

# 掘进机姿态调整模型辨识方法与精准控制

张敏骏<sup>1</sup>, 吉晓冬<sup>2</sup>, 李旭<sup>3,4</sup>, 瞿圆媛<sup>2</sup>, 吴森<sup>2</sup>

(1. 清华大学机械工程系, 100084, 北京; 2. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 100083, 北京;  
3. 天地科技股份有限公司, 100013, 北京; 4. 煤炭科学研究总院储装技术研究分院, 100013, 北京)

**摘要:** 针对因掘进机姿态控制精度较差导致巷道掘进轨迹偏离进而影响煤矿生产安全与效率的问题,提出了一种基于粒子群算法的掘进机姿态调整控制模型辨识方法及模糊神经网络 PID 姿态控制方法。首先分析了掘进机姿态角误差与巷道断面之间关系,基于姿态运动学与液压模型确定了姿态控制系统传递函数结构,通过粒子群算法的寻优特性与输入输出信号的响应对传递函数参数进行拟合进而实现辨识。仿真结果表明,与采用最小二乘和遗传算法的辨识方法相比,所提采用粒子群算法的模型辨识方法的辨识精度分别提高了 96.75% 和 95.15%。此外,利用模糊控制的强非线性适应性与神经网络的自学习能力设计了姿态调整的 PID 控制系统。搭建了 EBZ-55 型掘进机俯仰角控制试验平台,并在不同的试验工况下进行了多组俯仰角控制试验。试验结果表明,基于粒子群模型辨识方法的模糊神经网络 PID 控制方法比模糊 PID 控制方法最多可降低 57.1% 的超调误差以及 53.5% 的响应时间,并能稳定实现 1° 以内的姿态角控制。该方法可为掘进机及大型液压设备的姿态控制提供有效的技术支撑与参考。

**关键词:** 掘进机; 姿态调整; 粒子群算法; 模型辨识; 模糊神经网络控制

**中图分类号:** TH86 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.7652/xjtuxb202106002 **文章编号:** 0253-987X(2021)06-0009-09



OSID 码

## Method of Model Identification and Precise Control for Tunnel Boring Machine Body Posture Adjustment

ZHANG Minjun<sup>1</sup>, JI Xiaodong<sup>2</sup>, LI Xu<sup>3,4</sup>, QU Yuanyuan<sup>2</sup>, WU Miao<sup>2</sup>

(1. Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. College of Mechanical & Information Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China;  
3. Tiandi Science & Technology Co. Ltd., Beijing 100013, China;  
4. Storage & Loading Branch, China Coal Research Institute, Beijing 100013, China)

**Abstract:** Aiming at the derivation of the tunnel excavation track and the coal production inefficiency and safety problem caused by poor posture control accuracy of tunnel boring machine (TBM), a model identification method based on the particle swarm optimization (PSO) and a fuzzy neural network control method of attitude control are proposed. Firstly, the relation between the posture error and the tunnel section is analyzed, and the structure of the control system transfer function is determined according to the kinematic and hydraulic system model. Through the PSO searching character and the response of the input and output signals, the transfer function parameters could be fitted. Simulation results show that the identification accuracy based on PSO is 96.75% and 95.15% higher, respectively, than that based on least

square or genetic algorithm identification method. Making use of the fuzzy logic control' strong nonlinearity adaptability and the neural network' self-learning ability, a posture PID control algorithm is proposed, and a EBZ-55 tunnel boring machine attitude control experiment system is designed and established. Experiment shows that compared with the fuzzy PID, the proposed fuzzy neural network PID control system could mostly reduce 57.1% overshoot error and 53.5% response time in different conditions, and the posture of the tunneling boring machine could be controlled in  $1^\circ$  stably.

**Keywords:** tunnel boring machine; posture angle adjustment; particle swarm optimization; model identification; fuzzy neural network PID

随着煤矿生产效率的不断提高<sup>[1-3]</sup>,对掘进机的智能化需求也与日俱增。掘进机机身姿态的精准控制是实现智能掘进的重要环节<sup>[4]</sup>。当前掘进机的机身姿态主要通过手动进行调整,极大影响其精度与可靠性。首先手动调整机身姿态无法保证巷道的截割成型质量,进而可能导致巷道掘进偏离设计轨迹,降低煤矿开采产量,同时诱发更多安全隐患。此外,综掘巷道内的巷道倾斜、底板松软及粉尘等复杂工况也对掘进机机身姿态的精准控制造成了极大困扰<sup>[5-6]</sup>。

上述复杂工况严重影响了掘进机机身姿态控制系统的动态性能,同时伴随系统自身非线性的影响,给掘进机机身姿态精准控制带来极大困难。针对上述问题,文献[7-8]采用模糊 PID 控制实现了掘进机机身俯仰角的智能控制;文献[9]基于液压软件仿真分析了掘进机俯仰角 PID 控制方法,上述研究中因被控模型与实际模型存在较大差别,因此很难实现高精度的姿态控制。在其他类似领域,为解决复杂工况下的液压缸控制问题,文献[10]对微位移液压系统进行了建模与模型辨识,通过 PD 控制实现了高精度的位移控制;文献[11]基于 II 型模糊控制实现了液压挖掘机工作装置位姿的高精度控制;文献[12]基于神经网络进行了盾构机液压推进系统模型辨识,为其精确控制提供了模型基础;文献[13]针对不同地质模型进行了以液压缸调控为基础的掘进位姿控制模型建模。上述研究为复杂工况下的液压缸位移精准控制提供了研究基础,但上述研究中的被控对象的实际结构与掘进机存在一定差别。

本文首先分析了掘进机机身姿态角与巷道截割断面之间的关系,结合掘进机机身姿态控制系统理论模型及系统延时确定姿态传递函数的基本框架;通过粒子群优化算法实现掘进机姿态控制系统在复杂工况下的模型辨识并得到准确的控制模型,通过仿真对该方法进行合理性验证;基于该模型,提出了基于模糊神经网络的姿态控制算法,为验证控制算

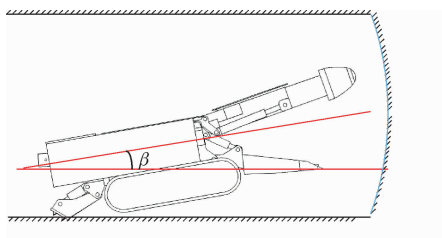
法的有效性,设计了掘进机姿态控制试验系统,并进行了基于实测数据的辨识试验,对本文所提出的姿态控制算法的有效性与优越性进行了验证,结果表明,本文辨识方法与控制算法在煤矿实际生产中具有有效性和可实现性,可对其他煤矿井下设备的姿态控制提供理论支撑与技术借鉴。

## 1 掘进机姿态角与截割断面分析

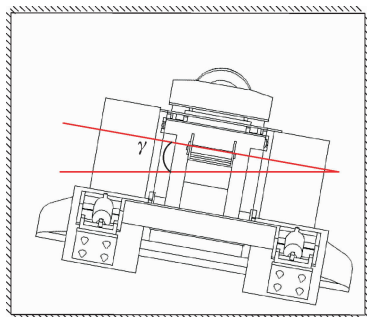
### 1.1 掘进机机身姿态角与截割断面关系

掘进机机身姿态角如图 1 所示,机身俯仰角  $\beta$  为掘进机机身轴向水平面与巷道底面的夹角,翻滚角  $\gamma$  为掘进机机身侧向水平面与巷道中线垂线在巷道后视截面上投影之间的夹角<sup>[14]</sup>,掘进机机身姿态角通过机身倾角传感器进行测量,传感器通过激光全站仪对机身倾角传感器进行标定。

已知掘进机在行驶至目标位置后准备截割前通



(a) 机身俯仰角

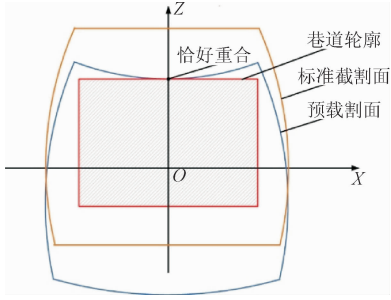


(b) 机身翻滚角

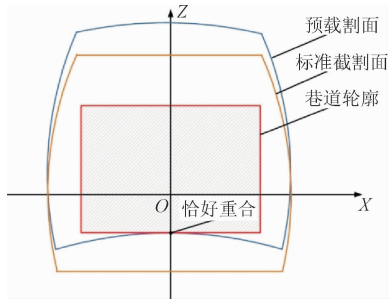
图 1 掘进机机身姿态角

Fig. 1 The posture angle of the tunneling boring machine

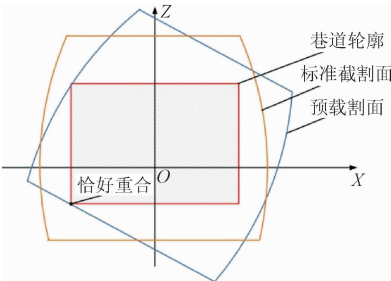
过前铲板与后支撑对机身姿态进行调整,调整至在巷道断面进行截割时可通过截割机构的补偿的范围内,进而通过截割机构进行掘进机机身姿态的调整与补偿,图2为机身出现俯角、仰角与翻滚角时的巷道预截割断面与标准断面形状。



(a) 机身存在俯角误差



(b) 机身存在仰角误差



(c) 机身存在翻滚角误差

图2 机身存在姿态误差时的巷道预截割断面与标准断面形状

Fig. 2 The cutting face when the posture error exists

设  $x_\beta$ 、 $y_\beta$  与  $z_\beta$  分别为存在俯仰角误差时的巷道断面轨迹点坐标,其截割断面轨迹方程为

$$\left. \begin{aligned} x_\beta &= \sin\alpha_c (r\cos\beta_c + e) \\ y_\beta &= \sin\beta (r\cos\beta_c) + \cos\beta \cos\alpha_c (r\cos\beta_c + e) \\ z_\beta &= \cos\beta (r\sin\beta_c) - \sin\beta \cos\alpha_c (r\cos\beta_c + e) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中:  $\beta_c$  为掘进机截割臂俯仰角;  $\alpha_c$  为掘进机截割臂水平转角;  $r$  为截割臂长度;  $e$  为掘进机截割臂下端点距回转中心距离。

同理,  $x_\gamma$ 、 $y_\gamma$  与  $z_\gamma$  分别为存在翻滚角误差时的

巷道断面轨迹点坐标,机身存在翻滚角时的巷道断面轨迹方程如下

$$\left. \begin{aligned} x_\gamma &= \cos\gamma \sin\alpha_c (r\cos\beta_c + e) - \sin\gamma (r\cos\beta_c) \\ y_\gamma &= \cos\alpha_c (r\cos\beta_c + e) \\ z_\gamma &= \sin\gamma \sin\alpha_c (r\sin\beta_c) + \cos\gamma (r\sin\beta_c) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

由此可得截割臂在截割过程中可补偿的机身姿态角如下

$$\left. \begin{aligned} \beta &\leq \arcsin \frac{r\sin\beta_{c,\min}}{\sqrt{r\sin^2\beta_{c,\min} + (r\cos\beta_{c,\min} + e)^2}} - \arcsin \frac{H - H_0}{\sqrt{r\sin^2\beta_{c,\min} + (r\cos\beta_{c,\min} + e)^2}} \\ \gamma &\leq \arcsin \frac{-H_0}{\sqrt{H_0^2 + (0.5D)^2}} + \arcsin \frac{r\sin\beta_{c,\min}}{\sqrt{H_0^2 + (0.5D)^2}} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

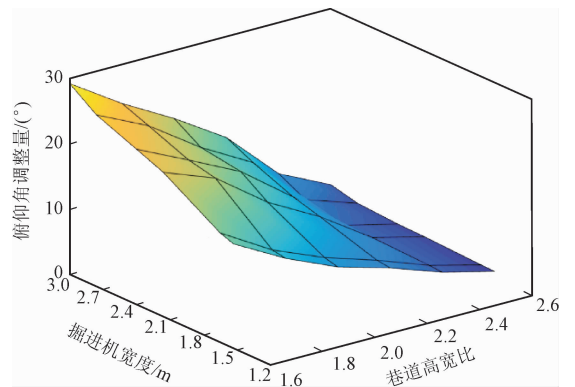
式中:  $r$  为截割臂长度;  $\beta_{c,\min}$  为截割臂相对机身的俯仰角的最小值;  $D$  为巷道断面宽度;  $H$  为巷道高度;  $H_0$  为水平状态截割臂距离履带重心的垂直距离。

基于上述模型可得不同机身尺寸的掘进机在截割不同尺寸巷道时的机身姿态角最大补偿范围如图3所示,不同尺寸的掘进机截割机构的俯仰角调整量为  $8.4^\circ \sim 15.3^\circ$ ; 翻滚角调整量为  $4.6^\circ \sim 5.9^\circ$ 。若机身姿态角偏差大于此范围时需要通过掘进机支撑机构进行机身姿态的调整。

## 1.2 掘进机姿态角调整系统建模

当掘进机机身姿态误差超过截割臂的补偿范围,则必须通过支撑液压缸运动实现姿态角的调整,分别以掘进机前端其姿态调整时的运动学模型分析如图4所示。

图4a以掘进机铲板回转中心为坐标点建立坐标系  $YOZ$ ,  $I$  为前铲板顶点,其坐标为  $(r_i, \theta_i)$ ;  $A$  为前铲板与姿态调整油缸铰接点;  $d$  为  $A$  点到  $O$  点的长度;油缸伸缩使掘进机前铲板转动,其转角为  $\varphi_i$ 。



(a) 俯仰角调整量

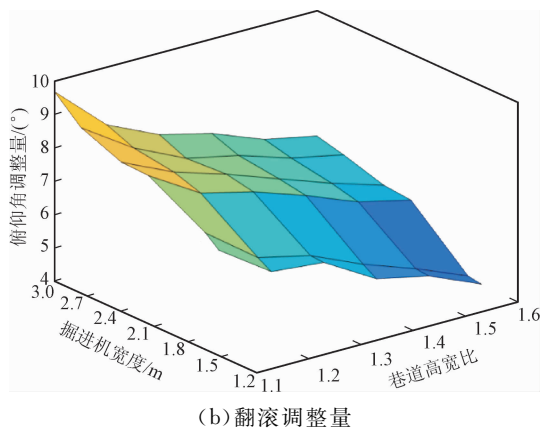
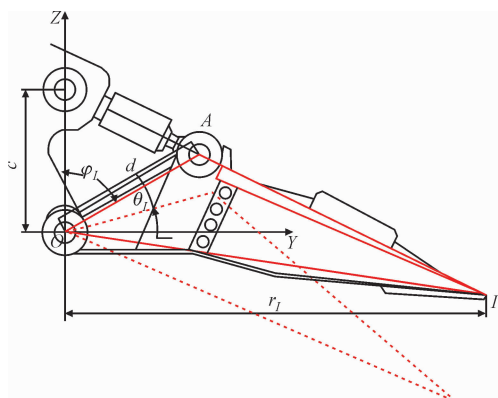
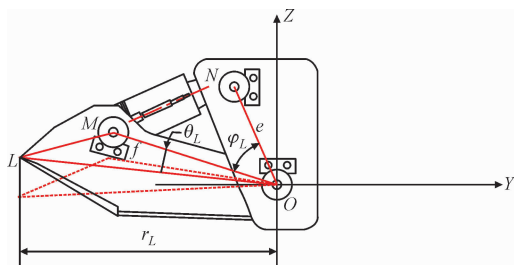


图3 不同宽度掘进机的截割机构在不同巷道的姿态角补偿量

Fig. 3 The posture angle compensation of different tunneling machine in different roadway



(a) 姿态角调整时前铲板运动学模型



(b) 姿态角调整后后支撑运动学模型

图4 巷道中掘进机姿态角调整图

Fig. 4 The posture adjustment schematic diagram of the tunneling boring machine

可得前铲板顶点的运动学方程如下

$$\left. \begin{aligned} \theta_{I0} &= \arccos[(c^2 + d^2 - l_{I0}^2)/2cd] \\ \theta_I &= \arccos[(c^2 + d^2 - l_I^2)/2cd] - \theta_{I0} \\ y_I &= r_I \cos(-\theta_I + \theta_{I0}) \\ z_I &= r_I \sin(-\theta_I + \theta_{I0}) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中:  $c$  为  $OZ$  轴上两个铰接点之间的距离;  $r_I$  为  $O$  至铲板顶端的距离;  $\theta_{I0}$  为铲板顶点运动过程中其坐标的变化量。

同理,如图4b所示,以后支撑回转中心做原点建立坐标系  $ZOY$ 。  $L$  为后支撑顶点,其坐标为  $(r_L, \theta_L)$ ;  $M$  为姿态调整油缸后端铰接点;  $N$  为后支撑与姿态调整油缸铰接点;  $e$  为  $N$  点到  $O$  点的距离;  $f$  为  $M$  点到  $O$  点的距离;油缸伸缩使得后支撑发生转动,其转角为  $\varphi_L$ ;  $r_L$  为  $O$  至后支撑顶端的距离;  $\theta_{L0}$  为后支撑顶点运动过程中其坐标的变化量。由此可得后支撑顶点的运动学方程如下

$$\left. \begin{aligned} \varphi_{20} &= \arccos[(e^2 + f^2 - l_{L0}^2)/2ef] \\ \theta_L &= \arccos[(e^2 + f^2 - l_L^2)/2ef] - \varphi_{L0} \\ y_L &= r_L \cos(-\theta_L + \theta_{L0}) \\ z_L &= r_L \sin(-\theta_L + \theta_{L0}) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

由式(4)与(5)可得掘进机俯仰角与翻滚角的解算方程<sup>[15]</sup>如下

$$\left. \begin{aligned} \beta &= \arctan k \\ \gamma &= \arcsin(r_{L1} \cos(-\theta_{L1} + \theta_{L0}) - r_{L2} \cos(-\theta_{L2} + \theta_{L0})/D \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中:  $r_{L1}$  与  $r_{L2}$  分别为后支撑左右两侧油缸运动后的接地点至顶点的距离;  $\theta_{L1}$  与  $\theta_{L2}$  为左右两侧后支撑的顶点坐标;  $D$  为掘进机前后支撑点之间的距离;  $k$  为机身俯仰角计算因数,计算方程如下

$$\left. \begin{aligned} k_1 &= \frac{r_I \sin(\theta_I + \theta_{I0}) - z_P}{r_I \cos(\theta_I + \theta_{I0}) - y_P} \\ k_2 &= \frac{r_L \sin(\theta_L + \theta_{L0}) - z_Q}{r_L \cos(\theta_L + \theta_{L0}) - y_Q} \\ k_3 &= \frac{r_I \sin(\theta_I + \theta_{I0}) - r_L \sin(\theta_L + \theta_{L0}) - z_{O'}}{r_I \cos(\theta_I + \theta_{I0}) - r_L \cos(\theta_L + \theta_{L0}) - y_{O'}} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中:  $k_1$ 、 $k_2$  与  $k_3$  分别为前铲板独立调整姿态、后支撑独立调整与前后复合调整的3种工况下的姿态角计算因数<sup>[16]</sup>;  $z_P$ 、 $y_P$ 、 $z_Q$  与  $y_Q$  分别为铲板与后支撑独立调整姿态时掘进机机身履带接地点的位置坐标。

无论掘进机在何种支撑状态下进行机身姿态调整,其实质均为各支撑机构所对应的液压缸的位移控制,掘进机姿态液压系统如图5所示。

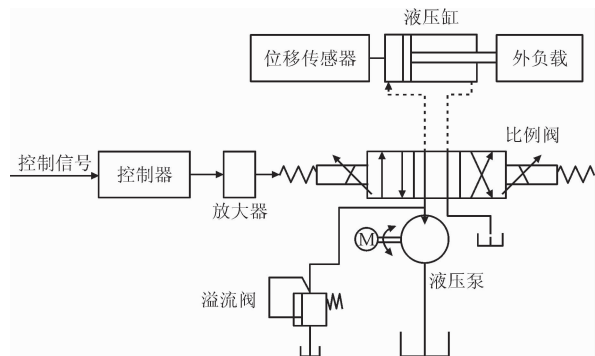


图5 掘进机姿态液压系统

Fig. 5 The hydraulic system of the TBM

基于液压系统的数学建模方法与掘进机姿态液压系统基本原理可得该被控对象为三阶非线性系统<sup>[5]</sup>,由于进行了一定程度上的模型简化,且系统存在延时,因此需要通过一定的辨识方法对被控模型进行精确辨识。

2 粒子群优化系统辨识算法

2.1 粒子群优化算法原理

粒子群算法多用于求解多参数非线性系统的全局优化问题<sup>[17]</sup>。设一个  $D$  维空间中存在  $n$  个粒子,粒子在种群中的位置向量为  $\mathbf{X}_i$ ,速度向量为  $\mathbf{V}_i$ ,将  $\mathbf{X}_i$  代入目标函数即可算出每个粒子位置所对应的适应度值,为避免其个体极值  $\mathbf{P}_i$  与种群极值  $\mathbf{P}_g$  在每次迭代中陷入局部最优,加入一个局部自适应变异算子进行调整,如下所示

$$\left. \begin{aligned} V_i^{n+1} &= \omega(t)V_i^n + c_1r_1(p_i^n - X_i^n) + c_2r_2(S_{Bi}^n - X_i^n) \\ X_i^{n+1} &= X_i^n + V_i^{n+1} \end{aligned} \right\} \tag{8}$$

式中: $\omega(t)$ 为惯性权重; $n$ 为进化代数; $i$ 为粒子种群规模; $r$ 为 0 到 1 的随机数; $c_1$ 、 $c_2$  为局部与全局学习因子; $S_B$  为种群的最优解。

2.2 基于粒子群优化的姿态控制系统辨识

粒子群优化算法的系统辨识是基于粒子群算法的寻优特性,通过输入与输出的信号响应对传递函数参数进行拟合的过程,基于理论模型与实际系统中的延时,其传递模型可简化为

$$G(s) = \frac{K}{(\alpha s^2 + 1)(\beta s + 1)}e^{-T_s} \tag{9}$$

式中: $G(s)$ 为被控对象传递函数; $\mathbf{X}=[\alpha,\beta,K,T]$ 为需要辨识的参数集,其中  $\alpha$  为二阶项, $\beta$  为一阶项, $K$  为增益系数, $T$  为延时系数。由于实际系统中,往往存在测量与执行误差及外界干扰等,预测模型不可能完全替代真实模型,因此需要在估计模型中加入残差  $e=d_i-f_i$ ,其中  $d_i$  为第  $i$  个测试样本的输出, $f_i$  为群体中各个粒子的初始适应值。为确保辨识模型尽可能的接近实际模型,以辨识误差指标函数作为粒子群算法的目标函数,选择合适的误差指标函数更新粒子位置与速度,进而求取残差绝对值最小的预测模型参数。辨识误差指标函数的计算式如下

$$J = \sum_{i=1}^N 0.5(d_i - f_i) \tag{10}$$

设待辨识参数位置向量为  $\mathbf{X}_i$ ,速度向量为  $\mathbf{V}_i$ ,各个粒子初始位置为个体极值。基于上述参数可计

算出群体中各粒子的初始适应值  $f(\mathbf{X}_i)$ ,同时更新粒子速度与位置并对粒子的速度与位置进行越界检查,则模型的预测输出为

$$\left. \begin{aligned} f_i[x_n(k+1)] &= f_i[x_n(k)e^{-T_s} + x_{n-1}(k)(1-e^{-T_s})] \\ d_i(k+1) &= x_n(k+1-nQ^{-1}T) \end{aligned} \right\} \tag{11}$$

式中, $Q$  为仿真计算步长。通过式(11)中求得的  $f_i$  与  $d_i$  即可由式(10)计算得到辨识误差,该辨识误差的绝对值越小,则预测模型越逼近真实模型,当辨识误差指标函数  $J$  逐渐接近 0 时,则完成系统辨识,此时模型最接近实际模型。

2.3 系统辨识仿真

为验证该辨识方法的可行性,将 EBZ-55 型掘进机系统参数理论模型<sup>[5]</sup>作为辨识对象,进行仿真验证。针对传统带延时环节的三阶系统辨识的计算难度,取粒子群个数为 80,最大迭代次数 200 次,为保证粒子种群的局部搜索能力全局搜索能力的平衡,粒子最大运动速度  $V_{max}$  为 1.0 m/s, $\mathbf{X}_i$  中 4 个参数的搜索范围为  $[0,1]$ 、 $[0,1]$ 、 $[0,10]$ 与  $[0,1]$ <sup>[6]</sup>,学习因子取  $c_1=1.1$ 、 $c_2=1.3$ ,采用线性递减的惯性权重,惯性权重采用从 0.9 线性递减至 0.1 的策略,目标函数的倒数作为粒子群的适应度函数,将辨识误差作为的目标函数。系统通过伪随机二进制序列信号激励下生成辨识所用的历史数据,并加入测量时的随机扰动,同时与其他几种智能辨识方法进行比较,验证本文辨识方法的优越性,仿真结果如表 1 所示。

表 1 不同辨识方法的辨识误差

Table 1 The identification error of different methods

| 方法      | 辨识误差                 |                       |      |       |
|---------|----------------------|-----------------------|------|-------|
|         | $\alpha$             | $\beta$               | $K$  | $t$   |
| 最小二乘辨识法 | $8 \times 10^{-5}$   | $1.23 \times 10^{-4}$ | 0.43 | 0.004 |
| 遗传辨识法   | $3.1 \times 10^{-5}$ | $6.3 \times 10^{-5}$  | 0.35 | 0.002 |
| 粒子群辨识法  | $1 \times 10^{-6}$   | $3 \times 10^{-6}$    | 0.04 | 0.000 |

由表 1 可得,被测传递函数的 4 组辨识参数经过粒子群辨识算法平均辨识误差相较于最小二乘法与遗传算法分别降低了 96.75%与 95.15%,同时对系统延时的辨识误差接近于 0,由此可得其辨识精度相较于其他两种方法有明显的提高,因此采用粒子群算法的可对掘进机姿态控制系统此类非线性动态模型实现高精度辨识。

3 掘进机姿态角神经网络控制

由于掘进机机身姿态调整系统的非线性较强,

而传统 PID 控制难以实现高精度控制,因此提出通过的模糊控制与神经网络结合形成的模糊神经网络 PID 控制算法在复杂工况下实现掘进机机身姿态高精度控制<sup>[18]</sup>,其控制结构如图 6 所示,其中  $r(k)$  为系统输入,  $y(k)$  为系统输出,  $k_p$ ,  $k_i$  与  $k_d$  分别为 PID 控制的比例、积分与微分控制参数。

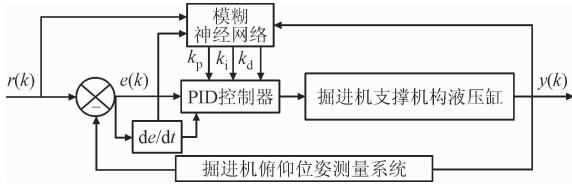


图 6 掘进机姿态角控制系统结构

Fig. 6 The control system structure of TBM

图 7 为模糊神经网络结构图,输入参数为姿态偏差  $e$  及偏差变化率  $e_c$ ,输出为 PID 控制参数  $k_p$ ,  $k_i$  与  $k_d$ ,输入与输出的模糊子集为  $\{A, B, C, D, E, F, G\} = \{\text{负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大}\}$ 。模糊集合论域为  $\{-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$ ,输出集合为  $\{-1.5, -1, -0.5, 0, 0.5, 1, 1.5\}$  与  $\{-0.3, -0.2, -0.1, 0, 0.1, 0.2, 0.3\}$ 。

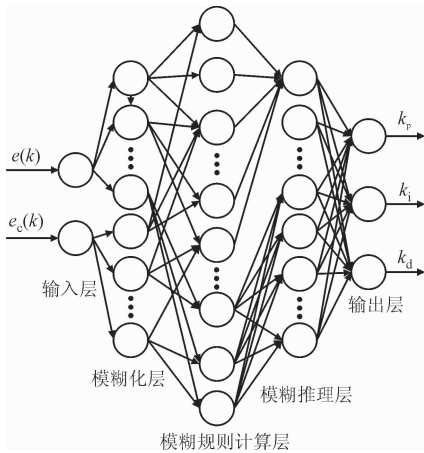


图 7 模糊神经网络结构图

Fig. 7 The structure of the fuzzy neural network

输入层中的  $e(k)$  与  $e_c(k)$  对应的输出为:  $O_1(1, j)$  或  $O_1(2, j)$ ; 模糊化层的输入与输出如下

$$\left. \begin{aligned} I_2(i, j) &= \frac{[O_1(i, j) - b_{ij}]^2}{c_{ij}^2} \\ O_2(i, j) &= e^{[I_2(i, j)]} \\ i &= 1, 2; j = 1, 2, \dots, 7 \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中:  $b_{ij}$  为模糊隶属度函数的中心值;  $c_{ij}$  为模糊隶属度函数的宽度;  $\omega_{mn}$  为权值系数。此时模糊规则计算层、模糊推理层及输出层的输入与输出分别为

$$\left. \begin{aligned} I_3(m) &= O_2(1, k) O_1(2, k) \\ O_3(m) &= I_3(m) \\ I_4(n) &= \sum_{m=1}^{49} O_3(m) \omega_{mn} \\ O_4(n) &= I_4(m) \\ m &= 1, 2, \dots, 49; k = 1, 2, \dots, 7; n = 1, 2, 3 \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

此时 PID 控制参数变化如下

$$\left. \begin{aligned} \Delta u(k) &= [e(k) - e(k-1)]k_p + e(k)k_i + [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)]k_d \\ u(k) &= u(k-1) + \Delta u(k) \\ k_x &= k_{x0} + \Delta k_x \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

式中:  $k_x$  为 PID 控制参数;  $k_{x0}$  分别为 PID 控制参数的初始值。设系统误差反馈过程中的性能指标函数为  $E(k) = 0.5[r(k) - y(k)]^2$ , 当  $r(k)$  与  $r(k)$  接近时,  $E(k)$  趋近于最小值, 而高斯隶属函数的中心  $b_{ij}$ 、宽度  $c_{ij}$  以及其对应的权值  $\omega_{mn}$  可以通过神经网络实现在线纠正, 其调整规律分别为

$$\left. \begin{aligned} \omega_{mn}(k+1) &= \omega_{mn}(k) + \delta(k) \frac{\partial E}{\partial \omega} \\ b_{ij}(k+1) &= b_{ij}(k) + \delta(k) \frac{\partial E}{\partial b} \\ c_{ij}(k+1) &= c_{ij}(k) + \delta(k) \frac{\partial E}{\partial c} \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中:  $\frac{\partial E}{\partial \omega}$ ,  $\frac{\partial E}{\partial b}$  与  $\frac{\partial E}{\partial c}$  为基于误差性能指标函数的学习率调整因数;  $\delta(k)$  为神经网络的学习速率可通过误差反向传播法进行计算, 计算方法如下

$$\left. \begin{aligned} \delta(k) &= \\ &\begin{cases} 0.99\delta(k-1), & E(k) > 1.04E(k-1) \\ 1.01\delta(k-1), & E(k) \leq E(k-1) \\ \delta(k-1), & E(k-1) \leq E(k) \leq 1.04E(k-1) \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

## 4 试验验证

为验证粒子群优化辨识算法与模糊神经网络 PID 的控制效果, 搭建了基于 EBZ-55 掘进机机身姿态角控制试验系统: 掘进机结构尺寸为 78 400 mm × 1 500 mm × 1 315 mm; 控制系统与采集系统采用 B&R9005 系统, 铲板与支撑的油缸行程为 106 mm; 采用 SME-90 倾角传感器测量机身姿态角, 测量分辨率为 0.1°; 采用 GUC1000 油缸位移传感器测量油缸行程, 测量分辨率为 0.01 mm<sup>[19]</sup>。首先通过 Leica 全自动激光全站仪对机载姿态测量传感器在同一坐标系下进行标定与校准, 试验现场如图 8

所示。



(a)掘进机机身倾角传感器 (b)油缸位移传感器



(c)姿态控制试验现场

图 8 掘进机俯仰位姿控制试验现场

Fig. 8 The experiment scene of the pitch angle control

基于粒子群辨识方法对模拟巷道中的掘进机俯仰角姿态控制系统进行辨识,经过 100 次迭代后其最终目标函数的平均误差为  $5.264 \times 10^{-6}$ ,其优化与收敛过程如图 9 所示。经过上述模型辨识方法得到实际工况下的掘进机俯仰角姿态控制传递函数如下

$$G(s) = \frac{5.67}{4.037 \times 10^{-6} s^3 + 8.137 \times 10^{-4} s^2 + s} e^{-0.02s} \quad (17)$$

表示本文模型在开环状态下的增益大小与相位随频率变化的伯德图如图 10 所示。为验证辨识模型的准确性,在 AMESim 中建立相同液压模型,其阶跃响应仿真如图 11 所示,其中辨识结果的超调与响应时间与半实体模型及真实模型基本一致,辨识结果的阶跃响应超调量约超过理论模型与仿真模型 20%,其响应时间的理论模型与仿真模型相差 0.1

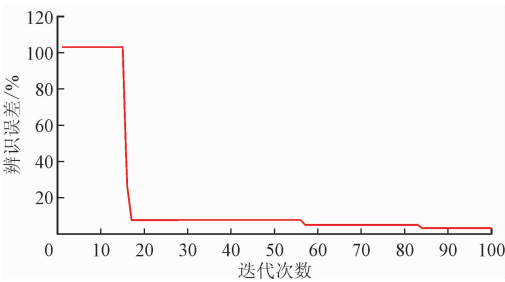


图 9 粒子群辨识算法辨识误差函数优化过程

Fig. 9 The optimization procedure of the PSO identification

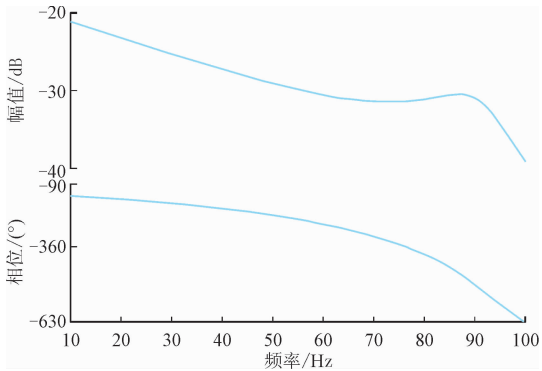


图 10 粒子群辨识算法辨识模型传递函数伯德图

Fig. 10 The bode diagram of the PSO identification model

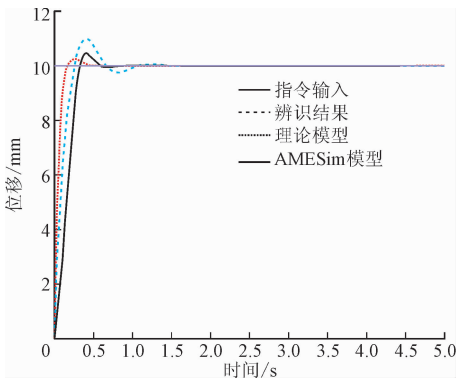
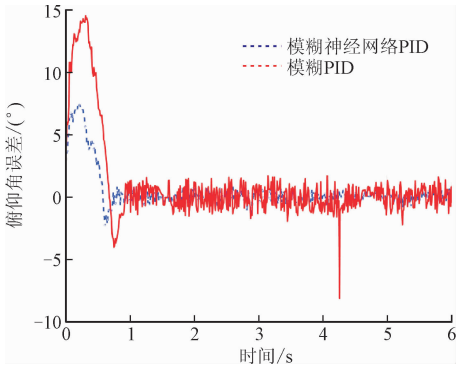


图 11 模型辨识结果与半实体模型阶跃响应输出

Fig. 11 The step response of the identification model and AMESim model

s,因为实际模型的随机扰动与非线性更强,超调量与响应时间存在一定差别为正常现象。

掘进机姿态控制试验中,因试验机型 EBZ-55 掘进机的单后支撑无法调节翻滚角,故只进行了俯仰角控制试验。为验证控制系统对不同输入信号的响应,分别将正弦、方波与三角波信号作为输入信号进行俯仰角控制跟踪<sup>[20]</sup>,与模糊 PID 控制作为对比的试验结果如图 12 所示,具体的实验数据对比如表 2 所示。



(a)正弦输入信号

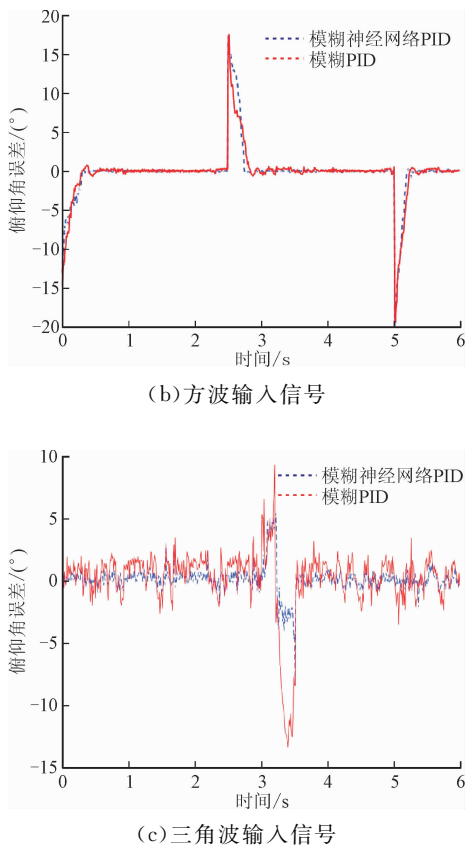


图 12 采用两种控制算法在 3 种工况下掘进机俯仰角控制误差对比

Fig. 12 The pitch angle control error of 2 different control methods

表 2 不同控制算法掘进机俯仰角控制误差统计表

| 控制算法       | 俯仰角控制误差/(°) |      |      |
|------------|-------------|------|------|
|            | 三角波信号       | 正弦信号 | 方波信号 |
| 模糊 PID     | 1.62        | 2.23 | 2.37 |
| 模糊神经网络 PID | 1.01        | 1.04 | 1.49 |

试验结果表明,与模糊 PID 相比,在 3 种不同的试验工况下,模糊神经网络 PID 控制算法的超调误差分别降低了 57.1%、12.3%和 44.6%,其响应时间分别降低了 37.6%、53.4 和 37.1%,因此基于此模型与控制算法的实现的姿态控制,在保证快速响应的基础上可实现稳定的 1°以内的姿态角精度控制。

5 结 论

为解决由于掘进机机身姿态自动控制精度低的问题并避免机身偏斜导致的巷道成形质量差及相关

安全问题,提出了一种基于粒子群算法的掘进机机身姿态控制模型辨识方法及模糊神经网络 PID 控制方法。首先分析了掘进机机身姿态角与巷道断面轮廓的耦合关系,并建立掘进机机身姿态运动学模型。之后,基于粒子群算法提出了掘进机机身姿态控制模型的高精度辨识方法,通过仿真验证其可行性,设计了基于模糊神经网络的 PID 控制算法。最后,为了验证本文提出的辨识方法与控制算法,搭建了基于模拟巷道工况的掘进机俯仰角控制试验平台。试验结果表明,粒子群辨识方法可在 100 次迭代实现  $5.26 \times 10^{-6}$  以内的辨识精度,模糊神经网络控制可在不同工况下实现 1°以内的姿态角快速高精度控制,与其他方法相比,粒子群辨识算法能够在较短的计算周期内实现高精度模型辨识,同时模糊神经网络 PID 控制算法可在保证快速响应的前提下实现更高精度的姿态角控制,从而实现掘进机姿态的高精度自动调整,进而保证高效率、高精度与安全的煤矿掘进与开采,并为掘进机及其他大型液压设备的精准姿态控制提供技术支撑与参考。

参考文献:

[1] 杨健健,张强,王超,等. 煤矿掘进机的机器人化研究现状与发展 [J]. 煤炭学报, 2020, 45(8): 2995-3005.  
YANG Jianjian, ZHANG Qiang, WANG Chao, et al. Status and development of robotization research on roadheader for coal mines [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(8): 2995-3005.

[2] 臧富雨,刘丹,吕馥言,等. 不同倾角巷道下掘进机的防滑控制研究 [J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(6): 30-36.  
ZANG Fuyu, LIU Dan, LYU Fuyan, et al. Study on anti-skid control of roadheaders on roadways floors with varied dip angles [J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(6): 30-36.

[3] 耿麒,魏正英,孟昊,等. TBM 的平面刀盘与两级刀盘的力学性能对比分析 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(3): 121-128.  
GENG Qi, WEI Zhengying, MENG Hao et al. Comparison of mechanical performances between the two-stage cutterhead and the flat-face cutterhead for rock tunnel boring machine [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(3): 121-128.

[4] 张敏骏,蔡岫航,吕馥言,等. 受限巷道空间区域栅格化掘进机自主纠偏研究 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(3): 62-70.

- ZHANG Minjun, CAI Xiuhang, LYU Fuyan, et al. Research on roadheader auto rectification in limited roadway space based on regional grid [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(3): 62-70.
- [5] 张敏骏. 悬臂式掘进机自主纠偏与位姿控制研究 [D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2019: 22-24.
- [6] ZHANG Minjun, TANG Xiushan, JI Xiaodong, et al. Analysis of vibration of roadheader rotary table based on finite element method and data from underground coalmine [J]. Shock and Vibration, 2018, 3: 1-9.
- [7] 臧富雨, 王凯硕, 吉晓冬, 等. 悬臂式掘进机俯仰角调控系统仿真研究 [J]. 工矿自动化, 2019, 45(5): 62-67.
- ZANG Fuyu, WANG Kaishuo, JI Xiaodong, et al. Simulation re-search on pitch angle control system of boom roadheader [J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(5): 62-67.
- [8] ZHANG Minjun, LYU Fuyan, FU Shichen, et al. Study on the pitch angle control of a robotized hydraulic drive roadheader using different control methods [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2018, 32(10): 4893-4901.
- [9] 张晓光, 杨悦, 孙彦景, 等. 基于多频连续波相位差测距的掘进机位姿识别方法 [J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2056-2064.
- ZHANG Xiaoguang, YANG Yue, SUN Yanjing, et al. Pose recognition method of roadheader based on multifrequency continuous-wave phase-difference ranging [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2056-2064.
- [10] 彭雄斌, 龚国芳, 廖湘平, 等. 微位移控制液压系统建模与模型辨识 [J]. 机械工程学报, 2017, 53(22): 206-212.
- PENG Xiongbín, GONG Guofang, LIAO Xiangping, et al. Modeling and model identification of micro-position-control hydraulic system [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(22): 206-212.
- [11] 董立红, 赵鹏兵. 液压挖掘机工作装置的区间 II 型模糊控制 [J]. 煤炭学报, 2013, 38(4): 707-714.
- DONG Lihong, ZHAO Pengbing. Internal type-II fuzzy control on work device of hydraulic excavator [J]. Journal of China Coal Society, 2013, 38(4): 707-714.
- [12] SUN Zhenchuan, ZHANG Bing, LI Geqiang, et al. Parameter identification of shield hydraulic propulsion system based on neural network [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(24): 24-32.
- [13] 张振, 龚国芳, 吴伟强, 等. 硬岩隧道掘进机推进系统姿态自适应控制 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2015, 49(10): 1870-1877.
- ZHANG Zhen, GONG Guofang, WU Weiqiang, et al. Adaptive attitude control of thrust system for hard rock tunnel boring machine [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2015, 49(10): 1870-1877.
- [14] 吴森, 贾文浩, 华伟, 等. 基于空间交汇测量技术的悬臂式掘进机位姿自主测量方法 [J]. 煤炭学报, 2015, 40(11): 2596-2602.
- WU Miao, JIA Wenhao, HUA Wei, et al. Autonomous measurement of position and attitude of boom-type roadheader based on space intersection measurement [J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(11): 2596-2602.
- [15] ZHANG Minjun, LYU Fuyan, LI Chunzhi, et al. The roadheader auto-rectification dynamic analysis and control based on the roadway floor mechanic characteristics [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2021, 46(3): 2649-2661.
- [16] LI Xiaoping, WANG Wenjie, ZHANG Weile, et al. Phase-detection-based range estimation with robust Chinese [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(12): 10132-10137.
- [17] MELO H, WATADA J. Gaussian-PSO with fuzzy reasoning based on structural learning for training a neural network [J]. Neurocomputing, 2016, 172: 405-412.
- [18] HARGRAVE C O, JAMES C A, RALSTON J C. Infrastructure-based localisation of automated coal [J]. International Journal of Coal Science & Technology, 2017, 4(3): 252-261.
- [19] 张敏骏, 臧富雨, 吉晓冬, 等. 掘进机远程监控系统设计与位姿检测精度验证 [J]. 煤炭科学技术, 2018, 46(12): 48-53.
- ZHANG Minjun, ZANG Fuyu, JI Xiaodong, et al. Design of remote monitoring system for roadheader and accuracy verification of position and posture detection [J]. Coal Science and Technology, 2018, 46(12): 48-53.
- [20] YANG Wenjuan, ZHANG Xuhui, MA Hongwei, et al. Infrared LEDs-based pose estimation with underground camera model for boom-type roadheader in coal mining [J]. IEEE Access, 2019, 7(3): 33698-33712.

(编辑 刘杨)