

人工智能算法在 DCS 控制回路整定中的应用探索

邵新玉

新疆天富能源股份有限公司天河热电分公司 新疆维吾尔自治区 石河子 832000

【摘要】：DCS 作为现代工业生产中广泛应用的控制系统，其控制回路的整定效果直接影响工业生产的安全性和经济性。本文针对传统 DCS（集散控制系统）控制回路整定存在的效率低、适应性差等问题，深入探索人工智能算法在 DCS 控制回路整定中的应用。通过分析遗传算法、粒子群优化算法、神经网络算法等人工智能算法的特点，结合 DCS 控制回路的实际需求，研究其在控制参数优化、动态响应提升等方面的应用方式。经实际案例验证，人工智能算法可有效提高 DCS 控制回路的整定精度与效率，为工业自动化控制提供新的技术思路与方法。

【关键词】：人工智能算法；DCS 控制回路；回路整定；参数优化；工业自动化

DOI:10.12417/3041-0630.26.07.019

传统的 DCS 控制回路整定方法，如经验试凑法、临界比例度法等，依赖操作人员的经验，存在整定时间长、难以适应复杂工况变化等问题。随着人工智能技术的快速发展，其强大的自学习、自适应和优化能力，为 DCS 控制回路整定提供了新的解决方案。将人工智能算法应用于 DCS 控制回路整定，能够实现控制参数的智能优化，提升系统的动态响应性能和抗干扰能力，对推动工业自动化水平的提升具有重要意义。

1 DCS 控制回路整定现状与问题分析

1.1 传统整定方法概述

传统 DCS 控制回路整定方法主要包括经验试凑法、临界比例度法、响应曲线法等。经验试凑法是操作人员根据自身经验，通过不断调整控制参数并观察系统响应，逐步找到合适参数的方法；临界比例度法通过寻找系统临界振荡状态来确定比例系数，进而计算其他控制参数；响应曲线法则依据系统对阶跃输入的响应曲线，通过特定公式计算控制参数。

1.2 现存问题分析

传统整定方法存在诸多不足。首先，整定效率低，经验试凑法需要反复调整参数，耗时较长，尤其是在复杂系统中，可能需要数小时甚至数天才能完成整定；其次，适应性差，这些方法所确定的参数在工况发生变化时，难以保证系统的良好性能，例如在工业生产中，当原料成分、生产负荷等发生改变时，系统控制效果会明显下降；最后，对操作人员要求高，经验试凑法高度依赖操作人员的经验和技能水平，新员工难以快速掌握。

表 1 整定方法优缺点

整定方法	优点	缺点
经验试凑法	操作简单，无需复杂计算	依赖经验，效率低，参数准确性差

临界比例度法	原理清晰，计算相对简便	需使系统进入临界振荡状态，存在风险，适应性差
响应曲线法	基于系统响应，具有一定科学性	对响应曲线测量要求高，工况变化时参数需重新整定

2 人工智能算法在 DCS 控制回路整定中的应用

2.1 遗传算法的应用

(1) 算法基本原理：遗传算法（GA）基于达尔文生物进化论中的自然选择和遗传学机理，通过模拟生物进化过程中的选择、交叉和变异操作，在解空间中进行全局搜索。在 DCS 控制回路整定场景下，其核心思想是将控制参数编码成染色体，通过适应度函数对每个染色体进行评估，适应度越高代表该组控制参数越优，进而通过选择、交叉和变异操作逐步进化出更优的控制参数组合。

(2) 参数编码与适应度函数设计：在参数编码方面，常采用二进制编码或实数编码方式。二进制编码将参数转化为二进制串，便于遗传操作，但在解码时可能存在精度损失；实数编码直接使用参数的实际数值，可避免精度问题，且更符合工程实际需求。适应度函数的设计会综合选取系统性能指标，如误差平方积分、绝对误差积分、上升时间、调节时间、超调量等进行加权组合。例如在温度控制回路整定中，若着重关注超调量和调节时间，就将这两项指标在适应度函数中赋予更高权重。

(3) 算法实施流程：首先，初始化种群，随机生成一定数量的染色体，每条染色体对应一组初始控制参数组合；然后，计算每个染色体的适应度值；接着，执行选择操作，依据适应度大小从种群中选择个体，适应度高的个体有更大概率被选中；再进行交叉操作，将选中个体的部分基因进行交换，产生新的个体；之后执行变异操作，以较小概率对个体的基因进行改变，增加种群多样性；最后，重复上述计算适应度、选择、

交叉和变异操作，直至满足终止条件，如达到最大迭代次数或适应度值收敛，此时种群中适应度最高的染色体对应的参数即为优化后的控制参数。

2.2 粒子群优化算法的应用

(1) 算法基本原理：粒子群优化算法 (PSO) 模拟鸟群觅食行为，在解空间中，每个粒子代表一组控制参数，粒子在飞行过程中通过不断调整自身位置来搜索最优解。粒子根据自身历史最优位置和群体历史最优位置调整飞行方向和速度，不断更新参数。其基本思想是个体通过学习自身和群体的经验来优化自身位置，从而实现整个群体向最优解逼近。

(2) 速度与位置更新机制：粒子的速度和位置更新是 PSO 算法的核心。速度更新会综合考虑粒子当前速度、粒子自身历史最优位置与当前位置的差距、群体历史最优位置与当前位置的差距等因素；位置更新则基于更新后的速度进行调整。

2.2.3 算法实施步骤

首先，初始化粒子群，随机设置粒子的位置和速度，此时每个粒子的位置对应一组初始控制参数；然后，计算每个粒子的适应度值，适应度函数设计与遗传算法类似，并更新粒子的自身历史最优位置和群体历史最优位置；接着，根据速度和位置更新规则更新粒子的速度和位置；再重新计算粒子的适应度值，判断是否满足终止条件，如达到最大迭代次数、适应度值收敛等，若不满足则继续更新粒子的速度和位置，直至满足终止条件，此时群体历史最优位置对应的参数即为优化后的控制参数。

2.3 神经网络算法的应用

(1) 算法基本原理：神经网络算法是一种模仿生物神经网络结构和功能的计算模型，通过大量神经元之间的连接和信息传递，实现对复杂非线性关系的学习和映射。在 DCS 控制回路整定中，常用的是反向传播 (BP) 神经网络，它由输入层、隐藏层和输出层组成。输入层接收系统运行状态、工况参数等信息；隐藏层对输入信息进行处理和变换；输出层输出最优控制参数。神经网络通过训练过程调整神经元之间的连接权重，使网络输出能够尽可能准确地反映输入与输出之间的关系。

(2) 网络结构设计与训练：在网络结构设计方面，输入层节点数根据实际需要输入的信息确定，如在压力控制回路整定中，可将压力设定值、当前压力值、压力变化率、生产负荷、环境温度等作为输入，对应设置输入层节点；隐藏层节点数的确定通常通过经验或反复尝试确定；输出层节点数根据需要输出的控制参数数量确定，如对于 PID 控制器，输出层节点数为 3，分别对应比例系数、积分时间和微分时间。神经网络的训练过程采用反向传播算法，首先将输入数据输入网络，计算网络的输出值；然后计算输出值与期望输出之间的误差；接着将

误差反向传播，根据误差调整神经元之间的连接权重，使误差逐渐减小；重复上述过程，直到网络的误差达到预定要求或训练次数达到设定值。

(3) 在线应用与参数调整：在 DCS 控制回路实际运行中，神经网络可以实现在线应用。系统实时采集运行状态和工况参数，输入到训练好的神经网络模型中，模型输出相应的控制参数，用于调整控制回路。同时，随着系统运行过程中不断产生新的数据，可将这些数据用于进一步训练神经网络，使其能够根据不同工况自动调整控制参数，实现控制参数的动态自适应调整，增强系统的稳定性和鲁棒性。

表 2 人工智能算法特点及应用优势

人工智能算法	算法特点	在 DCS 控制回路整定中的应用优势
遗传算法	全局搜索能力强，可避免陷入局部最优	适用于复杂系统控制参数的全局优化，提高整定准确性
粒子群优化算法	收敛速度快，计算复杂度低	满足实时性要求，快速调整参数以适应工况变化
神经网络算法	非线性映射能力强，自学习能力好	能处理复杂工况，实现控制参数的动态自适应调整

3 人工智能算法应用案例分析

3.1 案例背景

选取某大型企业的连续化生产装置温度控制回路作为研究对象。该装置主要用于生产精细化工产品，对温度控制精度要求极高，工艺要求目标温度需稳定在设定值 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ 范围内。回路采用传统 PID 控制，原控制参数由经验丰富的操作人员通过试凑法确定，运行初期尚能满足基本生产需求。但在实际生产过程中，面临诸多复杂工况。一方面，原料受批次影响，初始温度波动范围达 $\pm 10^{\circ}\text{C}$ ；另一方面，生产负荷需根据市场需求灵活调整，在一个月內，生产负荷波动区间为 60%-100% 额定负荷。在此情况下，传统控制方式弊端凸显：温度超调量常达 15%-20%，调节时间长达 3-5 分钟，且稳态误差超过 $\pm 1.5^{\circ}\text{C}$ ，导致产品质量不稳定，废品率上升约 8%，严重影响生产效率与经济效益，难以满足严苛的生产工艺要求。

3.2 算法应用与实施

(1) 遗传算法应用实施：在遗传算法应用中，首先对 PID 控制器的比例系数 (K_p)、积分时间 (T_i) 和微分时间 (T_d) 进行实数编码，将其作为染色体的基因片段。以系统的误差平方积分 (ISE)、超调量和调节时间作为适应度函数的核心评估指标，并根据生产工艺对控制性能的需求，赋予 ISE 权重 0.5、超调量权重 0.3、调节时间权重 0.2。初始化种群时，随机生成

50组PID参数组合作为初始染色体。在算法迭代过程中，执行选择操作时，采用轮盘赌选择法，依据个体适应度大小确定被选中概率；交叉操作采用单点交叉，交叉概率设为0.8；变异操作采用均匀变异，变异概率设为0.01。每完成一次迭代，记录当前种群最优个体对应的PID参数及适应度值，当达到100次迭代次数上限或连续10次迭代适应度值变化小于0.01时，终止算法，输出最优PID参数组合。

(2) 粒子群优化算法应用实施：对于粒子群优化算法将每组PID参数视为一个粒子，在三维解空间中进行搜索。设定粒子数量为30，最大迭代次数为50，学习因子c1和c2均设为2，惯性权重w从0.9线性递减至0.4，以平衡算法的全局搜索与局部搜索能力。算法开始时，随机初始化粒子的位置和速度，位置范围根据PID参数的工程经验取值范围设定，速度范围则取位置范围的±20%。每次迭代，计算粒子的适应度值（适应度函数与遗传算法相同），更新粒子自身历史最优位置（pbest）和群体历史最优位置（gbest），并依据速度和位置更新规则调整粒子状态。当达到最大迭代次数或群体最优位置连续5次迭代变化小于设定阈值时，停止算法，输出gbest对应的PID参数。

(3) 神经网络算法应用实施：构建三层BP神经网络进行PID参数整定，输入层设置5个节点，分别对应温度设定值、当前温度值、温度变化率、生产负荷、原料温度；隐藏层设10个节点；输出层3个节点对应Kp、Ti、Td。采用均方误差(MSE)作为损失函数，学习率设为0.01，激活函数在隐藏层使用ReLU函数，输出层使用线性函数。在训练阶段，收集该温度控制回路近三个月的运行数据，包括不同工况下的输入输出数据，共5000组样本，按8:2比例划分为训练集和测试集。采用批量梯度下降法进行训练，每批次包含100组数据，当测试集的MSE连续10个训练周期下降幅度小于0.001，或达到5000个训练周期时，停止训练。训练完成的神经网络部署到DCS系统中，系统实时采集工况数据输入网络，输出相应的PID参数，实现控制参数的动态调整。

3.3 结果对比与分析

通过对比传统整定方法和人工智能算法整定后的控制效果，结果如下表所示：

表3 控制效果对比

整定方法	超调量(%)	调节时间(s)	稳态误差(°C)
传统经验试凑法	18	200	±1.5
遗传算法	8	120	±0.5
粒子群优化算法	7	100	±0.4
神经网络算法	6	90	±0.3

从表中数据可知，采用人工智能算法整定后，系统的超调量、调节时间和稳态误差均显著降低，控制性能得到大幅提升。其中，神经网络算法在该案例中的综合控制效果最佳，能够更快速、精准地将温度控制在设定值附近，有效满足了化工生产的工艺要求。

4 人工智能算法应用的实施保障

(1) 数据保障：确保获取准确、完整的DCS系统运行数据，包括控制参数、系统响应、工况条件等信息。建立数据采集与存储系统，对数据进行预处理，去除噪声和异常值，为人工智能算法的训练和优化提供可靠的数据支持。

(2) 硬件与软件保障：配备高性能的计算机硬件设备，以满足人工智能算法复杂计算的需求。同时，选择合适的软件开发平台，如Python结合TensorFlow、PyTorch等框架，实现人工智能算法在DCS系统中的集成与应用。

(3) 人员培训保障：对DCS系统操作人员和维护人员进行人工智能算法相关知识培训，使其了解算法原理、应用方法和操作流程，提高人员对基于人工智能算法的DCS控制回路的管理和维护能力。

5 结论

综上所述，本文对人工智能算法在DCS控制回路整定中的应用进行了深入探索，通过分析传统整定方法的问题，研究了遗传算法、粒子群优化算法、神经网络算法等在DCS控制回路整定中的应用方式，并通过实际案例验证了人工智能算法的有效性。结果表明，人工智能算法能够显著提升DCS控制回路的整定效果和控制性能。在未来工业自动化发展中，应进一步加强人工智能算法与DCS系统的深度融合，不断优化算法性能，拓展应用场景，为工业生产的高效、稳定运行提供更有力的技术支撑。

参考文献：

[1] 陈思明.基于DCS的SCR脱硝系统PID控制回路设计[J].机电技术,2025,(01):59-62+81.
 [2] 邢智成.电厂热控DCS控制保护回路误动作原因与处理措施研究[J].电力设备管理,2024,(21):67-69.
 [3] 陈晨.电厂热控DCS控制保护回路误动作原因和解决对策[J].光源与照明,2023,(10):246-248.