

电气工程自动化控制系统中的智能算法优化应用

曾舒¹, 易非凡²

(1. 嘉兴中广核电技术服务有限公司, 浙江 嘉兴 314300;
2. 中核核电运行管理有限公司, 浙江 嘉兴 314300)

摘要 本文对电气工程自动化控制系统中智能算法的优化应用进行了研究, 阐明了在复杂工况下传统控制方法存在响应迟缓与适应性不足等问题, 采用遗传算法、粒子群优化、深度学习和强化学习等方法实现了参数整定、非线性建模和动态调度的改进。研究结果表明, 智能算法能够提升系统预测精度与运行稳定性, 降低能耗并增强自适应能力, 在电气工程自动化领域具有广阔的应用价值, 可为系统的高效与智能化发展提供有力支持。

关键词 电气工程自动化控制系统; 智能算法; 机器学习算法; 深度学习; 强化学习

中图分类号: TM76

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.2097-3365.2025.31.003

0 引言

电气工程自动化控制系统是能源、电力与工业生产稳定运行的重要保障。随着电力系统规模扩大和工艺流程日益复杂, 传统基于固定参数和线性模型的控制方式在应对多变量耦合、非线性动态以及实时优化方面表现出明显不足。近年来, 智能算法因具备自学习、预测与优化能力, 逐渐成为提升系统运行性能的重要技术路径。其在电网调度、工业过程控制和设备健康管理等环节展现出优势, 不仅能够提高控制精度和能效水平, 还能够增强系统的鲁棒性与可靠性, 为未来的自动化发展提供新的方向。

1 电气工程自动化控制系统的结构特征与优化需求

电气工程自动化控制系统以实时感知、智能决策与精确执行为核心特征, 其结构通常涵盖感知层、控制层与执行层, 通过传感器和通信网络实现多源信息的采集与传输, 再由控制器进行数据处理与策略生成, 最终驱动执行单元完成调控任务。

随着系统规模不断扩展, 电气设备之间的耦合关系日益复杂, 传统依赖固定参数与线性模型的控制方法在非线性、多变量和动态工况下表现出局限性, 容易导致响应迟缓、能耗增加及控制精度下降。在能源利用率提升、安全运行保障和智能化升级的需求驱动下, 自动化控制系统亟需引入具备自适应与预测能力的智能优化手段, 以实现对复杂环境的快速感知和有效应对^[1]。

2 智能算法在控制系统中的关键优化方法

2.1 基于优化算法的参数整定

在电气工程自动化控制中, PID 控制器仍是最常见的调节器, 其控制律可表示为:

$$u(t)=K_p e(t)+K_i \int_0^t e(\tau) d\tau+K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (1)$$

式(1)中, K_p , K_i , K_d 分别为比例、积分和微分参数。由于系统具有非线性与多变量耦合特征, 参数整定问题常被转化为目标函数最小化问题, 典型形式为误差积分平方:

$$J=\int_0^T e^2(t) dt \quad (2)$$

在优化过程中, 遗传算法通过对参数向量 (K_p , K_i , K_d) 进行编码, 利用选择、交叉和变异算子生成新解, 并以目标函数值作为适应度进行进化迭代; 粒子群优化则采用速度与位置更新机制, 通过个体最优和群体最优的动态协作实现全局寻优。例如: 在电机调速系统中, 利用遗传算法进行 PID 参数整定时, 首先随机生成种群并以目标函数 J 作为适应度函数, 迭代过程中依据适应度筛选个体并进行交叉和变异, 逐步形成较优的参数组合。在电网负荷调节中, 粒子群优化将每组 PID 参数作为粒子的位置, 设定速度与惯性权重更新公式, 对参数搜索路径进行修正, 使其在收敛过程中保持全局搜索能力^[2]。

2.2 机器学习算法的建模与预测

在电气工程自动化中, 机器学习通过对历史数据的特征提取与模式识别, 实现对系统状态的预测建模。

常见方法之一是支持向量机回归，其基本形式为：

$$f(x) = w^T \phi(x) + b \quad (3)$$

式(3)中， $\phi(x)$ 表示特征映射， w 与 b 分别为权重和偏置。通过最小化带有惩罚因子的目标函数，可以在有限样本条件下获得较好的泛化能力。另一类常用模型为决策树，其划分准则基于信息增益或基尼指数构建，能够将复杂非线性关系转化为分层判定结构，适合故障诊断与分类任务。

例如：在电力负荷预测中，支持向量机可利用气象因素、历史负荷及节假日信息作为输入特征，经过核函数映射与参数优化训练得到预测模型，再对未来负荷曲线进行回归计算。在变压器故障诊断中，决策树算法通过对油中溶解气体含量及温度等特征数据的层级划分，逐步构建故障类型的判别路径，实现快速识别与分类。

2.3 深度学习在复杂非线性工况下的优化

在电气工程自动化中，深度学习因具备多层特征提取能力，能够对复杂非线性工况下的大规模数据进行建模。卷积神经网络常用于电气图像与监测信号的模式识别，其卷积层的计算可表示为：

$$h_{i,j}^k = f\left(\sum_{m,p,q} w_{pq}^{k,m} \cdot x_{i+p,j+q}^m + b^k\right) \quad (4)$$

式(4)中， x 为输入特征图， w 为卷积核参数， b^k 为偏置项， $f(\cdot)$ 为激活函数。循环神经网络则更适合处理时序信号，其基本更新关系为：

$$h_t = \sigma(W_h h_{t-1} + W_x x_{t-1}) \quad (5)$$

通过记忆历史状态 h_{t-1} ，实现对动态序列的依赖建模。

例如：在输电线路巡检中，卷积神经网络可将采集到的图像作为输入，经过多层卷积和池化处理提取特征，用于识别绝缘子裂纹或异物附着等缺陷^[3]。在电网负荷动态预测中，循环神经网络以时间序列的历史负荷和气象变量为输入，利用隐藏状态传递机制完成未来负荷的逐步预测，实现对高频波动的有效建模。

2.4 强化学习的自适应控制机制

在复杂工况下，强化学习通过环境交互与奖励反馈形成动态策略，可在无需精确模型的情况下实现自适应控制。其基本思想是通过策略 $\pi(a|s)$ 决定在状态 s 下采取动作 a ，并依据奖励信号不断优化。典型的价值迭代更新公式为：

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha[r + \gamma \max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a)] \quad (6)$$

式(6)中， $Q(s,a)$ 为状态—动作值函数， α 为学习率， γ 为折扣因子， r 为即时奖励。深度强化学习进一步利用神经网络逼近 Q 函数，通过参数化模型提升在高维状态空间下的适应性。

例如：在电力负荷调度中，强化学习控制器以电网运行状态作为输入，设定供需平衡和运行成本作为奖励指标，通过与环境的持续交互逐步形成动态调度策略，实现分布式能源的灵活接入。在工业过程控制中，强化学习可基于传感器反馈的实时数据，选择最优操作变量组合，并在不断试探与修正中实现能耗的动态优化。在电机驱动系统中，深度强化学习通过对转速与转矩的连续反馈建模，训练策略网络生成控制信号，从而在负载波动频繁的场景下保持运行稳定性。

3 智能算法优化的应用实践与成效分析

3.1 智能电网中的调度与优化

3.1.1 国网山东电力“电网调度智慧大脑”建设

国网山东电力建设“电网调度智慧大脑”，形成“大模型+机理模型”协同机制。系统以大模型为全局中枢，沿“问题定位—影响分析—方案建议”路径推演，小模型负责局部计算与实时修正，提供数据支撑^[4]。通过融合气象预测与电力模型，实现调度决策的全局统筹与局部响应协同，支撑新能源并网下的智能化电网运行。

3.1.2 智能调度与故障诊断的技术路径

在负荷预测环节，系统采用深度学习中的循环神经网络结构，将气象大模型生成的多维数据作为输入，结合电网历史负荷序列建立时序预测模型，以捕捉负荷波动的动态特征，并通过多目标优化算法对预测精度和运行稳定性进行约束。为了增强调度审核的严谨性，智慧大脑引入图模融合技术，将调度操作票的电气拓扑与控制逻辑映射为图结构，通过图卷积网络实现全要素的逻辑校验，从而保证操作票在执行层面的闭环性与安全性。在故障诊断环节，系统依托分布式监测节点对电网设备运行状态进行实时采集，数据通过通信链路传输至中心平台，形成与“智能故障诊断技术应用示意图”（见图1）一致的层级式诊断模式。故障识别与定位过程采用基于支持向量机的分类方法，将采集到的特征向量映射到高维空间进行判别，并结合强化学习策略对恢复步骤进行自适应优化。为了提升新能源消纳的灵活性，智慧大脑在风电和光伏接入调度中引入强化学习算法，将调度动作与电压频率约束设定为奖励函数，通过与环境的持续交互训练最优策略，动态调整并网功率曲线，确保调度过程符合电网稳定性约束。通过负荷预测的深度学习方法、调度审核的图模型校验、故障诊断的分类与优化以及新能源调度的强化学习策略，该系统在电网调度中形成了多路径并行的智能化技术框架。

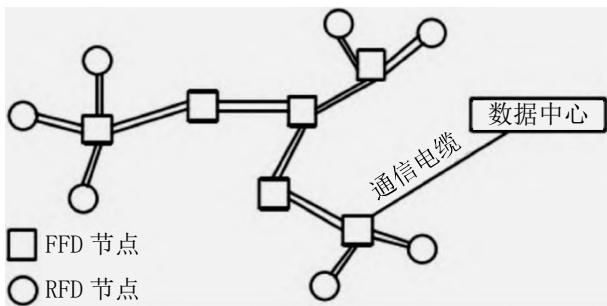


图1 智能故障诊断技术应用示意图

3.2 工业自动化生产中的过程优化

3.2.1 钢铁企业铁前智能化生产协同建设

钢铁企业在铁前工序中推进智能化协同建设，依托数据驱动与算法优化实现配矿、烧结、高炉及焦化等环节的互联协同。兴澄特钢通过炼铁大数据平台实现配矿到高炉的全链条业务融合；青岛特钢构建一体化智能管控平台，将图像识别与自学习算法用于烧结控水和焦炉加热系统；大冶特钢则通过炼铁与焦化一体化平台实现铁前管控全覆盖，推动生产管理由经验决策向数据决策转型。

3.2.2 铁前工序的智能化协同路径

在配矿环节，企业普遍建立基于多目标优化算法的智能配矿系统。通过构建目标函数，将矿石品位、含杂率和成本因子纳入约束条件，采用遗传算法进行迭代寻优，实现原料配比的动态优化。兴澄特钢在其平台中嵌入该机制，使配矿结果能够实时与烧结工序对接，减少了人为干预带来的偏差。在烧结环节，青岛特钢开发的智能控水系统融合了图像识别与有监督自学习算法。在烧结过程中，布料层表面的水分分布由工业相机采集，经卷积神经网络提取图像特征，并结合标签样本进行分类训练，动态修正喷水量与喷雾范围，从而实现控水过程的实时调节。在高炉环节，智能管理系统引入强化学习方法，控制器以炉况数据为输入，奖励函数设置为炉缸温度与喷煤比的稳定区间，通过不断交互与反馈更新策略，实现风量与喷煤量的自适应调整。在焦化环节，大冶特钢与青岛特钢均采用机器学习算法对焦炉加热过程进行建模，输入参数包括煤气流量、炉温分布与时间序列，利用回归模型预测未来温度曲线，并据此调整阀门开度与燃气流量，保证加热过程的稳定性与经济性^[5]。

3.3 综合应用成效与未来发展趋势

智能算法在电气工程自动化控制系统中的应用，已经在电网调度与工业生产的实践中形成了系统性成

果。其成效不仅体现在参数寻优与模型构建的精确化，还体现在跨环节的协同优化机制。以电网为例，通过深度学习和图模融合实现的负荷预测与操作票审核，使调度逻辑在多维数据驱动下具备高度一致性；在工业生产中，遗传算法、图像识别与强化学习嵌入铁前全流程的配矿、烧结、高炉与焦化工序，使各环节从单点改进走向整体闭环。

未来发展趋势呈现出三个方向：其一，算法轻量化与嵌入式部署将成为关键，以适配现场设备对实时性与计算资源的严格要求；其二，多算法融合与跨域协同将进一步深化，强化学习、深度神经网络与优化算法将被有机结合，形成可在动态环境中自进化的调度与控制策略；其三，算法应用的安全性与可解释性需求显著增强，如何在确保数据隐私与运算透明的前提下实现大规模应用，成为亟待解决的课题。由此可见，智能算法不仅是单一工艺环节的优化工具，更是未来电气工程自动化系统向自主决策与智能协同发展的核心支撑。

4 结束语

电气工程自动化控制系统在复杂工况与多变量耦合环境下，已逐步依托智能算法实现从参数优化到全流程协同的跨越。通过优化算法的全局寻优、机器学习的建模预测、深度学习的非线性特征提取以及强化学习的自适应策略，系统运行在调度、诊断与工序管理等方面获得了可操作的技术路径。电网与工业生产的实践表明，智能算法成为推动控制系统转型升级的重要驱动。未来应进一步关注算法的轻量化、多算法融合及可解释性研究，使其在复杂工程场景中实现更高水平的自主化与智能化。

参考文献：

- [1] 毕爽,叶天迟.电气工程自动化中人工智能的运用分析[J].数字技术与应用,2025,43(08):226-228.
- [2] 李英.智能化技术在电气工程自动化控制中的应用分析[J].模具制造,2025,25(08):183-185.
- [3] 付加庭,梁继国,刘宝林,等.电气工程自动化技术在电力系统中的应用研究[J].光源与照明,2025(07):248-250.
- [4] 张奇,陈雪,王卓然,等.电力系统电气工程自动化智能监测技术的应用[J].数字通信世界,2025(07):122-124.
- [5] 郝昱翔,侯宏霖.电气工程中人工智能技术的应用分析[J].电子质量,2024(11):15-18.