

文章编号:0253-4339(2023)03-0014-16
doi:10.3969/j.issn.0253-4339.2023.03.014

人工智能技术在家用空调节能减排领域的应用

邵俊强¹ 郑雨霖¹ 车铭江¹ 师雅博¹ 张晓波¹ 尹志鑫¹ 高能³ 柳张清¹
吴中越¹ 徐象国^{1,2}

(1 浙江大学制冷与低温研究所 浙江省制冷与低温技术重点实验室 杭州 310027;
2 浙江大学平衡建筑研究中心 杭州 310027;3 浙大宁波理工学院 宁波 315199)

摘要 家用空调的普及带来了能耗的快速增长,人工智能技术为家用空调节能减排的推进提供了强有力的工具。家用空调存在众多可能的节能减排路径,而人工智能技术更是种类繁多,目前业界尚未结合这两个方面进行系统化的梳理,本文尝试以家用空调节能减排的实现途径为脉络,在各途径下,总结整理各种可用的人工智能技术,并对每种技术进行简要介绍。由于大多数的人工智能技术均离不开数据的支持,因此本文在最后还介绍了通过联合仿真来高效获取训练数据的方法。

关键词 家用空调;节能减排;人工智能;数据

中图分类号:TU837.1;TP18

文献标识码:A

Application of Artificial Intelligence in the Field of Energy Conservation and Emission Reduction in Residential Air Conditioners

Shao Junqiang¹ Zheng Yulin¹ Che Mingjiang¹ Shi Yabo¹ Zhang Xiaobo¹ Yin Zhixin¹
Gao Neng³ Liu Zhangqing¹ Wu Zhongyue¹ Xu Xiangguo^{1,2}

(1. Institute of Refrigeration and Cryogenics, Key Laboratory of Refrigeration and Cryogenic Technology of Zhejiang Province, Zhejiang University, Hangzhou, 310027, China; 2. Center for Balance Architecture, Zhejiang University, Hangzhou, 310027, China; 3. NingboTech University, Ningbo, 315199, China)

Abstract The increase in the use of residential air conditioners in Chinese households has resulted in a rapid increase in energy consumption. The rapid development of artificial intelligence technology provides a powerful tool for advancement in this field. However, there are various potential energy conservation and emission reduction paths for residential air conditioners, in addition to a wide variety of artificial intelligence technologies, which have not yet been systematically defined by the industry in combination with these two aspects. This paper summarizes and classifies various available artificial intelligence technologies with respect to achieving energy conservation and emission reduction for residential air conditioners and provides brief descriptions of these technologies. Because most artificial intelligence technologies are inseparable from data support, this study also introduces a method of efficiently obtaining training data through joint simulation.

Keywords household air conditioner; energy conservation and emission reduction; artificial intelligence; data

近年来,中国经济快速发展,人民生活水平不断提高,但同时伴随着 CO₂ 排放量的增长。进入新世纪以来,中国碳排放增速显著加快,在 2004 年左右超过美国成为全球最大碳排放国。2020 年 9 月 22 日,中国国家主席习近平在联合国大会上提出中国将在 2030 年实现碳达峰,2060 年实现碳中和的战略目标,意味着节能减排将是中国未来几十年经济发展的重要工作之一。

家用空调是中国普通家庭的主要耗能电器之一。随着人们对人居环境质量要求的逐渐提高,空调走进了千家万户。国家统计局数据显示:截至 2020 年,中国居民平均每百户拥有空调 117.7 台,并保持持续增长趋势^[1]。与此对应的是家用空调能耗的急剧增长,从 2001 年的 82 亿 kW·h 到 2019 年的超过 1 000 亿 kW·h,19 年间增长逾 11 倍。家用空调夏季制冷耗电量约占中国城镇住宅总耗电量的 20%,优化家

基金项目:国家自然科学基金(51976181)资助项目。(The project was supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51976181).)

收稿日期:2022-08-25;修回日期:2022-10-25

用空调能耗将是中国下一阶段节能工作的重点之一^[2]。

人工智能技术 (artificial intelligence, AI) 是指通过计算机程序呈现人类智能的技术。随着机器人 AlphaGo 在 2017 年乌镇围棋峰会上以 3:0 击败世界围棋冠军柯洁, 人工智能技术一时大火, 进入公众视野。实际上在 AlphaGo 之前和之后, 人工智能已作为一个有力的工具深入至越来越多的细分领域, 也不乏出现在国内外学者对空调节能减排的研究中。然而, 家用空调存在众多可能的节能减排路径, 人工智能技术更是种类繁多, 目前业界尚未结合这两个方面做过系统化梳理。本文尝试以家用空调节能减排的实现途径为脉络, 在各途径下, 总结各项可用的人工智能技术, 并对每种技术进行简要介绍。

此外, 大多数人工智能是数据驱动的, 大量的数据对开发人工智能至关重要。围棋虽变幻无穷, 但终究是在特定规则下于棋盘之内的 361 个点上落子, 有迹可循。在确定规则后, AlphaGo 甚至可以通过自己与自己对弈积累海量数据。而在建筑和空调行业, 如何获得大量且种类丰富的数据, 是在此领域应用人工智能技术需要克服的一大挑战。为此, 本文除介绍人工智能技术外, 还将针对高效获取数据的问题简要研究。

1 分析框架

空调对全球变暖的总体影响可由总当量变暖影响 (total equivalent warming impact, TEWI) 进行描述。TEWI 又可分为直接影响 (direct effect, DE) 和间接影响 (indirect effect, IE)。直接影响是设备在使用期间释放的制冷剂带来的变暖影响, 包括最终处置时未回收的制冷剂损失; 间接影响是在设备的整个生命周期中, 用于产生能源以运行设备而燃烧的化石燃料所产生的二氧化碳排放的影响。直接影响、间接影响计算如下:

$$\text{直接影响} = \text{全球变暖潜值} \times [LN + M(1-a)] \quad (1)$$

$$\text{间接影响} = 8760NEb = 8760N \sum (Q_i / \text{COP}_i - Er)b \quad (2)$$

式中: L 为制冷剂年泄漏量, kg/a ; N 为系统使用寿命, a ; M 为制冷剂充注量, kg ; a 为制冷剂回收率; E 为空调能耗, kW ; Q_i 为 i 时刻建筑负荷, kW ; COP_i 为 i 时刻空调性能系数; Er 为可再生能源发电量, kW ; b 为电网排放因子, $\text{kg}/(\text{kW}\cdot\text{h})$; 8760 为 a 向 h 的转换系数, 代表每年 8760 h。

根据式 (1)、式 (2), 可逐项分析家用空调节能减排的途径。针对直接影响, 首先是开发低全球变暖潜值 (Global Warming Potential, GWP) 替代制冷剂, 近些

年开发的新型制冷剂有以 R744 (GWP = 1)、R290 (GWP = 20)、R600a (GWP = 20)、R1270 (GWP = 0) 等为代表的天然工质, 也有以 R161 (GWP = 4)、R1234yf (GWP = 4)、R1336mzz (Z) (GWP = 2) 等为代表的合成工质。其次是降低空调系统制冷剂泄漏量, 包括安装时防止泄漏, 运行中的泄漏检测和及时的泄漏修复。还可以通过优化系统设计, 在不降低系统性能的前提下, 减少充注量, 不仅能够减少泄漏, 还有利于一些弱可燃性制冷剂的推广应用。优化系统设计也有利于提高系统能效, 对降低间接影响也有帮助。最后是提高制冷剂回收率, 包括制冷剂回收技术的提高以及回收管理的完善。

针对间接影响, 首先是降低建筑热湿负荷, 同时提高空调能效。除了通过上述的系统设计优化 (如开发高效换热器和压缩机等“硬件”手段提高空调能效) 外, 各种“软件”手段也必不可少, 例如更好的变频控制算法, 可提高空调系统运行稳定性, 对提高空调能效至关重要。在运行阶段, 建筑与空调本为一体, 一些“软件”手段会同时影响建筑负荷和空调能效, 在分析时一般难以分割。例如, 空调系统可通过控制室内温湿度影响室内负荷, 而室内温湿度的改变同时影响空调系统的能效; 回风温湿度的升高能够使蒸发温度增加, 能效也因此提高。空调系统的首要任务是在复杂的建筑热工特性下提供舒适的人居环境, 因此室内温湿度不应也无法随意控制, 对人员在室内率、建筑实时热湿负荷、用户热舒适等要素进行感知和预测是进行先进室内温湿度控制的前提。此外, 合理的空调系统选型有利于在实际运行中更多地处于高效运行区间, 而所谓“合理”又取决于对建筑负荷的准确估计。

负荷与能效的比值是空调系统的耗电量, 若耗电量中有一部分是由不产生温室气体的可再生能源提供的, 则需要减去可再生发电, 然后乘以不可再生能源发电的排放因子和使用总年限, 才是实际的间接影响。对于可再生能源和排放因子, 一般认为与空调系统无关。实际上, 作为需求侧重要的能耗终端, 空调可通过需求响应的方式提升可再生能源消纳能力, 保证电力可靠稳定供应。

下面将根据上述分析框架, 介绍人工智能技术如何协助实现家用空调节能减排。

2 针对直接影响的 AI 技术

2.1 替代制冷剂开发

人工智能在开发替代制冷剂领域的应用可分为三个层级。第一层级是代替经验模型或物理模型, 用

于表征制冷剂宏观物性。制冷剂的开发过程涉及对新物质物性的预测,传统的做法是从吉布斯自由能等参数出发,建立物理方程,并结合实验数据确定方程系数。该类方程一般仅适用于比较狭窄的工况范围,工质类型的改变或压力、温度区间的改变均会导致模型的重建。人工智能在该层级的应用主要涉及一些机器学习的回归算法 (regression)。H. Zolfaghari 等^[3-7] 尝试采用人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 构建制冷剂物性模型。人工神经网络是模仿生物神经元信号传递过程,可通过网络方式可视化建立输入输出关系的非线性方程。通过学习更大范围的数据,不同分子结构对制冷剂比热容、黏度、导热系数、密度、流动阻力等物性的影响被隐含在联结人工神经网络节点的权重之中。这些回归也可通过支持向量回归 (support vector regression, SVR) 实现^[6-7]。支持向量回归的基本原理是根据样本数据构建超平面,使“距离”超平面最远的样本点的“距离”最小。此外,还有基于决策树 (decision tree, DT) 的梯度提升树 (gradient boosting decision tree, GBDT) 和随机森林 (random forest, RF) 回归法^[7-8]。决策树是一系列判决规则 (if-then) 的树状集合,依据树中的判决规则预测未知样本的类别或值。梯度提升树属于梯度提升机的一种,是一种提升算法 (boosting)。梯度提升机通过串联多个高偏差的弱学习机形成强学习机,以降低整体偏差。梯度提升树是以决策树为弱学习机,后面的树拟合前面树的误差,最后通过权重加和得到最终结果的强学习机。随机森林则是由多棵随机生成的决策树并联成的“森林”,属于袋装算法 (bagging),通过综合每棵树的结果决定最终输出。

人工智能应用的第二层级是协助建立微观与宏观之间的联系。例如将来自 COSMO-RS 模型的制冷剂分子描述符输入人工神经网络,由人工神经网络输出 soft-SAFT 状态方程所需的参数,最后由 soft-SAFT 状态方程获得诸如密度、热容、声速、蒸气压等宏观物性^[9]。该方法大幅降低了状态方程模型对实验数据的依赖,能够帮助高效筛选出拥有优异热力学性能的替代制冷剂。

人工智能应用的第三层级深入到更为微观的分子动力学领域。分子动力学模拟的计算量随粒子数的增加而指数级上升,准确模拟几千个分子间的相互作用已非常复杂,但对于预测宏观物性而言还远远不够。Jia Weile 等^[10] 用深度神经网络 (deep neural network, DNN) 代替高维函数,结合高性能图形处理器 (graphics processing unit, GPU) 并行计算优化,在保持计算精度的前提下,将分子动力学模拟规模推到了亿

级原子数。深度神经网络简单来说就是多隐藏层的人工神经网络,相比于单隐藏层神经网络,深度神经网络特征学习能力更强,可以建立更复杂的非线性关系。

表 1 所示为替代制冷剂开发领域的人工智能应用。

2.2 制冷剂泄漏检测

制冷剂泄漏会造成制冷剂充注量的变化,进而带来空调系统运行参数的变化,这为利用人工智能检测制冷剂泄漏提供了可能性。制冷剂充注量故障检测是空调系统故障检测的一个子集,目前关于故障检测领域的研究较多,本节涉及的文献主要是关于充注量检测分支,但技术原理可拓展应用至其他故障诊断领域。人工智能在充注量故障检测方面的应用主要涉及各种机器学习分类算法 (classification),根据空调系统各种运行参数的变化,对过充、欠充情况及其程度进行分类。

分类与回归是监督学习的两个主要任务,二者的底层数学逻辑是相似的,因此用于回归的人工智能方法通常也可以用于分类,反之亦然。例如前文提及的用于回归的人工神经网络^[11-12]、决策树^[13-14]、随机森林^[13,15]、梯度提升树^[15-16],以及与支持向量回归类似的支持向量数据描述 (support vector data description, SVDD)^[17] 和支持向量机 (support vector machine, SVM)^[13,15,18] 等均被学者用于制冷剂充注量检测的分类场景。

贝叶斯网络 (bayesian network, BN) 是一种概率图模型,结合了图论和概率论,模拟人类推理过程中的因果关系,在故障诊断领域应用非常广泛,也被应用于制冷剂充注量检测^[19]。此外,还有加权 K 邻近算法 (weighted K-nearest neighbor, WKNN)、AdaBoost. M1 算法^[15] 等。K 邻近算法通过计算未知样本与最近的 K 个已知样本之间的距离,根据少数服从多数的投票法则,将未知样本与 K 个最邻近已知样本中所属类别占比较多的归为一类。加权 K 邻近算法是在 K 邻近算法基础上的改进,根据距离给不同已知样本设置不同的权重,提高距离近的样本的重要性。AdaBoost 算法是一种提升算法,用于二分类场景,原理是首先对所有已知样本以初始权重训练出弱学习机 1,根据弱学习机 1 的分类表现,赋予分类错误的样本以更大的权重,重新训练获得弱学习机 2,依此循环往复,最终对所有弱学习机进行权重加和获得强学习机。AdaBoost. M1 则是 AdaBoost 的改进,用于多分类场景。区别于 AdaBoost 的权重更新规则,由于不知道分类错误的样本应该归于哪类,AdaBoost. M1 赋予分类正确的样本以更小的权重来训练

表 1 替代制冷剂开发领域的人工智能应用
Tab.1 Artificial intelligence applications in alternative refrigerant development

作者	年份	AI 技术	作用	备注
第一层级:代替经验模型或物理模型表征某些物性				
H. Zolfaghari 等 ^[3]	2017	神经网络	预测不同摩尔分数、温度、制冷剂、润滑油下, 制冷剂-润滑油混合物的密度	对比传统经验模型或物理模型, 提高制冷剂物性模型通用性
Gao Neng 等 ^[4]	2019	神经网络	预测 HFC/HFO 类制冷剂的定压比热容	
Wang Xuehui 等 ^[5]	2020	神经网络	预测 HFC/HFO 类制冷剂的黏度和导热系数	
A. Khosravi 等 ^[6]	2018	神经网络、支持向量回归	对比了神经网络与支持向量回归在水平铜管中 R407C 制冷剂压降预测方面的性能	面对复杂的两相流流动场景, 对比传统分析模型提高了准确性
M. T. Hughes 等 ^[7]	2021	支持向量回归、随机森林回归、神经网络	对比了 3 种机器学习方法在不同管径冷凝器中制冷剂压降和传热系数预测方面的性能	
G. A. Longo 等 ^[8]	2020	梯度提升树	预测多种制冷剂在钎焊板式换热器中的冷凝、蒸发两相流压降	
第二层级:协助建立微观结构与宏观物性之间的关系				
I. I. I. Alkhatib 等 ^[9]	2022	神经网络	通过神经网络建立 COSMO-RS 模型与 soft-SAFT 状态方程模型之间的桥梁, 神经网络输入来自 COSMO-RS 模型的制冷剂分子描述符, 输出 soft-SAFT 状态方程所需的参数, 最后由 soft-SAFT 状态方程获得诸如密度、热容、声速、蒸气压等宏观物性	降低了状态方程模型对实验数据的依赖, 高效筛选热力学性能优异的替代制冷剂
第三层级:加速分子动力学模拟				
Jia Weile 等 ^[10]	2020	神经网络	以深度神经网络代替高维函数, 结合高性能 GPU 并行计算优化, 在保持计算精度的前提下, 将分子动力学模拟规模推到亿级原子数	推动快速、高精度、大尺度分子动力学模拟

新的弱学习机,最后通过弱学习机的权重投票获得用于多分类的强学习机。

表 2 所示为制冷剂充注量检测领域的人工智能应用。较多的研究是针对不同算法对比^[13,15],但应注意优劣结果是有条件的,并无绝对优秀的人工智能方法,在不同的应用场景中,结论一般不同。

2.3 空调系统设计优化

系统设计优化可同时作用于直接影响和间接影响。优化的思想与回归或分类的思想截然不同。回归或分类的目标是建立众多输入与输出之间的关系,而优化则是在众多输出中进行优劣对比,确定符合要求的输入。优化的基础是输入与输出之间已建立关系,该关系可以是简单的方程式表述,也可采用前文所述的回归或分类算法来建立。

智能优化算法大多是对人类社会或自然界的模仿,通过迭代搜索,求解复杂优化问题的最优解或次优解。例如教学优化算法(teaching-learning based optimization, TLBO)是模拟课堂教学过程的优化算法,

将寻优过程分为“教”和“学”两个阶段。“教”是以群体中当前适应度最好的个体为教师,其他个体通过向教师学习提高整体适应度;“学”则是通过个体之间的随机交流,通过向更优的个体学习,提高个体适应度。在此基础上还可通过引入多个教师进行改进,以加快教学进度^[20]。遗传算法(genetic algorithm, GA)^[21-25]是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程,由经过基因编码的一定数目的个体(染色体)组成初代种群,在每一代根据个体的适应度进行选择,并根据遗传算子进行交叉和编译,在设定的控制参数下逐代演化出越来越优的近似解。蚁群算法(ant colony optimization, ACO)^[22]受蚂蚁觅食行为启发,用蚂蚁的行走路径表示可行解,路径较短的蚂蚁释放的信息素量较多,随着不断迭代,较短路径上积累的信息素浓度逐渐增高,选择该路径的蚂蚁个数也逐渐增多,最终蚁群会在正反馈的作用下集中到最佳的路径上,此时对应的路径便是最优解。

表 2 制冷剂充注量检测领域的人工智能应用

Tab.2 Artificial intelligence applications in refrigerant charge fault detection

作者	年份	AI 技术	作用
Shi Shubiao 等 ^[11]	2018	神经网络	判断多联机系统制冷剂充注状况(过充、正常、欠充)
陈志杰等 ^[12]	2019	神经网络	分别利用神经网络和梯度提升树修正数据机房空调制冷剂充
Zhu Xu 等 ^[16]	2019	梯度提升树	注量拟合模型的误差,改善制冷剂充注量拟合模型的识别精度
周璇等 ^[13]	2020	随机森林、支持向量机、决策树	对比三种机器学习算法在不同故障特征维度和训练集大小下对冷水机组充注量的检测效果
肖坤等 ^[14]	2018	决策树	根据气液分离器出管温度、冷凝温度判断多联机系统制冷剂充注状况
Li Zhengfei 等 ^[15]	2020	随机森林、支持向量机、梯度提升树、加权 K 邻近算法、AdaBoost. M1	利用随机森林与递归特征消除法从 21 个故障特征中筛选出 6 个主要特征,对比了随机森林、支持向量机、梯度提升树、加权 K 邻近算法、AdaBoost. M1 五种分类算法在制冷剂充注量故障诊断中的性能
徐廷喜等 ^[17]	2019	支持向量数据描述	利用主成分分析法确定故障特征,根据制冷量、输入功率、质量流量、过冷度判断变频空调系统制冷剂泄漏比例
Sun Kaizheng 等 ^[18]	2016	支持向量机	根据 7 个故障特征判断多联机系统制冷剂充注状况
Hu Min 等 ^[19]	2018	贝叶斯网络	根据 6 个运行参数判断多联机系统制冷剂充注状况

此外还有模拟鸟群捕食行为的粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)^[25-27],参考金属冶炼退火过程的模拟退火算法 (simulated annealing, SA)^[22],源于宇宙大爆炸和收缩理论的大爆炸算法 (big bang-big crunch, BB-BC),模拟自然界中水循环过程的水循环算法 (water cycle algorithm, WCA)^[28] 等。智能优化算法被用于换热器结构^[20,22,24-25,28-29]、翅片^[21]、压缩机结构^[26-27]、热电制冷器几何参数^[23] 等制冷系统关键部件的优化设计,在各种多变量寻优

场景中也都有广泛应用。其种类不一而足,改进更是数不胜数,难以一一介绍。

根据不同的寻优搜索原理,智能优化算法大体可分为基于进化(如遗传算法、差分进化、遗传规划等)、群智能(如粒子群算法、蚁群算法、灰狼算法等)、人类社会(如教学优化算法、团体搜索优化、联赛冠军算法等)和物理化学过程(如模拟退火、大爆炸算法、水循算法等)4类。表 3 所示为人工智能在空调系统设计优化领域的应用。

表 3 空调系统设计优化领域的人工智能应用

Tab.3 Artificial intelligence applications in air conditioning system design optimization

作者	年份	AI 技术	作用
R. V. Rao 等 ^[20]	2013	改进的教学优化算法	板翅式换热器和管壳式换热器成本、传热效率多目标优化
谭尚进 ^[21]	2013	遗传算法	板翅式换热器芯体尺寸和翅片结构优化设计以及从现有翅片库中的翅片优选
M. Reyes-rodríguez 等 ^[22]	2014	混合蚁群算法、模拟退火、遗传算法	采用 3 种智能优化算法对管壳式换热器结构进行优化设计,并对比了它们的成本
孙鹤楠 ^[23]	2019	非支配排序遗传算法	优化热电制冷器的几何参数
程星星 ^[24]	2021	带精英策略的快速非支配排序遗传算法	优化四排平直翅片换热器结构
J. P. Sai 等 ^[25]	2022	遗传算法、粒子群算法	结合遗传算法和粒子群算法优化管壳式换热器结构以降低成本
S. Ma 等 ^[26]	2018	粒子群算法	优化离心式压缩机环形腔体形状以提高其运行稳定性
G. Cavazzini 等 ^[27]	2020	粒子群算法	优化涡旋式压缩机几何参数
S. Singh 等 ^[28]	2022	大爆炸算法、灰狼算法、水循环算法	对比 3 种智能优化算法对板框式换热器优化设计的效果
Yuan Yuyang 等 ^[29]	2022	自适应多目标差分进化算法	优化微翅螺旋盘管换热器结构参数以降低成本提高换热性能

3 针对间接影响的 AI 技术

3.1 降低负荷与提高能效

建筑与空调作为一个整体,降低建筑热湿负荷和提高空调能效的手段一般有重叠,在分析时难以分割。因此本节的内容将综合两方面进行介绍。

人工智能技术在对负荷和能效优化方面发挥的作用主要为预测和控制。预测最终也是为了高效控制而服务,例如预测室内温湿度的变化,空调系统控制器可做出更好的判断。虽然此处的预测也是为了建立输入与输出的关系,但与筛选制冷剂的预测不同,由于建筑本身的热湿惰性,室内温湿度的预测需要处理时滞问题,即当前的输入可能需要过一段时间才会反映到输出上,因此需要相应的人工智能技术能够额外考虑时间这个参量,例如在人工神经网络的基础上加入延迟和反馈机制,建立带外部输入的自回归神经网络^[30-31]。循环神经网络(recurrent neural network, RNN)(或称“递归神经网络”)将上一时刻隐藏层的输出作为下一时刻隐藏层的输入之一,使神经网络具有短期记忆能力,也适用于处理时序信息。长短期记忆神经网络(long short term memory network, LSTM)^[32-34]是一种近年来在涉及时间序列预测的研究中出现频率较高的循环神经网络,它通过更为复杂

的前后信息传递关系,使神经网络具有选择遗忘和长期记忆功能,解决了时序信息的大跨度依赖问题。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是一种具有局部信息提取功能的深度神经网络,常用于图像识别领域。A. Bellagarda 等^[34]将温度曲线作为一种特殊图形来处理,根据前一段时间的历史温度曲线特征,推测未来温度的可能变化。

为降低学习成本,极限学习机^[35-36]、迁移学习^[34]等方法也在相关研究中被采用。目前最常用的人工神经网络训练方法是反向传播算法,通过计算网络权重对预测误差的偏导数调整权重,计算量较大。极限学习机(extreme learning machine, ELM)采用快速学习算法,随机设置神经网络输入层到隐藏层的权重以及隐藏层的阈值,并通过矩阵运算直接得到隐藏层到输出层的权重,实现了对单隐藏层神经网络的快速学习。迁移学习(transfer learning, TL)是一种机器学习概念,通过从已学习的相关任务中转移知识来改进学习新的任务。例如训练一个神经网络用于预测某一房间的温度,再将该神经网络用于其他房间时,保持神经网络某些层不变,用少量新数据训练部分层,以此降低训练难度并减少所需数据量。

表 4 所示为人工智能在室内温湿度预测领域的应用。

表 4 室内温湿度预测领域的人工智能应用

Tab.4 Artificial intelligence applications in indoor temperature and humidity prediction

作者	年份	AI 技术	作用
Lu Tao 等 ^[30]	2009	带外源输入的自回归神经网络	室内温湿度预测
Z. Afroz 等 ^[31]	2018	带外源输入的自回归神经网络	商业建筑内温度预测
Xu Chengliang 等 ^[32]	2019	人工神经网络、支持向量机、决策树、长短期记忆神经网络	对比 4 种机器学习算法在单步和多步预测公共建筑室内温度变化时的表现
Fang Zhen 等 ^[33]	2021	长短期记忆神经网络	一栋办公建筑内多个房间的温度预测
A. Bellagarda 等 ^[34]	2022	一维卷积神经网络、长短期记忆神经网络、迁移学习	训练了两种神经网络用于预测一栋学校建筑整体以及其中 3 个不同房间的温度,利用迁移学习降低实际应用中神经网络重新训练所需的数据量
S. Kumar 等 ^[35]	2019	极限学习机、粒子群算法	利用粒子群算法从 24 个参数中优选合适的极限学习机输入项,用于室内温度预测
P. Potočník 等 ^[36]	2019	自回归模型、人工神经网络、极限学习机	对比 3 种机器学习算法在不同预测时域(1~12 h)下对一幢模拟居民建筑室内温度预测的表现

准确预测室内热湿负荷,也有助于空调控制器提前预判需求,在控制参数间做优化选择。对室内热湿负荷的预测可分为两类:实时预测^[37-41]和对一段较长时间总负荷的预测(如预测整个制冷季的总冷负

荷)^[42-44]。前者与温湿度预测相同需要利用自回归等方式考量时滞性,而后者不具有时滞性。人工神经网络^[37-39,42,44]、支持向量机(支持向量回归)^[37-40]、贝叶斯网络^[38]、偏最小二乘回归^[40]、随机森林^[41]、线

性回归^[42]、高斯过程回归^[42]、决策树^[43]等机器学习回归算法在相关研究中得到广泛应用。负荷预测的难点并不在于这些算法本身,而在于影响负荷的因素过多,难以获得一个覆盖所有因素变化影响的数据库。因此,在有限数据下训练得到的负荷预测模型,其应用自然也受限于训练数据所能覆盖的工况。对负

荷影响机理的理解会有助于更好地应用这些人工智能技术。例如 Zhao Jing 等^[40]通过小波变换将办公建筑历史冷热负荷数据划分为长波和短波,并对这两部分分别用偏最小二乘回归和支持向量回归进行预测。

表 5 所示为人工智能在室内热湿负荷预测领域的应用。

表 5 室内热湿负荷预测领域的人工智能应用
Tab.5 Artificial intelligence application in cooling load prediction

作者	年份	AI 技术	作用
Li Qiong 等 ^[37]	2009	人工神经网络、支持向量机	对比人工神经网络和支持向量机对一栋办公建筑逐时冷负荷预测的效果
Huang Sen 等 ^[38]	2018	贝叶斯网络、人工神经网络、支持向量机	对比 3 种机器学习算法对一个校园冷量需求的预测效果
Zhou Xuan 等 ^[39]	2019	支持向量回归、人工神经网络	对比人工神经网络和支持向量回归在商用建筑逐时冷负荷预测中的效果
Zhao Jing 等 ^[40]	2018	偏最小二乘回归、支持向量机	通过小波变换将办公建筑历史冷热负荷数据划分为长波和短波,对这两部分分别用偏最小二乘回归和支持向量机对未来冷热负荷进行预测
Gao Zhikun 等 ^[41]	2022	随机森林、改进鲸鱼优化、极限学习机	利用随机森林筛选极限学习机的输入,利用改进鲸鱼优化算法优化极限学习机的参数,利用该优化后的极限学习机预测大型商业建筑冷负荷
R. S. Sekhar 等 ^[42]	2018	多元自适应回归样条、极限学习机、线性回归、人工神经网络、高斯过程回归、径向基神经网络	对比 7 种机器学习算法(6 种单一算法和多元自适应回归样条+极限学习机混合算法)对居民建筑冷热负荷预测的效果
N. Pachauri 等 ^[43]	2022	决策树、洗牌蛙跳优化	利用洗牌蛙跳优化算法优化决策树模型超参数,预测模拟居民建筑的冷热负荷
Xu Yuanjin 等 ^[44]	2022	人工神经网络、遗传算法、粒子群算法、种群增量学习进化算法、进化策略优化、蚁群优化、生物地理学优化	对比利用 6 种不同的智能优化算法训练的人工神经网络对模拟居民建筑冷热负荷预测的效果

室内气流组织除了直接影响用户的热舒适外,同时是影响建筑负荷和空调能效的重要因素。预测难度相比温湿度和热湿负荷的预测增加较多。传统气流组织预测一般依赖于计算流体力学(computational fluid dynamics, CFD),需要求解一系列复杂的非线性方程,对于一些空间结构复杂或流场需要划分的网格数较多的场景,其求解时间常以天为单位,这对空调系统实时运行控制无法接受。利用人工智能技术可以加速 CFD 模拟过程。最直接的方式是尝试采用人工神经网络^[45-47]、深度神经网络^[48]、卷积神经网络^[49-50]、长短期记忆神经网络^[51]等对 CFD 模拟流场进行重建,即先使用 CFD 生成流场数据,再用这些数据训练神经网络,让神经网络学习到各种边界条件下

的流场状态。成功学习后,可以在毫秒时间内直接给出流场预测结果,不过目前这些学习案例主要局限于二维流场。另一些做法是利用神经网络替代 CFD 模拟中的部分求解过程,例如利用人工神经网络修正 CFD 模拟中 $k-\epsilon$ 模型的模型常数^[52],构建 Spalart-Allmaras 湍流模型闭合项^[53],学习雷诺应力各向异性张量^[54],求解 N-S 方程^[55]等。神经网络的构成一般不具备物理含义,物理神经网络(physics-informed neural network, PINN)则在计算损失函数时引入物理方程,使训练结果满足物理规律, Luo Shirui 等^[56]将其用于校准 RANS 湍流模型的参数。

目前利用人工智能技术预测气流组织还处于发展阶段。除了对复杂的场景开发合适的算法外,还需

要解决这些模型对训练场景的依赖。在用户真实的应用场景中,空调的安装位置、空间中的家具摆放等存在无穷多的可能。空调如何能够自动生成不同场景的几何模型以及如何在全新的几何模型中快速求解气流组织,是极大的挑战。但结合图像识别、室内

定位等新技术,这一方向的研究是值得期待的。而掌握了气流组织的实时控制能力,空调也就真正具备了面向对象的环境调节能力,这对于提升能效是有极大帮助的。表 6 所示为人工智能在室内气流组织预测领域的应用。

表 6 室内气流组织预测领域的人工智能应用
Tab.6 Artificial intelligence applications in indoor airflow field prediction

应用	作者	年份	AI 技术	作用
重建 流场	M. Milano ^[45]	2002	神经网络	拓展 POD 方法,构建一个非线性神经网络模型重建湍流通道流中的近壁流动
	T. Ayata 等 ^[46]	2007	神经网络	利用 FLUENT 模拟数据开发神经网络预测室内平均和最大空气流速
	Song Zhihang 等 ^[47]	2013	神经网络、遗传算法	开发基于 CFD 的神经网络模型,与遗传算法结合,对指定的输出变量(如服务器机架入口温度)的运行条件进行反预测
	Zhou Qi 等 ^[48]	2020	神经网络	对比两种不同的神经网络结构预测二维房间气流分布的效果
	L. Guastoni 等 ^[49]	2021	卷积神经网络	预测明渠湍流中不同壁面法向位置的二维速度波动场
	K. Fukami 等 ^[50]	2019	卷积神经网络、混合降采样 跳过连接/多尺度模型	对比两种模型根据低分辨率输入数据准确重建高分辨率湍流场的效果
改进物 理模型	L. Guastoni 等 ^[51]	2019	长短期记忆神经网络	预测湍流切变流动态行为
	S. Yarlanki 等 ^[52]	2012	神经网络	利用神经网络修正 CFD 模拟中 $k-\epsilon$ 模型的模型常数
	B. D. Tracey 等 ^[53]	2015	神经网络	构建 Spalart-Allmaras 湍流模型闭合项,研究机器学习帮助湍流模型发展的潜力
	Ling Julia 等 ^[54]	2016	张量基神经网络	将伽利略不变性嵌入到神经网络中,学习雷诺应力各向异性张量
	Wang Tongsheng 等 ^[55]	2021	神经网络	利用神经网络求解 N-S 方程
	Luo Shirui 等 ^[56]	2020	物理神经网络	校准 RANS 湍流模型参数

根据人员的在室情况调节空调的运行状态也是一种面向对象的控制方法。可分为两个层级:其一是预测室内人员数量,从而为空调控制提供参考。CO₂ 浓度、室内温度、室内声音、WiFi 信号、照明功率等均可作为推测室内人员数量的参数,根据这些参数,同样可采用前文多次提及的神经网络^[57-59]、支持向量机^[57,59-60]、决策树^[61]、梯度提升树^[62]、K 邻近算法^[59]等回归和分类算法对人员数量进行预测。其二是着眼于进一步预测人员在室内的具体位置^[63-64]。由于人员活动具有极大的不确定性,在预测人员数量和位置时,一些带概率信息的算法通常更加适用,如马尔可夫链^[63]、隐马尔可夫模型^[57,61]、概率神经网络^[64]等。

表 7 所示为人工智能在人员在室情况预测领域的应用。

空调系统的基本任务是保障室内人员的热舒适感受,节能减排工作显然不能以牺牲热舒适为代价,因此也需要对人员的热舒适感受做出合理的判断、预测,并据此对室内环境参数施以适当的控制。这 3 个关键词也同样表征 3 个不同的层面,判断层面最为广泛采用的判定热舒适的方法是 PMV 模型,但该模型所需的信息很多在实际应用中难以获取。因此较多研究致力于尝试使用其他方法来替代 PMV 模型,例如利用人体表皮温度、心率等生理参数建立新的热舒适模型^[65-67]。预测层面较受关注的是个体热偏好模型。无论是 PMV 模型还是皮肤温度模型,均是基于

表 7 人员在室情况预测领域的人工智能应用
Tab.7 Artificial intelligence applications in occupancy detection

作者	年份	AI 技术	作用
Dong Bing 等 ^[57]	2010	隐马尔可夫模型、人工神经网络、支持向量机	根据 CO ₂ 传感器、声学传感器等采集到的信息,对比 3 种机器学习算法对室内人员数量预测的效果
A. Javed 等 ^[58]	2015	人工神经网络、粒子群算法	根据室内温度、CO ₂ 浓度等信息推测室内人员数量,人工神经网络由粒子群算法训练
Wang Wei 等 ^[59]	2018	人工神经网络、KNN、支持向量机	根据 CO ₂ 传感器、温度传感器、湿度传感器等提供的环境参数和 WiFi 数据对比 3 种机器学习算法预测室内人员数量的效果
Wang Wei 等 ^[60]	2017	动态马尔可夫时间窗口推理、自回归移动平均模型、支持向量机	根据 WiFi 指纹,对比 3 种机器学习算法预测室内人员数量的效果
S. H. Ryu 等 ^[61]	2016	决策树、隐马尔可夫模型	根据室内外 CO ₂ 浓度、电器和照明功率对室内人员数量进行检测和预测
Yang Jianghong 等 ^[62]	2019	梯度提升树	通过新旧接收点 WiFi 信号强度之间的关系建立梯度提升树回归模型,当接收点位置发生变化时,减少模型在训练所需的工作量
王闯等 ^[63]	2015	马尔可夫链	综合考虑人员作息的确定性和走动的不确定性,预测建筑内人员位置
Yang Bo 等 ^[64]	2015	概率神经网络	利用概率神经网络提高热电红外传感器跟踪系统多个个体目标定位和跟踪的精度

统计意义的,但每个人对于热环境的感受是不同的。一些研究致力于利用人行为的历史数据,通过收集调节风扇、加衣服、挽袖子等动作,预测个体的热偏好^[68-70]。这些热舒适、热偏好模型也是建立各种映射关系,因此建模过程同样可利用各种人工智能回归和分类算法。控制层面的控制算法大体可分两大类,一类是控制过程中需要依赖系统模型的控制算法,即基于模型的控制算法。上面提及的各种热舒适、热偏好模型可包含其中。有一点需要补充说明:传统上认为“基于模型”的“模型”通常是指空调模型、建筑模型等与人员无关的“系统”模型,基于此理解的空调控制实际的控制目标为室内温度、湿度等环境参数,而非室内人员是否舒适,但空调的真正服务对象是室内的人员,而非室内环境。基于面向服务对象这一认识的“系统”应当将室内人员包含其中,“系统”模型应包括人体热舒适模型,正如传统认识中用于模型控制的空调系统的完整建模同样需要将建筑模型包含其中一样。另一类控制算法可不依赖模型,如常见的 PID 控制以及模糊逻辑控制^[71-72]。模糊逻辑控制依靠专家经验组成知识库,可以很好地适用于复杂的非线性系统,但实施的最大难点正是没有系统的方法来建立该专家知识库。Xu Xiangguo 等^[73]提出基于权重规则表的新型模糊逻辑控制算法,并在

此基础上深入研究了权重设置规律^[74-75],很好地解决了该问题。表 8 所示为人工智能在热舒适及控制领域的应用。

3.2 配合可再生能源,降低排放因子

可再生能源和排放因子一般被认为是供给侧的课题。随着可再生能源渗透率的提升,电网稳定性问题日益突出。《“十四五”可再生能源发展规划》^[76]明确提出高质量发展可再生能源发电的目标,通过提升可再生能源的消纳和存储能力,保证电力可靠稳定供应。可再生能源的随机性和波动性除了可通过储能消纳外,如果需求侧的用电量能够根据供给侧的发电量变化而变化,同样也能在一定程度上解决该问题,这被称为需求侧响应或虚拟电厂技术。空调是需求侧的主要用电终端之一,并且由于建筑的热湿惰性和人员的热适应,适当地调节空调能耗并不会对用户热舒适造成破坏。因此空调系统在需求响应领域可大有作为。

空调在需求响应方面的应用也可分为两个层级。第一层是时间尺度以小时(h)或天(d)为单位的调峰响应。电力部门会根据电力供需状况实施峰谷电价、分时电价、尖峰电价、实时电价等措施引导电力需求削峰填谷,空调系统可利用这种调节信号,对电费、热舒适和尖峰能耗等进行多目标优化。这些优化可通

表 8 热舒适及控制领域的人工智能应用

Tab.8 Artificial intelligence applications in thermal comfort and control

作者	年份	AI 技术	作用
Dai Changzhi 等 ^[65]	2017	支持向量机	建立受试者皮肤表面温度和热舒适之间的关系
Li Da 等 ^[66]	2017	随机森林	建立用户心率、体表温度、室内温度、湿度、CO ₂ 浓度等与用户热舒适之间的关系
Li Da 等 ^[67]	2019	深度神经网络	根据人脸表皮温度建立热舒适模型
J. Kim 等 ^[68]	2018	决策树、高斯过程分类、梯度提升树、支持向量机、随机森林、正则化逻辑回归	通过不同个体对个人风扇的调节行为,对比 6 种机器学习算法对个体热偏好学习的表现
Peng Yuzhen 等 ^[69]	2019	人工神经网络	通过收集用户的空调设定数据,建立时间、室内外温度、室内 CO ₂ 浓度与用户偏好设定点之间的关系,建立个体热偏好模型
Liu Yanchen 等 ^[70]	2021	支持向量机、随机森林、KNN、决策树	通过不同个体的自适应调节手段(如加衣服、盖毯子、脱衣服、挽袖子)等建立个体热偏好模型
L. Ciabattani 等 ^[71]	2015	模糊逻辑控制	根据 PMV 和室外温度利用模糊逻辑控制调节空调系统送风量
Li Wei 等 ^[72]	2021	模糊逻辑控制	根据用户反馈建立的个体热感觉模型,采用模糊逻辑控制算法调节空调设定点
Xu Xiangguo 等 ^[73]	2012	模糊逻辑控制	提出新型权重模糊逻辑控制算法和权重设置规律,解决模糊逻辑控制对专家经验的依赖
Zhong Ziwen 等 ^[74]	2017	模糊逻辑控制	
Shao Junqiang 等 ^[75]	2022	模糊逻辑控制	

过基于模型的预测控制实现,通过神经网络等人工智能方法建立建筑热力学模型、空调模型、人员热舒适模型等,然后利用遗传算法等智能优化算法进行多目标寻优^[77-80]。还有较多研究着眼于利用强化学习的方法对空调运行状态进行最优决策^[81-83]。强化学习(reinforcement learning)类似于人类的学习过程,利用主体(agent)和环境(environment)两方面的交互进行学习,主体的每个行动(action)都会造成环境状态(state)的变化,该状态的变化会对应一个奖励(reward),主体依据一系列行动后获得的总奖励学会在特定状态下应该采取什么合适的行动。强化学习不仅能

够利用现有训练数据,还可通过与环境的交互创造新的数据,前文中提到的 AlphaGo 就是一个可以在对弈中不断积累数据进行自我优化的强化学习机器人。

第二个层级则是时间尺度以秒(s)甚至毫秒(ms)为单位的调频响应。当可再生能源发电出现突变时,不仅会影响总的电力供应,还会影响电网频率,频率的大幅波动将会对用电设备产生较大的损害。空调参与调频响应的响应时间一般较短,对用户热舒适的影响较小,但对压缩机运行安全会有一定的冲击,因此对电机控制算法提出了新的要求。表 9 所示为人工智能在需求响应领域的应用。

表 9 需求响应领域的人工智能应用

Tab.9 Artificial intelligence applications in demand response

作者	年份	AI 技术	作用
Hu Maomao 等 ^[77]	2018	遗传算法	以建筑热环境灰盒模型为基础,结合日前电价、天气预报,采用遗传算法优化第二天的室内温度设定日程,对电费、热舒适和尖峰能耗进行多目标优化
Y. Kim ^[78]	2018	人工神经网络、混合整数线性规划	根据用户热舒适人工神经网络模型、建筑热力学模型和分时电价,采用混合整数线性规划,对用户热舒适和电费进行多目标优化
Y. Kim ^[79]	2020	深度神经网络	一个深度神经网络用于学习 HVAC 功率与室内温度变化的关系,另一个神经网络寻优最小化全天电费的空调输出
Y. E. Jang 等 ^[80]	2021	长短期记忆神经网络、梯度下降	预测不同设定点下室内温度和 HVAC 系统功率,利用梯度下降寻找室内温度不超过设定范围前提下,能够最小化 24 h 电费的温度设定日程
O. Kotevska 等 ^[81]	2020	强化学习	在室内温度与设定温度的偏差和电费之间,通过调节设定温度寻求平衡的最优决策
Yu Liang 等 ^[82]	2021	强化学习	在温度偏差惩罚与电费之间,通过调节空调运行状态寻求平衡的最优决策
Du Yan 等 ^[83]	2021	强化学习	在室内温度与设定温度的偏差和电费之间,通过调节设定温度寻求平衡的最优决策

4 数据的获取

大多数人工智能技术均基于数据驱动,大量的数据在人工智能的训练中至关重要。在进行科学研究时,我们可以在实验室中通过加装各种传感器,大范围调节运行工况等方式来获得足够数量、足够多样的训练数据。但在实际工程应用中,受限于成本,所能安装的传感器非常有限,受限于人员舒适性,能够调节的工况范围也非常有限。即使通过云平台获取成千上万空调系统的数据,虽然数量庞大,但样本类别并不丰富。模拟仿真可针对实际工程应用场景,产生大量且丰富的数据,为人工智能训练做有效补充。但要让模拟产生的数据能反应真实场景的情况,我们需要对建筑、空调、用户等多个对象进行准确仿真。但各种仿真软件各有侧重和擅长,准确的模拟需要打通各个软件的壁垒,实现联合仿真。

例如,BCVTB(building controls virtual test bed)是一个可帮助用户耦合使用不同仿真软件的平台,它允许 EnergyPlus、MATLAB、TRNSYS 三个软件相互传递数据。借助 BCVTB 平台,C. Anastasiadi 等^[84]利用

EnergyPlus 构建建筑模型,TRNSYS 构建空调系统, MATLAB 模拟控制策略,以验证不同控制算法的节能效果。Li Xiwang 等^[85]用 EnergyPlus 模拟建筑和蓄冰系统,TRNSYS 则用于模拟光伏板和蓄电池,通过 MATLAB 实现控制和操作策略,模拟多栋建筑与分布式能源系统的协同运行。

除上述 3 种软件可通过 BCVTB 平台实现互联互通外,更广泛的软件间数据交换可通过标准化接口实现。例如 FMI(functional mock-up interface)就是一种标准化的数据接口,借助该接口可将不同仿真软件的模型封装为标准的 FMU 文件,实现不同仿真软件间的数据交换和联合仿真。

让不同的仿真软件专注于自己擅长的领域,辅以实测数据修正模型,通过联合仿真博采众长,可以实现更低成本、更高速度地产生更为全面丰富的数据用于人工智能的训练。

5 总结

本文以实现家用空调节能减排的途经为脉络,梳理并简要介绍了应用于该领域的各种人工智能技术,整理如表 10 所示。

表 10 应用于家用空调节能减排的人工智能技术

Tab.10 Artificial intelligence applied to residential air conditioners for energy conservation and emission reduction

技术领域	技术分类	具体技术举例
机器学习	监督学习(回归与分类)	人工神经网络、深度神经网络、自回归神经网络、循环神经网络、长短期记忆神经网络、卷积神经网络、物理神经网络、支持向量机、决策树、梯度提升树、随机森林、AdaBoost、KNN 等
	强化学习	深度 Q 网络、深度确定性策略梯度、信赖域策略优化、近端策略优化等
	基于进化	遗传算法、差分进化、进化策略、进化规划等
智能优化算法	基于群智能	粒子群算法、蚁群算法、灰狼算法、鲸鱼优化、人工蜂群、人工鱼群等
	基于人类社会	教学优化算法、团体搜索优化、联赛冠军算法、矿山爆破算法、交易市场算法等
	基于物理化学过程	模拟退火、大爆炸算法、水循环优化、黑洞算法、引力局部搜索等
智能控制算法		专家控制、模糊逻辑控制、神经网络控制、分级递阶控制等

经过多年的发展,人工智能技术的具体算法多如牛毛,上述总结必定挂一漏万。例如机器学习中还有一个大类是无监督学习,目前在故障诊断领域有所应用,但本文并无涉及,因此并未体现在表格中。不同算法侧重点各不相同,但经过归类后,每一大类所能实现的功能是相似的。作为不是专门研究人工智能的研究者,根据自己的研究方向选择合适的人工智能技术,将人工智能作为工具,奉行“拿来主义”也未尝

不可。用人工智能技术来实现什么功能,才真正具有无穷的想象空间。

最后,数据的获取至关重要。未来随着传感器技术的发展,空调系统必定会加装越来越多样的传感器,获取越来越丰富的数据资源。人工智能技术无疑会在处理这些海量数据上发挥巨大的作用。但基于联合仿真技术来获取数据的手段也应当受到重视。一方面,联合仿真可以弥补当前采样数据有限的缺

陷,另一方面,即便未来采样数据足够丰富,利用联合仿真平台实现功能预先研发和测试也能大幅缩短新功能的研发时间。联合仿真平台对于建立一些新的标准也很有意义。目前空调的 APF 能效标准所采用的工况点较为有限,利用联合仿真的方式可以探索适用于不同气候区域的多样化的典型工况,以标准来进一步推动空调产业的发展。

鉴于篇幅有限,本文只能以鸟瞰的方式呈现一个粗略的图景,随着智能化在家用空调领域的深入应用,此图景必将在业界同仁们的共同努力下变得更为丰富生动。

参考文献

- [1] 中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴 2021[M]. 北京: 中国统计出版社, 2021. (National Bureau of Statistics of China. 2021 China statistical yearbook[M]. Beijing: China Statistics Press, 2021.)
- [2] 清华大学建筑节能研究中心. 中国建筑节能年度发展研究报告 2021(城镇住宅专题)[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2021. (Building Energy Research Center of Tsinghua University. 2021 Annual report on China building energy efficiency[M]. Beijing: China Architecture and Building Press, 2021.)
- [3] ZOLFAGHARI H, YOUSEFI F. Thermodynamic properties of lubricant/refrigerant mixtures using statistical mechanics and artificial intelligence[J]. International Journal of Refrigeration, 2017, 80: 130-144.
- [4] GAO Neng, WANG Xuehui, XUAN Yongmei, et al. An artificial neural network for the residual isobaric heat capacity of liquid HFC and HFO refrigerants[J]. International Journal of Refrigeration, 2019, 98: 381-387.
- [5] WANG Xuehui, LI Ying, YAN Yuying, et al. Prediction on the viscosity and thermal conductivity of HFC/HFO refrigerants with artificial neural network models[J]. International Journal of Refrigeration, 2020, 119: 316-325.
- [6] KHOSRAVI A, PABON J J G, KOURY R N N, et al. Using machine learning algorithms to predict the pressure drop during evaporation of R407C[J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 133: 361-370.
- [7] HUGHES M T, FRONK B M, GARIMELLA S. Universal condensation heat transfer and pressure drop model and the role of machine learning techniques to improve predictive capabilities[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2021, 179: 121712.
- [8] LONGO G A, MANCIN S, RIGHETTI G, et al. Machine learning approach for predicting refrigerant two-phase pressure drop inside Braze Plate Heat Exchangers (BPHE)[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2020, 163: 120450.
- [9] ALKHATIB I I I, ALBÀ C G, DARWISH A S, et al. Searching for sustainable refrigerants by bridging molecular modeling with machine learning[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2022, 61(21): 7414-7429.
- [10] JIA Weile, WANG Han, CHEN Mohan, et al. Pushing the limit of molecular dynamics with ab initio accuracy to 100 million atoms with machine learning[C]//SC20: International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis. Atlanta, 2020: 1-14.
- [11] SHI Shubiao, LI Guannan, CHEN Huanxin, et al. An efficient VRF system fault diagnosis strategy for refrigerant charge amount based on PCA and dual neural network model[J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 129: 1252-1262.
- [12] 陈志杰, 朱旭, 黄小清, 等. 基于混合模型的数据中心空调系统虚拟制冷剂充注量传感器[J]. 制冷技术, 2019, 39(6): 9-14. (CHEN Zhijie, ZHU Xu, HUANG Xiaoqing, et al. Virtual refrigerant charge sensor of data center air conditioning system based on hybrid model[J]. Chinese Journal of Refrigeration Technology, 2019, 39(6): 9-14.)
- [13] 周璇, 王晓佩, 梁列全, 等. 基于随机森林算法的制冷剂充注量故障诊断[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2020, 48(2): 16-24. (ZHOU Xuan, WANG Xiaopei, LIANG Liequan, et al. Random forests algorithm-based fault diagnosis for refrigerant charge[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(2): 16-24.)
- [14] 肖坤, 李绍斌, 谭泽汉, 等. 基于决策树算法的多联机制冷剂泄漏在线故障诊断[J]. 制冷技术, 2018, 38(6): 12-18. (XIAO Kun, LI Shaobing, TAN Zehan, et al. Online fault diagnosis for refrigerant leakage of variable refrigerant flow system based on decision tree algorithm[J]. Chinese Journal of Refrigeration Technology, 2018, 38(6): 12-18.)
- [15] LI Zhengfei, SHI Shubiao, CHEN Huanxin, et al. Machine learning based diagnosis strategy for refrigerant charge amount malfunction of variable refrigerant flow system[J]. International Journal of Refrigeration, 2020, 110: 95-105.
- [16] ZHU Xu, DU Zhimin, CHEN Zhijie, et al. Hybrid model based refrigerant charge fault estimation for the data centre air conditioning system[J]. International Journal of Refrigeration, 2019, 106: 392-406.
- [17] 徐廷喜, 杜志敏, 吴斌, 等. 基于支持向量数据描述算法的变频空调系统制冷剂泄漏故障诊断研究[J]. 制冷技术, 2019, 39(4): 25-31. (XU Tingxi, DU Zhimin, WU Bin, et al. Fault diagnosis research on refrigerant lea-

- kage of inverter air-conditioning system based on support vector data description algorithm [J]. *Chinese Journal of Refrigeration Technology*, 2019, 39(4): 25–31.)
- [18] SUN Kaizheng, LI Guannan, CHEN Huanxin, et al. A novel efficient SVM-based fault diagnosis method for multi-split air conditioning system's refrigerant charge fault amount [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2016, 108: 989–998.
- [19] HU Min, CHEN Huanxin, SHEN Limei, et al. A machine learning bayesian network for refrigerant charge faults of variable refrigerant flow air conditioning system[J]. *Energy and Buildings*, 2018, 158: 668–676.
- [20] RAO R V, PATEL V. Multi-objective optimization of heat exchangers using a modified teaching-learning-based optimization algorithm [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2013, 37(3): 1147–1162.
- [21] 谭尚进. 遗传算法在板翅式换热器优化设计中的应用 [D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2013. (TAN Shangjin. The application for design optimization of the plate-fin heat exchanger based on genetic algorithm [D]. Ma'anshan Anhui University of Technology, 2013.)
- [22] REYES-RODRÍGUEZ M, MOYA-RODRÍGUEZ J, PÉREZ-LEÓN S, et al. Application of the mixed ant colony method to the optimization of tube and shell heat exchangers [J]. *Ingeniería Mecánica*, 2014, 17(2): 129–137.
- [23] 孙鹤楠. 基于非支配排序遗传算法的二级热电发电机和制冷器的结构优化 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2019. (SUN Henan. Geometry optimization of two-stage thermoelectric generator and thermoelectric cooler using NSGA-II [D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2019.)
- [24] 程星星. 翅片管式换热器数值模拟及结构参数的多目标优化设计 [D]. 东华理工大学, 2021. (CHENG Xingxing. Numerical simulation of fin-tube heat exchanger and multi-objective optimization design of structural parameters [D]. East China University of Technology, 2021.)
- [25] SAI J P, RAO B N. Non-dominated sorting genetic algorithm II and particle swarm optimization for design optimization of shell and tube heat exchanger [J]. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 2022, 132: 105896.
- [26] MA S, AFZAL A, KIM K. Optimization of ring cavity in a centrifugal compressor based on comparative analysis of optimization algorithms [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, 138: 633–647.
- [27] CAVAZZINI G, GIACOMEL F, ARDIZZON G, et al. CFD-based optimization of scroll compressor design and uncertainty quantification of the performance under geometrical variations [J]. *Energy*, 2020, 209: 118382.
- [28] SINGH S, AKHIL B V, CHOWDHURY S, et al. A detailed insight into the optimization of plate and frame heat exchanger design by comparing old and new generation metaheuristics algorithms [J]. *Journal of the Indian Chemical Society*, 2022, 99(2): 100313.
- [29] YUAN Yuyang, CAO Jiaming, WANG Xuesheng, et al. Economic-effectiveness analysis of micro-fins helically coiled tube heat exchanger and optimization based on multi-objective differential evolution algorithm [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2022, 201: 117764.
- [30] LU Tao, VILJANEN M. Prediction of indoor temperature and relative humidity using neural network models; model comparison [J]. *Neural Computing and Applications*, 2009, 18(4): 345–357.
- [31] AFROZ Z, URMEE T, SHAFIULLAH G M, et al. Real-time prediction model for indoor temperature in a commercial building [J]. *Applied Energy*, 2018, 231: 29–53.
- [32] XU Chengliang, CHEN Huanxin, WANG Jianguy, et al. Improving prediction performance for indoor temperature in public buildings based on a novel deep learning method [J]. *Building and Environment*, 2019, 148: 128–135.
- [33] FANG Zhen, CRIMIER N, SCANU L, et al. Multi-zone indoor temperature prediction with LSTM-based sequence to sequence model [J]. *Energy and Buildings*, 2021, 245: 111053.
- [34] BELLAGARDA A, CESARI S, ALIBERTI A, et al. Effectiveness of neural networks and transfer learning for indoor air-temperature forecasting [J]. *Automation in Construction*, 2022, 140: 104314.
- [35] KUMAR S, PAL S K, SINGH R. A novel hybrid model based on particle swarm optimisation and extreme learning machine for short-term temperature prediction using ambient sensors [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2019, 49: 101601.
- [36] POTOČNIK P, VIDRIH B, KITANOVSKI A, et al. Neural network, ARX, and extreme learning machine models for the short-term prediction of temperature in buildings [J]. *Building Simulation*, 2019, 12(6): 1077–1093.
- [37] LI Qiong, MENG Qinglin, CAI Jiejing, et al. Predicting hourly cooling load in the building: a comparison of support vector machine and different artificial neural networks [J]. *Energy Conversion and Management*, 2009, 50(1): 90–96.
- [38] HUANG Sen, ZUO Wangda, SOHN M D. A Bayesian Network model for predicting cooling load of commercial buildings [J]. *Building Simulation*, 2018, 11(1): 87–101.
- [39] ZHOU Xuan, FAN Zhubing, LIANG Liequan, et al. Comparison of four algorithms based on machine learning for cooling load forecasting of large-scale shopping mall [J]. *Energy Procedia*, 2017, 142: 1799–1804.

- [40] ZHAO Jing, LIU Xiaojuan. A hybrid method of dynamic cooling and heating load forecasting for office buildings based on artificial intelligence and regression analysis[J]. *Energy and Buildings*, 2018,174: 293–308.
- [41] GAO Zhikun, YU Junqi, ZHAO Anjun, et al. A hybrid method of cooling load forecasting for large commercial building based on extreme learning machine[J]. *Energy*, 2022,238: 122073.
- [42] SEKHAR R S, ROY R, BALAS V E. Estimating heating load in buildings using multivariate adaptive regression splines, extreme learning machine, a hybrid model of MARS and ELM[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018,82: 4256–4268.
- [43] PACHAURI N, AHN C W. Regression tree ensemble learning-based prediction of the heating and cooling loads of residential buildings[J]. *Building Simulation*, 2022, 15: 2003–2017.
- [44] XU Yuanjin, LI Fei, ASGARI A. Prediction and optimization of heating and cooling loads in a residential building based on multi-layer perceptron neural network and different optimization algorithms [J]. *Energy*, 2022, 240: 122692.
- [45] MILANO M, KOUMOUTSAKOS P. Neural network modeling for near wall turbulent flow[J]. *Journal of Computational Physics*, 2002,182(1): 1–26.
- [46] AYATA T, ARCAKLIOĞLU E, YILDIZ O. Application of ANN to explore the potential use of natural ventilation in buildings in Turkey [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2007,27(1): 12–20.
- [47] SONG Zhihang, MURRAY B T, SAMMAKIA B. Airflow and temperature distribution optimization in data centers using artificial neural networks[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2013,64: 80–90.
- [48] ZHOU Qi, OOKA R. Influence of data preprocessing on neural network performance for reproducing CFD simulations of non-isothermal indoor airflow distribution[J]. *Energy and Buildings*, 2021,230: 110525.
- [49] GUASTONI L, GÜEMES A, IANIRO A, et al. Convolutional-network models to predict wall-bounded turbulence from wall quantities [J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2021,928: 37.
- [50] FUKAMI K, FUKAGATA K, TAIRA K. Super-resolution reconstruction of turbulent flows with machine learning[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2019,870: 106–120.
- [51] GUASTONI L, SRINIVASAN P A, AZIZPOUR H, et al. On the use of recurrent neural networks for predictions of turbulent flows[C]//11th International Symposium on Turbulence and Shear Flow Phenomena (TSFP11). Southampton, 2019.
- [52] YARLANKI S, RAJENDRAN B, HAMANN H. Estimation of turbulence closure coefficients for data centers using machine learning algorithms [C]//13th Inter Society Conference on Thermal and Thermomechanical Phenomena in Electronic Systems. IEEE, 2012: 38–42.
- [53] TRACEY B D, DURAISAMY K, ALONSO J J. A Machine learning strategy to assist turbulence model development [C]//53rd AIAA Aerospace Sciences Meeting. Florida: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2015.
- [54] LING Julia, KURZAWSKI A, TEMPLETON J. Reynolds averaged turbulence modelling using deep neural networks with embedded invariance[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2016,807: 155–166.
- [55] WANG Tongsheng, HUANG Zhu, SUN Zhongguo, et al. Reconstruction of natural convection within an enclosure using deep neural network [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2021,164: 120626.
- [56] LUO Shirui, VELLAKAL M, KORIC S, et al. Parameter identification of RANS turbulence model using physics-embedded neural network [C]//International Conference on High Performance Computing. Springer, 2020.
- [57] DONG Bing, ANDREWS B, LAM K P, et al. An information technology enabled sustainability test-bed (ITEST) for occupancy detection through an environmental sensing network[J]. *Energy and Buildings*, 2010,42(7): 1038–1046.
- [58] JAVED A, LARIJANI H, AHMADINIA A, et al. Experimental testing of a random neural network smart controller using a single zone test chamber[J]. *IET networks*, 2015, 4(6): 350–358.
- [59] WANG Wei, CHEN Jiayu, HONG Tianzhen. Occupancy prediction through machine learning and data fusion of environmental sensing and Wi-Fi sensing in buildings [J]. *Automation in Construction*, 2018,94: 233–243.
- [60] WANG Wei, CHEN Jiayu, SONG Xinyi. Modeling and predicting occupancy profile in office space with a Wi-Fi probe-based dynamic Markov time-window inference approach[J]. *Building and Environment*, 2017,124: 130–142.
- [61] RYU S H, MOON H J. Development of an occupancy prediction model using indoor environmental data based on machine learning techniques[J]. *Building and Environment*, 2016,107: 1–9.
- [62] YANG Jianghong, ZHAO Xiaohui, LI Zan. Crowdsourcing indoor positioning by light-weight automatic fingerprint updating via ensemble learning[J]. *IEEE Access*, 2019,7: 26255–26267.
- [63] 王闯, 燕达, 丰晓航, 等. 基于马氏链与事件的室内人员移动模型[J]. *建筑科学*, 2015,31(10): 188–198.

- (WANG Chuang, YAN Da, FENG Xiaohang, et al. A Markov chain and event based model for building occupant movement process[J]. *Building Science*, 2015, 31(10): 188–198.)
- [64] YANG Bo, LI Xiaoshan, LUO Jing. A novel multi-human location method for distributed binary pyroelectric infrared sensor tracking system; region partition using PNN and bearing-crossing location[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 68: 35–43.
- [65] DAI Changzhi, ZHANG Hui, ARENS E, et al. Machine learning approaches to predict thermal demands using skin temperatures; steady-state conditions [J]. *Building and Environment*, 2017, 114: 1–10.
- [66] LI Da, MENASSA C C, KAMAT V R. Personalized human comfort in indoor building environments under diverse conditioning modes[J]. *Building and Environment*, 2017, 126: 304–317.
- [67] LI Da, MENASSA C C, KAMAT V R. Robust non-intrusive interpretation of occupant thermal comfort in built environments with low-cost networked thermal cameras [J]. *Applied Energy*, 2019, 251: 113336.
- [68] KIM J, ZHOU Yuxun, SCHIAVON S, et al. Personal comfort models: predicting individuals' thermal preference using occupant heating and cooling behavior and machine learning[J]. *Building and Environment*, 2018, 129: 96–106.
- [69] PENG Yuzhen, NAGY Z, SCHLÜTER A. Temperature-preference learning with neural networks for occupant-centric building indoor climate controls[J]. *Building and Environment*, 2019, 154: 296–308.
- [70] LIU Yanchen, XU Han, ZHENG Peiping, et al. Thermal preference prediction based on occupants' adaptive behavior in indoor environments – a study of an air-conditioned multi-occupancy office in China[J]. *Building and Environment*, 2021, 206: 108355.
- [71] CIABATTONI L, CIMINI G, FERRACUTI F, et al. Indoor thermal comfort control through fuzzy logic PMV optimization[C]//2015 International joint conference on neural networks (IJCNN). Killarney: IEEE, 2015.
- [72] LI Wei, ZHANG Jili, ZHAO Tianyi, et al. Experimental study of an indoor temperature fuzzy control method for thermal comfort and energy saving using wristband device [J]. *Building and Environment*, 2021, 187: 107432.
- [73] XU Xiangguo, DENG Shiming. A novel rule set establishment method for a PID-type fuzzy logic controller in HVAC systems[C]//2nd Asian-US-European Thermophysics Conference. Hong Kong, 2012.
- [74] ZHONG Ziwen, XU Xiangguo, ZHANG Xiaobo, et al. Simulation based control performance evaluation of a novel fuzzy logic control algorithm for simultaneously controlling indoor air temperature and humidity using a direct expansion (DX) air-conditioning (A/C) system[J]. *Procedia Engineering*, 2017, 205: 1792–1799.
- [75] SHAO Junqiang, ZHONG Ziwen, XU Xiangguo. Investigation on weights setting rule for weights-based fuzzy logic control algorithm utilized in direct expansion air-conditioning systems [J]. *International Journal of Refrigeration*, 2022, 138: 71–83.
- [76] 国家发展改革委, 国家能源局, 财政部, 等. 关于印发“十四五”可再生能源发展规划的通知[EB/OL]. (2021–10–21)[2023–02–22]. http://zfxgk.nea.gov.cn/2021-10/21/c_1310611148.htm. (National Development and Reform Commission, National Energy Administration, Ministry of Finance, et al. Notice on printing and distributing the "fourteenth five-year plan" renewable energy development plan [EB/OL] (2021–10–21)[2023–02–22]. http://zfxgk.nea.gov.cn/2021-10/21/c_1310611148.htm.)
- [77] HU Maomao, XIAO Fu. Price-responsive model-based optimal demand response control of inverter air conditioners using genetic algorithm[J]. *Applied Energy*, 2018, 219: 151–164.
- [78] KIM Y. Optimal price based demand response of HVAC systems in multizone office buildings considering thermal preferences of individual occupants buildings [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(11): 5060–5073.
- [79] KIM Y. A supervised-learning-based strategy for optimal demand response of an HVAC system in a multi-zone office building[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(5): 4212–4226.
- [80] JANG Y E, KIM Y, CATALAO J P S. Optimal HVAC system operation using online learning of interconnected neural networks [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(4): 3030–3042.
- [81] KOTEVSKA O, MUNK J, KURTE K, et al. Methodology for interpretable reinforcement learning model for HVAC energy control [C]//2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). Atlanta: IEEE, 2020: 1555–1564.
- [82] YU Liang, SUN Y, XU Zhanbo, et al. Multi-agent deep reinforcement learning for HVAC control in commercial buildings[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(1): 407–419.
- [83] DU Yan, ZANDI H, KOTEVSKA O, et al. Intelligent multi-zone residential HVAC control strategy based on deep reinforcement learning [J]. *Applied Energy*, 2021, 281: 116117.

(下转第 40 页)

134a decomposition by combustion and its kinetic characteristics in a laboratory scale reactor[J]. *Environment Protection Engineering*, 2015, 41(4): 143–150.

[15] ROH S A, KIM W H, JUNG D S, et al. Thermal destruction of HFC-134a in pilot-, and full-scale gasification systems[J]. *Journal of the Energy Institute*, 2019, 92(6): 1842–1851.

[16] ZHANG Hao, LIU Chao, XU Xiaoxiao, et al. Mechanism of thermal decomposition of HFO-1234yf by DFT study [J]. *International Journal of Refrigeration*, 2017, 74: 399–411.

[17] PU Yu, LIU Chao, LI Qibin, et al. Pyrolysis mechanism of HFO-1234yf with R32 by ReaxFF MD and DFT method [J]. *International Journal of Refrigeration*, 2020, 109: 82–91.

[18] FRISCH M J, TRUCKS G W, SCHLEGEL H B, et al. *Gaussian 09 [CP/DK]*. Gaussian, Inc.: Wallingford CT, 2009.

[19] ALECU I M, ZHENG J, ZHAO Y, et al. Computational thermochemistry: scale factor databases and scale factors for vibrational frequencies obtained from electronic model

chemistries[J]. *Journal of Chemical Theory and Computation*, 2010, 6(9): 2872–2887.

[20] JIA Wenzhi, LIU Min, LANG Xuewei, et al. Catalytic dehydrofluorination of 1,1,1,2-tetrafluoroethane to synthesize trifluoroethylene over a modified NiO/Al₂O₃ catalyst [J]. *Catalysis Science & Technology*, 2015, 5(6): 3103–3107.

[21] HAN T U, YOO B S, KIM Y M, et al. Catalytic conversion of 1,1,1,2-tetrafluoroethane (HFC-134a) [J]. *Korean Journal of Chemical Engineering*, 2018, 35(8): 1611–1619.

通信作者简介

戴晓业,男,助理研究员,博士,清华大学能源与动力工程系,010-62794535,E-mail: daixy@mail. tsinghua. edu. cn。研究方向:制冷剂替代与降解。

About the corresponding author

Dai Xiaoye, male, assistant professor, Ph. D., Department of Energy and Power Engineering, Tsinghua University, +86 10-62794535, E-mail: daixy@mail. tsinghua. edu. cn. Research fields: refrigerant replacement and destruction.

(上接第 28 页)

[84] ANASTASIADI C, DOUNIS A I. Co-simulation of fuzzy control in buildings and the HVAC system using BCVTB [J]. *Advances in Building Energy Research*, 2018, 12(2): 195–216.

[85] LI Xiwang, WEN Jin. Net-zero energy building clusters emulator for energy planning and operation evaluation [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2017, 62: 168–181.

87953944, E-mail: zjuxgxu@zju. edu. cn。研究方向:空调系统模拟、动态特性以及高级控制算法开发。

About the corresponding author

Xu Xiangguo, male, professor, Institute of Refrigeration and Cryogenics, Zhejiang University, +86 571-87953944, E-mail: zjuxgxu@zju. edu. cn. Research fields: air conditioning system simulation, dynamic characteristics and advanced control algorithms.

通信作者简介

徐象国,男,教授,浙江大学制冷与低温研究所,0571-