

面向方案阶段能耗主导的建筑性能快速优化方法

A Rapid Optimization Approach to Energy Consumption-led Building Performance for Early Design Phase

朱姝妍 | ZHU Shuyan 马辰龙 | MA Chenlong 向科 | XIANG Ke
邹煜凯 | ZOU Yukai

摘要: 依托机器学习和参数化技术建立了面向建筑方案设计阶段能耗主导的建筑性能快速优化方法, 从而实现方案设计阶段以能耗为代表的建筑性能的直观呈现。本文通过实际案例证实了将建筑能耗快速计算技术与交互式性能优化框架相结合, 可以让建筑师在进行方案推进与决策过程中直观而快速地获取以建筑能耗为代表的各项性能指标的反馈, 从中选择最佳的设计方案, 提升建筑师进行性能优化设计的能力。

关键词: 建筑方案设计、参数化、机器学习、建筑能耗、建筑性能优化

Abstract: A rapid optimization method is presented for building performance based on energy consumption in the early design phase based on machine learning and parametric design. Design cases show that combining the rapid calculation method of building energy consumption with the interactive performance optimization platform allows architects to obtain feedback of building performance visually and quickly. The fast performance optimization method proposed in this paper will greatly improve the potential of architects to obtain better comprehensive performance design.

Keywords: Architectural design, Parametric design, Machine learning, Building energy consumption, Building performance optimization

作者:
朱姝妍, 华南理工大学建筑学院博士研究生, 工程师;
马辰龙 (通讯作者), 博士, 华南理工大学建筑设计研究院有限公司, 亚热带建筑科学国家重点实验室, 工程师;
向科, 博士, 华南理工大学建筑学院副教授, 硕士生导师;
邹煜凯, 博士, 广州大学建筑学院讲师。
华南理工大学亚热带建筑科学国家重点实验室开放课题 (项目编号: 2022ZB11、2022ZB06)。
“十三五”国家重点研发计划 (2017YFC0702309) 适应夏热冬暖气候的绿色公共建筑设计模式与示范。

DOI: 10.12285/jzs.20210610002

习近平主席在 2020 年 9 月 22 日召开的联合国大会中提出: 我国将力争在 2030 年前达到二氧化碳排放量峰值, 在 2060 年前实现碳中和。“节能减排”目标的达成需要建筑设计全流程的革新, 其中建筑性能优化设计影响着建筑用能效率、碳排放水平、室内物理环境舒适度等方面, 是提升人居环境品质的重要工作, 对于我国生态文明建设具有重要意义。^[1] 因此, 在“碳达峰”“碳中和”的背景下, 结合地域气候的特点, 运用机器学习、参数化等前沿技术, 探究建筑性能指标及其优化的可能性, 从而扩展建筑师的思考维度, 是一条值得设计从业者和相关研究人员探索和实践的道路。

在“气候适应性”的背景下, 建筑师越来越关注方案设计阶段场地布局、单体空间、围护构件等不同层级的性能优化。随着计算机技术大幅度提升、建筑性能模拟软件的成熟以及参数化技术的广泛应用, 在方案设计阶段随时对建筑设计方案进行光、热、风、能耗等方面模拟的时间和人力成本已经降至可以接受的水平。^[2] 建筑的能源消耗占全球总能源消耗的 40%, 建造具有地域气候适应性的建筑, 降低建筑运行期间的能源消耗有利于实现全人类的可持续发展^[3], 建筑能耗研究已经成为学术界的研究热点。同时, 方案阶段的设计决策对建筑物建成后的最终性能起着至关重要的作用, 在此阶段可以以极低的优化成本

获得更高的性能提升潜力^[4]，将绿色建筑设计方法尽早介入设计流程已成为建筑师的共识。

“地域气候适应型绿色公共建筑设计新方法示范”课题组建立了对应不同气候分区的，从概念设计到建筑落成的，贯穿设计全周期的设计方法与导则，为建筑师主导的绿色建筑设计实践提供新的方法和思路。在这一大背景下，本文结合“机器学习”与“参数化”技术，提出了一个面向方案设计阶段以能耗为主导的建筑性能快速优化方法，该方法包含两部分：基于机器学习的建筑能耗快速计算技术、面向方案设计流程的交互式性能优化框架。该方法聚焦于以办公建筑为代表的具有均质功能特性的建筑实体，以及主要依赖空调系统作为室内环境控制手段的空间类型。通过较直观和快速的性能反馈，将上述数字化手段作为一个有力的辅助工具，协助建筑师设计出更具绿色节能潜力的作品。

一、国内外研究综述

近二十年来，关于数字技术在建筑早期方案设计阶段应用的研究逐年增加。^[5]其中机器学习技术是当前最热门的研究领域，其基本思想是从既有的案例中提取输入输出数据之间的关联性，从而根据新的输入数据预测对应的输出结果。^[6]目前，机器学习技术由于其快速、即时反馈的特性已被运用于建筑设计及其相关领域。在建筑方案设计阶段，可以克服因性能模拟导致的等待时间过长对建筑师创意工作造成的阻碍，将量化的建筑性能指标同建筑形体特征相耦合，帮助达到建筑性能和建筑形式创意之间的平衡，从而有效促进建筑师设计出兼具多样性与最优性能的设计方案。Chatzikonstantinou 等学者提出了一种基于自组织神经网络的方法，能够实现建筑师互动式的建筑开窗与遮阳系统设计^[7]；Tseranidis 等人则实现了基于机器学习技术的建筑结构形式快速预测与优化^[8]。

而在建筑能耗计算的相关研究中，运用机器学习技术的元模型/代理模型

(metamodel/surrogate model) 方法被用来加速能耗优化过程。^[9]相比于物理模型的简化模拟或并行计算方法^[10]，以及基于热力学定律的数值简化计算方法^[11]，基于机器学习的方法能够在保证一定预测准确度的前提下，实现极快的计算速度。Westermann 对建筑能耗优化领域的元模型应用进行了综述^[12]；Østergård 对比了不同的元模型算法，指出不同机器学习算法各自具有不同特性，适用于不同的预测问题：神经网络算法可以在保证一定预测精确度的同时，不受训练样本量的限制，保证很快的训练时间，而 GPR 算法则对不同的预测问题均有稳定的预测表现^[13]。Binghui Si 等人在一个实际项目中综合运用了建筑能耗模拟、元模型辅助预测的方法以优化一栋建筑的屋顶形状^[14]，该研究也证明了机器学习元模型技术可以被应用于实际项目的能耗预测任务中。清华大学林波荣教授团队发展了一种双向优化算法，结合对建筑平面形态的归类，在一定程度上实现了以降低建筑能耗为目标的建筑形态优化策略^[15]；哈尔滨工业大学孙澄、韩昀松等建立了 GANN-BIM 数字化节能设计平台，将神经网络作为平台内预测建筑能耗的工具，辅助进行后续基于遗传算法的最优方案选取，并利用深度学习技术开发了实现人机协同方案设计的智能设计系统 (Quick Design Generator)。^[16]然而，当前基于机器学习元模型的能耗预测方法大多被限定于针对某单栋孤立建筑的能耗预测，以及对简单矩形体量的形态特征和能耗关联性进行预测。涉及的预测参数也比较单一，多为窗墙比、围护结构的传热特性等，而在复杂建筑体量和不同建筑形状上的泛化性较弱。

本文旨在探索方案阶段以能耗为主导的性能快速优化方法，因此基于以上研究，本文的研究目标可以分为两个层面：一是建立适用于多栋建筑物和复杂场景的建筑能耗快速计算技术，以满足实际应用需求，二是充分利用机器学习方法，实现建筑性能优化过程中的实时反馈，以构建适用于建筑师的交互式建筑性能优化框架。

二、基于机器学习的建筑能耗快速计算技术

依托 Rhinoceros 3D 三维建模平台，通过耦合 grasshopper、MATLAB、Radiance 和 EnergyPlus，开发了基于快速辐射模拟和机器学习元模型思想的建筑能耗快速计算技术。借助基于基本运算单元的建筑体量分解方法和基于 GPU 加速技术的快速辐射模拟，可以成功实现建筑形态信息的转译、周边环境辐射的精确描述和建筑能耗的细粒度可视化三种需求。该技术致力于解决概念设计阶段针对粗糙建筑体形的能耗预测耗时较长的问题，从而帮助建筑师在方案初期实现对候选建筑形态的能耗快速评估。

1. 基本运算单元假设

在建筑方案设计阶段，详细的建筑细部做法和内部布局未知，建筑师根据既往案例和相关规范对各类参数进行粗糙设置，以预估最终方案的能耗分布。假若这一阶段不考虑室内空间的特殊性（如中庭通高空间的设置），认为整栋建筑的使用功能基本相同（如办公建筑、医疗建筑的病房楼等），则可以将整个建筑体量看作由互不影响（即邻接界面为绝热界面）的多个热区单元构成，这一能耗模拟结果也约等于具有相同外表面全年辐射值的热区的能耗（图 1）。进一步地，上述热区单元可以被看作一个基本运算单元的不同变体，每个基本运算单元为一个方盒子体量，其包含了一系列特征参数，这些特征参数的不同组合确定了该单元的对应该能耗值（图 2）。那么当利用机器学习算法学习到了基本运算单元特征参数与对应能耗值间的关联性之后，则该算法模型可以在下一阶段不依托物理模拟，快速地根据某一基本运算单元的特征参数组合推断其对应能耗值。

2. 建筑能耗快速计算流程

依托上述假设，整个建筑能耗快速计算流程如下图（图 3）所示：

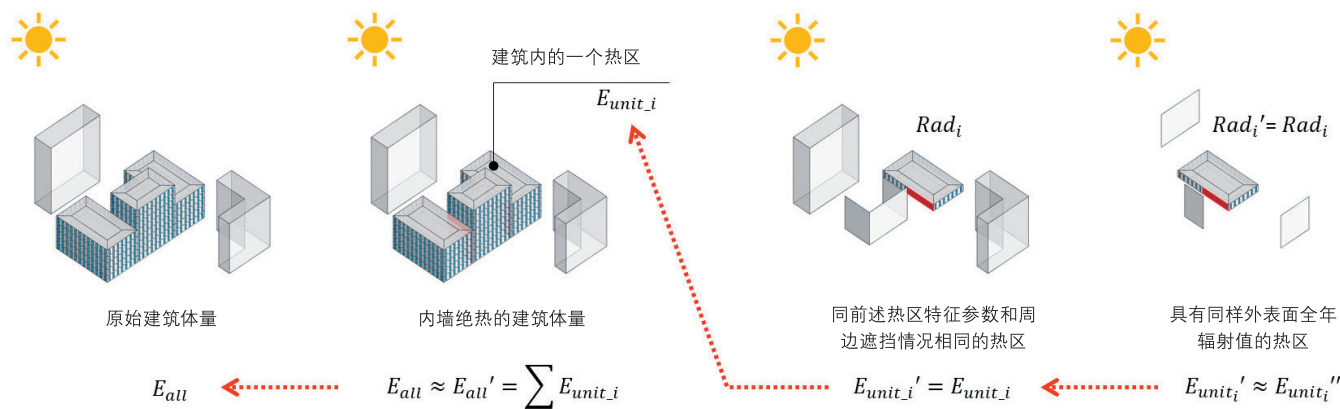


图1: 能耗快速计算原理

(1) 机器学习算法训练：首先根据待预测地区的气象文件生成基于超立方体采样^[17]的基本运算单元训练样本，训练机器学习算法，该算法可以依据基本运算单元的特征信息（辐射参数、几何参数和边界条件）快速预测对应能耗值；

(2) 建筑体量分解方法：针对概念设计阶段，提出两种具有不同精确度的建筑体量分解方法，根据计算速度和精确度的需要选择合适的自动热区划分方法：热区粗糙划分方法和房间自动细分方法（图4、图5）。将待预测的建筑进行体量分解，记录各个热区单元的对应三维尺寸、窗墙比、外部辐射值（借助GPU加速的快速辐射计算获得），作为基本运算单元的特征参数；

(3) 能耗快速反馈与可视化：将上一步得到的特征信息输入机器学习算法，则能够以近乎实时的方式输出其预测的对应基本运算单元的建筑能耗，并可可视化呈现在三维模型表面，以辅助建筑师的设计判

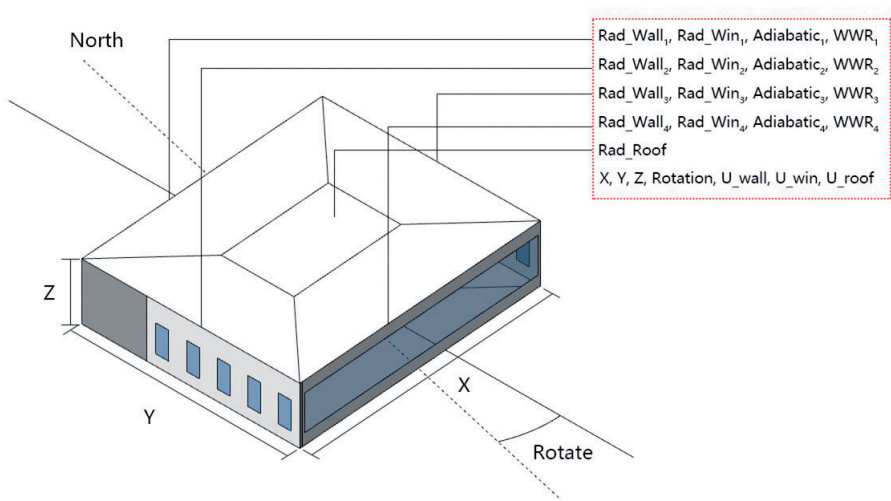


图2: 基本运算单元特征参数

断（图6），该建筑的总能耗即所有基本运算单元的能耗加和值。

3. 能耗快速计算技术的实用性验证

依托 Rhinoceros 3D 建模平台建立验证

模型：城市高密度区块内的新建办公楼，场地周边既有高层建筑会对设计范围有所遮挡，从而影响全年建筑能耗。预先定义各立面的窗墙比、建筑热工等参数，并依据当地的气象数据来训练对应的机器学习算法。建筑师在建模界面内通过若干立方

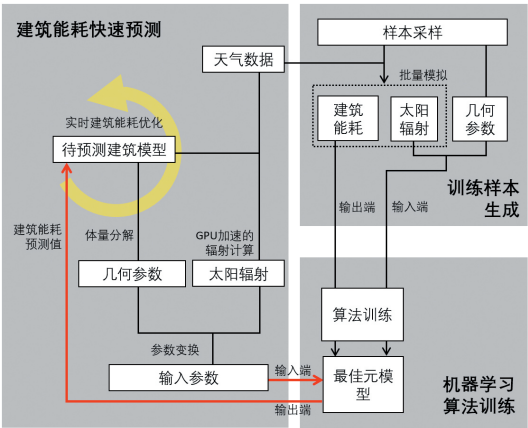


图3: 建筑能耗快速计算流程

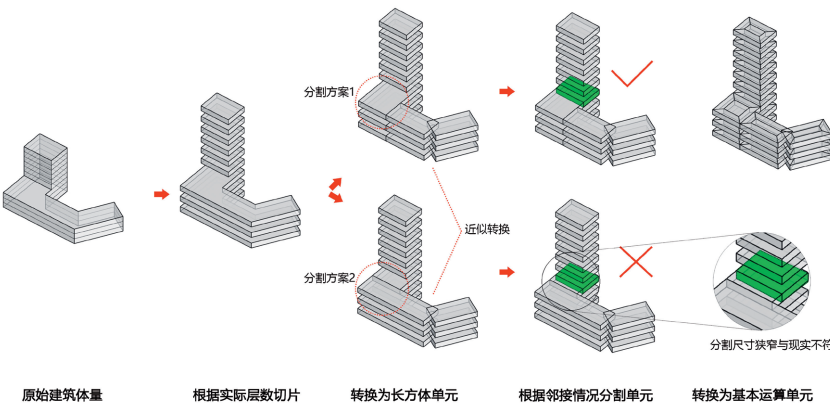


图4: 建筑热区粗糙划分方法

体的自由组合推敲建筑体量，在此过程中获得建筑能耗的快速反馈。建筑师在体量推敲过程中将逐渐认识到建筑形体与能耗间的关联性，并基于此优化设计方案，最终获得综合了建筑师主观美学倾向和建筑能耗优化目标的最优设计方案。对每一个候选方案分别进行考虑内墙传热和不考虑内墙传热两种假设下的物理模拟，并且与基于机器学习的预测结果进行对比，可以看出在训练数据集的参数覆盖范围内（第10~44个候选方案），能耗快速计算方法的预测准确度达到了方案设计需求（图7）。上述每一个候选方案的能耗计算时间平均为10秒，而常规能耗模拟软件的计算则一般需耗时数十分钟。

三、面向方案设计流程的交互式性能优化框架

1. 建筑设计流程认知与分解

由于建筑学的多学科交叉特征，建筑设计中包含大量无法量化的评价标准，设计优化并不能完全等同于普通的工程优化问题。随着建筑设计理论不断发展，对建筑设计流程的认知逐渐从行为主义流派的确定性思维转向以生成器模型、协同进化概念^[18]为代表的强调多样性与复杂性的认知方向。Thomas Wortmann 将建筑设计任务划分为三类，用以区分建筑设计问题的复杂度。^[19] 因此，一个典型的建筑设计流程可被划分为层层递进的方案决策过程，根据其任务复杂性的不同，又可以将每个层级的方案决策过程划分为量化优化与多解优化两种场景（图8）。将机器学习算法纳入建筑设计流程，可以分别针对上述两种问题建立两套优化框架，建筑师在方案推进过程中可根据需求交替运用，以辅助方案决策。

2. 多解优化与量化优化场景下的性能优化框架

基于 Rhinoceros 3D 软件平台编写对应

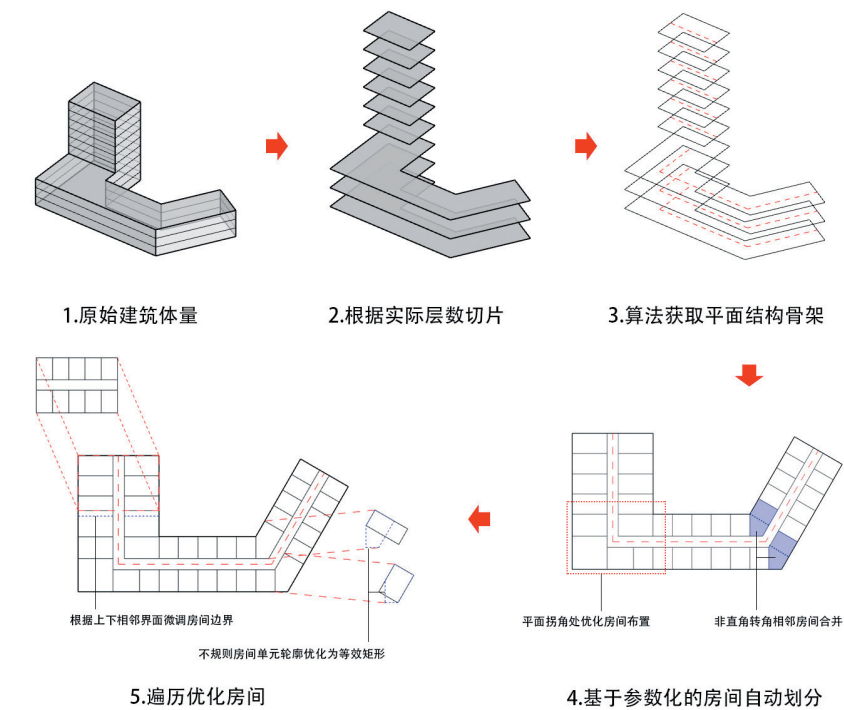


图5：房间自动细分方法

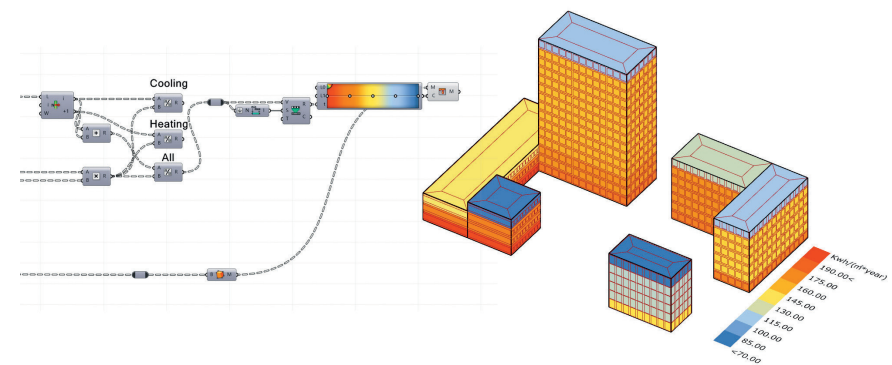


图6：建筑性能可视化

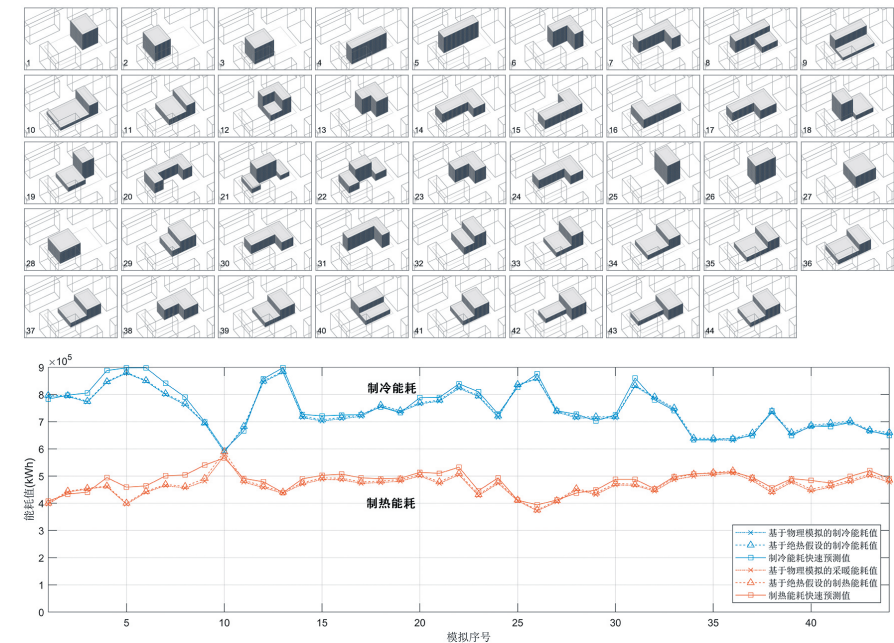


图7：能耗快速计算方法的准确度验证

量化优化与多解优化两种场景的性能优化框架。两种优化框架可以在平台内由建筑师自由切换，保证了整个方案设计流程的连贯性（图9）。

量化优化场景下，建筑师已经确定了某一方案原型，需要根据建筑性能优化目标确定最佳设计参数。在该场景中，建筑控制参数的变化趋势和对应性能指标的变化一定是平滑连续的。对设计参数进行采样，可以获取对应的性能指标，并且以点云图或平行坐标图等可视化手段直观地呈现性能随设计参数的变化趋势，供建筑师选取最优方案。同时利用机器学习，将训练好的算法当作性能预测核心，实时获得建筑性能数据反馈，抑或结合遗传算法等传统优化工具进行多目标优化。

多解优化场景涉及不可量化的方案决策对建筑性能的影响，与传统方案设计流程中的多方案比较阶段相对应。其中，最有效的优化路径是快速地实现建筑性能的可视化，当建筑性能的反馈从传统的数分钟、数小时缩短为一分钟之内，能够让建筑师在完成设计之后便能看到对应的建筑性能变化趋势。该快速性能反馈过程依托于GPU加速技术下的太阳辐射和采光计算，结合建筑面积、容积率等设计指标统一实时反馈到Rhino的建模界面，让建筑师能通过自己的操作，实时感知建筑形态变化对各项性能参数的影响。

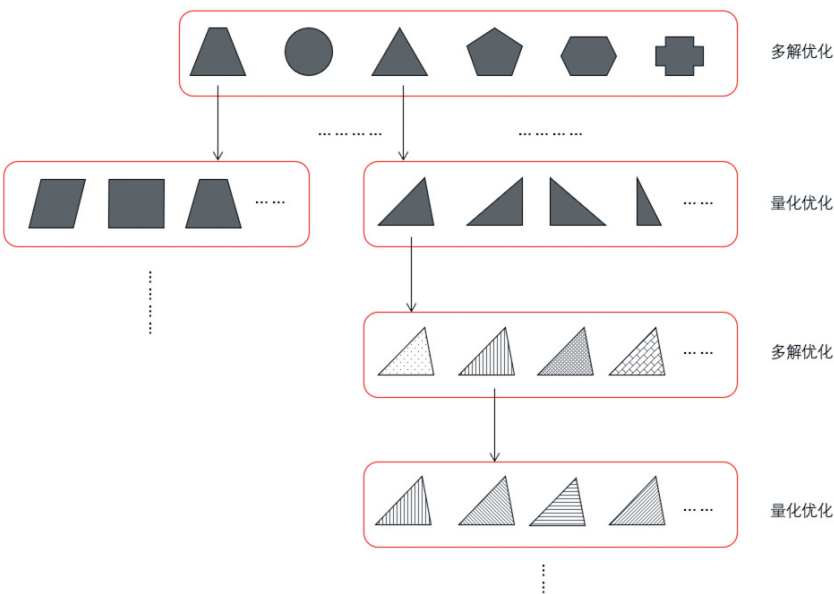


图8：方案推进过程中多解优化与量化优化总是交替出现

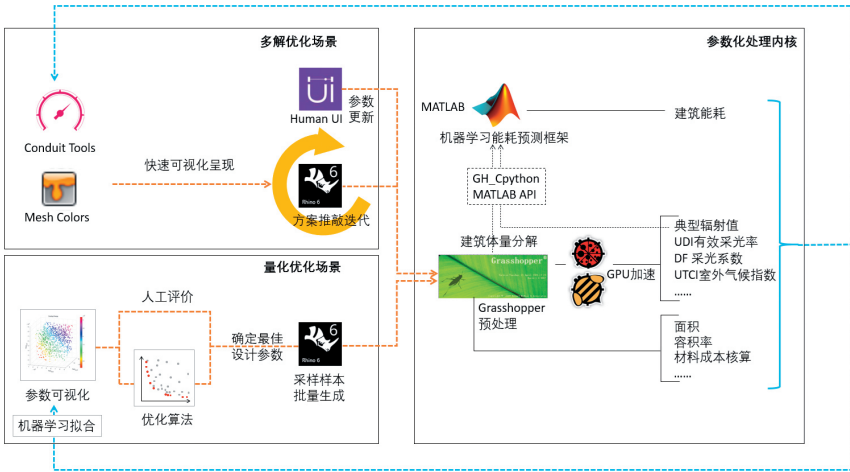


图9：两种优化场景下的性能优化框架

四、建筑性能快速优化方法流程构建及实践案例

1. 建筑性能快速优化方法的典型决策过程

对于任意建筑设计任务，根据方案推进深度可将其分为不同层级（图8），每一个层级均包含建筑师主导的统筹决策和交互式性能优化平台两部分，其每一层级的核心性能优化流程可以表示如下（图10）。首先建筑师根据文化、美学、功能等主客观要素综合分析决策，确定该层级的建筑方案深化过程属于多方案比较

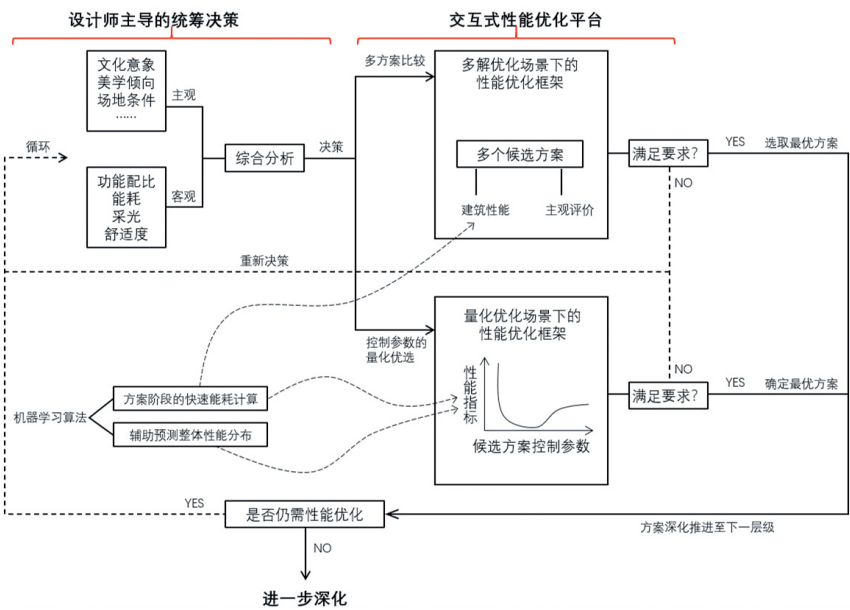


图10：方案阶段建筑性能快速优化方法的核心流程

还是最优参数的量化优化，以选用对应的交互式优化平台——选用多解优化场景解决多方案比较阶段的性能快速反馈，而选用量化优化场景以直观地获取最优参数取值。上述能耗主导的建筑性能快速优化流程仍然以建筑师作为方案推进的核心，因为在统筹决策部分，建筑师将直接参与方案形态的决策，确立候选优化方案并决定如何进行性能优化；而无论多解优化场景还是量化优化场景，均需建筑师亲自介入，其中多解优化场景下，建筑师需直接参与建筑模型的形态修改工作，依托快速的建筑性能反馈选取性能最优方案。而在量化优化场景下，建筑师通过对设计参数的采样获得建筑性能与设计参数间的可视化关联，从而基于机器学习进行直观的最优参数选择。

2. 基于建筑性能快速优化方法的案例实践

选取位于济南市的某企业总部进行案例实践，在形态构思阶段结合建筑能耗、采光等需求，进行性能优化设计。按照本文提出的建筑性能快速优化流程，在方案阶段主要进行了三组场景的设计优化，包括：不同场地布局形式的比较，最优形态控制参数的确定，以及主立面幕墙关键参数的优化。

(1) 不同场地布局形式的比较

研究首先对办公区的建筑布局进行推敲，这一多方案比较方法对应了多解优化场景，建筑师基于 Rhino 平台建模并在此过程中借助可视化手段获得互动式的快速建筑性能反馈。选择 5 个代表性方案进行建筑能耗与采光性能的量化评价，得到最优候选方案。建立基于采光和能耗的可视化三维图像（图 11），三个坐标分别为制冷能耗、制热能耗、UDI 指标（Useful Daylight Illuminance，有效采光照度）。其中蓝色采样点代表精确物理模拟获得的能耗值，红色点则代表能耗快速计算方法得到的模拟值，两组数值较为接近；此外，可以看出方案 1 在制冷、采暖能耗

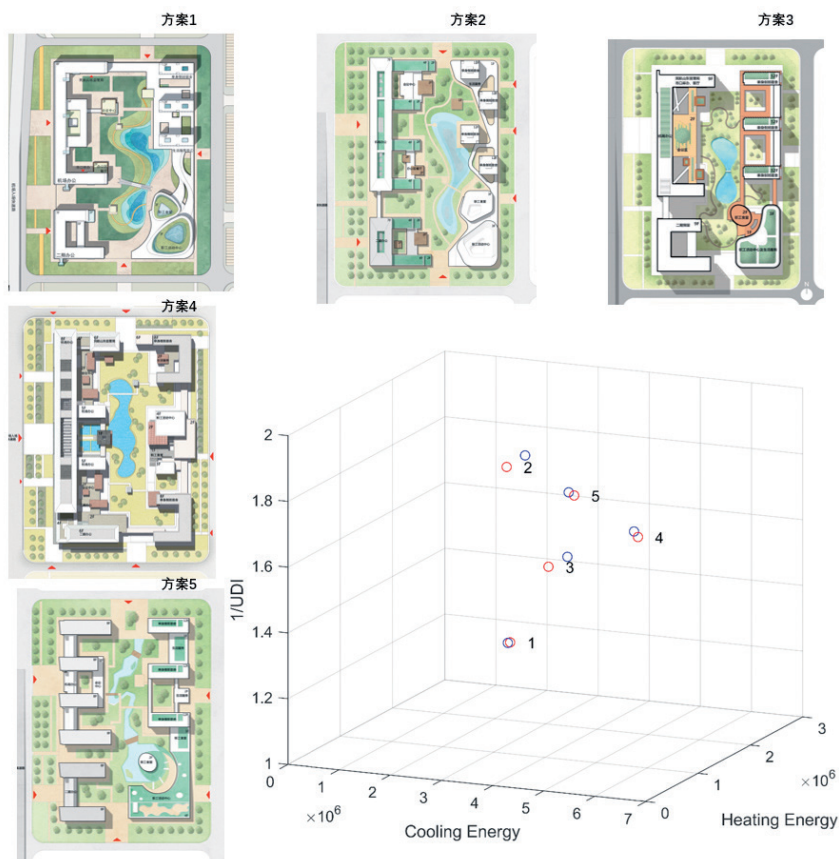


图 11: 某企业总部多方案比较阶段候选方案及性能可视化结果

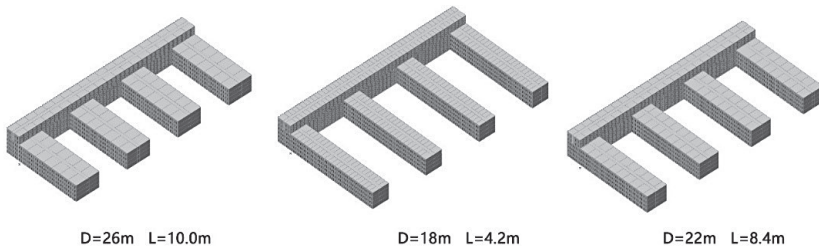


图 12: 企业总部参数化验证模型

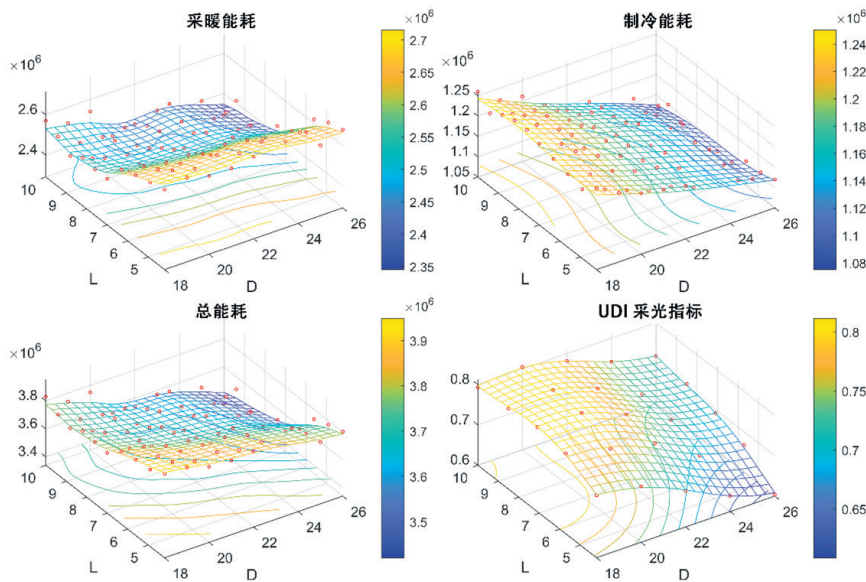


图 13: 建筑能耗与 UDI 值的可视化结果

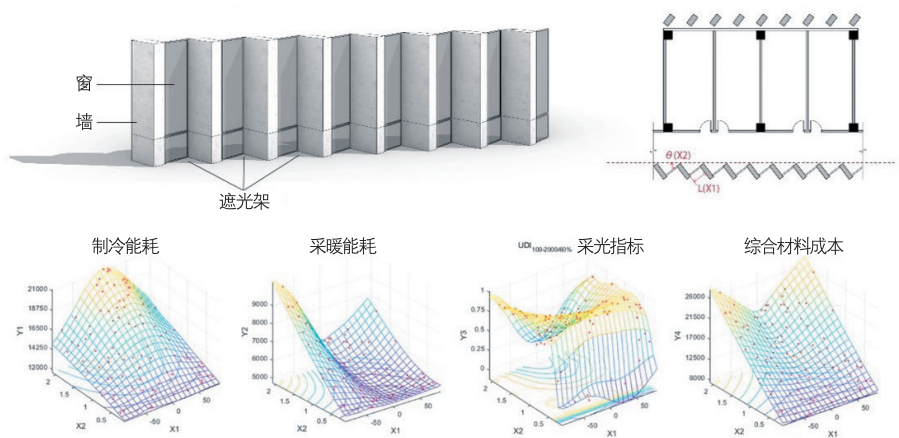


图 14: 西立面锯齿幕墙研究模型及控制参数

与采光性能方面的表现均较为优异，因而建筑师可以在该方案基础之上进行下一层级的方案深化。常规软件对每组方案的能耗模拟耗时约 20 小时，而基于机器学习的建筑能耗快速计算技术对每组方案的能耗计算仅需 3 分钟，并且训练完毕的算法可以对更多的对比方案进行能耗快速预测。

(2) 最优形态控制参数的确定

选取上一层级获得的最佳方案作为方案推进基础，进行采光与建筑能耗的可视化分析，基于量化优化场景下的性能优化框架，更精细地确定最佳的形体设计参数。利用参数化手段建立数字模型（图 12），在总建筑面积固定的前提下研究条形体量的进深深度 D、办公室单元的面宽（即柱跨设置）L 与对应采光能耗指标的关系。将两组控制参数分别作为三维空间中的 X、Y 坐标轴，将制冷能耗、采暖能耗、总能耗、UDI 值作为对应的 Z 坐标轴进行三维可视化（图 13）。建筑师可以综合性能可视化结果、柱网经济性以及建筑美学等进行评判，最终得到 D=22m，L=8.4m 为最优形态参数，并作为下一步方案细部深化的依据。

(3) 主立面幕墙关键参数的优化

此场景中，选取建筑西向立面的锯齿形玻璃幕墙为研究对象，同时兼顾防止西晒的需求。基于量化优化场景下的性能优化框架，进行了建筑能耗、材料成本、采

光质量（UDI）的可视化分析（图 14），根据可视化结果，可以得到性能与综合成本最优的幕墙控制参数：角度 θ 取 30° ，宽度 L 取 0.7m。

五、结语与展望

本研究建立了面向建筑师方案阶段使用的，能耗主导的建筑性能快速优化方法。借助机器学习技术和参数化平台，帮助建筑师实现对于能耗主导的建筑性能指标的快速认知和直观感知，该方法的精度可以满足在设计阶段进行方案性能优化的要求。此外，将方案设计流程分解为量化优化和多解优化两种场景，辅助建筑师对建筑性能分布情况进行直观判断。

现阶段的能耗快速预测研究主要考虑建筑所受太阳辐射对能耗的影响，未将空气流速等因素考虑在内，未来研究计划将内部气流组织纳入基本运算单元，以尽可能提高其预测精度。另一方面，当前的基本运算单元为方盒子热区，对于形态不规则的建筑体量使用近似于方盒子的单元拟合，未来研究也将探索利用图神经网络等算法实现基于异形基本运算单元的建筑能耗预测，以扩展该能耗预测框架的应用范围。此外，当前所开发的交互式性能优化框架，主要依托参数化平台以及数据分析软件，未来计划将其开发为一个完整的性能预测插件，以增强对于建筑师的友好性

和易用性，实现与建筑方案设计流程的无缝衔接。

值得一提的是，在建筑项目的全生命周期中，建筑师始终发挥着举足轻重的主观能动作用。即使数字技术已渗透到建筑设计的方方面面，也并不意味着建筑师的作用可以被完全替代；数字技术始终是一种工具或者方法，帮助建筑师快速有效地分析和优化方案，并做出综合的决策。如果从方案设计伊始就能够让建筑师更直观地了解性能与形式间的关联，就有助于建筑师更积极有效地推动设计流程，促进设计的深化和落地，最终创作出更具科学性和合理性的绿色建筑作品。

注释

[1]参考文献[1]。
[2]参考文献[2]。
[3]参考文献[3]~[5]。
[4]参考文献[6]~[11]。
[5]参考文献[12]。
[6]机器学习是计算机科学和人工智能的重要分支领域，周志华在论著《机器学习》中对其基本理论进行了详细介绍，参考文献[13]。
[7]参考文献[20]。
[8]参考文献[21]。
[9]以 Simple ANN（浅层神经网络）为代表的机器学习算法可以从多变量高维数据集中学习对应的输入输出关联模式，从而建立一个输入输出关联模型，通过将新数据输入训练好的预测模型，可以预测对应的数据输出，被称为元模型或代理模型技术，参考文献[22]~[25]。
[10]参考文献[26]~[29]。
[11]基于热力学定律的动态模拟，即通过对建筑各构成元素的详细建模、对室外环境要素的仿真、空调控制系统的模拟来迭代运算全年或特定研究时段内的能量流动，进而获取空调系统的总能耗，参考文献[30]~[34]。
[12]参考文献[35]。
[13]参考文献[36]。
[14]参考文献[22]。
[15]参考文献[37]。
[16]参考文献[16]、[38]。
[17]运用插件 Design Space Explorer (DSE) 进行样本采样，其包含的 Sampler 运算器支持对输入参数进行超立方体采样，每一个采样是各个建筑控制参数的组合，参考文献[39]、[40]；
[18]参考文献[41]~[43]。
[19]包括分析综合 (Analysis Synthesis)；生成与测试

(Generate and test) ; 平行进化(Co-evolution) , 根据参考文献[9]。

参考文献

- [1] DORST K, CROSS N. Creativity in the design process: Co-evolution of problem-solution[J]. Design Studies, 2001, 22 (5) : 425–437.
- [2] 翟建宇, 赵希, 曹颖, 等. “Green-Outopia”的实现路径与现实难题[J]. 建筑技艺, 2019 (01) : 82–85.
- [3] EIA. Energy Consumption by Sector [EB/OL]. [2020-12-08]. https://ec.europa.eu/energy/content/energy-consumption-end-use_en.
- [4] 徐伟, 杨芯岩, 张时聪. 中国近零能耗建筑发展关键问题及解决路径[J]. 建筑科学, 2018, 34 (2) : 165–173.
- [5] 毕晓健, 刘丛红. 未来设计: 基于Ladybug+Honeybee的参数化性能设计方法[J]. 建筑师, 2018 (01) : 131-136.
- [6] KOVACIC I, ZOLLER V. Building life cycle optimization tools for early design phases[J]. Energy, Elsevier Ltd, 2015, 92: 409–419.
- [7] SCHLUETER A, THESSELING F. Building information model based energy/exergy performance assessment in early design stages[J]. Automation in Construction, 2009, 18 (2) : 153–163.
- [8] MÉNDEZ ECHENAGUCIA T, CAPOZZOLI A, CASCONI Y et al. The early design stage of a building envelope: Multi-objective search through heating, cooling and lighting energy performance analysis[J]. Applied Energy, 2015, 154: 577–591.
- [9] WORTMANN T. Efficient, Visual, and Interactive Architectural Design Optimization with Model-based Methods[D]. SUTD, Singapore, 2018 (August) : 324.
- [10] 张神树. LEED和绿色建筑的设计方法[J]. 世界建筑, 2008 (04) : 110–112.
- [11] 孙澄, 韩昀松. 基于计算性思维的建筑绿色性能智能优化设计探索[J]. 建筑学报, 2020 (10) : 88-94.
- [12] CASTRO PENA M L, CARBALLAL A, RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ N et al. Artificial intelligence applied to conceptual design. A review of its use in architecture[J]. Automation in Construction, Elsevier B.V., 2021, 124: 103550.
- [13] 周志华. 机器学习[M]. 第1版. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [14] 孙澄, 韩昀松, 任惠. 面向人工智能的建筑计算性设计研究[J]. 建筑学报, 2018 (9) : 98–104.
- [15] 孙澄, 曲大刚, 黄茜. 人工智能与建筑师的协同方案创作模式研究: 以建筑形态的智能化设计为例[J]. 建筑学报, 2020 (2) : 74–78.
- [16] 孙澄, 丛欣宇, 韩昀松. 基于CGAN的居住区强排方案生成设计方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53 (02) : 111-121.
- [17] 马辰龙, 朱姝妍, 王明洁. 机器学习技术在建筑设计中的应用研究[J]. 南方建筑, 2021 (2) : 121-131.
- [18] DOHERTY W J, THADHANI A J. The economic value of rapid response time[J]. IBM Report, 1982, Figure 3: 2-5.
- [19] Finding flow: the psychology of engagement with everyday life[J]. Choice Reviews Online, 1997, 35 (03) , Basic Books, New York.
- [20] CHATZIKONSTANTINO I, SARIYILDIZ I S. Addressing design preferences via auto-associative connectionist models: Application in sustainable architectural Façade design[J]. Automation in Construction, 2017, 83: 108–120.
- [21] TSERANIDIS S, BROWN N C, MUELLER C T. Data-driven approximation algorithms for rapid performance evaluation and optimization of civil structures[J]. Automation in Construction, Elsevier B.V., 2016, 72: 279–293.
- [22] SI B, WANG J, YAO X et al. Multi-objective optimization design of a complex building based on an artificial neural network and performance evaluation of algorithms[J]. Advanced Engineering Informatics, Elsevier, 2019, 40 (November 2018) : 93–109.
- [23] NGUYEN A T, REITER S, RIGO P. A review on simulation-based optimization methods applied to building performance analysis[J]. Applied Energy, Elsevier Ltd, 2014, 113: 1043–1058.
- [24] EISENHOWER B, O’ NEILL Z, NARAYANAN S et al. A methodology for meta-model based optimization in building energy models[J]. Energy and Buildings, 2012, 47: 292–301.
- [25] JAFFAL I, INARD C. A metamodel for building energy performance[J]. Energy and Buildings, 2017, 151: 501–510.
- [26] BERKELEY L, RIDGE O A K, UT-BATTELLE M B Y et al. Tips and Tricks for Using EnergyPlus[J]. 2018 (c) : 1996–2016.
- [27] DOGAN T, REINHART C. Shoeboxer: An algorithm for abstracted rapid multi-zone urban building energy model generation and simulation[J]. Energy and Buildings, Elsevier B.V., 2017, 140: 140–153.
- [28] MA R, GENG C, YU Z et al. Modeling city-scale building energy dynamics through inter-connected distributed adjacency blocks[J]. Energy and Buildings, Elsevier B.V., 2019, 202: 1-11.
- [29] ZHENG Z, CHEN J, LUO X. Parallel computational building-chain model for rapid urban-scale energy simulation[J]. Energy and Buildings, 2019, 201: 37-52.
- [30] NALL D, ARENS E. Influence of degree day base temperature on residential building energy prediction[J]. ASHRAE Transactions, 1979, 85 (1) : 727–735.
- [31] FISHER R, FLANIGAN L, TALBERT S. Degree day method for simplified energy analysis[J]. ASHRAE Transactions, 1982, 88 (2) : 522–571.
- [32] STAMPER M. Annual cycle moisture analysis[C]. Proceedings of the Conference of the Thermal Performance of the Exterior Envelopes of Buildings. Kissimmee, FL, USA: 1979.
- [33] Fundamentals of building energy dynamics[J]. Choice Reviews Online, 1997, 34 (06) .
- [34] SU F, ZHANG C, TIAN S. Improvement of method in BIN building energy consumption calculation[J]. Journal of Chongqing Jianzhu University, 2006, 28 (1) : 88–91.
- [35] WESTERMANN P, EVINS R. Surrogate modelling for sustainable building design – A review[J]. Energy and Buildings, 2019, 198: 170–186.
- [36] ØSTERGÅRD T, JENSEN R L, MAAGAARD S E. A comparison of six metamodeling techniques applied to building performance simulations[J]. Applied Energy, 2018, 211 (August 2017) : 89–103.
- [37] LI Z, CHEN H, LIN B et al. Fast bidirectional building performance optimization at the early design stage[J]. Building Simulation, 2018, 11 (4) : 647–661.
- [38] 韩昀松. 严寒地区办公建筑形态数字化节能设计研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- [39] YONDO R, ANDRÉS E, VALERO E. A review on design of experiments and surrogate models in aircraft real-time and many-query aerodynamic analyses[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2018: 23-61.
- [40] GARUD S S, KARIMI I A, KRAFT M. Design of computer experiments: A review[J]. Computers and Chemical Engineering, 2017: 71-95.
- [41] ROWE P G. Design Thinking[M]. Cambridge: MIT Press, 1991: 242.
- [42] ALEXANDER C. Notes on the Synthesis of Form[M]. Cambridge: Harvard University Press, 1964: 216.
- [43] DARKE J. The primary generator and the design process[J]. Design Studies, 1979, 1 (1) : 36-44.
- [44] ZHU S, MA C. An Informed Method-visualization for multi-objective optimization in conceptual design phase[C]. CAADRIA 2020 - 25th International Conference on Computer-Aided Architectural Design Research in Asia. 2020: 425–434.

图片来源

均为作者自绘