

基于大模型推理的太阳能工业热力生成式设计

杨立朋*, 王磊, 王洋

辽宁龙源新能源发展有限公司, 辽宁沈阳, 中国

*通讯作者

【摘要】工业过程热能脱碳面临非标化严重、设计效率低下的挑战。为突破传统太阳能工业供热依赖人工试错的设计瓶颈, 本研究提出并构建了一种基于 DeepSeek-R1 大语言模型推理能力的生成式设计引擎——Gen-SolarTherm。该引擎通过“感知-推理-验证”架构, 将自然语言需求与卫星图像自动转化为系统拓扑, 并利用与 TRNSYS 仿真的自动化闭环实现多目标优化。以内蒙古赤峰某印染厂为案例的实证表明, 该引擎将设计周期从传统约 15 天缩短至 2.5 小时, 生成方案在平准化热成本上较人工设计优化 10.5%。本研究为能源工程的“AI+设计”提供了可解释、自动化的新范式, 具备显著的工程应用与商业化潜力。

【关键词】生成式设计; 太阳能工业供热; 大语言模型; DeepSeek-R1; TRNSYS 仿真

1. 引言

随着全球气候变化治理进程的加速, 能源系统的低碳化转型已从电力部门向更广泛的终端用能领域延伸。据国际能源署 (IEA) 发布的《Solar Heat Worldwide 2025》报告显示, 工业领域占据了全球最终能源消耗的约 30%, 其中超过 70% 的能源并非以电力形式消耗, 而是以过程热能 (Process Heat) 的形式用于各类加热、干燥、蒸馏、杀菌等工艺环节[1]。在中国, 工业热力需求尤为庞大, 且长期以来高度依赖燃煤锅炉与燃气锅炉, 这不仅导致了高强度的二氧化碳排放, 也使得工业企业在面对日益严格的环保规制与波动的化石燃料价格时, 面临着巨大的经营压力与合规风险。

内蒙古自治区作为国家重要的能源基地, 拥有得天独厚的太阳能资源。其大部分地区年直接法向辐射 (DNI) 超过 1800-kWh/m²[2,3], 具备发展中高温太阳能热利用的天然优势。然而, 现实的矛盾在于: 一方面是丰富的自然资源与迫切的脱碳需求, 另一方面却是太阳能工业供热 (SHIP) 技术规模化推广的滞后。截至 2024 年底, 全球 SHIP 项目累计装机容量虽有增长, 但相对于万亿级的工业热力市场, 其渗透率仍然极低。究其根本, 在于工业应用场景的极度“非标化”。

与光伏电站或风电场相对标准化的并网设计不同, 工业供热需求千差万别: 纺织印染行业的定型机需要 160°C-190°C 的恒温蒸汽, 且对温度波动极度敏感[4]食品加工行业

的杀菌工艺需要 140°C 的脉冲式负荷; 而化工行业的反应釜可能需要 300°C 以上的导热油循环。这种需求的多样性与碎片化, 意味着每一个 SHIP 项目都必须是一次“量身定制”的工程设计[5]。传统的工程服务模式下, 依靠资深工程师进行逐案设计、建模与仿真, 不仅人力成本高昂, 且设计周期漫长, 难以匹配中小型企业快节奏的商业决策需求。

对于龙源电力集团而言, 在拓展综合能源服务的战略背景下, 利用数字化手段突破光热工程设计效率瓶颈, 已成为驱动转型与构建竞争优势的关键。当前, 太阳能工业供热设计普遍依赖“专家经验+仿真验证”的传统范式, 该模式在应对碎片化、非标化市场时凸显出三重局限: 设计周期长 (通常需 10-15 天), 市场响应迟缓; 方案受限于人工遍历能力, 易陷局部最优; 依赖隐性经验, 知识难以沉淀和数字化传承, 制约了企业技术资产的积累与复用。

与此同时, 人工智能技术尤其是生成式人工智能 (Generative AI) 的突破性进展, 为破解上述难题提供了全新的技术路径。早期的生成式设计 (Generative Design) 主要应用于建筑学领域的几何形态优化, 侧重于空间与美学[6]。而在工程领域, 特别是涉及复杂物理过程的热力系统设计, 传统 AI 往往因缺乏物理常识而产生“幻觉”, 生成的方案看似合理却违反热力学定律。

然而, 2024 年以来, 以 DeepSeek-R1 为代表的新一代推理模型 (Reasoning Models) 横空出世, 改变了这一格局[7]。与仅仅预测

下一个 Token 的普通大语言模型 (LLM) 不同, 推理模型通过大规模强化学习 (RL) 训练, 涌现出了强大的思维链 (Chain-of-Thought CoT) 能力。它能够像人类专家一样, 将复杂的工程问题拆解为多个逻辑步骤, 进行逐步推演、自我反思与错误修正。例如, DeepSeek-R1 能够基于物理常识判断“水在 150°C 常压下会沸腾”, 并自动推理出“需加压至 5bar 以上或改用导热油”的工程解决方案[8]。这种“懂物理、会推理”的 AI 新范式, 为实现从“计算机辅助设计 (CAD)”向“计算机自动设计 (Computer-Automated Design)”的跨越提供了可能。

基于上述背景, 本研究旨在构建并验证一套名为 Gen-SolarTherm 的生成式设计引擎, 以探索“AI+能源”新质生产力的实践路径。具体目标包括: 构建多模态感知入口, 实现从卫星影像与自然语言到精确工程参数的自动映射; 确立基于思维链推理的设计范式, 生成符合物理规律与工程约束的系统拓扑; 实现仿真驱动的闭环优化, 通过自动建模、调试与多目标寻优构建“设计-验证-优化”全自动化流程; 并基于实际案例进行实证评估, 量化其在提升设计效率、降低成本和优化性能方面的效果, 论证其商业化可行性。

2. Gen-SolarTherm 引擎的系统架构与方法

2.1 整体架构设计

Gen-SolarTherm 引擎采用“感知-推理-验证”三层闭环架构, 旨在实现从非结构化输入到优化工程方案的端到端自动化设计。感知层: 集成计算机视觉与自然语言处理技术, 负责解析卫星影像与用户需求, 并转化为标准化、结构化的工程参数与环境数据。推理核心: 依托 DeepSeek-R1 大模型的思维链能力, 模拟专家决策过程, 进行技术筛选、拓扑构建与策略生成, 输出符合物理规律与工程约束的概念方案。验证与优化层: 通过深度集成的 Python 接口自动操控 TRNSYS 仿真环境, 将概念方案转换为高保真模型, 驱动仿真验证、错误自愈与多目标优化循环, 最终输出经量化验证的优化设计方案。三层通过标准化数据接口紧密协同, 形成一个具备自主学习与迭代能力的自动化设计系统, 为太阳能工业供热提供快速、可靠的设计解决方案。

2.2 多模态感知层

2.2.1 基于卫星影像的视觉场景感知与重建

为实现高精度的场地数据自动化获取, 本系统集成高分辨率卫星影像应用程序接口, 自动获取目标区域的俯视图与数字表面模型。通过采用经过微调的 Mask R-CNN 计算机视觉模型, 该模块能够执行多层次的场景解析与重建任务[9]。模型首先精确分割厂房屋顶轮廓, 并自动识别并扣除暖通空调机组、天窗等障碍物, 结合项目所在地 (如内蒙古赤峰地区) 的高纬度地理特性, 内置规则自动筛除北向坡面, 仅保留南向、东南及西南向的有效屋顶区域, 以保障集热场的日照效率[10]。在此基础上, 模块结合当地经纬度与数字表面模型 (DSM), 进一步生成了精细的阴影热力图 (Shadow Heat Map)。以色阶直观呈现了屋顶各微区域的全年累积日照时数——暖色调区域代表无遮挡的高辐射区, 而冷色调区域则标记了受烟囱或周边建筑阴影影响的低效区。系统依据此热力图自动剔除低效区域, 确保集热器阵列仅部署在能量产出最优的表面, 从源头上规避了传统设计中因阴影遮挡导致的系统效率衰减。

2.2.2 基于本体库的自然语言需求解析与映射

为实现用户自然语言需求到结构化工程参数的自动转化, 系统构建了涵盖纺织、食品、化工等高耗热行业的“工业热力本体库”。该本体库系统集成各行业的典型工艺参数、设备类型、流体介质物性及运行特征等结构化知识。当用户输入如“为印染定型机供热”的模糊需求时, 系统调用 DeepSeek-V3 模型进行语义解析与关键信息抽取, 并在本体库的语境下进行深度推理与映射。例如, 模型可自动关联“印染—定型”工艺标准, 补充介质 (饱和蒸汽/导热油)、温度 (160–190°C)、压力 (0.6–1.2MPa) 及运行连续性等关键参数, 并提示后续设计需考虑补水预热等配套单元。该模块实现了从口语化、模糊意图到精确、结构化工程输入的自动转换, 从根本上解决了传统需求沟通中信息失真与效率低下的问题。

2.3 生成式推理核心

Gen-SolarTherm 引擎的核心创新在于其生成式推理核心, 该部分深度利用了 DeepSeek-R1 大语言模型所涌现出的强大思维链推理能力[8]。与基于固定规则的专家系统或仅进行模式匹配的传统 AI 不同, DeepSeek-R1 能够模拟人类专家的系统性思考过程, 将复杂的工程设计问题分解为一系

列逻辑严密的子步骤,进行逐步推演、综合权衡与自我验证[11]。

生成式推理核心的决策过程并非黑箱操作,而是通过思维链(CoT)推理流清晰地展现出来。这一逻辑流从参数提取开始,模型首先从项目背景中锁定关键约束,如“赤峰地区-28°C的极端历史低温”以及“印染工艺对1.0MPa饱和蒸汽的刚性需求”。紧接着,推理流进入技术筛选阶段,模型基于物理常识显式地权衡不同技术路线:它否决了平板集热器,因为其在100°C以上效率急剧下降;同时也排除了真空管集热器在承压工况下的破损风险;最终推荐了抛物面槽式集热器(PTC)作为最佳匹配。流程的最后是策略生成,模型推导出必须采用以导热油为工质的间接换热双回路系统,并自动配置相应的防冻伴热逻辑。这种层层递进的逻辑推演,确保了生成的系统拓扑不仅在统计上合理,更严格符合热力学工程规范。

在接收到来自感知层的结构化工程参数与环境数据后,模型立即启动其内部推理机制,扮演“首席系统架构师”的角色。推理过程起始于对项目资源与约束条件的全局评估:模型会自主调用内嵌的气象与地理知识,识别出如“内蒙古赤峰地区拥有高直接法向辐射但冬季极端低温”此类关键特征,并由此推导出“防冻是核心挑战”以及“聚光型技术占优但需考虑风沙影响”等一系列初级结论[12]。

在此基础上,推理进入技术路线筛选与决策的关键阶段。模型会遍历并评估不同集热技术(如平板、真空管、槽式、线性菲涅尔)在当前温度压力需求、当地气候条件、初期投资与长期运维复杂度等多重维度下的适用性。例如,面对180°C的蒸汽需求,模型会基于物理常识与工程数据库,排除低温效率低的平板集热器,同时权衡真空管在承压与抗损性上的不足,最终可能在槽式与线性菲涅尔之间进行细致比较,结合具体风速数据、光学效率曲线和抗风沙能力做出倾向性选择。

紧接着,针对已识别的极端低温约束,模型会自主生成并评估不同的系统防冻与工质策略。例如,它会否决直接蒸汽生成方案,转而推荐采用抗冻工质(如导热油或乙二醇溶液)的一次侧回路,并通过换热器产生二次侧蒸汽的稳健设计[13]。关于运行匹配与能量缓冲,模型会依据“连续24小时运行”

的负荷特点,推理出储热系统的必要性,并在不同的储热介质与规模配置之间进行经济性与技术性的平衡。

整个推理链条的最终产出是一个完整、机器可读的系统拓扑图,该图谱定义了所有关键组件及其连接关系。为确保生成方案的物理合理性,此拓扑图在输出前还需经过一个基于热力学第一定律与质量守恒定律的“物理一致性校验器”进行快速验证,拦截明显违反物理常识的中间结果[14]。这一基于思维链的生成式推理范式,实现了从参数输入到概念方案的高阶智能映射,解决了传统自动化设计中缺乏灵活性与深度逻辑判断的瓶颈。

2.4 仿真闭环验证层

为将生成式推理得出的概念性系统拓扑转化为经量化验证的可靠工程方案,Gen-SolarTherm引擎构建了高度自动化的仿真闭环验证层。该层深度集成了Python中间件与TRNSYS热能系统仿真软件[15],旨在完全接管传统设计中依赖人工操作、重复且易错的建模、调试与迭代优化流程,形成一个自主运行的“设计-仿真-修正”智能闭环[16]。其核心运作机制主要体现在自动化建模与代码自愈两个方面。

(1) 自动化建模:从拓扑图到高保真仿真模型的智能转换

此环节的核心任务是将上游推理核心生成的系统拓扑图(一种描述组件及其连接关系的机器可读图谱)自动转换为可被TRNSYS内核直接执行的仿真输入文件(即Deck文件)。传统上,熟练工程师手动编写一个正确的Deck文件需要数天时间,且极易因参数设置错误或连接逻辑疏忽导致仿真失败。Gen-SolarTherm引擎通过微调的DeepSeek模型解决了这一瓶颈。该模型内嵌了TRNSYS的组件库知识(特别是TESS标准库)与语法规则,能够根据拓扑图进行智能映射与代码生成。例如,当拓扑图中指定了“抛物面槽式集热器阵列”,模型会自动选用Type1257或Type536组件进行建模,并依据感知层提供的当地DNI数据、集热器光学参数自动填充效率方程系数;对于“分层储热罐”,则调用Type4或Type60组件,并依据优化变量或初始推理设定其容积、高径比及分层节点数[17];对于连接各组件的管道,则根据视觉模块计算的管长、预设的保温材料,自动嵌入Type1257管道模型以计算动态热损失;系统控制逻辑(如维持集热器出口

温度恒定的变频泵控制)则由模型自动生成对应的 Type22 (PID 控制器)或逻辑组件来实现。这一过程不仅生成了组件声明和参数,更精确构建了所有组件之间能量流与信号流的输入输出连接网络,形成了一个可直接进行动态仿真、具备物理保真度的完整数学模型[18]。

(2) 代码自愈:基于编译器反馈的智能调试与迭代修正

自动化生成的代码在首次运行时,难免会遇到因物理条件越界、数值不收敛或逻辑冲突导致的仿真中断,这是传统自动化流程中的致命弱点。Gen-SolarTherm 引擎通过设计一个“编译器反馈回路”赋予了系统自我诊断与修复的能力。系统并未让 LLM 直接生成底层 Deck 代码,而是采用模板参数化技术。DeepSeek-R1 输出的是结构化的 JSON 参数(如集热面积、串并联数)。Python 中间件读取预置的、经测试无误的 TRNSYS 标准模板 (TESS Components),将 JSON 参数注入模板。当仿真报错时,Python 脚本捕获.lst 日志文件中的错误代码(如 Range Check Error),将其翻译为自然语言提示词反馈给 DeepSeek,模型据此调整参数范围而非修改代码结构。具体流程如下:Python 控制脚本调用 TRNSYS 可执行程序 (TRNExe.exe) 运行生成的 Deck 文件,并实时监控其输出与错误日志。一旦仿真因错误(例如,“FATAL ERROR: Temperature in Tank exceeds maximum allowed value”)而终止,脚本会立即捕获完整的错误代码、描述信息以及出错时的仿真时间步长。这些信息被封装成一个结构化的调试提示,反馈回 DeepSeek-R1 模型。此时,模型扮演高级调试工程师的角色,对错误信息进行深度分析。例如,面对储罐温度超限的错误,模型会基于热力学原理进行推理:“此错误发生在午间辐照峰值时段,表明此时系统收集的能量大于负荷与储热能力之和,过剩能量无法耗散。可能原因包括:储热罐容积不足,或缺乏过热保护机制(如散热器)。”基于此分析,模型自主决定修改策略,并重新生成修正后的 Deck 文件代码片段,如增大储罐容积参数,或在系统中添加一个由温度触发的旁路散热回路。修改完成后,系统自动重新提交仿真。此“执行-监测-分析-修正-重试”的循环将持续进行,直至仿真顺利完成全年 8760 小时的运行[19],且关键物理量处于合理范围。这一代码

自愈机制极大地提升了系统的鲁棒性,使得全自动化的仿真流程成为可能,避免了因琐碎编码错误而频繁要求人工介入,保障了后续优化循环的高效运转。

仿真闭环验证层的成功运行,标志着设计方案从“逻辑合理”跨越到了“数值可行”。它不仅为方案提供了精确的性能预测数据(如逐时产热量、系统效率),更重要的是,它建立了一个稳定、自动化的仿真试验场,为接下来基于 NSGA-II 等算法的多目标优化提供了至关重要的高通量、可靠的评估基础,使系统能够在数千次的仿真迭代中自主寻找成本与性能的最优平衡点[20]。

系统内置了 GB50050-2017《工业循环冷却水处理设计规范》及 GB/T50796-2012《太阳能供热采暖工程技术规范》的核心参数约束。在生成方案前,AI 会自动校核流速、管径比等参数是否符合国标要求,确保设计方案具有工程落地的合法性。

3.案例验证

3.1 案例背景与参数设置

为实证检验 Gen-SolarTherm 引擎在真实工程场景中的效能与可靠性,本项目选取内蒙古赤峰已建成印染厂供热项目作为基准案例 (Ground Truth)。研究通过导入该项目 2023 年的原始设计需求与气象数据,利用 Gen-SolarTherm 引擎进行虚拟重构设计,并将 AI 生成的方案与实际运行的人工设计方案进行对比。项目位于北纬 42.2°、东经 118.9° 的赤峰市,该地区太阳能资源禀赋极为优越,年直接法向辐射总量高达约 1750kWh/m²[3],属于太阳能热利用的一类资源区,为太阳能工业供热系统的经济性运行提供了先天优势[21]。然而,当地气候条件同样严峻,年平均气温仅为 7.5°C,历史极端最低气温可达 -28°C,春季多风沙天气[22,23],这对太阳能集热系统的防冻、防风沙、抗热冲击以及全年运行稳定性提出了苛刻要求。用户端为一家中型印染企业,需连续供应 1.0 MPa、180°C 的饱和蒸汽,流量 10 吨/小时。现有 1 台 20 吨/小时燃煤锅炉(效率约 75%)留作调峰备用。可用场地集中于厂房屋顶(总面积约 12,000 平方米),呈东西走向,且受烟囱等遮挡。该案例集成了高辐照、严酷气候、连续稳定负荷与有限遮挡场地等典型约束,为测试生成式设计引擎的综合能力提供了真实、非标化的工程场景。

3.2 引擎执行与推理分析

Gen-SolarTherm 引擎在本案例中完整展示了其端到端的自动化设计能力。视觉感知模块自动处理卫星影像，识别出总面积约 12,000 平方米的厂房屋顶，扣除障碍物后确定有效安装面积约 10,500 平方米，并生成全年阴影热力图，为集热场精细化布置提供关键空间约束。接收“180°C、1.0MPa、连续运行”的蒸汽需求后，推理核心（DeepSeek-R1）启动深度工程推演。模型首先识别出“高 DNI”与“极端低温”并存的核心矛盾。在技术选型上，逐步排除平板与真空管集热器，聚焦于聚光技术。结合当地风沙与高纬度特点，模型推导出采用东西轴向布置的抛物面槽式集热器（PTC）以优化冬季产出[24]。针对防冻需求，模型坚决否决了直接蒸汽方案，强制选用合成型低温导热油，并自动配置了间接换热双回路系统与伴热启动逻辑。

随后，仿真验证层依据推理核心输出的拓扑方案（东西轴向 PTC 阵列+导热油双回路+储热）自动生成 TRNSYS 仿真模型。在首次仿真中，系统即遭遇了因物性参数简化导致的能量平衡误差。引擎的自愈机制随即启动：仿真中断的错误信息被反馈给 DeepSeek-R1，模型分析后识别出问题根源在于将导热油的比热容设为了常数值[25]，未能反映其随温度变化的特性。模型自主调用精确的物性数据库，修正了仿真代码，使用变物性参数重新计算，成功解决了能量不守恒问题，使仿真得以顺利进行。这一过程不仅验证了代码自愈机制的有效性，也体现了 AI 设计系统将物理精确性置于核心的严谨性[26]。

最终，引擎在确定的拓扑框架下，驱动优化算法对集热场面积、行间距、储罐容积等参数进行多目标寻优。一个突出的优化体现是在集热场布置上，AI 并未采用人工设计中均匀行距的保守做法，而是基于详细的阴影分析图，在阴影影响小的区域加密布置（行距缩小至 4.2 米），在边缘阴影较重区域适当放宽，从而在固定屋顶面积内最大化有效采光面积，提升了场地的集约化利用效率。这一系列自动化的执行步骤与关键决策点，连贯地演示了 Gen-SolarTherm 如何将数据、推理、验证与优化融为一体，生成既符合工程物理又贴近经济最优的定制化设计方案。

3.3 结果对比

为客观评估 Gen-SolarTherm 引擎的工程

价值，本研究将引擎自动生成的优化方案（标记为方案 A）与由传统设计院资深工程师团队耗时约 12 天完成的人工设计方案（标记为方案 B）进行了全面而细致的量化对比。表 1 对比涵盖了技术路线、关键配置参数、系统性能与经济性等多个维度，结果清晰揭示了 AI 驱动设计所带来的系统性提升。

表 1. AI 生成方案与人工设计方案关键性能指标对比表

关键指标	人工设计方案 (B)	AI 生成设计方案 (A)	差异幅度
集热器类型	真空管集热器	小型抛物面槽式	技术路线更迭
集热场面积	8,000m ²	9,200m ²	+15.0%
储热罐容积	600m ³ (水)	350m ³ (导热油)	-41.7%
行间距	5.0m	4.2m (变间距优化)	-16.0%
年产汽量	18,500 吨	23,400 吨	+26.5%
太阳能保证率	21.1%	26.7%	+5.6pct
系统 LCOH	450 元/吨	395 元/吨	-12.2%
设计耗时	12 天	2.5 小时	-99.1%

在核心技术选型上，人工方案 B 基于经验与成本考量选择了真空管集热器，而 AI 方案 A 通过多目标优化推荐了光学效率与承压能力更优的抛物面槽式集热器，并相应将集热场面积提升 15% 以平衡投资与产出。储热配置上，AI 依据负荷特性与仿真将储罐容积精简 41.7%，实现“精准瘦身”；在布置上，依据阴影热力图实施变间距优化，提升场地利用率。性能上，AI 方案年产汽量提升 26.5%，太阳能保证率提高 5.6 个百分点，平准化热成本降低 12.2%，且设计耗时从 12 天缩短至 2.5 小时，实现了技术、经济与效率的全面超越。

3.4 成本效益分析

AI 生成方案（方案 A）将平准化热成本降至 395 元/吨，较人工方案降低 12.2%，以年产汽量 23,400 吨计，每年可为终端用户节约热力成本约 128.7 万元；同时，设计周期从 12 天压缩至 2.5 小时，极大提升了市场响应速度与项目评估能力。这种“降本”与“提效”的双重优势，为 AI 驱动设计的工程应用与商业化推广奠定了坚实基础。

4. 结果与讨论

4.1 创新价值

Gen-SolarTherm 引擎的核心创新在于实现了“可解释性设计”。区别于传统 AI 模型的“黑箱”特性，本引擎的设计过程高度透明且逻辑可追溯，能够同步输出详细的推理链与决策依据，阐明技术选型、参数设定及方案权衡的具体原因。例如，在案例中，引擎可明确解释储罐容积定为 350 立方米是基于仿真显示的边际效益分析。这种基于物理规律与量化数据的解释，显著增强了工程人员、决策者及客户对 AI 生成方案的信任度与接受度。在严谨的能源工程领域，这种可解释性超越了单纯的效率提升，解决了人机协同中的认知与责任归属问题，使 AI 成为真正可信赖的工程协作者，为复杂工程 AI 的规模化落地奠定了关键基础。

4.2 延伸应用

Gen-SolarTherm 引擎所生成的高保真 TRNSYS 仿真模型，其价值远不止于设计阶段。在系统建成投运后，该模型可自然演进为工厂能源系统的“数字孪生体”，开启从“影子模式”智能运维到全生命周期动态优化的延伸应用[27]。在“影子模式”下，模型通过应用程序接口（API）实时接收来自工厂监控与数据采集系统的实际运行数据，如辐照度、工质温度、流量及蒸汽产量。模型将实际数据与仿真预测值进行持续、并行的对比分析。这种实时比对能够敏锐地洞察系统性能的细微偏差，例如，若实际集热器出口温度持续低于模型预测值，引擎可推理判断可能的原因包括镜面积灰、导热油劣化或传感器漂移，从而提供精准的故障诊断与维护提示，变被动响应为预测性维护。更进一步，这一数字孪生体可作为强大的策略优化沙盘。结合天气预报数据，模型能够提前模拟未来数天乃至数周的系统性能，并优化运行策略，例如在预知连续晴好天气时提前蓄热，或在阴雨来临前调整储热与备用锅炉的切换逻辑，实现多能互补的最优经济调度[28]。由此，Gen-SolarTherm 将设计、验证、运维与持续优化串联起来，为实现太阳能工业供热系统的全生命周期精细化管理与价值最大化提供了完整的技术路径。

4.3 局限性与未来展望

当前 Gen-SolarTherm 引擎的局限性主要在于其知识库与仿真能力受限于现有 TRNSYS 标准组件及预设本体，难以直接处理新型非标设备或高度定制化工艺，且尚未深度集成水力平差、动态应力分析等更复杂

的工程问题。未来研究将着力提升系统的通用性与自主性：一方面探索利用大模型自动构建和验证新的仿真组件以动态扩展知识库；另一方面推动多物理场仿真工具与智能控制算法的集成，使系统不仅能优化静态设计，还能生成适应动态环境的运行策略，最终向具备全要素、全周期设计能力的通用型 AI 工程助手演进。

5. 结论

本研究针对太阳能工业供热设计中的非标准化、低效与局部最优等挑战，构建了基于大模型推理的生成式设计引擎 Gen-SolarTherm。该引擎通过“感知-推理-验证”架构，深度融合 DeepSeek-R1 与 TRNSYS 仿真平台，实现了从自然语言与图像到优化方案的端到端自动生成。以赤峰印染厂为例，引擎将设计周期从 15 天缩短至 2.5 小时，并在方案质量上实现突破：平准化热成本降低 10.5%，太阳能保证率提升 5.6 个百分点，证明了 AI 可在提升性能的同时降低成本。对龙源电力而言，该引擎不仅是效率工具，更是构建“AI+设计”新质生产力、破解市场碎片化难题、驱动增长的关键实践，有望引领能源行业向智能化、精益化设计转型。

参考文献

- [1] SPÖRK-DÜR M, BRUNNER C. Solar Heat Worldwide: Global Market Development and Trends in 2024. Gleisdorf: IEA Solar Heating and Cooling Programme, 2025.
- [2] KUMAR L, HASANUZZAMAN M, RAHIM N A. Global advancement of solar thermal energy technologies for industrial process heat and its future prospects: A review[J]. Energy Conversion and Management, 2019, 195: 885-908.
- [3] HE G, KAMMEN D M. Where, when and how much solar is available? A provincial-level solar resource assessment for China[J]. Renewable Energy, 2016, 85: 74-82.
- [4] HASANBEIGI A, JIBRAN M, ZUBERI S. Electrified Process Heating in Textile Wet-Processing Industry: A Techno-Economic Analysis for China, Japan, and Taiwan[J]. Energies, 2022, 15 (23): 8939.
- [5] SCHOENEBERGER C A, MCMILLAN C A, KURUP P, et al. Solar for Industrial Process Heat: A Review of Technologies, Analysis Approaches, and Potential Applications in the United States. Golden, CO: National Renewable Energy Laboratory

- (NREL), 2020.
- [6] 李甜.生成式人工智能在建筑设计领域的应用与影响分析[J].城市建筑与发展, 2025, 6(11): 82-84.
- [7] BAKER C, RAFFERTY K, PRICE M. Large Language Models in Mechanical Engineering: A Scoping Review of Applications, Challenges, and Future Directions[J]. Big Data and Cognitive Computing, 2025, 9(12): 305.
- [8] DEEPSEEK-AI. DeepSeek-R1: Incentivizing Reasoning Capability in LLMs via Reinforcement Learning[J]. 2501.12948,2025.
- [9] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice: IEEE, 2017: 2961-2969.
- [10] WANG Y, LI S, TENG F, et al. Improved Mask R-CNN for Rural Building Roof Type Recognition from UAV High-Resolution Images: A Case Study in Hunan Province, China[J]. Remote Sensing, 2022, 14(2): 265.
- [11] WEI J, WANG X, SCHUURMANS D, et al. Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models[C]. Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). New Orleans: NeurIPS, 2022: 24824-24837.
- [12] 王金平, 王军, 张耀明, 等.槽式太阳能聚光集热器传热特性分析[J].农业工程学报, 2015, 31(7): 185-192.
- [13] 徐亮亮, 黄亚继.板管-铝槽式水冷PV/T集热器优化设计与研究[J].太阳能学报, 2017, 38(11): 3046-3052.
- [14] 马光柏, 孙志颖, 王志峰.太阳能中温工业热利用技术进展[J].太阳能学报, 2019, 40(6): 1494-1502.
- [15] KLEIN S A, BECKMAN W A, et al. TRNSYS 18: A Transient System Simulation Program[M]. Madison, WI: Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin-Madison, 2017.
- [16] MAGNI M, OCHS F, DE VRIES S, et al. Detailed cross comparison of building energy simulation tools results using a reference office building as a case study[J]. Energy and Buildings, 2021, 250: 111260.
- [17] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [18] 曲明璐, 颜南南, 王海洋, 等.基于TRNSYS的光伏光热-热泵系统供热水箱与蓄热水箱匹配性研究[J].上海理工大学学报, 2022, 44(2): 180-187.
- [19] 吕涛, 鲁月红, 张样, 等.基于TRNSYS模拟的太阳能与地源热泵复合供暖系统的运行评价[J].安徽工业大学学报(自然科学版), 2022, 39(1): 79-85.
- [20] 陈永强, 张显涛.基于NSGA-II算法与离散模块梁单元水弹性方法的连接件优化设计分析[J].中国舰船研究, 2022, 17(5): 238-246.
- [21] 王志春, 张新龙, 苑俐, 等.内蒙古赤峰市太阳能资源评估与开发潜力分析[J].沙漠与绿洲气象, 2021, 15(2): 106-111.
- [22] 胡亚男, 李兴华.内蒙古屋顶太阳能资源开发气象风险评估[J].风险分析与危机反应学报, 2020, 9(4): 177-184.
- [23] CHEN F, YANG Q, ZHENG N, et al. Assessment of concentrated solar power generation potential in China based on Geographic Information System (GIS)[J]. Applied Energy, 2022, 315: 119045.
- [24] BELLOS E, TZIVANIDIS C. Alternative designs of parabolic trough collectors[J]. Solar Energy, 2019, 191: 260-278.
- [25] FARJANA S H, HUDA N, MAHMUD M A P. Industry-specific utilization of solar industrial process heat (SHIP)[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Power, Energy and Electrical Engineering. IEEE, 2019: 153-158.
- [26] 于苗苗, 侯静, 常泽辉, 等.设施农业用槽式太阳能聚光电热联供系统性能分析与试验[J].农业工程学报, 2016, 32(16): 188-192.
- [27] ZOHDI T I. A machine-learning digital-twin for rapid large-scale solar-thermal energy system design[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023, 412: 115991.
- [28] ZHANG J, ZHANG C, LIU Z. Optimizing Urban Heating: Integrating Geothermal Energy and Chemical Heat Pumps for Digital Twin Simulations[A].

科学技术与教育 2026年第3期

ISSN: 3079-4455



POURROOSTAEI ARDAKANI S,
CHESHMEHZANGI A. Digital Twin

Computing for Urban Intelligence[M].
Singapore: Springer Nature, 2024: 119-145.