

基于RBF神经网络PID控制算法优化的负压供墨系统

赵籽萌, 陆利坤

北京印刷学院信息工程学院, 北京

收稿日期: 2024年10月9日; 录用日期: 2024年11月21日; 发布日期: 2024年11月29日

摘要

为更好地解决传统PID对负压供墨系统温度、负压值精度低、缺乏自适应性、跟随性能差等问题, 本文将RBF神经网络与传统PID控制算法结合起来, 实现动态辨识, 通过利用神经网络的学习能力, 可以根据控制环境在线修正PID控制的比例、积分、微分参数, 使其更加符合工业需求, 从而能够提升系统的实时性以及适应性, 通过加入阶跃信号, 基于MATLAB软件中的Simulink环境对控制系统进行仿真。通过对比检验传统PID控制算法与模糊PID控制算法。经过仿真测试结果得出结论: 基于RBF神经网络优化的PID控制算法具有响应速度快、超调小等优点, 解决了控制温度与负压值过程中滞后和耦合大的问题, 显著改善负压供墨系统性能。

关键词

常规PID控制, Simulink仿真, 模糊PID控制, 基于RBF神经网络PID控制, 负压供墨系统

The Negative Pressure Ink Supply System Optimized Based on RBF Neural Network PID Control Algorithm

Zishuo Zhao, Likun Lu

College of Information Engineering, Beijing Institute of Graphic Communication, Beijing

Received: Oct. 9th, 2024; accepted: Nov. 21st, 2024; published: Nov. 29th, 2024

Abstract

To better address the issues of traditional PID control in negative pressure ink supply systems, such

文章引用: 赵籽萌, 陆利坤. 基于 RBF 神经网络 PID 控制算法优化的负压供墨系统[J]. 人工智能与机器人研究, 2024, 13(4): 970-987. DOI: 10.12677/airr.2024.134098

as low temperature and pressure accuracy, lack of adaptability, and poor tracking performance, this paper integrates the RBF neural network with the traditional PID control algorithm to achieve dynamic identification. By leveraging the learning capability of the neural network, the proportional, integral, and derivative parameters of the PID control can be adjusted online according to the control environment, making it more suitable for industrial needs. This enhancement improves the system's real-time response and adaptability. A step signal was introduced, and the control system was simulated in the Simulink environment of MATLAB software. By comparing the traditional PID control algorithm with the fuzzy PID control algorithm, simulation test results concluded that the PID control algorithm optimized by the RBF neural network offers advantages such as fast response speed and minimal overshoot, effectively solving the problems of lag and significant coupling in temperature and pressure control, thereby significantly improving the performance of the negative pressure ink supply system.

Keywords

Conventional PID Control, Simulink Simulation, Fuzzy PID Control, RBF Neural Network-Based PID Control, Negative Pressure Ink Supply System

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来，科技进步显著，促使数字印刷技术迅猛演进。喷墨印刷技术作为一种非接触、无压力且无需印版的高速液滴喷射方法，可以直接在承印物表面进行成像，成为该领域的研究热点。这一技术省去了制作模板和中间转印步骤，极大地增强了印刷流程的灵活性，同时也缩短了印刷前的准备工作时间[1]。为了实现优质的印刷效果，喷墨印刷技术必须保持墨滴形态的稳定性。这一目标的达成主要依赖于喷头的设计、供墨系统的性能以及油墨本身的特性[2]。本文通过优化负压供墨系统从而提高印刷质量，作者利用神经网络能够将复杂信息简化为简单模型的特点，通过调节权重来连接各神经元，从而实现信息的并行处理，并模拟输入与输出之间的关系。由于 RBF 网络具备强大的非线性函数逼近能力，在非线性控制系统的应用中得到了广泛的采用。有研究表明墨水黏度对墨水喷射后液滴的形态影响较大[3]，黏度过低会导致液滴拖尾过长，产生卫星液滴，影响印刷质量；黏度过高则可能导致喷射驱动不足，出现堵头或虚喷现象。以及稳定的负压也是重要影响因素。因此提出对温度、负压优化设计的技术指标和控制方案。并且通过与模糊控制理论相结合的模糊 PID 控制进行仿真对比实验。为负压供墨系统提出创新可行的控制方案。本系统的温度和负压控制所处环境相似，所以本文对温度和负压的控制采用同一个控制器。

2. 被控对象分析

2.1. 功能分析

作为高速喷墨印刷机的重要组成部分，供墨系统直接影响墨水的性质及液滴的成型。本文研究的负压供墨系统控制的主要对象是墨水温度和系统负压值，这两者对喷墨打印机的稳定性和可靠性有着重要影响。影响如下。

2.1.1. 温度对喷墨印刷机的影响

由于墨水黏度与墨水温度呈负相关对应关系[4]，温度的控制保证了墨水黏度可以稳定在一个合理的

范围内, 故需要对墨水的温度精确的控制。

2.1.2. 负压对喷墨印刷机的影响

负压供墨控制系统如果没有稳定、恒定的负压值就不能正常工作。系统负压过低会造成喷墨打印机流墨的问题; 系统负压过高会造成喷墨打印机断墨、打印中断等问题。故此应对喷墨打印机系统的负压进行稳定、恒定控制。

3. 常规 PID 控制

3.1. 常规 PID 控制原理

PID 控制器是在自动控制领域中广泛应用的一种线性控制装置。它通过比例、积分和微分作用, 对负压和墨水温度的设定值与实际测量值之间的偏差进行线性组合, 从而实现控制。该控制器的具体结构如图 1 所示。

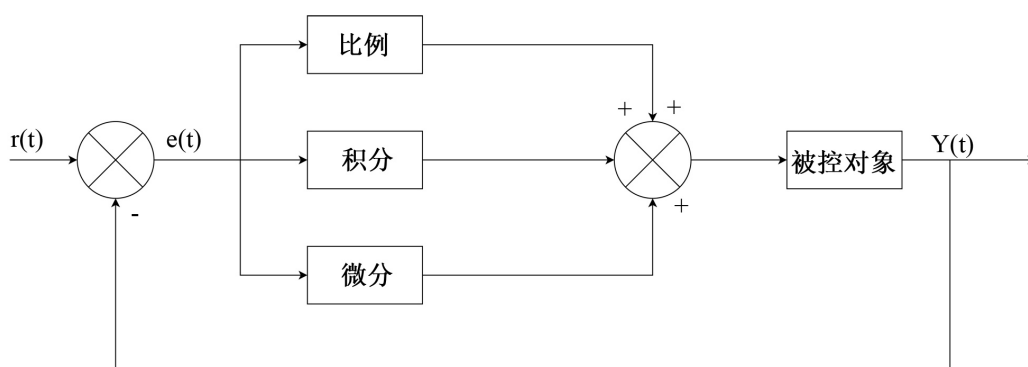


Figure 1. Conventional PID control schematic

图 1. 常规 PID 控制原理图

由图 1 可以看出, PID 控制器的输入 $e(t)$ 是由设定值 $r(t)$ 和实际检测值 $y(t)$ 之间差值决定即:

$$e(t) = r(t) - y(t)$$

PID 控制器表达式如下:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \sum_{j=0}^t e(j) + K_d [e(t) - e(t-1)]$$

其中, $r(t)$ 代表系统预设电压值, $y(t)$ 为系统实际输出电压值, $e(t)$ 则为系统的电压偏差信号。 K_p 、 K_i 、 K_d 三个系数表示的意义及参数的整定分别如下:

K_p : 比例系数。可按比例放大或缩小该偏差信号。在调节 K_p 时, 让 K_i 与 K_d 都为零, 只对 K_p 进行调整。

K_i : 积分系数。通过积分作用减少系统的余差。确定 K_i 初始值, 一边缩小 K_i 的值一边观察系统状态, 系统出现振荡后记录此刻的值。

K_d : 微分系数。预判可能出现的误差, 进行提前修正。 K_d 初始值设定为零。当需要调节时, 调节方式与其他两个参数的调节方式一样。

3.2. 数学模型建立

数学模型用于描述在控制过程中, 输出量随输入量变化的关系。给定特定的输入量时, 可以得到相

应的输出。构建温度和负压控制系统的数学模型, 不仅是为了分析和设计控制方案, 也是整个控制系统完成设计投入使用的基础。

3.2.1. 温度数学模型建立

数学模型可通过机理建模和试验测试建模两种方法获取, 由于温度控制系统的复杂性, 采用试验测试的方式建立温度数学模型[5]。

$$G(s) = \frac{1}{430s^2 + 20s + 1} e^{-20t}$$

3.2.2. 负压数学模型建立

数学模型可通过机理建模和试验测试建模两种方法获取, 由于负压控制系统的复杂性, 采用试验测试的方式建立温度数学模型[5]。

$$G(s) = \frac{0.11}{627s^2 + 21s + 1} e^{-15s}$$

3.3. 基于常规 PID 对负压值及温度控制的仿真分析

在 MATLAB/Simulink 平台中, 在 Simulink 仿真模型中分别加入多组阶跃信号对温度及负压值进行控制。系统 Simulink 仿真模型及波形如图 2~图 5 所示。

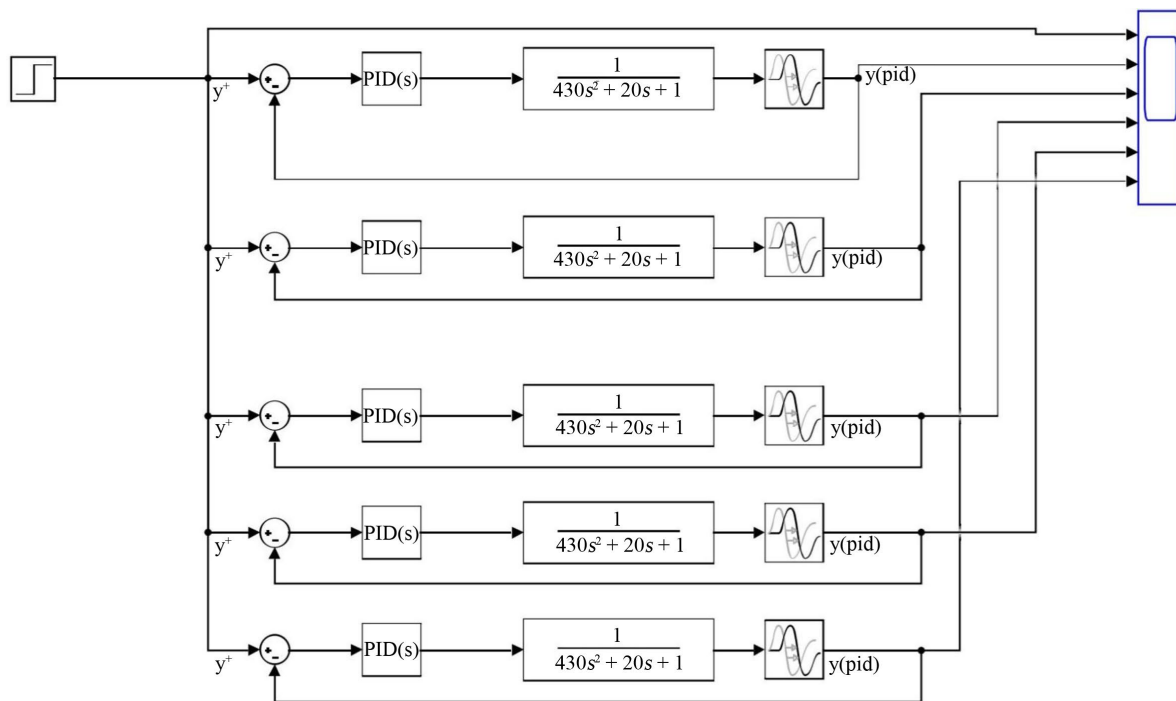


Figure 2. Simulation model of temperature control using conventional PID

图 2. 常规 PID 温度控制仿真模型

结论: 对负压供墨系统两种非线性控制对象温度与负压值通过 MATLAB 软件平台中的 Simulink 进行仿真, 来进一步验证常规 PID 算法的实际控制效果, 设置最终温度为 45℃, 负压值为: 4 kPa, 延时 20 s, 响应效果如图 4 和图 5 所示最优参数 PID 产生了温度超调量达到 15℃, 对负压值产生了 2.3 kPa 的超调量。温度的调整时间为 924 s, 负压值调整时间为 731 s。

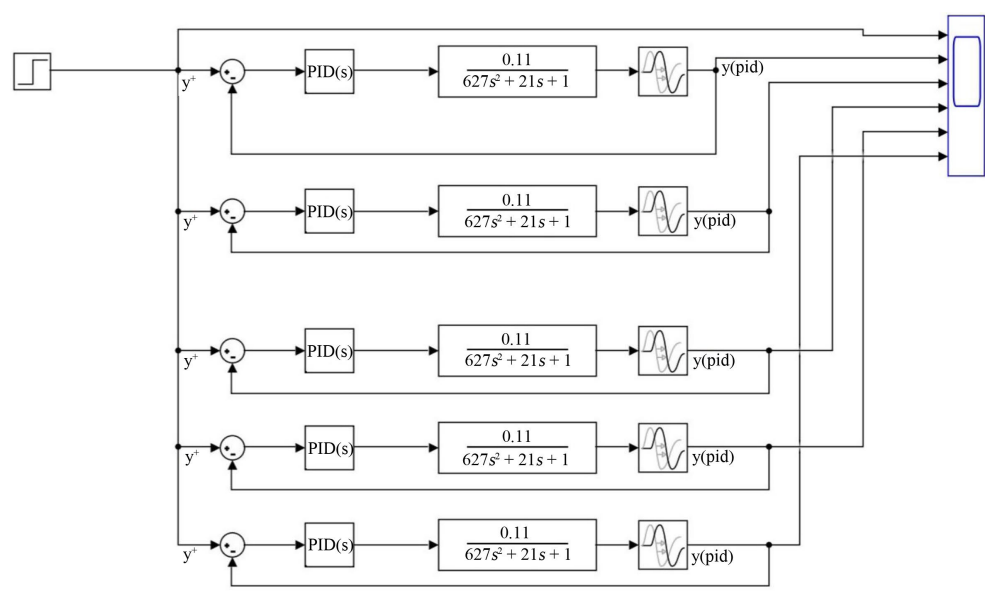


Figure 3. Simulation model of negative pressure control using conventional PID
图 3. 常规 PID 负压值控制仿真模型

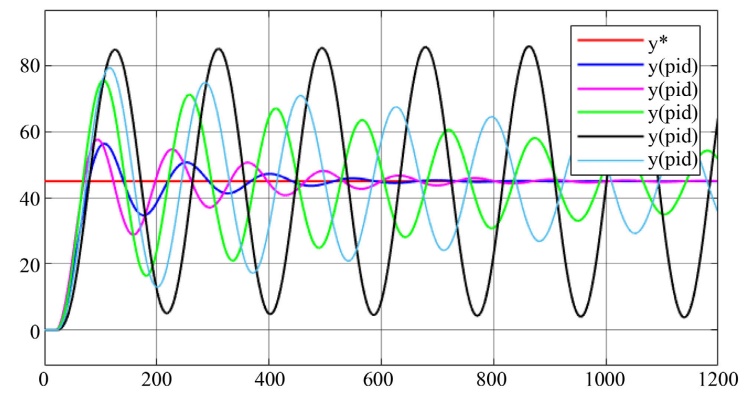


Figure 4. Simulation waveforms of multi-parameter temperature control using conventional PID
图 4. 常规 PID 温度控制多组参数仿真波形

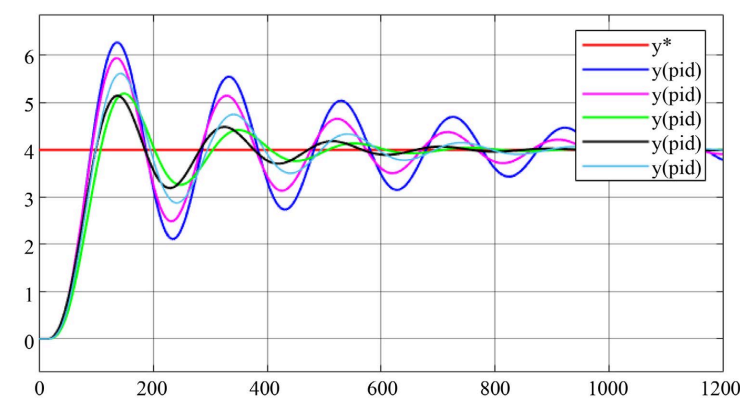


Figure 5. Simulation waveforms of multi-parameter negative pressure control using conventional PID
图 5. 常规 PID 负压值控制多组参数仿真波形

4. 模糊 PID 算法

4.1. 模糊 PID 控制原理

模糊 PID 控制是结合了模糊控制理论的一种优化 PID 算法的方法, 应运而生。这种控制策略融合了模糊控制器与 PID 控制器的功能。在基于 PID 控制器的基础上, 通过持续监测系统状态 e 及 ec , 并运用模糊推理技术, 根据实际运行情况对控制器参数 k_p 、 k_i 、 k_d 进行在线调整, 以实现动态最优控制。其具体控制结构如图 6 所示。

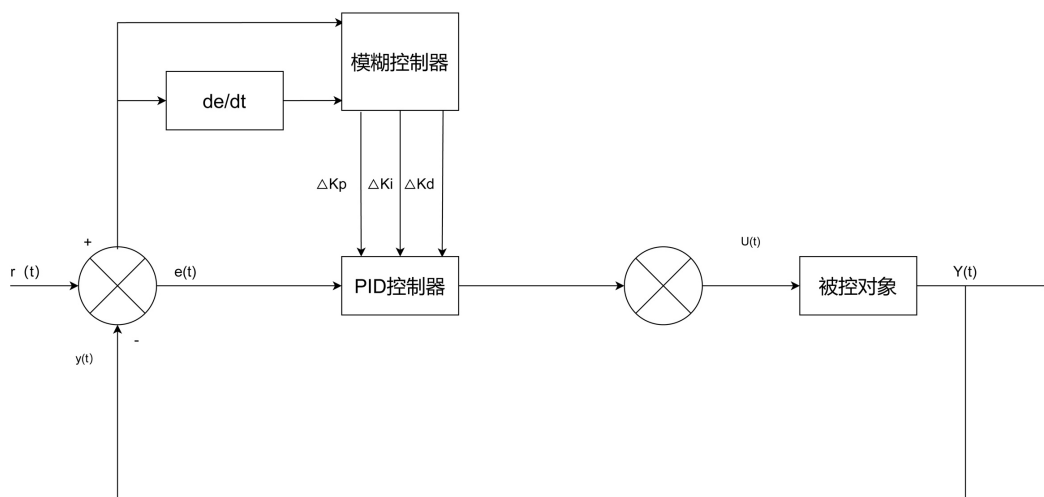


Figure 6. Fuzzy PID control block diagram

图 6. 模糊 PID 控制原理框图

4.2. 模糊 PID 参数设定

模糊控制系统大致由四部分组成[5]:

模糊化输入: 将模糊控制系统的输入转换为模糊集合, 以便于后续模糊逻辑运算。

控制规则库: 控制规则库是模糊控制系统的重要组成部分, 包含一系列控制规则, 通常由专家知识和经验得出。

模糊逻辑推理: 模糊逻辑推理是模糊控制系统的核心部分, 通过对输入变量模糊集进行逻辑运算, 得到输出变量模糊集合, 这一部分通常包括模糊关系建立、规则库设计、模糊推理实现。

解模糊化输出: 将模糊控制系统输出转换为精确输出值, 以便于后续控制行为执行[6]。

PID 控制器积分通过累计叠加误差消除静态误差, 但是动态响应比较差, 在参数整定方面比较困难, 模糊控制器通过经验丰富的技术人员在线整定。

4.3. 模糊 PID 模型建立

本系统的温度和负压控制所处环境相似, 所以本文对温度和负压的控制采用同一个模糊 PID 控制器如图 7~图 12 所示。。

数学模型建立

制定 Δk_p , Δk_i , Δk_d 的模糊规则表, 根据模糊控制规则, 再模糊量进行解模糊。

结合模糊控制规律, 根据专家及工程技术人员的工作经验在模糊 PID 控制器中用模糊语言变量描述模糊控制规则, 共 49 条, 如图 13 所示。

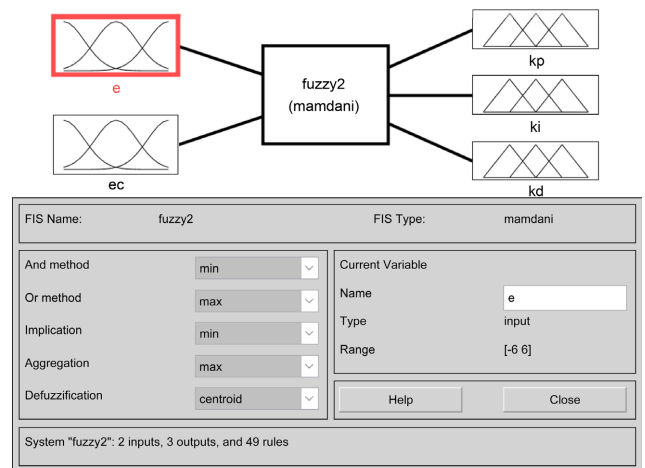


Figure 7. Fuzzy logic controller design
图 7. 模糊逻辑控制器设计

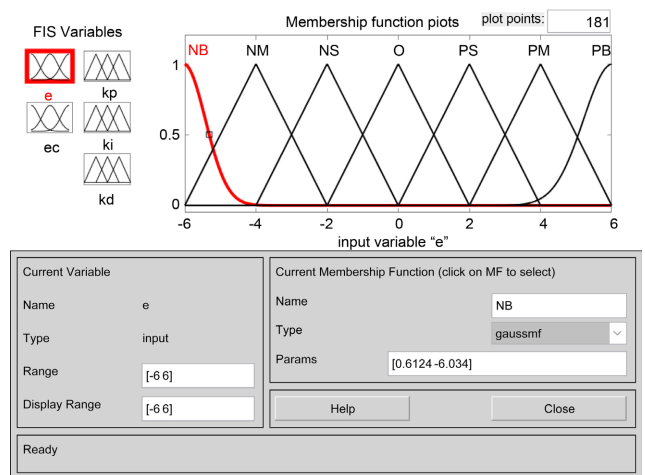


Figure 8. Membership function curve E
图 8. E 的隶属度函数曲线

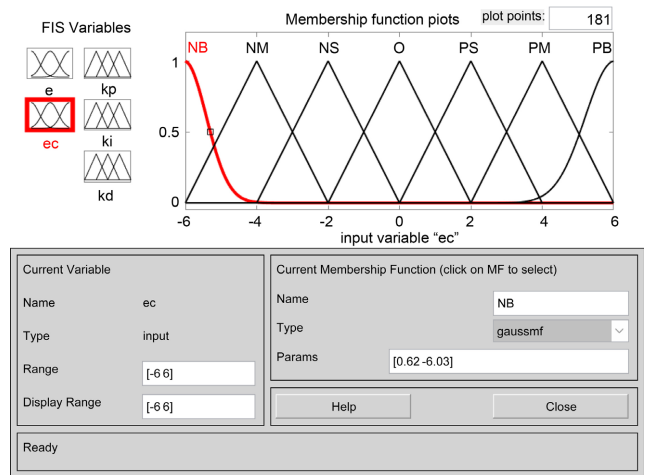
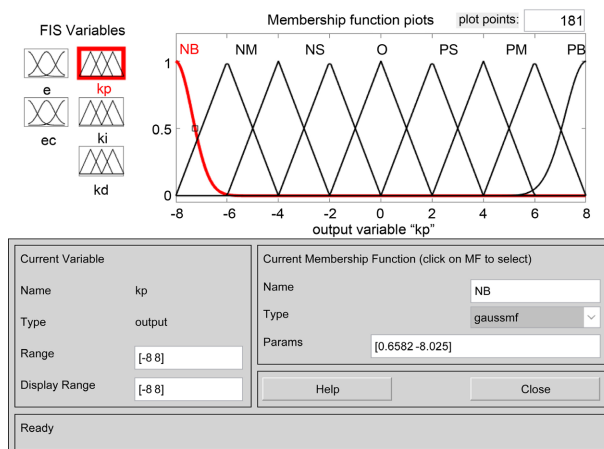
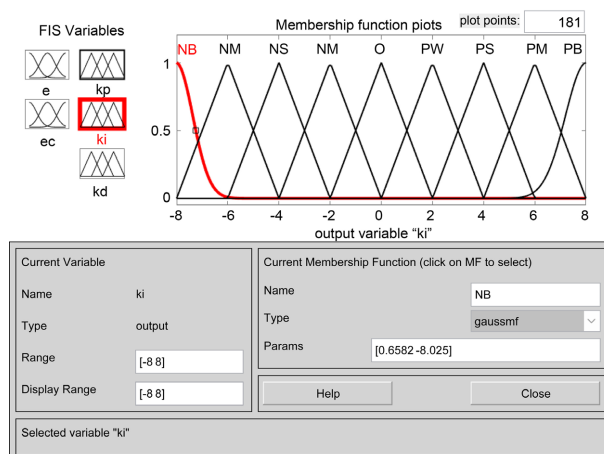
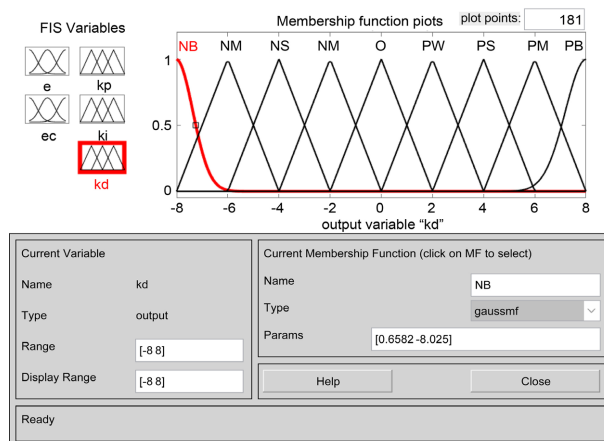


Figure 9. Membership function curve EC
图 9. EC 的隶属度函数曲线

Figure 10. Membership function curve ΔK_p 图 10. ΔK_p 的隶属度函数曲线Figure 11. Membership function curve ΔK_i 图 11. ΔK_i 的隶属度函数曲线Figure 12. Membership Function curve ΔK_D 图 12. ΔK_D 的隶属度函数曲线

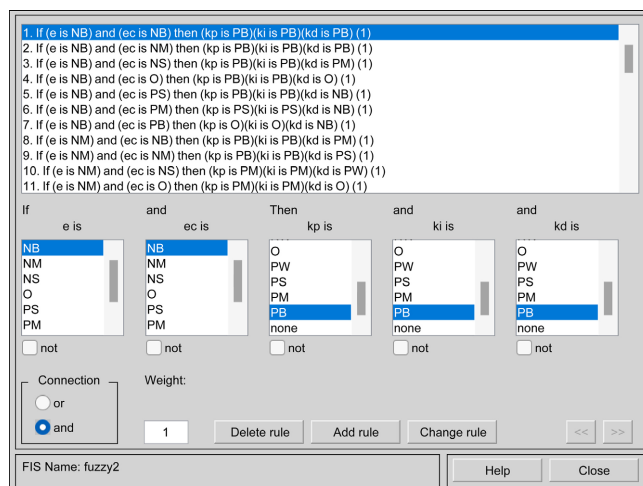


Figure 13. Design of Fuzzy PID control rules

图 13. 模糊 PID 控制规则设计

4.4. 基于模糊 PID 对负压值及温度控制的仿真分析

在 MATLAB/Simulink 中建立模糊 PID 控制温度及负压值的仿真模型如图 14~图 16 所示, 并且根据模糊原理对参数进行优化调整。在 Simulink 仿真模型中分别加入多组阶跃信号对温度及负压值进行控制。

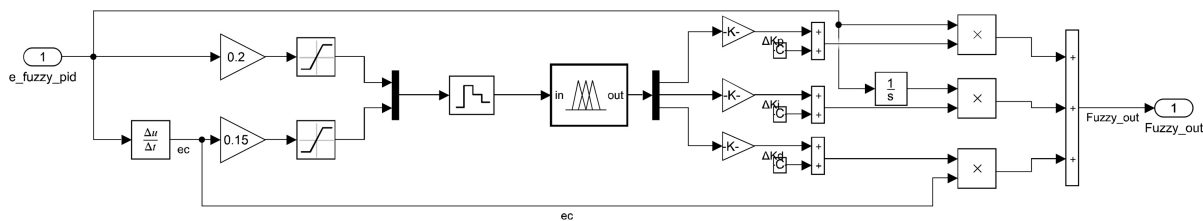


Figure 14. Design of Fuzzy PID controller model

图 14. 模糊 PID 控制器模型设计

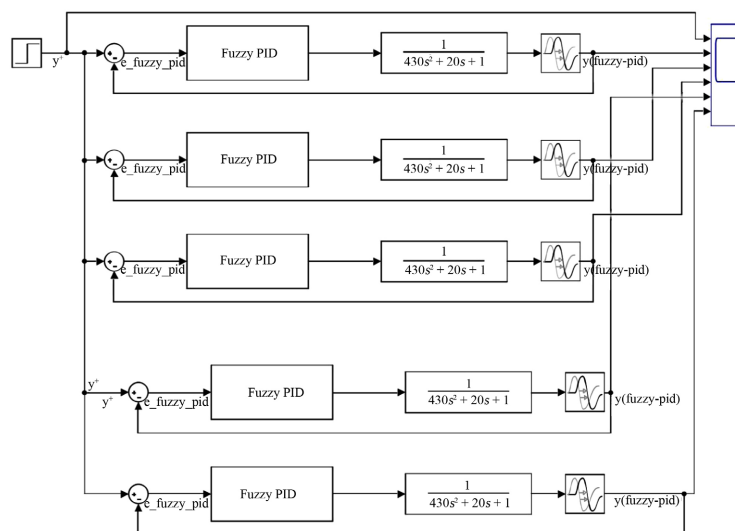


Figure 15. Simulation model of temperature control using FUZZY PID

图 15. 模糊 PID 温度控制仿真模型

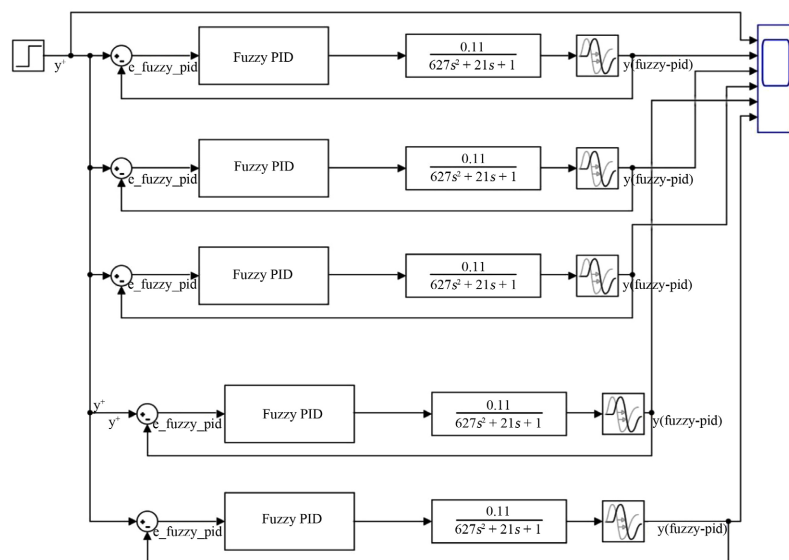


Figure 16. Simulation model of negative pressure control using Fuzzy PID

图 16. 模糊 PID 负压值控制仿真模型

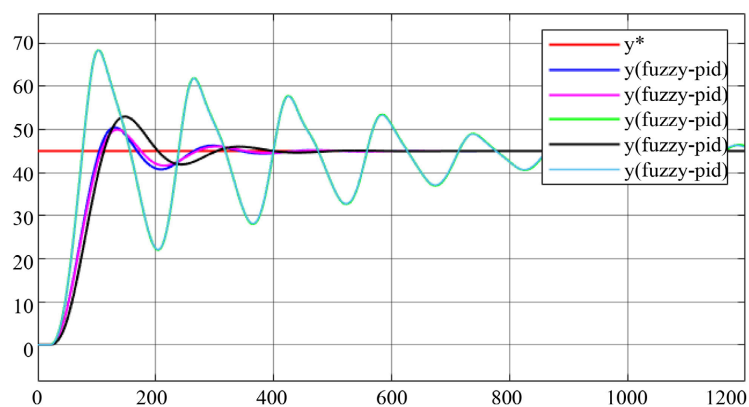


Figure 17. Simulation waveforms of multi-parameter temperature control using Fuzzy PID

图 17. 模糊 PID 温度控制多组参数仿真波形

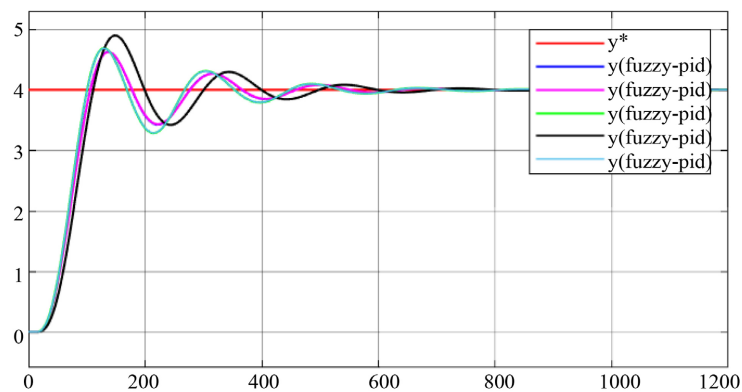


Figure 18. Simulation waveforms of multi-parameter negative pressure control using Fuzzy PID

图 18. 模糊 PID 负压值控制多组参数仿真波形

结论：对负压供墨系统两种非线性控制对象温度与负压值通过 MATLAB 软件平台中的 Simulink 进行仿真，来进一步验证模糊 PID 算法的实际控制效果，设置最终温度为 45℃，负压值为：4 kPa，延时 20 s，响应效果如图 17 和图 18 所示最优参数模糊 PID 产生了温度超调量达到 10℃，对负压值产生了 0.3 kPa 的超调量。温度的调整时间为 480 s，负压值调整时间为 450 s。

5. 基于 RBF 神经网络 PID 控制算法

5.1. RBF 神经网络

RBF 神经网络通常由三层组成，依次为输入层、隐含层和输出层。数据在每一层中单向传输，避免了环路问题，具备较快的收敛速度，能够规避局部最小值的影响[7]。

RBF 神经网络结构相对简单，其工作原理为：外部输入首先传递到输入层，输入层神经元的数量需与输入元素的数量一致，以确保信号的接收。输入信号随后被传递到隐含层，通常通过直接连接或距离连接。隐含层的核心是激活函数，主要由径向基函数构成，其中多数情况下采用高斯函数。调整 RBF 神经网络参数时，关键在于隐含层激活函数的参数调节。隐含层在网络中具有重要作用，能够将低维向量映射到高维空间，使得在低维中线性不可分的元素在高维中变为线性可分。输出层则生成网络的最终输出，理论上与系统输出一致，它主要是起到输出的作用，也是神经网络输入的最终结果[8]，如图 19 所示。

高斯函数激活函数表达式如下：

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2b_j^2}\right), j = 1, 2, \dots, m$$

其中： $\|x - c_j\|^2$ 为欧几里得范数； $c_j = [c_{j1}, c_{j2}, c_{j3}]^T$ 为第 j 个隐含层神经元节点的中心矢量； b_j 为第 j 个隐含层神经元节点的宽度； $w_j = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$ 为输出层权值向量，基宽参数大于 0 [9]；

激活函数方面，采用了高斯函数。高斯函数具有径向对称的特点，但由于其中心受收缩特性的影响，函数在中心逐渐增强，而在两侧逐渐减弱。为了获得非零响应值，必须谨慎选择中心值，以确保其与预期输出值相符。此外，高斯函数的曲线宽度可以调整，从而优化基函数的覆盖范围，使 RBF 神经网络的逼近能力达到最佳效果。

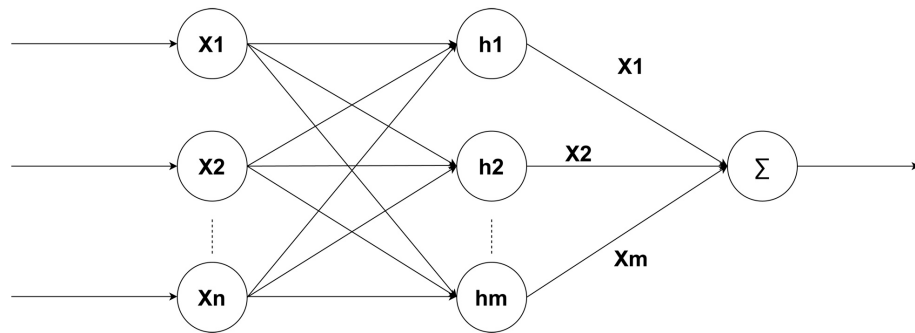


Figure 19. RBF neural network structure

图 19. RBF 神经网络结构

节点基宽[10]为：

$$B = [b_1, b_2, \dots, b_m]^T$$

权值向量为：

$$w = [w_1, w_2, \dots, w]^T$$

神经网络的输出是通过加权求和获得, 公式如下:

$$y_m = h_1 w_1 + h_2 w_2 + \dots + h_m w_m$$

神经网络里的评价标准表示为:

$$j_b = \frac{1}{2} (y(k) - y_m(k))^2$$

通过梯度下降的方法, 计算出各参数(如权值等)的值, 其迭代算法如下:

$$\Delta w_j(k) = \eta (y(k) - y_m(k))^2$$

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \Delta w_j(k) + \alpha (w_j(k-1) - w_j(k-2)) \quad \Delta b_j(k) = \eta (y(k) - y_m(k)) w_j h_j \frac{\|x - c_j\|^2}{b_j^3}$$

$$b_j(k) = b_j(k-1) + \Delta b_j(k) + \alpha (b_j(k-1) - b_j(k-2)) \quad \Delta c_j(k) = \eta (y(k) - y_m(k)) w_j \frac{x_j - c_{ji}}{b_j^2}$$

$$c_{ji}(k) = c_{ji}(k-1) + \Delta c_{ji}(k) + \alpha (c_{ji}(k-1) - c_{ji}(k-2))$$

式中: η 表示的是学习速率; α 表示的是动量因子。其敏捷度信息(Jacobin)的算法可以表示为[11]:

$$\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \approx \frac{\partial y_m(k)}{\partial \Delta u(k)} = \sum_{j=1}^m w_j h_j c_{ji} - x_j \frac{c_{ji} - x_j}{b_j^2}$$

式中: η 表示的是学习速率; α 表示的是动量因子。其中敏捷度信息(Jacobin)的算法可以表示成[12]:

$$\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \approx \frac{\partial y_m(k)}{\partial \Delta u(k)} = \sum_{j=1}^m w_j h_j c_{ji} - x_j \frac{c_{ji} - x_j}{b_j^2}$$

5.2. 基于 RBF 神经网络 PID 的控制原理

基于 RBF 神经网络 PID 的算法的控制原理是通过 RBF 神经网络对被控对象的雅克比信息进行辨识, 依据设定的整定指标通过梯度下降法计算 Δk_p 、 Δk_i 、 Δk_d , 实现 PID 参数的自适应调节。

RBF 神经网络依据 PID 控制器的输出 $u(k)$ 和实际电流值 $y(k)$, 辨识得到雅克比信息; 将雅克比信息作为依据, 调节 PID 控制器的 K_p 、 K_i 、 K_d 参数, 使 PID 控制器的参数获得自适应调整[12]。下图 20 为 RBF 神经网络 PID 控制原理图。

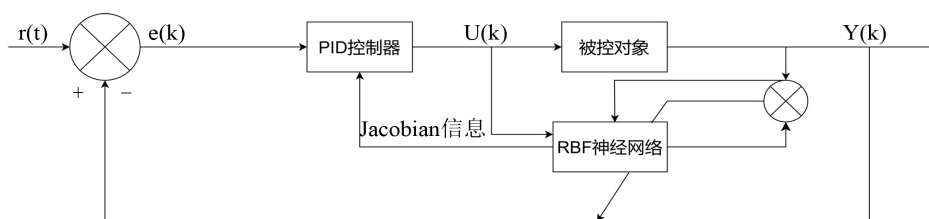


Figure 20. RBF neural network PID control schematic

图 20. RBF 神经网络 PID 控制原理图

假设系统的控制误差为:

$$e(k) = r(k) - y(k)$$

其中, $r(k)$ 为系统预设值, $y(k)$ 为实际输出值。

PID 控制器参数的输入如下:

$$\begin{aligned}a(1) &= e(k) - e(k-1) \\ a(2) &= e(k) \\ a(3) &= e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)\end{aligned}$$

控制算法的输出为:

$$u(k) = u(k-1) + k_p a(1) + k_i a(2) + k_d a(3)$$

通过使用梯度下降[13]的方法调整 K_p 、 K_i 、 K_d :

$$\begin{aligned}\Delta k_p &= -\eta \frac{\partial E}{\partial k_p} = -\eta \frac{\partial E}{\partial k_y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \cdot \frac{\partial \Delta u}{\partial k_p} = \eta e(k) \frac{\partial y}{\partial \Delta u} (e(k) - e(k-1)) \\ \Delta k_i &= -\eta \frac{\partial E}{\partial k_i} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \cdot \frac{\partial \Delta u}{\partial k_i} = \eta e(k) \frac{\partial y}{\partial \Delta u} e(k) \\ \Delta k_d &= -\eta \frac{\partial E}{\partial k_d} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \cdot \frac{\partial \Delta u}{\partial k_d} = \eta e(k) \frac{\partial y}{\partial \Delta u} (e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)) \\ K_p &= k_p + \Delta k_p \\ K_i &= k_i + \Delta k_i \\ K_d &= k_d + \Delta k_d\end{aligned}$$

式中: K_p 、 K_i 、 K_d 是通过基于经验赋予的初始值。 $\partial y / \partial \Delta u$ 是被控对象的雅克比信息。

5.3. 基于 RBF 神经网络 PID 的控制流程

基于 RBF 神经网络 PID 的控制流程如图 21 所示[14]。

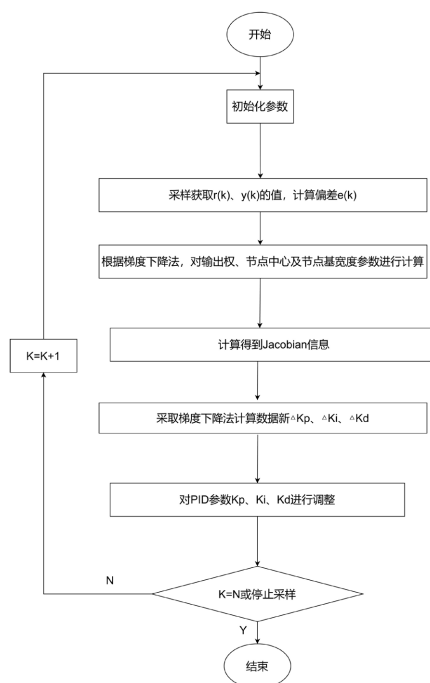


Figure 21. RBF neural network PID control process

图 21. RBF 神经网络 PID 控制流程

RBF 神经网络 PID 控制算法的流程如下:

- 1) 初始化 PID 的参数 K_p 、 K_i 、 K_d 及 RBF 神经网络的学习速率、初始权重等。
- 2) 通过采样得到控制器的输入 $r(k)$ 和控制器的输出 $y(k)$ ，计算得到偏差 $e(k)$ 。
- 3) 调整 RBF 输出权重神经网络参数。
- 4) 计算控制器的 Jacobian 信息。
- 5) 利用梯度下降法计算得到 Δk_p 、 Δk_i 、 Δk_d 。
- 6) 通过步骤 5) 计算结果调整 PID 的参数。
- 7) 通过判断是否 $K = N$ 。或者停止采样，来结束算法。否则返回步骤 2)。

5.4. 基于 RBF 神经网络 PID 对负压值及温度控制的仿真分析

在 MATLAB/Simulink 平台上，使用 S-函数构建了一个基于梯度下降法的自学习算法模块。该模块设置了速度、学习率、量化因素及控制参数等变量。通过迭代算法，实现了 PID 参数调整量的实时计算，在 Simulink 仿真模型中，分别加入多组阶跃信号对温度及负压值进行控制。系统 Simulink 仿真模型及波形如图 22~图 26 所示。

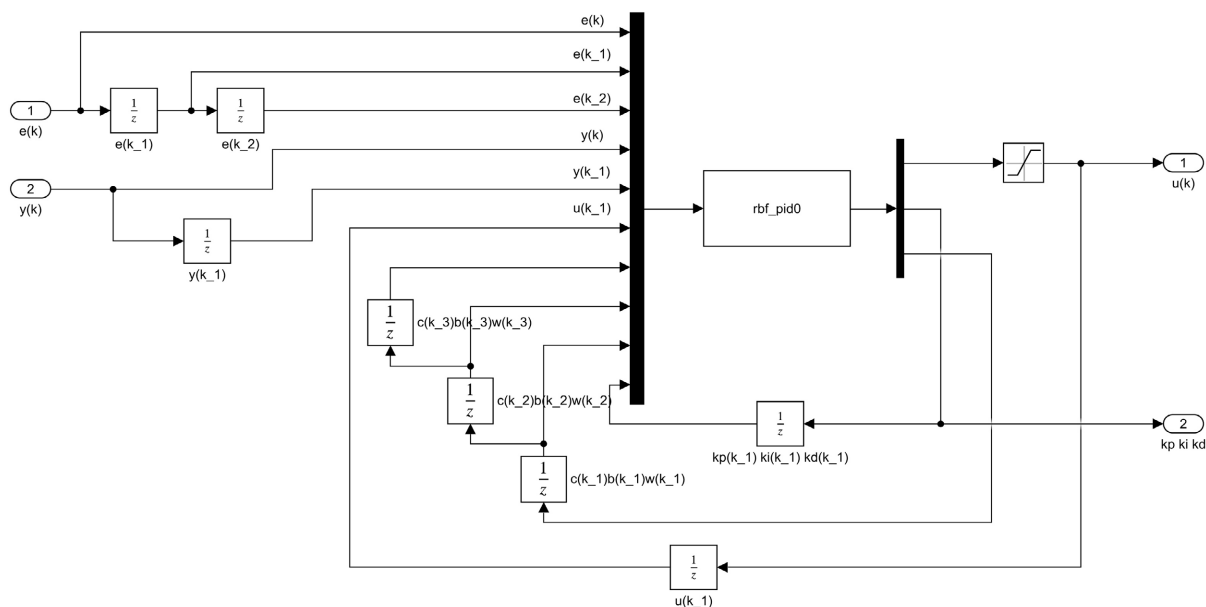


Figure 22. Subfunction PID Controller Structure Diagram

图 22. 子函数 PID Controller 结构图

结论：对负压供墨系统两种非线性控制对象温度与负压值通过 MATLAB 软件平台中的 Simulink 进行仿真，来进一步验证 RBF 神经网络 PID 算法的实际控制效果，设置最终温度为 45℃，负压值为：4 kPa，延时 20 s，响应效果如图 25 和图 26 所示最优参数 RBF 神经网络 PID 产生了温度超调量达到 1℃，对负压值产生了 0.05 kPa 的超调量。温度的调整时间为 460 s，负压值调整时间为 400 s。

5.5. 负压供墨系统三种控制算法对比实验

通过以上三种不同的算法在仿真模型中进行验证。首先，我们为系统设定了一个期望值，并通过三种不同的算法测试系统达到该期望值的性能，包括响应时间、超调量及稳定时间如图 27、图 28 所示，相关结果如图 29 和图 30 所示。

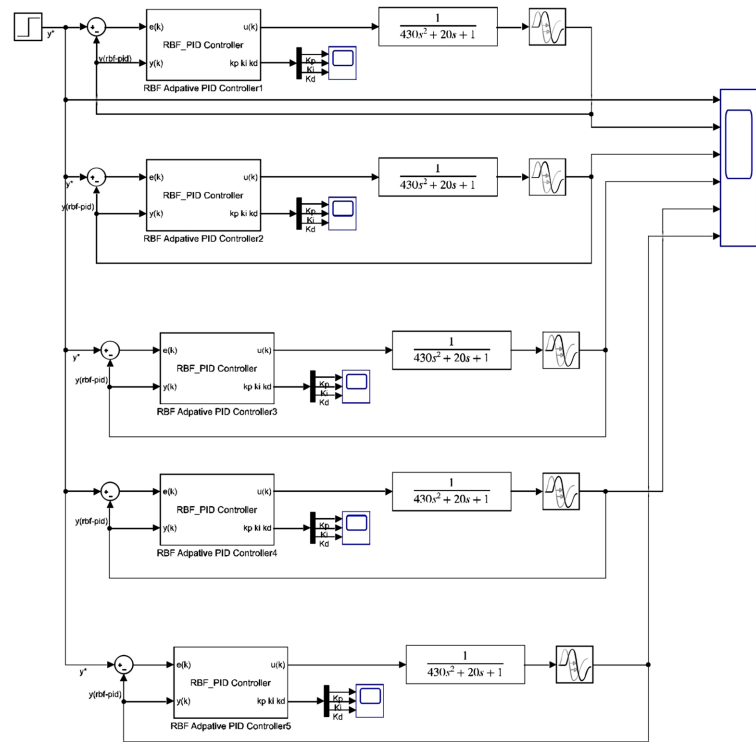


Figure 23. Simulation model of temperature control using RBF Neural Network PID
图 23. 基于 RBF 神经网络 PID 温度控制仿真模型

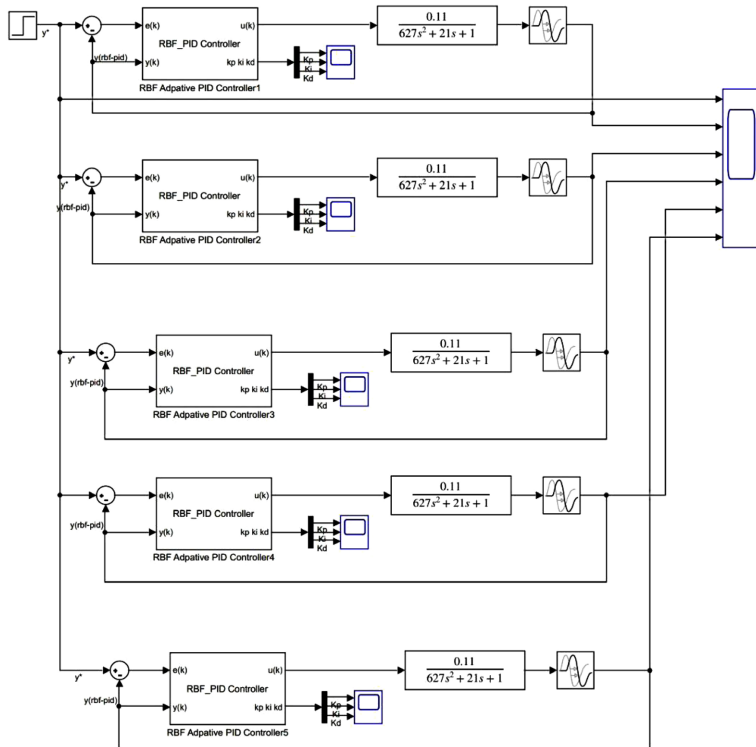


Figure 24. Simulation model of negative pressure control using RBF Neural Network PID
图 24. 基于 RBF 神经网络 PID 负压值控制仿真模型

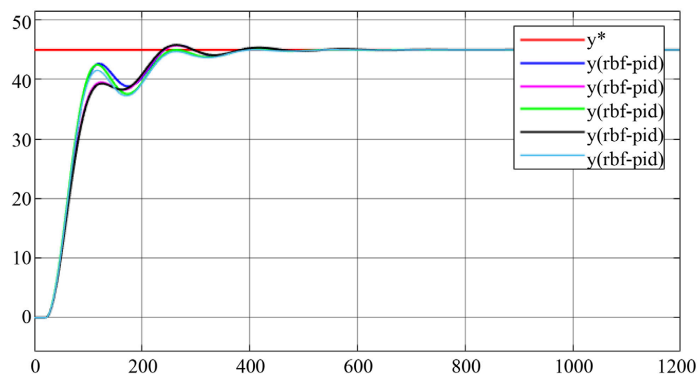


Figure 25. Simulation waveforms of multi-parameter temperature control using RBF Neural Network PID

图 25. 基于 RBF 神经网络 PID 温度控制多组参数仿真波形图

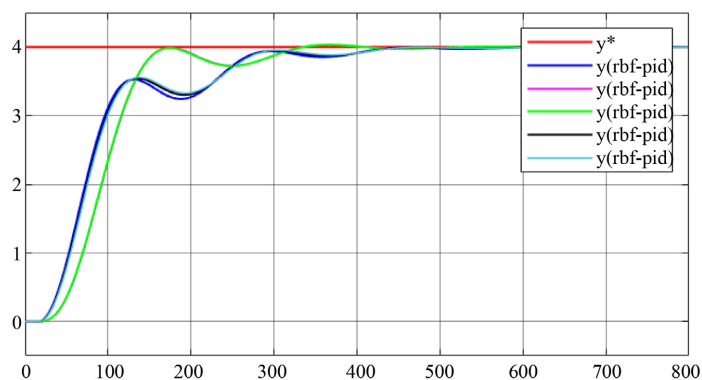


Figure 26. Simulation waveforms of multi-parameter negative pressure control using RBF Neural Network PID

图 26. 基于 RBF 神经网络 PID 负压值控制多组参数仿真波形图

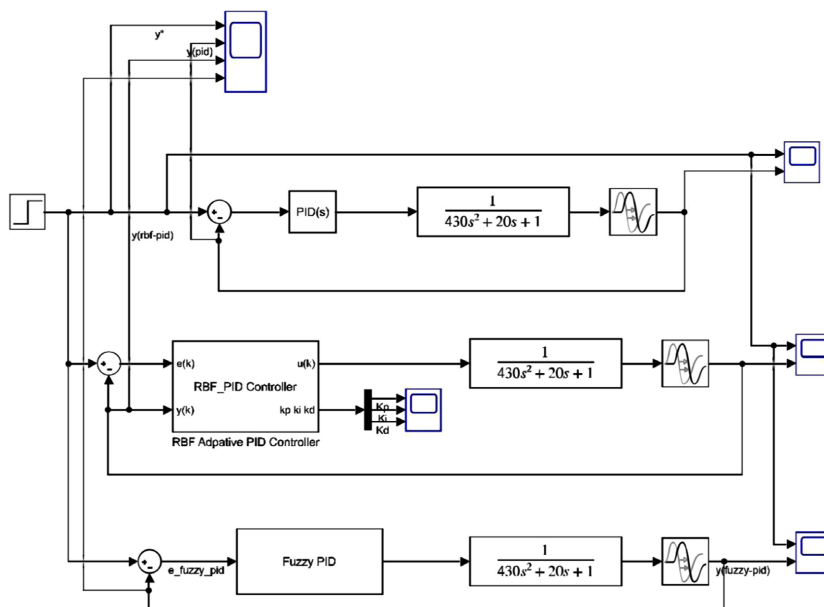


Figure 27. Simulation models of temperature control using three PID Algorithms

图 27. 三种 PID 算法温度控制仿真模型

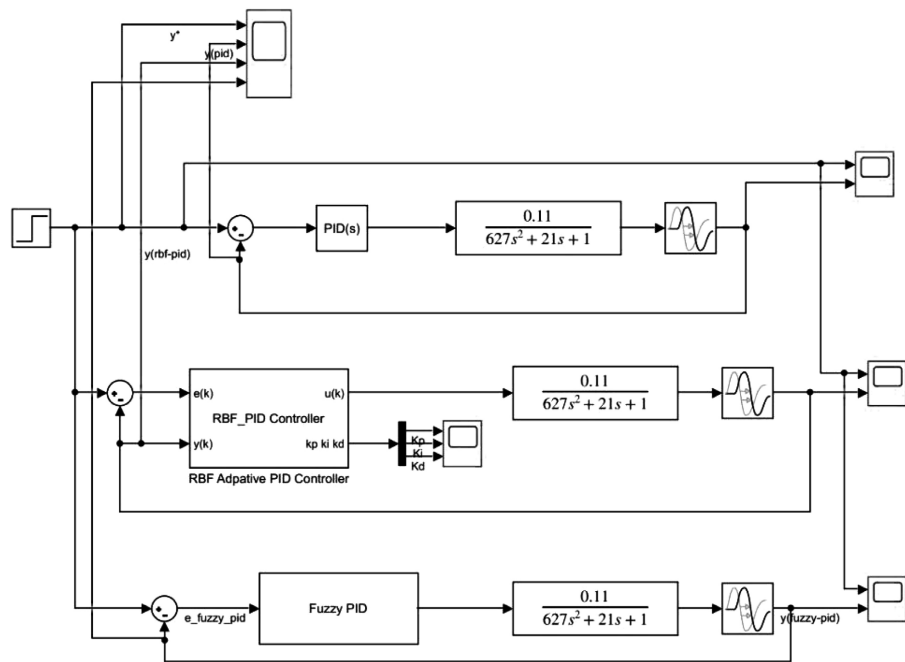


Figure 28. Simulation models of negative pressure control using three PID Algorithms
图 28. 三种 PID 算法负压值控制仿真模型

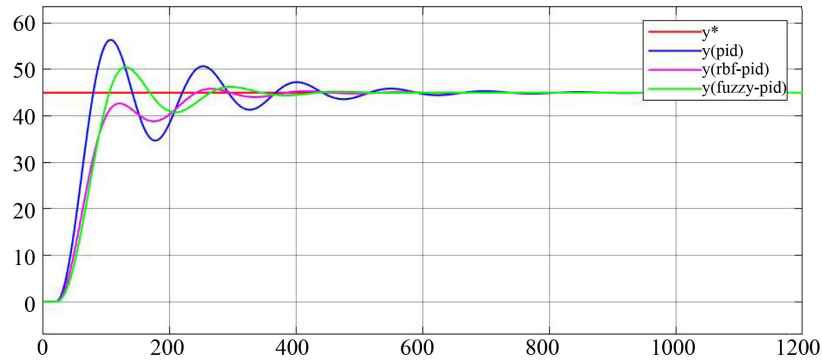


Figure 29. Simulation waveforms of temperature control using three PID Algorithms
图 29. 三种 PID 算法温度控制仿真波形图

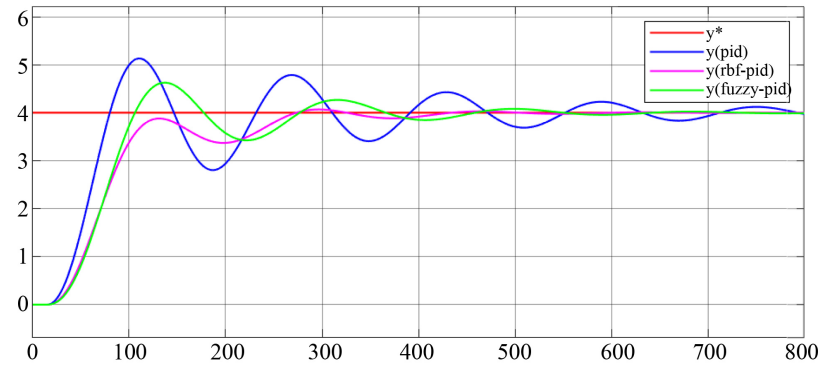


Figure 30. Simulation waveforms of negative pressure control using three PID Algorithms
图 30. 三种 PID 算法负压值控制仿真波形图

结论:从以上仿真结果可以看出,RBF神经网络PID控制在温度及负压的动态性能上优于传统的PID控制及其常见的改进形式——模糊PID。实验结果显示,RBF神经网络PID在控制温度及负压时,其超调量和调整时间均小于其他两种方法,这表明该系统不仅在稳定性和响应速度上表现更佳,而且还具备更高的鲁棒性。

6. 结语

由于传统PID控制已无法满足系统对高精度、响应速度快、超调量小的基本要求,因此,本文提出了基于RBF神经网络优化的PID并与常用改进PID的方法与模糊PID控制算法对比分析控制效果,在分别通过阶跃信号情况下基于MATLAB/Simulink环境下对负压供墨系统的负压值与温度进行仿真。结果表明,经过改进的RBF神经网络PID能够根据系统参数,实现PID控制参数的自动且快速优化,能够解决传统PID控制在负压供墨系统中对负压值与温度调控精度差、无自适应性、鲁棒性较差等问题,显著提升了控制系统的响应速度与控制精度。

基于RBF神经网络的PID控制负压供墨系统展示了更快的响应速度和更小的超调量,更好的跟随性能以及无静态偏差等优点,可以有效地提高系统的控制效果和性能,进而提高印刷品的质量,更加符合现代印刷行业中对于高精度控制的需求。

基金项目

北京市教育委员会出版学新兴交叉学科平台建设-数字喷墨印刷技术及多功能轮转胶印机关键技术研发平台,项目编号:04190123001/003,北京市数字教育研究重点课题(BDEC2022619027),北京市高等教育学会2023年立项面上课题(课题编号:MS2023168),北京印刷学院校级科研项目(20190122019, Ec202303, Ea202301, E6202405),北京印刷学院学科建设和研究生教育专项(21090122012, 21090323009),北京市自然科学基金资助项目(1212010)。

参考文献

- [1] 吴昊. 压电喷墨过程数值分析及供墨系统设计[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江工业大学, 2012.
- [2] 罗永清, 李静静, 龚正东. 高速喷墨数字印刷机的供墨系统[J]. 印刷质量与标准化, 2014(9): 25-28.
- [3] 宋波. 喷墨印刷系统的分析与研究[D]: [硕士学位论文]. 无锡: 江南大学, 2012.
- [4] 吴昊. 供墨系统中墨水黏度及负压控制系统设计[J]. 机电工程, 2012, 29(2): 204-207.
- [5] 谭中原. SG1024 工业喷墨打印机负压循环供墨控制系统优化设计[D]: [硕士学位论文]. 兰州: 兰州理工大学, 2016.
- [6] 黄绍川. 基于模糊PID大型电力机组温度过热控制[J]. 控制工程, 2014, 21(6): 1006-1010.
- [7] 李沛隆, 黄勇, 孙先波, 等. 永磁同步电机 RBF-PID 控制系统建模与仿真[J]. 湖北民族大学学报(自然科学版), 2021, 39(4): 462-466, 475.
- [8] 蒋超. 基于RBF神经网络的转台伺服系统控制策略研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2023.
- [9] 李瑞琦, 边火丁, 杨树炳, 等. 基于RBF神经网络的永磁同步电机控制系统[J]. 轻工机械, 2022, 40(4): 52-56.
- [10] 彭敬淇, 蓝益鹏. 运动平台磁悬浮直线同步电动机驱动系统 RBF-PID 自学习控制的研究[J]. 制造技术与机床, 2022(6): 113-118.
- [11] 鸦婧, 董睿, 俞竹青. 基于RBF神经网络的舰载稳定平台控制系统[J]. 舰船科学技术, 2023, 45(9): 180-185.
- [12] 韦成杰, 张惠敏. 基于RBF神经网络PID的阳极氧化电源电流控制[J]. 电镀与环保, 2019, 39(6): 70-72.
- [13] 李丹. 基于RBF-PID控制的智能组合秤的优化[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 郑州大学, 2019.
- [14] 董昱, 魏万鹏. 基于RBF神经网络PID控制的列车ATO系统优化[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 103-110.