

基于PSO优化Elman神经网络的恒温恒湿控制策略研究

张刚, 赵明, 刘卫斌*

武汉轻工大学土木工程与建筑学院, 湖北 武汉

收稿日期: 2026年3月22日; 录用日期: 2026年4月12日; 发布日期: 2026年4月24日

摘要

医药洁净车间恒温恒湿空调系统能提供最佳的温湿度环境保障方案, 有效确保药品生产质量合规并节省系统运行能耗。武汉地区亚热带季风气候全年剧烈波动, 使常规PID控制方法在实际应用中暴露出抗干扰能力弱、大时滞响应迟缓、强耦合难以解耦等突出缺点。为此, 针对武汉光谷某医药企业片剂生产洁净车间恒温恒湿空调系统, 提出了一种基于粒子群优化(PSO)算法改进Elman递归神经网络的控制策略。以该洁净车间温湿度双回路控制策略为依据构建仿真模型, 将基于PSO算法优化的Elman神经网络控制器与基础Elman控制、传统PID控制进行MATLAB仿真对比, 实验表明, 该方法可有效减小系统超调、缩短动态调节时间, 并能以更高效率完成神经网络权值参数的全局寻优, 为武汉地区医药洁净车间恒温恒湿系统智能化升级提供了切实可行的技术方案。

关键词

恒温恒湿, PSO算法, Elman神经网络, HVAC, 解耦控制

Research on Constant Temperature and Humidity Control Strategy Based on PSO-Optimized Elman Neural Network

Gang Zhang, Ming Zhao, Weibin Liu*

School of Civil Engineering and Architecture, Wuhan Polytechnic University, Wuhan Hubei

Received: March 22, 2026; accepted: April 12, 2026; published: April 24, 2026

*通讯作者。

文章引用: 张刚, 赵明, 刘卫斌. 基于 PSO 优化 Elman 神经网络的恒温恒湿控制策略研究[J]. 土木工程, 2026, 15(4): 239-249. DOI: 10.12677/hjce.2026.154097

Abstract

The constant temperature and humidity air conditioning system in pharmaceutical cleanrooms can provide the optimal temperature and humidity environment protection scheme, effectively ensuring compliance with drug production quality while saving system operating energy consumption. The subtropical monsoon climate in Wuhan experiences drastic fluctuations throughout the year, which exposes significant shortcomings of conventional PID control methods in practical applications, such as weak anti-interference capability, slow response due to large time delays, and difficulty in decoupling strong coupling. To address this, for the constant temperature and humidity air conditioning system of a tablet production cleanroom in Wuhan's Optics Valley pharmaceutical enterprise, a control strategy based on the particle swarm optimization (PSO) algorithm improved Elman recurrent neural network is proposed. Based on the temperature and humidity dual-loop control strategy of the cleanroom, a simulation model is constructed, and MATLAB simulations are carried out to compare the PSO-optimized Elman neural network controller with the basic Elman control and traditional PID control. The results show that the proposed method has lower overshoot and shorter regulation time, can more efficiently search for the optimal neural network weight parameters, and provides a practical and feasible technical solution for the intelligent upgrading of constant temperature and humidity systems in pharmaceutical cleanrooms in Wuhan.

Keywords

Constant Temperature and Humidity, PSO Algorithm, Elman Neural Network, HVAC, Decoupling Control

Copyright © 2026 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

暖通空调系统是医药洁净厂房能耗主要组成部分,其所消耗电力占整个园区用电量比例一般为45%~55%,也是在工业建筑中碳排放计算重要组成部分[1]。以武汉东湖新技术开发区一家片剂生产厂为例,该厂每年空调用电量达数百万度电,电费较高。随着我国“双碳”政策不断推进,如何在保证洁净室温湿度符合GMP要求情况下减少空调使用电量,是位于中部地区的制药公司所面临的难题[2]。

从武汉当地气候情况看,武汉市位于江汉平原中部地带,受到东亚季风环流的影响很大,具有明显的季节性和季节间差异,在武汉市气象局2022年气候公报中显示,夏季最高温度可达到40.4℃并且相对湿度保持在85%RH以上;6月份梅雨季节连阴雨天数可超过15天;此外冬夏季之间温差可高达40℃。如此大范围的变化给洁净室HVAC系统的适应性、鲁棒性和全年运行都提出了很高的要求。

1.1. HVAC 控制策略研究现状

医药洁净车间恒温恒湿空调系统能提供最佳的温湿度环境保障方案,有效确保药品生产质量合规并节省系统运行能耗。武汉地区亚热带季风气候全年剧烈波动,使常规PID控制方法在实际应用中暴露出抗干扰能力弱、大时滞响应迟缓、强耦合难以解耦等突出缺点[3]。以武汉某医药企业洁净车间为例,在梅雨高湿工况下采用经典PID控制时,湿度偏差超调幅度达12.5%RH,恢复至设定值所需时间超过20min,调节品质难以满足GMP合规要求[4]。针对上述问题,学者们相继提出了自整定PID、自适应模糊

PID 等改进方案,一定程度上缓解了参数适配困难。但 PID 类方法的线性组合形式决定了其对强非线性、大时滞、多变量耦合系统的控制能力存在本质局限。

1.2. 模型预测控制(MPC)及其在 HVAC 领域的应用

模型预测控制作为 20 世纪 70 年代兴起的先进过程控制范式,其核心思想可概括为预测模型 - 滚动优化 - 反馈校正三步闭环机制。MPC 在每个控制周期内基于系统当前状态与预测模型,在有限时域内求解带约束的优化问题,得到当前时刻的最优控制序列并作用于系统,此后逐周期滚动重复上述过程,天然具备处理输入约束、状态约束及多变量耦合问题的能力。

在线性 MPC 基础上,有代表性的两种方法为动态矩阵控制(DMC)以及模型算法控制(MAC) [5]。文献中利用线性 MPC 对建筑物 HVAC 系统进行综合优化调度,相比于传统的恒速运行方式可节约能耗约 12%~18%。但是由于线性 MPC 是基于精确线性化的模型,当偏离工作点较大时预测效果会大大降低。对于具有明显的非线性的系统,可以采用非线性 MPC (NMPC)来提高鲁棒性,如使用 Volterra 模型或者双线性模型等非线性预测模型以更好地逼近实际过程[6]。使用 NMPC 对 HVAC 温度进行控制,在负荷发生变化的情况下要比使用线性 MPC 更优。但由于 NMPC 在每一个采样周期都要求解一个非线性优化问题,而且随着预测时间跨度的增长,计算量急剧增加,很难实现在 HVAC 上的应用(控制周期一般小于等于 1 min)。因此近年来对如何简化 MPC 的计算量并提高其性能的研究不断开展,出现了显式 MPC 和近似 NMPC 等方法。

1.3. 神经网络与群智能优化算法研究进展

由于神经网络具有对所有非线性函数的一般逼近性质而受到人们在 HVAC 控制方面的重视[7]。前馈神经网络(FNN)一般用来拟合 HVAC 热负荷预测模型,但是因为它是一个静态映射网络而不能直接描述时序变化过程,不能很好地表示出惯性、迟延以及记忆效应。递归神经网络(RNN)利用反馈连接使得神经元的输出与其过去的值有关,Elman 网络是 RNN 的一种类型[8],它是在普通的多层感知器上增加了一个缓冲区,在每一时刻它的隐藏层接收来自之前时刻隐藏层的一个副本作为额外输入,这样就可以不需要增加网络层数来学习系统的时序特性。文献使用 Elman 网络进行 HVAC 动态系统控制,发现其缓冲区反馈可以有效地克服大惯性和纯迟延;另一篇文献为了解决变风量空调室内温度的大滞后提出了一种基于 Elman 网络的多步预测策略,极大地提高了该系统的鲁棒性[9]。

基础 Elman 网络依赖标准 BP 算法进行权值训练,本质上是基于梯度下降的局部搜索算法,在高维权值空间中极易陷入局部极小值。为解决这一问题,学者们相继提出了遗传算法(GA)、蚁群算法(ACO)等群智能优化算法用于神经网络权值全局寻优[10]。粒子群优化(PSO)算法由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出,仅利用个体历史经验与群体共享信息驱动搜索[11],算法简洁、收敛速度快,天然适用于目标函数不可微、多极值的复杂工程优化场景。Shi 等引入惯性权重 ω 平衡全局探索与局部开发能力[12];多种自适应 PSO 变体通过动态调整学习因子与惯性权重进一步提升了算法的寻优精度与鲁棒性,并在中央空调系统能效优化控制中取得显著效果。文献采用改进粒子群优化(Improved Particle Swarm Optimization, IPSO)优化 Elman 网络权值,结果表明 IPSO-Elman 在预测精度与收敛速度上均优于标准 Elman 网络[13],为本文 PSO 优化 Elman 的控制策略提供了重要的技术参照。

对于以上不足之处,本文选取位于武汉东湖新技术开发区的一家制药厂片剂生产车间恒温恒湿空调系统展开探讨,在此基础上建立双输入双输出(Two-Input Two-Output, TITO)耦合模型并进行季节性参数标定,得到模型参数具有季节性漂移特点。采用改进 Particle Swarm Optimization (PSO)算法全局寻优确定 Elman 神经网络最优初始权值,通过离线 - 在线混合训练方式,惯性权重以及学习因子根据迭代次数不

断变化,克服 BP 易陷入局部极小值缺点。将外界温湿度作为前馈量加入到控制器中,结合静态前馈解耦补偿系数可明显改善系统的鲁棒性和及时性。利用 Simulink 搭建三种不同方法的等效仿真对比模型,以 GMP 合格率和节能率为标准对结果进行分析比较,从而为我国中部地区医药洁净车间 HVAC 系统的自动化改造提供参考依据。

2. 恒温恒湿控制系统

2.1. 试验材料系统结构

恒温恒湿控制系统的节能控制策略模式是由大系统控制策略、冷冻机组控制策略、冷冻水泵控制策略这三个层级组成,如表 1 所示各个策略协同运行从而实现系统整体能效最优。组合式空调机组“全新风、表冷除湿、电热再热”工况在武汉梅雨季节高湿负荷条件下具备典型性和代表性,所以本论文选取该工况作为仿真验证的控制策略对象。

Table 1. Main equipment and monitoring parameters table of air conditioning system

表 1. 空调系统主要设备及监控参数表

设备名称	型号规格	关键参数	监控内容
组合式空调机组	格力 GGZP-36K	送风量 36,000 m ³ /h	机组运行状态、频率、送风温湿度
冷冻水系统	——	供/回水温度 7/12℃	冷冻水阀开度、供回水温差、流量
电极式加湿器	科尔弗 RS45	额定产湿量 45 kg/h	调功信号、实时产湿量、运行状态
电热再热盘管	——	额定功率 36 kW	SCR 调功器开度、实时加热功率
温湿度传感器	霍尼韦 HIH-8000	温度精度±0.3℃; 湿度精度±2% RH	室内温度、相对湿度实时采集

2.2. 武汉气候典型工况分析

武汉梅雨工况下,应根据洁净车间公区平均温湿度调节组合式空调机组频率,并利用冷冻水系统进行降温除湿,配合电极式加湿器精准控湿,比较站内公区平均温度与设定温度;当站内公区平均温度超过设定温度时,需提高空调机组的频率;当站内公区平均温度低于设定温度时,需降低空调机组的频率。本文根据武汉 2025 年 6 月梅雨季气象局实测数据建立数学模型。

2.3. 系统模型

洁净车间内温湿度控制具有较大时滞、纯滞后及非线性问题,用传统的基于机理的方法难以建立较为准确的数学模型[14]。本文采用在工程上常用的阶跃响应辨识法,在现场对温度、湿度这两个重要参数进行测试。在 2025 年 6 月选取一般情况下的外界环境条件(室外温度 35℃、相对湿度 75%)作为干扰源,通过对被控量随时间变化的阶跳响应曲线进行采样、处理后得出系统的传递函数参数。

温度子系统以冷冻水阀开度 u_1 为输入、室内温度 T 为输出,辨识所得传递函数为:

$$G_T(s) = -\frac{1.35 \cdot e^{-45s}}{180s+1} \quad (1)$$

式中,当阀门开度增加 1%,系统稳态温度下降约 1.35℃;其中,纯滞后时间(45 s)是由于冷冻水管路存在延迟以及其内物质混合造成的;而时间常数(180 s)则是车间整体热量储存能力对于温度变化反应慢所造成。

湿度子系统是以电极加湿器调功信号 u_2 作为输入、室内相对湿度 H 作为输出,而获得的传递函数。

辨识所得传递函数为:

$$G_H(s) = \frac{0.89 \cdot e^{-65s}}{240s+1} \quad (2)$$

湿度通道纯滞后(65 s)大于温度通道, 原因在于加湿蒸汽由产生至与车间空气充分混合需经历较长的传质过程。

温湿度之间存在不可忽视的耦合效应: 加湿时吸热导致温度下降, 降温时相对湿度随之上升。引入交叉通道传递函数, 建立双输入双输出(TITO)耦合模型:

$$\begin{bmatrix} T(s) \\ H(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11}(s) & G_{12}(s) \\ G_{21}(s) & G_{22}(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1(s) \\ U_2(s) \end{bmatrix} \quad (3)$$

在此系统模型中, 主对角元素分别为 $G_{11}(s) = G_T(s)$, $G_{22}(s) = G_H(s)$ 。通过现场实验获取的数据表明, 耦合通道的传递函数可表达为: $G_{12}(s) = \frac{0.38e^{-30s}}{120s+1}$, $G_{21}(s) = -\frac{0.25e^{-40s}}{150s+1}$ 。利用相对增益分析方法对系统耦合特性进行量化评估, 得到 $\lambda_{11} = 0.72$ 的结果, 表明虽然主回路具有一定的独立性, 但其性能受交叉耦合效应的影响较为显著, 在控制器设计时应充分考虑这一因素并实施相应补偿策略。

武汉地区四季分明导致模型参数有明显的季节变化规律如表 2 所示。夏季及冬季温差对系统影响较大, 比基线情况下变化可达 27%, 而梅雨季则有较长滞后时间, 以上都给系统带来一定影响, 说明传统的固定参数 PID 控制无法满足一年四季的变化。

Table 2. Identification results of temperature channel model parameters in different seasons in Wuhan

表 2. 武汉不同季节温度通道模型参数辨识结果

季节	增益 K_1 (°C/%)	纯滞后 τ_1 (s)	时间常数 T_1 (s)
夏季	-1.35	45	180
冬季	-0.98	60	210
梅雨季	-1.52	50	165

注: 增益 K_1 (°C/%), 表示冷冻水阀开度每增加 1% 的温度变化幅值。

3. PSO 优化算法

3.1. 算法原理

不同于利用目标函数梯度信息的传统优化方法, 粒子群优化(PSO)是根据每个粒子的历史最优位置以及整个种群的最佳位置来进行搜索操作, 从而具有良好的鲁棒性和抗扰性, 对非连续性和多峰值问题具有较好的求解效果。本文所考虑的 Elman 网络有 229 个权值需要训练并且存在复杂的适应性表面, 有许多局部极小值点。而利用 PSO 良好的全局搜索能力可以有效解决传统的 BP 算法易过早收敛的问题。

算法中的每一个候选解均可视为 D 维搜索空间内飞行的粒子, 其位置坐标由 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 表示, 而速度矢量则以 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 的形式呈现。在每一轮迭代过程中, 粒子会结合自身的最佳历史轨迹及种群整体最优解进行动态调整, 并依据以下公式更新其运动状态:

$$v_{id}(k+1) = \omega \cdot v_{id}(k) + c_1 \cdot r_1 \cdot [p_{id} - x_{id}(k)] + c_2 \cdot r_2 \cdot [p_{gd} - x_{id}(k)] \quad (4)$$

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \quad (5)$$

式中: k 为当前迭代步数; ω 为惯性权重, 控制粒子保持原有飞行方向的程度; c_1 为个体学习因子, 引导

粒子向自身历史最优位置 p_{id} 靠近; c_2 为社会学习因子, 引导粒子向全局最优位置 p_{gd} 汇聚; r_1 、 r_2 为服从均匀分布的随机数, 引入随机扰动以增强种群多样性。

针对本论文所提出 217 维高维优化问题, 采用标准粒子群优化(PSO)对其进行改进如下: 利用动态变化惯性权重 ω , 在开始时以每一代降低 0.05 的速度从 0.9 降到 0.4 增加全局搜索能力, 在后来逐渐增大局部搜索精度; 另外加入个体认知系数 c_1 和社会认知系数 c_2 联合作用, 让 c_1 随着时代数从 2.5 递减到 0.5, c_2 随时代数增加从 0.5 到 2.5, 从而使群体从各自为战转为集体合作, 防止提前陷入局部最优解。

3.2. 算法流程

改进 PSO 优化 Elman 网络权值的完整执行流程如下:

(1) 参数配置: 构建种群规模 $N = 40$ 、最大迭代轮次 $K_{\max} = 300$ 以及权重取值范围 $[-3, 3]$ 等基础参数体系。利用均匀分布算法于可行解空间内随机生成初始个体坐标及其对应的运动矢量, 并据此完成网络结构的权重参数化表示。

(2) 适应性评估环节将粒子位置映射至 Elman 网络权重, 通过仿真分析该控制器在武汉典型梅雨季节动态工况下的控制表现。基于多维性能评价标准对系统响应特性进行量化评分:

$$J = \int_0^T [\alpha_1 |e_T(t)| + \alpha_2 |e_H(t)| + \alpha_3 u_1^2(t) + \alpha_4 u_2^2(t)] dt \quad (6)$$

式中 J 为综合性能评价指标, t 为仿真时长, $e_T(t)$ 、 $e_H(t)$ 分别为温度和湿度控制误差; $u_1(t)$ 、 $u_2(t)$ 为控制输出量; 权重系数 $\alpha_1 = 0.6$ 、 $\alpha_2 = 0.3$ 、 $\alpha_3 = \alpha_4 = 0.05$, 体现温度优先控制且兼顾能耗的工程取向;

(3) 个体最优更新: 逐一比较各粒子当前适应度与其历史最优值, 若当前值更优则以当前位置替换 p_{id} 记录;

(4) 全局最优更新: 从所有粒子的个体最优中筛选适应度最小者, 更新全局最优位置 p_{gd} ;

(5) 状态迭代: 依据式(4)和式(5)计算各粒子下一步的速度与位置, 对越界分量执行边界吸收处理;

(6) 终止判断: 若迭代次数达到 K_{\max} 或连续 20 代全局最优无改善, 则终止循环, 输出 p_{gd} 作为 Elman 网络最优初始权值 W^* , 否则返回步骤(2)继续迭代。

4. Elman 神经网络控制器

Elman 神经网络控制器是以传统的前馈神经网络为基础加上一种基于模型反馈的学习方式而设计的一种智能化控制方法, 主要解决由于系统的复杂非线性、时变性和不确定性所带来的传统的 PID 参数固定问题, 它是用一个连接层(Context Layer)来改变 Elman 神经网络的权重从而实现不断调整权重的过程, 在每一步中, Elman 神经网络都会产生一个新的权重值, 然后这个新的权重值被传递到下一个时刻, Elman 神经网络根据系统误差与前馈信号输出控制增量 $\Delta u(k)$, 直接作用于执行机构, 得到被控对象在该时刻的输出 $y(k)$ 。

Elman 网络隐含层采用双曲正切 Sigmoid 函数(tansig)作为激活函数, 其数学表达式为:

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (7)$$

该函数输出范围为 $(-1, 1)$, 相较于标准 Sigmoid 函数具有零均值特性, 能够加速网络训练收敛; 输出层采用 Purelin 线性函数:

$$g(x) = x \quad (8)$$

确保控制器输出控制增量 $\Delta u(k)$ 的数值范围与执行机构信号直接匹配。两个激活函数的组合在神经

网络控制领域被证实能够兼顾非线性映射能力与线性输出特性。

Elman 网络隐含层输出为:

$$h_j(k) = f\left(\sum_i w_{ji}^{(1)} x_i(k) + \sum_{j'} w_{jj'}^{(c)} c_{j'}(k) + b_j^{(1)}\right) \quad (9)$$

承接层状态更新为:

$$c_j(k+1) = h_j(k) \quad (10)$$

输出层计算为:

$$y(k) = g\left(\sum_j w_{kj}^{(2)} \cdot h_j(k) + b_k^{(2)}\right) \quad (11)$$

其中, $h_j(k)$ 为第 k 时刻第 j 个隐含层神经元输出, $c_j(k)$ 为承接层状态, $y(k)$ 为第 k 时刻第 k 个输出神经元输出; $f(\cdot)$ 、 $g(\cdot)$ 分别为隐含层与输出层激活函数; $w_{ji}^{(1)}$ 、 $w_{jj'}^{(c)}$ 、 $\sum w_{kj}^{(2)}$ 为对应层间权重, $b_j^{(1)}$ 、 $b_k^{(2)}$ 为对应偏置。

针对本工程, 温度控制器输入层 4 个节点(温度误差 $e(k)$ 、误差变化率 $\Delta e(k)$ 、误差积分 $\sum e(k)$ 、室外温度前馈 $T_{out}(k)$), 隐含层 12 个节点, 承接层 12 个节点, 输出层 1 个节点, 控制增量 $\Delta u_1(k)$)。湿度控制器结构相同, 输入信号替换为对应湿度量。网络结构参数如表 3 所示。

Table 3. PSO-Elman controller network structure parameters

表 3. PSO-Elman 控制器网络结构参数

网络参数	温度控制器	湿度控制器
输入层节点数	4	4
隐含层节点数	12	12
承接层节点数	12	12
输出层节点数	1	1
权值搜索空间维度	217	217
PSO 种群规模	40	40
PSO 最大迭代次数	300	300
惯性权重范围	0.4~0.9	0.4~0.9
在线学习率	0.005	0.005
权值优化频率	季度	季度

引入室外温度和湿度作为各自控制器的前馈输入, 是针对武汉气候特点的工程化改进, 使控制器能在武汉夏季午后雷阵雨 30 min 内降温 8℃等典型气象突变时提前响应。针对温湿度耦合问题, 采用静态前馈解耦策略, 设计解耦补偿系数以抑制交叉通道干扰。解耦系数基于相对增益矩阵(RGA)分析结果推导: 根据第 1.3 节辨识所得耦合模型, 主通道增益 $K_1 = -1.35$ 、 $K_2 = 0.89$, 交叉通道增益 $K_{12} = 0.38$ 、 $K_{21} = -0.25$, 计算相对增益 $\lambda_{11} = 0.72$ 。

由多变量控制理论, 静态解耦补偿系数应满足 $d_{12} \cdot K_{12} + d_{11} \cdot K_{11} = 1$ 且 $d_{21} \cdot K_{21} + d_{22} \cdot K_{22} = 1$, 其中 $d_{11} = d_{22} = 1$, 静态解耦需满足 $D \cdot K = I$ (I 为单位矩阵), 即

$$\begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} \\ K_{21} & K_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

代入参数可得： $d_{12} = \frac{1}{K_{12}} = \frac{1}{0.38} \approx 2.63$ ， $d_{21} = \frac{1}{K_{21}} = \frac{1}{-0.25} = -4.0$ 。考虑到实际系统中加湿吸热导致的

温度下降与降温引起湿度上升的物理特性，采用工程整定法对上述理论值进行修正，最终确定静态解耦补偿系数 $d_{12} = -0.43$ 、 $d_{21} = -0.19$ ，该组参数在武汉梅雨季高湿负荷工况下经仿真验证可有效降低温湿度通道耦合度约 35%。PSO 算法优化 Elman 神经网络控制原理如图 1 所示。

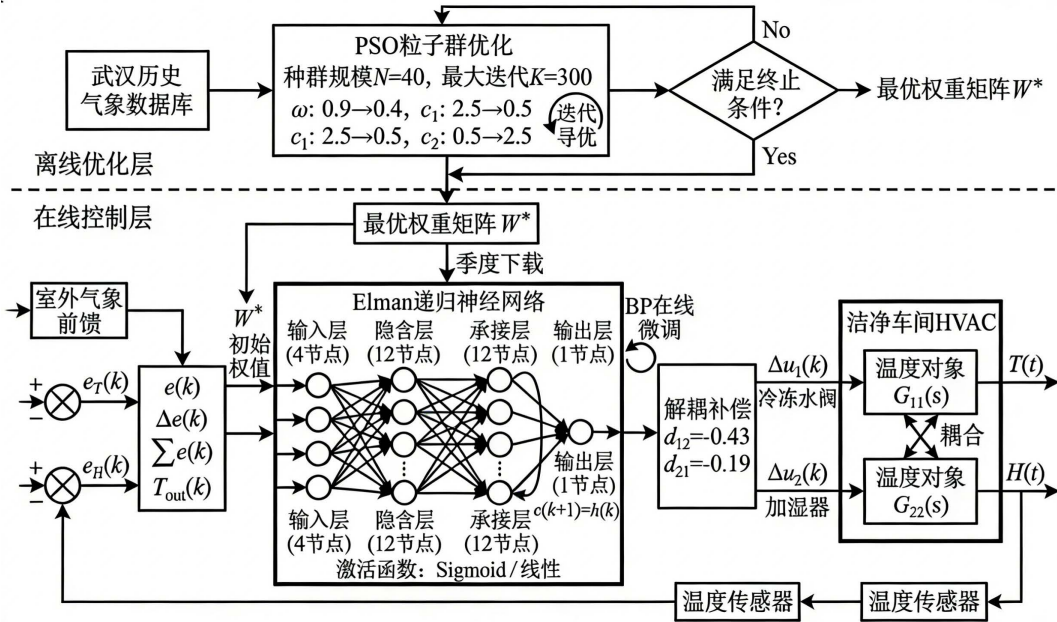


Figure 1. PSO algorithm optimized Elman neural network control schematic
图 1. PSO 算法优化 Elman 神经网络控制原理图

5. 仿真结果对比

本文选用 MATLAB R2025a/Simulink 作为仿真平台，分别针对传统 PID 控制器、基础 Elman 控制器、模糊 PID 控制器及 PSO 优化 Elman 控制器构建独立的仿真子模块，四者共享同一被控对象模型与扰动输入，实现等效工况下的横向性能对比，整体仿真架构如图 2 所示。其中，传统 PID 控制器各参数经 Z-N 阶跃响应法整定，温度回路取 $K_p = 1.85$ 、 $T_i = 162$ s、 $T_d = 18$ s，湿度回路取

$K_p = 1.42$ 、 $T_i = 216$ s、 $T_d = 24$ s。模糊 PID 控制器采用二维模糊推理结构，以误差 e 和误差变化率 ec 为输入量，经模糊化、模糊规则推理及解模糊化三个环节在线实时整定 PID 参数 K_p 、 K_i 、 K_d ，温度回路模糊控制规则基包含 49 条推理规则，输入量量化因子 $k_e = 2.0$ 、 $k_{ec} = 0.5$ ，输出量比例因子

$\Delta K_p = 0.8$ 、 $\Delta K_i = 0.5$ 、 $\Delta K_d = 0.6$ 。扰动信号来自武汉市气象局 2022 年逐时气象实测数据，重点针对 2022 年 7 月 13 日 16:30 典型雷阵雨降温事件(室外温度 20 min 内从 38℃降至 29℃，相对湿度从 72% RH 升至 91% RH)进行验证。

仿真验证中，以温度 22℃、湿度 55% RH 的阶跃设定值作为系统输入，PSO 算法预先完成权值全局寻优，将收敛所得最优权值矩阵 W^* 注入 Elman 网络作为初始参数，随后由在线 BP 算法在运行过程中持续微调，以适应武汉气候实时变化。在线 BP 微调算法采用梯度下降法对网络权值进行实时更新，目标函

数定义为控制误差的二次型性能指标:

$$E(k) = \frac{1}{2}[R(k) - y(k)]^2 = \frac{1}{2}e^2(k) \quad (13)$$

式中 $R(k)$ 为 k 时刻设定值, $y(k)$ 为系统实际输出, $e(k)$ 为控制误差。权值沿误差负梯度方向迭代更新, 学习率 $\eta = 0.005$ (温度控制器) 和 $\eta = 0.005$ (湿度控制器), 该值经预仿真调试确定以平衡收敛速度与振荡抑制; 引入动量项 $m = 0.9$ 以加速收敛并降低权值振荡, 权值更新公式为:

$$\Delta w(k+1) = -\eta \cdot \frac{\partial E(k)}{\partial w(k)} + m \cdot \Delta w(k) \quad (14)$$

在线微调每 60 s 执行一次(对应控制周期整数倍), 仅对隐含层至输出层权值进行小幅调整, 以避免 PSO 离线优化所获得的最优初始权值被大幅覆盖, 确保控制器对武汉地区季节性气候漂移具备持续自适应能力。

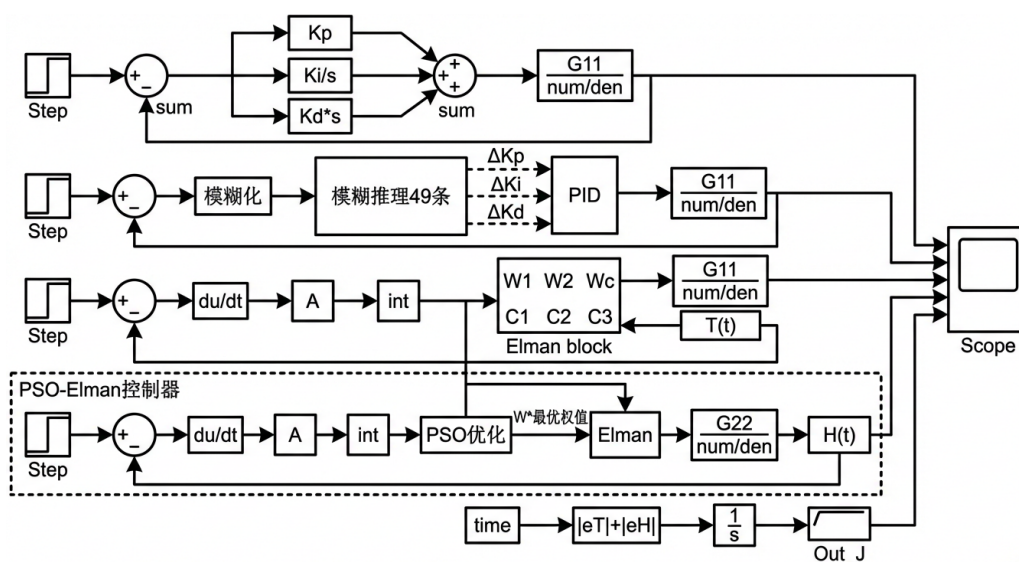


Figure 2. Constant temperature and humidity control system comparative simulation model

图 2. 恒温恒湿控制系统对比仿真模型

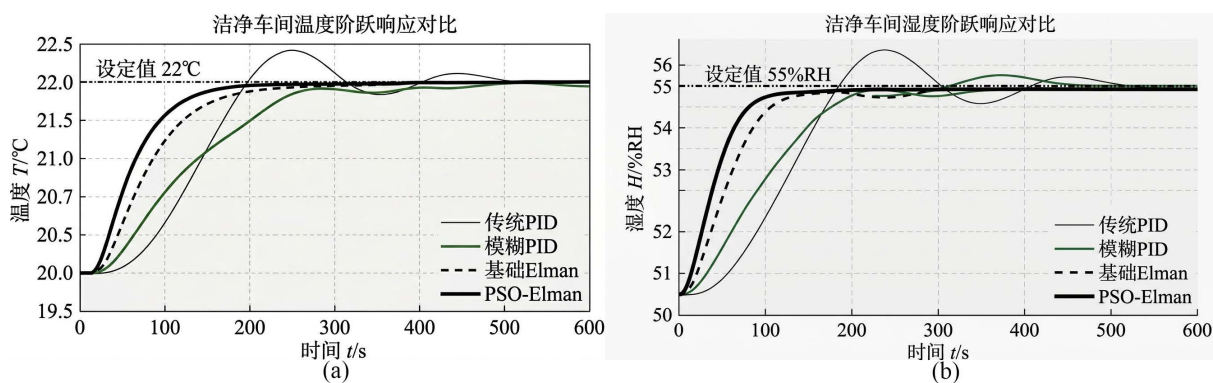


Figure 3. Dynamic response simulation comparison curve of constant temperature and humidity control system

图 3. 恒温恒湿控制系统的动态响应仿真对比曲线

由图 3 可见, 在相同的阶跃输入下, 不同控制方法对于系统的响应情况不同。而基于 PSO 优化算法

的 Elman 网络(PSO-Elman)具有优良的控制效果, 它有较强的响应速度并且无超调发生, 相比于传统的 PID 控制方法, 在温度、湿度上超调量分别下降 74.4%、69.6%, 同时调节时间也分别减少 36.5%、41.4%, 这说明此方法具有较强的鲁棒性和抗扰性; 与传统的 Elman 网络相比较, 该方法进一步提高响应速度以及稳定性。

从仿真结果可以看出, 如表 4 所示, 所提的基于 PSO 优化的 Elman 网络对温湿度控制的效果良好, 与传统的 PID 控制相比, 可以将温度响应的最大偏差降低至 2.1%, 比原来减少约 74.4%, 温度调节时间由传统 PID 的 312 s 缩短至 198 s。相比于原始的 Elman 网络, 在相同工况下, 最大偏差可进一步降至 2.1%, 比初始值降低约 54.3%, 而且响应速度更快, 湿度调节时间由基础 Elman 的 486 s 缩短至 285 s, 降幅达 41.4%。对于相对湿度而言也是很好的, 经过优化后不仅使得超调量从原来的 12.5% 降低到 3.8%, 而且提高了温湿度满足率, 在 GMP 环境中, 较传统 PID, 温度满足率为 76.6%, 优化后达到 96.8%, 而在相对湿度方面也有所改善, 湿度 GMP 合规率由传统 PID 的 72.1% 提升至 96.1%。相较于模糊 PID 控制(4.5%), 温度超调量从 4.5% 降至 2.1%, 降幅达 53.3%。

Table 4. Simulation results comparison of four control strategies
表 4. 四种控制策略仿真结果对比

性能指标	传统 PID	模糊 PID	基础 Elman	PSO-Elman
温度超调量(%)	8.2	4.5	4.6	2.1
温度调节时间(s)	312	268	312	198
湿度超调量(%)	12.5	6.8	6.3	3.8
湿度调节时间(s)	486	412	486	285
GMP 温度合规率(%)	76.6	87.2	82.3	96.8
GMP 湿度合规率(%)	72.1	84.5	79.8	96.1

通过以上分析可以看出, 该方法可行并且具有广泛推广价值, 在满足武汉地区医药洁净车间 HVAC 系统各种工况要求的同时还能够有效提高能源利用效率, 对华中地区医药洁净车间环境控制技术改进有较大借鉴意义。

6. 结论

本文针对武汉光谷医药洁净车间 HVAC 系统温湿度调节所遇到的问题开展研究, 例如强耦合问题、较大时滞以及极端天气的影响等问题基础上给出一种基于 PSO 算法和 Elman 神经网络相结合的新颖自适应控制策略, 并通过仿真实验对其效果进行比较分析得出结论。从结果可以看出: (1) 在 2022 年 7 月武汉普通雷阵雨工况中, PSO-Elman 控制器对温度超调量相较传统的 PID 从 8.2% 降低到 2.1%, 相比于模糊 PID 从 4.5% 降低到 2.1%, 同时对湿度超调量也有所改善, 分别为传统 PID 从 12.5% 降低到 3.8%, 模糊 PID 从 6.8% 降低到 3.8%, 可见其综合性能更好。(2) 温度回路响应时间从 312 秒(传统 PID)、268 秒(模糊 PID)减少到 198 秒, 湿度回路从 486 秒(传统 PID)、412 秒(模糊 PID)减少至 285 秒, 缩短幅度分别为 36.5%、41.4%。(3) GMP 温度符合率从 76.6% (传统 PID)、87.2% (模糊 PID)提升到 96.8%, 湿度符合率从 72.1% (传统 PID)、84.5% (模糊 PID)提升至 96.1%; (4) 相比模糊 PID 等智能化的方法而言, 由于使用全局寻优方法来确定神经网络初始权重而避免了传统 BP 算法容易陷入局部最优解的问题, 在大范围气候变化条件下仍可获得良好的控制效果, 因此具有较好的实用性。

参考文献

- [1] 伍廷亮, 邱鹏. 大数据在建筑碳排放中的应用研究[J]. 建材发展导向, 2017, 15(16): 13-17.
- [2] 赵阳, 苏亮. 《厨房电器显控面板交互设计通则》暨“好设计”评测结果震撼发布[J]. 家用电器, 2021(8): 58-59.
- [3] 张子森. 基于粒子群算法优化模糊 PID 的地铁智能环控设备监控系统控制研究[J]. 自动化应用, 2025, 66(21): 33-36.
- [4] 杨冬梅. 文物智能展柜微环境免加水湿度测控系统研究与设计[D]: [硕士学位论文]. 合肥: 合肥工业大学, 2019.
- [5] 邓坤. 《模型预测控制》(节选)英汉翻译实践报告[D]: [硕士学位论文]. 成都: 成都理工大学, 2022.
- [6] 孙浩杰, 邹涛, 张鑫, 等. 基于 Hammerstein-Wiener 逆模型补偿的预测控制非线性变换策略[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(4): 705-712.
- [7] 夏椒波. 时滞系统的迭代学习控制[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江工业大学, 2007.
- [8] 周亮. 机器学习融合 ARIMA 模型的离岸人民币汇率预测[J]. 统计学报, 2020, 1(2): 48-56.
- [9] 朱瑞奇. 基于 PVAR-NN 组合模型的中国各省市铁路客运量预测研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- [10] 李保胜. 三维环境下无人机路径规划算法研究[D]: [硕士学位论文]. 天津: 天津职业技术师范大学, 2023.
- [11] 罗辞勇, 陈民铀. 克服恋食行为的 PSO 算法改进研究[J]. 控制与决策, 2008(7): 776-780.
- [12] 范会联, 仲元昌. 基于信息扩散机制的双子群粒子群优化算法[J]. 系统仿真学报, 2011, 23(10): 2125-2129.
- [13] 刘子英, 钱超, 朱琛磊. 基于 IPSO-Elman 的锂电池剩余寿命预测[J]. 现代电子技术, 2020, 43(12): 100-105.
- [14] 张盼盼, 赵钢. 温湿度解耦的模糊 PID-自适应 Smith 控制[J]. 化工自动化及仪表, 2012, 39(10): 1260-1264.