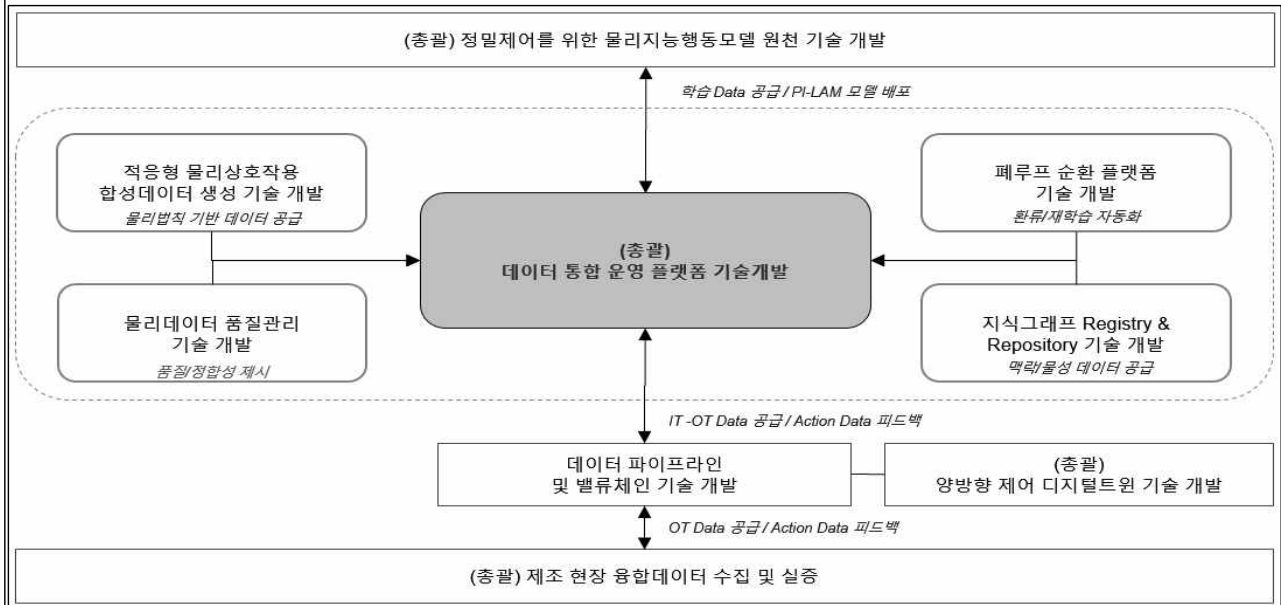


관리번호	2026-פיזיכלAI-28	(지정공모형, 통합형 세부1)
기술분류	대분류(인공지능) - 중분류(신뢰-산업AI) - 소분류(활용-지원AI) - 세분류(산업 특화 문제 해결 기술)	
중점분야	AI(), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합(√)	
총괄과제명	제조 데이터 신뢰성 확보 및 전주기 통합 운영 플랫폼 기술 개발	
세부과제명	데이터 통합 운영 플랫폼 기술 개발	

1. 개요

총괄과제

- (총괄개념) 본 총괄 과제는 제조 현장의 멀티모달 데이터를 수집·정제·생성·관리하고, 물리지능행동모델(PINN-WM-LAM)의 학습-배포-서빙 전(全) 주기를 지원하는 통합 데이터 플랫폼
 - 데이터 수집 파이프라인 및 밸류체인 기술개발 및 적응형 물리상호작용 합성데이터 생성 기술개발, 물리데이터 품질관리 기술개발, 데이터 통합 운영 플랫폼 기술개발, 페루프 순환 플랫폼 기술개발, 지식그래프 Registry & Repository 기술 개발 등 5개 세부과제를 유기적으로 연계하여, 데이터 수집부터 모델 운영 및 현장 환류까지의 전주기 페루프(Closed-loop)를 완성
 - 데이터스페이스(IDS/IDS-RAM) 기반의 데이터 주권·거버넌스를 보장하며, AAS 등 글로벌 표준 연계를 통해 이기종 제조 환경의 데이터 상호운용성 확보



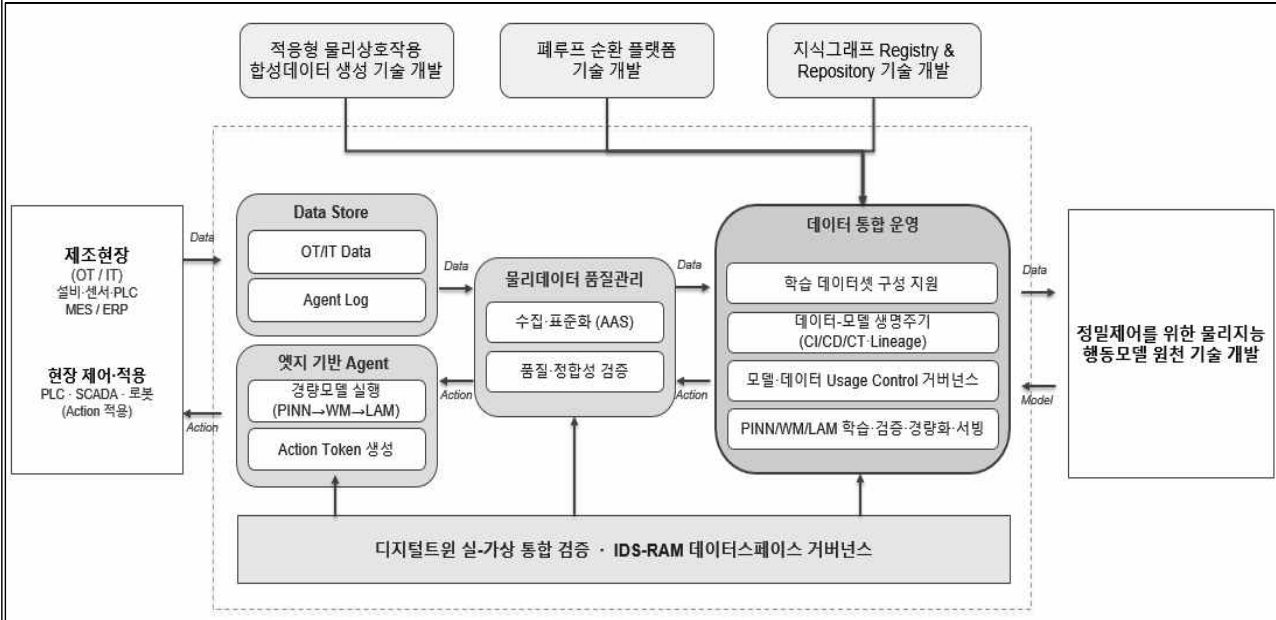
< 제조 데이터 신뢰성 확보 및 전주기 통합 운영 플랫폼 기술 개발 개념도 >

- (총괄목표) 데이터 수집·생성·품질관리·운영의 전 주기를 통합한 물리지능행동모델 데이터 운영 플랫폼을 구축·실증
 - 총괄-세부 과제간 표준 인터페이스(API)·데이터 스키마·데이터 흐름을 유기적으로 협력하도록 통합 정의하고, 데이터 수집-생성-품질관리-학습-배포-서빙-현장환류의 전주기 페루프 체계에 대한 관리 총괄
 - 2026-פיזיכלAI-13 과제 융합데이터 포맷을 수용(협의)하여 공정 데이터 파이프라인 구축
 - 2026-פיזיכלAI-33 과제와 PI-LAM 모델 연동 규격을 정의(협의)하여 물리행동지능모델의 전 주기 플랫폼 구축

- 총괄-세부 과제간 협력체계와 통합 실증 방안 제시 필요
- 세부과제와 유기적으로 협력하도록 세부과제의 공동기관으로 참여 가능

세부1

- (개념) 본 과제는 데이터 통합-학습-품질검증-모델 배포-모니터링의 전 과정을 자동화하는 PhysicalOps(DataOps+ MLOps) 기반 통합 운영 플랫폼
- 외부 기업 데이터를 반출 없이 보호하면서 활용하고, 디지털 트윈·엡지 Agent와 연계한 실-가상 통합 검증 및 데이터-모델-행동 폐루프 자동화 실현



< 전주기 통합 운영 플랫폼 기술 개발 개념도 >

2. 현황 및 필요성

- (기존 기술현황) 제조 데이터는 이기종 설비·프로토콜, 비정형·멀티모달 특성으로 표준화·통합이 어렵고, 물리 AI 학습에 필요한 고품질·대규모 데이터 확보가 제한적
 - (해외 기술동향) NVIDIA Isaac/Omniverse 기반 합성데이터, IDTA(AAS), IDS/GAIA-X 데이터스페이스 등 데이터·디지털트윈 표준 생태계를 선진국이 주도
 - (국내 동향) 개별 솔루션 중심으로, 데이터 표준·거버넌스·합성데이터·품질관리·지식 그래프를 아우르는 제조 특화 통합 데이터 플랫폼은 부재
 - 국내에는 데이터 반출 없이 학습-서빙-재학습의 폐루프를 운영하는 제조 특화 통합 플랫폼 부재
- (필요성) 물리지능행동모델 원천기술 개발과 13개 뿌리기업 현장 실증을 뒷받침할 수집-생성-품질관리-운영의 통합 데이터 운영 플랫폼 구축이 시급
 - (분야별) 데이터 수집·합성·품질·지식그래프·모델(PINN-WM-LAM)을 단일 PhysicalOps (DataOps+ MLOps)로 통합 운영해야 데이터-모델-행동 폐루프 자동화와 Sim-to-Real Gap 최소화가 가능함
 - (경제적 필요성) 고품질 통합 데이터의 실시간 공급과 드리프트 기반 재학습 자동화 (24시간 이내)로 데이터 준비·모델 운영 비용과 시행착오를 절감
 - (산업적 필요성) 연구실 모델을 산업 현장 수준의 안정적 운영 성능으로 확장해 경남 주력 제조(방산·조선·기계)의 자율제어·예지정비·품질 고도화를 뒷받침 하고, 국산 제조 피지컬AI 운영 플랫폼의 레퍼런스 확보

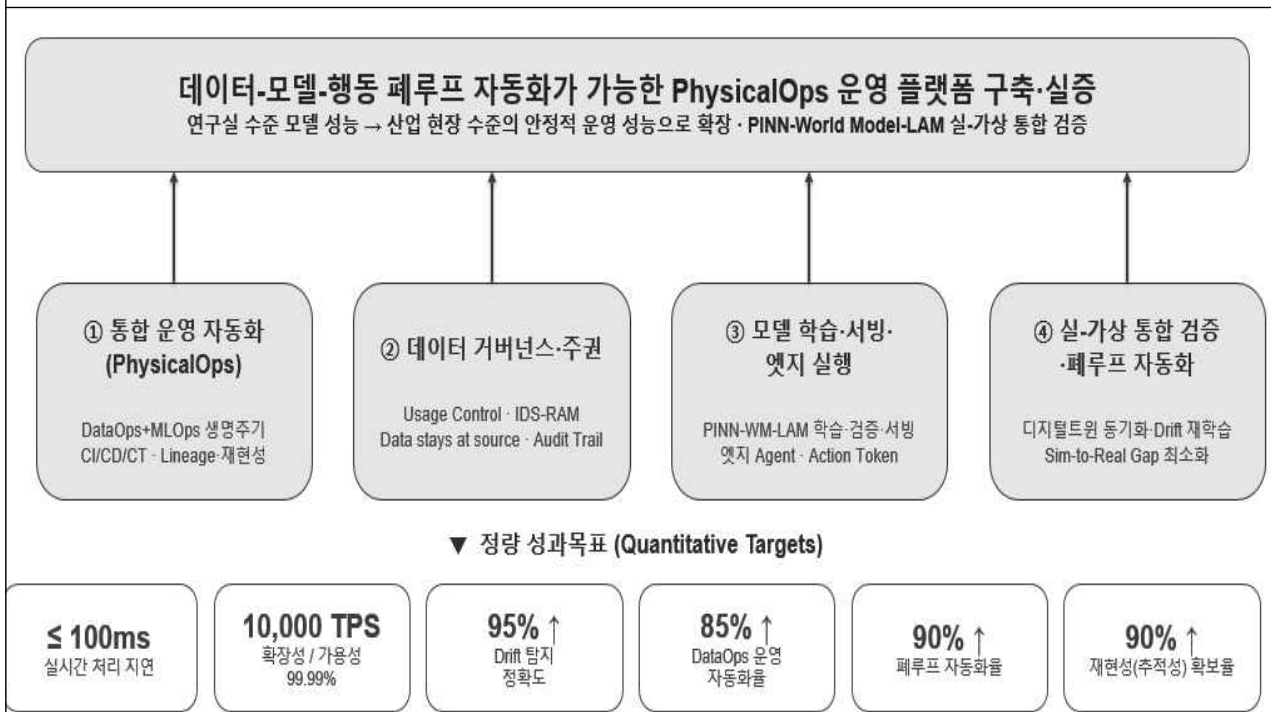
3. 수요분석 및 기대효과

- (수요분석) 대기업 실증 환경에서 데이터 반출 없이 안전하게 모델을 학습·제공하려는 제조기업 수요, 산업 현장 수준의 안정적 운영 성능 요구
 - (산업 현장의 수요) 분산된 이기종 데이터를 단일 PhysicalOps로 통합 운영하고 드리프트 기반 재학습을 자동화하려는 운영 자동화 수요 증대
 - (사회적 수요) 데이터 주권과 거버넌스를 전제로 기업 간 데이터를 신뢰 있게 공유·활용하려는 사회적 요구가 확대
 - (규제 대응 및 표준화) 정부의 퍼지컬AI 핵심 경쟁력 확보 전략과 연계하여 국제 표준에 부합하는 보안 기준을 선점하려는 기업들의 움직임 활발
- (기대효과) 제조 데이터 공급 생태계 활성화로 국내 중소·중견 기업의 고도화 자율 제조 시스템 수용을 촉진하여 B2B 생태계 주도
 - (산업 경쟁력 강화) 국산 제조 퍼지컬AI 운영 플랫폼의 레퍼런스를 확보해 특정 외산 플랫폼 종속을 완화하고 소버린 AI 기반 산업 경쟁력 강화
 - (사회적 수용성 제고) 데이터 주권·감사추적 내장으로 데이터 반출 우려를 해소해 대기업 협업과 데이터 공유에 대한 사회적 신뢰 확보
 - (새로운 시장 창출) IDS-RAM·AAS 등 국제표준 정합 설계를 통해 퍼지컬AI 운영 솔루션의 글로벌 수출·기술이전 등 신시장 진입 기반 마련

4. 연구개발목표

○ 최종목표

- 연구실 수준 모델 성능을 산업 현장 수준의 안정적 운영 성능으로 확장하는 통합 운영·실증·서빙 인프라를 구축하고, 물리지능행동모델(PINN-World Model-LAM)의 실-가상 통합 검증과 데이터-모델-행동 페루프 자동화가 가능한 PhysicalOps 운영 플랫폼 구축·실증



＜ 데이터 통합 운영 플랫폼 기술 개발 최종 목표 개념도 ＞

○ 정량적 연구개발목표

성능지표		단위	연구개발 목표치	연구개발 전 국내 수준	세계 최고수준 (보유국/보유기관)
1	실시간 데이터 처리 지연 (Latency)	ms	100ms 이하	500ms	100ms
2	플랫폼 확장성(동시처리량/가용성)	TPS/%	10,000 TPS / 99.9% 이상	1,000 TPS / 99.9%	10,000 TPS / 99.9%
3	다차원 데이터 통합·검색 정확도	%	95% 이상	80%	95%
4	데이터 분포 변화(Drift) 탐지 정확도	%	95% 이상	80% 수준	85~90%
5	DataOps 기반 운영 자동화율	%	85% 이상	수작업~50%	80%
6	페루프 자동화율	%	90% 이상	N/A	N/A
7	재현성(추적성) 확보율	%	90% 이상	N/A	N/A

- 1) 실시간 데이터 처리 지연 : 현장 센서·설비에서 데이터가 발생해 엣지 전처리 → 메시지 버스 (Kafka/MQTT) → 추론까지 이어지는 '종단(end-to-end)' 처리 시간
- 2) 플랫폼 확장성(동시처리량/가용성) : TPS(Transactions Per Second)는 초당 처리 건수(처리량), 99.99%는 연간 다운타임 약 52.6분 이내의 고가용성 의미
- 3) 다차원 데이터 통합·검색 정확도 : 비전·공정·물리·제어 등 이기종 멀티모달 데이터를 의미적으로 통합하고, 질의 시 정확히 검색·연계하는 정합 정확도
- 4) 데이터 분포 변화(Drift) 탐지 정확도 : 운영 데이터 분포가 학습 시점과 달라지는 데이터 드리프트를 통계적으로 탐지하는 정확도. 드리프트 탐지는 PSI(Population Stability Index), KL/JS Divergence, KS 검정, Wasserstein 거리가 표준 기법이며, 통상 PSI 0.25↑를 유의한 드리프트로 봄
- 5) DataOps 기반 운영 자동화율 : 데이터 수집·정제·학습·검증·배포·모니터링 운영을 CI/CD/CT로 자동화한 비율. Google의 MLOps 성숙도 모델에서 Level 0(수작업)→Level 1(파이프라인+지속학습)→Level 2(완전 CI/CD 자동화)로 구분되며, 85%는 Level 2(완전 자동화)에 근접하는 수준
- 6) 페루프 자동화율 : '데이터→모델→현장 적용→환류'의 페루프가 사람 개입 없이 자동 순환하는 비율 - (측정 방법)
 - ① (측정 단위 실행 건수 집계) 페루프를 표준 단계(9단계) 분해, 단계별 실행 건수 기준 집계
'데이터 수집→정제·품질검증→데이터셋 구성→학습→검증→배포·서빙→현장 적용 Action 변환·전달)→환류(드리프트·로그 수집)→재학습 트리거'의 9단계로 분해하고, 각 단계를 실행 건수 기준으로 집계
 - ② (측정 공식)

$$\text{사이클 완주율}(\%) = (\text{사람 개입 없이 끝까지 순환 완료한 페루프 사이클 수} / \text{전체 트리거된 사이클 수}) \times 100$$
 - ③ (데이터 소스·도구) 워크플로 오케스트레이터(Airflow·Argo·Kubeflow) 실행 로그, 수동 개입·승인 (Human-in-the-loop approval/override) 이벤트 로그, MLOps 파이프라인 실행 메타데이터. '수동 개입 이벤트 수'를 분모 대비 집계하면 자동화율을 객관적으로 산출
- 7) 재현성(추적성) 확보율 : 데이터·코드·모델·환경 이력을 추적(Traceability)해 동일 결과를 재생성 (Reproducibility)할 수 있는 비율 - (측정 방법)
 - ① (추적성(Lineage Coverage) 측정) 전체 산출물(모델·데이터셋) 중 '완전한 계보'(데이터 버전·코드 커밋·환경 이미지·하이퍼파라미터·실행ID가 모두 연결)된 것의 비율

$$\text{추적성}(\%) = (\text{완전 계보 보유 아티팩트 수} / \text{전체 아티팩트 수}) \times 100$$
 - ② (재현성(Reproducibility Success Rate) 측정) 무작위로 추출한 N개 모델을 동일 데이터·코드·환경 버전으로 재실행했을 때, 사전에 정의한 허용오차(예: 핵심 지표 차이 $\pm x\%$) 내로 동일 결과를 재현한 비율

$$\text{재현성}(\%) = (\text{재현 성공 건} / \text{재현 시도 건}) \times 100$$

- ③ (데이터 소스·도구) 모델 레지스트리(MLflow), 데이터 버전관리(DVC·lakeFS), 코드 VCS(Git 커밋 해시), 컨테이너 이미지 다이제스트, 실험·메타데이터 스토어, 데이터 카탈로그 lineage 그래프
- ④ (재현성·추적성 확보율) 재현성·추적성 확보율이 각각 90% 이상일 때 충족

○ 공통 요구사항

- (무빙타겟) 기술 진화가 빠르게 전개되는 분야임을 감안하여, 기술 환경 변화를 반영하기 위한 연구개발 추진 체계 제시
- (사업화·상용화) 연구개발 결과물의 산업 확산에 대한 사업화·상용화 방안 제시

5. 연구개발내용

- ① (데이터-모델 생명주기 관리) 데이터 통합부터 학습·품질검증·모델 배포·모니터링까지 개발된 모델이 실제 엣지에 배포되는 전 과정을 관리하는 자동화된 PhysicalOps (DataOps+ MLOps) 체계 구현
 - 지속적 통합 : 데이터 파이프라인 코드·쿼리·모델 변경 사항을 중앙 저장소에 병합하고 자동 빌드·유닛 테스트 수행
 - 지속적 전달/배포 : 테스트를 통과한 데이터·모델을 스테이징 및 운영 환경에 자동 배포
 - 지속적 테스트/학습 : 데이터 품질·스키마 일치 여부 지속 검증, 데이터 변경 시 자동 재학습·검증으로 최신 모델 유지
- ② (모델 및 데이터 모니터링 및 제어) 외부 기업/기관 데이터를 반출 없이 보호하면서 정책 조건에 따라 활용할 수 있게 하는 거버넌스 기술 적용
 - 정형화된 IT·현장 데이터를 즉시 학습 활용할 수 있도록 데이터 계보 관리, 시각화 대시보드 모니터링, 데이터스페이스 기반 정책 연동 거버넌스 기능 구현
 - 모델 배포·실행 인증 : Cloud 가상화 서버에서 서빙되는 PINN-WM-LAM 모델이 엣지로 배포될 때 비인가 모델 주입 방지
 - 데이터 접근 제어·권한 관리 : 가상화 서버 데이터 파이프라인을 통해 전달되는 데이터에 대해 실시간 모니터링·권한 제어 수행
- ③ (PINN/World Model/LAM 학습 모델 생성 지원 및 서빙) Cloud 가상화 서버에서 학습 데이터셋 구성·학습을 통해 생성·검증된 물리지능행동 모델을 각 제조기업별 엣지 서버에 배포
 - Data Space를 통해 수집되는 실험장 데이터·합성 데이터 기반 모델 학습·검증용 데이터셋 생성 지원
 - 학습·검증·경량화 완료 모델(PINN, World Model, LAM)을 제조기업 엣지에 배포하기 위한 최적화 적용·서빙
- ④ (디지털 트윈 연계 기반 실-가상 통합 연계) 제조현장 설비·생산 제품·부품·환경변화 등 생산 환경 모사에 필요한 정보를 디지털 트윈에 전달
 - 센서/PLC 등으로 수집된 설비 상태·환경 정보, 기업 Legacy 연계 실시간 정보를 디지털 트윈에 전달
 - 수집된 실시간 정보 기반 PINN·World Model·LAM 추론에 따른 가공 상태결과를 디지털 트윈에 전달
- ⑤ (엣지 기반 Agent 서비스) 각 제조기업 엣지 서버에서 구동되는 경량 물리지능행동모델 실행 모듈로서 실시간 수집 데이터에 대해 물리적 제약 조건을 검증하고 Action Token 생성
 - (PINN) OT 정보·주요 IT 기반으로 물리 지배방정식을 적용해 노이즈 제거·물리적으로 타당한 상태값 추론
 - (World Model) 상태값·과거 이력 기반 다음 시점 공정 상태 시뮬레이팅·예측
 - (LAM) 목표 달성 최적 행동 시퀀스 생성, 하위 제어기(PLC/SCADA)가 인식하는 G-code·PLC 명령어로 변환하여 엣지 전달

- ⑥ (IDS 참조 기반 아키텍처 설계·구현) 국제표준 IDS-RAM을 적용하여 참여 제조기업 데이터가 Cloud 가상화 환경 내에서 상호 간섭 없이 관리되도록 분산 '데이터 커넥터' 중심 연합체 구조 설계·구현
- 물리저능 학습용 데이터 엔티티·흐름 설계(실공정·적응형 합성·시멘틱·모델 데이터 상호작용)
 - 데이터 거버넌스·품질 관리 : 데이터의 출처 추적, 수집 단계 정합성·누락·지연 실시간 검사
 - '특정 목적 외 활용 금지' 정책을 IDS 커넥터 수준에서 기술적 보장, Data stays at source 원칙 기반 조건부 공유·감사추적 신뢰 프레임워크 내장

6. 지원기간/예산/추진체계/특기사항

○ 연구개발기간 : 5년 이내('26.8월~'30.12월)

○ 정부지원연구개발비

구분	기간	개월수	정부지원연구개발비(억원)
1년차	26.08~26.12	5개월	20.75
2년차	27.01~27.12	12개월	55.58
3년차	28.01~28.12	12개월	45.83
4년차	29.01~29.12	12개월	24.04
5년차	30.01~30.12	12개월	20.80
합계	26.08~30.12	53개월	167.00

* 연차별 정부 지원 연구개발비는 당해연도 예산 심의 결과에 따라 변동될 수 있음

○ 주관기관 : 제한없음

- 다수 참여기관과의 연계-협력을 주도할 수 있는 주관기관 역할 필요

○ 통합형 과제 유의사항

- 본 과제는 통합형 과제로, 총괄 및 세부 과제 컨소시엄을 구성하여 신청
- 선정평가 시, 총괄 및 세부 과제 통합 선정

* (2026-피지컬AI-28)총괄/세부1 ~ (2026-피지컬AI-32)총괄/세부5

○ 수행체계 : 주관 및 참여기관의 역할 제시 필수

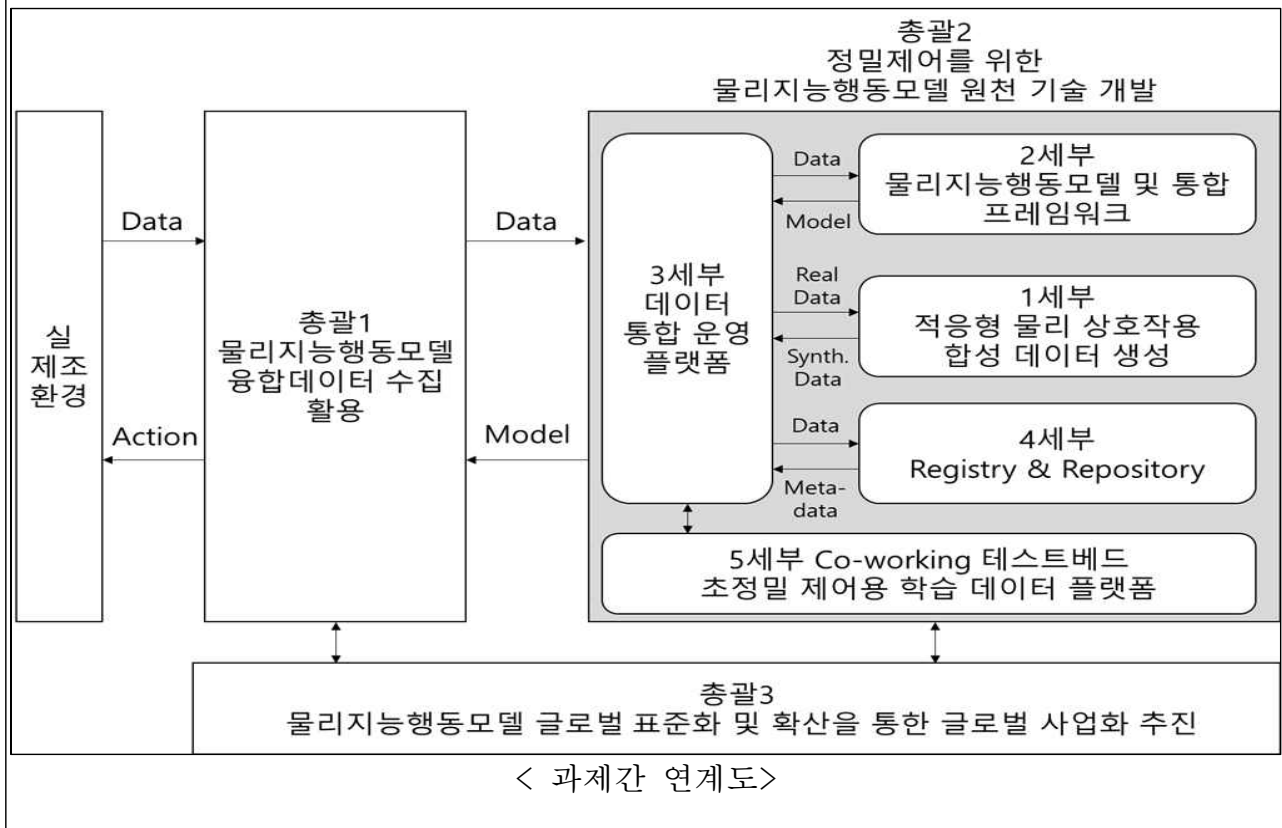
- 국가균형발전 연계 : 비수도권 제조 클러스터 소재 기관의 참여와 지역 제조 생태계와의 실증 방안 제시 권고
- 국무회의 의결 근거, 경남 제조업 현장에 대해 피지컬AI 학습·실증을 위한 과제 수행체계와 지역에 대한 기대효과 제시 필요
- 사업 목적 달성을 위해 선정 이후 주관/참여기관으로 구성하는 협의체 운영 예정
- 2026-피지컬AI-33과제와 PI-LAM 모델 연동 규격 협의 절차 제시

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)	TRL (5)~(7)단계
과제특징	국무회의 의결 예비타당성조사 면제와 입지적정성(경남) 검토를 거쳐 추진	
구분		기술분야명/팀명
책임PM		성명
피지컬AI/지역AX R&D센터		이준우
담당팀장		피지컬AI/지역AX거점팀
		윤정섭

관리번호	2026-피지컬AI-29	(지정공모형, 통합형 세부2)
기술분류	대분류(인공지능) - 중분류(신뢰-산업AI) - 소분류(활용-지원AI) - 세분류(산업 특화 문제 해결 기술)	
중점분야	AI(), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합(√)	
총괄과제명	제조 데이터 신뢰성 확보 및 전주기 통합 운영 플랫폼 기술 개발	
세부과제명	적응형 물리작용 합성데이터 생성 기술 개발	

1. 개요

- (개념) 본 과제는 합성데이터의 현실성과 물리 정합성을 높이고, PINN, VLA, LAM 등 피지컬 AI 요소기술의 학습 효율, 일반화 성능, 현장 적용성 향상을 위한 고정밀 물리 상호작용 기반 합성데이터를 생성함
 - (물리지능행동모델 학습데이터 확보의 한계) 물리지능행동모델은 다양한 공정 조건, 장비 상태, 소재 특성, 접촉·동역학 변화, 센서 노이즈를 반영한 고품질 데이터가 필요하지만, 실제 현장에서 이러한 데이터를 충분히 수집하기 어렵고 불량·이상·작업자 개입 등 희소 상황 데이터는 더욱 확보가 제한적임
 - (실데이터 참조 기반 적응형 생성의 중요성) 기존 합성데이터는 실제 환경과의 분포 차이로 인해 Sim-to-Real 성능 저하가 발생할 수 있으므로, 실제 제조데이터와 공정 결과를 참조하여 시뮬레이션 파라미터와 생성데이터를 지속적으로 보정하는 적응형 생성 기술이 필요함
 - (고정밀 물리 시뮬레이션 기반 합성데이터 생성의 필요성) 실제 작업환경의 물리 특성, 장비·소재·툴 조건, 센서 특성을 반영한 고충실도 시뮬레이션 환경을 구축하고, 정상 조건뿐 아니라 미경험 조건, 비정상 조건, 불량 발생 조건을 포함한 다양한 물리상호작용 데이터를 자동 생성함으로써 학습데이터 부족 문제를 보완할 수 있음



2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 제조공정의 디지털 전환을 위해 AI모델을 활용한 시뮬레이션 기반 분석이 도입되고 있으나, 물리적 메커니즘을 잘못 해석(물리적인 개연성이 낮은 공정 파라미터 선정 등)하거나 실제 제조 현장의 복합 물리현상과 공정 변동성을 충분히 반영하지 못함
 - (해외 기술동향) 글로벌 빅테크 기업들을 중심으로 디지털 트윈 및 시뮬레이션 플랫폼에 막대한 투자를 진행하며 대규모 합성 데이터 생성 기술을 선도(NVIDIA (Isaac Sim & Replicator), Google(Robotics at Google), Unity (Simulation Pro))
 - (국내외 동향) 해외 빅테크 기업들이 고정밀 물리 엔진과 대규모 클라우드 연산을 바탕으로 높은 자동화율과 낮은 Sim-to-Real Gap을 달성하며 합성 데이터 생성을 주도하고 있는 반면, 국내는 여전히 수동적이고 제한적인 시나리오 생성 수준에 머물러 외산 기술에 의존
- **(필요성)** VLA, PINN, LAM 등 피지컬 AI 모델의 학습에는 다양한 공정 조건, 이상 상황, 물리상호작용 데이터가 필요하나 실제 데이터만으로는 한계가 있어, 대규모·고품질 합성데이터 생성 기술 확보가 필수적임
 - (제조공정 분야) 공정별 물리현상과 공정 변수·경계조건을 반영한 합성데이터를 통해 PINN 학습에 필요한 도메인 지식을 보완
 - (장비제어 분야) 장비·설비 제어 분야에서 필요한 희소 상황 데이터를 합성하여 VLA·LAM 등 행동모델과 예측·진단 모델의 성능을 향상
 - (경제적 필요성) 외산 솔루션에 의존하지 않는 독자적인 합성 데이터 생성 원천 기술 확보를 통해 기존 실제 데이터 수집 대비 비용과 시간을 획기적으로 절감
 - (산업적 필요성) 실제 제조현장의 다양성을 반영한 물리 정합성을 갖춘 합성데이터 생성을 통해 제조 현장의 데이터 부족 문제를 완화하고, 피지컬 AI 기반 차세대 스마트제조 기반을 마련

As-is	To-be
·제조 도메인 지식과 PINN 모델 사이 간극 ·물리지능행동모델 학습을 위한 대규모·고품질 데이터의 절대적 부족 ·기존 합성데이터의 Sim-to-Real 한계로 인한 실세계 성능 저하 ·피지컬AI 제조를 위한 요소기술 기반 강화 필요	·제조공정 전문 연구자의 도메인 지식 기반 PINN 모델 및 합성데이터 물리 정합성 평가 ·고정밀 물리 시뮬레이션 기반 자동화 합성데이터 생성 체계 구축을 통한 대규모고품질 학습데이터 확보 ·실데이터 참조 기반 적응형 합성데이터 생성 및 도메인 적응 기술을 통한 Sim-to-Real 성능 확보 ·피지컬AI 제조 적용을 위한 합성데이터 기반 VLA, PINN, LAM 등 요소기술 학습·검증 지원

3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)** 물리지능행동모델 학습용 고품질 합성데이터, 희소·비정상 상황 데이터 확보, Sim-to-Real Gap 저감형 합성데이터, 공정·장비·소재 조건별 데이터 자동 생성 등의 수요가 존재함
 - (물리지능행동모델 학습용 고품질 합성데이터 수요) 실제 장비·공정 기반 데이터 수집은 비용·시간·안전성 측면의 제약이 커 고충실도 합성데이터 생성 기술에 대한 수요가 증가하고 있음
 - (희소·비정상 상황 데이터 확보 수요) 제조 현장의 불량, 이상진동, 공구 마모, 장비 열화, 작업자 개입, 예외 공정 조건 등은 실제 발생 빈도가 낮아 충분한 데이터 확보가 어려워 희소·비정상 상황을 모사할 수 있는 합성데이터 생성 수요가 높음

- (Sim-to-Real Gap 저감형 합성데이터 수요) 기존 시뮬레이션 기반 합성데이터는 실제 제조회경과의 분포 차이로 인해 AI 모델의 실환경 성능 저하가 발생할 수 있으므로, 실데이터를 참조하여 시뮬레이션 파라미터와 생성데이터를 지속적으로 보정하는 적응형 합성데이터 생성 기술이 요구됨
- (공정·장비·소재 조건별 데이터 자동생성 수요) 제조 현장은 공정 조건, 장비 상태, 소재 특성, 톨 조건, 센서 노이즈, 환경 변화 등에 따라 데이터 분포가 크게 달라지므로, 다양한 조건을 파라미터화하여 시나리오별 합성데이터를 자동으로 생성·확장할 수 있는 데이터 생성 파이프라인 수요가 큼

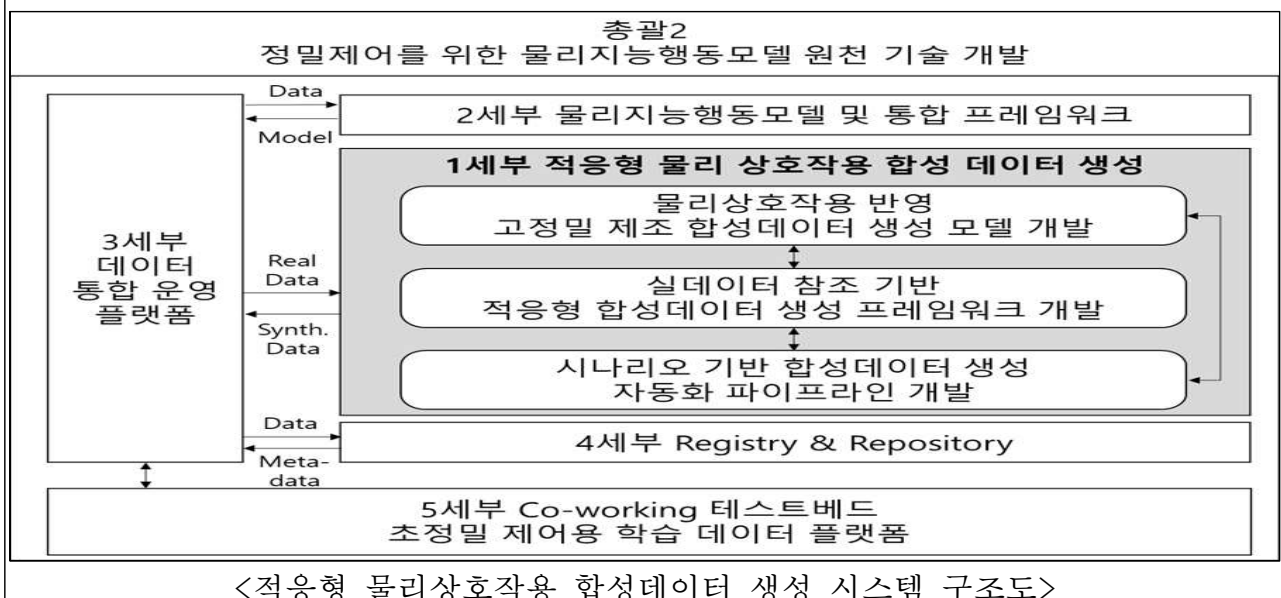
○ **(기대효과)** 실데이터 참조 기반 적응형 합성데이터 생성 기술 확보를 통해 합성데이터의 현실성, 물리 정합성 및 다양성을 향상시키고, 물리지능행동모델의 학습 효율과 일반화 성능을 제고

- (산업 경쟁력 강화) 고품질 제조 합성데이터 생성·검증 기술과 실데이터-합성데이터 연계형 학습·검증 체계를 확보함으로써 데이터 중심 AI 및 퍼지컬 AI 핵심 기반기술을 내재화하고, 자율제조, 지능형 로봇, 디지털 트윈, 스마트팩토리 고도화 등 국가 제조 디지털 전환 인프라로 활용
- (비용 절감 및 효율성 증대) 실제 장비와 공정에 대한 반복 실험 의존도를 낮추고, 불량·이상·위험 조건 등 실제 수집이 어려운 데이터를 합성데이터로 보완함으로써 신제품 개발, 공정 변경, 설비 최적화, 이상탐지, 품질예측, 공정제어 및 로봇 작업 지능 고도화에 소요되는 비용과 기간을 단축
- (사회적 수용성 제고) 제조 현장의 품질 리스크와 안전 리스크를 사전에 예측·검증할 수 있는 데이터 기반을 마련하여 생산 안정성, 설비 운영 신뢰성 및 작업 안전성을 제고하고, 중소·중견 제조기업의 제조 AI 도입 장벽을 완화

4. 연구개발목표

○ 최종목표

- 물리상호작용 반영 고정밀 제조 합성데이터 생성 기술 개발
- 실데이터 참조 기반 적응형 합성데이터 보정 프레임워크 개발
- 시나리오 기반 합성데이터 생성 자동화 파이프라인 개발



○ 정량적 연구개발목표

성능지표		단위	연구개발 목표치	연구개발 전 국내 수준	세계 최고수준 (보유국/보유기관)
1	합성데이터 정합성 (Sim-to-Real Data Gap)	%	7% 이내	30% 수준 (KAIST, SNU 연구실 데이터 수준)	15% 이내 (NVIDIA, Google Brain 등 논문 기반 추정치) (NVIDIA, Google AI, CMU)
2	데이터 생성 다양성 (시나리오 수)	종	40종 이상	5종 미만 (KAIST, SNU 연구실 데이터 수준)	20종 이상(NVIDIA Isaac Sim Replicator 등) (NVIDIA)
3	데이터셋 규모	TB	500TB 이상	N/A	N/A
4	데이터 생성 자동화율	%	90% 이상	N/A	N/A

- 1) 동일한 태스크에 대해 합성 데이터로만 학습한 모델과 실제 데이터로만 학습한 모델을 실제 로봇 환경에서 평가하여 두 성능 간의 차이(Gap)를 백분율(%)로 측정
- 2) 생성된 데이터셋에 포함된 고유한 상호작용 시나리오(로봇, 객체, 환경 구성, 상호작용 종류의 조합)의 수를 카운트하여 산출
- 3) RGB-D 이미지, 로봇 관절 상태, 힘/토크 센서 값, 객체 포즈 등 생성된 합성데이터의 전체 규모를 TB로 환산하여 산출
- 4) 전체 데이터 생성 워크플로우를 단계별로 구분한 뒤, 자동화된 단계 수를 전체 단계 수로 나누어 백분율(%)로 산출

○ 공통 요구사항

- (무빙타겟) 기술 진화가 빠르게 전개되는 분야임을 감안하여, 기술 환경 변화를 반영하기 위한 연구개발 추진 체계 제시
- (사업화·상용화) 연구개발 결과물의 산업 확산에 대한 사업화·상용화 방안 제시

5. 연구개발내용

- ① 물리상호작용 반영 고정밀 제조 합성데이터 생성 모델 개발
 - 제조 공정의 물리상호작용(접촉, 마찰, 열, 변형, 진동, 힘 등) 반영 시뮬레이션 기반 데이터 생성 엔진 구축
 - 제조 공정의 동적 환경 변수(설비 노후화, 공구 마모, 원자재 물성 변화 등)를 정밀하게 모사할 수 있는 물리 모델링 기술 개발
 - 이기종 멀티모달(시각, PLC 제어, 물리량 등) 데이터 간의 시간적·공간적 정합성 보장 기술 개발
- ② 실데이터 참조 기반 적응형 합성데이터 생성 프레임워크 개발
 - 실제 제조데이터의 변수(공정 변수, 설비 상태, 센서 특성, 품질 결과 등)를 분석하여 합성데이터 생성에 필요한 기준 데이터 구조 및 참조 모델 정의
 - 실데이터 참조 기반 합성데이터 생성모델을 위한 물리 파라미터 튜닝 및 보정 프레임워크 개발
 - 합성데이터의 유효성 평가 및 품질 검증 자동 평가 기술 개발

③ 시나리오 기반 합성데이터 생성 자동화 파이프라인 개발

- 공정 조건, 장비 상태, 소재 특성, 이상 조건을 파라미터화한 시나리오 기반 데이터 생성 기술 개발
- 사용자 요구(공정 조건, 장비 상태 등) 기반 합성데이터 생성 전주기(조건설정, 생성, 보정, 검증, 갱신, 저장 등) 적응형 파이프라인 개발

6. 지원기간/예산/추진체계/특기사항

○ 연구개발기간 : 5년 이내('26.8월~'30.12월)

○ 정부지원연구개발비

구분	기간	개월수	정부지원연구개발비(억원)
1년차	26.08~26.12	5개월	4.16
2년차	27.01~27.12	12개월	10.05
3년차	28.01~28.12	12개월	10.23
4년차	29.01~29.12	12개월	12.07
5년차	30.01~30.12	12개월	8.19
합계	26.08~30.12	53개월	44.70

* 연차별 정부 지원 연구개발비는 당해연도 예산 심의 결과에 따라 변동될 수 있음

○ 주관기관 : 제한없음

- 다수 참여기관과의 연계-협력을 주도할 수 있는 주관기관 역할 필요

○ 통합형 과제 유의사항

- 본 과제는 통합형 과제로, 총괄 및 세부 과제 컨소시엄을 구성하여 신청
- 선정평가 시, 총괄 및 세부 과제 통합 선정

* (2026-피지컬AI-28)총괄/세부1 ~ (2026-피지컬AI-32)총괄/세부5

○ 수행체계 : 주관 및 참여기관의 역할 제시 필수

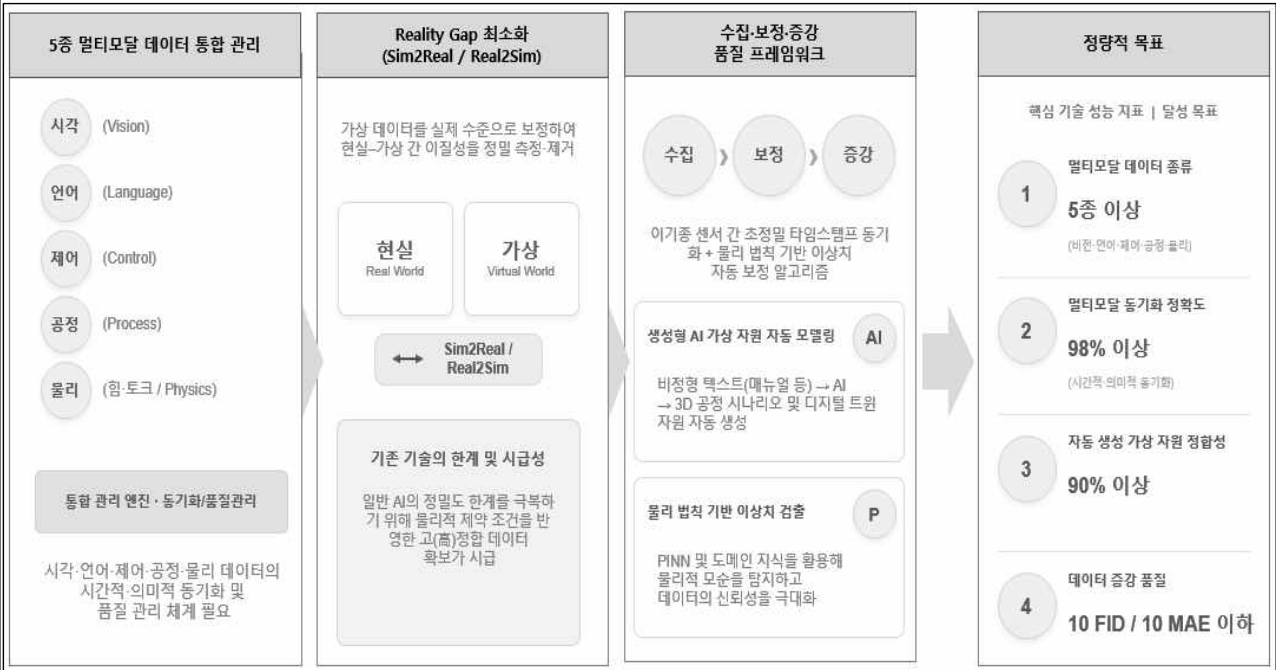
- 국가균형발전 연계 : 비수도권 제조 클러스터 소재 기관의 참여와 지역 제조 생태계와의 실증 방안 제시 권고
- 국무회의 의결 근거, 경남 제조업 현장에 대해 피지컬AI 학습·실증을 위한 과제 수행체계와 지역에 대한 기대효과 제시 필요
- 사업 목적 달성을 위해 선정 이후 주관/참여기관으로 구성하는 협의체 운영 예정

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)	TRL (5)~(7)단계
과제특징	국무회의 의결 예비타당성조사 면제와 입지적정성(경남) 검토를 거쳐 추진	
구분		기술분야명/팀명
책임PM		피지컬AI/지역AX R&D센터
담당팀장		피지컬AI/지역AX거점팀
		성명
		이준우
		윤정섭

관리번호	2026-피지컬AI-30	(지정공모형, 통합형 세부3)
기술분류	대분류(인공지능) - 중분류(신뢰-산업AI) - 소분류(활용-지원AI) - 세분류(산업 특화 문제 해결 기술)	
중점분야	AI(), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합(√)	
총괄과제명	제조 데이터 신뢰성 확보 및 전주기 통합 운영 플랫폼 기술 개발	
세부과제명	물리데이터 품질관리 기술 개발	

1. 개요

- (개념) 본 과제는 시각·언어·제어·공정·물리 등 5종 멀티모달 데이터의 수집-보정-증강 전 과정 품질을 보증하는 품질프레임워크 S/W 및 물리법칙·실-가상 연계 자동 보정 알고리즘
 - 데이터 수집부터 물리지능행동모델 학습·현장 활용까지 전 과정에서 데이터의 표준 및 품질기준을 제시·보증하여 모델의 예측 정확도·강건성을 극대화



< 멀티모달 데이터 품질관리 개념도 >

2. 현황 및 필요성

- (기존 기술현황) 이기종 멀티모달 센서 데이터의 시간적/의미적 정렬·정합성 확보가 어렵고, 물리 법칙 기반 이상치 검출·자동 보정 기술이 미흡하여 데이터 신뢰성 확보 곤란
 - (해외 기술동향) NVIDIA·Google 등 선도기관은 합성·시뮬레이션 데이터 기반 품질 향상과 Sim2Real 정합 기술을 고도화하고 있으나, 제조 물리법칙을 내재화한 멀티모달 품질보증 프레임워크와 물리 제약 기반 자동 보정 표준은 아직 초기 단계
 - (기타) 산업 데이터스페이스·데이터 거버넌스 논의가 확산되고 있으나, 품질 게이트 (Quality Gate)를 표준 API로 연계해 수집-보정-증강 전주기 품질을 자동 보증하는 솔루션은 미흡
 - (국내외 동향) PINN·생성형 AI를 활용한 이상치 식별·데이터 증강 연구가 국내외에서 부상하고 있으나, 실-가상 격차(Reality Gap)를 정밀 측정·최소화하는 통합 품질관리 체계와 현장 실증 레퍼런스는 부족

- **(필요성)** 멀티모달 데이터의 동기화·정합성과 물리 법칙 기반 보정·증강을 통합한 품질관리 프레임워크가 데이터 플랫폼 신뢰성의 핵심 기반으로 필요
 - (분야별) 제조·물류·로봇 등 피지컬 AI가 적용되는 전 산업에서 시각·언어·제어·공정·물리 등 이중 멀티모달 데이터의 표준·품질 기준이 부재하여, 분야별 데이터 신뢰성을 보증하는 공통 품질관리 프레임워크 확보가 시급
 - (경제적 필요성) 저품질 데이터로 인한 재학습·오탐·불량 손실을 줄이고 데이터 정제·검증 비용을 절감하여 AI 도입의 총소유비용(TCO)을 낮춤으로써 투자 대비 효과(ROI) 제고가 필요
 - (산업적 필요성) 제조 데이터 플랫폼·디지털 트윈·자율제조 확산의 핵심 병목인 데이터 품질 문제를 해소하여, 국산 물리지능행동모델의 현장 적용성과 산업 전반의 데이터 활용 성숙도를 제고하기 위해 필요

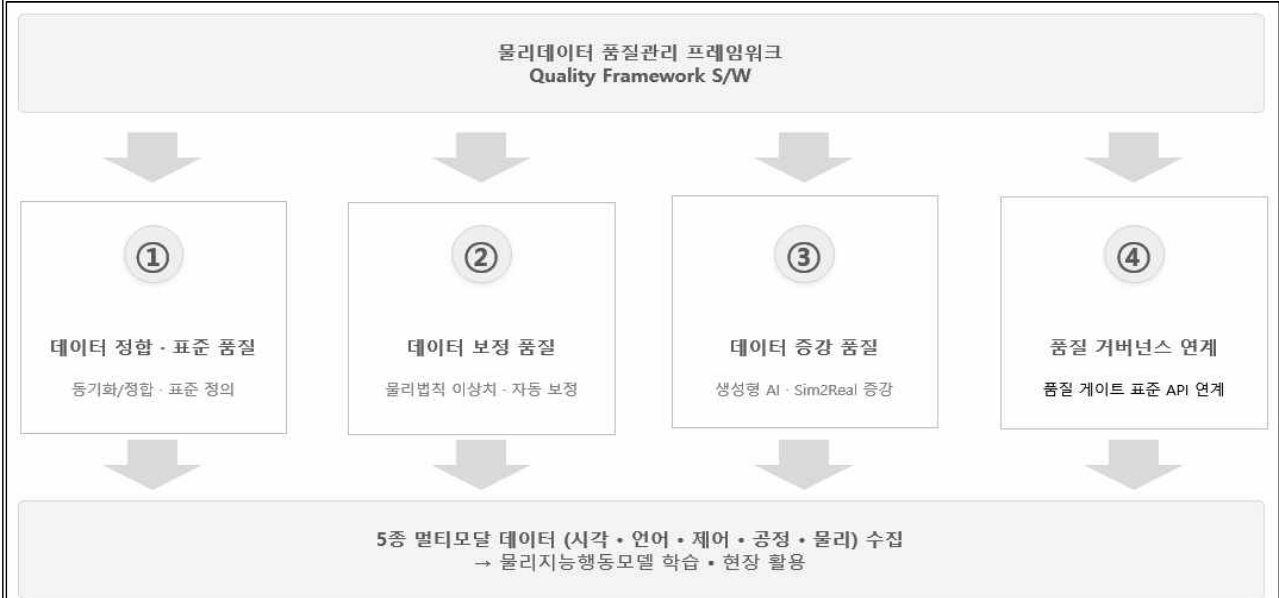
3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)** 데이터 수집·파이프라인·통합운영·합성데이터·지식그래프 등 전 세부 과제의 데이터 표준·품질기준 제시·보증 수요
 - (산업 현장의 수요) 제조·물류 현장의 이기종 센서 데이터 동기화·정합성 미흡으로 모델 오작동·재학습이 빈발하여, 현장 적용 가능한 자동 품질검증·보정 도구에 대한 수요가 큼
 - (사회적 수요) 데이터 기반 의사결정·자동화 확산에 따라 데이터의 신뢰성·투명성·재현성에 대한 요구가 높아지며, 검증 가능한 품질 보증 체계에 대한 수요가 증가
 - (고부가가치 수요) 정밀제조·반도체·바이오 등 고부가가치 산업일수록 미세 오차가 품질·수율에 직결되어, 물리법칙 기반 이상치 검출·고정합 데이터에 대한 프리미엄 수요가 존재
 - (규제 대응 및 표준화) 정부의 피지컬 AI 핵심 경쟁력 확보 전략과 연계하여, AAS·IDS 등 국제 표준에 부합하는 데이터 품질·신뢰성 기준을 선점하려는 기업들의 움직임이 활발하여 표준 대응 수요가 증가
- **(기대효과)** 멀티모달 데이터 정합 기술을 기반으로 물리지능행동모델의 예측 정확도와 강건성을 극대화하고, 데이터 플랫폼 전반의 신뢰성 확보
 - (산업 경쟁력 강화) 고신뢰 데이터를 기반으로 국산 물리지능행동모델의 현장 정확도·강건성을 높여 글로벌 대비 기술 격차를 축소. 데이터 품질 표준을 선점함으로써 국내 기업이 글로벌 공급망에서 데이터·솔루션 경쟁우위를 확보
 - (비용 절감 및 효율성 증대) 자동 품질검증·보정으로 수작업 데이터 정제·라벨링 비용과 재학습 비용을 대폭 절감. 불량·오탐 감소로 생산 손실을 줄이고 데이터 준비 리드타임을 단축하여 AI 개발·운영 전반의 효율성을 증대
 - (사회적 수용성 제고) 데이터의 출처·정합성·신뢰도를 검증·기록하여 AI 판단의 투명성과 설명가능성을 높여 사회적 신뢰를 제고. 안전·품질이 중요한 제조·공공 분야에서 검증 가능한 품질 보증 체계로 도입 거부감을 완화
 - (새로운 시장 창출) 품질관리 프레임워크 S/W·자동 보정·증강 모듈의 솔루션화로 데이터 품질 검증·합성데이터 등 신규 시장을 창출. 표준 기반 품질 인증·데이터 거래 등 연관 서비스 시장으로 사업 영역을 확장

4. 연구개발목표

○ 최종목표

- 본 과제는 멀티모달 데이터 수집·생성·관리 품질프레임워크 S/W, 가상 자원 자동 생성을 위한 생성형 AI 모델, 물리법칙 및 실-가상 연계 멀티모달 데이터 자동 보정 알고리즘 등을 최종 확보



< 물리데이터 품질관리 프레임워크 >

○ 정량적 연구개발목표

성능지표		단위	연구개발 목표치	연구개발 전 국내 수준	세계 최고수준 (보유국/보유기관)
1	통합 수집/관리 멀티모달 데이터 종류	종	5 이상	N/A	N/A
2	멀티모달 데이터 보정·증강 품질	FID/MAE	10 / 10 이하	N/A	N/A
3	멀티모달 데이터 동기화 정확도	%	98% 이상	N/A	N/A
4	자동 생성 가상 자원 정합성	%	95% 이상	N/A	N/A
5	품질 검증·보정 자동화율	%	90% 이상	N/A	N/A
6	물리법칙 기반 이상치 검출 정확도(F1)	%	95% 이상	N/A	N/A
7	실-가상 데이터 격차(Reality Gap) 저감률	%	80% 이상	N/A	N/A

- 프레임워크가 표준·품질기준을 적용·관리하는 멀티모달(시각·언어·제어·공정·물리) 데이터 종류 수로, 모달리티별 스키마·메타데이터 표준 정의 후 단일 파이프라인에서 동기화·정합 관리
 - (측정 방법) 표준 등록·관리되는 데이터 종류 수 계수(카탈로그 기준)
- 생성·증강 데이터의 실데이터 분포 근접도(FID)와 보정값-실측 평균절대오차(MAE)로, 값이 낮을수록 우수
 - (측정 방법) 동일 검증셋에서 실데이터 대비 FID, 보정 전후 실측 대비 MAE 산출
- 이기종 센서 데이터의 시간·의미적 정렬이 허용오차 내로 동기화된 비율로, 공통 타임스탬프 기준 허용 시간차($\pm \epsilon$ ms) 내 정합 레코드 비율
 - (측정 방법) (허용차 내 정합 레코드/전체)×100, 허용차는 센서 샘플링 주기 기준 사전 정의
- 생성형 AI가 자동 생성한 3D 공정자원·디지털트윈이 실제 자원과 일치하는 정도로, 기하·속성·토폴로지 일치도(AAS 속성 매칭률·형상 IoU 등)의 가중평균
 - (측정 방법) 검증 자원셋의 속성 매칭률·형상 IoU·토폴로지 일치율을 사전 가중치로 합산

- 5) 전체 품질 검증·보정 작업 중 사람 개입 없이 자동 반려·재처리·보정 파이프라인이 완결한 작업 비율
 - (측정 방법) (자동 처리 완료/전체 대상)×100, 수동 개입 건 제외
 - 6) 물리법칙·도메인 제약 위반 이상치 검출 성능으로, $F1=2 \cdot (\text{정밀도} \cdot \text{재현율}) / (\text{정밀도} + \text{재현율})$ 의 조화평균
 - (측정 방법) 정답 이상치 라벨 검증셋에서 TP/FP/FN 산출 후 F1 계산
 - 7) Sim2Real/Real2Sim 보정으로 가상-실측 격차가 감소한 비율로, 보정 전후 분포·특징 거리(MMD·FID·도메인 분류 정확도) 감소율
 - (측정 방법) (보정 전 격차-보정 후 격차)/보정 전 격차×100, 격차는 사전 정의 거리지표 추가 지표)
- 품질관리 도구 솔루션화·현장 실증 (건, 3 이상) : 개발 품질관리 도구를 제품·솔루션화하여 실제 제조 현장에서 실증(PoC) 완료한 건수

○ 공통 요구사항

- (무병타겟) 기술 진화가 빠르게 전개되는 분야임을 감안하여, 기술 환경 변화를 반영하기 위한 연구개발 추진 체계 제시
- (사업화·상용화) 연구개발 결과물의 산업 확산에 대한 사업화·상용화 방안 제시

5. 연구개발내용

- ① (데이터 정합·표준 품질) 시각(비전)·언어(명령·작업지시)·제어(제어 피드백 시퀀스)·공정(설비 로그)·물리(힘/토크 센서) 등 멀티모달 데이터의 시간적/의미적 정렬, 동기화/정합성 기반 고신뢰 데이터를 글로벌 표준(AAS, IDS, IDS-RAM 규격 등)으로 정의하고 수집·관리·평가 체계 표준화 및 관리 도구 개발
 - 시각·촉각·힘/토크 등 이기종 센서(RGB/Depth/IR 카메라, 촉각 센서, 힘·토크 센서 등)에서 생성되는 데이터의 고정밀 타임스탬프 기반 시·공간 동기화, 수집·보정·정규화·자동 라벨링, 작업자 행위·공정 이벤트 등 현장 행동 정보의 의미론적 연결(Semantic Linking) 모델링·연동 알고리즘 구현 및 관리 도구
 - 다양한 제조 현장의 멀티모달 데이터에 대해, 학습 이전 단계에서 데이터의 학습 기여도 및 데이터 가치(Data Value)를 정량 평가하는 알고리즘 개발 및 평가 지표·방법·절차 표준화
- ② (데이터 보정 품질) 도메인 지식 및 물리 법칙을 활용한 이상치 검출·자동 보정으로 데이터 신뢰성/정확성 향상 기술 개발
 - 힘/토크/가속도 센서 등에서 측정되는 물리량의 이론적 상한/하한을 활용한 경계 이상 탐지 기술 개발
 - 도메인별 제약·물리적 모순 조건 기반 정합성 위반 이벤트 탐지, PINN·Transformer·Diffusion Model 기반의 데이터 이상치·노이즈 식별 및 오차 최소화 보정 모델 개발
- ③ (데이터 증강 품질) 생성형 AI 기반 실 환경 자원(설비·공정 등) 가상 모델 자동 생성 기술 및 실-가상 연계 멀티모달 데이터 오차 최소화 기술 개발
 - 기술 매뉴얼·공정 설명서 등 비정형 텍스트를 입력받아 디지털 트윈 구성요소인 3D 공정 시나리오 자원을 글로벌 표준(AAS) 기반으로 자동 변환/생성하는 생성형 AI 시스템 기술 개발
 - 산업용 AI 학습에 필요한 고정밀 멀티모달 데이터를 가상 환경에서 생성 후 실세계 수준으로 보정하는 Sim2Real/Real2Sim 기술로 실 제조현장 계측 데이터 간 이질성(Reality Gap)을 정밀 측정·오차 최소화하여 고품질 데이터를 효율적으로 생성·정제

- ④ (품질 거버넌스 연계) 데이터 플랫폼 전 세부과제와 품질 게이트(Quality Gate)를 표준 API로 연계하여 데이터 수집-생성-운영 전 주기의 품질을 보증하는 프레임워크 SW개발
- 품질 기준 미달 데이터의 자동 반려·재처리 및 품질 메타데이터(정합성·동기화·신뢰도) 데이터스페이스 공유
 - 데이터 수집부터 활용 데이터 수명주기의 전 과정을 표준·품질기준 제시 및 검증 결과 보증

6. 지원기간/예산/추진체계/특기사항

○ 연구개발기간 : 5년 이내('26.8월~'30.12월)

○ 정부지원연구개발비

구분	기간	개월수	정부지원연구개발비(억원)
1년차	26.08~26.12	5개월	53.42
2년차	27.01~27.12	12개월	80.69
3년차	28.01~28.12	12개월	79.46
4년차	29.01~29.12	12개월	64.46
5년차	30.01~30.12	12개월	49.17
합계	26.08~30.12	53개월	327.20

* 연차별 정부 지원 연구개발비는 당해연도 예산 심의 결과에 따라 변동될 수 있음

○ 주관기관 : 제한없음

- 다수 참여기관과의 연계-협력을 주도할 수 있는 주관기관 역할 필요

○ 통합형 과제 유의사항

- 본 과제는 통합형 과제로, 총괄 및 세부 과제 컨소시엄을 구성하여 신청
- 선정평가 시, 총괄 및 세부 과제 통합 선정

* (2026-피지컬AI-28)총괄/세부1 ~ (2026-피지컬AI-32)총괄/세부5

○ 수행체계 : 주관 및 참여기관의 역할 제시 필수

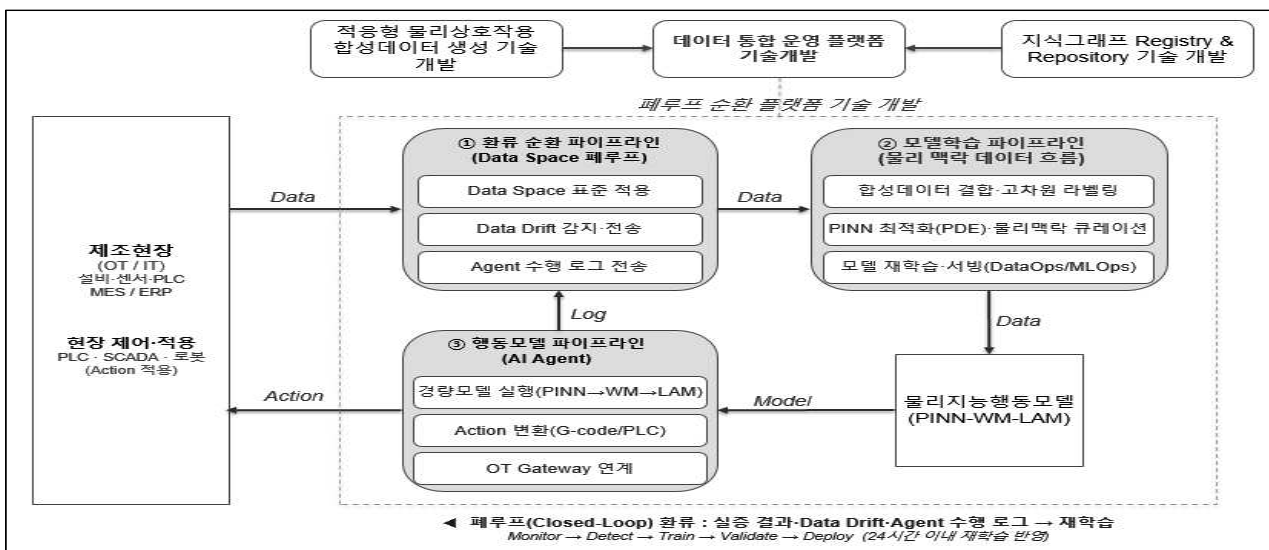
- 국가균형발전 연계 : 비수도권 제조 클러스터 소재 기관의 참여와 지역 제조 생태계와의 실증 방안 제시 권고
- 국무회의 의결 근거, 경남 제조업 현장에 대해 피지컬AI 학습·실증을 위한 과제 수행체계와 지역에 대한 기대효과 제시 필요
- 사업 목적 달성을 위해 선정 이후 주관/참여기관으로 구성하는 협의체 운영 예정

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)	TRL (5)~(7)단계
과제특징	국무회의 의결 예비타당성조사 면제와 입지적정성(경남) 검토를 거쳐 추진	
구분		기술분야명/팀명
책임PM		피지컬AI/지역AX R&D센터
담당팀장		피지컬AI/지역AX거점팀
		성명
		이준우
		윤정섭

관리번호	2026-피지컬AI-31	(지정공모형, 통합형 세부4)
기술분류	대분류(인공지능) - 중분류(신뢰-산업AI) - 소분류(활용-지원AI) - 세분류(산업 특화 문제 해결 기술)	
중점분야	AI(), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합(√)	
총괄과제명	제조 데이터 신뢰성 확보 및 전주기 통합 운영 플랫폼 기술 개발	
세부과제명	엣지클라우드와 하이브리드 클라우드 간 파이프라인 기술(IT/OT) 개발	

1. 개요

- (개념) 본 과제는 데이터 통합 플랫폼 운영을 위한 환류순환-모델학습-행동모델의 3단계 파이프라인으로 현장 데이터와 AI 행동 결과를 폐루프(Closed-Loop)로 순환으로 데이터 흐름 연결
 - 현장의 데이터와 AI의 행동 결과를 중앙 서버로 피드백하여 모델을 진화시키는 데이터 스페이스 기반 통합 및 폐루프(Closed-loop) 흐름 연결
 - 서버 플랫폼에서의 물리 맥락 기반 데이터를 조회하여 고성능 AI 모델(PINN, WM, LAM) 학습을 위한 고품질 데이터 흐름 연결
 - Cloud 서버에서 배포된 경량화된 AI 모델의 추론 결과(지능형 행동 가이드) 데이터를 현장의 공정에 전송 수행하는 데이터 흐름 연결



< 폐루프 순환 플랫폼 기술 개발 개념도 >

2. 현황 및 필요성

- (기존 기술현황) 기존 스마트팩토리의 설비 따로, 데이터 따로 운영되는 Data Silo 현상의 문제점이 존재하며, 제조 기업간 이기종 소스의 데이터가 표준화 미흡
 - (해외 기술동향) 글로벌 빅테크는 학습-추론-배포-현장 데이터 환류를 수직 결합한 폐쇄형 학습 플랫폼을 확대하고 있으며, NVIDIA Isaac/Omniverse는 시뮬레이션-실증 루프를 고도화
 - (국내 동향) 국내 스마트팩토리는 MES·SCADA 기반 모니터링·부분 자동화에 머물러 AI 추론 결과(Action)를 현장 제어로 자동 환류하는 폐루프가 부재함
- (필요성) 제조 기업간의 이기종 소스의 데이터 표준화 및 World Model(WM) 및 Large Action Model(LAM) 기반의 Physical AI 적용을 위한 각 제조기업의 통합 데이터 수집, 분석, 학습, 실제 현장 실행에 이르는 공장 운영 전 과정을 인공지능(AI)을 중심으로 흐름을 연결하는 폐순환 루프 플랫폼 필요

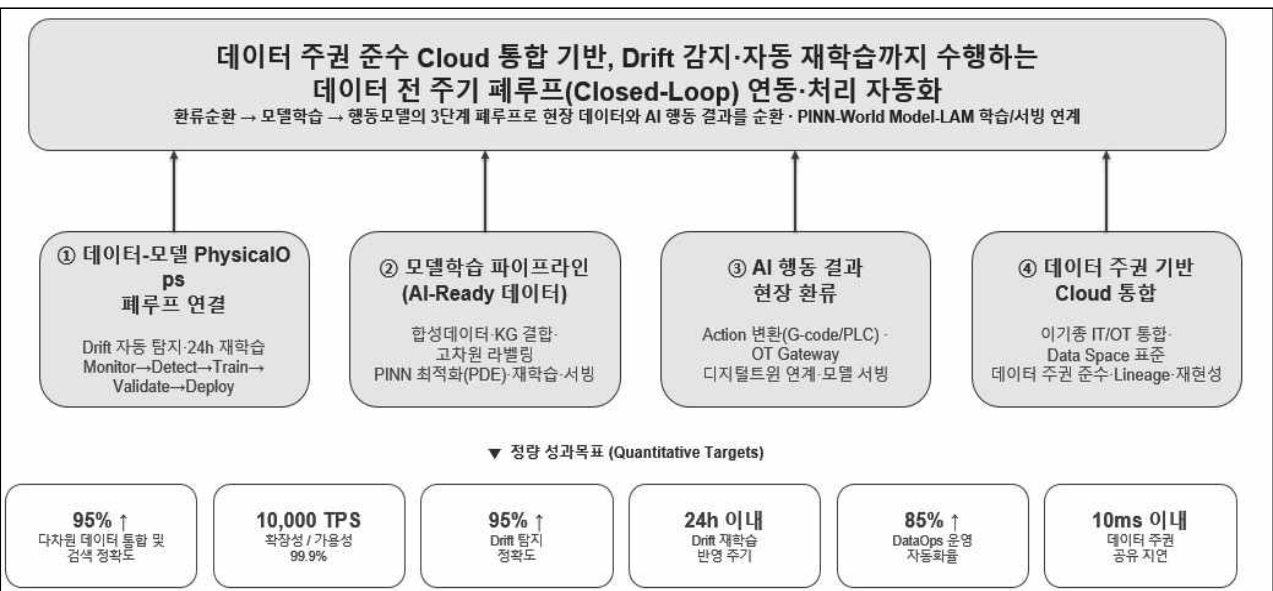
- (분야별) AI 추론 결과(Action)를 PLC/SCADA 명령으로 변환·적용하고 그 결과를 다시 학습으로 환류하는 단일 운영 아키텍처가 있어야 비로소 현장 자율제어가 성립
- (산업적 필요성) 데이터 주권·내재적 안전성을 내장한 페루프로 다기업·다공정 현장에 확산하여 국산 제조 피지컬AI 운영 레퍼런스 확보 필요

3. 수요분석 및 기대효과

- (수요분석) 국내 중소·중견 제조 기업의 제조공정 멀티모달 데이터의 표준화 및 통합 연계 요구 증대
 - (산업 현장의 수요) AI가 내린 판단을 라인·공장 단위 실제 운영 시스템(PLC/SCADA)과 연동해 현장 작업 지시로 실행하고, 그 결과를 다시 학습으로 환류하려는 자동화 수요 증대
 - (사회적 수요) 기업 간 이기종 데이터를 데이터 주권을 지키며 표준 프로토콜로 안전하게 공유·연계하려는 사회적 요구 확대
 - (규제 대응 및 표준화) 정부의 피지컬AI 핵심 경쟁력 확보 전략과 연계하여 국제 표준에 부합하는 보안 기준을 선점하려는 기업들의 움직임이 활발함
- (기대효과) 제조 기업별 현장의 진동, 영상, 센서값 등 형태가 제각각인 멀티모달 원시 데이터를 AI가 즉시 학습할 수 있는 ‘AI-Ready Data’로 정제하고 표준화
 - (산업 경쟁력 강화) 데이터 수집-학습-배포-현장 실행-재학습의 페루프 자동화로 경남 주력 제조(방산·조선·기계)의 자율제어·생산성·품질을 고도화해 납기·품질 경쟁력 확보
 - (새로운 시장 창출) 표준 페루프 파이프라인·OT Gateway 연계 툴킷을 50개사 이상 중소·중견 제조기업에 보급해 제조 데이터 공급 생태계와 B2B 시장 주도

4. 연구개발목표

- 최종목표
 - 이기종 IT/OT 산업 데이터를 데이터 주권을 준수하며 Cloud에서 통합하여 PINN, WM, LAM을 학습하기 위한 데이터 연계 기술 개발
 - 드리프트(Drift) 감지 및 자동 재학습까지 수행하는 데이터 전 주기 연동·처리 자동화 기술 개발



< 페루프 순환 플랫폼 기술 개발 최종목표 구조도 >

o 정량적 연구개발목표

	성능지표	단위	연구개발 목표치	연구개발 전 국내 수준	세계 최고수준 (보유국/보유기관)
1	다차원 데이터 통합 및 검색 정확도	%	95% 이상	80% (국내 플랫폼 연구 수준)	95%
2	DataOps 기반 데이터 운영 자동화율	%	85% 이상	수작업~50% (Cloud 운영 플랫폼)	80%
3	드리프트 탐지 정확도	%	95% 이상	80% 수준	85~90% (연구 환경 기준)
4	성능 하락시 재학습 반영 주기	hr	24hr 이내	3~5일	수일~1주
5	멀티모달 동기화 정합성	ms	±5ms 이하	±15ms 수준	±10ms 수준
6	데이터 주권 보호 하 실시간 공유 처리 지연시간	ms	10ms 이내	N/A	10ms 이내
7	장기 운영 안정성	%	연 3% 이내 성능 저하 유지	N/A	N/A

- 비전-공정-물리제어 등 이기종 멀티모달 데이터를 의미적으로 통합하고, 질의 시 정확히 검색연계하는 정합 정확도
- 데이터 수집-정제-학습-검증-배포-모니터링 운영을 CI/CD/CT로 자동화한 비율. Google의 MLOps 성숙도 모델에서 Level 0(수작업)→Level 1(파이프라인+지속학습)→Level 2(완전 CI/CD 자동화)로 구분되며, 85%는 Level 2(완전 자동화)에 근접하는 수준
- 운영 데이터 분포가 학습 시점과 달라지는 데이터 드리프트를 통계적으로 탐지하는 정확도. 드리프트 탐지는 PSI(Population Stability Index), KL/JS Divergence, KS검정, Wasserstein 거리가 표준 기법이며, 통상 PSI 0.25↑를 유의한 드리프트로 봄
- 드리프트 감지 후 자동으로 재학습 데이터를 선별(Active Learning)하고 재학습-검증-배포까지 완료하는 시간
- (측정 방법) 정밀 시간동기화 표준 PTP/TSN정밀 시간동기화 표준 PTP/TSN(Precision Time)
- RGB/Depth·촉각·힘토크-PLC 등 이기종 센서 스트림을 하나의 시간축에 정렬하는 교차모달 시간 정합 오차. PTP(IEEE 1588)-TSN(IEEE 802.1AS gPTP)의 하드웨어 타임스탬프(MAC/PHY 계층)를 적용하면 서브 마이크로초 동기화가 가능하며, ±5ms는 멀티모달 융합-제어에 충분한 정합 허용오차
- (측정 방법) 정밀 시간동기화 표준 PTP/TSN정밀 시간동기화 표준 PTP/TSN(Precision Time Protocol-Wikipedia, IEEE 1588 PTP 해설); 국내 ±15ms, 세계 ±10ms
- 데이터를 외부로 반출하지 않고 정책 기반 조건부 공유-감사추적을 적용하면서 기업 간 데이터를 실시간 공유할 때의 중단 지연시간
- 플랫폼을 1년간 연속 운영하는 동안 핵심 성능이 처음 대비 3% 이상 떨어지지 않고 유지되는지를 보는 지표
- (측정 방법)
 - (기준선 설정) 무엇의 3%인가 핵심 SLI 대상 지표 정의
ex) 중단 처리 지연(ms), 처리량(TPS), 가용성(%), 모델 예측, 검색 정확도(%) 중 1개 이상을 대표 지표로 선정하고 핵심 SLI 대상 지표를 측정해 기준치(P0)를 확정
 - (동일 조건 정기 반복 측정) 동일 조건 재현이 측정 신뢰성의 핵심
ex) 같은 부하 시나리오, 같은 벤치마크 셋, 같은 환경에서 주기적(일/주/월)으로 측정
 - (저하율 산출) 저하율(%) = (P0-P측정)/P0x100
ex) 측정값들을 시계열 추세선(선형회귀)을 이용하여 기울기로 연환산 저하를 추정하고, 연간 누적 저하 3% 이면 충족으로 판정
 - (검증 주기) 분기별 정기 측정 + 연 1회 정합 평가를 기본
ex) 장기측정(예:72시간 이상 연속 가동 또는 연속 운영 로그 기반) 테스트로 누적 측정값 확인
 - (이상 시 자동보정) 3%이내를 유지하기 위한 방안
ex) 저하 추세가 임계에 근접하면 스케일 아웃, 메모리 누수, GC 점검, 스토리지 압축, 재인덱싱, 모델 재학습 트리거 등으로 성능을 복원

○ **공통 요구사항**

- (무빙타겟) 기술 진화가 빠르게 전개되는 분야임을 감안하여, 기술 환경 변화를 반영하기 위한 연구개발 추진 체계 제시
- (사업화·상용화) 연구개발 결과물의 산업 확산에 대한 사업화·상용화 방안 제시

5. 연구개발내용

- ① **(데이터-모델 PhysicalOps 페루프 연결)** 모델 성능 하락(Drift)을 자동 탐지하고 24시간 이내 재학습을 반영하는 자동화 파이프라인 구축, 수행 로그 수집·전송으로 AI 행동 결과 피드백 및 모델 지속 진화 지원
 - 데이터 드리프트(Data Drift) 감지·재학습 : 예측값과 실제 센서값 간 오차를 실시간 트래킹하고, 성능 저하 시 자동으로 재학습 데이터를 선별(Active Learning)하여 재학습 런타임 트리거
 - 페루프(Closed-Loop) 순환 구조 : PINN·WM·LAM 모델의 Monitor-Detect- Train- Validate-Deploy 순환 지원, 스키마 진화 및 전주기 계보(Lineage)·재현성 보장
- ② **(모델학습 파이프라인)** 수집·정제 데이터 및 합성 데이터를 PINN 등 AI 학습에 적합한 물리 현상 연계 시계열·경계조건 데이터 포맷으로 자동 생성·구조화하여 물리 맥락 기반 데이터 흐름 지원
 - PINN/WM/LAM 모델 학습용 데이터셋 구성을 위한 데이터 카탈로그 기반의 데이터 조회 결과 연결 및 자동 생성·검증, LAM 학습용 행동 단계별 의미론적 라벨링 및 수요기업별 격리 데이터셋 구성 지원
- ③ **(AI모델 실증 결과 및 현장 환류)** 학습된 모델의 서빙 연계지원과 서빙 모델의 실증 결과 행동에 대한 연결 지원, 학습·재학습→검증→배포 자동화 및 추론 결과 현장 환류 연결
 - PINN/WM/LAM 모델의 실증 결과 행동에 대한 디지털트윈 연계 및 산업현장 PLC, SCADA, 산업용 PC 등의 산업현장 OT Gateway 연계를 통하여 산업현장의 환류 흐름 지원

6. 지원기간/예산/추진체계/특기사항

○ **연구개발기간** : 5년 이내('26.8월~'30.12월)

○ **정부지원연구개발비**

구분	기간	개월수	정부지원연구개발비(억원)
1년차	26.08~26.12	5개월	13.77
2년차	27.01~27.12	12개월	28.72
3년차	28.01~28.12	12개월	29.14
4년차	29.01~29.12	12개월	30.03
5년차	30.01~30.12	12개월	25.64
합계	26.08~30.12	53개월	127.30

* 연차별 정부 지원 연구개발비는 당해연도 예산 심의 결과에 따라 변동될 수 있음

○ **주관기관** : 제한없음

- 다수 참여기관과의 연계-협력을 주도할 수 있는 주관기관 역할 필요

○ **통합형 과제 유의사항**

- 본 과제는 통합형 과제로, 총괄 및 세부 과제 컨소시엄을 구성하여 신청
- 선정평가 시, 총괄 및 세부 과제 통합 선정
- * (2026-피지컬AI-28)총괄/세부1 ~ (2026-피지컬AI-32)총괄/세부5

○ **수행체계** : 주관 및 참여기관의 역할 제시 필수

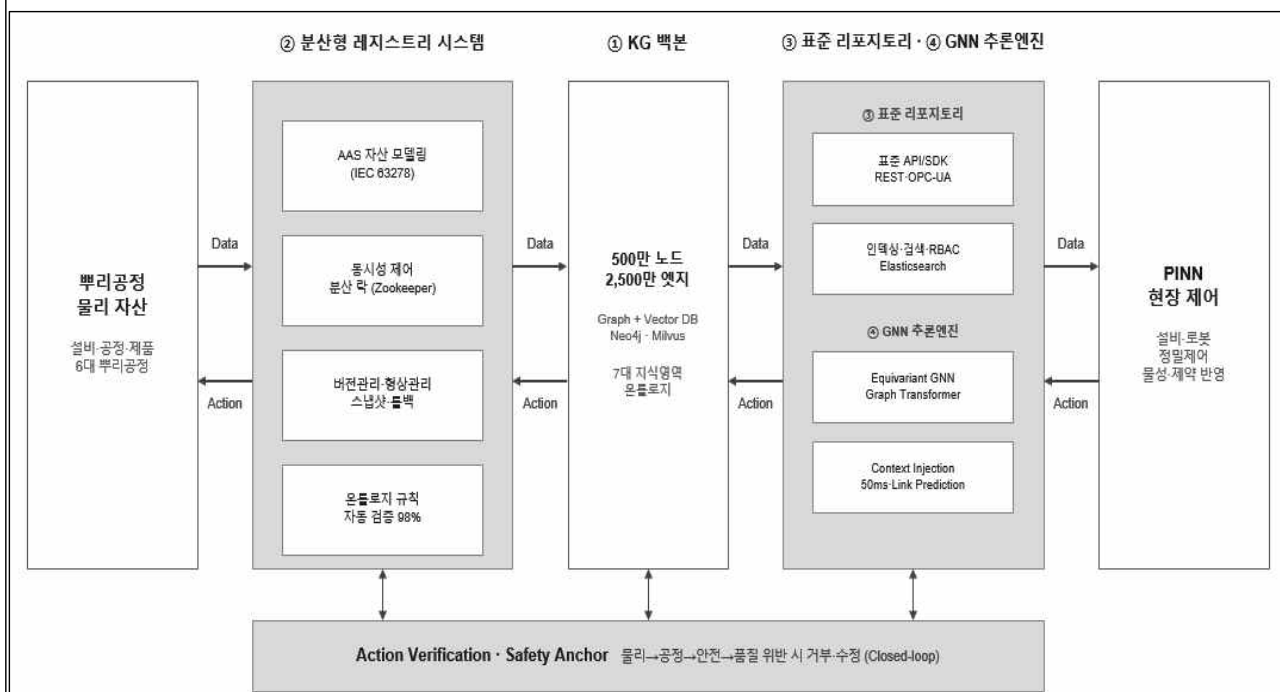
- 국가균형발전 연계 : 비수도권 제조 클러스터 소재 기관의 참여와 지역 제조 생태계와의 실증 방안 제시 권고
- 국무회의 의결 근거, 경남 제조업 현장에 대해 피지컬AI 학습·실증을 위한 과제 수행체계와 지역에 대한 기대효과 제시 필요
- 사업 목적 달성을 위해 선정 이후 주관/참여기관으로 구성하는 협의체 운영 예정

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)	TRL (5)~(7)단계
과제특징	국무회의 의결 예비타당성조사 면제와 입지적정성(경남) 검토를 거쳐 추진	
구분		기술분야명/팀명
책임PM		피지컬AI/지역AX R&D센터
담당팀장		피지컬AI/지역AX거점팀
		성명
		이준우
		윤정섭

관리번호	2026-피지컬AI-32	(지정공모형, 통합형 세부5)
기술분류	대분류(인공지능) - 중분류(신뢰-산업AI) - 소분류(활용-지원AI) - 세분류(산업 특화 문제 해결 기술)	
중점분야	AI(), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합(√)	
총괄과제명	제조 데이터 신뢰성 확보 및 전주기 통합 운영 플랫폼 기술 개발	
세부과제명	Registry&Repository 기술 개발	

1. 개요

- (개념) 본 과제는 AAS(Asset Administration Shell, 자산관리셸) 기반으로 뿌리산업 설비·공정·제품 자산을 표준 모델링하고, 물리법칙-행동-환경 간 상호 관계를 지식그래프로 연계하여 분산 환경에서 등록·공유·추론을 지원하는 레지스트리 & 리포지토리 S/W 플랫폼
 - AAS Submodel(Nameplate·Technical Data·Operational Data 등)로 정형화된 자산 데이터를 KG 온톨로지에 매핑하고, 이를 GNN 추론의 구조적 입력으로 활용하는 'AAS 모델링 → KG 자산화 → GNN 추론' 파이프라인 구현
 - 상위 계획(PI-LAM)과 하위 실행(PINN)을 분리한 Two-Track Dual-System 제어 프레임워크의 핵심 매개체로, LLM의 추상적 명령을 AAS 자산 속성에 근거해 PINN이 실행 가능한 수치로 변환하는 시맨틱 인터페이스 역할 수행



< Registry & Repository 개념도 >

2. 현황 및 필요성

- (기존 기술현황) 뿌리산업 공정 노하우가 숙련공의 비정형 형태로 파편화되어 표준 자산화·재사용·전수가 어렵고, 다수 에이전트 동시 접근 시 충돌·오염으로 신뢰성·일관성 확보가 곤란함
 - (해외 기술동향) Google·Tesla·Boston Dynamics 등 선도기업은 폐쇄형 학습 플랫폼을 확대 하고, 유럽은 IDTA 중심으로 AAS·RAMI 4.0 기반 디지털 쓰레드 표준 주도권을 강화 중
 - 기존 초정밀 제어 시스템은 정형 환경에서는 높은 성공률을 보이나, 동적·비정형 실제 뿌리공정 환경에서 성능이 급격히 저하되어 자율 임무 수행에 한계

- AAS 등 표준 기반 자산 모델링 부재로 이기종 설비 간 상호운용성과 디지털 쓰레드가 단절되고, 공정 데이터의 의미론적 연결이 미흡
- (국내외 동향) 국내는 제조 KG 실증이 10만 노드급에 머문 반면, 美(Google 수십억 노드급 KG, AWS·NVIDIA 그래프DB·엣지 추론)와 獨(IDTA의 AAS·RAMI 4.0 제조 표준·실증 선도)이 규모·표준 주도권에서 앞서며 격차가 확대되는 추세

- **(필요성)** AAS 표준(IEC 63278) 기반 자산 모델을 GNN 추론과 결합한 뿌리산업 특화 지식 인프라가 필요하며, 500만 노드급 대규모 지식그래프·분산 동시성 제어·초저지연 GNN 추론 기반 집단 지성 인프라 구축이 요구됨
 - (분야별) 뿌리산업은 중소·중견 비중이 높고 용탕온도·입열량·도금두께·경도 등 물리 파라미터가 품질에 직결되어, AAS로 정형화한 자산 모델을 KG-PINN 제어 문맥으로 공급하는 효과가 큼
 - (경제적 필요성) MS·NVIDIA 등 빅테크의 동적 썬 그래프·디지털 트윈 연동형 KG가 사실상(de facto) 표준으로 확대되어, 외산 의존도를 낮추고 AAS 기반 개방형 지식 유통 체계의 자립이 시급
 - (산업적 필요성) 생성형AI·거대행동모델(LAM)의 환각을 통제하고 산업 현장의 설명가능성(XAI)·안전성을 보장하기 위해, AAS 모델링 기반 Neuro-Symbolic 제어 장치가 산업 안전 인증·감리에 대응 가능한 유일한 대안

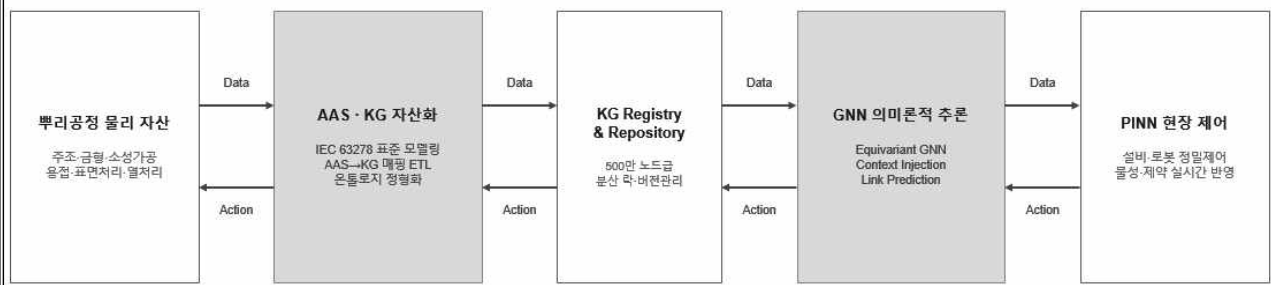
3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)** 뿌리 기업·제조 로봇·디지털트윈 개발기관·지역 클러스터 등 다양한 수요처에서 공정 물리 파라미터를 AAS 자산 모델로 표준화하고 재사용·검증하려는 요구가 확대됨
 - (산업 현장의 물리 지식 자산화) 뿌리 기업의 공정별 물리 파라미터·장비 특성·맥락 정보를 AAS 자산 모델로 제공받아 물리지능행동모델 개발·합성데이터 생성·디지털 트윈 구현에 활용하려는 수요
 - (사회적 확산) 지역 뿌리산업 클러스터가 기업별로 분산된 공정 데이터를 표준 자산화하고 중소·중견 뿌리기업용 개방형 지식 플랫폼으로 확산하려는 수요가 큼
 - (고부가가치 활용) 제조 로봇·제어 시스템·디지털트윈 개발 기관이 표준 API/SDK 기반 지식 재사용, 합성데이터 생성, 디지털트윈 검증 등에 활용하려는 수요
- **(기대효과)** AAS 자산 모델과 GNN 추론을 결합한 대규모 분산형 지식그래프 플랫폼으로 뿌리산업 디지털 전환과 차세대 AI 연구 기반을 동시에 확보
 - (산업 경쟁력 강화) 6대 뿌리 공정의 품질·생산성 향상과 숙련 노하우의 표준 자산화·전수, AAS 기반 이기종 설비 상호운용으로 뿌리기업의 디지털 전환 가속
 - (비용 절감 및 효율성 증대) 단일 모델의 경험적 한계를 집단 지성으로 극복하여 비정형 뿌리공장 작업 성공률을 높이고, 환각에 따른 위험을 통제해 현장 작업 안전성 제고
 - (새로운 시장 창출) 기존 외산 의존 KG를 대체하는 AAS 기반 개방형 지식 유통 체계를 구축, 오픈소스로 중소·중견 ICT·뿌리기업 솔루션 개발을 지원하며 자동차·조선·반도체 등 주력산업으로 확산

4. 연구개발목표

○ 최종목표

- 본 과제는 AAS 기반 자산 모델을 GNN 추론과 연계한 500만 노드급 대규모 지식그래프를 기반으로, 분산 환경에서 지식의 등록·공유·추론을 지원하고 뿌리공정에 실증한 최종 레지스트리& 리포지토리S/W 플랫폼 개발



< 지식그래프 기반 Physical AI 제어 구조도 >

○ 정량적 연구개발목표

성능지표	단위	연구개발 목표치	연구개발 전 국내 수준	세계 최고수준 (보유국/보유기관)
1 지식그래프 규모(노드/엣지)	개	500만/2,500만 ↑	10만급 제조·공정 KG 실증	범용 KG: 수십억급 (美/Google) 제조 AAS: 표준·실증 선도(獨/IDTA)
2 지식 등록 처리량(분산 환경)	TPS	500 이상	수십 TPS급	상용 그래프DB/Cloud 100 ↑ 수준 (美/AWS)
3 GNN 온디바이스 추론 속도	ms	50 이내	수백 ms~1s 연구·실증 수준	100ms 내외 엣지 추론 최적화 (美/NVIDIA)
4 지식 일관성(자동화 검증)	%	98 이상	수작업·룰 기반 일부 자동화	95% 이상 반자동 검증 (美/Stardog, 獨/IDTA)
5 뿌리공정 지식 검색 정확도	%	P@10 85 이상	키워드·메타데이터 검색 중심	범용 KG/GraphRAG 70~85 수준 (美/Microsoft, Google)
6 뿌리공정 제약·안전 검증 정확도	%	95 이상	수작업 안전검사·규정 기반 검증	90~95 수준 표준·시험 기반 검증 (美/NIST, 獨/Fraunhofer)

- 1) AAS Submodel 기반 뿌리공정 자산을 포함해 부품·공정·물리법칙·안전규정을 포괄하는 제조 파운데이션 KG를 글로벌 빅테크(Enterprise Graph) 수준으로 구축, 관리 도구로 노드·엣지 수 직접 계수하여 검증
- 2) 다수 모델이 실시간 생성하는 센서·행동 데이터를 지연 없이 등록하기 위해 범용 그래프DB 성능을 상회하는 500 TPS ↑ 설정, JMeter·k6 등 부하 테스트로 평균 TPS 측정
- 3) 모터 제어 주기(1ms)의 하위 실행과 연계되는 상위 계획 인지·판단 시간으로, Cloud 기반 500ms 지연을 온디바이스 추론·양자화 경량화로 50ms 이내 단축, 3종 이상 뿌리공정 시나리오 100회 ↑ 응답시간 측정
- 4) AAS 온톨로지 규칙 100개 항목 기준 위배율을 자동 스크립트로 검증하여 98% ↑ 달성
- (측정 방법) (1-위배/전체)×100으로 산출
- 5) 뿌리산업 도메인에 특화된 원천 성과를 확보하기 위해 선진국 수준 이상의 뿌리공정 지식 검색 정확도 확보를 목표, 질의·문서·공정조건 테스트셋을 구축하여 상위 10개 검색 결과 내 관련 지식 포함 비율(P@10)로 산출하여 전문가의 유효한 응답셋과 일치도 평가

- 6) 선진국 수준 이상의 뿌리공정 제약·안전 검증 정확도 확보를 목표. 전문가 검증 가드레일 기반 뿌리 공정 안전·품질·물리 제약 위반/정상 시나리오를 KG 기반 판정 시나리오와 정확도 비교·평가

○ 공통 요구사항

- (무빙타겟) 기술 진화가 빠르게 전개되는 분야임을 감안하여, 기술 환경 변화를 반영하기 위한 연구개발 추진 체계 제시
- (사업화·상용화) 연구개발 결과물의 산업 확산에 대한 사업화·상용화 방안 제시

5. 연구개발내용

- ① (AAS 연계 물리지능행동모델 지식그래프 개발) 대규모 물리 지식 자산화를 위한 지식그래프 전체 기술구조를 설계하고, 자동화된 KG 구축 파이프라인·대규모 스케일업·뿌리공정 복합 실증을 포함한 지식그래프 개발
- AAS 기반 자산 모델을 KG로 통합하는 전체 기술구조와 자동화 구축 파이프라인을 설계하고, 10만 노드급 프로토타입에서 500만 노드급으로 단계적 스케일업
 - 뿌리공정 설비·제품을 AAS로 모델링하고 시뮬레이션 로그·실데이터·기술문서에서 지식을 자동 추출·변환(AAS→KG)하는 ETL 파이프라인 구축
 - 분산 그래프DB를 도입·최적화하여 500만 노드급 확장 및 분산 처리 성능(500 TPS) 검증
- ② (분산형 레지스트리 시스템 개발) 다수 에이전트가 동시에 AAS 자산 지식을 생성·수정하는 분산 환경에서 충돌·오염 없이 신뢰성·일관성을 유지하는 지식 등록·관리 시스템 개발
- IDTA AAS Registry/Repository 표준과 정합하는 분산 등록·관리 체계를 구축하고, 동시성 제어와 형상 관리로 데이터 신뢰성을 보장
 - 동시 접근수정 경합(Race Condition)을 제어하는 분산 코디네이션(Zookeeper 등) 기반 분산 락 구현
 - 생성·수정·삭제 이력 추적 및 특정 시점 롤백·버전 비교(스냅샷)하는 형상 관리 기능 구현
- ③ (표준 리포지토리 개발) AAS 자산 지식을 체계적으로 저장하고 다양한 개발 환경·물리 모델이 손쉽게 접근·활용하도록 표준 인터페이스를 갖춘 중앙 지식 저장소 개발
- 플랫폼에 종속되지 않도록 AAS REST API 및 OPC-UA 매핑, 초정밀 제어에 필요한 API 혹은 SDK를 개발하여 이기종 환경에서 접근 보장
 - 노드/엣지의 속성·관계 등을 조합한 복합 조건 고속 검색이 가능한 인덱싱·검색 엔진 (Elasticsearch 등 연동) 구현
 - 사용자/그룹별 접근 권한을 차등 부여하는 역할 기반 접근 제어(RBAC) 구현 및 민감 데이터 암호화로 지식 자산 보호
- ④ (GNN 의미론적 추론 엔진 개발) AAS로 모델링된 자산 그래프를 GNN 입력으로 변환·추론하여 뿌리공정의 숨은 관계·패턴을 발견하고 미래를 예측, 지능적 의사결정을 지원하는 추론 엔진 개발
- AAS Submodel·Submodel Element로 정형화된 자산-공정-파라미터-제약 관계를 그래프 임베딩으로 변환하고, 메시지 패싱(message passing) 기반 GNN으로 자산 간 인과·패턴을 학습→정형 자산 모델(AAS)과 동적 썬 그래프를 결합한 추론 표현 구현
 - 온디바이스 추론·부분 그래프(Sub-graph) 샘플링을 결합하여 50ms 이내 초저지연 상황 인지·파라미터 공급 엔진(Context Injection)을 구현, 뿌리공정 PINN에 물성·제약조건 실시간 공급
 - 현재 작업 목표·환경 상태를 입력받아 성공 확률이 높은 행동 순서(Action Sequence)·최적 파라미터를 실시간 추천하고, 링크 예측(Link Prediction)으로 뿌리공정 잠재 위험(용접 결함·구조 기공·열처리 변형 등) 예측

6. 지원기간/예산/추진체계/특기사항

○ 연구개발기간 : 5년 이내('26.8월~'30.12월)

○ 정부지원연구개발비

구분	기간	개월수	정부지원연구개발비(억원)
1년차	26.08~26.12	5개월	24.08
2년차	27.01~27.12	12개월	69.35
3년차	28.01~28.12	12개월	68.95
4년차	29.01~29.12	12개월	46.50
5년차	30.01~30.12	12개월	39.52
합계	26.08~30.12	53개월	248.40

* 연차별 정부 지원 연구개발비는 당해연도 예산 심의 결과에 따라 변동될 수 있음

○ 주관기관 : 제한없음

- 다수 참여기관과의 연계-협력을 주도할 수 있는 주관기관 역할 필요

○ 통합형 과제 유의사항

- 본 과제는 통합형 과제로, 총괄 및 세부 과제 컨소시엄을 구성하여 신청

- 선정평가 시, 총괄 및 세부 과제 통합 선정

* (2026-피지컬AI-28)총괄/세부1 ~ (2026-피지컬AI-32)총괄/세부5

○ 수행체계 : 주관 및 참여기관의 역할 제시 필수

- 국가균형발전 연계 : 비수도권 제조 클러스터 소재 기관의 참여와 지역 제조 생태계와의 실증 방안 제시 권고

- 국무회의 의결 근거, 경남 제조업 현장에 대해 피지컬AI 학습·실증을 위한 과제 수행체계와 지역에 대한 기대효과 제시 필요

- 사업 목적 달성을 위해 선정 이후 주관/참여기관으로 구성하는 협의체 운영 예정

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)	TRL (5)~(7)단계
과제특징	국무회의 의결 예비타당성조사 면제와 입지적정성(경남) 검토를 거쳐 추진	
구분		기술분야명/팀명
책임PM		성명
담당팀장		이준우
		윤정섭