

# 基于 AIGC 技术的建筑方案设计流程优化和应用研究

## ——以湖北某工业园区办公楼为例

张丝雨<sup>1</sup>, 庄留星<sup>2</sup>, 虞刚<sup>3</sup>

**摘要:** 近年来, 算力的提升推动了人工智能生成内容 (AIGC) 的进步。在建筑设计领域, 现有的计算性设计工具被视为“理性的工具”而非“想象的工具”, 基于语义的 AIGC 则可以作为弥补。本研究以湖北某办公楼为例, 提出一套 AIGC 辅助建筑方案设计的流程, 分为方案生成与演进、方案推敲与深化两阶段。该流程充分利用了 Stable Diffusion 可控性较强和 Midjourney 成图质量较高的特点, 通过 AI 的大量探索与建筑师的引导选择, 实现了双方优势的互补, 强化了传统建筑师依靠草图和模型探索方案的过程, 为建筑领域注入新的思维方式。未来人工智能在建筑设计领域将扮演愈发重要的角色, 为行业创新提供更多可能性。

**关键词:** AIGC; 建筑设计; 流程优化; 工业园区; 办公楼

**Keywords:** AIGC; Architectural Design; Process Optimization; Industrial Park; Office Building

### 引言

随着算力提升和技术革新, 传统设计方式面临效率低下、流程繁琐及修改频繁等挑战。在当前工作流程中, 建筑师往往耗费大量时间建模渲染而非设计构思。因此, 利用先进计算技术提高设计效率已成为行业趋势。

AIGC (Artificial Intelligence Generated Content), 也叫作人工智能生成内容, 是采用人工智能技术实现自动化创作的一种技术[1]。近年来, 算力的发展推动了 AIGC 的进步, 为建筑方案设计流程的优化提供了新的技术和思路。与传统的计算性设计方法 (如模块化、系统化、CAD 和参数化建模) [2]相比, 基于语义的 AIGC 在处理社会、文化、风格相关的内容时表现出显著优势, 能作为“想象工具” [3]通过大量的列举对思维进行扩展, 弥补“理性工具” [3]在想象力和人文关怀方面的不足。

本文以湖北某工业园区办公楼为例, 提出一套 AIGC 辅助建筑方案设计的流程, 充分利用各类生成式 AI 工具的特点, 分为方案生成与演进、方案推敲与深化两个阶段, 旨在有效节约时间和资源, 为建筑领域引入新的方法论和思维模式。

## 1 AIGC 技术及其在设计中的应用

### 1.1 AIGC 技术发展历程

<sup>1</sup> 张丝雨, 哈尔滨工业大学 (深圳)

<sup>2</sup> 庄留星, 哈尔滨工业大学 (深圳)

<sup>3</sup> 虞刚 (✉), 哈尔滨工业大学 (深圳), 教授, yuarch@hit.edu.cn

人工智能的发展大致可以追溯到 20 世纪 40-50 年代。在 1956 年的达特茅斯会议上，“人工智能”的概念首次被提出，奠定了该领域的发展[4]。

20 世纪 60-90 年代，人工智能领域遭遇了两次“寒冬”，研究进度缓慢，成果有限。

20 世纪 90 年代到 21 世纪初，人工智能领域开始逐渐采用基于机器学习的方法，并涌现出卷积神经网络(CNN)，图神经网络(GNN)，生成对抗网络(GAN)和变分自编码器(VAE)等新架构，输入和输出也由最初的数字和图像向多模态发展[3]。

2021 年出现的 CLIP (Contrastive Language-Image Pre-Training)，通过对比学习建立了图像和文本之间的深层联系[5]，为跨模态 AI 的发展奠定了坚实基础。随后，扩散模型 (Diffusion Model) 的流行进一步推动了生成式 AI 的技术变革，特别是在图文生成领域，其通过前向扩散和反向生成过程实现了高效的图文生成[6,7]。

2022 年，ChatGPT 的发布引发了生成式人工智能的热潮，AIGC 成为世界关注的焦点。

2024 年 OpenAI Sora 和 GPT-4o 的发布体现了生成式人工智能发展之迅速[8]。各类 AI 工具及其多模态的生成内容被广泛应用于各种领域。

## 1.2 AIGC 在建筑设计领域的应用

在建筑设计领域，AIGC 已有初步的研究和应用，包括建筑平面设计[3,13]、建筑形体设计[3,11]、建筑性能模拟[9]、建筑文本内容生成等，常用的工具有诸如 ChatGPT、文心一言等语言大模型，以及 Midjourney、Stable Diffusion、小库 xkool 等图像生成工具。其模态主要涉及文本和二维图像，而 3D 的生成式模型，如 Point-E、Dreamfiles-3D 等目前仍然存在精度和操作上的局限，且不易与建筑领域的 3D 建模软件及相关 workflow 接轨，尚未投入广泛应用。

在建筑方案设计过程中，AIGC 目前常用于前期案例的参考、方案意向的效果呈现以及文本文案的生成，其主要作用是给设计师提供前期灵感以及对设计师的方案意向进行快速表达[10]，并未实际参与建筑的设计和推敲过程，也并未形成成熟的设计流程[11,12]。

## 2 AIGC 辅助建筑方案设计流程及应用示例

本研究提出了一套 AIGC 辅助建筑方案设计的流程，将以湖北某工业园区办公楼方案设计为示例方案，详细讲述流程两个阶段各部分的内容及应用方式。

示例方案选址于金属建材产业园西南角，场地西侧和南侧与城市道路相邻，入口位于东南角。项目所在产业园可生产金属板材、玻璃幕墙，并具备成熟的双曲工艺，场地周边厂房均以铝板为立面主要材质。该建筑作为产业园的办公楼，兼具展示产业形象的功能，总面积约 6000 m<sup>2</sup>，限高 24m，用地面积 4850 m<sup>2</sup>。为充分达到展示目的并丰富设计内涵，本方案计划以后现代主义建筑思想作为引导完成设计。

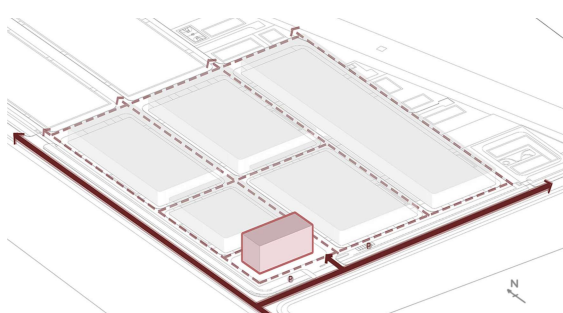


图 1 示例方案选址示意 (图片来源: 作者自绘)



图 2 示例方案周边厂房外观 (图片来源: 方案文件)

## 2.1 AIGC 辅助建筑方案设计工具介绍

Midjourney (MJ) 是一款基于扩散模型的生成式人工智能程序和服务, 作为聊天工具 Discord 的扩展, 可以由自然语言描述生成图像。其大模型涵盖的内容广泛, 成图质量高, 有较好的风格效果, 但其算法不开源, 可控性较差。

Stable Diffusion (SD) 是 2022 年发布的基于扩散技术的深度学习模型, 可以实现由文本生成图像的功能。其算法开源, 可控性较强, 但需要经过一系列调试才能获得较好的风格图像效果。

ChatGPT 是由 OpenAI 于 2022 年推出的聊天机器人, 基于大型语言模型 (LLM), 使用户能够优化和引导对话生成相应的文字。适用于建筑设计中提示词的生成、设计文本的撰写等。

## 2.2 AIGC 辅助建筑方案设计流程

本流程分为方案生成与演进、方案推敲与深化两阶段 (图 1), 第一阶段得到立面初步方案, 第二阶段得到建筑初步方案。充分利用了 Stable Diffusion 较强的可控性和 Midjourney 较高的成图质量, 使 AIGC 融入方案设计过程。本流程中 AIGC 主要辅助建筑形态的定性推敲, 而建筑设计的其他设计元素, 如城市环境及建筑物理性能等, 则作为方案筛选条件, 需要建筑师主动进行引导和选择, 并在三维方案推敲和细化阶段进一步优化。

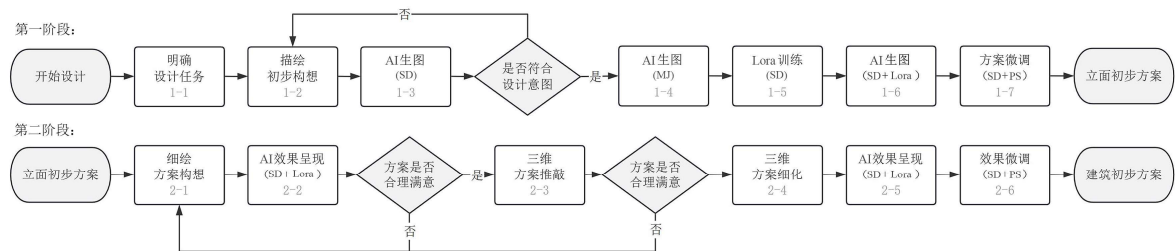


图 1 AIGC 辅助建筑方案设计流程 (图片来源: 作者自绘)

### 2.2.1 第一阶段: 方案生成与演进

方案的生成与演进旨在得到方案的大致形象 (图 2)。建筑师明确设计任务后, 向 AI 输入初步构想并生成大量立面方案, 通过比选引导和 AI 多次生图迭代后, 获得立面的初步方案。

首先明确设计任务, 对应步骤 1-1, 充分调研设计场地及其周边城市环境, 结合业主需求, 明确场地信息、建筑体量以及建筑功能。其中, 周边城市环境决定建筑外观形象, 场地信息决定主入口及主立面的位置, 建筑体量确定建筑立面尺度, 建筑功能确定建筑的体块和立面虚实。示例方案根据业主需求及周边厂房立面形象确定为金属材质立面; 根据场地信息确定主入口位于东南侧, 主立面为南面; 根据体量需求确定高约五层; 结合展示功能需求, 确定西南侧设大中庭作为“展示橱窗”, 立面使用双曲铝板作为“广告牌”。

其次, 描绘初步构想, 对应步骤 1-2。即通过手绘、计算机建模等方式初步表达方案构想, 需包含建筑基本形态、虚实关系、层数以及该立面的其他特征信息, 线条尽量简洁自由, 给 AI 充分的发挥空间。

接着, 进行 AI 生图, 对应步骤 1-3 至步骤 1-6, 包括 AI 第一次生图、AI 第二次生图、Lora 训练和 AI 第三次生图, 具体操作如下:

#### (1) AI 第一次生图

控制 AI 生成带有所需元素和特征的立面效果图片，对应步骤 1-3，使用 Stable Diffusion 实现。Stable Diffusion 对于形态的可控性更强，因此更易控制其生成符合需求的初期立面图片，但缺陷在于生图质量参差，美观性较差。

选择建筑相关的大模型，将初步构想图输入 ControlNet，选择 Lineart 或 Canny 模式使线稿识别更准确。通过提示词（prompt），对建筑各要素进行引导（表 1），生成大量带有所需特征的立面效果图片。现有大模型的训练基于西方语境，因此提示词须用英文表述，但必须注意表意准确性，例如“中庭”在本例中应为“atrium”而非“courtyard”。可借助 ChatGPT 优化提示词，并结合生图效果调整。如果生成结果不符合设计意图，则应调整提示词或重新绘图。示例方案通过简单的手绘线稿辅以提示词，生成一系列带有大中庭并以双曲金属板为主要材质的立面方案。

表 1 AI 提示词（图表来源：作者自绘）

要素	示例方案提示词内容	训练 Lora 后新增
建筑类型	办公建筑 office building, 建筑 architecture	-
环境背景	工业园区 industrial area	-
风格定位	后现代主义建筑 postmodern architecture, 扎哈 Zaha Hadid, 盖里 Frank Gehry	Lora 触发词 (postm)
主要材料	铝板 aluminum panels, 银色 silver, 金属 metal, 双曲铝板 double-curved aluminum	金属条带 (ribbon)
体量控制	五层 five-stories	-
形态特征	曲线 curvilinear, 大中庭 large atrium, 展示 exhibition, 复杂室内 complex interior, 红色入口 red entrance	中庭内设盒子 box spaces in the atrium, 触发词(p_curve, p_surf)
Lora 模型	-	后现代 Lora (postm)
效果控制	温暖 warm, 柔和 soft, 日光 daylight, 高质量 best quality, 杰作 masterpiece	-
反向提示	低质量 worst quality, low quality, normal quality, 丑陋 ugly	红色背景 red background

### （2）AI 第二次生图

控制 AI 生成大量质量较好、风格一致且形态差异较明显的立面效果图片，对应步骤 1-4，使用 Midjourney 实现。Midjourney 自由度更大、可控性更弱，生成图片质量较高、美观性较好，因此更适合在有参考的情况下发散式生成大量方案。且由于其生成的图片数量多、质量高、风格统一，也适合作为后续 Lora 模型的训练素材。

从第一次生成图中选择尺度适宜、风格适宜且符合设计需求的立面。选择 Midjourney Model (V5 及以上版本) 确保生成图像更真实，采用 Stylize med 模式控制变化幅度适中，通过融图、图生图等形式多次迭代，获得质量较好、风格一致且形态差异较大的立面图片。精选其中最符合设计需要的方案，作为意向方案。示例方案除了使用第一次 AI 生图的图片外，还融合了大中庭和金属曲面的图片素材，引导 Midjourney 生成更符合需要的立面方案。从形态较好的方案中挑选了两个符合设计需要的方案作为备选。

### （3）Lora 训练

训练微调模型 Lora，以便继续生成带有对应风格和特征的图片，对应步骤 1-5。Lora 模型能够在一定程度上实现定制化需要，可在 Stable Diffusion 中引导 AI 生成特定风格的图片，并使生成方案具备所需特征。其训练素材的风格和特征应尽量相似，模型拟合程度才能良好。

除备选方案外，从第二次生成图中选择尺度、风格适宜并携带所需设计特征的图片作为训练素材。同时可以加入其他符合需要的图片素材使其更贴合使用需求。示例方案中使用了 29 张图片素材作为训练集，训练出具有大中庭、双曲金属表面的 Lora（命名为 postm），通过无提示词生图测试，检验得到训练效果符合预期。训练产生了多个具有细微差异的 Lora 模型，可逐一查看性能并调整权重混合使用。

#### （4）AI 第三次生图

控制 AI 对意向方案进行调整，对应步骤 1-6，使用 Stable Diffusion 实现。Stable Diffusion 较强的可控性能够在保持方案形态和风格不变的情况下对方案细节进行调整。

使用 Stable Diffusion，以第二次生成的方案备选为底图输入 ControlNet 或图生图模块，结合 Lora 模型并在原提示词基础上新增触发提示词（表 1）生成细节上有差异的立面方案，挑选材质、颜色等细节上符合需要的图片。示例方案将两个备选方案分别输入 Stable Diffusion，根据需求选择了入口带有红色、金属表面呈条带状的方案，至此得到了 AI 方案的雏形。

最后，结合 Photoshop（PS）控制 AI 对方案进行微调，对应步骤 1-7。挑选上一步中细节最佳的方案，借助 Photoshop 对图片进行处理，引导 Stable Diffusion 在图生图模式下进行微调，再次用 Photoshop 简单修正，得到立面初步方案。如果需要更清晰的方案效果图，可通过 Stable Diffusion 的放大模型完成初步方案图像的高清放大。示例方案通过 Photoshop 引导颜色、标志等细节，结合 AI 第三次生图的方案，采用图生图模式进行调整，多次迭代后得到两个较为适宜的方案，最后使用 Photoshop 为方案添加符号文字等内容。

### 2.2.2 第二阶段：方案推敲与深化

方案推敲与深化旨在精确化方案细节（图 3）。建筑师根据立面初步方案重新整理构想，通过 AI 快速呈现构想效果，调整方案并完成二维到三维的转换，进一步形成建筑的初步方案。

首先需要细绘方案构想，对应步骤 2-1。根据第一阶段的立面初步方案整理构思，考虑方案的三维呈现及其合理性和落地性，绘制线条清晰明确、包含重要细节的方案立面构想。示例方案结合第一阶段的两个方案，绘制了东南西北四个立面的方案构想，其中包括重要细节，如方案一的阶梯状金属带及方案二的大中庭和入口。

其次，完成细绘方案的 AI 效果呈现，对应步骤 2-2，使用 Stable Diffusion 实现。Stable Diffusion 能准确依照线稿图片生成效果图，在结合了 Lora 之后，可以生成质量更好的图片作为效果参考。传统设计模式须通过建模渲染才能直观表达方案设计，利用 AI 快速生成效果图，可免去建模渲染后再次修改初期方案带来的工作量。该步骤将细绘后的方案构想输入 ControlNet，结合提示词和 Lora，快速表现各个立面的效果。根据直观的效果呈现分析方案问题，通过修改线稿的方式快速修改方案，再由 AI 重新生成新的效果，直到修改满意。示例方案以细绘的黑白线稿图为底图，沿用第一阶段训练的后现代风格 Lora 模型（postm），ControlNet 选用更适配黑白线稿参考图的 Lineart（invert）模式，快速生成四个立面的效果，直观感受方案设计是否符合需求。

接着，进行三维方案推敲和细化，对应步骤 2-3 至 2-4，与传统设计方法的三维方案设计方式一致。确定方案构想合理满意后，可根据构想建立三维体块模型，并推敲体块设计。该步骤需要建筑师充分考虑建筑城市环境、物理性能、功能排布、造价成本等多方面的需求，可结合定量的分析，若无法推进，则需要修改方案构想。示例方案确定构想后建立了三维模型并推敲，得到了

体块简洁、符合使用需求的方案。确定方案三维体块模型合理满意后，可进一步对方案细节和内部进行设计，得到建筑初步设计方案的模型。

最后，借助 AI 进行效果呈现和微调，对应步骤 2-5 至 2-6，使用 Stable Diffusion 实现。以细化后的方案模型线稿图为底图，输入 ControlNet，选用 Lineart (lineart\_realistic) 模式，结合提示词和 Lora，可以得到相对真实清晰的建筑效果图片。如果生成图片效果不符合预期，可以通过 Photoshop 修改引导细节，并将风格示例图片输入 ControlNet，选用 Ip-Adapter 模式，可以得到对应风格的效果；确定风格效果后，使用 Stable Diffusion 的后期处理模式，通过放大模型 BSRGAN、R-ESRGAN 4+ 等将图片放大，提高清晰度。进一步用 Photoshop 对放大后的图片进行整体和细节的处理，可得到初步方案的效果图，完成初步方案的设计和效果图表达。

流程	示意	技术说明
<p>开始设计</p> <p>明确设计任务</p> <p>1-1</p>	<p>确定主立面 确定体量 确定入口和特殊空间</p> <p>南面为主立面，五层，入口东南侧，西南侧设大中庭 金属板材，曲线，后现代主义。</p>	<p><b>明确设计任务：</b> 工具：CAD/Sketchup/Rhino 表达工具：Photoshop/Illustrator</p> <p>1-1</p>
<p>描绘初步构想</p> <p>1-2</p>		<p><b>描绘初步构想：</b> 工具：纸笔/ipad/Sketchup/Rhino 特点：线条简单自由，细单线暗示楼层</p> <p>1-2</p>
<p>AI生图 (SD)</p> <p>prompt</p> <p>1-3</p>		<p><b>AI生图 (SD)：</b> 工具：Stable Diffusion 特点：可控性强，生成效果贴合线稿 模型：architecturerealism_v1repair ControlNet：Lineart / Canny 重点提示词：curvilinear, metal, atrium</p> <p>1-3</p>
<p>是否符合设计意图</p> <p>否</p> <p>是</p> <p>AI生图 (MJ)</p> <p>1-4</p>	<p>输入图片：</p> <p>生成方案： 备选方案：</p>	<p><b>AI生图 (MJ)：</b> 工具：Midjourney 特点：自由度强、成图质量高 模型：Midjourney V5.2 重点提示词：curvilinear, metal, atrium</p> <p>1-4</p>
<p>其他素材</p> <p>Lora训练 (SD)</p> <p>1-5</p>	<p>无提示词测试：</p>	<p><b>Lora 训练 (SD)：</b> 工具：Stable Diffusion 名称：postm (后现代主义风格) 用途：控制生成图片风格一致、具有特定元素 素材：MJ成图及其他素材，图面风格一致 检验：无提示词生图，测试训练结果</p> <p>1-5</p>
<p>备选方案</p> <p>AI生图 (SD)</p> <p>1-6</p>		<p><b>AI生图 (SD + Lora)：</b> 工具：Stable Diffusion 方法：ControlNet 输入备选方案控制形态， 微调模型 Lora 控制风格</p> <p>1-6</p>
<p>引导</p> <p>PS</p> <p>重绘 (SD)</p> <p>完善</p> <p>PS</p> <p>1-7</p>		<p><b>方案微调 (SD+PS)：</b> 工具：Stable Diffusion 处理方式：图生图，局部重绘、语义分割； 后期处理，使用放大模型提高清晰度</p> <p>工具：Photoshop 用途：修改方案引导AI；成图表达</p> <p>1-7</p>
<p>立面初步方案</p>		

图2 流程第一阶段：方案生成与演进（图片来源：作者自绘）



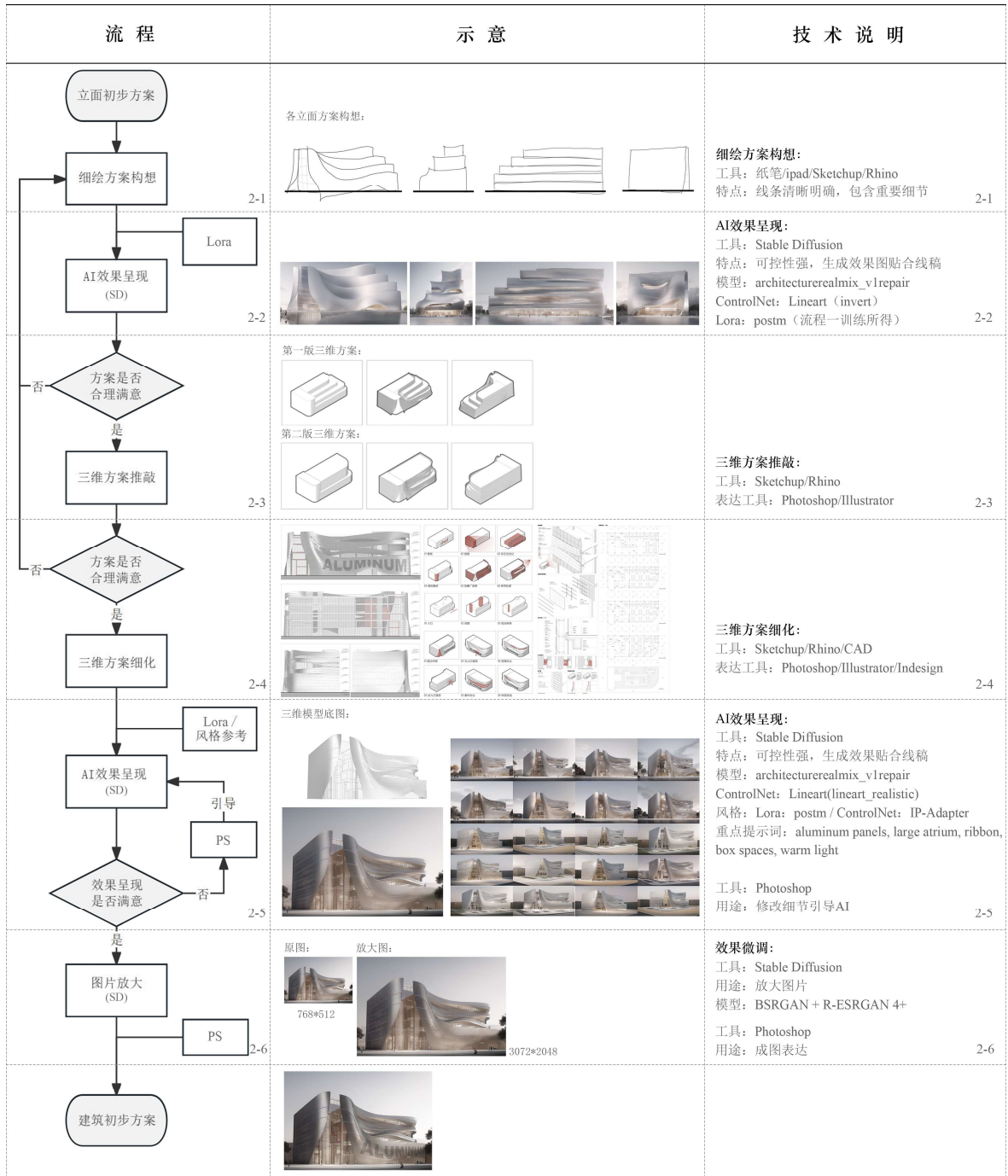


图3 流程第二阶段: 方案推敲与深化 (图片来源: 作者自绘)

### 3 讨论

该流程将 AIGC 应用于建筑方案设计过程, 可以充分发挥其潜力, 提高方案设计效率及设计师与业主沟通的效率。在实践中, 可总结 AIGC 辅助建筑设计的优势及局限如下。

#### 3.1 AIGC 辅助建筑方案设计的优势

突破设计师的思维局限。设计师的思维会受到自身经验和个人习惯的限制, 而 AI 可以通过几乎遍历的方式给出符合需求的立面方案, 在建筑形态设计层面给予建筑师更多的选择和提示。在

示例方案中，基于建筑师的构思，AI生成方案的金属表面材质、中庭呈现方式及建筑体块形式丰富多样。两个AI立面初步方案中，西南侧贯穿建筑顶部的中庭能为最佳展示面带来较强的视觉冲击，层叠的金属曲面及条带状材质表现更能展示园区的双曲铝板技术工艺，超越并具象化了建筑师原有的构思，最终转化为建筑初步方案的中庭形态以及曲线条带状的立面形象。

提高修改和表达效率。在方案呈现的过程中，AI取代了部分建模渲染步骤，减少了方案修改的工作量。特别是流程的第二阶段，使用AI对线稿设计构想进行表达，减少了建模渲染再修改的过程。

### 3.2 AIGC 辅助建筑方案设计的局限

AIGC 辅助范围有限。在本流程中，AIGC 主要辅助建筑形态的定性推敲，而不涉及定量的模拟和分析。关于建筑设计的其他因素，需要建筑师利用专业知识和经验主动引导和筛选，在本流程第二阶段的三维方案的推敲和细化部分进行更细致的分析权衡和定量的设计深化。

超现实表现。在流程第一部分，AI生图的自由度较大。AIGC在生成图像时不受“自然”（如规模、材料和结构）的限制，因此可能产生违背现实规律的结果[9]，例如尺度和比例的控制一直是技术难点。本研究通过提示词、线稿图片和ControlNet来调整生成图像的尺度和比例，这种调整过程仍显繁琐且精确度不足，需要进一步优化。

“想象力”的局限。AI生成的内容依托于其大模型中的数据，现有的图文大模型具有较强的普适性和较弱的专项性，使用AIGC辅助特定类型的建筑或构筑物可能会由于训练数据匮乏而导致生成结果不理想，表现出方案“想象力”的匮乏，此时需要专项训练相关Lora模型或大模型才能确保方案的有效生成。

### 3.3 AIGC 应用于建筑方案设计的问题讨论

偏见及修正。流程应用过程中须警惕AI大模型中的偏见，这些偏见可能来自训练数据、标签输入或使用过程。建筑师应及时识别并调整这些偏见，确保生成方案的多元性和包容性。

原创性和作者归属。AIGC辅助设计模糊了“原创”定义，引发作品归属权争议。参考学术界，Science系列刊物允许AI辅助文稿撰写，但须进行说明并由人类作者承担相应责任[14]，即倾向于认为大语言模型应用于文章撰写是人类主导、AI辅助。随着AI技术发展，AIGC辅助设计的责任归属将进一步明确。

技术更替。该流程需要根据技术更替进行更新。AIGC技术迭代迅速，鉴于当前文本生成3D模型技术仍有局限性，本研究主要依托文生图大模型，而未来文本生成3D模型的技术可能会进一步完善，AIGC辅助建筑方案设计流程必须不断优化，以适应新的技术环境。

## 结语

本文所提出的流程，强化了传统建筑师依靠手绘草图、体块模型和数字模型等方法探索方案的过程。通过AI的快速探索与建筑师的分类选择及引导，实现了双方优势的互补，充分发挥了AIGC在方案设计过程中的作用，有效节约了时间与资源，并为建筑领域注入了新颖的方法与思维方式。

在当今时代下，建筑师更应该有足够的信心和责任心面对新兴技术，而未来人工智能在建筑设计领域也将扮演愈发重要的角色，为行业创新提供更多可能性。预计未来将出现更多基于AI和深度学习的工具和方法，为建筑设计提供更多支持，推动建筑行业进入数字化转型和智能化时代。



## 参考文献

- [1] Cao Y, Li S, Liu Y, et al. A comprehensive survey of ai-generated content (aigc): A history of generative ai from gan to chatgpt[J]. arXiv preprint arXiv:2303.04226, 2023.
- [2] 袁烽. 从数字化编程到数字化建造[J]. 时代建筑, 2012, (05):10-21.
- [3] Stanislas Chaillou. Artificial Intelligence and Architecture - From Research to Practice[M]. Switzerland: Birkhäuser, 2022.
- [4] McCarthy J, Minsky M L, Rochester N, et al. A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, august 31, 1955[J]. AI magazine, 2006, 27(4): 12-12.
- [5] Radford A, Kim J W, Hallacy C, et al. Learning transferable visual models from natural language supervision[C]//International conference on machine learning. PMLR, 2021: 8748-8763.
- [6] Ho J, Jain A, Abbeel P. Denoising diffusion probabilistic models[J]. Advances in neural information processing systems, 2020, 33: 6840-6851.
- [7] 李白杨, 白云, 詹希旎, 等. 人工智能生成内容 (AIGC) 的技术特征与形态演进[J]. 图书情报知识, 2023, 40(01): 66-74.
- [8] Liu Y, Zhang K, Li Y, et al. Sora: A review on background, technology, limitations, and opportunities of large vision models[J]. arXiv preprint arXiv:2402.17177, 2024.
- [9] 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, (09): 98-104.
- [10] Matias del Campo. Diffusions in Architecture - Artificial Intelligence and Image Generators[M]. New York: Wiley, 2024.
- [11] 黄龔枫, 周毅荣. AIGC技术下的建筑生成设计方法初探——以Prompt关键词生成建筑意象的整体设计过程为例[J]. 城市建筑, 2023, 20(15): 202-206+213.
- [12] 汤宇. “AIGC: 数字世界的未来” 学术论坛综述[J]. 美术研究, 2023, (03): 5-7.
- [13] Huang W, Zheng H. Architectural drawings recognition and generation through machine learning[C]//Proceedings of the 38th annual conference of the association for computer aided design in architecture, Mexico City, Mexico. 2018: 18-20.
- [14] H. Holden Thorp, Valda Vinson. Change to policy on the use of generative AI and large language models[EB/OL]. American: Science, 2023[2024-07-18]. <https://www.science.org/content/blog-post/change-policy-use-generative-ai-and-large-language-models>