



建筑人行为模拟：现状、思考和展望

周欣¹, 吴奕², 燕达^{2*}

1. 东南大学建筑学院, 南京 214135

2. 清华大学建筑学院, 建筑节能研究中心, 北京 100084

* 联系人, E-mail: yanda@tsinghua.edu.cn

2025-01-11 收稿, 2025-03-31 修回, 2025-04-02 接受, 2025-04-03 网络版发表

国家自然科学基金(52225801)资助

摘要 在当前“双碳”目标下, 建筑部门实现节能低碳十分必要. 建筑中人为是影响建筑能耗的关键因素之一, 亟需认识与识别建筑人行为中的科学问题与关键技术难点. 因此, 本文首先系统性综述了建筑人行为模拟的研究现状. 进一步, 考虑到全球气候变化及国家发展方针带来的新工程需求, 本文探讨了建筑人行为模拟领域面临的新挑战, 包括人行为适应性、多样性、柔性、即时性等多维特征刻画, 并围绕新挑战提供了亟待构建的模型及潜在方法. 然后, 深入讨论了新技术(如大数据、人工智能等)如何支撑建筑人行为领域的未来模型发展, 旨在引发相关领域研究者的研发兴趣, 提供初步视角与思考, 共同推动建筑人行为领域的持续发展, 为实现建筑部门“双碳”目标提供技术支撑.

关键词 建筑人行为, 行为特征, 模拟方法, 大数据, 人工智能

1 建筑人行为研究范畴

目前建筑能耗已占全球总能耗的30%^[1], 建筑运行碳排放也已经增长至全球能源相关碳排放量的28%, 由此, 建筑领域存在着巨大的节能降碳潜力^[2]. 2020年, 我国在联合国大会上提出“双碳”目标; 2021年国务院发布的《2030年前碳达峰行动方案》中提出持续推进城乡建设绿色低碳转型.

建筑能耗受众多因素影响, 作用过程复杂, 其中, 建筑人行为是影响建筑运行能耗的关键要素之一. 与此同时, 建筑服务于其内部人员, 研究建筑内人行为规律也是提升建筑服务品质的关键. 联合国IPCC报告^[3]中指出, 建筑中人员用能相关行为所造成的建筑能耗差异可高达10倍. 中国工程院2017年“全球工程前沿”报告将人员用能行为列为土木、水利与建筑工程领域排名前十的工程研究热点. 人在建筑中的行为具有随机性、多样性与复杂性^[4], 从广义认识来看, 建筑内人

行为包括人员在建筑内的移动、与建筑本体及建筑内设备的交互、工作或生活活动等. 由于本文主要关注人行为对建筑能耗产生的影响, 旨在探究准确刻画建筑人行为对能耗影响特征的模拟模型方法, 从而有效评估建筑能耗, 实现建筑节能潜力的挖掘, 不涉及对人员日常活动的研究, 故本文所探讨的建筑人行为范畴框定为: 人员在室及人员用能动作^[5].

本文研究范畴界定如图1所示. “人员在室”主要涵盖人员是否在室以及在室人数^[6], 反映的是人员在建筑内不同空间的移动特征, 是影响或指导建筑能源系统运行的关键信息之一, 包括照明系统的启停、暖通空调系统的启停设定等, 属于本文研究的建筑人行为范围内; “人员用能动作”即指人员与建筑内本体或设备发生交互的动作且该动作会对建筑能耗产生影响, 如: 人员使用空调、照明、设备、窗户、生活热水设备等, 也属于本文探讨的建筑人行为模拟研究范围内.

引用格式: 周欣, 吴奕, 燕达. 建筑人行为模拟: 现状、思考和展望. 科学通报

Zhou X, Wu Y, Yan D. A review on building occupant behavior modeling: current status, rethink and perspective (in Chinese). Chin Sci Bull, doi: [10.1360/TB-2025-0044](https://doi.org/10.1360/TB-2025-0044)

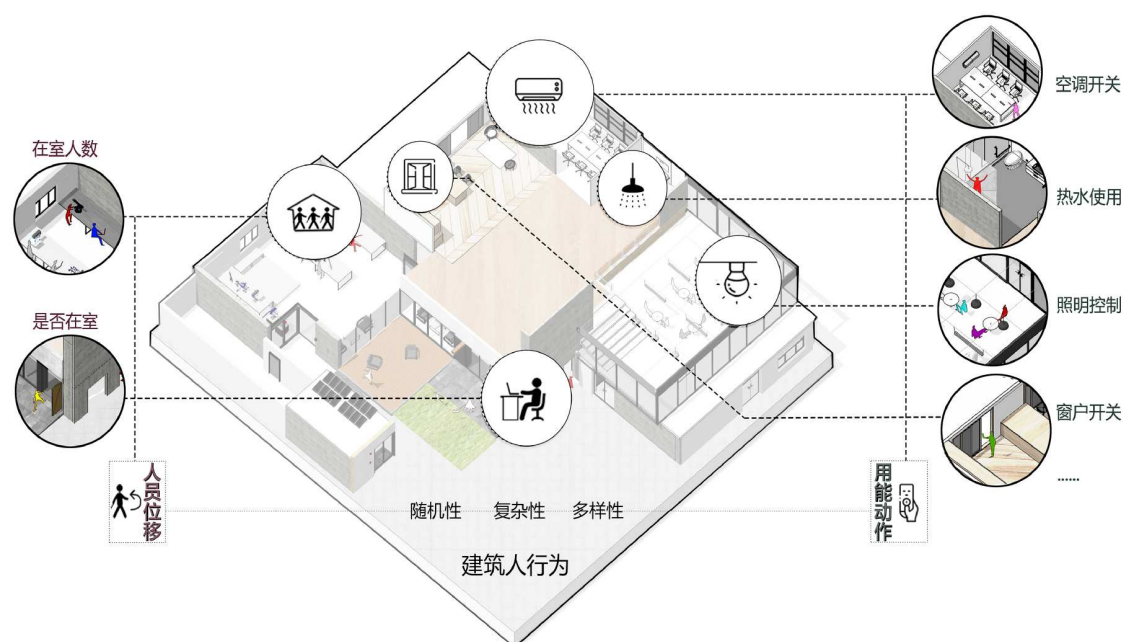


图1 (网络版彩色) 本文的建筑人行为研究范畴

Figure 1 (Color online) The scope of occupant behavior research in buildings covered in this paper

人员产生特定行为的原因与心理学、生理学以及社会学也存在交集, 已有相关学者从这些学科建立人行为理论、框架及模型, 然而这些领域所构建的模型不在本文所探讨的范围内。

近年来, 世界各国越来越多的学者已围绕建筑人行为开展了相关研究, 准确模拟或预测人行为在实际工程中起到关键作用。在建筑能耗评估中, 传统方法往往采用基于专家经验的固定作息模式来描述人员在室作息、灯光设备及空调启停等^[7], 这类模型往往难以反映实际情况中人行行为的多样性与随机性。因此, 亟需采用更符合实际的建筑人员作息作为建筑能耗模拟软件的输入, 以实现大幅提升能耗评估的准确度^[8,9]。在建筑能源系统运行控制中, 人行为信息的获取能够帮助优化暖通空调系统、新风系统等控制策略, 减少不必要的能源浪费^[10], 如利用人员在室信息优化控制建筑照明系统, 仅在人员在的区域开启照明, 避免全时间全空间的照明运行^[11]。由此可见, 建筑人行为在实际工程中从设计阶段的能耗评估到运行阶段的节能降碳, 都起到了重要作用。

在我国“双碳”目标下, 大力推进绿色低碳建筑的发展为建筑人行为领域研究者带来了机遇与挑战。抓住机遇、应对挑战, 亟需认知其中的重要科学问题和

关键技术难点, 并需要研究者分别从战略层面和技术层面认真思考解决问题的新思路和新途径。

2 建筑人行为研究现状

目前, 建筑人行为领域已有诸多学者开展了深入研究。基于Web of Science (WOS)核心合集, 对建筑人行为领域检索自1990年至2023年的相关研究, 检索词设置为Occupancy in buildings(建筑内人员位移)或Occupant behavior in buildings(建筑内人行为), 结果如图2所示, 2013年之前为初期发展阶段, 而2013年至今呈现快速发展。随着研究不断深入, 建筑人行为建模已形成了系统性框架^[4,12], 主要包括数据采集、追因与特征分析、模型构建及模型检验。

2.1 数据采集

在人行行为数据采集方面, 主要方法包括实地测试^[13~15]、问卷调研^[16~18]、实验室法^[19]和大数据采集^[20,21]。实地测试通常基于无线传感器在实际建筑环境中对人行行为数据进行采集, 实时监测建筑人员是否在室^[22]、用能行为^[23,24]及室内环境参数^[14,24](如: 室内温湿度、CO₂等)。该数据采集方法的优势在于多采用非侵入式传感器, 可获取真实的人行为数据, 劣势在于

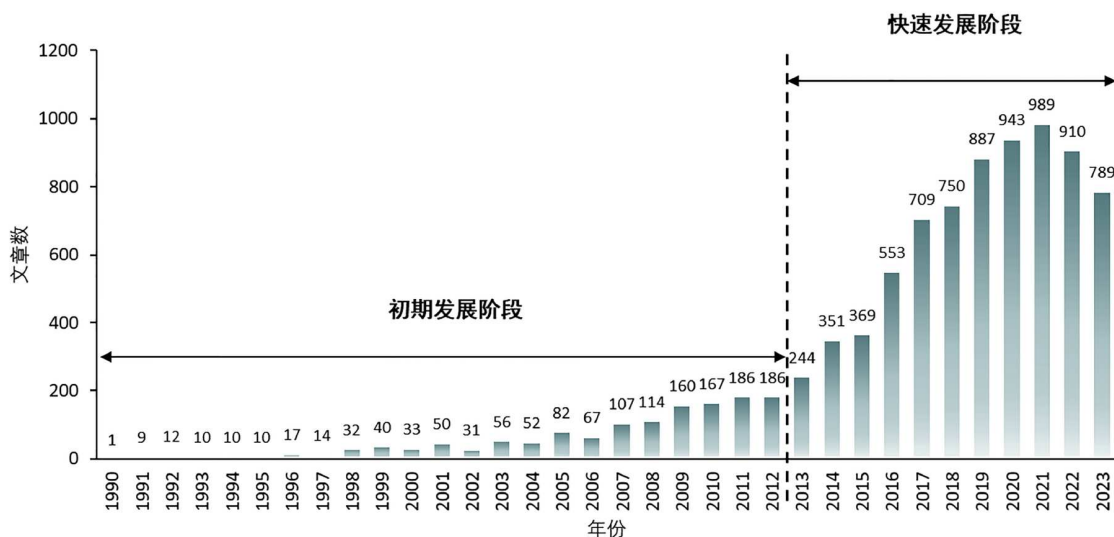


图2 (网络版彩色)1990~2023年建筑人行领域文章发表数据(基于WOS核心合集)^[5]

Figure 2 (Color online) Publications on occupant behavior in buildings from 1990 to 2023 (WOS Core Collection)^[5]

入户安装成本较高且受试者招募数量往往有限。问卷调查是受试者基于个人行为进行自我报告的数据采集方法,基于问卷分析揭示人行规律^[16]。已有学者采用问卷调查法对人员在室时段^[25]、使用空调行为^[18]等展开研究。近年来,问卷调查中时间利用调查(Time Use Survey)成为获取不同社会特征人群在室内移动规律的主要方法^[26,27]。问卷法的优点在于能快速获取大量样本,缺点在于数据质量易受问卷填写者主观影响^[4]。实验室法即指在实验舱或特定建筑环境内进行的人行为监测^[12],其优势在于实验环境完全由主试者设计与控制,可避免不可控变量及数据异常等问题;然而,其受试者样本往往有限,同时实验环境通常难以与实际环境完全一致,受试者易产生霍桑效应,从而影响采集数据^[28]。得益于智能传感器、信号基站及云端服务器与数据库的发展,大数据技术在近年来逐渐被应用于人行领域中,其样本量通常能达到几千甚至几万以上,且数据采集时间间隔短、信息全面^[20,29],作为建筑人行为基础数据源,显示出巨大的优势及挖掘潜力。然而,大数据由于数据传输量大,也容易出现数据质量问题且信息冗杂等问题,在应用于建筑人行为建模分析之前需开展合理的数据预处理工作^[30]。将已有的4种数据采集方法适用场景及优劣势整理如表1所示。

2.2 追因与特征分析

获取基础数据后,需开展特征与追因分析工作,明

确发生人行为的影响因素与内生变量从而构建模型。建筑人员在室数据一般为时间序列^[31,32],具有较强的时序相关性^[6]。诸多学者已采用时间序列分析方法对建筑人员在室数据展开研究,尤其是逐时人数数据,包括趋势、周期及随机性等多方面,挖掘影响当前/未来建筑人员在室情况的历史时刻^[33,34]。对于建筑内人员用能行为,其往往受到建筑内环境、事件等外部因素的综合影响,呈现出“环境反馈”的特点^[35,36]。如:人员开/关空调动作多受室内温度影响^[24,37],人员使用照明行为主要为室内照度驱动^[36,38],人员开关窗户行为则可能是由于室内空气质量、温度等多种因素^[23,39]叠加作用。在用能行为追因过程中,多采用相关性分析^[40]、因果推断分析^[41]等数学方法来定量刻画外部变量与人员动作之间的关系。

2.3 模型构建

在获取了建筑人行为的特征及相关因素后,进一步构建人行为模型。目前针对建筑人员在室多采用机器学习的建模方法,包括面向历史时刻的典型人数作息模式提取^[8,26]、针对当前时刻的建筑人员在室状态^[42,43]和在室人数识别^[34],以及对于未来短期时段的建筑内人数预测^[33]。不同的模型往往采用差异化的建模方法,在典型模式提取中以聚类分析^[8]建模为主;人员在室识别模型既包括支持向量机等应用于分类场景的传统机器学习模型^[44],也包括考虑时序的神经网络

表1 不同数据采集方法适用场景及优劣势

Table 1 Applications, pros and cons of different data collection methods

数据采集方法	主要研究行为	常见建筑类型	样本量	时间跨度	优点	缺点
实验室法	用能行为、人员位移、人员热舒适等	人工气候室、虚拟现实实验环境、特定房间	<100	特定工况/场景	实验变量可控、采集数据项丰富	成本高昂、样本量有限、受试者易产生霍桑效应
问卷调查	用能行为及人员位移	住宅建筑	>1000	单次调研	样本量大、调查时间较短、成本低	数据受填写者主观影响大、采集数据项有限
	用能行为及人员位移	住宅建筑	<100	长期多次问卷调查		
实地测试	用能行为	住宅建筑、办公建筑	<50	多为1个月及以上	采集数据项丰富、数据质量客观准确	仪器安装成本高、样本量有限
大数据采集	用能行为(目前以空调行为居多)	住宅建筑	>1000甚至10000	3~4个月	样本量大、数据质量客观准确、数据项丰富	大数据监测平台成本高、涉及用户隐私问题

等. 而人数预测则与后者类似, 多为基于时序特征的循环神经网络模型等^[33]. 针对建筑内人员用能行为, 其建模方法可分为基于统计的概率模型与数据驱动的机器学习模型. 由于有多种用能行为往往受到室内环境变量的驱动, 其发生的概率与某变量存在强相关性, 因此诸多学者提出统计回归的模型来刻画人员动作发生概率与驱动因素的关系, 包括Logit^[45]、Markov^[37]以及Weibull^[35]等. 另一方面, 机器学习由于能够高效地实现多种因素及多历史数据同时作为人员行为模型的输入, 在近年来发展为人员用能行为建模的主要方法类型之一, 包括采用决策树^[46]、XGBoost^[47]等模型预测空调开关行为.

构建精确的人行为模型是实现建筑能耗模拟的核心环节. 通过该模型, 可以输出包括照明控制、窗户调节及空调操作等人员用能动作. 利用FMI/FMU接口, 将人行为模型耦合集成到建筑性能仿真工具中, 如DeST^[48]、EnergyPlus^[49]等, 从而提升建筑能耗模拟与预测的精度与可靠性.

2.4 模型检验

模型检验是保证模型有效性的关键, 然而在现阶段许多人行为建模中尚有欠缺^[12]. 不同的模型方法需采用相对应的检验方法. 面向统计回归的概率化模型, 需要考虑其单次模拟结果的随机性特质, 可采用多次重复模拟得到结果分布, 采用假设检验的方法来验证实测数据与模拟结果之间的不可证伪性^[50]. 对于机器学习模型, 在该领域已有标准化的模型检验指标, 包括针对分类模型的混淆矩阵^[51]、针对预测连续数值模型的均方根误差、平均绝对误差^[52]等.

由此, 现阶段的建筑人行为研究已有了标准化、

系统化的建模流程及方法. 然而, 已有人行为模型多应用于传统的建筑工程应用中, 如建筑设计阶段性能模拟中作息输入、空调能耗评估等. 在气候变化、“双碳”目标导向、人工智能技术及可再生能源发展等多方面驱动下, 建筑领域出现了全新的工程需求, 人员作为建筑的最终使用主体, 建筑内人行为模型亟需进一步发展.

3 建筑人行为模拟面临的挑战

面向未来建筑领域发展的新工程需求, 建筑人行为的部分特征将在其中起到重要的影响作用. 本文首先对建筑人行为所呈现的不同特征进行描述与界定, 进而讨论在新工程需求中不同特征起到的差异化作用, 如图3所示. 这些特征在目前已有研究中尚未得到有效反映与刻画, 亟需未来深入探讨与研究. 本文将重点提及人行为的适应性、多样性、柔性、随机性及即时性. 适应性即指当人员所处环境由于受气候变化(如全球变暖)等影响发生不可逆的变化时, 人行为具有自主适应的能力, 能够调节个人行为来维持自身生理健康状态. 多样性描述的是在区域、城市等较大尺度对人行为展开研究过程中, 不同人之间的行为存在较为显著的差异, 如: 在空调使用中, 有人偏好于“部分时间-部分空间”的启停模式, 而有人偏好“全时间-全空间”的模式, 在研究大范围人群时人行为多样性不容忽视. 柔性即人员对室内环境的需求强度与时间是弹性可调节的, 同时也是可以一定程度削减的. 随机性是指人行为虽存在一定规律, 但它并非完全固定, 即使在相同的环境条件下, 人员也有可能采取不同的行为措施, 由此反映出随机性. 即时性描述的是人行为通常具有快速响应的特征, 尤其是在建筑需求侧响应等工程需求中, 建筑

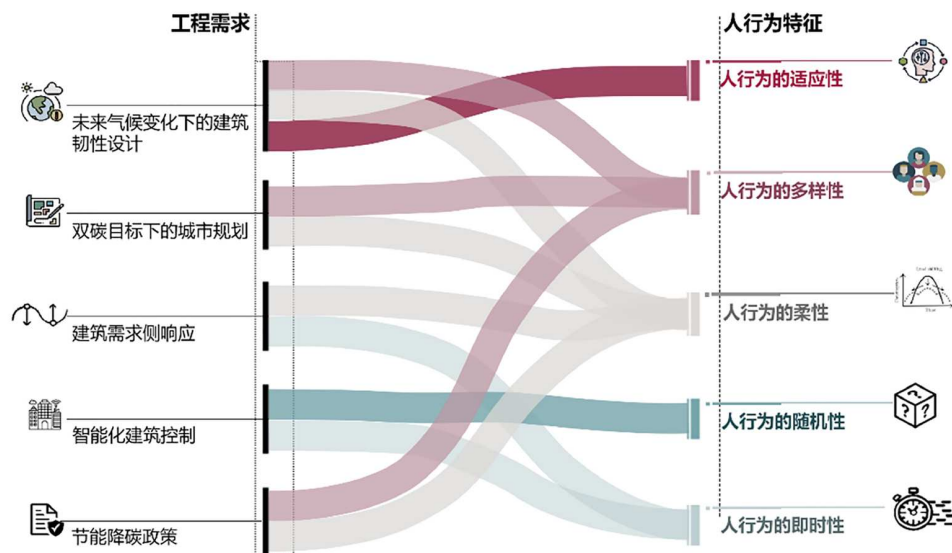


图3 (网络版彩色)新的工程需求所关注的建筑人行为特征

Figure 3 (Color online) Occupant behavior characteristics of interest facing emerging engineering demands

系统或空调系统的调节往往存在时滞性,而人员采取行为是快速的,可即时与指令匹配的。在明确了人行为这些有效特征的基础上,以下将进一步探讨新工程需求中这些特征的关键作用。

3.1 未来气候变化下的建筑韧性设计

在当前气候变化愈发严重的背景下,世界气象组织(WHO)表明气候变暖将给全球能源系统均造成冲击^[53],建筑韧性设计成为当前重点关注的问题,英国^[54]与美国^[55]已分别在相关标准中给出过热风险下的室内设计要求。建筑韧性指的是在应对自然灾害、极端气候和其他不可预见的挑战时,建筑能够适应或者恢复的能力^[56]。在建筑能源领域,其包括两个主要的方向。(1) 适应性设计:通过合理的设计来增强建筑适应气候变化(包括极端温度、降水模式变化等)的能力。常见的措施包括优化围护结构性能、通风调节能力、太阳辐射调控措施等。(2) 能源资源管理:提升能源、水资源的使用效率,在缺乏外部供应的情况下,建筑能够在一定时间范围内保持正常运行状态。

而人行为的特征,对这两个方向的建筑韧性设计都具有重要影响。在适应性设计方面,人的适应性和柔性是建筑具备适应性的关键^[57]。人员对于室内环境需求标准、人们的使用习惯和生活方式其实都在一定程度上可以进行调整,人行为的柔性一方面体现在需求的强度和um间可以变化,另一方面体现在需求本身在

一定程度上可以抑制。重视这种人行为的特征,探索人行为的适应性范围,才可以更有效地发挥出建筑应对极端天气和气候变化的能力。同时,要意识到人员的行为和需求具有多样性^[58]。如果能够合理运用极端条件下人员的多样性,针对不同人员提供对应的能源强度和能源品位,将可以有效地实现极端环境下的用能管理,保证极端情况下建筑的正常运行。

3.2 城市级建筑用能与碳排放仿真分析

2021年,我国国务院印发的《2030年前碳达峰行动方案》提出需要加快推进城乡建设绿色低碳转型;2022年,住建部《城乡建设领域碳达峰实施方案》中表明要将“建设绿色低碳城市”作为首要目标,因此,近年来研究者将分析对象从单体建筑扩展到城市范畴,从城市可持续发展的角度,利用多建筑的群集作用,协调进行节能减碳措施的推广,以期达到效果的最大化。其中涉及绿色建筑与节能建筑的推广、清洁能源的大规模使用和调度、绿色交通的推广使用及整个交通系统的低碳化发展等多个方面。在此背景下,城市尺度下的人行为模拟也变得愈发重要^[59]。但城市尺度下的人行为特征与单体建筑情况下具有较大区别。人数变多后,受集群作用的影响,人行为总体表征的规律特征会更加固定,随机性减弱,但大量人群的行为分析和刻画,是一个更加复杂的问题,人员的多样性在这个主题下需要尤为关注^[60]。不同于单房间、单建筑内人群特征

的有限性,在城市尺度下,不同人群在行为上的差异性特征需要引起足够的重视.而如何获取城市人员行为数据、如何从海量数据中挖掘有价值的人员行为特征、如何实现人员特征的有效刻画,都值得进一步探索.而这些城市领域的人行为研究相关的数据、方法及模型都将和常规分析之间存在颠覆性的差异.

3.3 建筑需求侧响应

为了提高能源系统的效率和稳定性,建筑需求侧响应已经愈发引起业内的关注.国家发改委发布关于印发《电力需求侧管理办法(2023年版)》的通知,要求各省至2025年需求响应能力达到最大用电负荷的3%~5%.在建筑内部需求侧响应过程中,建筑使用者的参与是必不可少的^[61].在电力需求高峰期间,用户可以减少或推迟某些电力消耗,如空调、照明等,达到平衡电网负荷的目的.同时,可以通过电价、环境影响等经济、社会刺激来引导用户调整用能模式,从而和电网需求进行匹配.在此过程中,需要重视人行为的柔性特征^[62].人们的日常活动和习惯中具备可变性的部分,无论是用能强度的可变性,还是使用时间的可变性,在需求响应的分析中应该加以刻画.同时,该应用场景下,往往需要考虑人们在某些外部信息刺激情况下的反应.这些刺激可能是天气变化导致的,也可能是价格因素导致的,还可能受到社会和其他群体行为的影响.因此,相比常规的人行为模拟,其考虑的因素要更加全面,存在跨学科的特征^[63].此外,电网的需求往往是秒级的,因此需要体现人行为的即时性.这种行为特征通常是基于即时的感知和判断,对应的行为动作也是快速的,存在一定的非理性特点.如何捕捉这种即时性的特征,且实现有效刻画,也是在建筑需求侧响应领域运用人行为模拟需要解决的关键问题之一.

3.4 智能化的建筑能源系统控制

为了提升建筑的舒适性、能效及可持续性,智能化建筑控制得到了快速发展.为了更好地服务智能化建筑控制,人行为模拟也面临了新的要求^[64].为了更好地和用户的日常行为习惯和舒适度偏好相匹配,需要在一定程度上体现人行为的随机性.这种随机性体现在处于相同的环境状况下,人们的行为方式会有一些的区别.而这种随机特征又会对建筑的控制系统造成扰动,影响控制效果.因此,如何捕捉人行为的随机特征并进行有效表达,是智能控制系统中需要重视的问

题^[65].此外,随着系统技术的发展,智能建筑中实时数据采集和监控能力不断提升.因此,现阶段可以更加重视人行为的即时性特征,了解在实时环境数据的情况下,人们对环境变化的反馈方式以及反应速度,从而改善建筑系统的实时调节效果^[66].此外,智能化建筑中开始更加重视人群的个性化特点,因此人行为的多样性也不能忽视^[67].在智能化建筑控制中,不能按照一套规定的标准对人员需求进行供应,而需要能够根据数据识别人群特征,定位人群的差异化需求,并进行有效的调控匹配.

3.5 节能减碳政策制定

越来越多的政策分析开始关注到人行为分析和刻画对政策有效推行的重要性.只有对人行为的特征有充分的了解和预判,才能够针对性地进行政策设计,从而达到预期的政策制定目标^[68].在节能减碳政策研究过程中,需关注的人行为特征包括人员的适应性、多样性和随机性.其中,人员的适应性指的是要考虑到人群对新政策和措施的适应能力,而且人们会根据环境变化对自己的行为进行调整,在这种调整之后政策是否能够继续适用,这是值得深入分析的方向之一^[69].人行为的多样性指的是不同个体或者群体在节能减碳行为上存在差异,其影响因素众多且影响过程复杂.需要识别人群的类别,并针对不同类别的人群制定对应的政策,这样才能够最大化激发节能减碳政策的效果^[70].人行为的随机性指的是人们在决策行为上具有一定的不确定特征,这可能会发生在特定情境下的意外反应.预判人行为的随机性程度以及可能的意外反应情况,并分析这些随机意外对整体政策的影响才能够对政策的风险进行把控^[71].

4 建筑人行为模拟新的发展需求

4.1 新的模型构建

面临新的工程需求以及挑战,建筑人行为模型亟需新的发展方向.针对各种人行为特质,构建新的有效模型以更好反映人行为在工程中的影响及其作用,具体如图4所示,包括人群分布、人行为识别预测、人行为柔性评估以及人行为变化.下文将从这几个新需求中进一步探讨了模型的未来发展方向.

对人行为多样性刻画的迫切需求,需要构建能够反映不同维度聚合的人群行为及其分布模型,这是未

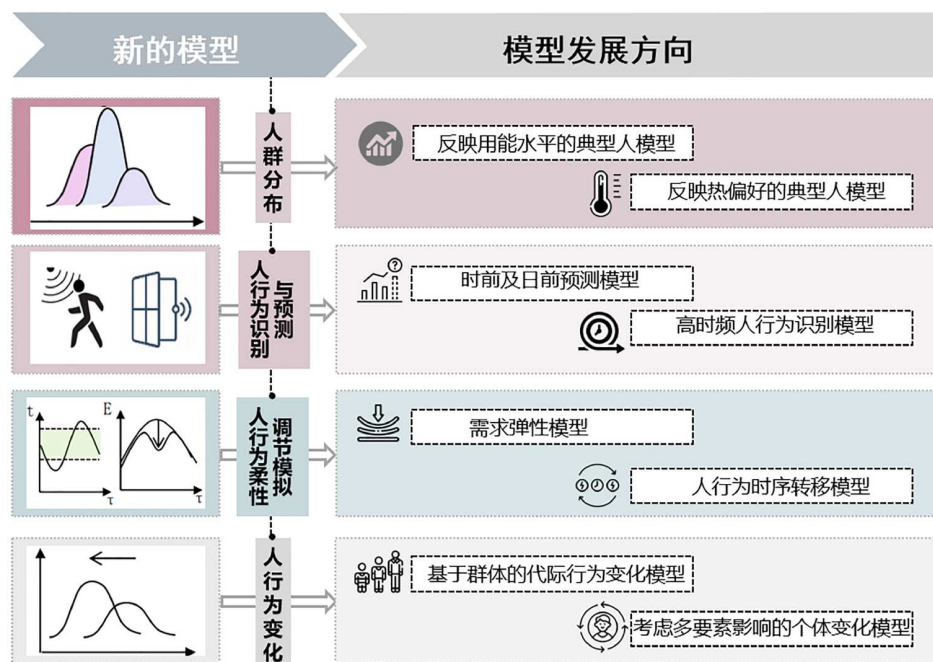


图4 (网络版彩色)建筑人行为模型新的发展方向

Figure 4 (Color online) New model developments of occupant behavior in buildings

来人行为模拟发展的方向之一。人群行为分布模型旨在将大范围个体按照特征聚合后,从而获得几类能够反映一部分关键特征的群体及对应分布,以实现合理有效评估人群行为的影响,同时避免大量的个体人行为建模工作。在面向城市尺度能源系统规划应用中,往往需要以能耗或能源需求量作为聚合指标,提取能够反映差异化用能的人群分布模型,以实现城市尺度能源消耗量计算^[72]。而在面向政策领域研究中,通常需要考虑人员的社会属性(包括其职业、经济、家庭结构等)^[73],从这一维度进行分析及聚合作,获取反映不同社会特征的人群分布模型,以探究某一政策在社会各层推行时的效果。在建筑智能化控制这一新工程需求下,人群分布模型此时需要考虑的特征是人员热舒适偏好、生理习惯等影响其环境需求的因素,从这一维度来提取人群分布模型。此外,人群分布模型在反映多样性的同时,应仍需有效体现随机性,避免由于体现多样性后就回退至固定模型(如:典型的人员固定作息模式等)。

针对人行为的即时性,尤其是在面向建筑智能控制与响应方面,亟需构建新的人行为识别与预测模型。在系统控制策略制定过程中,建筑智能控制目标是为了更好地满足建筑内使用者的需求。考虑到建筑冷热

源在提供制冷/供暖服务过程中往往具有迟滞性^[74],系统的合理运行调节需要有效预判人行为,其时间窗格通常在1小时至1日内^[75],准确的人行为预测模型构建十分关键。另一方面,在建筑需求侧响应过程中,电力调节信号通常即时发出且要求短期内响应,如在未来极端热浪事件发生时,电力尖峰负荷会快速攀升,有效预测电力负荷及削减需求,就需要高时频的人行为模型,能反映人行为发生的即时性,以快速获取未来5分钟乃至1分钟的负荷需求变化。

此外,在建筑需求侧响应,要及时应对电网发出的调节负荷指令,就需要合理定量地模拟建筑人行为的柔性。在需求侧响应中包括采用高新技术使得负荷整体下降、即时性地削减负荷以及把可调负荷转移至其他非响应时段等方法^[61,76]。建筑人行为作为建筑整个系统中随机性最强且可变性最强的环节,其存在着巨大的柔性。人行为柔性目前可主要分为两部分:一是人员对所处热环境的接受度并非固定值,而是存在一个可变的可行域^[77];二是人员部分用能需求存在弹性,可通过合理安排转移至其他时段^[76]。因此,在构建人行为柔性模型过程中,需要通过让人员参与到建筑需求侧响应调节中,采集大量实测或实验数据,进一步准确刻画人员对建筑热环境以及用能需求的弹性,从而挖掘

柔性潜力。

在面向未来气候变化及政策推行等挑战中, 建筑人行为的适应性成为了关键, 人行为变化模型亟需构建。从宏观来看, 人行为变化可指代际之间的变化, 受社会经济、政策导向、气候变化等多因素影响, 不同代际的建筑人行为存在显著差异^[78]。在应对全球气候变化及政策制定时, 往往需要从宏观角度来考量人行为, 当代人群在某些政策引导或激励下将整体地发生何种变化, 因此需构建此类模型。而从个体微观角度来看, 人员个体本身存在着对周边外部因素的适应性, 尤其是随着全球变暖, 人员对于热环境的可接受范围扩大, 另一方面, 从生理学角度来分析, 人员本体存在着合理的温度范围以避免人体出现不舒适以及对人体有

害的建筑热环境, 已有学者针对个体人员的用能行为改变, 尤其是冷热需求, 展开了定量描述模型的相关研究。在考虑人行为变化的基础上, 才能够更为准确地评估气候变化对建筑能耗的影响。

综合来看, 针对不同的人行为特征, 需要构建新的人行为模型, 与现有绝大多数传统模型之间存在着巨大差异, 无法完全采用传统建模方法展开研究。

4.2 新的技术支撑

近年来, 由于科学技术的不断发展, 已有诸多日渐蓬勃的技术为建筑人行为模拟的新需求提供了潜在支撑, 当前新技术已覆盖了数据采集、模型构建到模拟计算等多方面, 如图5所示。

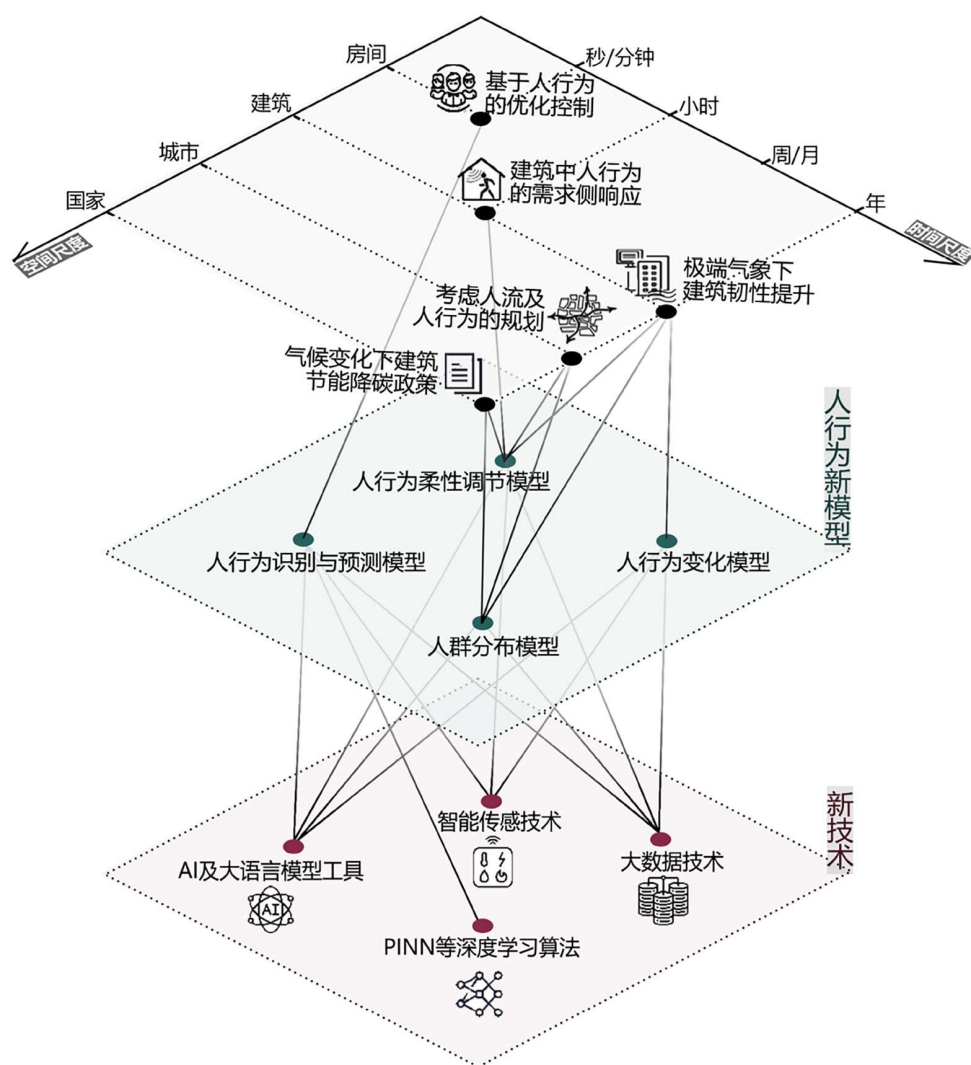


图5 (网络版彩色)建筑人行为模型的新技术支撑

Figure 5 (Color online) New technology support for occupant behavior models in buildings

随着大数据采集技术的日益成熟,在建筑智慧楼宇系统^[79]、建筑智能家居设备^[80]等多层级均可安装新型传感器进行监测,并实现数据的实时传输,大数据采集技术的时间分辨率目前已可达到秒级。同时,随着云端存储空间的不断扩展,实现了TB级大数据的高效传输与读写。由此,得益于大数据与智能传感器技术的不断迭代更新,建筑人行为在基础数据源方面有了更进一步的支撑。

此外,近年来人工智能(Artificial Intelligence, AI)以及大语言模型^[81]不断深入发展,此类模型既具备强大的海量数据知识学习能力,又同时在用户界面方面表现出良好的交互性,值得深入研究作为后续建筑人行为的模型支撑。以大语言模型为例,可将大量实测采集的人行为相关数据作为训练数据,通过大语言模型本身复杂的网络结构与参数设计,实现数据知识的快速学习,从而构建能够对环境多参数(照度、CO₂、温湿度等)进行反馈的综合性人行为模型,包括照明控制、开关窗动作以及空调行为等。在大语言模型的基础上,可进一步融入快速发展的具身智能技术^[82],在海量数据训练模型的基础上加入与外部环境的交互过程,通过变化的外部环境参数学习更新模型,从而实现构建多种用能行为耦合的智能体,模型能够反映出人行为的即时性、可变性及柔性,在未来存在着巨大的研究潜力。与此同时,人工智能领域的新算法也在不断更新,能输入复杂时序数据的Transformer网络^[83]、融合物理信息知识的Physics Informed Neural Network (PINN)模型^[84]等成为了支撑建筑人行为模型进一步发展的算法支持。

伴随着人工智能模型及算法的发展,训练模型的

计算平台也与之提升。近年来,全球算力规模稳步扩张,智能算力保持强劲增长。从基础设施建设来看,通用数据中心与智能计算中心持续增加;从计算设备来看,通用服务器以及AI服务器的规模也在高速增长。由此可见,在未来构建新的建筑人行为模型已有了相对成熟的算力服务供给。

综合而言,近年来已有诸多新兴技术的发展在同时支撑着建筑人行为领域模型的构建,在解决未来新挑战的同时,能够充分借助新工具实现建筑人行为模拟领域的新跨度。

5 结语

建筑人行为是影响建筑实际能耗的重要因素之一,该领域在过去十年得到了飞速发展,在当前“双碳”目标下,对建筑人行为领域的未来发展又提出了新的挑战。本文考虑当前背景下的重要工程问题,基于近年来发展的新兴科学技术,同时结合自身的科研实践和思考,提出了建筑人行为模拟领域未来值得深入挖掘刻画的人行为特征以及相应的人行为模型构建方法,和一些值得深入研究的关键问题,主要探讨了在气候变化、“双碳”目标、需求侧响应、智能化建筑控制和节能减排政策制定等背景下,如何有效利用人行为的适应性、柔性、多样性、即时性和随机性特征;在面对当前工程需求与关键待解决问题时,近年来发展的人工智能新技术与新方法也提供了深入挖掘与突破问题的契机。本文旨在引发相关领域学者的研究兴趣,提供初步视角与思考,共同推动建筑人行为领域的持续发展,为实现建筑部门“双碳”目标提供技术支撑。

参考文献

- 1 IEA. The Critical Role of Building. 2019, <https://www.iea.org/reports/the-critical-role-of-buildings>
- 2 United Nations Environment Programme. Global Status Report for Buildings and Construction. 2020, <https://www.unep.org/resources/report/global-status-report-buildings-and-construction>
- 3 IPCC. Intergovernmental Panel on Climate Change. World Meteorological Organization, 2007, 52: 1–43
- 4 Yan D, O'Brien W, Hong T, et al. Occupant behavior modeling for building performance simulation: current state and future challenges. *Energy Buildings*, 2015, 107: 264–278
- 5 Wu Y, Shuai Z, Zhou X, et al. Review on building occupant behavior modelling methods (in Chinese). *Building Sci*, 2024, 40, 8: 1–14 [吴奕, 帅直, 周欣, 等. 建筑人行为模拟方法综述. *建筑科学*, 2024, 40: 1–14]
- 6 Jin Y, Yan D, Chong A, et al. Building occupancy forecasting: a systematical and critical review. *Energy Buildings*, 2021, 251: 111345
- 7 Hoes P, Hensen J L M, Loomans M G L C, et al. User behavior in whole building simulation. *Energy Buildings*, 2009, 41: 295–302
- 8 Kang X, Yan D, An J, et al. Typical weekly occupancy profiles in non-residential buildings based on mobile positioning data. *Energy Buildings*, 2021, 250: 111264

- 9 Chen S, Lv Y, Wang Z, et al. Typical daily occupancy profiles of express hotels and its stochasticity effect on building heating and cooling loads. *J Building Eng*, 2023, 73: 106775
- 10 Park J Y, Ouf M M, Gunay B, et al. A critical review of field implementations of occupant-centric building controls. *Building Environ*, 2019, 165: 106351
- 11 Zou H, Zhou Y, Jiang H, et al. WinLight: a WiFi-based occupancy-driven lighting control system for smart building. *Energy Buildings*, 2018, 158: 924–938
- 12 Hong T, Yan D, D'Oca S, et al. Ten questions concerning occupant behavior in buildings: the big picture. *Building Environ*, 2017, 114: 518–530
- 13 Gilani S, O'Brien W. A preliminary study of occupants' use of manual lighting controls in private offices: a case study. *Energy Buildings*, 2018, 159: 572–586
- 14 Xia D, Lou S, Huang Y, et al. A study on occupant behaviour related to air-conditioning usage in residential buildings. *Energy Buildings*, 2019, 203: 109446
- 15 Huchuk B, O'Brien W, Sanner S. A longitudinal study of thermostat behaviors based on climate, seasonal, and energy price considerations using connected thermostat data. *Building Environ*, 2018, 139: 199–210
- 16 Deme Belafi Z, Hong T, Reith A. A critical review on questionnaire surveys in the field of energy-related occupant behaviour. *Energy Efficiency*, 2018, 11: 2157–2177
- 17 Hu S, Yan D, Guo S, et al. A survey on energy consumption and energy usage behavior of households and residential building in urban China. *Energy Buildings*, 2017, 148: 366–378
- 18 Feng X, Yan D, Wang C, et al. A preliminary research on the derivation of typical occupant behavior based on large-scale questionnaire surveys. *Energy Buildings*, 2016, 117: 332–340
- 19 Jian Y, Liu S, Bian M, et al. Climate chamber experiment study on the association of turning off air conditioning with human thermal sensation and skin temperature. *Buildings*, 2022, 12: 472
- 20 Qian M, Hu S, Wu Y, et al. Quantitative index for temporal and spatial patterns of occupant behavior based on VRF big data. *Energy Buildings*, 2024, 322: 114683
- 21 Wu Y, Zhou X, Qian M, et al. Novel approach to typical air-conditioning behavior pattern extraction based on large-scale VRF system online monitoring data. *J Building Eng*, 2023, 69: 106243
- 22 Raykov Y P, Ozer E, Dasika G, et al. Predicting room occupancy with a single passive infrared (PIR) sensor through behavior extraction. In: *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*. Heidelberg Germany: ACM, 2016. 1016–1027. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2971648.2971746>
- 23 Jian Y, Guo Y, Liu J, et al. Case study of window opening behavior using field measurement results. *Build Simul*, 2011, 4: 107–116
- 24 Ren X, Yan D, Wang C. Air-conditioning usage conditional probability model for residential buildings. *Building Environ*, 2014, 81: 172–182
- 25 Osman M, Ouf M. A comprehensive review of time use surveys in modelling occupant presence and behavior: data, methods, and applications. *Building Environ*, 2021, 196: 107785
- 26 Fu J, Hu S, He X, et al. Identifying residential building occupancy profiles with demographic characteristics: using a national time use survey data. *Energy Buildings*, 2022, 277: 112560
- 27 Jeong B, Kim J, de Dear R. Creating household occupancy and energy behavioural profiles using national time use survey data. *Energy Buildings*, 2021, 252: 111440
- 28 McCarney R, Warner J, Iliffe S, et al. The Hawthorne Effect: a randomised, controlled trial. *BMC Med Res Methodol*, 2007, 7: 30
- 29 Yan L, Liu M, Xue K, et al. A study on temperature-setting behavior for room air conditioners based on big data. *J Building Eng*, 2020, 30: 1011–1097
- 30 Fan C, Yan D, Xiao F, et al. Advanced data analytics for enhancing building performances: from data-driven to big data-driven approaches. *Build Simul*, 2020, 14: 3–24
- 31 Barthelmes V M, Li R, Andersen R K, et al. Profiling occupant behaviour in Danish dwellings using time use survey data. *Energy Buildings*, 2018, 177: 329–340
- 32 Poon K H, Wong P K Y, Cheng J C P. Long-time gap crowd prediction using time series deep learning models with two-dimensional single attribute inputs. *Adv Eng Inf*, 2022, 51: 101482
- 33 Jin Y, Yan D, Kang X, et al. Forecasting building occupancy: a temporal-sequential analysis and machine learning integrated approach. *Energy Buildings*, 2021, 252: 111362
- 34 Wu Y, Chen S, Jin Y, et al. Novel occupancy detection method based on convolutional neural network model using PIR sensor and smart meter data. *Adv Eng Inf*, 2024, 62: 102589
- 35 Wang C, Yan D, Sun H, et al. A generalized probabilistic formula relating occupant behavior to environmental conditions. *Building Environ*, 2016, 95: 53–62

- 36 Yan D, Feng X, Jin Y, et al. The evaluation of stochastic occupant behavior models from an application-oriented perspective: using the lighting behavior model as a case study. *Energy Buildings*, 2018, 176: 151–162
- 37 Tanimoto J, Hagishima A. State transition probability for the Markov Model dealing with on/off cooling schedule in dwellings. *Energy Buildings*, 2005, 37: 181–187
- 38 Ding Y, Ma X, Wei S, et al. A prediction model coupling occupant lighting and shading behaviors in private offices. *Energy Buildings*, 2020, 216: 109939
- 39 D'Oca S, Hong T. A data-mining approach to discover patterns of window opening and closing behavior in offices. *Building Environ*, 2014, 82: 726–739
- 40 Cali D, Andersen R K, Müller D, et al. Analysis of occupants' behavior related to the use of windows in German households. *Building Environ*, 2016, 103: 54–69
- 41 Kim S, Park C S. Customized causal modeling of occupant behaviors in residential households: causal sufficiency vs. data sufficiency. *Energy Buildings*, 2025, 329: 115233
- 42 Cali D, Matthes P, Huchtemann K, et al. CO₂ based occupancy detection algorithm: experimental analysis and validation for office and residential buildings. *Building Environ*, 2015, 86: 39–49
- 43 Jin M, Bekiaris-Liberis N, Weekly K, et al. Occupancy detection via environmental sensing. *IEEE Trans Automat Sci Eng*, 2016, 15: 443–455
- 44 Wu L, Wang Y, Liu H. Occupancy detection and localization by monitoring nonlinear energy flow of a shuttered passive infrared sensor. *IEEE Sens J*, 2018, 18: 8656–8666
- 45 Schweiker M, Shukuya M. Comparison of theoretical and statistical models of air-conditioning-unit usage behaviour in a residential setting under Japanese climatic conditions. *Building Environ*, 2009, 44: 2137–2149
- 46 Liu H, Sun H, Mo H, et al. Analysis and modeling of air conditioner usage behavior in residential buildings using monitoring data during hot and humid season. *Energy Buildings*, 2021, 250: 111297
- 47 Yan L, Liu M. Predicting household air conditioners' on/off state considering occupants' preference diversity: a study in Chongqing, China. *Energy Buildings*, 2021, 253: 111516
- 48 Yan D, Zhou X, An J, et al. DeST 3.0: a new-generation building performance simulation platform. *Build Simul*, 2022, 15: 1849–1868
- 49 Crawley D B, Lawrie L K, Winkelmann F C, et al. EnergyPlus: creating a new-generation building energy simulation program. *Energy Buildings*, 2001, 33: 319–331
- 50 Feng X, Yan D, Wang C. On the simulation repetition and temporal discretization of stochastic occupant behaviour models in building performance simulation. *J Building Performance Simul*, 2017, 10: 612–624
- 51 Townsend J T. Theoretical analysis of an alphabetic confusion matrix. *Percept Psychophys*, 1971, 9: 40–50
- 52 Willmott C J, Matsuura K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Clim Res*, 2005, 30: 79–82
- 53 World Meteorological Association. State of the Global Climate 2023. Technical Report, Global: Annual, Geneva, 2024
- 54 EEABS. CIBSE TM59 Overheating Assessments: Design Methodology for the Assessment of Overheating Risk in Homes. 2017, <https://eeabs.co.uk/cibse-tm59-overheating-assessments>
- 55 EACHUS. Assembly Bill A9011A: Establishes a Maximum Temperature in School Buildings and Indoor Facilities. 2023, <https://www.nysenate.gov/legislation/bills/2023/A9011/amendment/A>
- 56 Hong T, Wang Z, Luo X, et al. State-of-the-art on research and applications of machine learning in the building life cycle. *Energy Buildings*, 2020, 212: 109831
- 57 Peri G, Cirrincione L, Mazzeo D, et al. Building resilience to a warming world: a contribution toward a definition of “Integrated Climate Resilience” specific for buildings - Literature review and proposals. *Energy Buildings*, 2024, 315: 114319
- 58 Miller W. What does built environment research have to do with risk mitigation, resilience and disaster recovery? *Sustain Cities Soc*, 2015, 19: 91–97
- 59 Leprince J, Schledorn A, Guericke D, et al. Can occupant behaviors affect urban energy planning? Distributed stochastic optimization for energy communities. *Appl Energy*, 2023, 348: 121589
- 60 Happle G, Fonseca J A, Schlueter A. A review on occupant behavior in urban building energy models. *Energy Buildings*, 2018, 174: 276–292
- 61 Chen Y, Xu P, Gu J, et al. Measures to improve energy demand flexibility in buildings for demand response (DR): a review. *Energy Buildings*, 2018, 177: 125–139
- 62 Korkas C D, Baldi S, Michailidis I, et al. Occupancy-based demand response and thermal comfort optimization in microgrids with renewable energy sources and energy storage. *Appl Energy*, 2016, 163: 93–104
- 63 Delzendeh E, Wu S, Lee A, et al. The impact of occupants' behaviours on building energy analysis: a research review. *Renew Sustain Energy Rev*, 2017, 80: 1061–1071

- 64 Shaikh P H, Nor N B M, Nallagownden P, et al. A review on optimized control systems for building energy and comfort management of smart sustainable buildings. [Renew Sustain Energy Rev](#), 2014, 34: 409–429
- 65 Bourdeau M, Zhai X, Nefzaoui E, et al. Modeling and forecasting building energy consumption: a review of data-driven techniques. [Sustain Cities Soc](#), 2019, 48: 101533
- 66 Jain R K, Smith K M, Culligan P J, et al. Forecasting energy consumption of multi-family residential buildings using support vector regression: investigating the impact of temporal and spatial monitoring granularity on performance accuracy. [Appl Energy](#), 2014, 123: 168–178
- 67 Belafi Z, Hong T, Reith A. Smart building management vs. intuitive human control—Lessons learnt from an office building in Hungary. [Build Simul](#), 2017, 10: 811–828
- 68 Zhang Y, Bai X, Mills F P, et al. Rethinking the role of occupant behavior in building energy performance: a review. [Energy Buildings](#), 2018, 172: 279–294
- 69 Castaldo V L, Pigliaiule I, Rosso F, et al. How subjective and non-physical parameters affect occupants' environmental comfort perception. [Energy Buildings](#), 2018, 178: 107–129
- 70 Shimoda Y, Yamaguchi Y, Okamura T, et al. Prediction of greenhouse gas reduction potential in Japanese residential sector by residential energy end-use model. [Appl Energy](#), 2010, 87: 1944–1952
- 71 Zhou X, Tian S, An J, et al. Modeling occupant behavior's influence on the energy efficiency of solar domestic hot water systems. [Appl Energy](#), 2022, 309: 118503
- 72 Liu Z, Dou Z, Chen H, et al. Exploring the impacts of heterogeneity and stochasticity in air-conditioning behavior on urban building energy models. [Sustain Cities Soc](#), 2024, 103: 105285
- 73 Palani H, Acosta-Sequeda J, Karatas A, et al. The role of socio-demographic and economic characteristics on energy-related occupant behavior. [J Building Eng](#), 2023, 75: 106875
- 74 Reilly A, Kinnane O. The impact of thermal mass on building energy consumption. [Appl Energy](#), 2017, 198: 108–121
- 75 Li Z, Dong B. A new modeling approach for short-term prediction of occupancy in residential buildings. [Building Environ](#), 2017, 121: 277–290
- 76 Li H, Wang Z, Hong T, et al. Energy flexibility of residential buildings: a systematic review of characterization and quantification methods and applications. [Adv Appl Energy](#), 2021, 3: 100054
- 77 Brager G S, de Dear R J. Thermal adaptation in the built environment: a literature review. [Energy Buildings](#), 1998, 27: 83–96
- 78 Glenn S S. Individual behavior, culture, and social change. [Behav Analyst](#), 2004, 27: 133–151
- 79 Dong B, Prakash V, Feng F, et al. A review of smart building sensing system for better indoor environment control. [Energy Buildings](#), 2019, 199: 29–46
- 80 Risteska Stojkoska B L, Trivodaliev K V. A review of Internet of Things for smart home: challenges and solutions. [J Cleaner Production](#), 2017, 140: 1454–1464
- 81 Kasneci E, Sessler K, Küchemann S, et al. ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. [Learn Individual Differences](#), 2023, 103: 102274
- 82 Kacprzyk J, Pedrycz W. Springer Handbook of Computational Intelligence. Berlin, Heidelberg: Springer, 2015, <http://link.springer.com/10.1007/978-3-662-43505-2>
- 83 Wang Z, Ma Y, Liu Z, et al. R-Transformer: Recurrent Neural Network Enhanced Transformer. 2019, <https://arxiv.org/abs/1907.05572>
- 84 Cai S, Mao Z, Wang Z, et al. Physics-informed neural networks (PINNs) for fluid mechanics: a review. [Acta Mech Sin](#), 2021, 37: 1727–1738

Summary for “建筑人行为模拟: 现状、思考和展望”

A review on building occupant behavior modeling: current status, rethink and perspective

Xin Zhou¹, Yi Wu² & Da Yan^{2*}

¹ School of Architecture, Southeast University, Nanjing 214135, China

² Building Energy Research Center, School of Architecture, Tsinghua University, Beijing 100084, China

* Corresponding author, E-mail: yanda@tsinghua.edu.cn

In response to China's national “dual carbon” goals, enhancing energy efficiency and reducing carbon emissions in the building sector has become a critical priority. Occupant behavior (OB) significantly influences building energy consumption, and accurately modeling OB is essential for evaluating and improving building energy performance. However, the stochastic, diverse, and complex characteristics of OB pose substantial challenges for understanding its nature and achieving accurate simulation.

This paper presents a systematic review of existing research on OB modeling, outlining four key stages in the modeling process: data collection, feature and causal analysis, model development, and model evaluation. In the first stage, current data collection methods are categorized into *in-situ* field measurements, surveys, laboratory experiments, and big data approaches, with their respective advantages and limitations discussed. The second stage addresses feature and causal analysis, including temporal patterns, correlation analysis, and causal inference techniques. In the third stage, a comprehensive review of existing OB models is provided, spanning both occupancy and energy-related behaviors. These models range from traditional statistical regression approaches to machine learning-based techniques. Finally, model evaluation methods and the integration of OB models into building performance simulation (BPS) are examined.

With evolving demands in the building sector and advances in technology, new challenges and opportunities have emerged for OB modeling. The paper identifies five key behavioral characteristics requiring deeper investigation: adaptability, diversity, flexibility, stochasticity, and immediacy. The critical role of OB characteristics in various engineering applications is also explored, including building thermal resilience design, urban-scale building energy system simulation, demand response, intelligent building control, and future policy-making. In the context of climate change, OB adaptability plays a crucial role in enhancing thermal resilience. In urban-scale energy modeling, accounting for behavioral diversity is essential. As renewable energy penetration increases, OB flexibility and immediacy offer untapped potential for demand response strategies. In smart building control, recognizing the stochastic and dynamic nature of OB is imperative. Furthermore, for effective policy development, behavioral adaptability and diversity must be incorporated.

To address these emerging needs, future OB models must evolve beyond traditional frameworks. This review proposes several promising research directions: (1) modeling typical OB patterns, (2) developing high time-resolution models for OB prediction and detection, (3) constructing models to assess OB flexibility and sufficiency, and (4) introducing dynamic models capturing OB variations. Besides, advances in big data technologies, artificial intelligence (AI), and high-performance computing provide a solid foundation for these developments. Big data platforms now enable behavior analysis at both building and urban scales. AI technologies demonstrate great potential in understanding human-environment interactions and simulating complex behaviors. Additionally, improved computational capabilities support the training and deployment of complex models.

This paper reviews the current landscape of OB modeling and highlights critical research directions to meet future challenges. By advancing OB modeling frameworks, this work aims to inspire future research and provide technical support to our national strategic goals.

occupant behavior in buildings, behavior characteristics, modeling method, big data, artificial intelligence

doi: [10.1360/TB-2025-0044](https://doi.org/10.1360/TB-2025-0044)