

基于AI算法的智能暖通系统运行优化与能效提升

陈 军 袁俊峰

内蒙古伊泰置业集团有限责任公司 内蒙古 鄂尔多斯 017000

摘要：本文旨在探讨人工智能（AI）算法在暖通系统运行优化与能效提升中的应用路径与实践价值。文章首先剖析了传统暖通系统运行中存在的核心痛点，继而系统梳理了适用于暖通领域的主流AI算法，包括机器学习（ML）、深度学习（DL）及强化学习（RL）等，并详细阐述了其在负荷预测、设备控制、故障诊断与能效评估等关键环节的具体应用模式。最后，文章讨论了当前技术落地所面临的挑战，并对未来的发展趋势进行了展望。研究表明，AI算法能够有效挖掘暖通系统运行数据中的深层规律，实现从“被动响应”到“主动预测”的范式转变，为建筑领域实现精细化、智能化、低碳化的能源管理提供了强有力的技术支持。

关键词：人工智能；暖通空调（HVAC）；运行优化；能效提升；机器学习；强化学习；负荷预测

引言

传统的暖通系统设计与运行模式存在显著局限性。其一，系统设计往往基于最不利工况下的峰值负荷，导致设备选型偏大，在大部分非峰值时段处于低效运行状态。其二，运行控制策略多采用基于时间表或简单反馈回路的固定逻辑，无法根据实时的室内外环境变化、人员流动、设备老化等因素进行动态调整，造成大量无效能耗。人工智能技术的迅猛发展为破解上述难题带来了全新机遇。AI，特别是机器学习和深度学习，具备强大的数据处理、模式识别和决策优化能力。通过将AI算法深度融入暖通系统的运行管理中，可以构建一个能够感知环境、理解需求、自主学习并做出最优决策的“智能体”，从而实现了对系统运行状态的精准预测、精细控制和全局优化。这不仅能显著降低能源消耗，还能同步提升用户的热舒适度体验，实现经济效益与社会效益的双赢。因此，深入研究AI算法在暖通系统能效提升中的应用，具有重要的理论价值和广阔的前景。

1 传统暖通系统运行痛点分析

要理解AI赋能的价值，首先需明确传统暖通系统在运行中存在的根本性问题。

1.1 “过设计”与低负载率问题

暖通系统的设计必须保证在极端天气条件下（如夏季最热日、冬季最冷日）仍能满足建筑的最大负荷需求。这种基于“峰值负荷”的设计理念，导致系统设备（如冷水机组、水泵、风机等）的额定容量远大于其在全年大部分时间内的实际需求^[1]。设备长期在低负载率（部分负荷）下运行，而许多暖通设备（尤其是离心式冷水机组）在部分负荷下的能效比（COP）会显著下降，形成严重的能源浪费。

1.2 静态控制策略的僵化性

传统的楼宇自控系统（BAS）通常采用预设的时间表或简单的PID（比例-积分-微分）控制器。例如，空调系统可能被设定为工作日8:00至18:00开启，周末关闭。这种静态策略完全忽略了实际的使用情况。如果某个周末有加班人员，系统将无法提供服务；反之，若工作日某区域全天无人，系统仍在运行，则纯粹是浪费能源。PID控制器虽然能根据温度偏差进行调节，但其参数一旦整定，便难以适应系统特性的缓慢变化（如换热器结垢、阀门磨损），导致控制性能逐渐劣化。

1.3 多设备协同优化的缺失

一个完整的暖通系统由冷水机组、冷却塔、冷冻水泵、冷却水泵、末端空调箱（AHU）等多个子系统组成。这些设备之间存在着复杂的耦合关系。例如，降低冷冻水供水温度可以减少末端风机的功耗，但会增加冷水机组的压缩功。传统控制策略通常是“各自为政”，每个设备仅根据自身的局部目标进行调节，缺乏从系统全局能效最优的角度进行协同决策的能力，难以找到真正的全局最优运行点。

1.4 故障隐匿与维护滞后

暖通系统设备众多，运行状态复杂。许多轻微的性能衰退（如制冷剂泄漏、过滤器堵塞）并不会立即导致系统停机，但会悄无声息地降低系统效率，增加能耗。传统的人工巡检或基于阈值的报警机制难以及时发现这类“软故障”，导致系统长期在亚健康状态下运行，直到故障恶化才进行维修，造成了巨大的隐性能源损失。

2 适用于暖通系统的AI算法概述

AI算法为解决上述痛点提供了多样化的工具集。本节将介绍几类在暖通领域最具应用潜力的算法。

2.1 机器学习 (ML)

机器学习是让计算机从数据中自动学习规律并进行预测或决策的一类方法。一是监督学习：通过输入特征（如室外温湿度、太阳辐射、历史负荷）和对应的标签（如未来时刻的冷负荷），训练模型建立映射关系。常用的算法包括支持向量机（SVM）、随机森林（RF）和梯度提升树（如XGBoost）。这些模型在负荷预测、能效基准建立等任务中表现优异，且具有较好的可解释性^[2]。二是无监督学习：在没有标签的情况下，发现数据内部的结构或模式。聚类算法（如K-means）可用于对建筑运行模式进行分类，异常检测算法（如孤立森林）则擅长于发现偏离正常模式的数据点，是故障诊断的有力工具。

2.2 深度学习 (DL)

深度学习是机器学习的一个分支，通过构建多层的神经网络来学习数据的层次化特征表示，尤其擅长处理高维、非结构化的复杂数据。（1）循环神经网络（RNN）及其变体LSTM/GRU：专为处理序列数据而设计，能够有效捕捉时间序列数据中的长期依赖关系。在暖通领域，LSTM被广泛应用于建筑冷/热负荷的短期和中长期预测，其精度通常优于传统统计模型。（2）卷积神经网络（CNN）：擅长提取空间特征。可以将建筑平面图、传感器的空间分布等信息编码为图像，利用CNN进行空间负荷分布预测或设备状态识别。

2.3 强化学习 (RL)

强化学习是一种“试错”式的学习范式，智能体（Agent）通过与环境交互，根据所采取行动（Action）获得的奖励（Reward）来不断优化其策略（Policy），以实现长期累积奖励的最大化。这一特性使其天然适用于序贯决策问题。（1）DQN：适用于离散动作空间，如开关设备、选择预设档位。（2）DDPG/PPO：适用于连续动作空间，如精确调节阀开度、水泵频率等。RL无需预先建立精确的系统物理模型，而是直接从运行数据中学习最优控制策略，特别适合处理暖通系统这种高维、非线性、强耦合的复杂控制问题。

3 AI算法在暖通系统中的核心应用

3.1 基于AI的高精度负荷预测

现代AI驱动的负荷预测模型能够整合来自气象API的室外环境数据（干球温度、湿球温度、太阳辐射强度、风速）、建筑内部数据（人员密度、照明与设备用电功率、历史负荷）以及日历信息（工作日/周末、节假日）等多源异构数据，构建一个全面反映建筑能量需求的动态画像。在此基础上，采用LSTM或其改进模型（如Seq2SeqwithAttention）构建预测模型，能够有效学习到

负荷随时间变化的周期性（日周期、周周期）和受外部因素影响的动态性。这种高精度的预测结果不仅是对未来的简单估计，更是优化决策的基石^[3]。它可以作为模型预测控制（MPC）的输入，提前规划冷水机组、水泵等设备的启停和出力，避免因响应滞后造成的过度调节，从而平滑系统负荷曲线，降低峰值功率需求，并为参与电力需求响应等高级应用提供可能。

3.2 基于强化学习的智能设备协同控制

该过程首先将暖通系统建模为一个马尔可夫决策过程（MDP），其中状态（State）囊括了所有关键传感器读数（各点温度、压力、流量、设备功率等），动作（Action）是所有可控变量（冷水机组加载率、水泵变频器频率、冷却塔风机转速等），而奖励（Reward）函数则被精心设计为负的系统总能耗，即最小化能耗等价于最大化奖励。智能体通过与模拟环境或真实环境的交互，利用DDPG或PPO等先进算法学习一个最优策略 π^* ，该策略能够根据当前系统状态，输出一组使未来一段时间内总能耗最低的控制指令。这种控制方式的优势在于它能够自动发现并利用设备间的复杂耦合关系。例如，它可能会学习到在电价低谷时段适度降低冷冻水温度，利用蓄冷效应在电价高峰时段减少主机运行，这是一种传统规则库难以涵盖的、蕴含经济调度思想的复杂优化逻辑，真正实现了从局部最优到全局最优的跨越。

3.3 基于无监督学习的故障检测与诊断 (FDD)

FDD系统是保障暖通系统高效、可靠运行的“健康卫士”。其核心思想是首先利用历史正常运行数据，通过自编码器（Autoencoder）或高斯混合模型（GMM）等方法，学习系统在健康状态下的数据分布，构建一个“正常行为”的数字画像。当新数据输入时，模型会计算其重构误差或概率密度，如果误差过大或概率过低，则判定为异常。这种无监督的方式无需大量标注的故障数据，极大地降低了部署门槛^[4]。在此基础上，结合专家知识库或使用图神经网络（GNN）对设备间的物理连接关系进行建模，可以进一步定位故障源并推断故障类型，例如判断“冷却水流量偏低”的根本原因是水泵故障还是管道堵塞。这种主动、智能的FDD能力，将传统的“事后维修”转变为“预测性维护”，不仅显著降低了隐性能耗，也大幅提升了系统的可靠性和使用寿命。

3.4 数据驱动的能效评估与基准建立

数据驱动的方法为此提供了精细化的解决方案。通过利用随机森林或XGBoost等可解释性强的模型，以影响能耗的关键因素（负荷、气候等）为输入，以系统实际能耗为输出，可以训练一个“应然能耗”模型。该模

型代表了在给定条件下，一个高效运行的系统应有的能耗水平，构成了动态的、情境感知的能效基准。将实际能耗与模型预测的“应然能耗”进行对比，即可量化系统的能效损失。更重要的是，通过分析模型的特征重要性，可以识别出导致能效低下的关键因素，例如明确指出“水泵效率低下贡献了60%的额外能耗”。这种归因分析为运维人员提供了精准、可操作的改造方向，使节能工作从“拍脑袋”走向“数据说话”，极大地提升了能源管理的科学性和有效性。

4 挑战与未来展望

尽管前景广阔，AI在暖通领域的规模化应用仍面临诸多挑战。

4.1 当前挑战

一是数据壁垒与质量：高质量、长时间、全维度的运行数据是AI模型的“粮食”。现实中，许多建筑的BAS系统老旧，数据采集不全、精度不高，甚至存在大量缺失和噪声。二是模型泛化与鲁棒性：在一个建筑上训练好的模型，很难直接迁移到另一个建筑，因为建筑特性、设备型号、使用模式差异巨大。如何构建具有强泛化能力的通用模型是一个难题。三是工程集成与成本：将复杂的AI算法集成到现有的、相对封闭的BAS生态中，需要解决协议兼容、计算资源、网络安全等一系列工程问题。初期的软硬件投入成本也可能成为推广的障碍。四是信任与责任：AI的“黑箱”特性使得其决策过程难以解释。当AI控制系统出现失误时，责任如何界定？这需要建立新的标准和规范。

4.2 未来发展趋势

①数字孪生（DigitalTwin）深度融合：构建建筑及其暖通系统的高保真数字孪生体，为AI算法提供近乎无限的、安全的训练和测试环境，极大加速算法迭代和部署。②边缘-云协同计算：将轻量级的推理模型部署在边缘设备（如网关）上实现实时控制，而将复杂的模型训练和更新任务放在云端进行，兼顾实时性与计算能力。

③联邦学习（FederatedLearning）：允许多个建筑在不共享原始数据的前提下，协同训练一个更强大的全局AI模型，有效解决数据孤岛和隐私保护问题。④人因工程与个性化舒适：未来的智能暖通系统将不仅关注能效，还将深度融合occupant-centric（以用户为中心）的理念，利用可穿戴设备或手机APP收集个体热偏好，为不同用户提供个性化的舒适环境，实现“按需供能”。

5 结语

传统暖通系统因其固有的“过设计”、静态控制、缺乏协同及故障隐匿等问题，存在巨大的节能潜力。以机器学习、深度学习和强化学习为代表的AI算法，凭借其强大的数据处理、模式识别和序贯决策能力，为解决这些痛点提供了全新的技术范式。通过在负荷预测、设备协同控制、故障诊断与能效评估等核心场景中的深度应用，AI能够驱动暖通系统从“经验驱动”迈向“数据与知识双驱动”，实现从“被动响应”到“主动预测与优化”的根本性转变。尽管在数据、泛化性、工程集成等方面仍面临挑战，但随着数字孪生、边缘计算、联邦学习等前沿技术的不断发展，AI赋能的暖通系统必将朝着更高水平的智能化、个性化和低碳化方向演进，为我国乃至全球的建筑节能与“双碳”目标达成贡献核心力量。

参考文献

- [1]郭成广.基于人工智能的暖通系统动态负荷优化调控[J].新城建科技,2025,34(05):55-57.
- [2]方新民.智能技术在暖通系统效能与能源控制中的应用[J].集成电路应用,2024,41(02):234-235.
- [3]孙亮.基于人工智能的暖通空调系统智能调控与节能优化研究[C]//广西网络安全和信息化联合会.第十一届工程技术管理与数字化转型学术交流会议论文集.招商局地产(北京)有限公司,2025:333-335.
- [4]刘现伟.基于人工智能的暖通空调系统智能调控与节能优化研究[J].家电维修,2025,(07):18-20.