

[自适应]

基于深度强化学习的暖通空调双风道变风量调节自适应控制

文/陈泳润

中国华西企业股份有限公司安装工程公司

建立暖通空调双风道通风模型；计算室内环境的舒适度，根据每个支路的送风量，设计基于深度强化学习的支路送风量调节；根据室内环境参数（如温度、湿度）的偏差、支路送风量的调节量，计算需要调节的双风道风量，进行变风量调节量闭环自适应控制。实验结果表明，设计的方法在实际应用中，可以实现对变风量调节的自适应控制，控制后变风量可以稳定在目标值。

暖通空调系统在现代建筑中的重要性日益凸显，尤其是在商业建筑中，暖通空调系统的能耗占总用电量的40%~50%，因此，如何高效、智能地控制暖通空调系统，成为当前研究的热点。

宋二强^[1]等人针对变风量空调系统的复杂性和控制难度，引入智能控制技术，旨在提高系统的稳定性和节能效果。利用智能控制算法对系统进行建模和仿真，以实现精确的温度和湿度控制。此种方法能够有效应对系统的多干扰性和多工况运行特点，从而提高其适应性和稳定性。但系统的初投资较大，且控制过程相对复杂，需要专业的技术支持。韦应安^[2]等人通过强化学习算法，使空调系统能够根据实时负荷和室内环境参数自动调整静压设定值，从而优化送风量和风机转速。此种方法不仅提高系统的节能效果，还增强其适应性和稳定性，但强化学习算法需要大量的数据训练，且训练过程可能较为耗时。此外，系统的复杂性和多变性也可能影响算法的性能和准确性。

为提升室内环境的舒适度和能源利用效率，在此次研究中，引进深度强化学习算法，此项技术特别适用于复杂、不确定环境下的控制系统，如暖通空调系统。因此，将某建筑中的暖通空调系统作为实例，开

展双风道变风量调节自适应控制方法的设计研究。

建立暖通空调双风道通风模型

在建立暖通空调双风道通风模型时，需要考虑空气流量、温度和湿度等多个因素。双风道系统通常包括送风道和排风道，送风道提供新鲜空气，而排风道则排出污浊空气^[3]。空气流量为

$$Q = Av\rho \quad (1)$$

式中， Q 为空气流量； A 为风道截面积； v 为空气流速； ρ 为空气密度，在标准状况下取值约为 1.225 kg/m^3 。

在双风道系统中，新鲜空气和室内回风通常会在某个点混合，形成送风^[4]。混合后的温度为

$$T = \frac{T_1 Q_1 + T_2 Q_2}{Q_1 + Q_2} \quad (2)$$

式中， T 为混合后的温度； T_1 、 T_2 为新鲜空气和回风的温度； Q_1 、 Q_2 为新鲜空气和回风的流量。

根据上述公式的计算结果，结合混合后的空气湿度，建立暖通空调双风道通风模型，公式为

$$G = \frac{\omega_1 T Q_1 + \omega_2 T Q_2}{Q_1 + Q_2} \quad (3)$$

式中， G 为双风道通风模型； ω_1 、 ω_2 为新鲜空气和回风的湿度。

通过上述步骤，完成暖通空调双风道通风模型的构建。

基于深度强化学习的支路送风量调节

在上述内容的基础上，引进深度强化学习算法，进行暖通空调系统中各支路送风量的调节优化，以达到提高室内环境舒适度、降低能耗等目标^[5]。在暖通空调系统中，每个支路的送风量为

$$q(i) = \frac{Av\rho}{G\Delta t} \quad (4)$$

式中， q 为支路的送风量； i 为第 i 条支路； Δt 表示时间间隔。

完成上述计算后，为了优化室内环境，引进舒适度指数，按照下述公式对室内环境的舒适度进行评估^[6]

$$C = f(T, W, X) \quad (5)$$

式中， C 为室内环境的舒适度； f 为代价函数； W 为空气质量； X 为综合湿度平均值。

在深度强化学习框架下，支路送风量调节可以看作是一个优化问题。算法通过不断试错和学习，找到最优的送风量策略，以平衡室内环境舒适度和系统能耗。在此过程中，定义支路送风状态与执行动作，前者包括室内温度、湿度、各支路送风量及风机压力等信息，后者包括调整各支路的风速（或送风量），以改变室内环境参数。利用深度强化学习中的奖励函数，对支路送风量的调节量进行加权计算^[7]。计算公式为

$$r = q(i)\alpha_1 C - \alpha_2 \Delta E \quad (6)$$

式中， r 为支路送风量的调节量； α_1 、 α_2 为支路送风量的调节量； ΔE 为送风过程中产生的能耗。

通过不断与环境交互（即调整送风量并观察室内环境变化和能耗），学习最优的送风量策略，将训练好的模型部署到暖通空调系统的控制器中，实时调整各支路的送风量，以达到优化室内环境舒适度和降低能耗的目标^[8]。

双风道变风量调节量闭环自适应控制

完成上述研究后，进行双风道变风量调节量闭环自适应控制设计^[9]。此过程如图1所示。

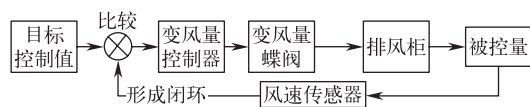


图1 双风道变风量调节量闭环自适应控制

在双风道VAV系统中，根据室内环境参数（如温度、湿度）的偏差、支路送风量的调节量，计算需要调节的双风道风量^[10]。此过程可以通过PID控制器实现，公式为

$$D = F \left(\frac{1}{r^2 + \chi^2} \right) \quad (7)$$

式中， D 为待调节的双风道风量； F 为设定值和实际值的偏差阈值； χ 为其他输入参数，如空气质量、噪声等。

为满足调节中的自适应控制，根据算法中的学习率进行参数步长的更新，结合算法中奖励值的变化，动态调整学习率。自适应控制过程为

$$M = \eta_0 \exp \left(-\lambda \frac{\Delta \delta}{\delta^2} \right) \quad (8)$$

式中， M 为自适应控制过程； η_0 为初始学习率； λ 为调整系数； δ 为奖励值的标准差，用于归一化。

在闭环控制系统中，需要根据控制误差来更新控制策略。控制误差可以表示为设定值与实际值之差，而误差反馈则用于调整控制策略以减少误差。以此为依据，进行误差反馈的计算。计算公式为

$$L = K_p D(i) + K_I \sum M(i) + K_D \varepsilon \cdot \Delta E^2 \quad (9)$$

式中， L 为误差反馈； K_p 、 K_I 、 K_D 分别为比例、积分、微分增益系数； ε 为误差累积。

误差反馈可以用于更新神经网络的权重，或者作为额外的输入信息指导策略的选择。实际控制中，需要实时监测室内温度、湿度等环境参数，计算环境参数与设定值之间的误差，根据当前状态和误差反馈，调整各风道的风量。通过不断迭代这些步骤，双风道VAV系统可以实现自适应控制，优化室内环境舒适度，达到目标控制值。

对比实验

1. 实验准备

选择位于城市中心的某大型办公建筑作为研究试点，该建筑占地面积广阔，总楼层高达30层，建筑总面积达到70 000 m²。该建筑主要作为办公楼使用，内部配备了各种先进的设施和设备，包括高效的暖通空调系统。

在暖通空调系统方面，该建筑采用了双风道变风量系统，每层设置了2~4个系统，分别连接内、外区变风量末端装置。据统计，该建筑每层空调面

积约为2 000 m²，系统风量在15 000~30 000 m³/h。此外，该建筑还采用了先进的DDC控制系统，实现了对空调系统的智能化控制，有效提高了系统的运行效率和能源利用效率。对该建筑的暖通空调系统技术参数进行分析，见表1。

表1 建筑暖通空调系统技术参数

序号	参数名称	数值/描述
1	系统类型	双风道变风量系统
2	系统数量（每层）/个	2~4个
3	空调面积（每层）/m ²	2 300
4	冷水机组型号	离心式冷水机组
5	冷水机组制冷量/（kW/台）	4 395（共3台）
6	冷冻水进出口温度/℃	7/12
7	冷却水进出口温度/℃	32/37
8	控制系统类型	DDC控制系统
9	室内设计干球温度/℃	23~26
10	室内设计相对湿度（%）	40~50

在某次暖通空调系统运行中，当室内人员密度突然增加时，系统未能及时响应并调整送风量，导致室内温度迅速上升，超过了设定的舒适范围。

数据显示，在此时段内，室内人员密度从0.1人/m²增加到了0.15人/m²，而系统送风量并未随之增加，反而略有下降。导致室内温度从24℃迅速攀升至28℃，相对湿度也从45%上升至55%，严重影响了办公人员的舒适度和工作效率。

此次事件表明，双风道变风量调节自适应控制在面对人员密度等动态变化因素时，存在一定的滞后性和不准确性。

2. 实验步骤

实验前，确保暖通空调系统处于正常运行状态，且支持双风道变风量调节，将传感器网络部署在关键位置，用于实时监测室内环境参数（如温度、湿度、风速等）以及系统运行状态。搭建基于TensorFlow、PyTorch等深度学习框架的强化学习平台，用于模型训练与验证。在应用本文方法时，为确保算法可以达到预期的训练效果，按照表2所示的内容，设计深度强化学习算法的技术参数。

在训练过程中，不断调整模型参数。将训练好的深度强化学习模型部署至暖通空调系统控制器中，设置控制器的参数和阈值，以确保模型能够正确输出控制信号。

在此基础上，引进文献[1]提出的基于智能控制

的控制方法、文献[2]提出的考虑需求响应的控制方法，将其作为对照。

表2 深度强化学习算法的技术参数

序号	参数名称	数值/描述
1	算法类型	Deep Q-Network (DQN)
2	学习率	0.001
3	折扣因子	0.99
4	探索率	初始值0.9，随训练逐步降低至0.1
5	神经网络层数/层	3
6	隐藏层神经元数量/个	256
7	激活函数	ReLU
8	损失函数	均方误差
9	优化器	Adam优化器
10	训练批次大小	64

在实验平台中，设定通风道1的送风量目标值为14 000 m³/h，通风道2的送风量目标值为17 000 m³/h，同时应用三种方法，进行暖通空调双风道变风量调节自适应控制。

3. 实验结果与分析

在应用三种方法进行暖通空调双风道变风量调节自适应控制时，将控制后的双风道实际变风量与目标送风量进行对比，将其作为检验自适应控制方法的关键指标。以此为依据，统计三种方法的实验结果，如图2~图4所示。

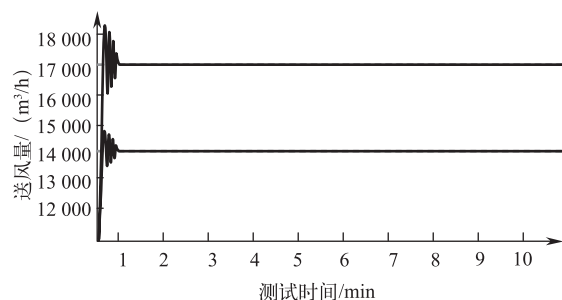


图2 本文方法双风道变风量调节自适应控制效果

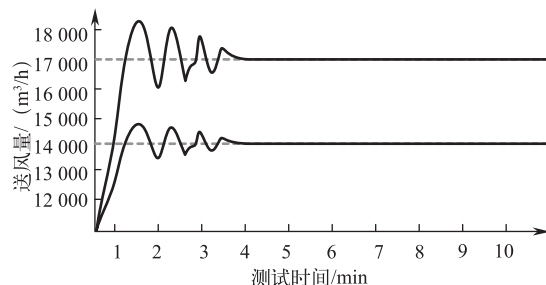


图3 文献[1]方法双风道变风量调节自适应控制

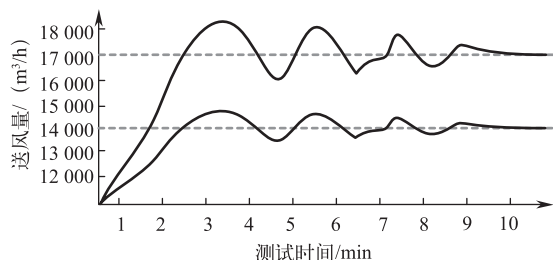


图4 文献[2]方法双风道变风量调节自适应控制

从图2可以看出,应用本文方法,可以在启动控制方法后,实现在1 min内,将暖通空调双风道变风量控制在目标值,且变风量达到设计值后,在后续时间内,变风量稳定在设定值,可以达到高准确度的控制需求。

从图3可以看出,应用文献[1]方法,可以在启动控制方法后,实现在4 min内将变风量控制在目标值。虽然控制后变风量稳定在设定值,但相比本文方法,文献[1]方法的控制速度较慢。

从图4可以看出,应用文献[2]方法,无法在实验时段内,将变风量控制在目标值。随着控制时间的推进,送风量波动值降低,但在10 min内一直未能稳定在设计值。

因此,在完成上述实验后,综合实验结果可以证明,本次设计的方法在实际应用中,可以实现对变风量调节的自适应控制,以此方式,使双风道送风量达到预期目标。

结束语

当前的暖通空调控制系统大多基于固定的控制逻辑和预设的参数,缺乏对环境变化的自适应能力。此种控制方式往往导致能源浪费、室内环境舒适度不佳等问题。特别是在双风道变风量系统中,由于风量的变化与室内负荷、环境温度和湿度等多种因素密切相关,传统的固定控制策略很难实现精准调节。深度强化学习作为一种新兴的机器学习技术,在决策和控制领域取得了显著成果。深度强化学习能够直接从高维度的环境输入中学习到最优的控制策略。在暖通空调双风道变风量调节中,深度强化学习可以通过与环境(即室内环境参数、风道状态等)的交互,学习到如何根据当前状态选择最优的控制动作(如调节风阀开度、风机转速等),

以实现风量的精准控制和室内环境的优化。因此,本文通过双风道通风模型。支路送风量调节,调节量闭环自适应控制,完成了此次设计。利用算法的自适应能力,根据环境的变化实时调整控制策略,从而提高系统的整体性能和能效。**EA**

(收稿日期:2024-10-15)

参考文献

- [1] 宋二强,于涛,梁晨,等.基于智能控制的变风量空调控制系统仿真及分析研究[J].节能,2024,43(8):6-9.
- [2] 韦应安,孟庆龙,辛东岳,等.考虑需求响应的变风量空调系统强化学习静压控制[J].建筑科学,2024,40(8):208-219.
- [3] 张超,银伟,张潇元.基于炉膛气氛场的锅炉燃烧区域风量调节与控制技术及应用[J].自动化应用,2024,65(14):69-72.
- [4] 赵乙凡,李威,姜昌伟.基于群体热感觉和区域占用率的多区域变风量空调系统优化控制方法[J].暖通空调,2024,54(2):98-106+141.
- [5] 张凤霖,童欣,胡北.核岛非稳态用户变风量系统设计方法及运行控制策略研究[J].暖通空调,2023,53(S2):294-298.
- [6] 高芬,张新生,黄晓一,等.基于余风量控制法的化工实验室变风量通风系统设计——以北京化工大学某实验楼为例[J].洁净与空调技术,2023(3):70-73,36.
- [7] 王君宜,毕海权,王宏林,等.基于融冰式变风量调节的真空管道列车热环境控制系统研究[J].铁道车辆,2023,61(4):11-17.
- [8] 夏本明,魏天骄,涂岱昕.文丘里阀与文丘里管蝶阀组合在排风柜变风量控制系统中的应用研究[J].暖通空调,2023,53(7):179-184.
- [9] 李闻龙.总风量法与定静压法结合的风量控制方法在变风量空调系统中的应用[J].暖通空调,2023,53(S1):78-81.
- [10] 夏本明,张聪.基于Modbus双路RS485总线在实验室变风量控制系统中的应用[J].工程技术研究,2023,8(11):13-15.