

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2025.06.011

基于模糊神经网络的CFRP感应加热温度控制

杨宁¹, 付天宇², 赫彬¹, 史学迁¹

(1. 山西大同大学计算机与网络工程学院, 山西大同 037009; 2. 常州信息职业技术学院智能装备学院, 江苏常州 213164)

摘要: 为了提高碳纤维复合材料(CFRP)感应加热过程中温度控制的精确性和抗干扰能力,提出了一种基于模糊神经网络PID的智能控制算法。针对CFRP感应加热系统中存在的非线性、大时滞性及抗干扰能力不足等问题,通过融合模糊逻辑的鲁棒推理能力与神经网络的自适应学习机制,设计了动态参数自整定控制器。首先,基于电磁-热耦合理论建立了CFRP感应加热系统的传递函数模型,并通过遗传算法对实验数据进行系统辨识。其次,构建了5层模糊神经网络架构(输入层、模糊化层、模糊规则层、神经网络层、反模糊化层),利用误差反向传播机制在线优化隶属度函数参数及模糊规则权重,实现PID参数的动态调整。在MATLAB/Simulink平台上进行仿真验证,结果表明,在无扰动条件下,模糊神经网络PID控制系统的超调量仅为2.4%,较传统PID(超调量19.4%)和模糊PID(超调量13.5%)分别降低87.6%和82.2%,调节时间为570 s,且系统震荡完全消除。在抗干扰测试中,加入阶跃扰动和正弦扰动后,模糊神经网络PID的恢复时间分别为600 s和620 s。实验证明,该方法通过动态优化模糊规则库和PID参数,显著提升了系统的控制精度和抗干扰能力,为解决CFRP感应加热工艺中的温度控制难题提供了有效方案。

关键词: 碳纤维; 复合材料; 电磁感应加热; PID控制; 模糊神经网络控制

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2025)06-0079-08

Temperature control of CFRP induction heating based on fuzzy neural network

YANG Ning¹, FU Tianyu², HE Bin¹, SHI Xueqian¹

(1. School of Computer and Network Engineering, Shanxi Datong University, Datong 037009, China;

2. Intelligent Equipment Institute, Changzhou College of Information Technology, Changzhou 213164, China)

Abstract : To improve the accuracy and anti-interference capability of temperature control in the induction heating process of carbon fiber reinforced polymer (CFRP), an intelligent control algorithm based on fuzzy neural network PID was proposed. Aiming at the problems of nonlinearity, large time delay, and insufficient anti-interference capability in CFRP induction heating systems, a dynamic parameter self-tuning controller was designed by integrating the robust reasoning ability of fuzzy logic and the adaptive learning mechanism of neural networks. First, a transfer function model of the CFRP induction heating system was established based on electromagnetic-thermal coupling theory, and system identification was performed using genetic algorithms with experimental data. Second, a five-layer fuzzy neural network architecture (input layer, fuzzification layer, fuzzy rule layer, neural network layer, and defuzzification layer) was constructed. The error backpropagation mechanism was employed to optimize membership function parameters and fuzzy rule weights online, enabling dynamic adjustment of PID parameters. Simulation verification results on the MATLAB/Simulink platform show that under disturbance-free conditions, the overshoot of the fuzzy neural network PID control system is only 2.4%, which decreases by 87.6% and 82.2% compared with those of traditional PID (19.4% overshoot) and fuzzy PID (13.5% overshoot), respectively, and the settling time is 570 s, with system oscillations being completely eliminated. In anti-interference tests, after applying step disturbance and sinusoidal disturbance, the recovery times of the fuzzy neural network PID are 600 s and 620 s, respectively. The experiments demonstrate that this method significantly enhances control accuracy and anti-interference capability of the induction heating system by dynamically optimizing fuzzy rule bases and PID parameters, providing an effective solution for temperature control challenges in CFRP induction heating processes.

Keywords : carbon fiber ; composite ; electromagnetic induction heating ; PID control ; fuzzy neural network control

基金项目: 国家自然科学基金项目(52303031), 山西大同大学博士科研启动基金项目(2021-B-15)

通信作者: 付天宇, 博士, 讲师, 研究方向为热固和热塑性碳纤维复合材料成型及材料表面修复

收稿日期: 2025-03-17

引用格式: 杨宁, 付天宇, 赫彬, 等. 基于模糊神经网络的CFRP感应加热温度控制[J]. 工程塑料应用, 2025, 53(6): 79-86.

YANG Ning, FU Tianyu, HE Bin, et al. Temperature control of CFRP induction heating based on fuzzy neural network[J]. Engineering Plastics Application, 2025, 53(6): 79-86.

碳纤维复合材料(CFRP)凭借其卓越的比强度、比模量及抗疲劳性能^[1-2],已发展成为航空航天、新能源汽车、风电叶片等高端制造领域不可或缺的关键结构材料^[3]。然而,传统固化成型工艺(如热空气对流、红外辐射和热压接触)存在能耗高、效率低等固有缺陷,严重制约了CFRP的大规模应用。为解决这一技术瓶颈,电磁感应加热技术^[4-6]作为一种清洁高效的加热方式,近年来受到学术界和工业界的广泛关注,成为CFRP成型工艺革新的重要研究方向。

然而,CFRP感应加热过程涉及电磁-热-力多物理场耦合作用^[7],其复杂的各向异性导热特性和电磁特性显著增加了温度控制的难度。尽管国内外学者在CFRP感应加热温度场分布规律、电磁参数优化等方面取得了重要进展^[8-10],但在温度控制算法这一核心领域的研究仍显不足,特别是缺乏针对CFRP材料特性的自适应控制策略研究,被认为是制约感应加热技术在CFRP中应用的主要因素。

目前在工业生产当中,相关的温度控制系统大多使用比例-积分-微分(PID)控制器,然而这种控制方法对于参数的调谐有很大的依赖性。针对上述问题,为探索出更有效的控制参数集,学者们对麻雀算法^[11-12]以及粒子群优化算法^[13]等多种群智能算法展开大量的系统研究。而其中一些研究发现,基于群智能算法调控的模糊PID控制在温度控制中也具有良好的性能。例如,Chang等^[14]通过深入分析量化因子并设计自校正模块,验证了该模块在感应加热系统中的合理性。Du等^[15]采用模糊PID策略进行料筒的感应加热温度控制,效果优于传统方法。Chowdhury等^[16]提出的模糊自整定PID控制器,在预热回收系统中提高了设定点跟踪和扰动抑制能力。周恒陶等^[17]将粒子群优化算法导入模糊PID控制器中实现了在更短时间内使双闭环温度控制系统达到稳定状态。任开朗等^[18]选择模糊PID温度控制系统进行改进,通过嵌入改良的麻雀算法并开展实验,结果表明该改进的温度控制系统能够更好地满足标准金属量器检定的温度控制要求。

尽管上述研究在一定程度上对温度控制进行了研究,并得到了较好的结果,然而关于电磁感应加热下的温度控制研究仍相对缺乏,且由于CFRP感应加热温度具有非线性、大惯性、大时滞性的特

点,上述方法在控制精度和抗干扰能力上仍具有一定的局限性。为了解决上述问题,针对CFRP感应加热,笔者设计出了一种基于模糊神经网络的温度控制模式,该模式在模糊PID控制的基础上,充分利用神经网络的突出优势对模糊PID的相关参数进行了在线整定,具有卓越的非线性映射和泛化能力。该方法不仅能够显著抑制材料在感应加热过程中的温度超调现象,还能有效提升整个升温过程的控制精度,为CFRP感应加热工艺的优化提供了新的技术路径。

1 控制系统总体设计

1.1 CFRP电磁感应加热模型

CFRP预浸料铺层结构在电磁感应加热过程中主要依靠涡流效应产生热量。如图1所示(图1中, R_f 为纤维电阻, R_{jd} 为纤维-基质结电阻; ΔV_f 为纤维电压变化, ΔV_j 为结电压; C_{jd} 为结电容; P_f 为纤维功率, A_f 为纤维横截面积; l_f 为纤维长度),当交变磁场作用于CFRP材料时,其内部会形成闭合的涡旋电流回路,继而进行焦耳效应,实现电能向热能的转变。研究表明,CFRP的电阻加热机制主要包含两个关键组成部分:一是纤维束间接接触界面形成的接触电阻(占60%~70%),二是碳纤维轴向的固有电阻(占30%~40%)。由于电容效应对CFRP整体加热贡献率通常小于5%,在建立电磁-热耦合模型时,研究者普遍忽略材料的电容加热特性,这一简化处理已被实验验证具有足够的工程精度。

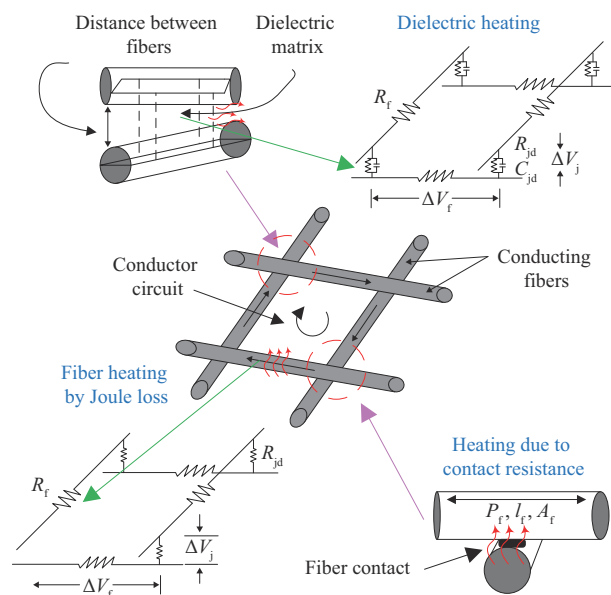


图1 纤维间电流传导机制示意图

Fig. 1 Schematic diagram of interfiber current conduction mechanism

CFRP中的磁场通量密度 B 可通过麦克斯韦方程组推导得出,其数学表达式由公式(1)确定。

$$B = \mu_0 \mu_r H \quad (1)$$

式中: μ_0 为真空磁导率,其值为 $4\pi \times 10^{-7} \text{ H/m}$; μ_r 为CFRP的相对磁导率; H 为磁场强度矢量。

磁矢量势 A 的数学表达式由公式(2)确定。

$$B = \nabla \times A \quad (2)$$

交变磁场在CFRP中产生感应电场强度 E 可通过法拉第电磁感应定律表示为公式(3)。

$$E = -j\omega A \quad (3)$$

式中: j 是虚数单位, $j^2 = -1$; ω 为角频率, $\omega = 2\pi f$, f 为交变磁场频率。

纤维织构中总电流密度 J_t 由两部分组成,一部为传导电流密度 J_i ,另一部分为位移电流密度 J_d ,三者之间的关系为: $J_t = J_i + J_d$ 。

其中,传导电流密度表示为 $J_i = \sigma E$, σ 为电导率;位移电流密度表示为 $J_d = j\omega D$, D 为电位移。

CFRP的电磁感应加热热源主要来源于材料内部涡流效应产生的焦耳热,其热源 $Q_{th,i}$ 可以表示为公式(4)。

$$Q_{th,i} = J_i \cdot E \quad (4)$$

式中: J_i 为电流。

基于傅里叶热传导定律,CFRP的热传导过程可表示为公式(5)。

$$\rho C_p \frac{\partial T}{\partial t} + \nabla \cdot (-k \nabla T) = Q \quad (5)$$

式中: ρ 为密度; C_p 为比热容; k 为导热系数; Q 为发热量; T 为温度场; t 为时间。

1.2 CFRP感应加热温度控制系统模型

在CFRP电磁感应加热温度控制系统的建模研究中,考虑到有非线性关系存在于系统中,且因其惯性较强,还具有明显的大时滞性,所以笔者采用时滞一阶惯性模型来描述系统动态特性。该模型能够准确表征温度响应的滞后特性、系统的惯性特性和系统的增益特性。基于上述分析,温度控制系统的传递函数 $G(s)$ 可表示为公式(6)。

$$G(s) = \frac{C(s)}{R(s)} = K \frac{e^{-\tau s}}{T_1 s + 1} \quad (6)$$

式中: K 为系统增益,表征系统的稳态特性; τ 为系统时滞常数,反应系统的惯性特性; T_1 为系统时间常数,体现系统的滞后特性; $R(s)$ 为系统输入量拉氏变换; $C(s)$ 为系统输出量拉氏变换。

本实验基于开环感应加热实验采集的数据进行系统辨识,实验参数设置如下:加热时长为2 000 s,数据点数为4 000个,数据采集时间间隔为0.3 s,利用遗传算法通过最小化实际输出与模型输出的误差平方和获得系统的传递函数模型,可表示为公式(7),该模型能够准确描述CFRP电磁感应加热系统的动态特性,从而为后期设计出更贴合实际的控制策略提供有效指导。

$$G(s) = \frac{195.78}{1 + 211.48s} e^{-11.82s} \quad (7)$$

2 模糊神经网络PID控制器

2.1 控制器工作原理

笔者提出了一种基于模糊神经网络和模糊PID控制相结合的智能控制方法,其系统原理如图2所示[图2中, $r(t)$ 为目标温度, $y(t)$ 为输出实际温度, $\frac{de}{dt}$ 为温差变化率, ΔK_p , ΔK_i , ΔK_d 分别为比例增益调整量、积分增益调整量、微分增益调整量, K_p 为比例系数, K_i 为积分系数, K_d 为微分系数]。该模型采用2输入、3输出的5层网络架构。首先系统通过输入层接收实时误差信号(系统误差 e 和误差变化率 c_e),随后进行输入信号向模糊语言值的转变,这一步在模糊化层中完成,紧接着在模糊规则层,系统基于预设的模糊规则进行推理运算,继而对模糊规则利用自适应学习工具在神经网络层中进行调整改进,最后在反模糊化层将输出变量的模糊语言值转换为精确值。

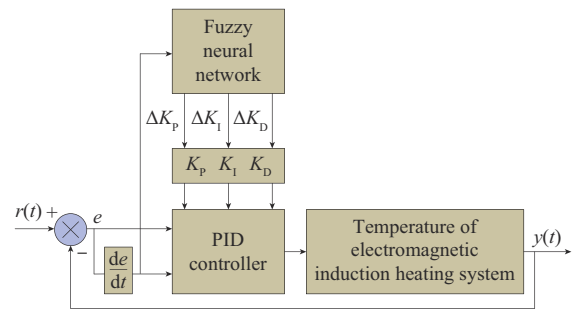


图2 模糊神经网络PID控制原理图

Fig. 2 Schematic diagram of fuzzy neural network for PID control

2.2 模糊过程

2.2.1 模糊化

本模糊控制器的输入变量包括2个: e 和 c_e 。通过图3所示的隶属度函数,将这两个输入变量进行模糊化处理,将其转换为相应的语言变量值。隶属度函数共定义了7个用于表征输入变量模糊化的语言变量值,分别为NB, NM, NS, O, PS, PM, PB,这

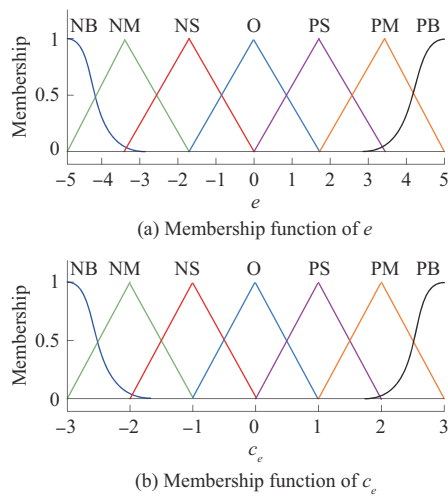


图3 模糊神经网络输入变量隶属度函数分布图

Fig. 3 Membership function distribution diagram of input variables for fuzzy neural network

7个字母变量值中,其中前3个分别代表负大、负中、负小,后3个各表征正小、正中和正大,中间的则表示零。

2.2.2 模糊规则

基于CFRP电磁感应加热过程中温度变化的非线性动态特性,笔者设计了一个基于Mamdani推理方法的模糊控制系统,该系统的核心是一个包含2输入(系统误差 e 和误差变化率 c_e)3输出(比例增益调整量 ΔK_p 、积分增益调整量 ΔK_i 、微分增益调整量 ΔK_d),且拥有49条规则的模糊规则库。通过输入变量的语言值(如NB, NM, NS, O, PS, PM, PB)与模糊规则进行匹配运算,可推导出输出变量的模糊值。其中 ΔK_p 的模糊规则见表1, ΔK_i 的模糊规则见表2, ΔK_d 的模糊规则见表3。这些规则为控制参数的动态调整提供了明确的逻辑依据。

表1 ΔK_p 的模糊规则表Tab. 1 Fuzzy rules table of ΔK_p

e	c_e						
	NB	NM	NS	O	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PB	PM	PS	O
NM	PB	PB	PB	PB	PM	O	O
NS	PM	PM	PM	PM	O	PS	NS
O	PM	PM	PS	O	PS	PM	PM
PS	PS	PS	O	NS	NM	NM	NM
PM	PS	O	NS	NM	NM	NM	NB
PB	O	O	NM	NM	NM	NB	NB

2.2.3 反模糊化

输入变量经过模糊规则运算即可得到输出变量的语言变量值,将输出变量的语言变量值进行反模糊化,得到对应的输出变量值。其中3个输出变

表2 ΔK_i 的模糊规则表Tab. 2 Fuzzy rules table of ΔK_i

e	c_e						
	NB	NM	NS	O	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NM	NM	NS	O	O
NM	NB	NB	NM	NS	NS	O	O
NS	NB	NM	NS	NS	O	PS	PS
O	NM	NM	NS	O	PS	PM	PM
PS	NM	NS	O	PS	PS	PM	PB
PM	O	O	PS	NM	PM	PB	PB
PB	O	O	PS	PM	PM	PB	PB

表3 ΔK_d 的模糊规则表Tab. 3 Fuzzy rules table of ΔK_d

e	c_e						
	NB	NM	NS	O	PS	PM	PB
NB	PS	NS	NB	NB	NB	NM	PS
NM	PS	NS	NB	NM	NM	NS	O
NS	O	NS	NM	NM	NS	NS	O
O	O	NS	NS	NS	NS	NS	O
PS	O	O	O	O	O	O	O
PM	PB	PS	PS	PS	PS	PS	PB
PB	PB	PM	PM	PM	PS	PS	PB

量值分别对应PID控制器的3个参数 ΔK_p , ΔK_i , ΔK_d 。

输出变量的隶属度函数如图4所示,其中定义了7个语言变量值,分别为NB, NM, NS, O, PS, PM, PB,这7个字母变量值分别代表负大、负中、负小、零、正小、正中和正大。这些隶属度函数用于描述输出变量的模糊化状态,为后续的反模糊化处理提供基础。

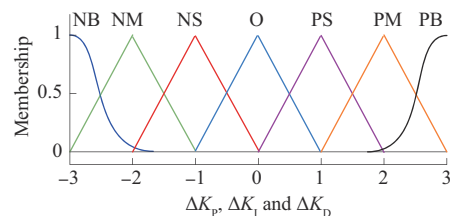


图4 模糊神经网络输出变量隶属度函数分布图

Fig. 4 Membership function distribution diagram of output variables for fuzzy neural network

2.3 模糊神经网络PID网络结构

笔者设计的模糊神经网络采用如图5所示的5层网络架构(图5中a为模糊规则),该网络将模糊逻辑与神经网络有机结合,充分发挥了两者的优势。网络的具体结构包括:第1层(输入层)、第2层(模糊化层)、第3层(模糊规则层)、第4层(神经网络层)和第5层(反模糊化层)。网络的信息处理机制包含2个关键过程:①信息的前向传播,在前向传播过程中,输入信息依次通过各层进行转换和处理,包

括模糊化运算、模糊规则激活、非线性映射和反模糊化运算;②误差反向传播,在这一传播过程中,对于网络参数,借助梯度下降法进行包括权重的更新和隶属度函数的调整,通过对网络参数进行动态调整与优化,实现网络的自主学习与性能提升。该网络结构具有显著优势,能够有效处理CFRP加热过程中的不确定性和非线性,从而利用在线学习技术对控制参数实现即时调整,相比传统模糊控制具有更强的自适应能力,且网络收敛速度快,控制精度高。

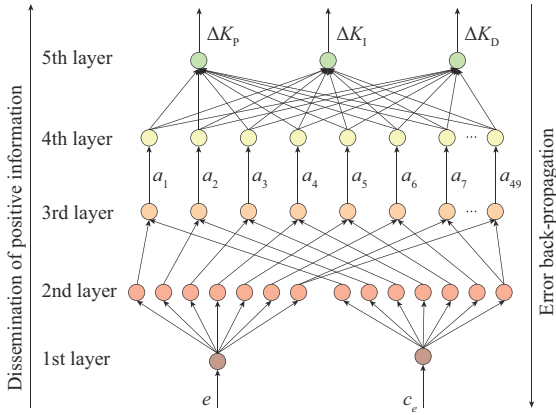


图5 5层模糊神经网络拓扑结构图

Fig. 5 Topology structure diagram of five-layer fuzzy neural network

2.3.1 信息的前向传播

(a)第1层。

第1层为输入层,用于接收感应加热期望温度 and 实际加热系统反馈的温度之间的误差 e 和误差变化率 c_e ,并将其传入到第2层,具体见公式(8)和公式(9)。

$$x_1 = e; x_2 = c_e \quad (8)$$

$$I_j = x_j; O_j = I_j \quad j = 1, 2 \quad (9)$$

式中: x_1 和 x_2 分别为输入层的2个节点; I_j 和 O_j 分别为输入层的输入值和输出值。

(b)第2层。

第2层为模糊化层,用于将采集到的输入变量通过输入变量隶属度函数进行模糊化处理,生成输入语言变量值。本层的输出值为 O_k ($k=1, 2, \dots, 7$),具体见公式(10)。

$$O_k = f_{jk}(x_j) = \exp \left[-\frac{(O_j - m_{jk})^2}{2\theta_{jk}^2} \right] \quad (10)$$

式中: m_{jk} , θ_{jk} 分别表征隶属度函数的中心和宽

度,此处特指输入变量中第 j 个的 x_j 的第 k 个语言变量值。

(c)第3层。

第3层为模糊规则层,根据生成的模糊规则库,对输出变量进行语言变量值的模糊推理获取。本层的输出值为 O_l ($l=1, 2, \dots, 49$),具体见公式(11)。

$$O_l = a_l = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^2 f_{jk}(x_j) \quad (11)$$

(d)第4层。

第4层为神经网络层,主要针对模糊规则,借助神经网络同步进行隶属度函数控制效果的在线调整与优化。本层的输出值为 O_m ($m=1, 2, \dots, 49$),具体见公式(12)。

$$O_m = a_l g f_{li}(Z_i) \quad (12)$$

$$f_{li}(Z_i) = \exp \left[-\frac{(Z_i - \mu_{li})^2}{2\sigma_{li}^2} \right] \quad (13)$$

式中: g 为常数; μ_{li} 和 σ_{li} 各自表征的是输出语言变量值隶属度函数的中心和宽度,即模糊规则中第 i 个输出变量的第 l 个语言变量值; Z_i 为 K_p, K_i, K_d 的实际输出值。

(e)第5层。

第5层为反模糊化层,用于得到输出。本层的输出值为 O_i ($i=1, 2, 3$),具体见公式(14)。

$$O_i = Z_i = \frac{\sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} \mu_{li} a_l}{\sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} a_l} \quad i = 1, 2, 3 \quad (14)$$

2.3.2 误差的反向传播

误差反向传播机制通过比较实际输出温度值与期望温度值之间的偏差来评估系统性能。当误差超过预设阈值时,系统将启动反向传播过程,对网络参数通过梯度下降法开始迭代改进,从而减小误差。该过程采用能量函数 E 作为目标函数,其表达式见公式(15)。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^3 (R_i - Z_i)^2 \quad (15)$$

式中: R_i 为 K_p, K_i, K_d 的期望输出值。

网络训练的核心目标是通过梯度下降法对自由参数 $m_{jk}, \theta_{jk}, \mu_{li}$ 和 σ_{li} 进行优化调整,以最小化目标函数 E 。在误差的反向传播过程中,各自由参数的迭代修正量可由公式(16)、公式(17)、公式(18)、公式(19)表示。

$$\Delta m_{jk}(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial m_{jk}} \quad (16)$$

$$\Delta \theta_{jk}(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial \theta_{jk}} \quad (17)$$

$$\Delta \mu_{li}(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial \mu_{li}} \quad (18)$$

$$\Delta \sigma_{li}(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_{li}} \quad (19)$$

式中: η 为修正参数。

利用最速下降法调整结果,具体见公式(20)、公式(21)、公式(22)和公式(23)。

$$\frac{\partial E}{\partial \mu_{li}} = -(R_i - Z_i) \cdot \frac{\mu_{li} a_l}{\sum_{l=1}^{49} \mu_{li} a_l} \quad (20)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_{li}} = -(R_i - Z_i) \cdot \frac{\mu_{li} a_l \sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} a_l - a_l \sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} \mu_{li} a_l}{\left(\sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} a_l \right)^2} \quad (21)$$

$$\frac{\partial E}{\partial m_{jk}} = \frac{(x_j - m_{jk})}{2\theta_{jk}^2} f_{jk}(x_j) \cdot \sum \left[-(R_i - Z_i) \frac{\sigma_{li} \mu_{li} \sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} a_l - \sigma_{li} \sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} \mu_{li} a_l}{\left(\sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} a_l \right)^2} \right] \quad (22)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_{jk}} = \frac{(x_j - m_{jk})^2}{2\theta_{jk}^3} f_{jk}(x_j) \cdot \sum \left[-(R_i - Z_i) \frac{\sigma_{li} \mu_{li} \sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} a_l - \sigma_{li} \sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} \mu_{li} a_l}{\left(\sum_{l=1}^{49} \sigma_{li} a_l \right)^2} \right] \quad (23)$$

3 仿真分析

笔者基于 MATLAB/Simulink 仿真平台,针对 CFRP 电磁感应加热,搭建了相应的系统控制模型,并分别对传统、模糊、模糊神经网络 3 类 PID 控制策略展开了比较探究。系统参数设置如下:实际温度和期望温度之间的误差 e 的基本论域为 $[-5, 5]$, 设定 $[-3, 3]$ 为误差变化率 c_e 的基本论域,输出变量 $\Delta K_p, \Delta K_i, \Delta K_d$ 的基本论域均为 $[-3, 3]$ 。通过设置统一的参数论域,确保了不同控制策略之间的可比性,为之后进行性能评判提供有力支撑。

利用 Ziegler-Nichols 整定法确定 PID 的初始参

数为 $K_p = 0.005, K_i = 8 \times 10^{-5}, K_d = \times 10^{-5}$ 。

3.1 无扰动情况下的仿真分析

图 6 展示了在无外部干扰的理想实验条件下,传统、模糊、模糊神经网络 3 种 PID 控制策略的动态响应特性对比曲线。通过对仿真结果的定量分析,可以得出以下结论。

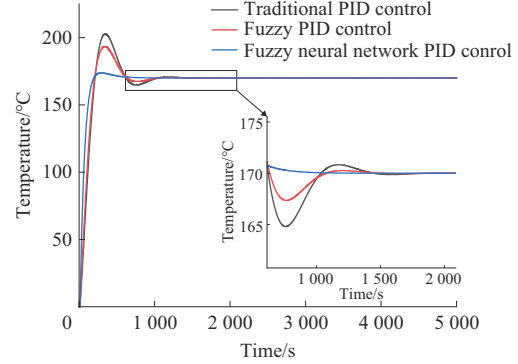


图6 无扰动情况下3种控制方法的动态响应

Fig. 6 Dynamic response of three control methods under disturbance-free conditions

在传统 PID 控制策略下,系统表现出较大的动态偏差,超调量达到 19.4%,且需要 1 800 s 才能进入稳定状态。从响应曲线可以观察到明显的震荡现象,这表明传统 PID 控制在处理 CFRP 电磁感应加热系统这类非线性、时变系统时存在明显不足。

系统中融合模糊 PID 控制机制后,比之传统 PID 控制,系统的调节时间尽管无明显缩短,维持在相近水平,但控制性能改善显著,超调量降低至 13.5%,较传统 PID 控制减少了 30.4%,且系统的震荡幅度也明显减小,这表明模糊控制规则的引入有效提升了系统的稳定性。

控制性能改善最为突出的是模糊神经网络 PID 控制方法,它通过深度融合模糊控制、神经网络各自具备的推理机制和自学习能力,实现了仅 2.4% 的超调量,较传统 PID 控制降低了 87.6%,较模糊 PID 控制降低了 82.2%。同时,调节时间大幅缩短至 570 s,仅为传统 PID 控制的 31.7%。从响应曲线可以观察到,系统快速平稳地进入稳定状态,完全消除了震荡现象。这一优异的控制性能主要得益于神经网络对模糊规则的在线优化能力,使控制器能够自适应地调整参数,从而让系统的动态响应变得更迅速,稳态误差变得更小。

此外,通过对比 3 种控制策略的稳态误差可以发现,系统采取模糊神经网络 PID 控制机制后,不仅系统的稳定性得到了有效保障,还实现了更高的控

制精度。这一对比结果充分证明了模糊神经网络PID控制在处理CFRP电磁感应加热系统这类复杂非线性系统时的优越性,对于工业领域来说具有很高的实践应用指导价值。

3.2 有扰动情况下的仿真分析

为全面评估控制系统的抗干扰性能,本研究在系统运行至1 500 s时分别引入了阶跃扰动和正弦扰动两种典型干扰信号,以模拟实际生产过程中可能出现的温度波动。图7展示了3种控制系统在扰动条件下的动态响应对比结果。

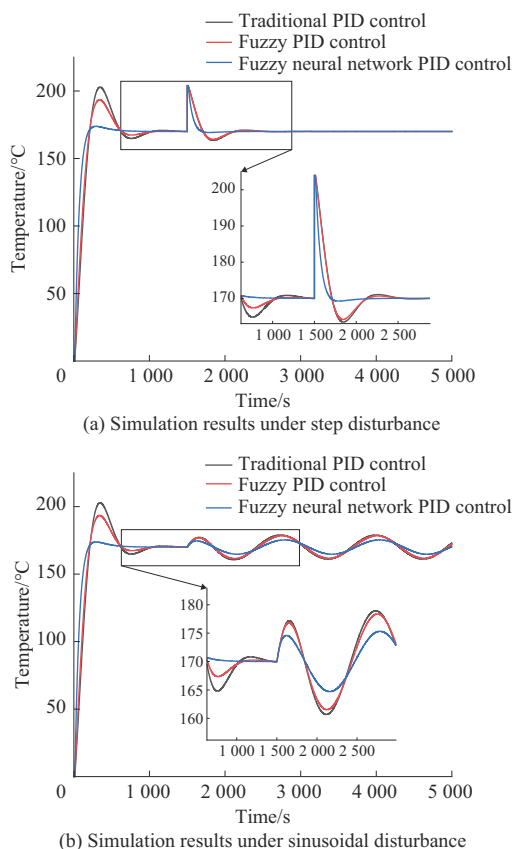


图7 不同扰动情况下3种控制方法的动态响应

Fig. 7 Dynamic response of three control methods under different disturbance conditions

实验数据表明,对于系统而言,3种控制策略虽都能实现对系统稳定性的保障,但在抗干扰性能方面存在显著差异。传统PID控制系统在受到阶跃扰动后重新达到稳定状态所需要的时间最久,且表现出明显的震荡现象。模糊PID控制系统虽然震荡现象减小,但仍存在明显的动态偏差。

相比之下,模糊神经网络PID控制展现出卓越的抗干扰性能。在阶跃扰动条件下,系统可快速恢复稳定,恢复时间为600 s;在正弦扰动条件下,系统

能够快速跟踪并抑制扰动,将温度波动控制合理范围内,且系统恢复时间为620 s。特别是在阶跃扰动测试中,模糊神经网络PID控制充分体现了其优越的动态调节能力。

这些实验结果证实,模糊神经网络PID控制通过融合模糊推理的抗干扰能力和神经网络的自适应能力,显著提升了系统的稳定性和抗干扰性能,其快速响应特性和精确的温度控制能力完全满足CFRP感应加热工艺对温度控制的严格要求,为工业领域中这一工艺的实际应用打下了良好的技术基础。

4 结论

(1)在超调量和系统震荡上,传统PID控制系统的超调量最大,达到19.4%,系统震荡明显;模糊PID控制系统的超调量次之,达到13.5%,系统震荡明显减弱;模糊神经网络PID控制系统的超调量最小,基本接近于零,为2.4%,系统震荡明显消除。

(2)在调节时间上,系统采取传统PID控制、模糊PID控制策略后,调节时间变化基本无异,均约为1 800 s,但实施模糊神经网络PID控制策略后调节时间缩短至570 s,优化效果显著。

(3)在抗干扰能力测试上,3种控制策略表现差异显著。传统PID抗干扰能力较弱,系统参数变化较大;模糊PID控制通过引入模糊推理机制,抗干扰能力有所提升;模糊神经网络PID控制表现最优,其结合神经网络在线学习与模糊推理,较其他两种控制方法,显著增强了系统的抗干扰能力。

参考文献

- [1] 郑红伟,张泽凯,郭增贤,等.碳纤维增强热塑性工程塑料研究进展[J].塑料科技,2025,53(1):180-185.
ZHENG Hongwei, ZHANG Zekai, GUO Zengxian, et al. Research progress of carbon fiber reinforced thermoplastic engineering plastics[J]. *Plastics Science and Technology*, 2025, 53(1):180-185.
- [2] 贾振元,付饶,王福吉.碳纤维复合材料构件加工技术进展[J].机械工程学报,2023,59(19):348-374.
JIA Zhenyuan, FU Rao, WANG Fuji. Research advance review of machining technology for carbon fiber reinforced polymer composite components[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023, 59(19):348-374.
- [3] SAMBRUNO A, BAÑON F, SALGUERO J, et al. Study of milling of low thickness thermoplastic carbon fiber composites in function of tool geometry and cutting conditions[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 114(7-8): 2 515-2 526.
- [4] LUNDSTRÖM F, FROGNER K, ANDERSSON M. Numerical

- modelling of CFRP induction heating using temperature-dependent material properties[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2021, 220. DOI:10.1016/j.compositesb.2021.108982.
- [5] DAS T K, GHOSH P, DAS N C. Preparation, development, outcomes, and application versatility of carbon fiber-based polymer composites: a review[J]. *Advanced Composites and Hybrid Materials*, 2019, 2(2):214–233.
- [6] LIU Z B, CHENG K, PENG K R. Exploring the deformation potential of composite materials processed by incremental sheet forming: A review[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 118(7-8):2 099–2 137.
- [7] FU T Y, XU J Z, HUI Z. Analysis of induction heating temperature field of plain weave CFRP based on finite element meso model[J]. *Applied Composite Materials*, 2021, 28(1):149–163.
- [8] 黄曼, 王婕, 周伟, 等. 单向CFRP表面缺陷的涡流检测与有限元仿真研究[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(19):182–187.
HUANG Man, WANG Jie, ZHOU Wei, et al. Eddy current detection and finite element simulation study of surface defects in unidirectional CFRP[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(19):182–187.
- [9] NING F D, CONG W L, QIU J J, et al. Additive manufacturing of carbon fiber reinforced thermoplastic composites using fused deposition modeling[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2015, 80: 369–378.
- [10] TZENG J T, HSIEH K T. Electromagnetic analysis of composite structures subjected to transient magnetic fields[J]. *Journal of Composite Materials*, 2020, 54(6):745–752.
- [11] 杨武全, 张显都, 冷方玉. 基于Smith-麻雀算法PID的感应加热炉温度控制系统在轧钢中的应用[J]. *机械工程师*, 2024(6): 62–66.
YANG Wuquan, ZHANG Xiandu, LENG Fangyu. Application of induction heating furnace temperature control system based on Smith-sparrow algorithm PID in steel rolling[J]. *Mechanical Engineering*, 2024(6):62–66.
- [12] 杨洪涛, 于晓周, 沈梅, 等. 基于ISSA-PID试验箱温度控制算法的研究[J]. *环境技术*, 2023, 41(9):140–147.
YANG Hongtao, YU Xiaozhou, SHEN Mei, et al. Research on temperature control algorithm for test chamber based on ISSA-PID[J]. *Environmental Technology*, 2023, 41(9):140–147.
- [13] 闫珊, 付天宇, 古云飞, 等. 基于改进粒子群PID的CFRP感应加热升温调控[J]. *工程塑料应用*, 2024, 52(8):72–80.
YAN Shan, FU Tianyu, GU Yunfei, et al. Temperature control of CFRP induction heating based on improved particle swarm PID[J]. *Engineering Plastics Application*, 2024, 52(8):72–80.
- [14] CHANG C J, CHIANG T H, TAI C C. A modified self-tuning fuzzy logic temperature controller for metal induction heating[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2020, 91(6). DOI: 10.1063/5.0006019.
- [15] DU J M, LUO Y X. Design and simulation of fuzzy-PID controller based on mixed injection molding machine[C]//2010 2nd International Workshop on Intelligent Systems and Applications. New York:IEEE, 2010:1–3.
- [16] CHOWDHURY J I, THORNHILL D, SOULATIANTORK P, et al. Control of supercritical organic Rankine cycle based waste heat recovery system using conventional and fuzzy self-tuned PID controllers[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2019, 17(11):2 969–2 981.
- [17] 周恒陶, 郝晋青, 李龙, 等. 基于粒子群优化模糊PID的双闭环温度控制系统[J]. *太原师范学院学报(自然科学版)*, 2024, 23(1): 53–59.
ZHOU Hengtao, HAO Jinqing, LI Long, et al. Double closed-loop temperature control system based on particle swarm optimization fuzzy PID[J]. *Journal of Taiyuan Normal University(Natural Science Edition)*, 2024, 23(1):53–59.
- [18] 任开朗, 严良文, 杨荣淇, 等. 改进麻雀算法在模糊PID温度控制系统的应用[J]. *计量与测试技术*, 2024, 51(1):73–76.
REN Kailang, YAN Liangwen, YANG Rongqi, et al. Application of improved sparrow algorithm in fuzzy PID for temperature control[J]. *Metrology & Measurement Technique*, 2024, 51(1): 73–76.