效数据点进行一次掘进参数预测,同时刷新一次客户端界面的实时输出显示数据。预测数据间隔的数据点数量可根据实际情况进行调整,一般情况下,若岩体状态发生变化或者条件较差时,可增加预测数据点;岩体状态无变化或条件较好时,可适当减少预测数据量。

读取有效数据表,将相应的掘进参数代入岩机信息融合与互馈模型,进行掘进参数实时预测。先按照岩体信息感知模型预估岩体状态参数,得到相应的岩体状态参数 Y_1 ,然后根据预估的岩体状态参数按照掘进参数预测模型对稳态段掘进参数 Y_2 进行预测,预测的岩体状态参数 Y_1 和掘进参数 Y_2 通过人机交互界面模块实时输出显示在主控室上位机可视化界面上,供主司机查看。

假设当前实际掘进参数为 m_k ,预估岩体状态参数为 N_k ,预测掘进参数为 M_k ,分别计算前面第 $k-2$ 到 $k-1$ 组数据的预估岩体状态参数平均值 N_s 和预测掘进参数平均值 M_s 作为累积平均预测参数。将当前预测参数 N_k 和 M_k 与累积平均预测参数 N_s 和 M_s 进行对比,若当前预测掘进参数和累积平均预测参数偏差平均值小于10%,则认为当前掌子面岩体状态稳定不变或变化很小,当前掘进参数平稳,掘进效果良好,无需对掘进参数进行优化调整;如果预测参数和累积平均预测参数偏差平均值大于80%,则认为当前掘进参数不稳定,岩体条件变化较大,应该调整当前掘进参数以适应地层的变化,使TBM安全平稳掘进;当预测参数和累积平均预测参数偏差平均值处于10%~40%时,则认为当前岩体状态较好,掘进参数可进行微调;当预测参数和累积平均预测参数偏差平均值处于40%~80%时,则认为当前岩体状态较差,建议对掘进参数进行调整。若短时间内掘进参数预测值前后波动较大,系统会发出警报,由主司机判断现场情况并采取相应措施。

3 工程应用及效果分析

3.1 工程应用

吉林省中部城市引松供水工程总干线施工4标段全长约23 km,其中TBM施工段长约20.2 km。隧洞开挖直径为8.03 m,埋深为85~260 m。隧洞主要岩

性为砂岩、花岗岩、安山岩、凝灰岩、灰岩,围岩等级为Ⅱ—Ⅴ级,以Ⅲ级围岩为主。岩体状态信息通过工程地质勘查报告获取,同时现场跟踪岩体条件变化,通过原位试验、现场钻芯取样、室内试验以及绘制隧道地质素描图等手段获取。通过现场钻孔取芯并开展室内试验,得到凝灰岩饱和抗压强度为40~60 MPa,灰岩饱和抗压强度为60~80 MPa,新鲜闪长岩饱和抗压强度为100 MPa左右,花岗岩饱和抗压强度为80~130 MPa。通过洞壁素描获得的岩体体积节理数来表征岩体节理发育程度。

该工程采用直径7.93 m的敞开式TBM,刀盘额定转矩为8 410 kN·m(3.97 r/min),额定推力为23 260 kN,单个掘进循环长度为1.8 m,撑靴最大支撑力为46 028 kN,出渣能力为755 m³/h。TBM刀盘上共安装滚刀56把,刀间距为70~89 mm,额定最大滚刀推力为350 kN。

TBM掘进参数智能控制系统客户端嵌入TBM-Smart智能掘进系统中,安装在TBM主控室上位机上,如图6所示。系统界面采用自适应布局,显示内容主要包括:1)实时显示掘进机状态(掘进、停机、上升段、稳态段等)、桩号及时间;2)展示TBM当前掘进循环掘进参数的实时曲线图;3)实时显示当前的岩体状态(抗压强度、完整性、围岩等级等);4)实时显示TBM掘进参数(推力、转矩、贯入度、转速、掘进速度等)及状态评价(优、良、中、差等);5)实时显示系统预估岩体状态参数和TBM掘进参数,并给出是否调整优化当前掘进参数的提示。

TBM掘进过程中产生的设备状态参数每s记录1次,系统首先读取TBM当前掘进循环开始阶段(约30 s内)上升段的掘进参数,然后由岩体信息感知模型预估当前岩体状态参数,由掘进参数预测模型计算出TBM掘进稳态段最优掘进参数,并对TBM当前掘进状态进行评价。通过人机交互界面模块将岩体状态参数和最优控制掘进参数实时输出显示在主控室上位机客户端可视化界面上。在自动控制模式下,系统自动判断并调整当前掘进参数;在手动控制模式下,系统将判断结果显示在客户端界面上,由主司机手动调整掘进参数。

3.2 应用效果

本工程通过提取约8 000个掘进循环的岩机数据,对岩机信息感知互馈模型进行训练和监督学习,获取模型中相关系数,随机选取50组不同桩号掘进循环的岩机信息数据,对岩机信息感知互馈模型进行了验证,验证结果如图7所示。结果表明:岩体状态参数和TBM掘进参数预测准确率均在90%以上,预测值波动范围较小,保证了系统计算内核的准确

性,说明该模型能够实时感知岩体状态参数,预测TBM稳态掘进参数。因此,采用岩机信息感知互馈

模型进行掘进参数预测,具有预测准确、实时性好和容错能力强的优点。

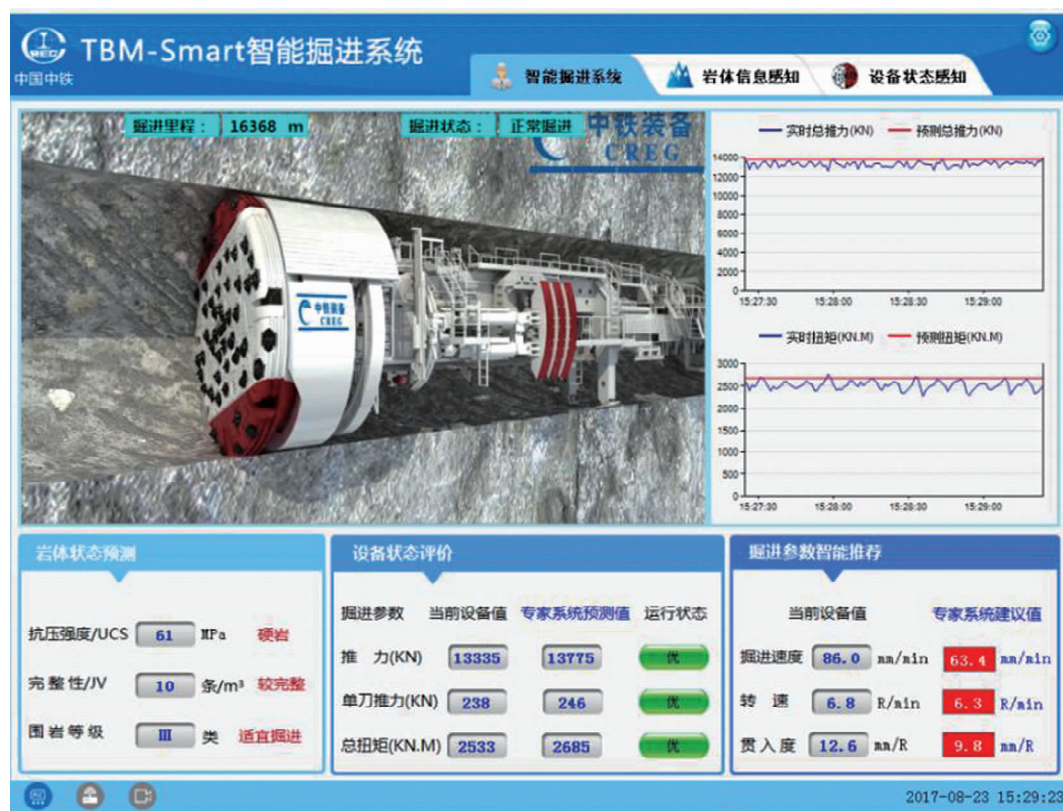


图6 TBM智能掘进系统

Fig. 6 Intelligent tunneling system for TBM

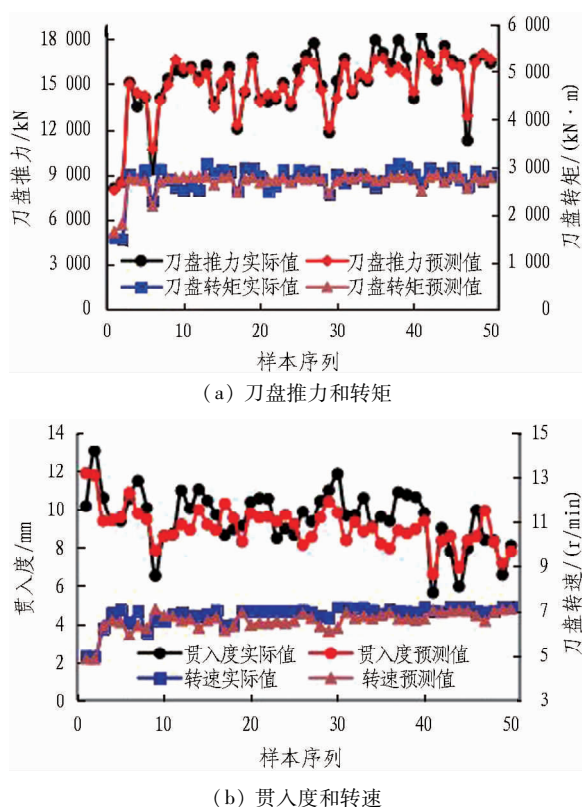


图7 TBM掘进参数预测结果

Fig. 7 Predicting results of TBM tunneling parameters

通过对智能控制系统运行结果进行分析,预测值波动较小,提高了TBM运行的稳定性。主司机可依据预测值手动调整TBM掘进控制参数,也可采用自动控制模式,直接激励PLC控制器实现掘进参数的自动调整和优化,避免了主司机经验判断的不确定性。

在花岗岩地层DK53+182~DK54+442区段中开展现场试验,设计围岩等级为II—V级,预测到小破碎区域2处,预测修正岩体参数区段占47%,与实际开挖岩体参数一致率为90%,提高了TBM对地层变化的适应能力;依据掘进参数预测值进行掘进,设备故障率减少了10%,提高了掘进速度7%。从应用效果来看,TBM掘进参数智能控制系统响应速度快,预测结果稳定可靠,减少了停机检修时间,从而加快了施工进度。

4 结论与讨论

1)采用数据分析与挖掘的方法分析岩体状态参数和TBM掘进参数之间的映射关系,提出岩机信息感知互馈方法,建立岩体信息感知模型和TBM掘进参数预测模型。

2)基于岩机信息感知互馈机制,构建掘进参数预测及掘进状态评价体系,能够实时感知在掘岩体状态,

并通过智能决策策略实现 TBM 掘进参数的智能控制,使 TBM 掘进与当前岩体条件相适应。

3) 工程实践表明,智能控制系统运行稳定,在工程施工过程中通过对 TBM 掘进参数的智能调控,能够适应不同地质条件下的掘进工况,保证了 TBM 安全高效掘进的稳定性,减少了 TBM 掘进灾害事故与损失,为 TBM 施工提供了科学化、智能化服务。

4) 本文在 TBM 智能控制方面做了初步尝试,但在综合控制方面还有所欠缺,距离完善的智能控制系统还有一定的差距。在今后研究中,会进一步完善岩机模型,积累经验数据,开发更为准确的控制方式,增强智能控制系统,以适应不同工程、不同地质的 TBM 施工。

参考文献(References):

- [1] 尚彦军, 杨志法, 曾庆利, 等. TBM 施工遇险工程地质问题分析和失误的反思[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(12): 2404.
SHANG Yanjun, YANG Zhifa, ZENG Qingli, et al. Retrospective analysis of TBM accidents from its poor flexibility to complicated geological conditions[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(12): 2404.
- [2] 中国工程院. 岩爆、突水突泥灾害预测预报预警与防治控制技术[M]. 北京: 高等教育出版社, 2013.
Chinese Academy of Engineering. Prediction, forecasting and early warning on rock bust, water gushing and mud gushing and its controlling techniques[M]. Beijing: Higher Education Press, 2013.
- [3] LIU Quansheng, HUANG Xing, GONG Qiuming, et al. Application and development of hard rock TBM and its prospect in China[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2016(57): 33.
- [4] 肖清华. 隧道掘进爆破设计智能系统研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2006.
XIAO Qinghua. Study of intelligent system of blasting design for tunneling[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2006.
- [5] 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 of intelligent decision support system for dynamic and construction of mountain tunnels[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016.
- [6] 高文学, 侯炳晖, 孙西蒙, 等. 隧道掘进综合信息智能监控系统研究[J]. 岩土力学, 2012, 33(增刊2): 408.
GAO Wenxue, HOU Binghui, SUN Ximeng, et al. Research on comprehensive information intelligent monitoring system for tunnel excavation[J]. Rock and Soil Mechanics, 2012, 33(S2): 408.
- [7] GHASEMI E, YAGIZ S, ATAELI M. Predicting penetration rate of hard rock tunnel boring machine using fuzzy logic[J]. Bulletin of Engineering Geology & the Environment, 2014, 73(1): 23.
- [8] MAHDEVARI S, SHAHRIAR K, YAGIA S, et al. A support vector regression model for predicting tunnel boring machine penetration rates[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Science, 2014, 72: 214.
- [9] SALIMI A, ROSTAMI J, MOORMANN C, et al. Application of non-linear regression analysis and artificial intelligence algorithms for performance prediction of hard rock TBMs[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2016, 58: 236.
- [10] SIMOES M G, KIM T. Fuzzy modeling approaches for the prediction of machine utilization in hard rock tunnel boring machines[C]// Conference Record of the 2006 IEEE Industry Applications Conference Forty-First IAS Annual Meeting. [S.l.]: IEEE, 2006.
- [11] OKUBO S, FUKUI K, CHEN W. Expert system for applicability of tunnel boring machines in Japan[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2003, 36(4): 305.
- [12] ATES U, BILGIN N, COPUR H. Estimating torque, thrust and other design parameters of different type TBMs with some criticism to TBMs used in Turkish tunneling projects[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2014, 40(2): 46.
- [13] XING T, GONG G F, YANG H Y. Research into intelligent control of cutterhead drive system in shield tunneling machine based on pattern recognition[C]// 2008 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. [S.l.]: IEEE, 2008.
- [14] 何小新, 吴庆鸣. 隧道掘进机选型智能决策支持系统的研究[J]. 铁道学报, 2007, 29(3): 127.
HE Xiaoxin, WU Qingming. An intelligent decision support system of type selection for tunnel boring machine[J]. Journal of the China Railway Society, 2007, 29(3): 127.
- [15] 刘明月. 对基于数据挖掘的隧道掘进机掘进状况分类识别的探讨[J]. 石家庄铁道学院学报, 2004, 17(4): 64.
LIU Mingyue. Pattern recognition of TBM boring performance based on data mining[J]. Journal of Shijiazhuang Railway Institute, 2004, 17(4): 64.
- [16] 江俊杰. 盾构掘进过程中的异常工况识别与智能决策[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.
JIANG Junjie. Abnormal condition detection and intelligent decision of shield machine process[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012.