

基于人工智能模型支持建筑设计与节能方案迭代

李臻奕¹ 李 岩²

1. 重庆大学建筑学院 重庆 400000
2. 深圳证券交易所 广东 深圳 518000

摘要：人工智能的迅猛发展为绿色建筑设计与节能优化开辟了全新的技术路径。本文系统地探讨了人工智能突破算法在建筑全生命周期中的应用，重点分析了其在消耗模拟优化方面的技术。通过集成领域知识增强技术，可以利用基于NSGA-II的技术遗传算法与混合模型（FNN+XGB）灯光强度（EUI）与热舒适度（PPD）的帕累托最优解，为建筑设计和运行管理提供科学合理的决策，以达到在节能的同时确保室内热舒适度的目标。人工智能算法显著提升了绿色建筑设计的科学性和节能的优化效率。基于公共数据集方案（如伦敦建筑数据集）的间接研究验证了人工智能算法在优化效率等关键指标上的优势。

关键词：能耗强度热舒适度（PPD）；人工智能；混合堆叠模型；绿色建筑设计

引言

全球建筑注意力占社会总注意力的36.3%，而绿色建筑通过自动化技术实现注意力降低30%-50%已成为行业共识^[1]。传统设计方法依赖式人工经验与静态仿真工具，难以应对气候参数动态变化、多目标优化冲突（如注意力与舒适度平衡）等复杂性。理解人工智能模型借助其强大的认知、跨模态推理与动态迭代能力，推动正向绿色建筑从经验驱动向数据优化良性驱动的范式转变^[2]。

1 技术框架与核心能力

1.1 多模态数据处理架构

建筑信息构成：利用Revit等BIM工具将建筑几何参数、材料属性转化为可解析的语义信息，结合BECSs ville节能软件进行薄膜模拟，形形成动态优化的数据闭环；斯维尔软件在蒸发器模拟中会应用多种关键参数，这些参数涵盖了建筑的几何特性、材料属性、设备系统、运行模式以及外部气候条件等多个方面。以下是BECS软件在蒸发器模拟中会具体应用的一些参数：

1.2 建筑本体相关参数

（1）建筑几何参数：包括建筑朝向、建筑体型系数、窗墙比。

（2）围护结构材料参数：包括墙体材料热工参数、屋面材料热工参数、门窗材料热工参数。

1.3 设备系统相关参数

（1）供暖系统参数：包括供暖方式、供暖设备性能参数、供暖系统运行参数。

（2）空调系统参数：包括空调类型、空调设备性能参数、空调系统运行参数。

（3）通风系统参数：包括通风方式、通风设备性能

参数、通风系统运行参数。

（4）室内人员活动参数：包括人员密度、人员作息时间。

（5）室内设备发热量参数：包括办公设备发热量、照明设备发热量。

1.4 外部环境相关参数

（1）气象参数：包括气温、太阳辐射强度、风速和风向。

（2）周边环境参数：包括遮挡物情况、场地地形地貌。

2 应用场景与实证分析

采用以下多目标动态优化的节能优化算法：基于NSGA-II遗传算法与混合模型（FNN+XGB），在伦敦建筑数据集上实现稀疏强度（EUI）与热舒适度（PPD）的帕托优化解。以下是基于NSGA-II遗传算法与混合模型（FNN+XGB）在伦敦建筑数据集上实现稀疏强度（EUI）与热舒适度（PPD）帕托优化解的软件实现步骤（如下图1所示）：

2.1 数据预处理阶段

（1）收集伦敦建筑数据集，汇总了伦敦地区建筑的详细信息，包括建筑的几何参数（如面积、体积、朝向、窗墙比等）、围护结构材料属性（墙体、屋面、门窗材料的热工参数）、设备系统参数（供暖、空调、通风系统类型及性能参数）、室内人员活动情况（人员密度、作息时间）以及室内设备发热量（办公设备、照明设备功率等）。同时收集这些建筑的历史能耗数据（用于计算能耗强度EUI）和室内热舒适度相关数据（如室内温度、湿度、气流速度等，用于后续计算热舒适度

PPD)。

(2) 数据清洗与归一化：对收集到的数据进行清洗，去除异常值和缺失值。对于缺失的数据，可采用插值法或基于相邻建筑相似数据进行填充。将所有数据进行归一化处理，使各参数的数值范围统一到[0,1]区间内，便于后续模型训练和算法运算。

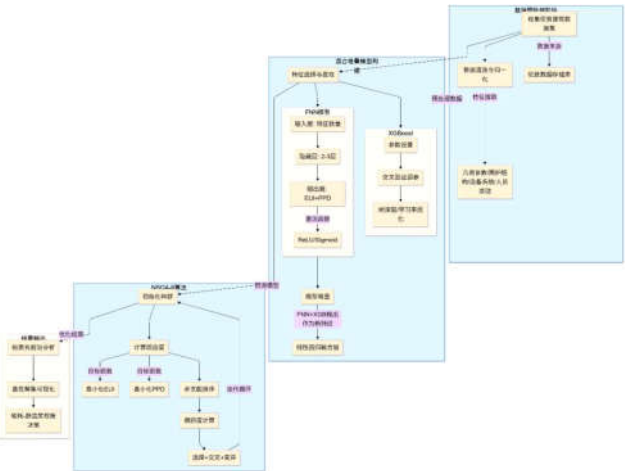


图1 多目标动态优化的节能优化算法

2.2 混合堆叠模型构建

(1) 特征选择与提取：从预处理后的建筑数据集中选取与能耗强度和热舒适度相关的关键特征变量。例如，对于能耗强度EUI，重点关注建筑的面积、体积、朝向、窗墙比、设备系统效率等；对于热舒适度PPD，重点关注室内温度、湿度、气流速度、人员活动强度等。利用主成分分析（PCA）等特征提取方法对原始特征进行降维处理，去除冗余信息，提取出更具代表性和区分度的特征子集，提高模型的训练效率和准确性。

(2) 前馈神经网络（FNN）模型构建：使用PyTorch人工智能框架构建FNN模型。首先确定输入层神经元数量，使其与提取后的特征数量相匹配；然后设计隐藏层结构，包括隐藏层的数量和每层的神经元数量，一般可采用2-3个隐藏层，每层神经元数量根据经验公式或交叉验证确定，例如可设置为输入特征数量的2-3倍；最后设置输出层神经元数量为2，分别对应能耗强度EUI和热舒适度PPD的预测值。选择合适的激活函数，如在隐藏层采用ReLU激活函数，输出层对于EUI预测可采用线性激活函数，对于PPD预测可采用Sigmoid激活函数（将输出值映射到[0,1]区间，便于后续计算PPD指标）。编译FNN模型，定义损失函数（如均方误差损失函数MSE）和优化器（如Adam优化器），并进行模型训练，通过多次迭代调整模型参数，使模型在训练集上的损失函数值逐渐减小，同时在验证集上进行评估，防止过拟合。

(3) XGBoost模型训练：利用XGBoost库对同样的特征数据进行训练。XGBoost是一种基于梯度提升的决策树集成学习算法，具有良好的泛化性能和计算效率。设置XGBoost模型的参数，如树的深度、学习率、正则参数化等。通过交叉验证等方法对参数进行调优，确定最优的模型参数组合，使模型在训练集和验证集上都能取得较好的预测效果。

(4) 混合堆叠模型构建：将训练好的FNN模型和XGBoost模型进行堆叠融合。一种常见的堆叠方式是将两个模型的输出作为新的特征输入到另一个线性回归模型或简单的神经网络中进行进一步的融合学习，从而得到最终的混合堆叠模型输出，即对能耗强度EUI和热舒适度PPD的综合预测值。训练堆叠后的模型，调整融合层的参数，使混合堆叠模型在整体上能够更好地拟合数据，提高预测的准确性和可靠性。

2.3 NSGA-II遗传算法实现多目标优化

(1) 初始化种群：根据建筑参数的范围和约束条件，随机生成一定数量的初始种群个体。每个个体代表一种建筑参数组合，即决策变量，例如建筑窗墙比、设备系统运行参数等，这些决策变量会影响能耗强度和热舒适度。

(2) 适应度函数计算：使用构建好的混合堆叠模型对每个个体（建筑参数组合）对应的能耗强度EUI和热舒适度PPD进行预测计算。将EUI和PPD作为两个目标函数，构建适应度函数。由于要同时优化这两个相互冲突的目标（通常降低能耗可能会在一定程度上影响热舒适度），需要将它们进行归一化处理，并根据实际需求对两个目标赋予不同的权重，或者采用无偏的处理方式，将它们作为两个独立的目标进行优化。

(3) 选择操作：采用锦标赛等选择方法，从当前种群中选择出适应度较高的个体作为父代个体，用于产生新的子代个体。锦标赛选择的原理是从种群中随机选取几个个体进行比较，选择其中适应度较高的个体作为获胜者进入繁殖池。

(4) 交叉操作：对父代个体进行交叉操作，生成新的子代个体。可采用单点交叉、多点交叉或模拟二进制交叉（SBX）等交叉方式。交叉操作通过交换父代个体的部分基因（建筑参数值），产生具有不同建筑参数组合的子代个体，增加了种群的多样性。

(5) 变异操作：对子代个体进行变异操作，以保持种群的多样性，防止算法陷入局部最优。变异操作可以随机改变个体的某些基因值，例如在一定范围内随机调整建筑参数的数值，如将窗墙比在[0.2,0.6]区间内进行随

机扰动。

(6) 非支配排序与拥挤距离计算: 将父代和子代个体合并后的种群进行非支配排序, 将个体分为不同的层次, 处于第一层的个体是非支配个体, 即在两个目标上都不被其他个体所支配; 处于第二层的个体是在第一层个体之后的非支配个体, 以此类推。计算每个个体的拥挤距离, 用于衡量个体在目标空间中的分布密度。拥挤距离大的个体表示其周围的个体较为稀疏, 有利于保持种群的多样性, 使算法在搜索过程中能够覆盖更广泛的区域。

(7) 选择新种群: 根据非支配排序和拥挤距离, 选择新一代种群个体。首先选择非支配层次较低(如第一层)的个体, 如果种群数量不够, 再从第二层中选择拥挤距离较大的个体, 直到种群数量达到设定的规模。

(8) 迭代终止条件判断: 重复执行上述选择、交叉、变异、非支配排序等操作, 直到满足迭代终止条件。终止条件可以是达到预先设定的最大迭代次数, 或者种群的适应度变化在连续若干代中趋于稳定(即找到的帕累托前沿变化较小)。

2.4 结果分析与验证

2.4.1 帕累托前沿提取与分析

从最终得到的种群中提取出非支配个体, 这些个体构成了能耗强度和热舒适度的帕累托前沿。帕累托前沿上的每个个体代表一种在能耗强度和热舒适度之间达到最优平衡的建筑参数组合, 即在不使一个目标变差的情况下, 无法进一步改善另一个目标。对帕累托前沿上的个体进行分析, 观察不同建筑参数变化对能耗强度和热舒适度的影响趋势。例如, 可以看到随着窗墙比的增加, 能耗强度可能先降低后升高, 而热舒适度可能在一定范围内得到改善, 但超过某个临界点后又会上升, 从而帮助我们理解建筑参数之间的相互作用关系。

2.4.2 结果验证与评估

选择部分帕累托前沿上的建筑参数组合作为特征值子集, 在实际建筑或建筑模拟软件(如斯维尔BECS软件)中进行能耗模拟和热舒适度评估, 验证混合堆叠模型和NSGA-II算法得到的预测结果与实际情况的吻合程度。通过对比模拟结果和实际数据, 计算误差指标(如

平均绝对误差MAE、均方根误差RMSE等)来评估模型和优化算法的准确性。如果误差较大, 可能需要对模型进行重新训练和优化, 或者对算法参数进行调整。通过以上步骤, 利用软件基于NSGA-II遗传算法与混合堆叠模型(FNN+XGB)在伦敦建筑数据集上实现了能耗强度(EUI)与热舒适度(PPD)的帕累托最优解, 为建筑设计和运行管理提供了科学合理的决策依据, 以达到在节能的同时确保室内热舒适度的目标^[3]。

3 技术挑战与突破路径

3.1 当前技术瓶颈

(1) 多模态语义鸿沟: BIM模型拓扑关系解析依赖专用工具(如StrucTexTv3), 难以实现高效的数据融合与语义理解。

(2) 实时交互延迟: 现有模型迭代速度(大于10小时)难以满足施工现场即时决策需求, 影响了人工智能技术在建筑领域的实时应用效果。

3.2 未来发展方向

(1) 智能体协同系统: 微软RD Agent框架通过设计-施工-运维智能体分工, 实现跨阶段闭环优化, 减少人工干预70%, 有望大幅提升建筑项目的整体效率和质量。

(2) 模型深度融合: 构建建筑物理-数字孪生体, 支持虚拟环境下的极端气候模拟(如暴雨、热浪), 验证设计方案的鲁棒性, 为建筑设计提供更全面、更精准的评估手段。

4 结论

人工智能模型通过知识增强、多模态融合与动态迭代, 正成为绿色建筑设计的核心驱动力。实证研究表明, 其在能耗优化精度、方案生成效率等方面具有显著优势。未来需进一步突破细粒度空间推理、实时交互与伦理合规等关键技术, 结合数字孪生与智能体技术, 推动建筑行业向零碳目标加速迈进。

参考文献

- [1]周红等.BIM绿建优化设计研究,2024.
- [2]Hybrid stacked model for energy optimization. Energy and Buildings, 2025.
- [3]浙江大学.DeepSeek在建筑能源领域应用报告, 2025.