

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108037

基于混合算法改进的采煤机采高仿人智能控制模型设计*

王冲^{1,2} 孙传猛^{1,2} 靳鸿^{1,2} 李欣宇^{1,2} 魏宇^{1,2}

(1.中北大学动态测试省部共建国家重点实验室 太原 030051; 2.中北大学电气与控制工程学院 太原 030051)

摘要:为解决基于仿人智能控制的采煤机采高控制系统在模式转换时易发生边界突变、稳定性差、模态参数不易确定等问题,提出一种基于模糊逻辑改进模式切换,利用粒子群算法优化参数的仿人智能控制模型。该模型将仿人智能控制误差相平面 $e-\dot{e}$ 的特征模态扩展为模糊集合,通过模糊逻辑推理跟随误差和误差变化实时地选择最优的控制模态,通过粒子群算法跟随误差和误差变化实时地调整控制模态参量。以阶跃响应模拟在煤岩界面遇见断层的控制性能仿真实验表明,所提出的仿人智能控制模型相较于原始仿人智能控制算法稳定时间提高了4.71 s、上升时间提高了0.345 s、峰值时间提高了0.671 s、超调量降低了5.458%。所提出的模型在系统模态转换时的稳定性、快速性、鲁棒性及参数寻优方面均好于其他控制模型,具有优越性。

关键词:采煤机采高控制;仿人智能控制器;模糊推理;粒子群算法

中图分类号: TP273+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8020

Design of human-simulated intelligent control model for mining height of shearer based on improved hybrid algorithm

Wang Chong^{1,2} Sun Chuanmeng^{1,2} Jin Hong^{1,2} Li Xinyu^{1,2} Wei Yu^{1,2}(1. Dynamic Testing Provincial Department Co-builds the National Key Laboratory, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to solve the problems of boundary mutation, poor stability and difficult determination of modal parameters in mode conversion of shearer mining height control system based on human-simulated intelligent control, a human-simulated intelligent control model based on fuzzy logic to improve mode switching and particle swarm optimization to optimize parameters is proposed. The model extends the characteristic mode of the human-simulated intelligent control error phase plane to a fuzzy set. The optimal control mode is selected in real time by fuzzy logic reasoning following the error and error change, and the control mode parameters are adjusted in real time by particle swarm optimization following the error and error change. The step response simulation is used to simulate the control performance of the fault at the coal-rock interface. The simulation results show that the human-simulated intelligent control model proposed improves the stability time by 4.71 s, the rise time by 0.345 s, the peak time by 0.671 s, and the overshoot by 5.458% compared with the original human-simulated intelligent control algorithm. The stability, rapidity, robustness and parameter optimization of the model proposed are better than those of other control models in system modal transformation, and have superior performance.

Keywords: shearer mining height system; human-simulated intelligent control; fuzzy reasoning; particle swarm optimization algorithm

0 引言

煤矿智能化^[1-5]的重要体现在于采煤工作面的无人化,

而无人工作面的核心在于采煤机的智能开采,即采煤机可自动检测跟踪煤岩并以此控制滚筒高度调节实现对煤炭精准开采。

收稿日期:2021-10-09

* 基金项目:山西省应用基础研究计划青年科技研究基金(201901D211249)、山西省高等学校科技创新项目(2020L0294)资助

目前,全国煤矿现阶段多处于人工开采与记忆截割转变阶段。人工开采时,采煤机滚筒高度通常通过人工肉眼观察煤岩状态和听声音的方式来判断是否应该进行调整。显然,人工判断煤岩位置并操控滚筒高度的可靠性较差,常导致滚筒截割岩石,造成采煤机截齿损耗严重、采煤效率下降等不良后果;若截割岩石产生火花,还可能引起瓦斯爆炸危害。个别矿井对少人、无人工作面自动化开采技术进行了探索实践,并取得了一定的成果。国内具有代表性的综采自动化项目为黄陵矿业一号煤矿 1001 工作面,其采煤机实现了记忆截割控制与远程干预、液压支架自动跟机以及所有设备一键启停技术,但在设备稳定性以及控制系统协调性上还有待进一步提高^[5]。

记忆截割控制方法为国外首创的控制方法,其原理如下:首先对人工操作时滚筒高度、摇臂倾斜角度等关键参数进行检测并录入系统,然后采煤机根据当前参数状态进行截割采煤。显然,记忆截割只能机械地重复已有采煤状态,不具有良性的反馈系统,自适应性差。当采煤机采煤时遇到之前系统不曾录入的状态时,比如当煤层起伏剧烈、遇到断层等情况,记忆截割往往是失效的。

为此,相关学者围绕采煤机采高控制进行了不断探索。党景锋等^[6]研究了基于油缸位移传感器的采煤机采高监测系统,此种方法仅能够监测采高系统的状态,无法有效控制采高系统。张晓永^[7]根据采煤机的工作原理,建立采煤机各部件配合工作的数学模型,此模型无法针对特定系统进行优化。赵有生等^[8]提出了一种基于改进的人工鱼群算法采煤机滚筒调高控制策略,为实现更为精准的采煤机调高控制提供了一种新的方法,但此种策略无法应对现实井下煤矿的复杂情况。赵丽娟等^[9]提出采用模糊控制器与 PID 控制器相结合的方法,来提高采煤机自动调高控制系统的控制性能,如遇到煤岩断层或突变状况,无法快速调整采煤机系统状态。王镇^[10]建立了基于记忆截割的采煤机自适应截割控制系统,分析了记忆截割的原理和记忆策略;朱志英^[11]提出利用模糊 PID 算法对截割滚筒的油缸进行控制,使得在记忆截割路径的对应参数和实际路径对应参数不一致时,能够实现采煤机滚筒的自适应调整;储健等^[12]采用模糊自适应 PID 控制策略对单向示范刀采煤机的记忆截割过程进行模拟仿真,以上 3 种控制策略都是基于记忆策略,引入模糊 PID 控制算法对控制模型进行优化,但现实中煤层复杂多变,记忆策略并不具备普适性,自适应性较差,无法满足控制要求。

考察采煤机工作时采高控制过程可以发现:1)截割过程复杂,控制对象存在严重的不确定性,导致难以建立相应的过程物理与数学模型。即使建立相关模型,其结构和参数变化范围也过大,导致传统控制手段存在重大缺陷或直接失效。2)控制任务要求复杂。对于采煤机采高系统来说,控制任务要求滚筒能一直跟随煤岩界面曲线运动。然而,受制于采煤工作面的恶劣环境与煤岩界面识别与跟踪

手段不足,常常难以获得准确的界面位置信息;同时,煤岩界面曲线受地质构造影响,可能面临突变、错位或断开情况。

针对上述两个问题,传统控制手段对采煤机采高控制往往难以奏效。因此,本文预想引入仿人智能控制技术来解决采煤机采高控制难题。首先,仿人智能控制技术是针对控制对象及其环境、目标和任务的不确定性和复杂性而提出来的,适应采煤机截割采煤采高控制过程;其次,通过仿人智能控制多模态的设计,可以将熟练操作工、技术人员或专家的经验知识和控制理论有机结合起来解决采高控制问题,灵活性强,鲁棒性强;最后,仿人智能控制技术需要理想的目标轨迹作为其动、静态性能指标,而煤岩界面曲线可天然地作为该目标轨迹的参照,二者有天然的结合点。同时,针对仿人智能控制器特征模态边界突变、控制模态参数难以跟随特征模态变化等问题,引入模糊逻辑推理、粒子群算法改进,形成了基于混合算法改进的仿人智能控制采煤机采高模型。在计算机上以单位阶跃信号、连续脉冲信号及三角函数信号分别模拟煤层突变、断裂带及煤岩界面自然曲线,对 PID 控制模型,原始仿人智能控制模型及本文模型控制性能进行仿真对比实验,倘若实验结果中本文模型在各性能指标均优于其他模型,证明本文模型在现实复杂状况下的普适性。

1 基于混合算法改进的采煤机采高 HSIC 模型

1.1 采煤机采高 HSIC 控制模型

仿人智能控制(human-simulated intelligent control, HSIC)^[13-17]是一种依据已有先验知识(已有控制理论、操作经验等),决定对被控系统不同特征状态选择不同控制策略的多模态控制技术。

HSIC 算法原型^[17]如下:

$$u = \begin{cases} K_p e + kK_p \sum_{i=1}^{n-1} e_{m,i}, & e \cdot \dot{e} > 0 \cup e = 0 \cap \dot{e} \neq 0 \\ kK_p \sum_{i=1}^n e_{m,i}, & e \cdot \dot{e} < 0 \cup \dot{e} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: u 为控制输出, K_p 为比例系数, k 为抑制系数, e 为误差, \dot{e} 为误差变化率, $e_{m,i}$ 为误差曲线第 i 次峰值。

HSIC 认为,一个被控系统动态过程的输入、输出数据序列,包含了人类被控过程的全部信息,而人类是通过控制误差和误差变化的趋势来控制系统的。将误差 e 和误差变化率 \dot{e} 进行组合,即可构成描述动态系统运行状态的特征基元 q_i :

$$q_i = f_i(e, \dot{e}) \quad (2)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, m$; m 为特征基元的个数。

根据控制问题的求解和控制指标不同,可以将运行控制级的特征模型在误差时相空间 $e-\dot{e}-t$ 用特征基元 q_i 对

误差曲线的特征进行描述,从而构建该控制系统的特征基元集 Q :

$$Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\} \quad (3)$$

利用特征基元的特定组合,可以将误差信息空间划分为特定区域,每个区域代表系统的一种运行特征状态 ϕ_i 。这样,整个误差时相空间与特征状态模型 Φ 构成了对应关系。

$$\Phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n\} \quad (4)$$

式中: n 为特征状态的个数。

最后,HSIC 还需要针对特征状态模型 Φ 的各特征状态设计特定的控制模式 Ψ_i 。

对于采煤机采高控制系统,以煤岩界面曲线作为 HSIC 控制系统的理想目标轨迹。则 e 为采煤机滚筒采高与煤岩界面高程的偏差, \dot{e} 为偏差变化率。已有采煤机滚筒采高控制经验如下。

1) 当 $|e|$ 过大或失控时(设 $|e| \geq |e_1|$)表明误差过大,则需要快速调整采煤机采高,加快滚筒向煤岩界面靠近的速度。

2) 当 $|\dot{e}|$ 过大(设 $|\dot{e}| \geq |\dot{e}_1|$)时,为防止过大的 $|\dot{e}|$ 使误差越过原点向坐标轴另一方向加速,保持 $|\dot{e}|$ 不变,使 $|e|$ 进一步减小。

3) 当 $|e|$ 较小(设 $|e| \leq |e_2|$)时,若 $|\dot{e}|$ 继续维持不变,存在 $|e|$ 迅速回 0 并向相反方向加速的风险。需随着 $|e|$ 减小不断降低 $|\dot{e}|$, 防范此危险。

4) 当 $|e|$ 和 $|\dot{e}|$ 持续减小至接近 0 值的某一范围内(设 $|e| \leq |e_3|, |\dot{e}| \leq |\dot{e}_2|$)时,此时应该使之自行衰减达到平衡。

根据上述采煤机滚筒采高控制经验,在误差相平面上可以划分为 4 个区域如图 1 所示,各区域特征状态不同,对应的控制模式亦不同。设采煤机采高系统的特征基元集 $Q = \{q_1, q_2, q_3, q_4, q_5\}$ 为:

$$\begin{cases} q_1: |e_n| > |e_1| \\ q_2: |e_n| \geq |e_2| \\ q_3: |e_n| \geq |e_3| \\ q_4: |\dot{e}_n| \geq |\dot{e}_1| \\ q_5: |\dot{e}_n| \geq |\dot{e}_2| \end{cases} \quad (5)$$

这样,由该特征基元集构建的特征模态集 Φ 为:

$$\begin{cases} \phi_1 = q_1 \\ \phi_2 = q_1 \cap q_2 \\ \phi_3 = \bar{q}_2 \cap \bar{q}_4 \cap \neg(\bar{q}_3 \cap \bar{q}_5) \\ \phi_4 = \bar{q}_3 \cap \bar{q}_5 \end{cases} \quad (6)$$

根据上述各特征模态特点,确定如下控制模式 $\Psi = (\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4)$:

$$\begin{cases} \varphi_1: u_n = \text{sgn}(e_n) \\ \varphi_2: u_n = k_{p2}e + k_{d2}\dot{e} \\ \varphi_3: u_n = k_{p3}e + k_{d3}\dot{e} \\ \varphi_4: u_n = k_{p4}e + k_{d4}\dot{e} + k_{i4} \int e dt \end{cases} \quad (7)$$

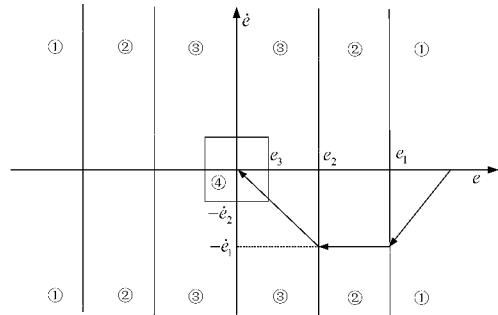


图 1 误差相平面特征状态分区图

对应的控制规则设置如下:

- 1) IF ϕ_1 , THEN φ_1
- 2) IF ϕ_2 , THEN φ_2
- 3) IF ϕ_3 , THEN φ_2
- 4) IF ϕ_4 , THEN φ_1

这样,针对采煤机采高控制的 HSIC 控制模型如图 2 所示。

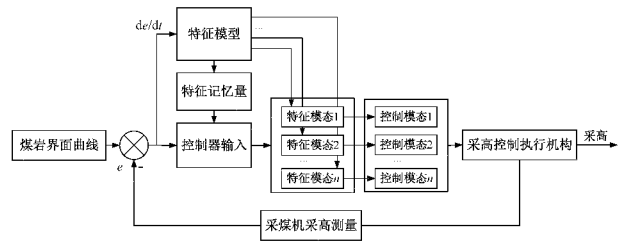


图 2 针对采煤机采高控制的 HSIC 控制模型

1.2 融合模糊逻辑推理的 HSIC 控制模型

针对采煤机采高控制的 HSIC 控制模型,无需对非线性被控对象建立精确的数学模型,且在其模态设计中,可灵活地引入已有的控制算法甚至是熟练工人的操作经验,具有灵活多变、控制精度高、鲁棒性强等优越性能。然而,在 HSIC 中,与特征模态 Φ 对应的误差相平面上的 4 个区域具有明确的边界,而在边界两侧的误差 $|e|$ 和误差变化速率 $|\dot{e}|$ 相差很小,但却根据控制规则采取了截然不同的控制策略。显然,这种控制策略不利于系统的稳定。

为了获得更好的控制性能,特别是消除阈值区域控制策略切换的影响,将原 HSIC 中边界清晰的特征基元 q_i 改进为模糊集合表示,消除边界跃变造成的影响。考察 HSIC 的特征基元 q_i 可知,特征基元本质上是误差 e 和误差变化率 \dot{e} 的组合集合。因此,可以在 e 和 \dot{e} 论域上定义相应模糊集,进而通过合取、析取关系得到相应的特征基元。考虑到规则 4) 涉及的模态基元 q_4 关注的是误差曲线离原点的偏移距离,构建参量表征该距离:

$$\rho = \sqrt{|e|^2 + |\dot{e}|^2} \quad (8)$$

这样,融合模糊逻辑推理的 HSIC 控制策略(Fuzzy-HSIC, FHSIC)的模糊控制器输入量为 e, \dot{e} 和 ρ 共 3 个,其模糊集合定义如图 3~5 所示。其中,模糊子集 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 分

别表示“误差较小”、“误差较大”、“误差过大”，各子集交界点分别为 $|e_1|$ 和 $|e_2|$ ；模糊子集 β_1, β_2 分别表示“误差变化速率较小”、“误差变化速率较大”，其交界点为 $|\dot{e}_1|$ ；模糊子集 γ_1, γ_2 分别表示“靠近原点”、“远离原点”，其交界点为 ρ_0 。模糊控制器的输出变量为控制模态 Ψ ，对其模糊化，各控制模态模糊集定义如图 6 所示，模糊集 $\{MT1, MT2, MT3, MT4\}$ 分别对应原控制模态 $\{\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4\}$ 。最终，融合模糊逻辑推理的 HSIC 控制策略误差相平面特征状态分区如图 7 所示。

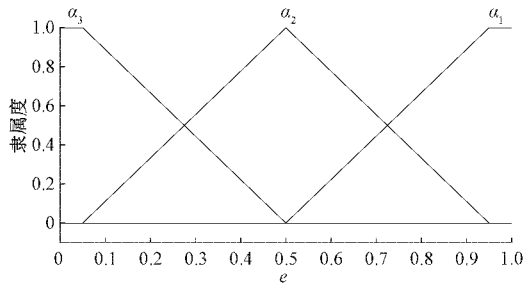


图 3 输入量 e 各模糊子集定义

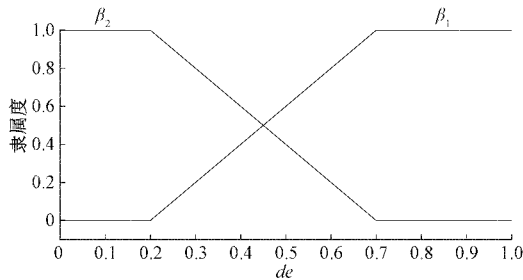


图 4 输入量 \dot{e} 各模糊子集定义

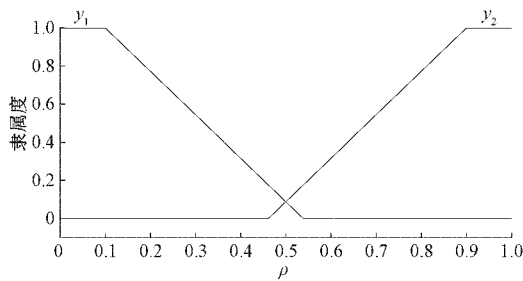


图 5 输入量 ρ 各模糊子集定义

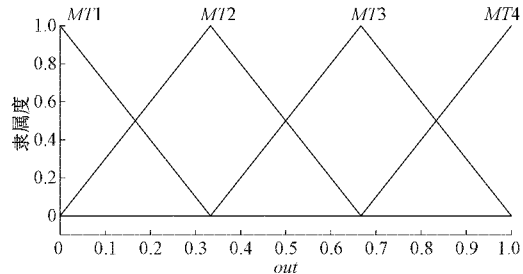


图 6 输出变量 Ψ 各模糊子集定义

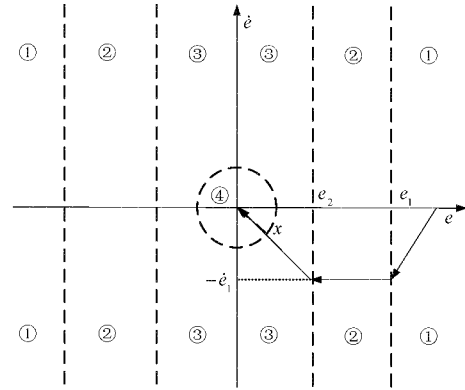


图 7 Fuzzy-HSIC 误差相平面特征状态分区

融合模糊逻辑推理的 HSIC 控制策略的控制规则如下：

- r1: IF (e is α_1) and (x is γ_1), THEN (MT is MT1);
- r2: IF (e is α_1) and (\dot{e} is β_1) and (x is γ_1), THEN (MT is MT2);
- r3: IF (e is α_2) and (\dot{e} is β_1) and (x is γ_1), THEN (MT is MT3);
- r4: IF (e is α_3) and (\dot{e} is β_2) and (x is γ_2), THEN (MT is MT4).

最后，经过模糊逻辑推理后输出的模糊集合采用“中心平均解模糊法”获得准确的控制模态 φ_i ，计算公式如下：

$$y = \frac{\sum_{i=1}^m y_i * \omega_i}{\sum_{i=1}^m \omega_i} \tag{9}$$

式中： y_i 是第 i 个模糊集的中心， ω_i 为其权重。

1.3 Fuzzy-HSIC 控制参数的优化

利用 Fuzzy-HSIC 控制策略，对不同的特征模态采取了不同的控制模态，解决了特征模态边界突变带来的不利影响。若各控制模态的控制参量(如式(7)所示)能跟随 e 、 \dot{e} 和 ρ 的变化而实时更新最适应的参量值，显然将具有更优越的控制性能。

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)^[18-27] 是一种基于多个智能体的仿生优化算法，不依赖于优化问题本身的严格数学性质，且具有本质并行性、自组织和进化性以及记忆功能，稳健性强。因此，本文引入 PSO 算法对 Fuzzy-HSIC 控制策略各模态的控制参量寻优。

设解空间中粒子群规模为 m ，粒子 i 参数如下：

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}) \tag{10}$$

$$p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}) \tag{11}$$

$$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}) \tag{12}$$

式中： x_i 为粒子 i 当前位置； p_i 为粒子 i 历史最优位置； v_i 为粒子 i 当前移动速度； D 为解空间维度，代表寻优参数的个数。

在粒子群迭代过程中，粒子通过个体极值和群体极值

更新自身的速度和位置,即:

$$\begin{cases} v_{ik} = \omega \cdot v_{ik} + c_1(p_{ik} - x_{ik}) + c_2(pg_k - x_{ik}) \\ x_{ik} = x_{ik} + v_{ik} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $pg = (pg_1, pg_2, \dots, pg_d)$, 为整个粒子群此时所处的最优位置; c_1, c_2 是学习因子, 分别表征个体认知分量和群体社会分量相对贡献的学习率; ω 为惯性因子, 表征历史速度对当前速度的影响程度。为了增强算法全局寻优能力, 惯性因子 ω 按一次函数减小, 其权值策略如下:

$$\omega = \omega_{end} - \frac{g}{G_k}(\omega_{end} - \omega_{ini}) \quad (14)$$

式中: G_k 为最大迭代次数, g 为当前迭代次数, ω_{ini} 为初始惯性因子, ω_{end} 为迭代至最大进化代数时的惯性因子。

综合考虑上升时间 t 和控制偏差 $e(t)$, 适应度函数确定如式(15)所示。

$$J = \int_0^{\infty} \sqrt[3]{t^2} \cdot |e(t)| dt \quad (15)$$

这样, 基于 Fuzzy-HSIC 的采煤机采高控制各模式控

制参数寻优流程如图 8 所示。最终, 上述基于模糊逻辑推理、粒子群寻优多算法混合的采煤机采高仿人智能控制模型(PSO-Fuzzy-HSIC, PFHSIC)结构如图 9 所示。

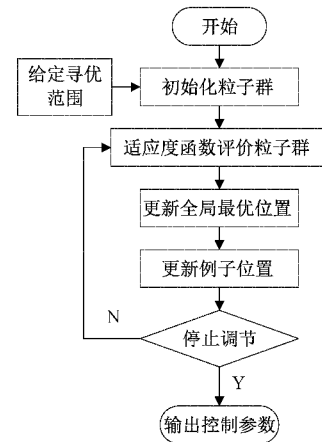


图 8 粒子群算法整定参数流程

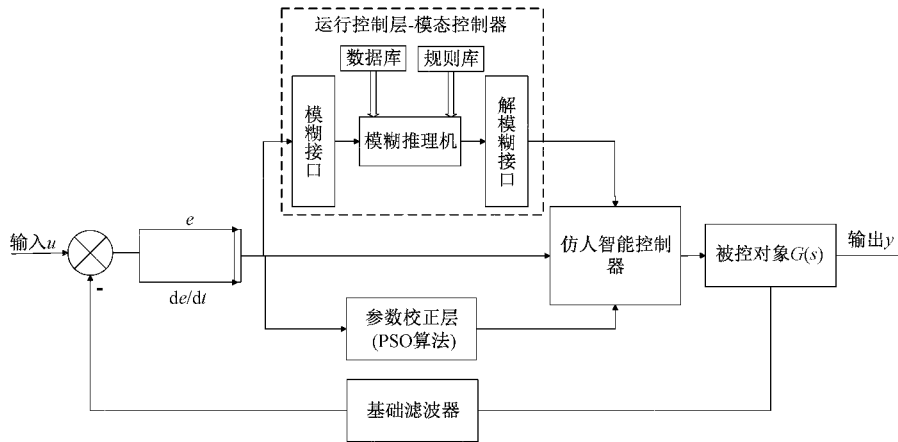


图 9 基于混合算法改进的仿人智能控制模型结构

2 实验结果及分析

2.1 实验方案

为验证本文所提算法在 3 种不同状况下的控制性能, 分别搭建 PID 控制模型、原始仿人智能控制模型(HSIC)、1.2 节所述融合模糊逻辑推理的 HSIC 控制模型(FHSIC)和 1.3 节所述基于混合算法改进的仿人智能控制模型(PFHSIC), 并设计如下实验, 用以对比分析各模型在快速性、稳定性等性能指标的优劣。

1) 采煤机截割采煤时常遇见断层, 以单位阶跃信号模拟该情况, 分别对比 PID、HSIC、FHSIC、PFHSIC 控制性能。

2) 在煤层中还常常会遇到断裂带干扰, 这对采煤机采高控制性能提出了较大挑战, 以连续脉冲信号模拟该情况, 分别对比 PID、HSIC、FHSIC、PFHSIC 控制性能。

3) 更常见的是, 煤岩界面自然弯曲过渡, 以三角函数

信号模拟该状况, 同样对比 PID、HSIC、FHSIC、PFHSIC 控制性能。

在实验中, 仿人智能控制模型均不需要采煤机采高控制的精确数学模型, 但作为对比的 PID 控制属于传统控制模型, 需要精确的数学模型作为被控对象。参考文献[28-31]并结合采煤机采高控制实际情况, 以二阶函数作为其数学模型:

$$G(s) = \frac{2}{(s + 0.5)(s + 1)} \quad (16)$$

实验过程中各控制模型参数设计如下:

1) PID 控制模型: $k_p = 10, k_i = 1.5, k_d = 2.1$;

2) HSIC 控制模型: $k_{p2} = 15, k_{d2} = 5, k_{p3} = 15, k_{d3} = 4, k_{p4} = 20, k_{i4} = 10, k_{d4} = 9$;

3) FHSIC 控制模型: $k_{p2} = 15, k_{d2} = 5, k_{p3} = 15, k_{d3} = 4, k_{p4} = 20, k_{i4} = 10, k_{d4} = 9$;

4) PFHSIC 控制模型: 粒子种群个数 $N=30$; 学习因

子 $c_1 = 1, c_2 = 2$; 惯性因子 $\omega_{mi} = 1, \omega_{end} = 5$; 迭代 50 次, 参数寻优范围为 $k_{p2} \in [10, 15], k_{d2} \in [3, 6], k_{p3} \in [10, 20], k_{d3} \in [1, 5], k_{p4} \in [10, 20], k_{i4} \in [10, 25], k_{d4} \in [5, 15]$ 。

2.2 实验结果

对采煤机截割采煤时遇见断层仿真实验结果如图 10 所示, 其系统动态性能指标的具体数值如表 1 所示。分析图 10 和表 1 可知, 4 种控制模型均为具有阻尼振荡的控制系统。其中, PID 性能最差, 其稳态时间、上升时间、峰值时间最大, 且超调量也最大; HSIC 在超调量和峰值时间上较 PID 有显著的提升, 但整体性能提升有限; FHSIC 与

PFHSIC 在上升时间、峰值时间、稳态时间以及超调量上有数量级以上提升, 较 PID 和 HSIC 控制性能显著; 此外, PFHSIC 的稳态时间为 2.412 s, 相较 FHSIC 时间缩短了 41.3%, PFHSIC 的超调量为 1.531%, 比 FHSIC 减少了 42.1%, 可见 PFHSIC 的控制效果提升优势明显。综上所述, 本文引入模糊逻辑推理和粒子群混合算法改进的 HSIC 控制模型对采煤机遇见断层时的采高控制性能有显著提升。同时, 任何输入信号均为阶跃信号的叠加, 这意味着本文所述基于混合算法改进的 HSIC 控制模型在其他场景下控制性能优越。

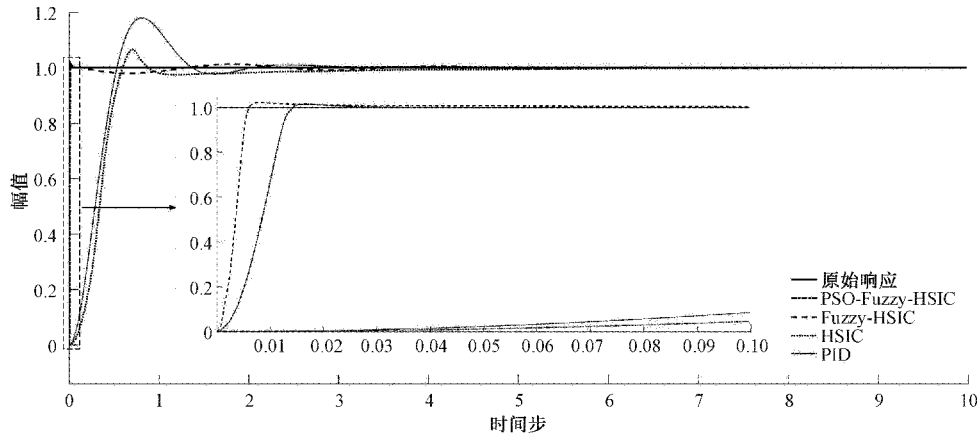


图 10 断层模拟信号输出曲线

表 1 不同控制方式下的系统性能指标

控制方式	稳态时间/s	上升时间/s	峰值时间/s	超调量/%
PID	8.76	0.354	0.814	18.452
HSIC	6.12	0.353	0.693	6.989
FHSIC	2.41	0.003 8	0.014	2.646
PFHSIC	1.41	0.008 2	0.022	1.531

对断裂带干扰下的采煤机采高控制性能实验结果如

图 11 和 12 所示。其中, 图 11 为断裂带干扰下各控制模型对断裂带煤岩界面的跟踪曲线, 图 12 为跟踪曲线误差。由图 11~12 可知, 在断裂带干扰下, PID 和 HSIC 由于响应时间较长, 导致其控制性能还未到达稳定状态, 就需要重新调整, 从而 PID 和 HSIC 一直处于调整状态中, 出现较大的波动误差, 这种不稳定状态极易导致采煤机截割到岩石造成设备损坏; 相比之下, FHSIC 和 PFHSIC 的响应时间更短, 能迅速跟进断层突变并达到稳定状态; 同时, 相比 FHSIC, PFHSIC 有更小的超调量, 性能更为优越。

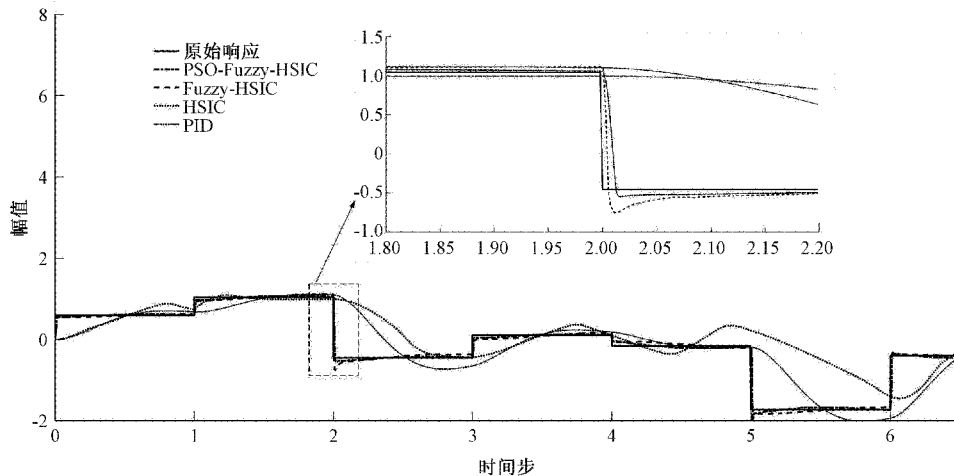


图 11 断裂带干扰下控制性能曲线

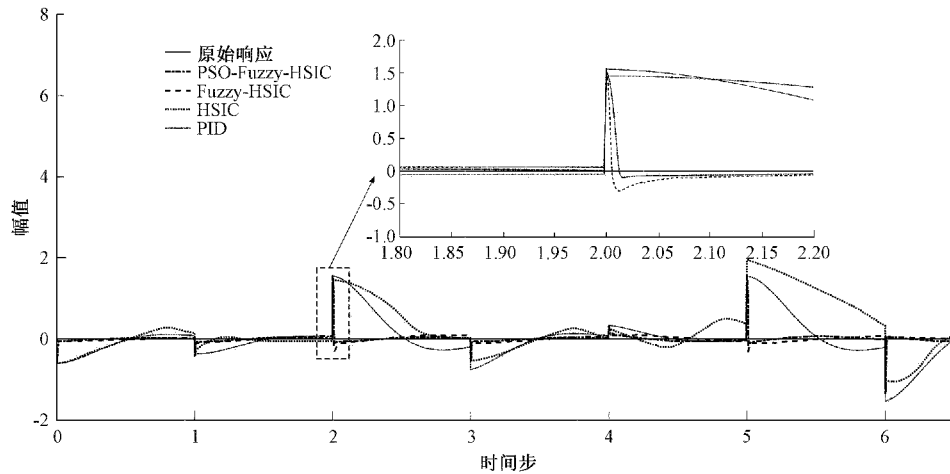


图12 断裂带干扰下控制模型误差曲线

对常规自然弯曲过渡煤岩界面曲线下的采煤机采高控制性能实验结果如图13和14所示。由图可知,PID控制的采高模型始终与煤岩曲线偏离且误差较大,证明其跟随性较差。取0~2时间步长内观察,HSIC与FHSIC控制的采高系统虽有些偏离煤岩曲线,但始终可以跟上曲线的变化,且误差较小,证明其系统跟随性相较于PID更好。PFHSIC采高系统的变化轨迹一直在煤岩曲线附近,基本可看作与煤岩曲线重合,且跟随误差相对于其他控制器更小,证明跟随性在四种控制模型中最好,保证了采煤机采高系统是可以一直保持跟随在煤岩分割曲线的轨迹上。

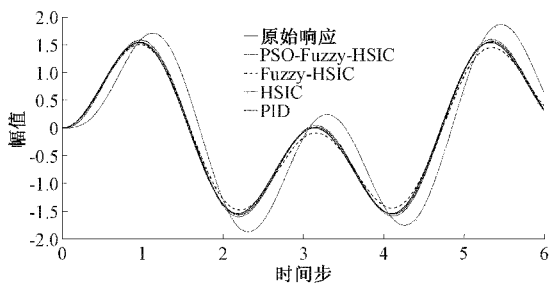


图13 自然弯曲过渡煤岩界面曲线下采高控制性能曲线

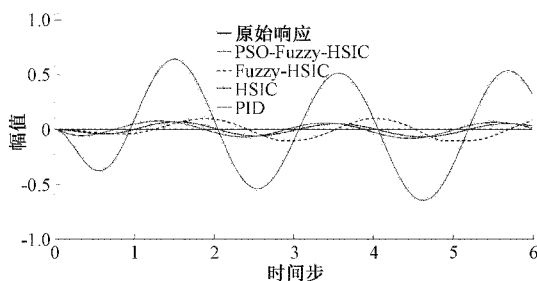


图14 自然弯曲过渡煤岩界面曲线下采高控制误差曲线

3 结论

基于混合算法改进的采煤机采高仿人智能控制模型将仿人智能控制误差相平面 $e-\dot{e}$ 的特征模态扩展为模糊

集合,通过模糊逻辑推理跟随误差和误差变化实时地选择最优的控制模态,通过粒子群算法跟随误差和误差变化调整控制模态参量,在煤岩界面遇见断层、断裂带以及自然过渡等状况下的控制性能仿真实验中显示了优越的控制性能,解决了原生仿人智能控制模态切换不及时、响应速度慢、稳定性差的问题,在煤矿智能化中具有更好的工程应用前景。本文仅是在运行控制层及参数校正层对仿人智能控制器进行设计优化,并未在任务适应层做出本质上的改进,如果能在任务适应层做出改进,则可以更进一步提高本文模型的性能。

参考文献

- [1] 王世佳,王世博,刘万里.采煤机截割高度测量模型与测量误差分析[J].仪器仪表学报,2021,42(4):140-149.
- [2] 党选举,高建锋.仿人智能与滑模控制相融合的液压无模型控制[J].组合机床与自动化加工技术,2021(4):91-95.
- [3] 袁亮,张秋颖,龙松,等.仿人智能控制算法在控制系统中的应用[J].船电技术,2021(1):61-64.
- [4] 谢和平,王金华,姜鹏飞,等.煤炭科学开采新理念与技术变革研究[J].中国工程科学,2015,17(9):36-41.
- [5] 范京道,王国法,张金虎,等.智能化无人工作面开采系统集成设计与实践[J].煤炭工程,2016,48(1):84-87.
- [6] 党景峰,高晓光,刘东航.基于油缸位移传感器的采煤机采高监测系统[J].煤矿机械,2017,38(5):120-121.
- [7] 张晓永.采煤机采高模型的设计[J].煤矿机械,2013,34(11):10-11.
- [8] 赵有生,邸晟钧,王占全,等.改进的人工鱼群算法采煤机调高控制策略[J].煤炭工程,2020,52(2):136-141.
- [9] 赵丽娟,李苗.采煤机自动调高系统的模糊PID控制仿真[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2016,35(10):1075-1080.

- [10] 王镇. 基于记忆截割的采煤机自适应截割控制研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
- [11] 朱志英. 基于模糊 PID 算法的采煤机记忆截割路径自适应研究[J]. 中国煤炭, 2015, 41(10): 79-82.
- [12] 储健, 王国羽, 许珊. 基于模糊自适应 PID 控制的单向示范刀采煤机记忆截割控制[J]. 煤矿机械, 2014, 35(8): 126-128.
- [13] HAILE E A, WORKU G B, BEYENE A M, et al. Upwind horizontal axis wind turbine output power optimization via artificial intelligent control system [J]. Automation, Control and Intelligent Systems, 2021, 9(1): 6-21.
- [14] 王杰, 袁亮. 四旋翼无人机仿人智能 PID 控制[J]. 机床与液压, 2020, 48(10): 149-153.
- [15] 戴小文, 宋建霖, 岳丽全. 仿人智能控制理论及应用研究进展[J/OL]. 自动化学报, 2020: 1-14. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2109.TP20200521.1434.002.html>.
- [16] 雷建合, 万斌, 刘明, 等. 基于粒子群算法的四旋翼仿人智能控制器设计[J]. 计算机仿真, 2018(1): 27-32.
- [17] 罗兵, 甘俊英, 张建民. 智能控制技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2011.
- [18] 尚强, 王明春, 尹凌霄. 基于粒子群优化算法的变论域模糊 PID 控制器在过热汽温控制中的应用[J]. 发电设备, 2014(1): 11-14.
- [19] 赵仕艳, 谢子殿, 丁康康, 等. 粒子群优化 BP-PID 的矿井提升机调速系统[J]. 电子科技, 2021(1): 43-49.
- [20] 王鹏飞, 杜忠华, 牛坤, 等. 基于改进粒子群算法的倒立摆 LQR 优化控制[J]. 计算机仿真, 2021(2): 220-224, 272.
- [21] 胡坤, 何斌, 张平, 等. 改进粒子群优化算法在潜艇深度控制系统的应用[J]. 控制工程, 2021(6): 1061-1068.
- [22] NAZARUDDIN Y, ANDRINI A, ANDITIO B. PSO based PID controller for quadrotor with virtual sensor[J]. IFAC-PapersOnline, 2018, 51(4): 358-363.
- [23] SOUZA D, JOSIAS G, LAURINDA L. PID controller with novel PSO applied to a joint of a robotic manipulator[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2021, 43(8), DOI: 10.1007/s40430-021-03092-4.
- [24] 闫群民, 马瑞卿, 马永翔, 等. 一种自适应模拟退火粒子群优化算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2021(4): 120-127.
- [25] 吉武俊, 郭建伟. 模糊控制理论和粒子群优化技术在电力推进系统控制器设计的应用[J]. 舰船科学技术, 2021(10): 91-93.
- [26] 于振中, 周枫. 粒子群优化模糊 PID 的电动负载模拟器研究[J]. 电子测量技术, 2019(10): 16-21.
- [27] 戈一航, 杨光永, 徐天奇, 等. 基于 SSA 优化 PID 在移动机器人路径跟踪中的研究[J]. 国外电子测量技术, 2021(9): 64-69.
- [28] 李文华, 刘娇, 柴博. 薄煤层采煤机调高系统 PID 控制的研究与仿真[J]. 测控技术, 2017, 36(4): 57-60.
- [29] 陈晓强. 采煤机电液比例调高系统设计与仿真分析[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2013.
- [30] 丁浩伦. 基于半实物仿真的采煤机自适应调高系统研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2015.
- [31] 徐二宝. 基于 AMESim 的采煤机电液比例自动调高系统研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2013.

作者简介

王冲, 硕士研究生, 主要研究方向为控制理论与控制算法、机器视觉与模式识别。

E-mail: wangchong0315@sina.com

孙传猛, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能采掘、机器视觉、深度学习。

E-mail: sun_c_m@163.com