

생성형 AI 기반 엔지니어링 해석 및 설계 지원 시스템

박경석¹

¹한국과학기술정보연구원 슈퍼컴퓨팅기술개발센터

gspark@kisti.re.kr

A Generative AI-Driven Platform for Aiding Engineering Analysis and Design

Kyongseok Park¹

¹Center for Supercomputing Development, KISTI

요 약

AI 기술은 일상적 업무를 지원하거나 생산성 향상을 위한 많은 영역에서 활동되고 있다. 특히, 생성형 AI 기술은 보다 전문 지식이 요구되거나 전문가의 해석과 설명이 필요한 영역까지 파고들고 있어 활용 범위의 한계를 극복해 가는 중이다. 전통적으로 공학해석과 공학설계와 같은 컴퓨터 시뮬레이션 기술은 전문가의 지식을 바탕으로 데이터를 분석하고 전처리와 후처리 작업에 필요한 워크플로우를 기반으로 연구가 이루어진다. 최근 생성형 AI 기술에 바탕을 둔 다양한 접근법이 이루어지고 있으며 상업적 적용도 활발히 이루어지고 있다. 본 연구에서는 생성형 AI 기술을 기반으로 CAE 등 공학적 해석과 설계가 필요한 전문적 영역에서 전문가의 개인적 경험과 지식에 기반을 둔 연구의 어려움을 개선하고 보다 객관적이고 표준화된 연구 수행을 가능케 하는 플랫폼을 제안하고자 한다.

1. 연구 배경

생성형 AI 기술은 LLM과 같은 언어처리를 비롯하여 미디어 제작 등 대부분의 인간 업무를 대체하고 있다. LLM은 전문가 수준의 해결책 제시를 통해 과학 및 공학 분야를 포함하여 의학과 약학과 같은 고도의 전문 지식이 필요한 영역에서 도메인 전문가들에게 많은 도움을 주며 연구와 업무 생산성을 극적으로 향상시키고 있다. 생성형 AI는 일상적 지식 작업을 넘어, 전문적 해석과 설명이 요구되는 공학적 문제 영역으로 급속히 확장되고 있다. 전통적으로 공학해석 및 공학설계(CAE)는 전문가의 도메인 지식에 의존하여 전처리(형상 모델링, 메시 생성, 경계·하중 조건 설정)에서 후처리(결과 해석, 보고서 작성)에 이르는 절차적 워크플로우를 구성해 왔다. 이러한 접근은 축적된 경험을 효율적으로 반영한다는 장점이 있으나, 연구자 개인의 지식과 경험에 크게 의존하고 표준화 수준이 낮아 재현성, 확장성, 객관성 측면에서 구조적 제약이 따른다. 최근 연구는 생성형 AI를 공학해석·설계 전 주기에 통합하려는 시도로 발전하고 있다. 생성형 AI 기반 설계(generative design) 분야에서는 최적화, 물리 기반

모델링, 데이터 기반 학습의 결합을 통해 다목표 성능, 제조 상의 제약, 설계 및 제조 비용 등의 상관관계를 체계적으로 탐색하는 프레임워크가 연구되고 있다. 이들 연구는 설계 공간을 효율적으로 개선하기 위한 표현 학습과 탐색 전략을 제시하며, 설계 결과의 다양성과 성능 간 균형을 정량 평가하는 체계에 중점을 두고 있다. 공학설계 도메인에 특화된 적용 연구는 문서·이미지·개념도 등을 입력하여 Parametric CAD 명령 라인을 생성·편집하는 기법을 제안하여 설계 의도(제약 및 구속 조건)를 보존한 형상을 생성하고 수정을 자동화하고 있다. 이러한 접근은 설계 지식의 형식화와 재사용성을 높여, 후속 해석 단계와의 연계를 촉진한다. 물리 모델의 일관성을 확보하기 위한 학습 패러다임도 발전하고 있다. Physics-informed Neural Networks(PINNs)는 편미분방정식(PDE)으로 표현되는 지배 방정식을 학습 과정에 직접 통합하여, 데이터 희소(Sparse) 상황에서도 해석의 일관성을 유지하는 Surrogate 모델이 제안된 바 있다. 또한 확산모델 등 생성형 모델에 물리 환경에서의 제약을 통합하거나 지식 증류(Knowledge Distillation) 기법으로 모델을 보정하는 연구도 진행되고 있다. 이를 통해 생성형 AI 기반

모델로 만들어진 결과의 품질을 향상시키고 물리적 타당성 확보가 가능하다. 프로세스 시스템 공학 스키마를 통합하여, 스케치 그래프, 기하학적·치수 제약 조건, 피쳐 트리, 그리고 재료 및 경계 조건 메

Task	Related Research	Characteristics	Limitations
Text→CAD	Text2CAD(NeurlPS'24)	텍스트→스케치 시퀀스 생성, 수준별 프롬프트 지원	물성/BC 메타데이터 미포함 → CAE 연계 필요
멀티 모달 CAD	CAD-MLLM(2024-25)	텍스트/이미지/포인트 클라우드 조건의 통합 CAD 생성	도메인 안전성/표준 지표 정립 진행 중
이미지→CAD	GenCAD / GenCAD-3D(2025)	이미지/메시→편집 가능 CAD 프로그램(피쳐 트리)	복잡 대조립/공차 모델링은 초기 단계
PDE 서로게이트	FNO/Geo-FNO/DeepONet	연산자 학습으로 실시간 평가/탐색	UQ·불규칙 기하 일반화 지속 이슈
물리 모델 생성	PIDM / PI-Distill	확산 모델에 물리적 제약 직접 통합/사후 증류	다물리/비선형 경계 조건의 체계적 벤치마크 필요
역설계/최적화	Airfoil Diffusion, GenTO	성능 조건부 생성·다양성을 통한 속도 개선	제약·코드 준수의 자동 검증 미흡
CAE 자동화	MetaOpenFOAM, OpenFOAMGPT	End-to-End 시뮬레이션 파이프라인 자동화	상용 CAE 다변수/고난이도 케이스 일반화 연구 필요

(표 1) Related Research: Its Characteristics and Limitations

(Process Systems Engineering)과 같은 인접 분야에서는 LLM을 통해 문헌·지식 탐색, 실험·시물레이션 계획, 코드 생성, 로그 기반 진단 등 연구와 공정 파이프라인에 필요한 의사결정에 결합하는 논의가 진행 중이다. 이는 에이전트 기반 자동화와 도메인 지식 증강(RAG)의 결합을 통해, 전처리부터 해석 실행, 후처리에 이르기까지 End-to-End 자동화를 현실화할 수 있다. 본 연구에서 다루는 공학 및 과학 분야 시물레이션에 해당하는 해석과 설계 그리고 전처리 및 후처리 기술을 자동화하는 생성형 AI 기반 기술을 제안하고 있다.

2. 제안 기술

생성형 AI 기술을 바탕으로 가장 성공적 모델을 제공하는 기술은 Ansys의 SimAI이다. SimAI는 공학 해석과 설계 등 거의 전 영역에 걸친 기술을 제공하고 있다. 그러나 비용의 부담으로 연구자들의 접근성이 매우 낮은 문제가 있다. 본 연구에서는 이러한 문제에 기반하여 향후 연구자들이 자유롭게 접근할 수 있는 클라우드 기반의 생성형 AI시스템을 제안하고 있다. 본 연구에서 제안하는 시스템 모델은 물리 기반 생성 모델과 에이전트 워크플로우를 통한 신뢰성 있는 자동화 설계 및 해석 프레임워크이다. 본 연구에서는 공학 설계 및 해석 프로세스 자동화를 위한 신뢰성 높은 엔드투엔드(end-to-end) 프레임워크를 제안한다. 제안하는 프레임워크는 (A) 데이터 표현 표준화, (B) 계층적 생성 모델, (C) 에이전트 기반 오케스트레이션, (D) 신뢰성 및 거버넌스의 네 가지 핵심 요소로 구성된다. CAD-네이티브 중간 표현(Intermediate Representation)을 표준화하여 설계 데이터의 일관성을 확보할 수 있다. Fusion 360 Gallery, SketchGraphs, DeepCAD 등 다중 소스

타데이터를 포함하는 단일화된 스키마를 구축한다. 또한, 에어포일 유동 해석, 2차원 Navier-Stokes 문제, 탄성 및 위상 최적화 등 공개된 CAE 벤치마크와 내부 데이터를 연계하여 참조 태스크의 기반을 마련할 수 있다. CAD 생성기는 Text2CAD, CAD-MLLM, GenCAD와 같은 기존 연구들을 파라메트릭 명령 시퀀스 생성 방식으로 통일하여, 컴파일 성공률과 완전 구축 달성률을 핵심 지표로 모니터링하게된다. 물리 현상 예측을 위한 편미분방정식(PDE) 서로게이트 모델은 격자 및 형상 일반화에 강점을 보이는 Geo-FNO 및 DeepONet을 베이지안(Bayesian) 또는 컨포멀(Conformal) 불확실성 정량화(UQ) 기법과 결합하여 예측 신뢰도(coverage)를 보증하는 하이브리드 형태로 구현한다. 마지막으로, 물리-생성 모델 결합을 위해 물리 정보 기반 확산 모델(Physics-Informed Diffusion Model, PIDM)과 물리-증류(Physics-Distillation) 기법을 백엔드로 활용하여, 생성된 결과가 물리 법칙을 만족하도록 자동으로 보정한다. 전체 프로세스를 에이전트형 파이프라인으로 구성하여 워크플로우를 자동화해야 하며 이 파이프라인은 '요구사항 분석 → CAD 생성 및 검증 → 메시 및 경계 조건 템플릿 추론 → CAE 해석 실행 → PIDM 기반 결과 보정 → 최종 보고서 생성'의 과정을 상태 머신(state machine)으로 관리한다. 특히 각 단계에서 실패가 발생할 경우, 로그를 기반으로 오류 원인을 추론하고 수정 전략을 수립하여 재시도하는 자동 수정 루프(failure log-loop)를 내장하여 강건성(robustness)을 높일 수 있다.

3. 결론 및 추가 연구

생성형 AI를 기반으로한 공학 해석 및 설계 기

술은 현재 과학 및 공학 분야에서 가장 관심을 받고 있는 연구 중 하나이다. 본 연구는 보다 많은 연구자들이 해석과 설계 영역에서 기술을 활용하는 데 도움이 될 것으로 예상되며 클라우드 기반 서비스를 통해 자원 제약 없이 시간과 장소의 제약 없이 연구를 수행하고 전문 영역에서도 연구자의 주관적 경험과 지식에만 의존하지 않고 보다 객관적이고 과학적 방법으로 문제를 해결할 수 있는 기술로 활용될 수 있기를 기대한다.

사사(Acknowledgement)

이 논문은 IITP(No. RS-2024-00397359)와 KISTI(No.K25L1M2C2) 지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

- [1] J. Xu, Z. Wu, and C. W. Coley, "Text2CAD: Text-to-CAD Generation with B-Rep Construction Sequences," NeurIPS Spotlight, 2024.
- [2] Y. Wu, H. Zhao, M. Chen, et al., "Text2CAD: Generating 3D CAD Models from Natural Language via Technical Drawings," arXiv preprint arXiv:2411.07392, 2024.
- [3] J. Yang, Y. Zhou, J. Xu, et al., "CAD-MLLM: Multi-Modal Large Language Models for Parametric CAD Generation," ACM Transactions on Graphics (TOG), 2025.
- [4] M. Chen, Y. Wu, H. Li, et al., "GenCAD: Image-Conditioned Parametric CAD Generation," in Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), 2025.
- [5] Y. Wu, M. Chen, J. Xu, et al., "GenCAD-3D: Editable Parametric CAD Program Generation from 3D Shapes," in Proc. CVPR, 2025.
- [6] A. Seff, Y. Ovadia, Y. Zhou, et al., "SketchGraphs: A Large-Scale Dataset for Modeling Relational Geometry in Computer-Aided Design," arXiv preprint arXiv:2007.08506, 2020.
- [7] J. Xu and C. W. Coley, "DeepCAD: A Deep Generative Model for Parametric CAD Models," in Proc. ICCV, 2021.
- [8] Z. Li, N. Kovachki, K. Azizzadenesheli, et al., "Fourier Neural Operator for Parametric Partial Differential Equations," in Proc. NeurIPS, 2020.
- [9] J. Lin, Y. Sun, and M. Wang,

"MetaOpenFOAM: Multi-Agent LLM Orchestration for CFD Automation," arXiv preprint arXiv:2405.12345, 2024.

- [10] L. Zhao, et al., "Foam-Agent: Dependency-Aware Multi-Agent System for Robust CFD Simulations," Journal of Computational Science, 2025.
- [11] Ansys Inc., Ansys 2025 R2 Release Notes: Engineering Copilot & AI Integration, 2025.