03 AI 기반 미래형 건설재료 기술개발 동향[1)]

1 건설 산업 내 AI 융합 동향

□ 건설 산업에서의 AI 글로벌 시장 동향 및 전망

○ 건설 산업에서 인공지능 관련 시장은 폭발적인 성장세 전망

- 건설 산업에서 글로벌 AI 시장 규모는 지속적으로 성장하였으며 2023년 기준 약 29억 3,000만 달러(약 3조 9,000억 원)로 평가
- AI 시장은 26.9%의 연평균 성장률(CAGR)을 보일 것으로 예상되며 2030년에는 약 169억 6,000만 달러(약 22조 6,000억 원) 규모에 도달할 것으로 전망
- 전 세계 디지털 전환(Digital Transformation) 가속화와 정부 주도의 스마트시티·인프라 고도화 정책 확대로 건설 산업의 AI 도입이 빠르게 확대

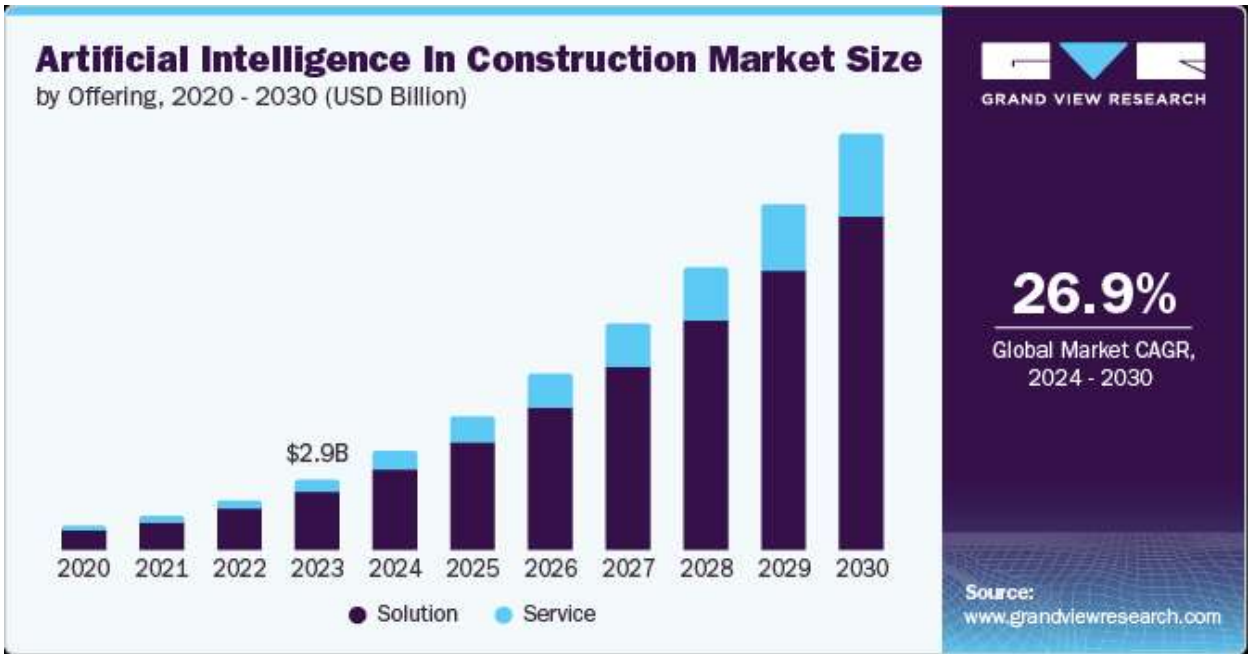
○ 2023년 기준 기준 건설 AI 시장 점유율 현황 및 분석

- 지역별로는 북미가 40.4%로 가장 큰 시장을 형성하고 있으며 미국이 북미 시장의 75.3%를 차지하며 시장을 주도, 향후 중동 및 아프리카 지역이 가장 높은 성장률을 기록할 것으로 전망
- 기술 유형별로는 AI 기반 솔루션 기술이 전체 시장의 약 81.7%를 차지하며 시장을 주도
- 적용 분야별로는 프로젝트 관리가 36.2%로 가장 높은 비중을 차지하며 AI가 기상 조건과 자재 변수 등을 분석하여 공정표를 자동 재계산함으로써 공기 지연과 비용 발생 최소화
- 구축 방식별로는 클라우드 기반 시스템이 55.6%로 가장 높은 비중을 차지하며 배합 및 스마트 센서 데이터를 실시간 수집·공유하여 본사와 현장이 콘크리트 품질을 원격 모니터링하고 배합 비율을 즉시 조정
- 공종별로는 빌딩 건설(Building Construction)이 가장 큰 시장을 형성하고 있으나 최근 교량·도로 등 토목 인프라(Civil Infrastructure) 분야에서도 AI 기반 유지관리 수요가 빠르게 증가

○ 건설 산업에서 AI 시장 성장을 견인하는 주요 기술 적용 분야

- 과거 프로젝트 데이터를 기반으로 공사비를 예측하여 대규모 프로젝트의 비용 초과 위험을 낮추고, BIM 기반 3D 모델링 프로세스 고도화를 통해 설계 및 엔지니어링 업무 효율 향상
- 로봇 기반 건설 현장 3D 스캐닝과 디지털 모니터링 기술을 활용하여 시공 과정의 문제를 조기에 식별하고 안전 위험 요소 관리 강화
- 자율형 건설기계를 활용해 조적·콘크리트 타설 등 노동 집약적 공정을 자동화하고 지능형 작업 배분과 성능 분석을 통해 건설 산업의 만성적인 노동력 부족 문제 대응

1) 고려대학교 박병선 교수(bspark0927@korea.ac.kr)
본고는 저자의 개인적인 견해이며 국토교통부와 KAIA의 공식적인 의견은 아닙니다.



[그림] Artificial intelligence in construction market size

※ 출처 : Grand View Research(2024.09), Artificial Intelligence In Construction Market Size, Share & Trends Analysis Report By Offering, By Application, By Stage, By Deployment, By Industry, By Organization Size, By Region, And Segment Forecasts, 2024 - 2030

□ 건설 AI 기술의 현장 적용 고도화 및 세부 시장 동향

○ 건설 생애주기별 AI 활용 단계 전문화

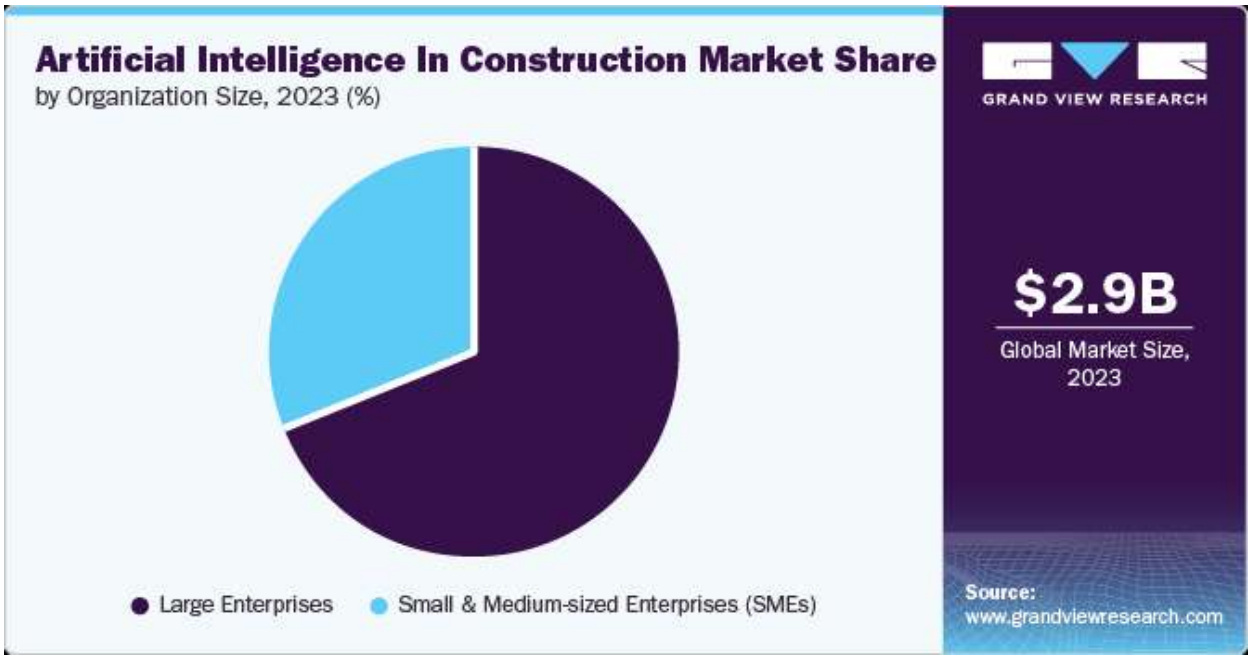
- 시공 전(Pre-construction) 단계에서는 생성형 AI 기반 설계 최적화 솔루션이 확산되며 복잡한 설계안 가운데 비용과 성능을 동시에 고려한 최적 설계 대안을 자동 생성
- 유지관리(Post-construction) 단계에서는 AI와 디지털 트윈 기술이 결합하여 시설물 노후도를 예측하고 유지관리 비용을 절감하는 예측 유지보수(Predictive Maintenance) 시장이 연평균 25% 이상 성장

○ 기술 공급망 및 배포 방식 다각화

- 서비스형 소프트웨어(SaaS) 기반 클라우드 AI 솔루션이 중견 건설사까지 확산되며 초기 구축 비용 부담을 낮춘 구독형 모델이 시장 점유율 50% 이상 유지
- 데이터 보안을 중시하는 대형 프로젝트를 중심으로 온프레미스 및 하이브리드 클라우드 구축 수요가 확대되며 기업 데이터의 전략적 자산화 가속

○ 기업 규모별 AI 도입 격차와 중소기업 성장

- 대형 건설사는 자본과 데이터 기반으로 전체 시장 매출의 약 69.4%를 차지하며 시장을 주도하고 전사적 AI 거버넌스 구축 확대
- 중소기업 세그먼트는 초기 투자 비용 제약으로 점유율은 낮지만 인력 부족 문제 해결을 위한 현장 맞춤형 AI 솔루션 도입 확대로 연평균 약 28.3%의 가장 높은 성장률 기록 전망
- 정부 스마트 건설 정책과 보급형 AI 솔루션 확산으로 중소 건설사의 AI 도입 장벽이 낮아지며 시공 안전 및 현장 관리 분야 적용 증가



[그림] Artificial Intelligence In Construction Market Share by Organization Size, 2023 (%)

※ 출처 : Grand View Research(2024.09), Artificial Intelligence In Construction Market Size, Share & Trends Analysis Report By Offering, By Application, By Stage, By Deployment, By Industry, By Organization Size, By Region, And Segment Forecasts, 2024 - 2030

□ 건설 분야에서의 AI 융합 연구 동향

○ 2019년 이후 건설 AI 연구 논문 급증

- 2019년 347건을 기점으로 연구가 빠르게 증가하며 2021년 640건으로 확대되어 2019년 대비 약 2배 증가
- 특히 2018~2023년 최근 6년간 발표된 논문이 전체의 75.1%를 차지할 정도로 건설 AI 연구가 최근 들어 집중적으로 수행

○ 건설 분야 AI 연구 증가 요인

- 머신러닝·딥러닝 기술 발전과 건설 프로젝트 전 생애주기에서 생성되는 데이터 가용성(Data Availability) 증가가 맞물리며 관련 연구 확대
- AI 기반 예측 분석을 통해 비용 및 공기 관리 효율 향상과 리스크 완화가 가능하다는 기대가 확산되고 건설 산업의 만성적인 노동력 부족 문제 해결 수단으로 주목
- 건설 프로젝트의 복잡성 증가와 함께 타 산업에서의 AI 도입 성공 사례 확산이 건설 분야 AI 활용 연구 증가로 이어진 것으로 분석

○ 세부 AI 기술별 연구 동향

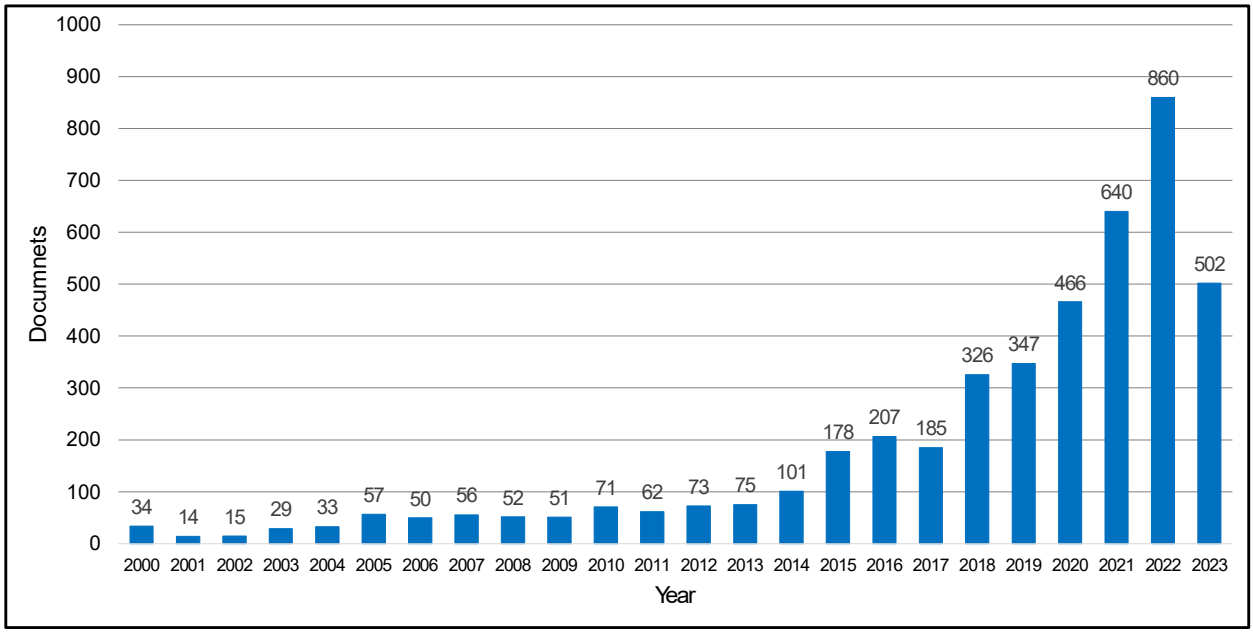
- 건설 현장의 가변적 환경 데이터와 복잡한 시나리오에 대응하기 위해 머신러닝 기반 공정 스케줄링·비용 예측 모델 연구가 가장 활발
- 건설 분야는 전문 용어 중심의 비정형 문서 특성과 정량 분석 중심 연구 경향으로 자연어 처리(NLP) 연구 비중은 상대적으로 낮았으나, 향후 프로젝트 문서 분석·텍스트 마이닝 기반 AI 연구 확대 가능성 전망

○ 지속가능성(Sustainability) 확보를 위한 AI 융합 연구 확대

- 경제·거버넌스 측면의 지속가능성 연구가 높은 비중을 차지하며 AI를 활용한 자원 배분 최적화와 프로젝트 의사결정 투명성 향상 연구 확대
- 탄소 배출 저감과 에너지 효율 향상을 위한 환경적 지속가능성 연구가 빠르게 증가하고 있으며 친환경 건설 재료 배합 설계와 건설 폐기물 관리 최적화에 AI 모델 적용 확대
- 사회적 측면에서는 AI 기반 실시간 위험 감지 및 안전 관리 시스템 연구가 강화되며 건설 현장 사고 예방과 작업 환경 개선에 기여

○ 건설 단계 및 기술 간 융합을 통한 통합 연구 프레임워크 확산

- 기존에는 설계·시공 단계 중심 연구가 수행되었으나 최근에는 건물 운용 및 유지관리 단계까지 포함하는 건설 생애주기 전반의 데이터 통합 관리 연구 확대, 특히 AI-BIM 연계 기술이 핵심 연구 분야로 부상
- 사물인터넷(IoT), 빅데이터, 로봇 기술과 AI를 결합한 하이브리드 기술 연구가 단일 기술 대비 높은 효율성을 보이며 스마트 건설 현장 구현의 핵심 기술로 주목
- 연구 초점이 단순 자동화를 넘어 인간-AI 협업 기반 의사결정 지원 시스템(DSS) 구축으로 확대되고 있으며 시스템 신뢰성을 높이기 위한 설명가능 인공지능(XAI) 연구가 증가



[그림] Research Documents publication growth trends

※ 출처 : Buildings(2023), Mapping Two Decades of AI in Construction Research: A Scientometric Analysis from the Sustainability and Construction Phases Lenses

□ 건설 분야 AI 특허 연도별 동향 및 발전 과정

○ 전반적 추세 및 특징

- 2000년부터 2024년까지 건설 분야 AI 관련 특허 출원은 지속적인 증가세를 보이며 기술 발전과 산업 적용 확대를 반영
- 그래프 상 2023~2024년 특허 수가 감소한 것으로 나타나는 것은 산업 성장 둔화가 아니라 특허 출원 후 공개까지 약 18개월이 소요되는 행정적 시차에 따른 일시적 현상

- 건설 산업이 전통적인 노동 집약 산업에서 지식 기반 스마트 건설 산업으로 전환되면서 기업 간 지식재산(IP) 확보 경쟁이 더욱 심화

○ 시기별 3단계 발전 과정

- 초기 도입기(2000~2010년)는 전체 특허의 3% 미만 수준으로 연간 특허 공개 건수가 20건 미만에 머물며 기술 탐색 단계 특징
- 변동기(2011~2017년)는 연도별 등락은 있었으나 완만한 증가세를 보이며 AI의 건설 산업 적용 가능성이 부각되기 시작한 시기
- 급성장기(2018~2024년)는 전체 특허의 약 89%가 집중된 시기로 2020년 연간 특허 공개 건수가 처음으로 1,000건을 돌파하며 빠른 기술 확산 진행

○ 최근 특허 급증의 주요 요인

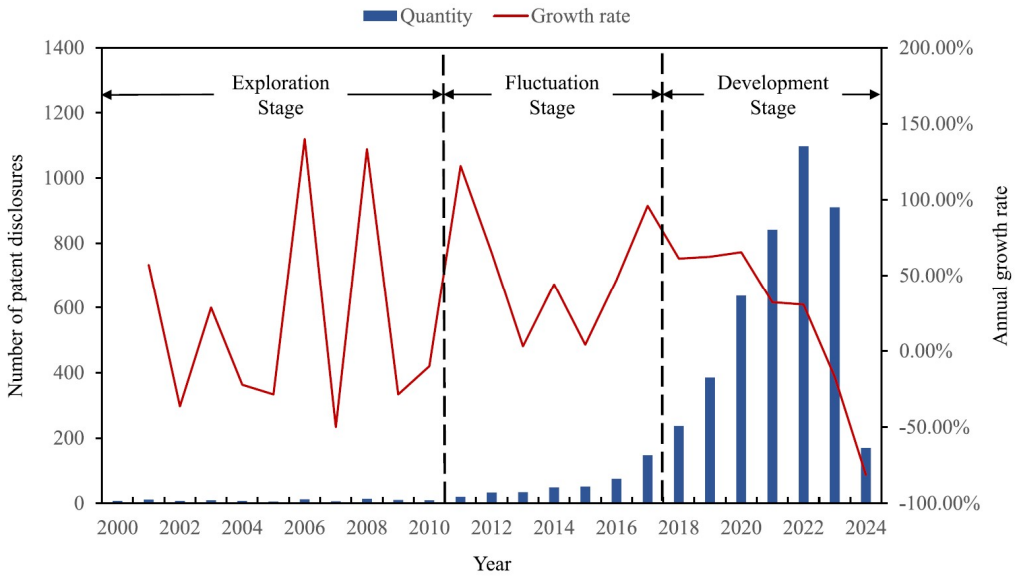
- 생산성과 효율성 향상을 위한 건설 산업의 디지털 전환 수요 증가
- 2022년 ChatGPT 출시 등 AI 기술 혁신 가속으로 건설 산업 문제 해결을 위한 AI 융합 연구와 특허 활동 확대

○ 토픽 기반 기술 매핑을 통한 핵심 AI-건설 융합 도메인

- 자연어 처리(NLP) 기술을 활용한 건설 문서 분석 및 리스크 관리 특허가 최근 3년간 주요 신규 연구 분야로 부상
- 그래프 합성곱 신경망(GCN) 등 고도화된 AI 모델을 활용해 건설 요소 간 복잡한 관계를 분석하는 융합 특허 증가

○ 기술 수렴(Technology Convergence)을 통한 건설 AI 고도화

- AI와 3D 프린팅 및 모듈러 공법을 결합한 End-to-End 제조형 건설 기술 특허 출원 확대
- 기술 수렴도 분석 결과 통신·센서·AI가 결합된 다학제적 특허가 단일 기술 특허보다 높은 기술 가치와 산업 파급력을 보이는 것으로 평가



[그림] Annual growth trend of AI patents in construction.

※ 출처 : Guangbin Wang, Yiwei Zhou, Dongping Cao(2025), Artificial intelligence in construction: Topic-based technology mapping based on patent data

2 AI를 접목한 건설재료 기술개발 현황 및 적용 사례

□ 콘크리트 재료 연구의 패러다임 변화

○ AI 기반 건설 재료 연구의 전 생애주기 확장

- 건설 재료 분야에서 AI 적용이 단순 강도 예측을 넘어 미세구조 분석과 수화 메커니즘 규명, 유지관리 단계의 디지털화까지 확대되며 전통적인 시행착오 중심 연구 방식 변화
- 건설 재료 연구가 경험 기반 연구에서 데이터 과학(Data Science) 기반 연구로 전환되는 추세
- 머신러닝 알고리즘을 활용하여 재료 배합 구성과 최종 성능 간 복잡한 비선형 관계를 학습하고 예측 정확도 향상
- 나노 수준 수화 생성물 분석부터 구조물 내구성 예측까지 다중 스케일 데이터를 통합 분석하여 신규 재료 도입 시 발생할 수 있는 잠재 결함을 사전 예측하고 배합 설계 최적화

○ 콘크리트 과학 연구의 패러다임 진화

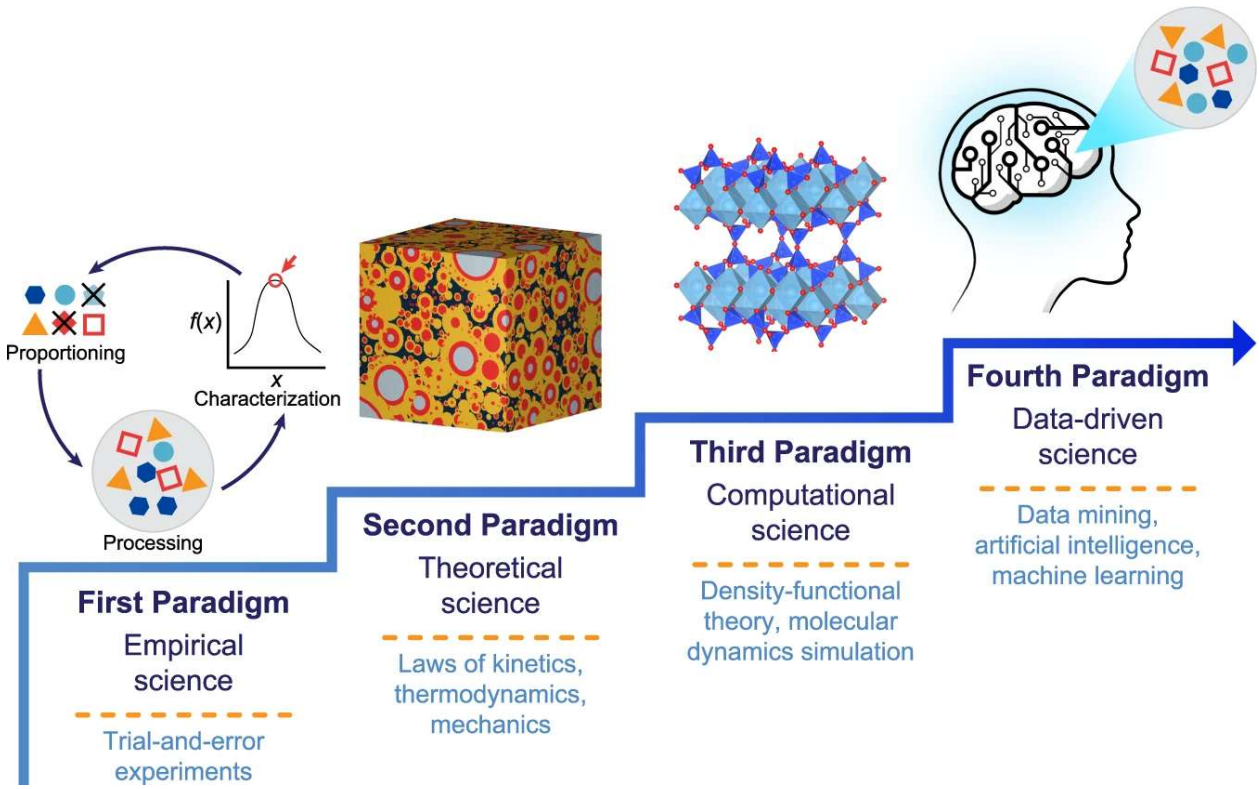
- 제1패러다임: 배합·가공·특성 평가를 반복하는 시행착오(Trial-and-error) 기반 실험 연구
- 제2패러다임: 동역학·열역학·역학 등 물리 법칙 기반의 이론 연구
- 제3패러다임: 밀도함수이론(DFT)과 분자동역학(MD) 등 컴퓨터 시뮬레이션 기반 연구
- 제4패러다임: 데이터 마이닝·인공지능(AI)·머신러닝을 결합한 데이터 기반 재료 연구(Materials Informatics)

○ 전통적 배합 설계(제1 패러다임)의 한계

- 기존 콘크리트 배합 설계는 목표 물성을 달성할 때까지 재료 비율을 반복적으로 조정하는 시행착오(Trial-and-error) 방식에 크게 의존
- 복합 혼합 재료 연구나 물-시멘트비, 골재 비율 등 다양한 변수를 동시에 고려할 경우 필요한 시편 수와 실험 횟수가 기하급수적으로 증가
- 이로 인해 막대한 시간과 자원이 소요되며 실험 단계에서 실제 현장 적용까지 이어지는 개발 및 검증 기간이 장기화
- 또한 경험 기반 설계 방식은 폐기물 재활용 재료나 신규 혼화제 등 새로운 재료 도입 시 기존 데이터와의 불연속성으로 인해 예측 정확도가 크게 저하되는 한계

○ 데이터 과학 기반 패러다임 전환 필요성

- 전통적 배합 설계의 한계를 극복하기 위해 콘크리트 재료 분야에서는 재료 특성 이해와 배합 설계 과정을 효율화하는 데이터 기반 연구의 중요성이 확대
- 건설 재료 개발 속도를 높이고 최적 성능을 도출하기 위해 인공지능과 데이터 과학 중심의 제4패러다임(Materials Informatics) 전환 필요
- 수십 년간 축적된 실험 데이터를 활용하여 블랙박스 모델을 넘어 설명 가능한 인공지능(XAI)을 통해 재료 거동의 근본 원리를 규명하려는 연구 확대



[그림] Four paradigms of concrete science: empirical, theoretical, computational, and data-driven.

※ 출처 : Li, Z., Yoon, J., Zhang, R. et al.(2022), Machine learning in concrete science: applications, challenges, and best practices

〈표〉 전통적 건설재료 기술과 AI 기반 건설재료 기술의 차이

구분	전통적 건설재료 기술	AI 기반 건설재료 기술	데이터 기반 최적화 알고리즘
설계 방식	Trial & Error (반복 실험)	데이터 기반 설계	경험 중심 → 데이터 중심
배합 결정 요소	고정된 시방서 및 배합표 준수	실시간 물성 예측 및 다목적 최적화	규격화 → 맞춤형(Customized)
탄소 저감	단순 혼화재 치환	AI 기반 저탄소 결합재 정밀 설계	저감 목표의 수치화·정밀화
유지 관리	정기 점검 및 사후 보수	디지털 트윈 기반 실시간 예지 보전	사후 대응 → 선제적 예방
재료 특성	수동적 구조 재료 (강도 위주)	능동적 기능 소재 (자가치유, 에너지 저장)	단순 구조재 → 스마트 소재
폐기물 활용	단순 매립 또는 저부가 재활용	AI 분석을 통한 고부가가치 업사이클링	다운사이클링 → 업사이클링
주요 한계	실험 비용 및 시간 과다 소요	데이터 의존성 및 해석의 불투명성	DX(디지털 전환) 가속화 필요

□ AI를 접목한 건설 재료 기술 분야

○ 저탄소·고성능 건설 재료의 최적 배합 설계 및 물성 예측 기술

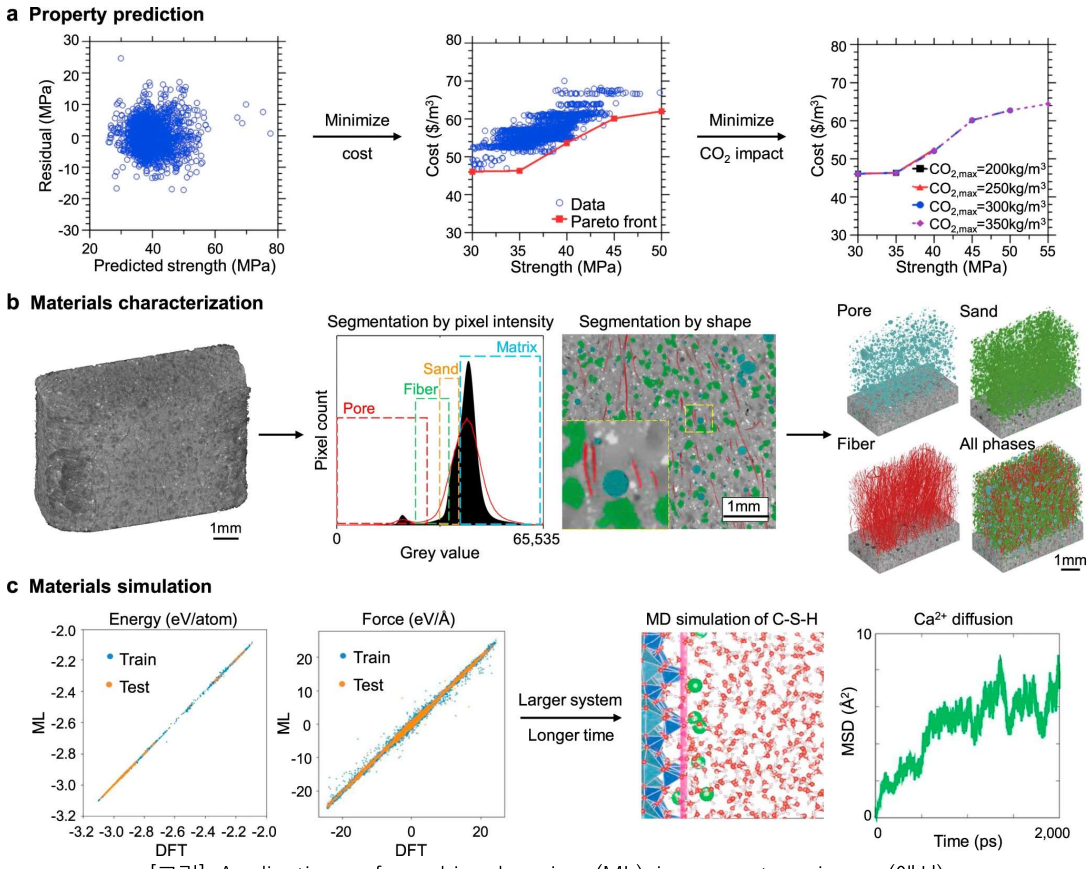
- 앙상블 트리와 인공신경망 알고리즘을 활용하여 산업 부산물을 포함한 다성분계 혼합물의 수화 메커니즘과 장기 강도를 정밀 예측하고 실험 이전 단계에서 최적 배합 설계 도출
- 탄소중립 및 자원 고갈 대응을 위해 유전 알고리즘(NSGA-II) 기반 다목적 최적화 기법을 적용하여 탄소 배출 최소화, 목표 강도 확보, 재료비 절감 등 상충 목표 간 최적 배합 설계 도출

○ 컴퓨터 비전 및 이미지 분석 기반 재료 미세구조 분석 기술

- 합성곱 신경망(CNN)을 활용하여 콘크리트 내부 공극 구조와 균열 패턴을 자동 식별하고 미세 결함을 고정밀로 탐지
- 엑스레이 CT 스캔 데이터와 AI 분석을 결합하여 골재 분포를 3차원으로 가시화하고 재료 내부 균질성을 시뮬레이션 기반으로 검증

○ 재료 수명주기 기반 내구성 진단 및 자가치유 최적화 기술

- 탄산화, 염해, 동결융해 등 외부 환경 변수에 따른 장기 내구성 손상 모델을 AI 기반으로 구축하여 시설물 잔여 수명 예측 정확도 향상
- 자가치유 콘크리트(Self-healing concrete) 연구에서는 AI를 활용해 치유제(캡슐·박테리아 등)의 최적 투입량과 반응 조건을 도출하여 균열 자가 회복 성능 극대화



[그림] Applications of machine learning (ML) in concrete science (예시)

※ 출처 : Li, Z., Yoon, J., Zhang, R. et al.(2022), Machine learning in concrete science: applications, challenges, and best practices

○ 비파괴 검사 기반 물성 추정 및 결함 탐지 기술

- 초음파 펄스 속도법(UPV)은 파형과 전파 속도를 측정하는 대표적인 비파괴 검사 방법으로 기존에는 경험식을 이용한 단순 강도 추정 방식으로 활용
- 최근에는 AI 모델이 배합 변수와 초음파 데이터를 학습하여 압축강도, 동탄성계수, 공극률 등 주요 물성을 높은 정확도로 예측
- GPR 탐사에서는 B-Scan 레이더 이미지를 CNN 기반 비전 AI 모델로 분석하여 전문가 육안 판단에 의존하던 내부 결함 탐지 과정을 자동화
- 노이즈가 많은 환경에서도 철근 배근 상태, 피복 두께, 미세 균열 및 공동 등 내부 열화 상태를 고정밀로 식별하여 구조물 진단 정확도 향상

○ 건설재료 특화 디지털 트윈 기술 (Material-level Digital Twin)

- 기존 BIM의 형상 관리를 넘어 물리적·화학적 열화 메커니즘을 가상공간에 구현하는 디지털 트윈 기술 연구가 활발히 수행
- 현장 온·습도 데이터를 기반으로 내부 수분 거동과 철근 부식 속도를 실시간 시뮬레이션하여 구조물의 잔여 수명을 정밀하게 예측
- 기존 선형 파동 방식으로는 감지하기 어려운 콘크리트 초기 미세 균열을 결함 부위의 고조파를 포착하는 비선형 GPR 데이터로 탐지
- AI 분석을 통해 추출된 미세 손상 정보를 디지털 트윈 모델에 실시간 동기화하여 재료의 초기 상태 변화를 정밀하게 모니터링

[그림] Physical bridge structure, its DT, and the associated digital services, showcasing the potential for enhanced infrastructure management(예시)

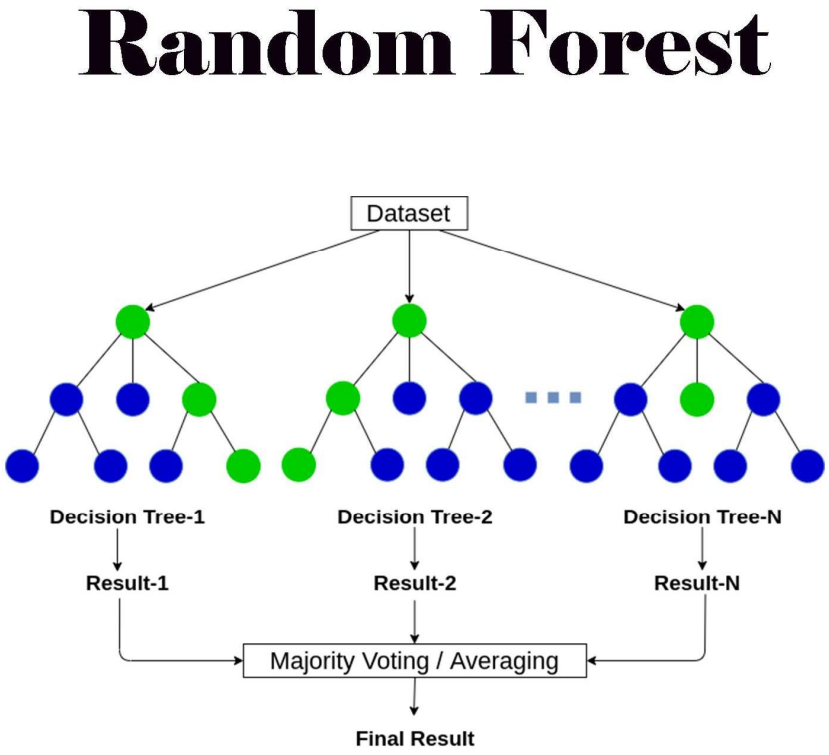
※ 출처 : Vedhus Hoskere, Delaram Hassanlou, Asad Ur Rahman, Reza Bazrgary, Muhammad Taseer Ali(2025), Unified framework for digital twins of bridges

□ 건설 재료 연구에 활용되는 주요 AI 알고리즘

○ 다중 회귀 및 앙상블 트리 모델(Ensemble Learning)

- 트리 기반 앙상블 학습(Random Forest, Gradient Boosting 등)은 건설 재료 배합 데이터와 같은 정형 데이터(Tabular data) 분석에서 높은 예측 성능을 보이는 대표적인 알고리즘
- 트리 기반 앙상블 학습(Random Forest, Gradient Boosting 등)은 건설 재료 배합 데이터와 같은 정형 데이터(Tabular data) 분석에서 높은 예측 성능을 보이는 대표적인 알고리즘

- 랜덤 포레스트(Random Forest)와 의사결정나무(Decision Tree)는 다수의 트리를 독립적으로 학습시킨 뒤 예측값을 평균하거나 투표(Voting)하는 배깅(Bagging) 기법을 활용하는 알고리즘
- 이러한 구조를 통해 과적합을 효과적으로 방지할 수 있으며 변수 중요도(Feature Importance) 분석을 통해 콘크리트 압축강도나 유동성에 영향을 미치는 핵심 배합 변수를 공학적으로 해석하는 데 활용 가능
- XGBoost 및 LightGBM과 같은 그래디언트 부스팅(Gradient Boosting) 알고리즘은 이전 트리의 예측 오차를 다음 트리가 순차적으로 보완하는 방식으로 학습
- 연산 속도가 빠르고 결측치 처리에 강점을 가지며, 초고성능 콘크리트나 지오폴리머 등 복잡한 다성분계 혼합물의 정밀한 물성 예측에 활용되는 핵심 알고리즘

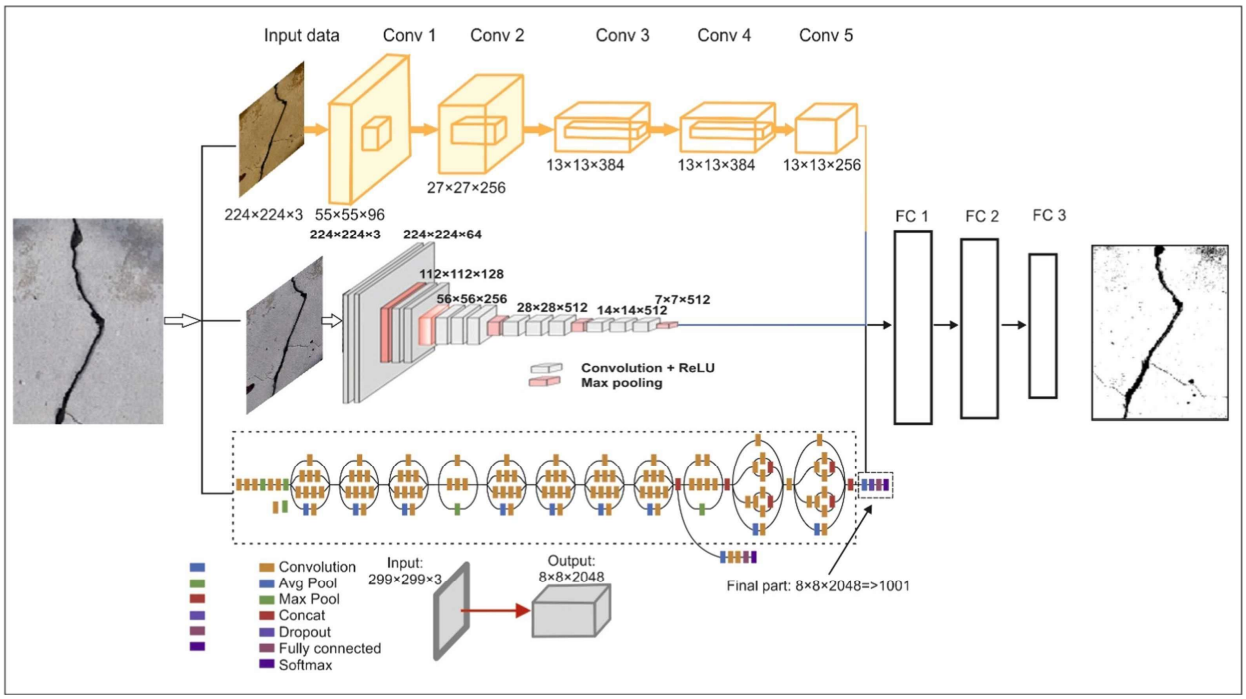


[그림] Schematic diagram of Random forest

※ 출처 : Medium / Fraidoon Omarzai(2024.07), Random Forest In-Depth

○ 인공신경망(ANN) 및 딥러닝(Deep Learning)

- 딥러닝은 단순 수치 데이터를 넘어 미세구조 이미지나 센서의 시계열 신호와 같은 비정형 데이터를 직접 학습하여 숨겨진 패턴을 추출하는 데 활용 가능한 알고리즘
- 심층신경망(DNN)은 입력층과 출력층 사이에 다수의 은닉층(Hidden layers)을 두어 배합 변수와 최종 기계적 물성 간의 고도의 비선형적 매핑(Mapping) 함수 학습 구조
- 합성곱신경망(CNN) 및 비전 AI는 주사전자현미경(SEM)이나 X선 회절(XRD)로 촬영한 재료의 미세구조 이미지를 입력받아 공극률과 미세 균열의 폭 및 방향성 등을 픽셀 단위로 분류·정량화하는 이미지 분석 기술
- 또한 콘크리트 내부를 탐지하는 지표투과레이더(GPR)의 B-Scan 이미지와 초음파(UPV)의 연속 파형 데이터를 직접 학습하여 구조물 내부 결함을 해석하는 비파괴 검사(NDT) 신호 분석 기술



[그림] CNN model for auto detection of defects in concrete structure (예시)

※ 출처 : Ashish Gaur, Kamal Kishore, Rajul Jain, Aaysha Pandey, Prakash Singh, Naresh Kumar Wagri, Abhirup B. Roy-Chowdhury(2023), A novel approach for industrial concrete defect identification based on image processing and deep convolutional neural networks

□ 건설 재료 개발 및 유지관리 분야 AI 적용 사례

○ (배합 설계) 생성형 AI 기반 콘크리트 배합 최적화 플랫폼(Concrete Copilot)

- 레미콘 공장의 재료 공급망 정보와 과거 품질 데이터를 학습하여 목표 강도·유동성·내구성을 충족하는 최적 배합 설계를 자동 생성
- 원자재 수급 변화나 단가 변동 발생 시 대체 배합을 실시간으로 제안하여 생산 공정의 유연성과 경제성 향상
- 기존 수개월이 소요되던 배합 설계 및 검증 과정을 수 분 단위로 단축하여 건설 공정 효율성을 크게 향상

○ (유지관리) 비선형 GPR 및 센서 융합 기반 교량 디지털 트윈

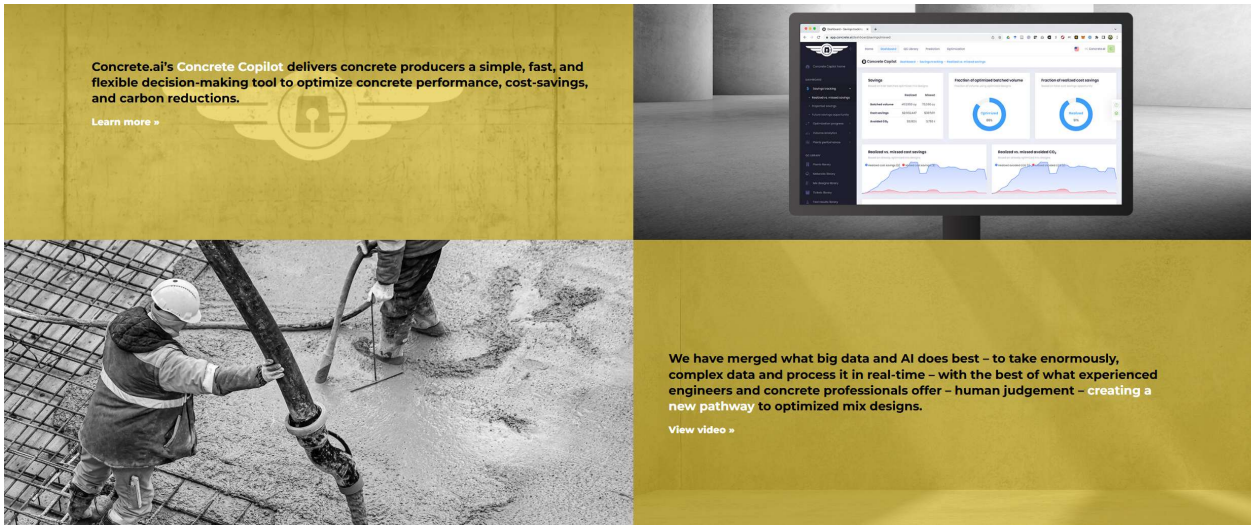
- 노후 인프라(도로·교량 등)의 정밀 진단을 위해 비파괴 검사(NDT) 센서 데이터와 AI를 결합한 디지털 트윈 기반 구조물 관리 기술 적용
- 콘크리트 내부 박리 및 철근 부식에서 발생하는 비선형 GPR 신호와 초음파 데이터를 딥러닝 모델이 분석하여 내부 결함 상태를 자동 해석
- 분석된 손상 위치와 열화 정도를 구조물 3차원 모델에 시각적으로 매핑하여 유지관리 의사결정 및 정밀 진단에 활용

○ (지속가능성) AI 기반 저탄소 콘크리트 배합 최적화

- 성능 저하 없이 시멘트 사용량을 최소화하는 AI 기반 배합 최적화 알고리즘을 활용하여 콘크리트 생산 과정의 탄소 배출량을 평균 30% 이상 감축
- 지역별 산업 부산물(슬래그, 플라이애시 등)의 물성 데이터를 AI가 분석하여 자원 순환형 고성능 콘크리트 배합 설계와 대량 생산 체계 구축에 활용

○ (품질 관리) 실시간 데이터 기반 예측적 품질 관리(PQM, Predictive Quality Management)

- 생산 공정에서 수집되는 온도, 습도, 혼합 속도 등 센서 데이터를 실시간 분석하여 콘크리트의 28일 압축강도를 사전에 예측
- 배합 설계 단계에서 발생할 수 있는 품질 리스크를 AI가 사전에 탐지하여 타설 불량 및 재시공으로 인한 자원 낭비를 최소화



[그림] Concrete.ai 홈페이지

※ 출처 : concrete.ai(2026), Concrete.ai – The Concrete Copilot Platform

3 건설재료 분야 AI 적용의 한계와 도전

□ (기술적 한계) 데이터 불균형 및 블랙박스(Black Box) 문제

○ 고품질 데이터 확보와 실험실-현장 간 데이터 격차

- 건설 재료의 성능은 시멘트, 혼화재, 골재의 물리·화학적 특성뿐 아니라 화학 혼화제의 종류와 첨가량 등 다양한 재료 변수의 영향을 받음
- 또한 타설 시기의 기후 조건, 양생 온도와 습도 등 환경적 요인이 결합된 다수의 비선형 변수 상호작용에 의해 최종 성능이 결정
- 현재 구축된 건설 재료 데이터는 통제된 실험실 환경의 정형 데이터에 편중되어 있어 실제 현장의 재료 품질 편차나 시공 오차 등 다양한 불확실성을 충분히 반영하지 못하는 한계 존재
- 이러한 데이터 편향으로 인해 AI 모델이 학습 데이터에 과적합(overfitting)되어 실제 시공 현장의 복잡한 환경 조건에서 예측 성능이 저하되는 문제가 발생

○ 설명 가능한 AI(XAI) 부재에 따른 신뢰성 문제

- 최신 머신러닝 및 딥러닝 모델은 높은 예측 정확도를 보이지만 입력 변수들이 결합되어 결과가 도출되는 내부 의사결정 과정을 명확히 설명하기 어려운 블랙박스(Black Box) 특성 보유
- 이러한 특성으로 인해 압축강도, 수화열, 장기 내구성 등 주요 성능 지표에 대한 공학적 인과관계를 논리적으로 규명하고 현장에서 신뢰를 확보하는 데 한계 발생
- 특히 핵연료 저장시설, 대형 교량 등 구조적 안전성이 최우선인 인프라 분야에서는 엔지니어가 AI 기반 배합 설계 결과를 직접 승인하는 데 기술적·심리적 부담 존재
- 따라서 AI 예측 결과와 기존 재료 공학적 메커니즘 간의 인과 관계를 해석할 수 있는 설명 가능한 AI(XAI, Explainable AI) 기술 도입이 현장 적용을 위한 핵심 과제로 제시

□ (제도적 한계) 경직된 시방서·설계 기준 및 인증 체계 문제

○ 배합 비율 중심 규제와 성능 기반 설계(Performance-based Design) 전환 지연

- 현행 표준시방서 및 설계 기준(KS 등)은 오랜 경험식과 이론 기반 설계 방식에 따라 최소 시멘트 사용량, 최대 물-결합재비 등 투입 재료의 배합 비율을 중심으로 규정하는 처방형 규제 체계 유지
- 이러한 규제 구조로 인해 AI가 제안한 고로슬래그 기반 알칼리 활성 콘크리트(AAC)나 저탄소·무시멘트 콘크리트 등 혁신적 배합이 역학적 성능과 내구성을 만족하더라도 현장 적용에 제약 발생
- 기존 설계 기준이 신소재 특성과 새로운 재료 시스템을 충분히 반영하지 못해 기술적으로 가능함에도 제도적으로 현장 적용이 제한되는 사례 발생

○ 신소재 인증 장기화와 건설 산업의 보수적 검증 구조

- AI 기반 배합 설계로 개발된 신소재는 중성화, 염해, 동결융해, 고온 노출 등 장기 내구성(30~50년 이상)에 대한 실증 데이터 부족 문제 직면

- 건설 산업은 신소재 표준화와 인증을 위해 장기간의 성능 검증과 추적 데이터 축적이 요구되는 보수적 검증 체계 유지
- 이로 인해 AI 기술 발전 속도와 제도적 검증 절차 간 시차가 발생하며 혁신 기술의 현장 적용을 지연시키는 구조적 한계 존재

□ (경제적 한계) 높은 초기 투자비용과 전과정 평가(LCA)의 불확실성 문제

○ 디지털 인프라 구축에 따른 초기 투자 부담

- 건설재료 분야에 AI를 적용하기 위해서는 알고리즘 개발뿐 아니라 자재 생산, 배합, 양생 등 전 공정 데이터를 디지털화한 재료 데이터베이스(DB) 구축 필요
- IoT 센서 네트워크, 클라우드 서버, 고성능 컴퓨팅 자원 등 디지털 인프라 구축에 상당한 초기 투자 비용 발생
- 대형 건설사를 제외한 대부분의 레미콘 및 자재 생산 중소기업의 경우 디지털 전환 비용과 전문 인력 운영 비용 부담으로 AI 도입에 구조적 제약 존재

○ 전생애주기 평가(LCA)의 복잡성과 탄소중립 검증의 불확실성

- 건설재료의 친환경성을 평가하기 위해서는 자재 채취·생산·운송·시공·유지관리·해체 및 폐기에 이르는 전생애주기(LCA, Life Cycle Assessment) 환경 영향 분석 필요
- 그러나 다양한 공정 단계에서 발생하는 탄소 배출과 환경 영향을 정량적으로 산정하기 위해서는 대규모 데이터와 복잡한 분석 모델이 요구되어 평가 과정의 불확실성 존재
- 이러한 평가 체계의 복잡성으로 인해 AI 기반 저탄소 재료 기술의 실제 탄소 저감 효과를 검증하고 제도적으로 인정받는 데 일정한 한계 발생

4 건설재료 분야 AI 도입을 위한 시사점 및 발전 방향

□ 성능 중심의 유연한 표준 및 시방서 개편

○ 성능 기반 설계(Performance-based Design) 체계 도입

- 기존 표준시방서와 설계기준은 최소 결합재량, 최대 물-결합재비 등 재료의 배합 비율을 사전에 규정하는 사양 중심 규제 체계에 기반하고 있어 새로운 재료 기술의 도입과 실험적 배합 적용에 구조적 제약 존재
- AI가 도출한 무시멘트 콘크리트, 고로슬래그 기반 알칼리 활성 콘크리트, 저탄소 고성능 콘크리트 등 차세대 혁신 재료 기술이 역학적 성능과 내구성을 만족하더라도 실제 현장 적용이 어려운 구조적 장벽 존재
- 구조물의 핵심 성능 지표인 강도, 시공성, 내구성, 장기 안정성 등 목표 성능을 충족할 경우 재료 종류와 배합 비율을 유연하게 허용하는 성능 기반 설계 체계로의 단계적 전환 필요
- 이러한 제도 개편을 통해 AI 모델이 제안하는 저탄소 최적 배합이나 자원 순환형 재료 설계가 규제 장벽 없이 실제 건설 현장에 적용될 수 있는 제도적 기반 마련 필요

○ 패스트트랙 인증제도 신설 및 인증 방식 다각화

- 건설 산업 특유의 30~50년에 달하는 장기 내구성 검증 체계로 인해 AI 기반 배합 설계로 도출된 혁신 신소재의 시장 진입이 지연되는 구조적 한계 존재
- AI 기반 재료 탐색과 최적화 기술의 발전 속도에 비해 현행 인증 체계는 장기 실증 중심으로 설계되어 기술 발전을 제도적으로 수용하기 어려운 시간적 격차 발생
- 한계를 해소하기 위해 가속 열화 시험(accelerated durability testing)과 수치 시뮬레이션 기반 평가 기법을 결합한 검증 체계 구축과 함께 실증 기반 패스트트랙 인증 제도 도입 등 인증 방식 다각화 필요

□ 도메인 지식과 결합된 AI 모델의 고도화

○ 설명 가능한 AI(XAI) 및 물리 정보 기반 모델(Physics-informed Model) 개발 필요

- 기존 블랙박스(Black Box) 형태의 AI 모델은 통계적 상관관계 기반 예측에 의존하여 결과 도출 과정의 투명성과 해석 가능성이 제한되는 한계 존재
- 건설 재료의 압축강도, 내구성, 수화 반응 등 성능은 공학적 이론과 물리적 메커니즘에 기반해야 하므로 AI 예측 결과가 기존 설계 이론 및 재료 공학적 원리와 일치함을 검증할 수 있는 모델 구조 필요
- 이를 위해 수화 반응, 열 전달, 확산 등 재료 거동을 설명하는 지배 방정식을 인공신경망 학습 과정에 결합하는 물리 정보 기반 모델(Physics-informed Model) 연구 필요하며, 이는 데이터 부족이나 노이즈가 큰 현장 환경에서도 안정적 예측 가능성 확보

○ 실험실-현장 간 데이터 연계 분석 필요

- 건설 재료 데이터는 통제된 실험실 환경의 정형 데이터에 편중되어 있어 기상 변화, 시공 오차, 재료 품질 편차 등 실제 건설 현장의 불확실성을 충분히 반영하기 어려운 한계 존재

- 이러한 실험실 데이터와 현장 데이터 간의 이질성을 도메인 간극(Domain Gap)이라 하며 이를 극복하고 현장 적합성을 확보하는 것이 건설 재료 분야 AI 실용화의 핵심 과제
- 이를 위해 전이 학습 등을 활용하여 현장 환경 데이터와 구조물 계측 데이터를 모델에 지속적으로 반영하고, 현장 적용 과정에서 발생한 오차와 피드백을 기초 연구로 환류하는 양방향 순환형 데이터 프레임워크 구축 필요

○ 학제 간 장벽을 허무는 다학제적 접근의 내재화

- 건설재료 기술 혁신을 위해서는 재료공학의 물리·화학적 지식, 데이터 과학의 AI 알고리즘, 환경공학의 전과정 평가(LCA) 체계를 유기적으로 결합하는 고도화된 다학제 융합 연구 필수
- 이러한 통합적 연구 접근을 통해 단순한 압축강도 예측을 넘어 재료의 장기 내구성, 구조적 안정성, 환경 영향 등을 동시에 고려하는 분석 체계 구축 가능
- 특히 신소재의 실제 활용 가능성을 평가하기 위해서는 재료 성능뿐 아니라 장기 열화 거동, 유지관리 비용, 전생애 탄소 배출 특성까지 종합적으로 분석하는 통합 평가 모델 필요
- 따라서 재료공학·데이터 과학·환경공학·구조공학 간 협력을 기반으로 장기 내구성과 탄소중립성을 동시에 검증할 수 있는 융합 연구 체계 구축이 미래 건설 AI 기술 경쟁력의 핵심 요소

□ **경제성 확보 및 데이터 생태계(Ecosystem) 구축**

○ 오픈 이노베이션 기반 건설재료 데이터베이스(DB) 컨소시엄 구축

- 현장 수준의 AI 예측 정확도 확보를 위해 방대하고 정제된 데이터 확보 필수이나 단일 기관이 독자적으로 실험실 데이터와 현장의 IoT 시공 데이터를 동시에 수집·관리하는 데 물리적 한계 존재
- 디지털 전환을 위한 데이터 클라우드와 컴퓨팅 인프라 구축에 막대한 초기 비용 소요되며 이를 운영할 전문 인력 확보의 어려움이 기업의 AI 기술 도입을 저해하는 주요 요인
- 개별 기관의 자원 한계를 극복하기 위해 산·학·연이 리스크를 분담하는 건설재료 DB 컨소시엄 기반 오픈 이노베이션 생태계 조성 필요
- 수화 모델링, 비파괴 계측 결과, 신소재 영향 등 고차원 실험 데이터와 현장 데이터를 표준화된 포맷으로 통합하여 데이터의 질적·양적 수준 제고

○ 전생애주기(LCA) 기반 비즈니스 모델 및 ESG 경영 지표 개발

- 현재 산업계의 AI 적용은 배합 최적화와 시멘트 사용량 감소 등 생산 단계 중심의 원가 절감에 집중되어 있어 글로벌 환경 규제 대응을 위한 탄소중립 실현에는 한계 존재
- 자재 채취, 생산, 시공, 유지관리, 폐기까지 전 과정 평가(LCA) 데이터를 융합한 차세대 비즈니스 모델 개발을 통해 지속 가능한 건설 생태계 구축 필요
- 무시멘트 콘크리트 등 저탄소 신소재 도입 시 생산 단계 탄소 배출 저감뿐 아니라 장기 내구성 향상에 따른 유지관리 비용 절감 효과까지 종합적으로 고려 필요
- AI 모델을 활용하여 신소재의 생애주기별 경제적·환경적 가치를 정량적으로 평가하고 객관적인 공학적 분석과 의사결정이 가능한 체계 구축 필요