

1. 인공지능

□ 인공지능 부문 신규과제 목록

부 문	번 호	세 부 사 업 명	내 역 사 업 명	과 제 명	기 술 분 류		
					대분류	중분류	소분류
인 공 지 능	1	경량·저전력AI 한계극복기술 개발	경량·저전력AI 한계극복기술 개발	고성능 경량 인공지능 모델을 위한 효율화 아키텍처 및 학습 기술 개발 (2개 과제 × 15억원)	인공지능	지능·학습AI	효율·학습AI
	2	경량·저전력AI 한계극복기술 개발	경량·저전력AI 한계극복기술 개발	트랜스포머의 기술적 한계를 극복하는 차세대 AI 아키텍처 기술 개발 (2개 과제 × 15억원)	인공지능	지능·학습AI	효율·학습AI
	3	경량·저전력AI 한계극복기술 개발	경량·저전력AI 한계극복기술 개발	새로운 환경에 점진적 적응 가능한 온디바이스 학습 기술 개발 (2개 과제 × 15억원)	인공지능	지능·학습AI	효율·학습AI
	4	초거대산업AI 연구지원	초거대산업AI 연구지원	(총괄/세부1) 산업 도메인 특화 멀티모달 초거대 파운데이션 모델 개발	인공지능	신뢰·산업AI	활용·지원AI
				(총괄/세부1) 산업 도메인 특화 멀티모달 초거대 파운데이션 모델 개발			
	5	초거대산업AI 연구지원	초거대산업AI 연구지원	(세부2) 산업 도메인 특화 지능형 AI 데이터 처리·학습 플랫폼 기술 개발	인공지능	신뢰·산업AI	활용·지원AI
	6	초거대산업AI 연구지원	초거대산업AI 연구지원	(세부3) 산업 도메인 특화 데이터셋 합성 기술 개발	인공지능	신뢰·산업AI	활용·지원AI
	7	초거대산업AI 연구지원	초거대산업AI 연구지원	(세부4) 멀티모달 초거대 AI 기반 제조 예지보전 및 공정 최적화 기술 개발	인공지능	신뢰·산업AI	활용·지원AI
	8	초거대산업AI 연구지원	초거대산업AI 연구지원	(세부5) 산업 도메인 특화 온디바이스 AI 기술 개발	인공지능	신뢰·산업AI	활용·지원AI
	9	초거대산업AI 연구지원	초거대산업AI 연구지원	(세부6) 산업 도메인 특화 멀티모달 초거대 AI 서비스 실증	인공지능	신뢰·산업AI	활용·지원AI
	10	인간인지기반 AI핵심원천 기술개발	인간인지기반 AI핵심원천 기술개발	(총괄/세부1) 다층적 상황 이해와 창의적 문제 해결을 위한 인간인지모사 기반 통합 추론 기술 개발	인공지능	지능·학습AI	인지·생성AI
				(총괄/세부1) 다층적 상황 이해와 창의적 문제 해결을 위한 인간인지모사 기반 통합 추론 기술 개발			
	11	인간인지기반 AI핵심원천 기술개발	인간인지기반 AI핵심원천 기술개발	(세부2) 뇌 인지과학과 생물학적 학습 원리에 기반한 인공지능 학습 기술 개발	인공지능	지능·학습AI	효율·학습AI
	12	인간인지기반 AI핵심원천 기술개발	인간인지기반 AI핵심원천 기술개발	(세부3) 인간 인지 원리를 반영한 인공지능 기억 메커니즘 기술 개발	인공지능	지능·학습AI	인지·생성AI
	13	인간인지기반 AI핵심원천 기술개발	인간인지기반 AI핵심원천 기술개발	(세부4) 뇌 신경계 원리 기반의 통합 감각 인공지능 모델 개발	인공지능	지능·학습AI	인지·생성AI
	14	컴퓨팅자원 집중형 인공지능 응용 기술 개발	컴퓨팅자원 집중형 인공지능 응용 기술 개발	컴퓨팅자원 집중형 인공지능 응용 기술 개발 (3개 과제 × 15억원)	인공지능	신뢰·산업AI	활용·지원AI

관리번호	2026-인공지능-1	(품목공모형)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(지능·학습AI)-소분류(효율·학습AI)-세분류(효율성강화)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합()	
품목(문제)명	고성능 경량 인공지능 모델을 위한 효율화 아키텍처 및 학습 기술 개발	

1. 품목(문제) 정의

- **(개념)** 대규모 언어모델(LLM)의 경우 개발 및 운영에 막대한 컴퓨팅 자원·에너지·데이터·비용이 소요된다. 과거에는 모델 크기가 클수록 모델 성능이 선형적으로 개선되는 뉴럴 스케일링 법칙*이 유효하였으나, 최근에는 투입 자원 대비 성능 향상 폭이 점차 감소하고 있다. 또한, 데이터·전력 등 투입 가능 자원에도 한계가 있어 AI 모델 크기를 계속 늘려가기보다 적정 수준에서 효율을 높이고 최적화하는 기술을 개발할 필요가 있다.

* 뉴럴 스케일링 법칙(neural scaling laws) : 파라미터 수, 학습 데이터셋 크기, 학습 비용 등 주요 요인들의 규모가 커짐에 따라 AI 모델의 성능이 어떻게 변화하는지를 설명하는 법칙

- 중국 딥시크(DeepSeek)는 기존 대비 1/15 수준의 파라미터 수, 10~20배 저렴한 학습 비용으로도 성능면에서 우수한 모델을 개발하였는데, 이를 계기로 AI 업계에서는 정확도·품질 등 기존 '성능 중심 AI'에서 저비용·고효율 등 '효율 중심 AI'로 기술 경쟁의 패러다임이 변화하고 있다.

- **(연구목표)** 고성능 경량 AI 모델을 개발하기 위해 정확도·품질 손실을 최소화하면서 요구자원(연산량·메모리·에너지·데이터)의 효율성을 높이는 AI 알고리즘 개선 기술개발을 목표로 한다. 더 나아가서는 성능이 높으면서도 경량의 고효율인 인공지능을 만들 수 있는 원천기술 개발과 추론 및 서빙에서도 효율이 높아 시장성이 높은 기술을 개발하는 것을 목표로 한다.

< 연구목표 예시 >

- ① (예시) 대규모 언어 모델의 메모리·효율적/학습량 효율적 사전학습 기술 개발
- ② (예시) 복합 모달리티 AI 모델 특성을 고려한 경량 효율화 학습 기술 개발
- ③ (예시) 응답지연 및 비효율적 자원소모 문제 해결을 위한 추론 및 서빙 경량효율화 개선 기술개발

AS-IS	TO-BE
<ul style="list-style-type: none"> AI 모델 학습/추론에 막대한 자원이 필요 	<ul style="list-style-type: none"> 학습·추론에 필요한 연산량·메모리·전력 소모를 대폭 절감하는 초효율 AI 모델 및 관련 기술 확보
<ul style="list-style-type: none"> 대규모 파라미터 연산으로 응답지연 발생 	<ul style="list-style-type: none"> 경량·고효율 구조를 통한 실시간 응답속도 및 처리량 확보
<ul style="list-style-type: none"> 특정 하드웨어/플랫폼에 종속 	<ul style="list-style-type: none"> 온디바이스, 엣지, 클라우드 전 구간에서 최적 성능을 발휘하는 범용·이식성 높은 모델 확보
<ul style="list-style-type: none"> 빅테크·대기업 개발 AI 모델에 종속·의존 	<ul style="list-style-type: none"> 기업이 조직 니즈에 최적화된 버티컬 AI 모델 자체 개발·활용할 수 있는 고가용성 확보

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 현재 고성능 경량 AI 모델을 위한 다양한 효율화 기술이 연구되고 있으며, 이러한 기술을 이용해 국내외에서 경량이면서도 성능이 높은 AI 모델이 출시되고 있다.

- (글로벌 현황) 글로벌 빅테크들은 AI 연산 효율화를 위한 연구를 추진 중이며, 이를 기반으로 다양한 크기의 경량 모델을 출시하고 있다. 구글은 모바일·온디바이스·엣지 환경에서 저전력·저메모리로도 우수하게 동작하도록 개발한 Gemma 3 270M 모델을 공개하기도 하는 등 프론티어급 경량화 뿐만 아니라 제약적 단말에서도 실시간으로 활용하는 초경량 모델 연구도 활발하다.

< 글로벌 주요 경량 LLM >

국가	미국				중국	
기업명	오픈AI	구글	xAI	메타	알리바바	딥시크
모델명	GPT-5 미니 GPT-5 나노 (크기 미공개)	젬마 3 (270M, 1, 4, 12, 27B)	그록 3 미니 (크기 미공개)	라마 4 스카우트 라마 4 매버릭 (17B 활성화)	Qwen 3 (0.6~32B)	딥시크 R1 (37B 활성화)

- (국내 현황) 해외 대비 관련 기술력은 다소 뒤처지는 것으로 평가되나, 국내 업계도 경량 AI 모델 개발을 적극 추진하고 있다. '25년 3월 LG AI연구원이 공개한 '엑사원 3.0'은 경량화·최적화를 통해 2.0 대비 모델 크기는 3/100, 추론 처리시간은 56%, 메모리 사용량은 35%, 구동비용은 72% 절감하는 데 성공하였다.

< 국내 주요 경량 LLM >

기업명	네이버	LG AI연구원	KT	업스테이지	카카오	NC AI
모델명	하이퍼클로바X 시드	엑사원 3.5	만:음 K 2.0	솔라 미니	카나나 나노	바르코 2.0

- (한계) 경량효율화 기술로 모델 크기를 줄이고 자원 요구수준은 낮췄지만, Dense 모델 대비 성능 차이가 있어 연구 개발을 통한 개선이 필요하다.

- **(필요성)** 글로벌 선도기업과 우리나라 기업 간 AI 기술격차 축소를 위해서는 보다 적은 자원으로도 높은 효율을 얻을 수 있는 기술개발이 절실하다.
 - 초거대 생성형 인공지능 모델 개발에 막대한 자원이 소요됨에 따라, 투자 여력이 충분한 글로벌 빅테크로 기술 독점/종속이 심화되고 있다.
 - 막대한 투자비용 부담과 인재부족으로 국내 대기업도 인공지능 모델 개발에 어려움을 겪고 있어, 경량효율화 기술로 '머니 게임'에서 탈피해 기술혁신으로 승부하려는 전략적 방향 전환이 요구된다.
 - 최신 기술 세대에서는 Dense 모델이 최고 성능이 아님이 최근 연구 경향에서 나타나고 있어 비용·효율 측면에서 우수한 모델은 반드시 기술을 확보하여야 시장에서의 경쟁력을 확보할 수 있다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(주요 수요처)** 고성능 경량 인공지능 모델을 개발하는 인공지능 기업기관이 1차 수요처이며, 향후 기업내 데이터를 학습시켜 버티컬 AI를 자체 개발하려는 중견중소 기업이 2차 수요처로 예상된다.
- **(기대효과)** 고성능 경량 모델 개발 및 운용에 필요한 요구자원 수준을 낮춤으로써, 보다 다양하고 많은 국내 기업들이 AI를 개발·도입·활용할 수 있게 되어, AI 일상화·민주화 촉진 및 AI주권·소버린AI 확보에 기여할 것으로 기대된다.

4. 지원기간/예산/추진체계

- 연구개발기간 : 4년 이내 (1단계 2년 → 2단계 2년)
- 정부지원연구개발비 : '26년 30억원 이내
- 총 정부지원연구개발비 : 150억원 이내(1단계 70억원 → 2단계 80억원)

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	3,000 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	4,000 백만원 이내
2단계	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	4,000 백만원 이내
	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	4,000 백만원 이내
합계		-	45개월	15,000 백만원 이내

* 연차별 정부지원연구개발비는 당해연도 예산심의결과에 따라 변동될 수 있음

- 주관기관 : 기업
- 특이사항 : 동 과제는 동시에 2개의 기관을 선정·지원하는 복수형 과제*로 수행기관 별 '26년도 지원 예산은 15억원 이내

* 경쟁연구 후 단독 수행기관을 선정하는 경쟁형(일반)과 달리 최초 선정된 수행기관 모두 과제종료 시점까지 연구 수행 지원

5. 특기사항

- **(수행체계)** R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것
 - * 주관연구개발기관으로 학계·연구계 등 비영리기관이 과제를 수행하고자 하는 경우, 연구결과물이 시장에 성공적으로 확산되고 기술사업화 같은 성과를 극대화하기 위해 공동연구개발기관으로 산업계의 참여와 협력은 필수입니다. 기업의 시장 이해도와 사업화 경험이 연구 결과의 실질적인 가치를 높이는 데 크게 기여할 것입니다.
 - * 주관연구개발기관으로 산업계가 과제를 수행하고자 하는 경우, 기술축적과 기술사업화 과정에서 더 깊이 있는 학습 기회를 얻기 위해 공동연구개발기관으로 복수의 학계(2개 이상)의 참여와 협력은 필수입니다. 학계는 이론적 깊이와 장기적인 연구 역량을 제공하여 산업계의 기술 경쟁력 강화에 도움을 줄 것입니다.
 - ** 연간 정부지원 연구개발비 규모가 5억원 이하인 소액과제의 경우, 공동연구개발기관으로 복수(2개) 이상의 학계와 컨소시움을 구성하되, 컨소시움 구성이 어려운 경우 최소 1개 이상의 학계를 컨소시움에 포함
- **(상용화·기술이전 계획 구체화)** R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것
 - (TRL 5단계 이상) R&D 결과물의 시장확산 및 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)을 위한 수요처 분석과 ①투자유치 계획, ②실제 수요기업(처)와 상용화 또는 기술이전 계획, 또는 ③spin-off 계획을 제시

* 상용화·기술이전(Commercialization-Transition)계획 : 상용화·기술이전을 위한 구체적인 계획으로 사업화의 대상이 되는 연구결과와 이를 통해 구현되는 제품(또는 서비스)에 대한 설명, 기술이전 대상 또는 비즈니스모델, 과제 진행 경과에 따라 기술사업화를 위한 수행주체(산·학·연)별 역할 등 세부사항을 포함하여 작성

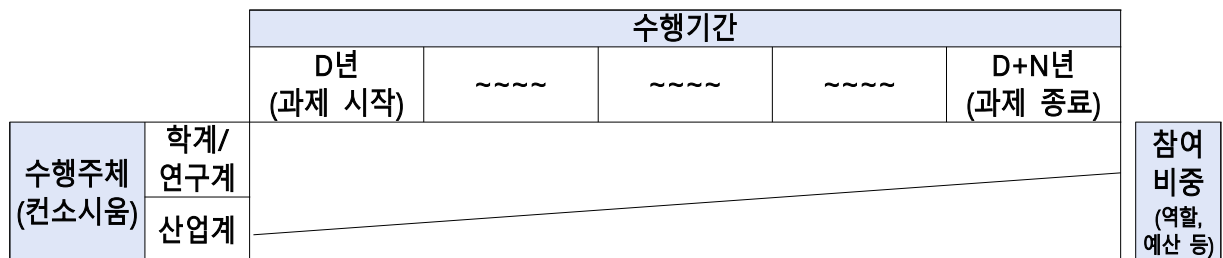
- ▶ 상용화·기술이전(Commercialization-Transition) 계획은 R&D 결과물을 시장으로 성공적으로 전환하기 위한 실질적인 계획을 포함해야 합니다. 이는 R&D 사업화 협력 전략과 실질적인 R&D 수요처를 고려한 구체적인 실행 방안을 제시하는 것을 의미합니다.
- ▶ 수요처 분석은 개발될 기술이나 제품을 가장 필요로 하는 실제 수요처가 어디인지 명확하게 분석하여 제시하여야 합니다.

○ (수행주체별 역할 배분) **TRL 7단계 이상(과제 종료시점)** 과제는 상용화·기술이전 등 사업화 성과 창출을 위한 수행주체별 역할을 명확하게 제시할 것

- R&D 결과물이 기술사업화 및 시장에 확산될 수 있도록 산업체의 참여 비중(역할, 예산 등)을 제시할 것
- 주관연구개발기관으로 학계·연구계가 주도하는 경우, 산업계 공동참여 후 과제수행 후반기에 산업계가 40% 이상 Take over*하는 형태 또는 명확한 분사창업(Spin-off), 기술이전 등의 계획을 필히 제시할 것

* 해당 과제 종료연도에 산업계(공동연구개발기관)의 연구개발비를 ‘해당 과제 종료연도 총 연구개발비 × 40% 이상’으로 증액하여 편성

< 예시 : 과제가 종료되는 시점으로 갈수록 산업체 참여 비중 변화 >



○ (사업화 대상기간 편성) **TRL 7단계 이상(과제 종료시점)**의 과제는 상용화·기술이전 등 사업화를 위한 활동기간을 전체 연구개발기간 내 1/5의 기간을 의무적으로 편성할 것

* 예) 총 연구개발기간 57개월(26.4월~30.12월)인 경우, 연구개발 45개월 + 사업화활동 12개월

* 예) 총 연구개발기간 45개월(26.4월~29.12월)인 경우, 연구개발 36개월 + 사업화활동 9개월

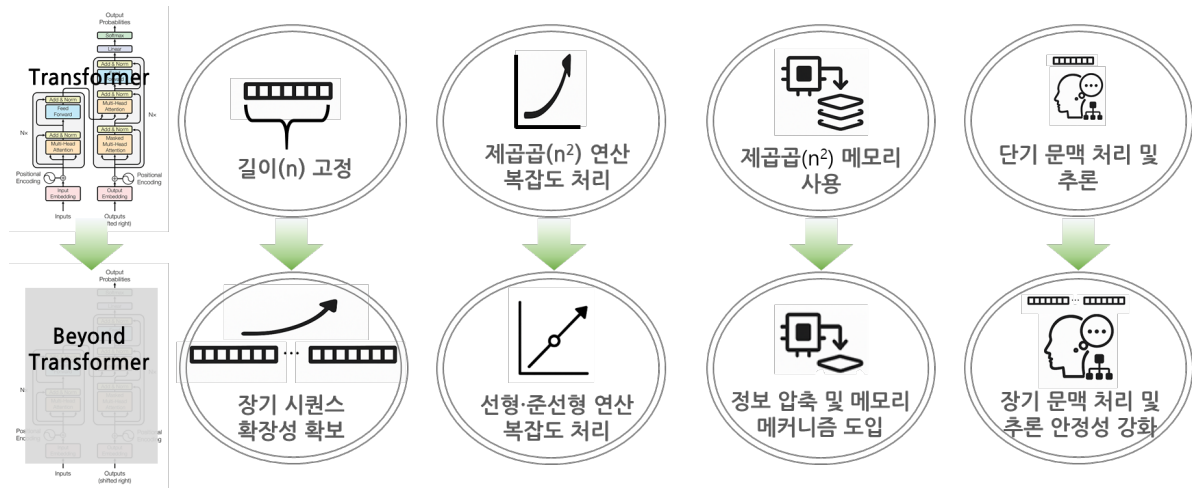
연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)			TRL (4)~(7)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(), 기술료비징수(), 사업화연계(√), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()			
구분		기술분야명/팀명		성명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM		정혜동
담당 팀장		AI기술팀		어지영

관리번호	2026-인공지능-2	(품목공모형)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(지능·학습AI)-소분류(효율·학습AI)-세분류(효율성강화)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합()	
품목(문제)명	트랜스포머의 기술적 한계를 극복하는 차세대 AI 아키텍처 기술 개발	

1. 품목(문제) 정의

- **(개념)** 현재 생성형 AI 모델의 근간을 이루는 ‘트랜스포머(Transformer)’ 아키텍처는 자연어 처리 능력을 이전보다 비약적으로 향상시켜 오픈AI의 챗GPT 출시를 계기로 큰 성공을 거두었다. 그러나 보다 많은 컴퓨팅 자원과 데이터가 투입될수록 AI 모델 성능이 지속적으로 개선될 수 있다는 믿음은 ‘계산 복잡도¹⁾’이나 ‘장기 의존성 불안정성²⁾’ 같은 트랜스포머 아키텍처의 근본적 비효율성으로 인해 의문이 제기되고 있다.

* 1) Attention Complexity (Self-Attention $O(N^2)$) 문제, 2) Long-Context Representation Degradation 문제



- **(연구목표)** 연산 효율성, 확장성, 장기기억 능력 등 트랜스포머 아키텍처의 기술적 한계를 극복하는 차세대 AI 아키텍처 개발을 목표로 한다. 기존 기술과 차별적인 접근방법이 요구되나, 기존 연구* 기반이라도 이를 응용·발전시켜 성능·효율을 기존 대비 혁신적으로 개선할 수 있다면 제안 가능하다.

* 상태공간모델(SSM), MAMBA/JAMBA, RetNet, Flash/Sparse Attention 등

< 연구목표 예시 >

- ① (예시) 장기문맥 처리와 효율적 연산이 가능한 Beyond Transformer 아키텍처 개발
- ② (예시) 자동회귀 모델의 생성 속도 한계 극복을 위한 대규모 언어확산 모델 개발
- ③ (예시) 효율적 학습이 가능한 멀티모달 기반 Beyond Transformer 아키텍처 개발

AS-IS	TO-BE
<ul style="list-style-type: none"> 입력 길이(n)에 따라 $O(n^2)$ 수준의 연산량 필요 매우 긴 시퀀스 처리 시 메모리 제약으로 실제 적용에 어려움 주로 한 가지 모달리티만 지원 	<ul style="list-style-type: none"> 입력 길이에 따라 $O(n)$ 수준의 선형·준선형 복잡도를 갖는 효율적 연산 구조 달성 순차 데이터 처리 및 긴 텍스트 처리 능력의 획기적 개선 텍스트뿐만 아니라 이미지·오디오·비디오 등 다양한 모달리티를 통합 처리할 수 있는 범용 아키텍처

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 트랜스포머의 효율성, 확장성, 장기기억 능력의 한계를 극복하는 다양한 접근방법들이 연구되고 모델 개발에 적용되고 있다.
 - (글로벌 현황) 빅테크 및 대학·연구소를 중심으로 차세대 트랜스포머 아키텍처 연구개발이 추진되고 있다. 구글은 '24년 컨텍스트 윈도우 길이를 무한 확장할 수 있는 '인피니-어텐션' 기술을, '25년 장기기억 유지를 목표로 하는 '타이탄즈' 아키텍처를 각각 개발하였다. 카네기멜론대·프린스턴대 연구진은 긴 컨텍스트 길이를 효율적으로 처리할 수 있는 SSM 기반 '맘바(MAMBA)'를 개발하였다.
 - (국내 현황) 국내에서 새로운 모델 아키텍처에 관한 연구는 거의 없는 편이며, 기존 모델의 응용 연구 중심으로 추진되고 있다.
 - (한계) 현재 차세대 트랜스포머 아키텍처 연구는 아직 특정 작업에서 가능성을 증명했을 뿐, 트랜스포머의 범용성을 넘어서기 위해서는 추가적인 연구와 검증이 필요하다.
- **(필요성)** 글로벌 선도기업과 우리나라 기업 간 AI 기술격차 축소를 위해서는 보다 적은 자원으로도 높은 효율을 얻을 수 있는 기술개발이 절실하다.
 - 초거대 생성형 인공지능 모델 개발에 막대한 자원이 소요됨에 따라, 투자 여력이 충분한 글로벌 빅테크로 기술 독점/종속이 심화되고 있다.
 - 막대한 투자비용 부담과 인재부족으로 국내 대기업도 LLM 개발에 어려움을 겪고 있어, 차세대 트랜스포머 아키텍처 기술로 '머니 게임'에서 탈피해 기술혁신으로 승부하려는 전략적 방향 전환이 요구된다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(주요 수요처)** 경량 LLM을 개발하는 대기업·벤처가 1차 수요처이며, 향후 기업 내 데이터를 학습시켜 버티컬 AI를 자체 개발하려는 중견·중소 기업이 2차 수요처로 예상된다.
- **(기대효과)** 경량 LLM 개발·운용에 필요한 요구자원 수준을 낮춤으로써, 보다 다양하고 많은 국내 기업들이 AI를 개발·도입·활용할 수 있게 되어, AI 일상화·민주화 촉진 및 AI주권·소버린AI 확보에 기여할 것으로 기대된다.

4. 지원기간/예산/추진체계

- 연구개발기간 : 5년 이내 (1단계 2년 → 2단계 3년)
- 정부지원연구개발비 : '26년 30억원 이내
- 총 정부지원연구개발비 : 190억원 이내(1단계 70억원 → 2단계 120억원)

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	3,000 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	4,000 백만원 이내
2단계	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	4,000 백만원 이내
	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	4,000 백만원 이내
	5년차	'30.1월~'30.12월	12개월	4,000 백만원 이내
합계		-	57개월	19,000 백만원 이내

* 연차별 정부지원연구개발비는 당해연도 예산심의결과에 따라 변동될 수 있음

○ 주관기관 : 제한없음

○ 특이사항 : 동 과제는 동시에 2개의 기관을 선정·지원하는 복수형 과제*로 수행기관 별 '26년도 지원 예산은 15억원 이내

* 경쟁연구 후 단독 수행기관을 선정하는 경쟁형(일반)과 달리 최초 선정된 수행기관 모두 과제종료 시점까지 연구 수행 지원

5. 특기사항

○ **(수행체계)** R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것

* 주관연구개발기관으로 학계·연구계 등 비영리기관이 과제를 수행하고자 하는 경우, 연구결과물이 시장에 성공적으로 확산되고 기술사업화 같은 성과를 극대화하기 위해 공동연구개발기관으로 산업계의 참여와 협력은 필수입니다. 기업의 시장 이해도와 사업화 경험이 연구 결과의 실질적인 가치를 높이는 데 크게 기여할 것입니다.

* 주관연구개발기관으로 산업계가 과제를 수행하고자 하는 경우, 기술축적과 기술사업화 과정에서 더 깊이 있는 학습 기회를 얻기 위해 공동연구개발기관으로 복수의 학계(2개 이상)의 참여와 협력은 필수입니다. 학계는 이론적 깊이와 장기적인 연구 역량을 제공하여 산업계의 기술 경쟁력 강화에 도움을 줄 것입니다.

** 연간 정부지원 연구개발비 규모가 5억원 이하인 소액과제의 경우, 공동연구개발기관으로 복수(2개) 이상의 학계와 컨소시움을 구성하되, 컨소시움 구성이 어려운 경우 최소 1개 이상의 학계를 컨소시움에 포함

○ **(상용화·기술이전 계획 구체화)** R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것

- (TRL 5단계 이상) R&D 결과물의 시장확산 및 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)를 위한 수요처 분석과 ①투자유치 계획, ②실제 수요기업(처)와 상용화 또는 기술이전 계획, 또는 ③spin-off 계획을 제시

* 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)계획 : 상용화·기술이전을 위한 구체적인 계획으로 사업화의 대상이 되는 연구결과와 이를 통해 구현되는 제품(또는 서비스)에 대한 설명, 기술 이전 대상 또는 비즈니스모델, 과제 진행 경과에 따라 기술사업화를 위한 수행주체(산·학·연)별 역할 등 세부사항을 포함하여 작성

- ▶ 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획은 R&D 결과물을 시장으로 성공적으로 전환하기 위한 실질적인 계획을 포함해야 합니다. 이는 R&D 사업화 협력 전략과 실질적인 R&D 수요처를 고려한 구체적인 실행 방안을 제시하는 것을 의미합니다.
- ▶ 수요처 분석은 개발될 기술이나 제품을 가장 필요로 하는 실제 수요처가 어디인지 명확하게 분석하여 제시하여야 합니다.

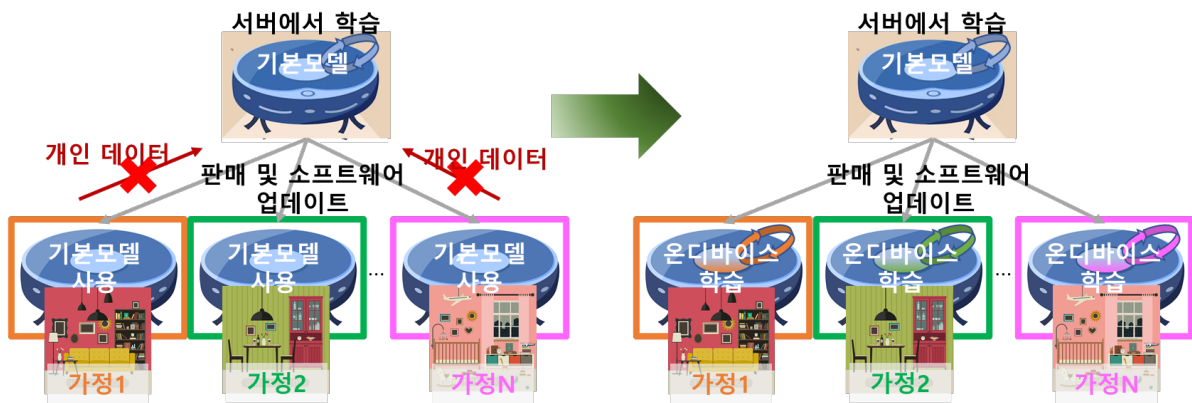
연구유형	기초연구 (), 응용연구 (√), 개발연구 ()		TRL (3)~(5)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(√), 기술료비징수(√), 사업화연계(), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(√), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()		
구분		기술분야명/팀명	성명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM	정혜동
담당 팀장		AI기술팀	어지영

관리번호	2026-인공지능-3	(품목공모형)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(지능·학습AI)-소분류(효율·학습AI)-세분류(효율성강화)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합()	
품목(문제)명	새로운 환경에 점진적 적응 가능한 온디바이스 학습 기술 개발	

1. 품목(문제) 정의

○ **(개념)** 하드웨어 성능 제약과 막대한 연산능력 요구로 인해 현재 온디바이스 AI 모델은 추론을 목적으로 최적화하는 기술로 발전하고 있으며, 학습에 대한 연구는 기초 단계에 머물고 있으며 제약적이다.

- 온디바이스AI는 개인 또는 기업의 민감한 데이터가 기기 외부로 전송되지 않아 데이터 유출 위험이 적고, 응답속도가 빠르며, 네트워크 연결 없이도 사용 가능한 장점이 있으나 제약적 리소스로 자체 학습이 어렵다. 그러나 사용자 정보·환경의 학습이 가능해지면 맞춤형 개인화·최적화 서비스 제공이 가능하다는 장점이 있다.



○ **(연구목표)** 경량 온디바이스 AI 모델을 기반으로 사용자·디바이스 데이터를 지속적으로 학습하여 성능을 개선하고 개인화하며 환경에 적응하는 온디바이스 학습 기술 개발을 목표로 한다. 온디바이스 학습 구현 하드웨어 환경은 스마트폰·로봇·자동차 등 고사양 디바이스로부터, 가전·CCTV 등 저사양 디바이스까지 다양하게 선택될 수 있다.

< 연구목표 예시 >

- ① (예시) 새로운 환경에 점진적인 적응이 가능한 온디바이스 상의 효율적 모델 학습 방법 개발
- ② (예시) 연산 정밀도 및 메모리 제약 환경에서의 적응형 온디바이스 모델 학습 기술 개발

AS-IS	TO-BE
<ul style="list-style-type: none"> • 디바이스 정보를 클라우드로 전송해 서버에서 재학습, 모델 재배포 	<ul style="list-style-type: none"> • 디바이스 정보 정보유출 없이 디바이스 상에서 자체 학습 가능
<ul style="list-style-type: none"> • 모든 사용자가 동일한 배포 모델 사용 	<ul style="list-style-type: none"> • 사용자 행동 패턴과 환경 특성을 학습하여 사용자 및 환경 맞춤형 서비스 제공 가능
<ul style="list-style-type: none"> • 네트워크(클라우드)에 연결 필수 	<ul style="list-style-type: none"> • 네트워크 연결 없이도 사용 가능하며, 온디바이스 하드웨어 성능에 최적화

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 전 세계적으로 온디바이스에 탑재된 모델 대부분은 서버 상에서 경량화된 형태로 사전 학습된 후 온디바이스에 배포해 이를 기반으로 추론에 활용하고 있으며, 온디바이스 내에서 학습이 가능한 연구는 초창기 수준이다.
 - (글로벌 현황) 온디바이스 학습을 본격적으로 다룬 대표 사례로는 MIT와 IBM 왓슨연구소가 개발한 PockEngine이 있으며, 예를 들어 애플 M1 칩이 탑재된 스마트폰과 노트북에서 정확도 저하 없이 최대 15배 빠르게 온디바이스 학습을 수행할 수 있다는 실험 결과를 발표하는 등 성능 향상을 보고하였다.
 - (국내 현황) 국내에서는 관련 연구 사례가 보고된 적이 없으나, 스마트폰·가전을 판매하는 국내 대기업 등을 중심으로 온디바이스 AI 기술 연구가 추진 중이다.
 - (한계) 아직 온디바이스 학습 기술이 학술적·상업적으로 구현된 사례가 제한적이며, 플랫폼 및 설정에 따라 성능이 상이하게 나타나고 있다.
- **(필요성)** 온디바이스 AI 보급이 확산되기 위해서는 특히 의료·금융·국방·제조 등 높은 보안이 요구되는 산업 도메인에서 민감한 개인·사내 정보 유출 위험을 줄일 수 있어야 한다. 온디바이스 학습은 이러한 문제를 해결할 수 있다.
 - 뿐만 아니라 자율주행차·로봇 등 실시간 반응이 필수적인 분야에서 실시간 처리 및 응답속도 향상이 기대되고, 선박, 우주 등 네트워크 연결이 없거나 불안정한 환경에서도 사용할 수 있다.
 - 온디바이스로 컴퓨팅을 분산시켜 결과적으로 클라우드 AI 운영 비용을 절감할 수 있고, 무엇보다도 사용자에게 맞춤형 개인화 서비스 제공이 가능하다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(주요 수요처)** 온디바이스 AI 하드웨어(스마트폰, AI PC, 스마트 가전) 제조사와 관련 앱 개발 기업들이 주요 수요처가 될 것으로 예상된다.
- **(기대효과)** 국내 기업이 스마트폰·자동차 등 스마트 디바이스 시장에서 세계적인 영향력을 갖고 있는 만큼, 온디바이스 학습 기술이 선제 개발되어 서비스로 탑재된다면 세계 시장을 선도할 수 있을 것으로 기대된다.

4. 지원기간/예산/추진체계

- 연구개발기간 : 4년 이내 (1단계 2년 → 2단계 2년)
- 정부지원연구개발비 : '26년 30억원 이내
- 총 정부지원연구개발비 : 150억원 이내(1단계 70억원 → 2단계 80억원)

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	3,000 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	4,000 백만원 이내
2단계	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	4,000 백만원 이내
	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	4,000 백만원 이내
합계		-	45개월	15,000 백만원 이내

* 연차별 정부지원연구개발비는 당해연도 예산심의결과에 따라 변동될 수 있음

- 주관기관 : 기업

- 특이사항 : 동 과제는 동시에 2개의 기관을 선정·지원하는 복수형 과제*로 수행기관 별 '26년도 지원 예산은 15억원 이내
- * 경쟁연구 후 단독 수행기관을 선정하는 경쟁형(일반)과 달리 최초 선정된 수행기관 모두 과제종료 시점까지 연구 수행 지원

5. 특기사항

- **(수행체계)** R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것
 - * 주관연구개발기관으로 학계·연구계 등 비영리기관이 과제를 수행하고자 하는 경우, 연구결과물이 시장에 성공적으로 확산되고 기술사업화 같은 성과를 극대화하기 위해 공동연구개발기관으로 산업계의 참여와 협력은 필수입니다. 기업의 시장 이해도와 사업화 경험이 연구 결과의 실질적인 가치를 높이는 데 크게 기여할 것입니다.
 - * 주관연구개발기관으로 산업계가 과제를 수행하고자 하는 경우, 기술축적과 기술사업화 과정에서 더 깊이 있는 학습 기회를 얻기 위해 공동연구개발기관으로 복수의 학계(2개 이상)의 참여와 협력은 필수입니다. 학계는 이론적 깊이와 장기적인 연구 역량을 제공하여 산업계의 기술 경쟁력 강화에 도움을 줄 것입니다.
 - ** 연간 정부지원 연구개발비 규모가 5억원 이하인 소액과제의 경우, 공동연구개발기관으로 복수(2개) 이상의 학계와 컨소시움을 구성하되, 컨소시움 구성이 어려운 경우 최소 1개 이상의 학계를 컨소시움에 포함
- **(상용화·기술이전 계획 구체화)** R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것
 - (TRL 5단계 이상) R&D 결과물의 시장확산 및 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)를 위한 수요처 분석과 ①투자유치 계획, ②실제 수요기업(처)와 상용화 또는 기술이전 계획, 또는 ③spin-off 계획을 제시
 - * 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)계획 : 상용화·기술이전을 위한 구체적인 계획으로 사업화의 대상이 되는 연구결과와 이를 통해 구현되는 제품(또는 서비스)에 대한 설명, 기술이전 대상 또는 비즈니스모델, 과제 진행 경과에 따라 기술사업화를 위한 수행주체(산·학·연)별 역할 등 세부사항을 포함하여 작성
- ▶ 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획은 R&D 결과물을 시장으로 성공적으로 전환하기 위한 실질적인 계획을 포함해야 합니다. 이는 R&D 사업화 협력 전략과 실질적인 R&D 수요처를 고려한 구체적인 실행 방안을 제시하는 것을 의미합니다.
- ▶ 수요처 분석은 개발될 기술이나 제품을 가장 필요로 하는 실제 수요처가 어디인지 명확하게 분석하여 제시하여야 합니다.

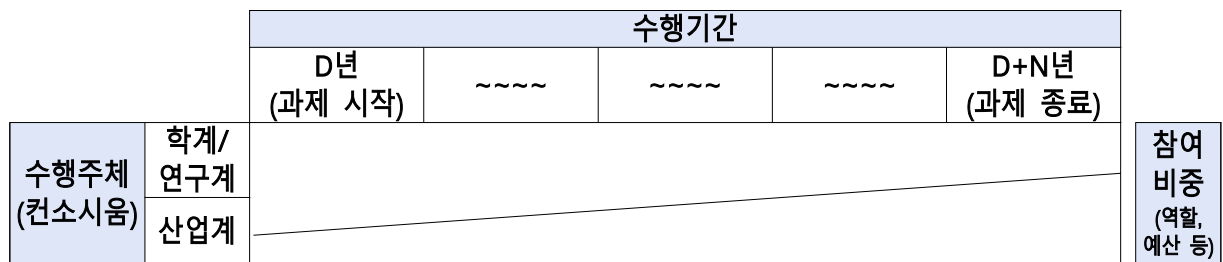
○ (수행주체별 역할 배분) TRL 7단계 이상(과제 종료시점) 과제는 상용화·기술이전 등 사업화 성과 창출을 위한 수행주체별 역할을 명확하게 제시할 것

- R&D 결과물이 기술사업화 및 시장에 확산될 수 있도록 산업체의 참여 비중(역할, 예산 등)을 제시할 것

- 주관연구개발기관으로 학계·연구계가 주도하는 경우, 산업계 공동참여 후 과제수행 후반기에 산업계가 40% 이상 Take over*하는 형태 또는 명확한 분사창업(Spin-off), 기술이전 등의 계획을 필히 제시할 것

* 해당 과제 종료연도에 산업계(공동연구개발기관)의 연구개발비를 '해당 과제 종료연도 총 연구개발비 × 40% 이상'으로 증액하여 편성

< 예시 : 과제가 종료되는 시점으로 갈수록 산업체 참여 비중 변화 >



○ (사업화 대상기간 편성) TRL 7단계 이상(과제 종료시점)의 과제는 상용화·기술이전 등 사업화를 위한 활동기간을 전체 연구개발기간 내 1/5의 기간을 의무적으로 편성할 것

* 예) 총 연구개발기간 57개월(26.4월~30.12월)인 경우, 연구개발 45개월 + 사업화활동 12개월

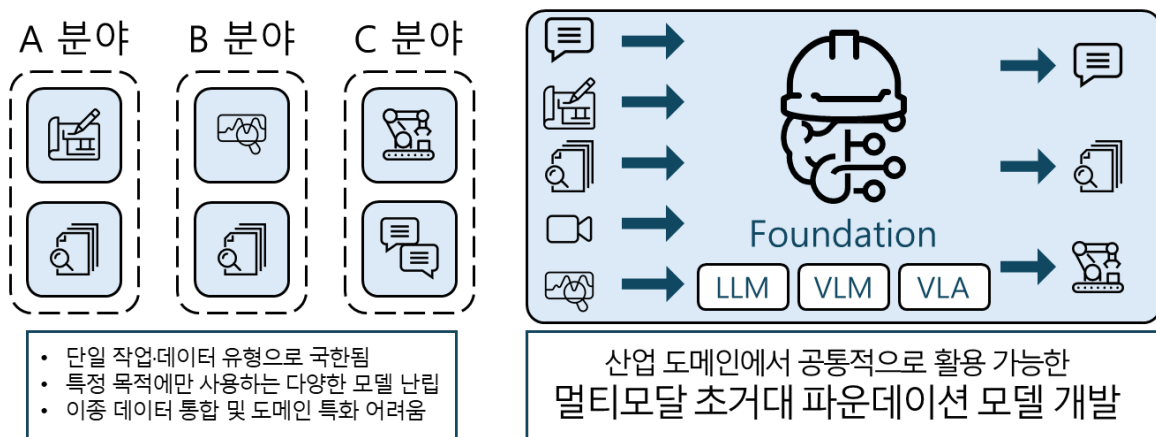
* 예) 총 연구개발기간 45개월(26.4월~29.12월)인 경우, 연구개발 36개월 + 사업화활동 9개월

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)		TRL (4)~(7)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(), 기술료비징수(), 사업화연계(√), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()		
구분		기술분야명/팀명	성명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM	정혜동
담당 팀장		AI기술팀	어지영

관리번호	2026-인공지능-4	(품목공모형) (통합형 총괄/세부)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(신뢰산업AI)-소분류(활용-지원AI)-세분류(산업특화문제해결기술)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합()	
품목(문제)명	(총괄/세부1) 산업 도메인 특화 멀티모달 초거대 파운데이션 모델 개발	

1. 품목(문제) 정의

- **(개념)** 울산은 조선, 자동차, 석유화학 분야에서 국가 제조업을 대표하는 산업 집적지임에도 불구하고, AI 기술의 도입과 활용 수준은 아직 초기 단계에 머물러 있어 해당 제조업의 경쟁력 향상을 위한 AI혁신이 시급하다. 조선, 자동차, 석유화학 제조 현장에서는 설계 도면, 작업 지시서, 현장 영상, 센서 데이터 등 다양한 정보가 생성되고 있으나, 현재의 제조 시스템은 단일 유형의 데이터 기반 특정 과업(task)의 자동화에 국한되어 있고 전체 상황을 종합적으로 이해하지 못하고 있다. 뿐만 아니라, 제조 현장은 복합적인 정보를 다루기 때문에, 범용 언어모델 만으로는 산업 특유의 데이터 구조와 의미를 정확히 해석하기 어렵다. 즉, 개별 과업(Task)마다 별도의 AI를 개발하던 기존 방식에서 벗어나, 산업 특성을 반영 (정형, 비정형 데이터)하고 제조업 공정을 수직적 또는 수평적으로 통합하여 생산성, 품질, 효율성, 안정성 등을 향상시킬 수 있는 특화 파운데이션 모델 구축이 필요하다.
- * 수직적 작업 라인(Vertical Integration) : 예를 들어 원재료 투입 → 가공 → 조립 → 포장까지 이어지는 공정 흐름과 같이 생산 공정 간 단계적 연결을 의미한다.
- * 수평적 작업 라인(Horizontal Integration) : 공정 간 데이터 및 정보의 연결, 또는 다른 공장·공급망과의 연결을 의미한다.



< 개념도 >

- **(목표)** 개별 과업(Task)마다 별도의 AI를 개발하던 기존 방식에서 벗어나, 조선, 자동차, 석유화학 중 하나 이상의 산업 도메인 과업(task)들을 수직적 또는 수평적으로 아우르는 산업 특화 단일 멀티모달 파운데이션 모델 개발을 목표로 한다. 이때, 문서·도면·영상·센서 등 이질적 데이터를 아우르고 특정 과업(task)에 제한되지 않는 “범용성”과 입력 데이터나 환경 조건이 변하거나 일부 오류가 포함되더라도 모델의 출력(판단·예측)이 크게 흔들리지 않고 일관되게 유지되는 “강건성”, 그리고 하나의 거대 모델을 기반으로 다양한 세부 과업에 유연하게 대처할 수 있는 “확장성”이 필수로 확보되어야 한다. 복합 데이터를 통합 처리하는 산업 특화 멀티모달 초거대 파운데이션 모델은 과업(task) 10개 이상에 대해 범용 파운데이션 모델 대비 우위를 보여주는 시각·언어·행동 통합 모델로 개발되어야 한다.

- * 울산 제조업의 경쟁력 강화를 위해 지역 산업(조선, 자동차, 석유화학) 중 하나 이상의 특성을 반영한 특화 파운데이션 모델이어야 한다.
- * 문서·도면·영상·음성·센서 로그 등 다양한 제조 데이터 유형을 종합적으로 학습·추론할 수 있어야 하고 RGB, 3D, 열영상, 시계열 로그 등 제조업 특유의 입력 데이터를 처리할 수 있어야 하며 실제 제조 현장의 변동성·노이즈·제약 조건 속에서도 안정적이어야 한다.

현장 한계	AS-IS	TO-BE
데이터 사일로	공정·품질·설비 데이터가 분절돼 전체 최적화 불가	이질적 데이터 간 의미 연결로 공장 레벨 최적화
맥락 이해 부족	단순 패턴만 보는 AI로는 원인·의도 이해 불가	공정 단계, 설비 상태, 작업 이력 등 복합 맥락을 통합적으로 해석
예측·행동 단절	예측 결과가 실제 제어·작업 지시로 연결 안 됨	현장 설비 제어·로봇 작업 지시로 직접 연계 가능
실시간성 결여	배치 예측만 가능, 즉시 대응 불가	AI가 즉시 공정 제어·알람 조정 수행

- * ‘초거대 산업 AI 연구 지원’ 사업의 총괄 역할을 포함해야 한다. 정형·비정형 데이터 관리·공유체계 구축, 목표 성능 및 결과물의 연계, 공통의 테스트베드 구축, 수요 기업의 요구사항 반영, 협력 체계 구축 등 사업 성과 향상을 위해 전체 과제 간 총괄·조정 역할을 제시하고 수행해야 한다.



< 사업 내 전체 과제 간 연계 개념도 >

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 최근 급격히 발전한 범용 AI 기술을 산업 현장에 적용하려는 시도가 활발하지만, 범용 기술과 특정 산업 도메인의 문제 및 지식 사이에는 상당한 간극이 존재한다. 실제로 최신 시계열 딥러닝 기술이나 파운데이션 모델을 특정 산업 도메인의 공정 문제에 단순 적용했을 때 산업 현장의 복잡한 공정 지식·물리 제약·운전 맥락을 이해하지 못하여 공정 제어·설명·지시 단계로는 확장되지 못한 사례들이 있다. 특정 산업 도메인 특화 문제(예: 조선 산업의 스케줄링, 석유화학 산업의 화학반응 연속공정) 혹은 공통 문제(예: 품질, 안전)에 특화된 파운데이션 모델 및 활용 기술 연구는 아직 없거나 알려져 있지 않으며, 이들의 개발 성공을 위해서는 이종의 모달리티, 형태를 갖는 실제 산업 데이터 (예: 공정 간 상이한 데이터, 공정 내 상이한 데이터, 작업자들이 만든 비정형 데이터)를 통합해 효율적이고 효과적으로 학습할 수 있어야 한다. 산업 현장의 실질적인 요구사항인 문서·도면·영상·센서 등 이종 데이터의 통합과 OT(Operational Technology) 시스템 연계, 보안 및 안전 준수를 만족시키는 것이 필수적이다. 즉, 기존의 AI 모델의 핵심 한계는 학술적 의미의 지능 부족 보다는, 고위험 물리 환경에서 절대적으로 요구되는 신뢰성, 예측 가능성, 그리고 안전성의 부재에 있다.
- **(필요성)** 제조업 현장에는 문서, 도면, 3D 형상, 영상, 센서 로그 등 방대하고 이질적인 데이터가 산재해 있지만, 이를 통합적으로 이해하고 추론할 수 있는 AI 모델이 부재하다. 이로 인해 탐지, 추론, 행동을 완결적으로 연결하는 데 한계가 있으며, 이러한 문제를 해결하고 향후 산업별 응용 기술 개발의 전제 조건을 마련하기 위해 멀티모달 초거대 파운데이션 모델 개발이 필요하다. 해외 범용 AI 모델을 국내 제조업에 직접 적용할 경우 데이터 형식, 산업 표준, 안전 규격 및 적용 환경 등의 차이로 성능 저하가 발생할 수 있으므로, 국내 제조 환경에 최적화되고 신뢰성과 안전성이 내재된 자체 파운데이션 모델 개발이 필수적이다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)** 울산상공회의소의 조사(2025년 7~8월)에 따르면 울산상공회의소 회원사 1,800여개사 중 90.7%의 기업이 산업·제조 AI에 대한 중요도를 높음으로 평가하고 있다. (매우 높음 46.3%, 높음 44.4%) 또한, AI의 적용 및 도입이 필요한 이유로 '생산성 향상 및 업무 효율화 (59.3%)', '인건비 등 비용 절감 (24.1%)', '제품 및 서비스 품질 향상 (11.1%)', '신사업/신시장 창출 (3.7%)', '의사결정의 과학화 및 고도화 (1.8%)' 등을 강조하고 있다. 산업 특화 멀티모달 초거대 파운데이션 모델의 핵심 수요처는 조선, 자동차, 석유화학 산업과 같은 우리나라 주력 산업이다. 이들 산업은 복잡한 생산 환경을 지능적으로 제어·관리하고, 글로벌 경쟁 심화 및 인력난·안전 문제와 같은 구조적 한계를 해결하기 위해 고도화된 AI 기술 도입이 절실하다. 특히 생산 공정 전반의 지능화를 위해서는 강력하고 신뢰성 높은 파운데이션 모델 확보가 선결 과제이다.
- **(기대효과)** 조선, 자동차, 석유화학 등 국내 주력 제조업 전반에 공통적으로 활용 가능한 범용 멀티모달 초거대 파운데이션 모델을 확보하게 되며, 이는 각 산업군의

요구에 맞춘 응용·특화 모델 개발의 토대가 된다. 이를 통해 예지보전, 공정 최적화, 디지털 트윈 등 다양한 응용 기술을 신속히 개발·확산할 수 있는 기반을 마련할 수 있다. 장기적으로는 이러한 응용 생태계의 확산을 통해 국내 제조업 전반의 AI 기반 지능형 생산·운영 체계 고도화를 견인하고, 이는 더 나아가 제조업 파운데이션 솔루션의 해외 수출 및 글로벌 시장 선도로 이어져 국가 경제와 산업 경쟁력 제고에 기여할 것으로 기대된다.

4. 지원기간/예산/추진체계

- 연구개발기간 : 5년 이내
- 정부지원연구개발비 : '26년 13.5억원 이내

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	1,350 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	1,800 백만원 이내
	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	1,800 백만원 이내
2단계	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	1,800 백만원 이내
	5년차	'30.1월~'30.12월	12개월	1,800 백만원 이내
합계		-	57개월	8,550 백만원 이내

- 주관기관 : 제한없음
- * 데이터 제공 및 실증 도메인을 울산 내 기업으로 제한하며, 연구개발을 수행하는 컨소시엄 참여 기관에 대해서는 지역 제한 없음

5. 특기사항

- **(수행체계)** R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것
 - * 주관연구개발기관으로 학계·연구계 등 비영리기관이 과제를 수행하고자 하는 경우, 연구결과물이 시장에 성공적으로 확산되고 기술사업화 같은 성과를 극대화하기 위해 공동연구개발기관으로 산업계의 참여와 협력은 필수입니다. 기업의 시장 이해도와 사업화 경험이 연구 결과의 실질적인 가치를 높이는 데 크게 기여할 것입니다.
 - * 주관연구개발기관으로 산업계가 과제를 수행하고자 하는 경우, 기술축적과 기술사업화 과정에서 더 깊이 있는 학습 기회를 얻기 위해 공동연구개발기관으로 복수의 학계(2개 이상)의 참여와 협력은 필수입니다. 학계는 이론적 깊이와 장기적인 연구 역량을 제공하여 산업계의 기술 경쟁력 강화에 도움을 줄 것입니다.
 - ** 연간 정부지원 연구개발비 규모가 5억원 이하인 소액과제의 경우, 공동연구개발기관으로 복수(2개) 이상의 학계와 컨소시엄을 구성하되, 컨소시엄 구성이 어려운 경우 최소 1개 이상의 학계를 컨소시엄에 포함
- **(상용화·기술이전 계획 구체화)** R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것
 - (TRL 5단계 이상) R&D 결과물의 시장확산 및 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)을 위한 수요처 분석과 ①투자유치 계획, ②실제 수요기업(처)와 상용화 또는 기술이전 계획, 또는 ③spin-off 계획을 제시

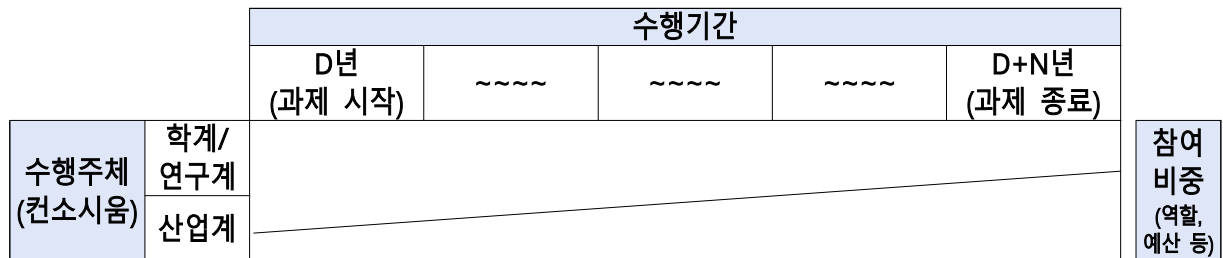
* 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)계획 : 상용화·기술이전을 위한 구체적인 계획으로 사업화의 대상이 되는 연구결과와 이를 통해 구현되는 제품(또는 서비스)에 대한 설명, 기술 이전 대상 또는 비즈니스모델, 과제 진행 경과에 따라 기술사업화를 위한 수행주체(산·학·연)별 역할 등 세부사항을 포함하여 작성

- ▶ 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획은 R&D 결과물을 시장으로 성공적으로 전환하기 위한 실질적인 계획을 포함해야 합니다. 이는 R&D 사업화 협력 전략과 실질적인 R&D 수요처를 고려한 구체적인 실행 방안을 제시하는 것을 의미합니다.
- ▶ 수요처 분석은 개발될 기술이나 제품을 가장 필요로 하는 실제 수요처가 어디인지 명확하게 분석하여 제시하여야 합니다.

○ (수행주체별 역할 배분) **TRL 7단계 이상(과제 종료시점)** 과제는 상용화·기술이전 등 사업화 성과 창출을 위한 수행주체별 역할을 명확하게 제시할 것

- R&D 결과물이 기술사업화 및 시장에 확산될 수 있도록 산업체의 참여 비중(역할, 예산 등)을 제시할 것
- 주관연구개발기관으로 학계·연구계가 주도하는 경우, 산업계 공동참여 후 과제수행 후반기에 산업계가 40% 이상 Take over*하는 형태 또는 명확한 분사창업(Spin-off), 기술이전 등의 계획을 필히 제시할 것
- * 해당 과제 종료연도에 산업계(공동연구개발기관)의 연구개발비를 해당 과제 종료연도 총 연구개발비 × 40% 이상으로 증액하여 편성

< 예시 : 과제가 종료되는 시점으로 갈수록 산업체 참여 비중 변화 >



○ (사업화 대상기간 편성) **TRL 7단계 이상(과제 종료시점)**의 과제는 상용화·기술이전 등 사업화를 위한 활동기간을 전체 연구개발기간 내 1/5의 기간을 의무적으로 편성할 것

* 예) 총 연구개발기간 57개월(26.4월~30.12월)인 경우, 연구개발 45개월 + 사업화활동 12개월

* 예) 총 연구개발기간 45개월(26.4월~29.12월)인 경우, 연구개발 36개월 + 사업화활동 9개월

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)	TRL (5)~(7)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(), 기술료비징수(), 사업화연계(√), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()	
구분		성명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM
담당 팀장		AI기술팀
		정혜동
		어지영

관리번호	2026-인공지능-5	(품목공모형) (통합형 세부)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(신뢰·산업AI)-소분류(활용·지원AI)-세분류(산업특화문제해결기술)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합()	
품목(문제)명	(세부2) 산업 도메인 특화 지능형 AI 데이터 처리·학습 플랫폼 기술 개발	

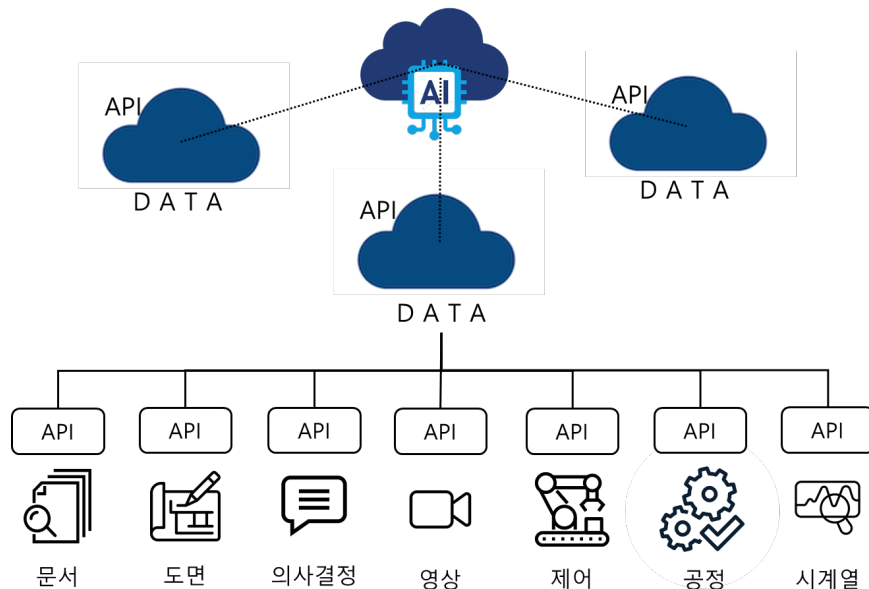
1. 품목(문제) 정의

- **(개념)** 산업 특화 AI를 개발하려면 기업이 보유한 데이터를 학습시켜야 한다. 그러나 산업 데이터는 형식과 구조가 제각각이어서 통합 활용이 어렵다. 기존 AI 데이터 플랫폼은 단순히 데이터를 저장하고 제공하는 기능만 가지고 있어, 산업 특화 AI 개발에 필요한 데이터 통합·정제·AI 학습 활용까지는 지원하지 못한다. 산업 특화 AI 개발을 위해서는 산업에 맞춘 데이터 구조를 설계하고, 문서, 설비 데이터, 센서 로그, 영상 등 다양한 형태의 데이터를 한곳에서 통합 관리하며 AI 학습에 바로 활용할 수 있는 플랫폼이 필요하다. 연합학습(Federated Learning), 차등 개인정보 보호(Differential Privacy), 암호화 연산 기반 학습* 등 보안 기술을 플랫폼에 내재화하여, 기업 데이터는 외부로 반출하지 않고도 AI 모델 학습이 가능하며, 동시에 여러 기업이 안전하게 협력할 수 있는 플랫폼 기술을 개발할 필요가 있다.

* 연합학습(Federated Learning) : 데이터는 각 기업 서버에 그대로 두고, 모델 파라미터만 교환하며 중앙에서 공동 학습

차등 개인정보 보호(Differential Privacy) : 학습 과정에서 개인/기업 데이터를 노출하지 않고 통계적 정보를 활용

암호화 연산 기반 학습(Secure Multi-Party Computation, Homomorphic Encryption) : 암호화된 상태에서 연산 가능



< 개념도 >

- **(목표)** 산업 현장 데이터, 외부 공개 데이터, 합성 데이터 등을 유기적으로 연결해 데이터 수집·저장·활용, 그리고 AI 서비스 제공까지 가능한 플랫폼 구축을 목표로 한다. 예를 들어 특정 산업의 도면·문서·영상·시계열·로그를 한 플랫폼에서 동시에 동기화·관리할 수 있는 데이터베이스 시스템을 구현하고, 이에 대한 평가 프로토콜을 통해 객관성을 확보한다. 이를 멀티모달 초거대 파운데이션 모델 훈련 및 활용에 적합한 연구개발용 데이터셋으로 통합하고 이러한 데이터셋을 기반으로 데이터

파이프라인을 구축한다. 나아가, 파운데이션 모델 및 연계 맞춤형 기술들을 산업 현장에서 활용할 수 있도록 정보시스템 플랫폼을 구축한다. 즉, 기업 내부의 민감한 데이터를 외부에 반출하지 않고 분산된 데이터 플랫폼을 통하여 연합학습에 활용할 수 있는 시스템 구현이 목표이다.

- * 울산 대표 산업인 조선, 자동차, 석유화학 중 하나 이상의 제조 도메인의 실제 제품 생산 공정 데이터와 제품 설계 데이터를 대상으로 해야 한다.
- * 데이터 구축과 서비스 실증은 울산을 중심으로 추진하되, 모델 개발과 서비스 혁신은 전국에 개방하는 방식으로 혁신 속도와 저변을 동시에 확대해야 한다.

현장 한계	AS-IS	TO-BE
기업마다 데이터 형식과 구조가 달라 통합 분석이 어려움	데이터 통합전처리 비용이 높고, AI 학습에 바로 활용 불가	데이터 정제·전처리 자동화 → 학습 속도 향상, 반복 작업 및 비용 감소
민감한 산업 데이터를 외부로 반출해야 협력 연구 가능	데이터 유출 위험, 법적·계약적 제약 존재	데이터 외부 반출 없이 안전하게 AI 학습 및 기업 간 협력 연구 가능
영상, 센서, 설비 로그, 도면 등 다양한 데이터 연계 어려움	단일 모달 기반 AI로만 분석 가능, 복합 상황 대응 어려움	복합 산업 상황에 대한 예측·사고 예방 가능

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 조선, 자동차, 석유화학 산업에서 설계 생산 유지 과정 전반에 걸쳐 생성되는 데이터가 기업별로 분절되어 관리되고 있다. 예를 들어 산업별로 다음과 같은 데이터가 비정형으로 존재하나 표준화 및 전처리가 이루어지지 않아 활용도가 낮다.

조선 산업	자동차(부품) 산업	석유화학 산업
<ul style="list-style-type: none"> ·도면·문서 데이터 : 선박 구조도, 배관·전선 배치도, 용접·조립 작업 절차서, 작업 허가서, 품질 검사 체크리스트, 규격 인증 문서 등 ·영상·이미지 데이터 : 블록 조립 공정 CCTV, 작업 영상, 용접부 X-ray 및 초음파 검사 이미지, 드론 촬영 외판 도장 상태/부식 검사 영상 등 ·센서·시계열 데이터 : 크레인 하중·각도·스윙 속도 로그, 도크 내 환경 온도·습도·가스농도 데이터, 선체 변형 계측기 데이터 등 ·운영·생산 로그 : PLM/MES 작업 지시 이력, 용접기, 절단기, 도장 로봇의 작업 로그, 작업자 출입위치 추적 로그 등 	<ul style="list-style-type: none"> ·도면·문서 데이터 : 차체·부품 3D CAD, 조립 공정 작업 준수 가이드, 품질 규격서 작업 표준서 등 ·영상·이미지 데이터 : 차체 용접부 비전 검사 영상, 도장 라인 표면 불량 이미지, 최종 조립 라인 CCTV 등 ·센서·시계열 데이터 : 용접기 전류·전압 시계열 로그, 도장 공정 내 온도·습도·분진 센서 데이터, 생산 설비 진동·소음 데이터 등 ·운영·생산 로그 : MES/ERP 기반 생산이력, 품질 검사 로그, 로봇 작업 궤적, 무인운반차 이동 이력, 안전사고/near-miss 리포트 로그 등 	<ul style="list-style-type: none"> ·도면·문서 데이터 : 배관·계장도, 플랜트 배치도, 작업 허가서, 유지보수 이력서, 안전 규정 문서 등 ·영상·이미지 데이터 : 플레어 모니터링 카메라 영상, 누출 감지용 적외선/열화상 이미지, 위험 구역 CCTV 기록 등 ·센서·시계열 데이터 : 압력·온도·유량·농도 등 공정 제어 데이터, 가스 센서 시계열, 펌프 및 컴프레서 등의 회전체 진동·음향 데이터 등 ·운영·생산 로그 : 생산 배치 기록, 공정 이상 알람 이력, 유지보수/교체 작업 로그 등

연합학습, 차등 개인정보 보호, 암호화 연산 기반 학습 기술은 연구가 활발하며 일부 상용화를 시도하는 단계이지만 진정한 의미의 대규모 산업현장 적용(다기관, 다도메인, 대량 데이터, 고성능 모델)에 있어서는 아직 구현이 쉽지 않고 유틸리티 유지와 적용 범위 확대가 과제로 남아 있다. 이 세 기술 모두 산업 안전·제조 현장 등 민감 데이터를 다루는 영역에서 매우 유망하며, 실제 활용 가능성이 커지고 있다.

- **(필요성)** 활용성 높은 산업 AI를 개발하기 위해서는, 먼저 기업별로 분산되어 있고 형식이 제각각인 이종 모달리티 산업 데이터를 체계적으로 통합·표준화할 수 있는 관리 체계가 필요하다. 이러한 표준화는 AI 모델 학습과 분석의 기초가 되며, 서로 다른 데이터 소스를 일관성 있게 처리할 수 있어야 한다. 또한, 산업 데이터는 설비 정보, 공정 조건, 품질 기록 등 민감한 정보를 포함하고 있어 데이터 보안과 프라이버시 보호가 필수적이다. 이를 위해 데이터 외부 반출 없이 안전하게 학습할 수 있는 연합학습 기반 데이터 파이프라인과 같은 기술적 장치를 구축해야 한다. 이러한 파이프라인은 기업 내부 데이터를 보호하면서도, 기업 간 협력 연구나 공동 AI 모델 개발을 가능하게 한다.

이러한 기반 위에서, 산업 특화 지능형 AI 데이터 처리·학습 플랫폼이 구축되면, 멀티모달 데이터를 통합·관리하고 AI 모델 학습에 활용할 수 있을 뿐만 아니라, 산업 현장의 환경 변화나 신규 설비 도입에도 안정적으로 대응할 수 있다. 즉, 단순히 데이터를 저장하고 제공하는 수준을 넘어, 산업 안전, 품질 관리, 생산성 향상 등 현장 문제를 실시간으로 분석·예측할 수 있는 지능형 AI 서비스를 구현할 수 있게 된다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)** 산업 특화 지능형 AI 데이터 처리·학습 플랫폼 기술에 대한 수요는 데이터 복잡성 증가 + 멀티모달 AI 수요 증가 + 보안 및 협업 학습 요구 증가 + 산업현장 AI화 가속화 등의 요인으로 급속히 확대되고 있다. 특히, 스마트팩토리·디지털트윈·산업 4.0 전환이 가속화됨에 따라 산업 현장의 AI/데이터 인프라 투자 수요가 확대되고 있으며 기업들은 품질 불량 감소, 유지보수 비용 절감, 사고 예방 등을 위해 AI 도입을 서두르고, 이런 흐름은 플랫폼 수요로 이어진다. 또한 산업 데이터의 보안·프라이버시 요구가 글로벌하게 강화되고 있어, 단순 저장형 데이터 플랫폼에서 보안·학습기능 포함형 플랫폼으로 수요가 이동하고 있다. 지리적으로는 북미가 리드하고 있지만, 아시아-태평양 지역이 가장 빠른 성장세를 보이고 있어 국내 및 아시아 시장에서도 기회가 크다.

국내에서는 제조·플랜트 등 산업 현장에서 데이터 형식이 복잡하고 보안 요구가 높으며, 정부와 기업이 AI 기반 전환을 가속화하고 있다는 점이 산업 특화 AI 데이터 플랫폼 기술에 대한 수요를 강하게 견인하고 있다.

- **(기대효과)** 조선, 자동차, 석유화학 산업 현장에서 발생하는 데이터를 표준화·정제하고 민감한 정보 유출 없이 안전하게 AI 학습에 활용할 수 있게 하여 각 산업에 AI 도입 및 활용을 가속화할 수 있다. 뿐만 아니라, 기업이 데이터를 제공할 때에는 개별 기업의 데이터뿐 아니라 산업 전반에 축적된 데이터를 함께 활용하여 보다 고도화된 AI 학습과 활용이 이루어지도록 한다. 결과적으로 산업 전반에서 생산성 향상, 불량을 감소, 안전 강화와 같은 실질적 성과를 창출한다.

4. 지원기간/예산/추진체계

- 연구개발기간 : 5년 이내
- 정부지원연구개발비 : '26년 7.5억원 이내

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	750 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	1,000 백만원 이내
	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	1,000 백만원 이내
2단계	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	1,000 백만원 이내
	5년차	'30.1월~'30.12월	12개월	1,000 백만원 이내
합계		-	57개월	4,750 백만원 이내

○ 주관기관 : 제한없음

* 데이터 제공 및 실증 도메인을 울산 내 기업으로 제한하며, 연구개발을 수행하는 컨소시엄 참여 기관에 대해서는 지역 제한 없음

5. 특기사항

○ **(수행체계)** R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것

* 주관연구개발기관으로 학계·연구계 등 비영리기관이 과제를 수행하고자 하는 경우, 연구결과물이 시장에 성공적으로 확산되고 기술사업화 같은 성과를 극대화하기 위해 공동연구개발기관으로 산업계의 참여와 협력은 필수입니다. 기업의 시장 이해도와 사업화 경험이 연구 결과의 실질적인 가치를 높이는 데 크게 기여할 것입니다.

* 주관연구개발기관으로 산업계가 과제를 수행하고자 하는 경우, 기술축적과 기술사업화 과정에서 더 깊이 있는 학습 기회를 얻기 위해 공동연구개발기관으로 복수의 학계(2개 이상)의 참여와 협력은 필수입니다. 학계는 이론적 깊이와 장기적인 연구 역량을 제공하여 산업계의 기술 경쟁력 강화에 도움을 줄 것입니다.

** 연간 정부지원 연구개발비 규모가 5억원 이하인 소액과제의 경우, 공동연구개발기관으로 복수(2개) 이상의 학계와 컨소시엄을 구성하되, 컨소시엄 구성이 어려운 경우 최소 1개 이상의 학계를 컨소시엄에 포함

○ **(상용화·기술이전 계획 구체화)** R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것

- (TRL 5단계 이상) R&D 결과물의 시장확산 및 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)을 위한 수요처 분석과 ①투자유치 계획, ②실제 수요기업(처)와 상용화 또는 기술이전 계획, 또는 ③spin-off 계획을 제시

* 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)계획 : 상용화·기술이전을 위한 구체적인 계획으로 사업화의 대상이 되는 연구결과와 이를 통해 구현되는 제품(또는 서비스)에 대한 설명, 기술이전 대상 또는 비즈니스모델, 과제 진행 경과에 따라 기술사업화를 위한 수행주체(산·학·연)별 역할 등 세부사항을 포함하여 작성

▶ 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획은 R&D 결과물을 시장으로 성공적으로 전환하기 위한 실질적인 계획을 포함해야 합니다. 이는 R&D 사업화 협력 전략과 실질적인 R&D 수요처를 고려한 구체적인 실행 방안을 제시하는 것을 의미합니다.

▶ 수요처 분석은 개발될 기술이나 제품을 가장 필요로 하는 실제 수요처가 어디인지 명확하게 분석하여 제시하여야 합니다.

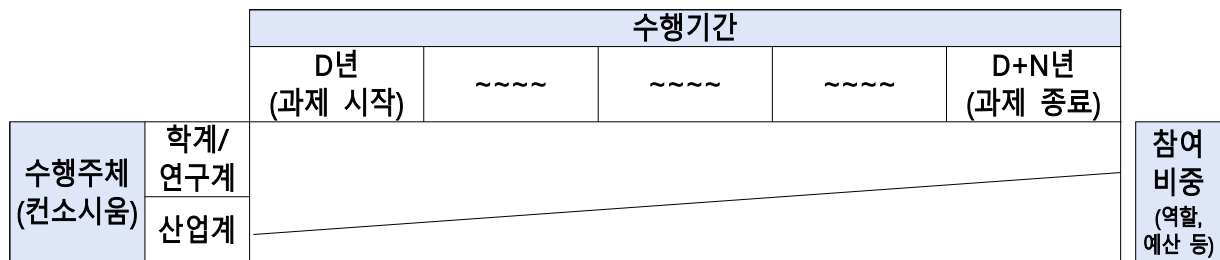
○ (수행주체별 역할 배분) TRL 7단계 이상(과제 종료시점) 과제는 상용화·기술이전 등 사업화 성과 창출을 위한 수행주체별 역할을 명확하게 제시할 것

- R&D 결과물이 기술사업화 및 시장에 확산될 수 있도록 산업체의 참여 비중(역할, 예산 등)을 제시할 것

- 주관연구개발기관으로 학계·연구계가 주도하는 경우, 산업계 공동참여 후 과제수행 후반기에 산업계가 40% 이상 Take over*하는 형태 또는 명확한 분사창업(Spin-off), 기술이전 등의 계획을 필히 제시할 것

* 해당 과제 종료연도에 산업계(공동연구개발기관)의 연구개발비를 '해당 과제 종료연도 총 연구개발비 × 40% 이상'으로 증액하여 편성

< 예시 : 과제가 종료되는 시점으로 갈수록 산업체 참여 비중 변화 >



○ (사업화 대상기간 편성) TRL 7단계 이상(과제 종료시점)의 과제는 상용화·기술이전 등 사업화를 위한 활동기간을 전체 연구개발기간 내 1/5의 기간을 의무적으로 편성할 것

* 예) 총 연구개발기간 57개월(26.4월~30.12월)인 경우, 연구개발 45개월 + 사업화활동 12개월

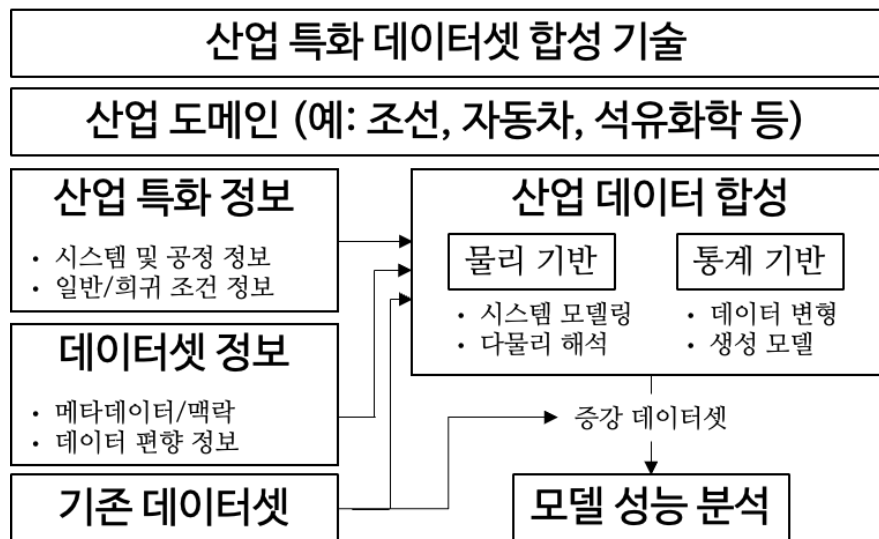
* 예) 총 연구개발기간 45개월(26.4월~29.12월)인 경우, 연구개발 36개월 + 사업화활동 9개월

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)	TRL (5)~(7)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(), 기술료비징수(), 사업화연계(√), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()	
구분		성명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM
담당 팀장		AI기술팀
		정혜동
		어지영

관리번호	2026-인공지능-6	(품목공모형) (통합형 세부)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(신뢰산업AI)-소분류(활용지원AI)-세분류(산업특화문제해결기술)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI-디지털융합()	
품목(문제)명	(세부3) 산업 도메인 특화 데이터셋 합성 기술 개발	

1. 품목(문제) 정의

- **(개념)** 양질의 데이터셋의 확보가 산업 AI의 성능의 선결 요소임에도 불구하고, 실제 산업 현장에서는 데이터 수집 시스템이 미비하거나, 취득 조건의 다양성이 떨어지는 등 다양한 이유로 데이터가 부족하거나 편향되어 있는 경우가 빈번하다. 그 예로 제품 품질의 희귀 결함이나, 사고 상황의 데이터가 정상 상황의 데이터 양에 비해 현저히 적은 것을 들 수 있다. 특히 산업 데이터는 대상이 된 도메인의 특성을 반영하는 맥락 및 절차를 반영하고 있기 때문에, 다른 산업 도메인은 물론 다른 시스템에서 생산된 데이터를 적용하기도 어렵다. 제한된 데이터셋을 이용하여 구축된 산업 AI는 필연적으로 예측성에 한계가 있을 뿐 아니라 일반성이 크게 부족하게 되어, 실제 산업현장에 도입된다 하더라도 목적을 달성하기 극히 곤란하며 이는 산업 현장에서 AI의 효과가 제한적인 이유로 흔히 지적된다. 그러나 실제 산업 현장에서 추가적인 데이터를 취득하는 것은 비용이 크게 발생하므로, 추가적인 산업 특화 데이터를 효율적이면서도 편향이 완화되는 방향으로 생성하는 것은 초거대 산업 AI 파운데이션 모델의 구현을 위해 필수적인 요소이다.



<개념도>

- **(목표)** 개별 산업군의 제조 공정과 시스템에 대한 도메인 지식, 그리고 데이터 분석을 바탕으로 데이터의 고유한 특징을 반영한 데이터를 효율적으로 합성할 수 있는 기술을 개발하고, 더 나아가 데이터 증강의 효과를 검증하는 것을 최종 목표로 한다. 본 기술은 선정된 산업군에 대한 산업 특화 정보(예: 공정 조건, 생산 시스템)와 데이터셋 정보(예: 데이터 타입, 메타데이터, 편향 정보)를 바탕으로 잠재 공간상에 편향되지 않으면서도 개별 산업에 특화된 데이터를 대량으로 생성하는 것을 핵심으로 한다. 생성 과정에 개입된 시스템과 그 공정 과정 정보가 고려된 고맥락, 멀티모달 산업 데이터를 생성할 수 있는 기술 개발이 필요하다. 예를 들어 조선 산업의 경우, 설계 정보와 작업 정보는 3D 모델링 데이터, CAD 도면, 텍스트

기반 사양서, 수치적 엔지니어링 데이터 등을 다양하게 포함하고 있기에 합성 데이터 또한 동일한 맥락을 유지하는 유사한 모달리티의 데이터를 생성할 수 있어야 한다. 데이터셋 분석, 공정 분석 등을 통해 데이터의 편향을 파악하고, 잠재공간 상에서 누락되었거나 충분히 표집되지 않은 데이터를 증강하기 위한 기술과 그 전략이 개발되어야 한다. 통계 기반 증강 기법만을 사용하는 경우, 이와 같이 확장된 잠재공간의 데이터를 생성하기 어려울 뿐 아니라 데이터셋의 맥락적 특성이 왜곡될 수 있기 때문에 디지털 시뮬레이션에 기반한 물리 기반 데이터 증강 기법이 고려되어야 한다. 합성된 데이터는 실제 산업 현장에서 취득된 데이터와의 통계적, 모달리티 일치성, 데이터셋 증강 효율성 등 다각도로 분석되어 그 실증성이 검토되어야 할 뿐 아니라, 증강된 데이터셋을 통해 구축된 초거대 산업 AI 모델의 예측 정확성, 일반성 능력 개선 또한 최종적으로 평가되어야 한다.

- * 울산의 대표 산업인 조선, 자동차, 석유화학 중 하나 이상의 산업을 선정하여 해당 도메인 특화 데이터 합성 기술개발 및 합성 데이터를 생성해야 한다.

AS-IS	TO-BE
·단일 센서 데이터 또는 단순 시계열 중심의 데이터가 대부분이며, 공정·설계·운용 정보를 동시에 반영하지 못함	·산업 도메인 특화 합성 데이터셋을 활용해 파운데이션 모델의 도메인 적응 학습을 수행하여, 예측성·일반성·신뢰성 강화
·범용 모델에 기반하여 산업 특화 지식 반영이 미흡하고 예측 신뢰도가 낮음.	·증강 전후 대비 파운데이션 모델의 사건 예측 정확도 30% 이상 향상.

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 데이터 부족과 편향이 AI 파운데이션 모델 구축 과정에서 문제가 되는 만큼, 데이터 합성을 위한 기술이 다수 제시되어 왔습니다. 주로 통계 기반 합성 기법이 광범위하게 활용되고 있으며, Scale AI, Datagen 등의 AI 선진국 소재 기업들은 자율주행로보틱스·금융데이터 등의 분야에서 합성 데이터를 증강하거나, 합성된 데이터셋을 판매하는 방식의 사업을 이미 영위하고 있다. 그러나 이와 같은 통계적 생성은 희귀·고위험 상황의 데이터 부족 문제를 근본적으로 해결하지는 못하고 있으며, 데이터의 물리적 정합성과 멀티모달 특성이 부족하여 산업 특화 데이터 생성 모델로 사용하기에는 한계가 있다. 최근 이에 대한 대안으로 물리 기반 합성 기법이 부상하고 있으며, NVIDIA, AI.Reverie 등의 기업이 디지털 트윈 기반의 가상 환경을 구축하고 이로부터 합성 데이터를 생성하는 기술을 제시하고 있다. 특히 유지보수, 안전관리가 중요한 제조 산업군(예:조선, 자동차, 석유화학 등)에서 PHM을 위한 데이터 합성 연구가 활발히 검토되고 있다. 다만, 아직까지는 센서 신호, 이미지 위주의 데이터 합성에 국한되어 있고 개별 산업에 특화된 데이터셋을 생성하는 합성은 산업 도메인 지식과 특화 데이터셋의 부재, 그리고 고충실 다물리 시뮬레이션의 계산 비용 등으로 인해 고맥락, 산업 특화 멀티모달 데이터(예:도면, 공정 정보, 센서, 영상, 지침) 생성까지는 이르지 못한 상황이다.
- **(필요성)** 데이터 합성 기술은 산업 특화 AI 파운데이션 모델 구축의 핵심 전제로, 산업별로 확보 가능한 데이터의 한계와 편향 문제를 극복하기 위한 필수 연구이다. 특히 산업 AI의 학습 신뢰도를 제고하기 위해서는 도메인 지식, 물리 법칙, 공정 절차 등이 반영된 고맥락 데이터 합성 기술이 필요하며, 따라서 산업 특화 데이터

합성 기술은 기존의 범용적, 통계 기반 데이터 생성 기술과는 차별화되는 개별 산업 특화 데이터셋 증강 기법을 개발해야 한다. 이를 위해서는 물리 기반 합성 기술 (CFD, FEM 등 고충실 다물리 시뮬레이션)과 통계 기반 생성모델 (GAN, Diffusion 등)을 결합한 하이브리드 접근과 더불어 도메인 지식들을 총체적으로 고려할 수 있는 산업 특화 데이터셋 합성법이 개발되어야 한다. 이를 통해 실제 산업의 시스템과 공정 특성과 다물리 상호작용을 반영한 고충실 데이터셋이 생성되고 검증될 수 있다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)** 미국 스탠포드의 HAI 연구소 2025년 보고서]에 따르면 기업의 64%가 "데이터 부족과 편향으로 인해 AI가 현실 상황에 일반화되지 못한다" 판단하고 있으며, 이를 근거로 AI 신뢰성 부족을 산업 AI 도입의 가장 큰 장애요인으로 지적한 바 있다. 아직 제조 산업군의 AI 도입이 초기 단계인 관계로 산업 특화 데이터셋에 대한 수요는 조사된 바 없으나, 최근 AI 선진국의 데이터 수요와 이를 주 산업으로 하는 데이터 생성·합성 기업들의 가파른 상승세를 감안할 때 개별 산업에 특화된 데이터셋과 이를 증강하기 위한 기술의 수요가 근시일 부상할 것으로 기대된다. 더불어, 본 기술은 고품질의 가상 데이터를 생성할 수 있는 플랫폼으로 쉽게 확장될 수 있어, 물리적 정합성과 맥락을 유지한 합성 데이터셋을 수요로 하는 학술 및 연구기관은 물론 산업 관리 및 규제기관에서 큰 관심을 가질 것으로 전망된다.
- **(기대효과)** 개발된 기술은 산업별 데이터 편향 완화와 고신뢰 AI 구축을 실현하여, 제조 공정의 품질 향상, 예지 정확도 제고, 안전사고 예방 등 산업 경쟁력 향상에 직접적으로 기여할 것으로 기대된다. 도메인 지식 기반의 물리-통계 융합 합성 기술을 통해 기존 통계 중심 합성 기술의 한계를 극복하고, 산업 데이터의 물리적 정합성과 맥락적 일관성을 확보함으로써, 산업용 파운데이션 모델 학습을 위한 데이터 생태계를 구축할 수 있다. 나아가 본 기술을 선점함으로써 국가 전략 산업군의 AI 자립 기반을 강화하고, 고품질 산업 AI 데이터셋 확보를 통해 AI 데이터 시장 선도 및 글로벌 기술 경쟁력 확보를 가져올 것으로 기대된다.

4. 지원기간/예산/추진체계

- 연구개발기간 : 5년 이내
- 정부지원연구개발비 : '26년 3.75억원 이내

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	375 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	500 백만원 이내
	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	500 백만원 이내
2단계	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	500 백만원 이내
	5년차	'30.1월~'30.12월	12개월	500 백만원 이내
합계		-	57개월	2,375 백만원 이내

- 주관기관 : 제한없음

* 데이터 제공 및 실증 도메인을 울산 내 기업으로 제한하며, 연구개발을 수행하는 컨소시엄 참여 기관에 대해서는 지역 제한 없음

5. 특기사항

- **(수행체계)** R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것
 - * 주관연구개발기관으로 학계·연구계 등 비영리기관이 과제를 수행하고자 하는 경우, 연구결과물이 시장에 성공적으로 확산되고 기술사업화 같은 성과를 극대화하기 위해 공동연구개발기관으로 산업계의 참여와 협력은 필수입니다. 기업의 시장 이해도와 사업화 경험이 연구 결과의 실질적인 가치를 높이는 데 크게 기여할 것입니다.
 - * 주관연구개발기관으로 산업계가 과제를 수행하고자 하는 경우, 기술축적과 기술사업화 과정에서 더 깊이 있는 학습 기회를 얻기 위해 공동연구개발기관으로 복수의 학계(2개 이상)의 참여와 협력은 필수입니다. 학계는 이론적 깊이와 장기적인 연구 역량을 제공하여 산업계의 기술 경쟁력 강화에 도움을 줄 것입니다.
 - ** 연간 정부지원 연구개발비 규모가 5억원 이하인 소액과제의 경우, 공동연구개발기관으로 복수(2개) 이상의 학계와 컨소시움을 구성하되, 컨소시움 구성이 어려운 경우 최소 1개 이상의 학계를 컨소시움에 포함
 - **(상용화·기술이전 계획 구체화)** R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것
 - (TRL 5단계 이상) R&D 결과물의 시장확산 및 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)을 위한 수요처 분석과 ①투자유치 계획, ②실제 수요기업(처)와 상용화 또는 기술이전 계획, 또는 ③spin-off 계획을 제시
 - * 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)계획 : 상용화·기술이전을 위한 구체적인 계획으로 사업화의 대상이 되는 연구결과와 이를 통해 구현되는 제품(또는 서비스)에 대한 설명, 기술이전 대상 또는 비즈니스모델, 과제 진행 경과에 따라 기술사업화를 위한 수행주체(산·학·연)별 역할 등 세부사항을 포함하여 작성
-
- ▶ 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획은 R&D 결과물을 시장으로 성공적으로 전환하기 위한 실질적인 계획을 포함해야 합니다. 이는 R&D 사업화 협력 전략과 실질적인 R&D 수요처를 고려한 구체적인 실행 방안을 제시하는 것을 의미합니다.
 - ▶ 수요처 분석은 개발될 기술이나 제품을 가장 필요로 하는 실제 수요처가 어디인지 명확하게 분석하여 제시하여야 합니다.
-
- **(수행주체별 역할 배분) TRL 7단계 이상(과제 종료시점) 과제**는 상용화·기술이전 등 사업화 성과 창출을 위한 수행주체별 역할을 명확하게 제시할 것
 - R&D 결과물이 기술사업화 및 시장에 확산될 수 있도록 산업체의 참여 비중(역할, 예산 등)을 제시할 것
 - 주관연구개발기관으로 학계·연구계가 주도하는 경우, 산업계 공동참여 후 과제수행 후반기에 산업계가 40% 이상 Take over*하는 형태 또는 명확한 분사창업(Spin-off), 기술이전 등의 계획을 필히 제시할 것
 - * 해당 과제 종료연도에 산업계(공동연구개발기관)의 연구개발비를 '해당 과제 종료연도 총 연구개발비 × 40% 이상'으로 증액하여 편성

< 예시 : 과제가 종료되는 시점으로 갈수록 산업체 참여 비중 변화 >

		수행기간				
		D년 (과제 시작)	~~~~	~~~~	~~~~	
수행주체 (컨소시움)	학계/ 연구계					참여 비중 (역할, 예산 등)
	산업계					

- **(사업화 대상기간 편성) TRL 7단계 이상(과제 종료시점)의 과제는 상용화.기술이전 등 사업화를 위한 활동기간을 전체 연구개발기간 내 1/5의 기간을 의무적으로 편성할 것**

* 예) 총 연구개발기간 57개월(26.4월~30.12월)인 경우, 연구개발 45개월 + 사업화활동 12개월

* 예) 총 연구개발기간 45개월(26.4월~29.12월)인 경우, 연구개발 36개월 + 사업화활동 9개월

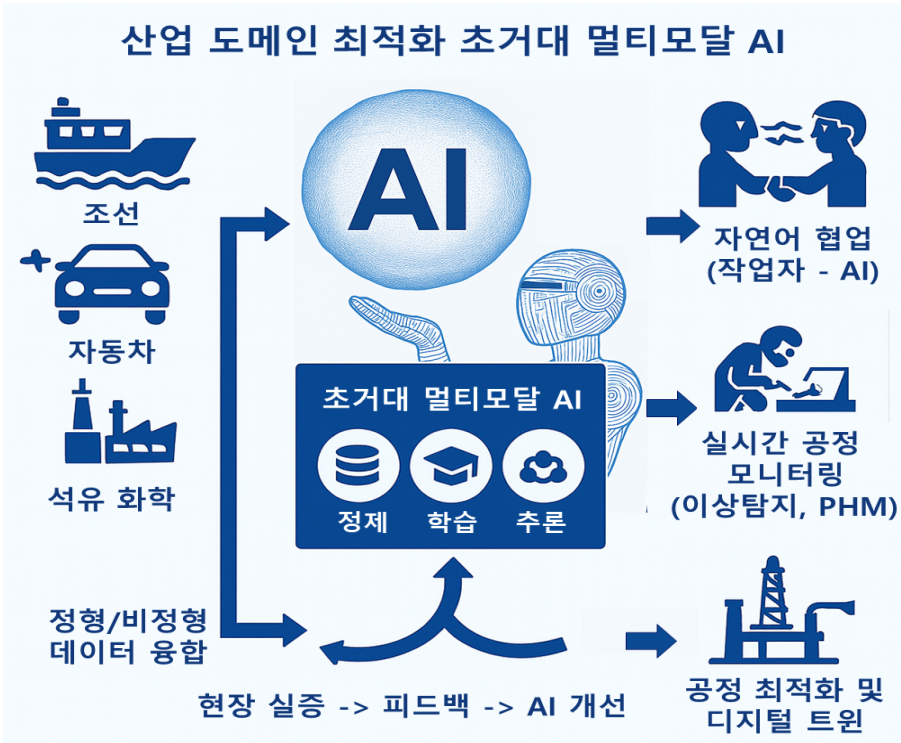
연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)	TRL (5)~(7)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(), 기술료비징수(), 사업화연계(√), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()	
구분		기술분야명/팀명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM
담당 팀장		AI기술팀
		성명
		정혜동
		어지영

관리번호	2026-인공지능-7	(품목공모형) (통합형 세부)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(신뢰·산업AI)-소분류(활용·지원AI)-세분류(산업특화문제해결기술)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합()	
품목(문제)명	(세부4) 멀티모달 초거대 AI 기반 제조·예지보전 및 공정 최적화 기술 개발	

1. 품목(문제) 정의

○ **(개념)** 제조 산업은 초대형 설비를 기반으로 정밀하고 연속적인 공정 특징을 가지기 때문에, 안전성·효율성·품질 확보가 핵심 과제로 대두되고 있다. 생산 과정에서 발생하는 데이터는 매우 방대하며, 정형 데이터뿐 아니라 비정형 데이터가 복합적으로 존재한다. 예를 들어 조선소에서는 용접 영상과 작업자 동작 데이터가, 자동차 산업에서는 CAD 설계 도면과 진동·소음 데이터가, 석유화학 산업에서는 다양한 작업 지시서·시뮬레이션 해석 결과·대규모 센서 및 로그 데이터가 함께 생성되어 복잡한 멀티모달 환경을 구성한다. 하지만 현재의 AI 기술은 여전히 단일 작업이나 단일 데이터 유형을 처리하는 유니모달 수준에 머물러 있다. 범용 대규모 언어모델(LLM)을 단순 파인튜닝하는 방식은 산업 도메인에 특화된 지식을 충분히 반영하지 못한다. 또한 실시간 제어와 보안·안전 요건을 충족하지 못하고, 폐쇄망 환경에서는 적용이 제한되는 근본적인 한계를 가지고 있다. 이에 따라 단순히 데이터를 수집·저장하는 수준을 넘어, 각 산업 도메인에 특화된 Physical AI, PHM, 공정 최적화 기술을 융합한 응용 기술의 필요성이 급격히 높아지고 있다. 즉, 설비와 공정의 상태를 실시간으로 이해·예측하고, 자동 최적화와 개선(데이터 → Physical AI → PHM → 최적화 → 재학습 순환)이 가능한 지능형 제조·운영 시스템 기술이 필요하다.

* PHM(Prognostics and Health Management)은 설비나 장비의 상태를 실시간으로 추적하고, 고장을 미리 예측하여 예방 조치를 취하는 기술을 의미한다.



<개념도>

- **(목표)** 멀티모달 초거대 파운데이션 모델을 기반으로 조선·자동차·석유화학 산업 현장에서 생성되는 정형·비정형 이질적 데이터를 통합 분석하고, Physical AI·예지보전(PHM)·디지털 트윈·공정 최적화 기술을 통합하여 구현하는 것을 목표로 한다. 이를 통해 작업자와 설비가 자연어로 상호 소통하며, 실시간 모니터링-예측-개선-재학습 과정이 순환될 수 있는 지능형 제조 체계를 구축한다. 이러한 연구를 통해 멀티 센서 기반의 실시간 상태 진단, 디지털 트윈 기반의 작업 효율화, 예지보전 기능을 확보하고, 산업 현장에 특화된 지능형 제조 응용 기술을 고도화하는 것을 궁극적인 목표로 한다. 신뢰성 확보 및 경량화되어 있는 산업 도메인 특화 멀티모달 파운데이션 모델을 도메인 Tasks에 맞춤화해 활용하는 기술 10건 및 작업 지시/행동 인식이 가능한 시각·언어·행동 (VLA) 추가 통합 초거대 모델을 도메인 Tasks에 맞춤화해 활용하는 기술 10건 이상을 개발해야 하며 범용 모델 대비 성능 25% 이상 향상되어야 한다.

* 울산 제조업의 경쟁력 강화를 위해 지역 산업(조선, 자동차, 석유화학) 중 하나 이상의 특성을 반영한 특화 파운데이션 모델이어야 한다.

* **(예시: 조선소)** 용접 영상·센서 로그·작업 지시서 → 멀티모달 LLM 기반 다중 데이터 통합 해석 → 고장 징후 설명 및 대응 방안 제시 → 디지털 트윈 기반 대응 방안 도출 → 작업자에게 자연어로 안내

(예시: 자동차 조립 공정) CAD·동작 데이터 등을 AI가 통합 분석 → 불량 원인 추론 및 재작업 시나리오 추천 → 작업자·로봇 간 자연어 기반 협업 지원 → 공정 최적화 및 생산성 향상

(예시: 석유화학) 진동·열·압력 센서 데이터와 작업 현장 영상 등을 LLM 기반 PHM 모델 연계 → 설비 이상 조기 감지·잔여 수명 (RUL) 예측 → 디지털 트윈 환경에서 최적 운전 전략 시뮬레이션 → 사전 유지보수 및 에너지 효율화 달성

구분	AS-IS	TO-BE
설비 관리	센서 경고나 고장 발생 후 수리으로 불시 고장, 생산 중단, 비용 증가	예지보전(Preventive Maintenance)으로 비가동 시간 최소화, 유지보수 효율 향상
품질 관리	샘플 검사, 육안 검사, 통계적 품질 관리 중심으로 결함 원인 추적 어려움	불량률 감소 및 품질 일관성 확보
공정 운영	사람이 경험적으로 설정한 기준에 따라 운영하여 환경 변화나 설비 노후화에 대한 적응력 부족	에너지 효율 및 생산성 향상, 비용 절감
데이터 활용	설비·센서·영상 등 데이터가 분산, 통합 분석 어려움	데이터 기반 의사결정 가능, 현장-본사 간 정보 일원화

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 실제 산업 현장에서 데이터 통합·표준화, 멀티모달 분석 적용, 설비-작업자 상호작용 AI 등 복합 요소가 결합된 플랫폼 구축은 아직 초기 단계이다. 한국기계연구원은 최근 LLM을 탑재한 로봇이 자연어 명령을 이해하고 실제 작업을 수행하는 '롱 프라이어즈 테스크' 기술을 시범 도입하여 향후 단일 로봇이 다양한 업무를 처리할 수 있는 범용화 기술 개발하고 있다. 성균관대학교 AI-PHM 연구실이 스마트 제조 설비(예: 다관절 로봇, 금속 3D프린터, 압출형성장비)를 대상으로 AI 기반 건전성관리 및 예지보전 방법론을 개발하여 현장 조건에서 검증 중이다. 그러나

대부분의 기술들은 부분적·파일럿 수준에 머물고 있으며, 대규모 멀티모달 데이터 융합, 공정 전 주기에 걸친 PHM 체계, 실시간 최적화 기능으로의 확대는 여전히 미흡하다.

- * **(조선)** 글로벌 선두 기업들이 친환경 연료 추진선, 스마트 조선소를 추진하면서 AI와 디지털 트윈을 공정 혁신에 적용하고 있다. HD 현대삼호에서는 Physical AI 기반 로봇을 도입하여 용접 작업에 투입하여 하루 기준 인력의 2배 이상의 작업량을 보여주고 있다. HD 한국조선해양은 AI 기반 용접 자동화, 예측 정비, 선박 에너지 관리 솔루션을 선보이고 있다. 또한, 자연어 기반 조선소 안전 관리용 AI 영상 감시 시스템을 시범 적용 중이다.
- * **(자동차)** 현대 자동차는 엔비디아 플랫폼을 활용하여 첨단 제조 공정을 확보하고 Physical AI 기반 로봇틱스 발전을 꾀하고 있다. 또한, 공정 최적화를 위한 디지털 트윈 기반 첨단 제조 기술을 연구 중이다. BMW에서는 Chat-GPT를 탑재한 휴머노이드 로봇 '피겨-01'을 도입하여 새로운 작업 학습 및 작업자와 일부 소통을 통해 상황 변화에 대응하고 있다. Siemens는 NVIDIA Omniverse와 협업하여 물리 기반 시뮬레이션과 실시간 3D 시각화를 통합한 산업용 메타버스·디지털 트윈 플랫폼을 구축 중이다.
- * **(석유화학)** 연속 공정 산업 특성상 안전성·에너지 효율 최적화가 핵심이다. 스마트 플랜트 2.0을 목표로 IoT 센서, PHM 솔루션, 디지털 트윈을 도입하여 설비 고장 예측·공정 최적화를 추진 중이다. 상용 PHM 솔루션은 일부 회전 기계에 적용되고 있으나, 연속 공정/플랜트 전반으로 확장된 사례는 부족하다. 또한, 탄소중립 대응과 ESG 규제 준수를 위해 효율성 확보를 위한 AI 기반 공정 최적화와 예측 제어 수요가 커지고 있다. 하지만 대규모 데이터를 활용한 품질·보안·표준화의 부족이 한계로 존재하고 있다.
- **(필요성)** 산업 현장에서 발생하는 데이터는 정형·비정형 데이터가 혼재되어 있으며, 이러한 멀티모달 데이터가 산업별, 공정별로 분절 관리되어 통합 활용에 어려움이 있다. 뿐만 아니라 현행 AI 기술은 단일 데이터 유형에 대해 부분적·파일럿 적용 수준에 그치고 있다. 용접 자동화·디지털 트윈 기반 시뮬레이션·PHM 솔루션 등이 개별 단계별로 도입되었으나, 산업 전주기에 걸친 통합 적용 사례는 부재한 상황이다. 또한, 범용 LLM에 단순 파인튜닝을 적용하는 방식은 개별 산업군 데이터 특유의 비정형·실시간·고신뢰 요구를 충족하기 어렵다. 인터넷 기반 데이터로 학습된 범용 모델은 CAD, 센서 로그, 시뮬레이션 결과 등 산업 도메인 지식이 부족하며, 실시간 제어·안전성·보안 요건을 만족시키지 못해 현장 적용에 한계가 있다. 조선·자동차·석유화학 각 산업 분야에 최적화된 초거대 멀티모달 기반 AI 기술의 확보를 통해 작업자와 현장 장비 및 설비 간 사람의 언어로 실시간 피드백, 예측, 개선이 가능한 통합 시스템에 대한 필요성이 대두되고 있다. 이를 통해 반복·고위험 작업의 자동화, 인력 운영 효율화, 정밀 품질 전수 검사 및 이상 징후 예측 자동화 기술을 통한 효율성, 안전, 국제 경쟁력 확보가 필수적이다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)** 2024년 대한상공회의소가 산업연구원과 공동으로 최근 국내기업 500 개사 IT·전략기획 담당자를 대상으로 실시한 ‘국내기업 AI 기술 활용 실태 조사’에 따르면 기업의 생산성 제고, 비용 절감 등 성과 향상을 위해 AI 기술이 필요하다고 답한 기업은 전체의 78.4%를 차지하고 있다. 하지만 실제 AI 기술 활용 여부’에 대해서는 ‘그렇다’라고 답한 기업이 30.6%를 차지했지만, ‘아니다’라고 답한 기업은 69.4%에 달한다. 업종별로 보면, 제조업의 활용률은 23.8%로 서비스업 분야 활용률(53%)의 절반에도 못 미치고 있다.
- * (조선) 복잡한 블록 조립, 야드 물류 관리와 같은 반복·고위험 작업을 AI 기반으로 자동화하여 생산성과 안전을 확보하고자 한다.
(자동차) 유연 생산 설비 인력 운영 효율화나 석유화학 분야의 플랜트 안전 관리 강화 및 전기차(EV)·소프트웨어 중심 차량(SDV)으로의 전환 등 급변하는 시장에 대응하기 위해서는 생산 전반의 지능화가 필수적으로 요구된다.
(석유화학) 고부가가치 공정으로 전환 및 온실가스 배출 저감, 공정 최적화를 통한 효율성 확보를 위해 AI 기반 자율제조 플랫폼을 구축하고자 한다.
- **(기대효과)** 센서 데이터·영상·CAD 도면·시뮬레이션 결과 등 정형·비정형 데이터를 멀티모달 LLM 모델 하에서 작업자가 신속하게 접근 및 대응할 수 있게 하여 효율을 증대하며 안전성을 강화한다. 디지털트윈 기술과 연계 시, 설비·공정의 가상 모니터링을 통해 최적의 운전 조건 도출 및 운영 전략 수립하여 효율 증대 및 비용, 탄소 저감 달성을 기대한다. 또한, 안전사고 예방 및 산업재해 감소를 통한 사회적 비용을 절감하고 공정 효율화 및 안전사고 감소로 연간 수천억 원 규모의 경제적 손실을 방지하는 효과를 기대한다.

4. 지원기간/예산/추진체계

- 연구개발기간 : 5년
- 정부지원연구개발비 : '26년 10.5억원 이내

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	1,050 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	1,400 백만원 이내
	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	1,400 백만원 이내
2단계	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	1,400 백만원 이내
	5년차	'30.1월~'30.12월	12개월	1,400 백만원 이내
합계		-	57개월	6,650 백만원 이내

- 주관기관 : 제한 없음
- * 데이터 제공 및 실증 도메인을 울산 내 기업으로 제한하며, 연구개발을 수행하는 컨소시엄 참여 기관에 대해서는 지역 제한 없음

5. 특기사항

- **(수행체계)** R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것
 - * 주관연구개발기관으로 학계·연구계 등 비영리기관이 과제를 수행하고자 하는 경우, 연구결과물이 시장에 성공적으로 확산되고 기술사업화 같은 성과를 극대화하기 위해 공동연구개발기관으로 산업계의 참여와 협력은 필수입니다. 기업의 시장 이해도와 사업화 경험이 연구 결과의 실질적인 가치를 높이는 데 크게 기여할 것입니다.
 - * 주관연구개발기관으로 산업계가 과제를 수행하고자 하는 경우, 기술축적과 기술사업화 과정에서 더 깊이 있는 학습 기회를 얻기 위해 공동연구개발기관으로 복수의 학계(2개 이상)의 참여와 협력은 필수입니다. 학계는 이론적 깊이와 장기적인 연구 역량을 제공하여 산업계의 기술 경쟁력 강화에 도움을 줄 것입니다.
 - ** 연간 정부지원 연구개발비 규모가 5억원 이하인 소액과제의 경우, 공동연구개발기관으로 복수(2개) 이상의 학계와 컨소시엄을 구성하되, 컨소시엄 구성이 어려운 경우 최소 1개 이상의 학계를 컨소시엄에 포함
 - **(상용화·기술이전 계획 구체화)** R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것
 - (TRL 5단계 이상) R&D 결과물의 시장확산 및 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)을 위한 수요처 분석과 ①투자유치 계획, ②실제 수요기업(처)와 상용화 또는 기술이전 계획, 또는 ③spin-off 계획을 제시
 - * 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)계획 : 상용화·기술이전을 위한 구체적인 계획으로 사업화의 대상이 되는 연구결과와 이를 통해 구현되는 제품(또는 서비스)에 대한 설명, 기술이전 대상 또는 비즈니스모델, 과제 진행 경과에 따라 기술사업화를 위한 수행주체(산·학·연)별 역할 등 세부사항을 포함하여 작성
-
- ▶ 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획은 R&D 결과물을 시장으로 성공적으로 전환하기 위한 실질적인 계획을 포함해야 합니다. 이는 R&D 사업화 협력 전략과 실질적인 R&D 수요처를 고려한 구체적인 실행 방안을 제시하는 것을 의미합니다.
 - ▶ 수요처 분석은 개발될 기술이나 제품을 가장 필요로 하는 실제 수요처가 어디인지 명확하게 분석하여 제시하여야 합니다.
-
- **(수행주체별 역할 배분)** TRL 7단계 이상(과제 종료시점) 과제는 상용화·기술이전 등 사업화 성과 창출을 위한 수행주체별 역할을 명확하게 제시할 것
 - R&D 결과물이 기술사업화 및 시장에 확산될 수 있도록 산업체의 참여 비중(역할, 예산 등)을 제시할 것
 - 주관연구개발기관으로 학계·연구계가 주도하는 경우, 산업계 공동참여 후 과제수행 후반기에 산업계가 40% 이상 Take over*하는 형태 또는 명확한 분사창업(Spin-off), 기술이전 등의 계획을 필히 제시할 것
 - * 해당 과제 종료연도에 산업계(공동연구개발기관)의 연구개발비를 '해당 과제 종료연도 총 연구개발비 × 40% 이상'으로 증액하여 편성

< 예시 : 과제가 종료되는 시점으로 갈수록 산업체 참여 비중 변화 >

		수행기간				참여 비중 (역할, 예산 등)
		D년 (과제 시작)	~~~~	~~~~	~~~~	
수행주체 (컨소시움)	학계/ 연구계					
	산업계					

- (사업화 대상기간 편성) TRL 7단계 이상(과제 종료시점)의 과제는 상용화.기술이전 등 사업화를 위한 활동기간을 전체 연구개발기간 내 1/5의 기간을 의무적으로 편성할 것

* 예) 총 연구개발기간 57개월(26.4월~30.12월)인 경우, 연구개발 45개월 + 사업화활동 12개월

* 예) 총 연구개발기간 45개월(26.4월~29.12월)인 경우, 연구개발 36개월 + 사업화활동 9개월

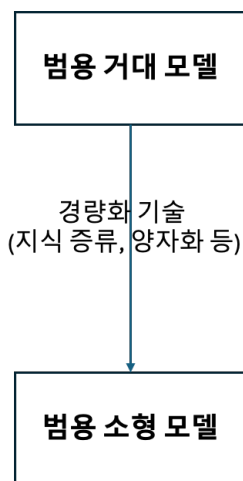
연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)		TRL (5)~(7)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(), 기술료비징수(), 사업화연계(√), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()		
구분		기술분야명/팀명	성명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM	정혜동
담당 팀장		AI기술팀	어지영

관리번호	2026-인공지능-8	(품목공모형) (통합형 세부)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(신뢰·산업AI)-소분류(활용·지원AI)-세분류(산업특화문제해결기술)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합()	
품목(문제)명	(세부5) 산업 도메인 특화 온디바이스 AI 기술 개발	

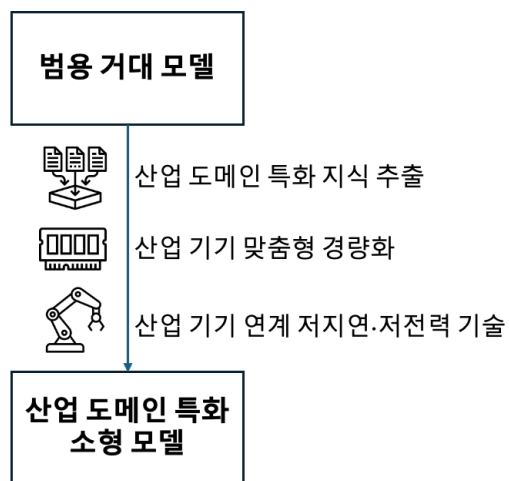
1. 품목(문제) 정의

- **(개념)** 제조 산업은 고온·고압·진동·소음 등 복잡한 공정 환경 속에서 다양한 형태의 센서 데이터를 다루고 있다. 그러나 기존의 클라우드 기반 인공지능은 지연, 자원 제약, 환경 적응력 부족 등으로 인해 산업 현장에서 실시간으로 활용하기 어렵다. 이에 대응하여 온디바이스 AI 기술이 최근 많이 발전하고 있으나 스마트폰·웨어러블 등 소비자 기기 중심이며, 범용 성능 유지와 고정적 경량화, 정적 FLOPS 감축에 초점을 맞추어왔다. 반면 산업 데이터, 다양한 자원과 환경을 가지고 있는 산업 기기에 적용 시 성능 감소가 불가피하다. 이러한 한계를 극복하기 위해 산업 데이터를 통해 도메인 지식을 학습하고, 산업 장비의 제약 조건에 최적화된 산업 도메인 특화 온디바이스 AI 기술을 개발할 필요가 있다. 특히 산업별 멀티모달 데이터와 사용되는 기기 특성을 활용하여, 산업 지식 추출, 자원 기반 가변적 경량화, 산업 기기 연계형 동적 저지연·저전력 기술을 확보가 필요하다. 이를 통해 클라우드 의존 없이 산업용 단말(로봇 제어기, 검사 장비, 저전력 설비 등)에서 동작 가능한 현장 적응형 온디바이스 AI 기술을 확보하고, 제조 AI 산업의 기술 자립과 확산 기반을 마련해야 한다.

기존 온디바이스 AI 기술



산업 특화 온디바이스 AI 기술



<개념도>

- **(목표)** 제조 산업 현장에서 발생하는 다양한 도메인 문제를 온디바이스 수준에서 실시간으로 처리할 수 있는 경량·고적응형 인공지능 핵심 기술을 개발하는 것을 목표로 한다. 산업 데이터·산업 장비·산업 환경을 구체적으로 고려하여, 산업 도메인 특화 지식 추출, 기기 자원 기반 경량화, 산업 기기 연계형 동적 저지연·저전력 기술을 결합하여 산업에 특화된 온디바이스 AI 기술을 개발해야 한다.

* 울산 제조업의 경쟁력 강화를 위해 지역 산업(조선, 자동차, 석유화학) 중 하나 이상의 특성을 반영한 기술을 개발해야 한다.

* 산업 도메인 특화 지식 추출 기술 : 기존의 지식 증류는 원래 모델의 성능을 최대한 유지하는 데 중점을 두었기 때문에, 특정 도메인에 치우친 지식을

충분히 내재화하지 못했다. 본 과제에서는 산업별 멀티모달 데이터에서도메인 중심의 핵심 지식을 선택적으로 추출하고 재구성하는 산업 지식 추출 기술을 개발하여 성능 향상을 목표로 한다. 예를 들어, 조선 산업의 열화상 용접 불량 패턴이나 석유화학 설비의 진동 이상 신호 등은 범용 종류 방식으로는 보존이 어렵기 때문에, 산업 도메인의 핵심 지식만을 분리·압축하여 소형 모델이 현장 적합성을 유지하도록 한다.

- * 산업 기기 맞춤형 경량화 기술 : 기존 연구는 파라미터 수(예: 7B→1B)를 목표로 한 고정적 경량화에 집중하여, 다양한 산업 장비의 연산 능력·메모리·전력 구성을 충분히 반영하지 못했다. 본 과제에서는 각 산업 장비의 자원 구성요소를 입력으로 받아, 가변적 최적화가 가능한 경량화 프레임워크를 개발한다. 예를 들어, 자동차 생산 라인의 영상 검사 장비는 메모리 효율 중심으로, 로봇 제어나 MCU 기반 설비는 초저전력 중심으로 최적화되어야 하며, 이러한 차이를 자동으로 반영하는 경량화 기술을 확보한다.
- * 산업 기기 연계 저지연·저전력 기술 : 기존 FLOPS 감축 기반의 최적화는 정적으로 설계되어 있어, 실제 산업 현장의 동적 요구조건 (밀리초 단위 응답, 전력 스파이크 억제 등)에 대응하기 어렵다. 본 과제에서는 산업 데이터뿐 아니라 기기의 동작 주기·입력 이벤트·전력 사용 패턴을 함께 고려하여, 동적으로 연산량과 전력 소모를 조정하는 저지연·저전력 기술을 개발한다. 예를 들어, 석유화학 플랜트의 가스 누출 탐지 제어기는 입력 데이터 주기에 따라 연산량을 조정하고, 전력 변동에 맞춰 연산 스케줄을 자동 조절할 수 있어야 한다.

AS-IS	TO-BE
·기존 경량화 기술은 고정 파라미터 수 기반의 범용 경량화 기술로 다양한 산업 기기로의 확장성 부족	·작업자 동작 인식, 위험 구역 접근 감지 등 즉시 경고, 조치 및 장비 제어 가능(예: 진동 이상 시 자동 속도 조절)
·기존 FLOPS감축 기반의 온디바이스 최적화는 정적 방식으로, 산업 현장 기기의 다양한 동적 요구조건에 대응이 어려움	·PHM 기능이 온디바이스로 작동 → 고장 전 단계에서 자동 조치 가능
·기존 범용 온디바이스 AI 기술은 사용자 기기(스마트폰, 웨어러블 등) 중심으로, 산업 도메인 특화 통합 온디바이스 AI 기술 미비	·산업 도메인에 최적화된 온디바이스 AI 기술을 고도화하고, 다양한 산업 환경에서 확장 가능한 기술 체계와 제조 AI 산업 생태계의 기술적 토대를 구축

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 현재 온디바이스 인공지능 기술은 주로 스마트폰, IoT 기기, 웨어러블 등 소비자 제품 중심으로 발전해 왔다. 이미지 분류, 음성 인식, 키워드 감지 등의 단일 목적 경량 모델이 상용화되었으며, MobileNet 등과 같은 모델과 지식증류, 양자화, 구조 탐색 같은 기술이 대표적이다. 그러나 이러한 기술들은 대체로 “범용 성능 유지”에 초점을 둔 정적 구조이기 때문에, 복잡하고 이질적인 산업 데이터와 장비 환경을 충분히 반영하지 못한다.

- 지식 추출 측면에서는 기존 지식 증류가 범용 성능을 유지하려는 목적에 치우쳐 있어, 산업 도메인별로 중요한 지식 요소를 선택적으로 추출하거나 재구성하는 능력이 부족하다. 그 결과 조선의 용접 불량, 자동차 장비 이상, 석유화학 설비 누출 탐지 등 도메인 특화 패턴을 보존하기 어렵다.

- 경량화 측면에서는 기존 연구가 파라미터 수 (예: 7B→1B) 축소를 고정 목표로 하는 정적 접근에 머물러, 실제 산업 장비의 연산 능력, 메모리 구성, 전력 제약을 반영하지 못했다. CPU, GPU, FPGA, MCU 등 다양한 하드웨어 환경에 맞춤형 경량화 기법이 부재하다.
- 저지연·저전력 측면에서도 기존 FLOPS (초당 부동소수점 연산) 감축 중심 최적화는 정적 구조를 가지며, 실제 산업 환경의 동적 요구조건 (밀리초 응답, 전력 스파이크, 대규모 스트리밍 처리 등)에 대응하지 못한다.

이러한 기술적 간극은 현 온디바이스 AI가 산업 현장에서 사용되기 어려움을 시사하고, 단순히 동작하는 수준을 넘어, 운영 신뢰성과 자율 제어를 확보하는 단계로 발전하는 데 주요 장애요인으로 작용하고 있다.

- **(필요성)** 제조 산업은 국가 경제를 지탱하는 핵심 기반 산업이지만, AI 기술의 현장 적용은 여전히 제한적이다. 고장 예지, 이상 탐지, 품질 관리, 작업자 안전 모니터링 등 고도화된 AI 기반 기능이 시급히 요구되고 있으나, 클라우드 기반 시스템만으로는 안정적인 성능을 보장하기 어렵다. 특히, 산업 현장은 센서 교체·설비 노후화·작업 환경 변화가 빈번하며, 정적 모델로는 이러한 변화를 반영하기 어렵다. 또한 개인정보 및 산업기밀 문제로 인해 데이터를 외부로 전송하기 어렵고, 현장 내부에서 데이터를 직접 처리하고 학습할 수 있는 온디바이스 AI 기술의 필요성이 점점 커지고 있다. 예를 들어,
 - 조선 산업에서는 용접·도장과 같은 폐쇄 공간 작업 시 무선망 불안정으로 인한 지연이 허용되지 않아, 위험 감지와 품질 제어를 단말 수준에서 즉시 수행해야 한다. 또한 고소 작업자의 안전 모니터링의 경우, 네트워크가 끊긴 상황에서도 추락 위험을 실시간 감지해야 한다.
 - 자동차 산업에서는 초고해상도 영상 기반 검사 데이터를 클라우드로 전송하기 어려워, 생산라인 장비 단에서 온디바이스 추론을 수행해야 한다. 지게차와 보행자 간 충돌 방지 시스템 또한 밀리초 단위 응답이 필요하기 때문에, 차량 단말 내에 탑재된 모델이 즉시 판단을 내려야 한다.
 - 석유화학 산업에서는 가스 누출이나 폭발 위험을 조기 감지하기 위해, 가스 센서와 카메라 데이터를 통합한 온디바이스 모델이 필요하다. 또한 SCADA(Supervisory Control and Data Acquisition, 감시 제어 및 데이터 수집) 시스템과 연동된 제어기에서는 압력·온도 급상승을 실시간 예측 및 차단해야 하며, CCTV 기반 안전 규정 위반 탐지 역시 클라우드 의존 없이 현장 서버에서 즉시 처리되어야 한다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)** 제조 산업 현장에서는 AI 기술의 현장 내재화 요구가 점차 높아지고 있다. 특히, 조선·자동차·석유화학 산업은 공정 자동화와 설비 운영 효율이 산업 경쟁력을 좌우하기 때문에, 온디바이스 기반 AI 기술 협력 수요가 크다. 주요 기업들은 산업용 로봇, 자동화 설비 제어기, 상태 모니터링 센서, 영상 검사 장비, 음향 기반 이상탐지 모듈 등을 제조 현장에서 활용한다. 이들 장비는 많은 경우 네트워크 단절 혹은 제한된 연결 환경에서 운영되기 때문에 클라우드 의존 없는 현장 AI 예측, 추론이 필요하다. 본 과제는 이러한 산업 현장의 제조사, 유지보수 기업, 장비 공급사 등과 협력하여, 현장 적용 가능성을 높이고 산업 수요에 적합한 온디바이스 AI 기술 방향을 함께 모색할 수 있다. 또한, 지역 내 대학·연구기관과도 연계하여 데이터·기술 교류 및 협력 연구를 추진함으로써, 기술 개발의 산업 적합성을 지속적으로 개선할 수 있다.

- **(기대효과)** 제조 산업 현장에서 요구되는 다양한 AI 기반 기능을 클라우드에 의존하지 않고 자체적으로 수행할 수 있게 함으로써, 고신뢰성과 효율성을 동시에 갖춘 생산 시스템 구현에 기여할 수 있다. 산업용 소형 디바이스에서도 초거대 모델 수준의 도메인 적합성과 정밀한 추론 성능을 확보할 수 있어, 산업 전반에 걸쳐 AI 기술의 보급과 확산을 촉진할 것으로 기대된다. 본 과제를 통해 축적된 기술은 울산 제조 산업(조선, 자동차, 석유화학 산업)을 비롯한 다양한 제조 분야에도 적용이 기대되며, 향후 철강, 반도체 등의 산업으로도 확장될 수 있다. 이를 통해 국산 산업용 온디바이스 AI 기술과 글로벌 수출 경쟁력 확보에도 중요한 원천기술로 작용할 것으로 기대된다.

4. 지원기간/예산/추진체계

- 연구개발기간 : 5년 이내
- 정부지원연구개발비 : '26년 6억원 이내

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	600 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	800 백만원 이내
	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	800 백만원 이내
2단계	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	800 백만원 이내
	5년차	'30.1월~'30.12월	12개월	800 백만원 이내
합계		-	57개월	3,800 백만원 이내

- 주관기관 : 제한없음
- * 데이터 제공 및 실증 도메인을 울산 내 기업으로 제한하며, 연구개발을 수행하는 컨소시엄 참여 기관에 대해서는 지역 제한 없음

5. 특기사항

- **(수행체계)** R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것
 - * 주관연구개발기관으로 학계·연구계 등 비영리기관이 과제를 수행하고자 하는 경우, 연구결과물이 시장에 성공적으로 확산되고 기술사업화 같은 성과를 극대화하기 위해 공동연구개발기관으로 산업계의 참여와 협력은 필수입니다. 기업의 시장 이해도와 사업화 경험이 연구 결과의 실질적인 가치를 높이는 데 크게 기여할 것입니다.
 - * 주관연구개발기관으로 산업계가 과제를 수행하고자 하는 경우, 기술축적과 기술사업화 과정에서 더 깊이 있는 학습 기회를 얻기 위해 공동연구개발기관으로 복수의 학계(2개 이상)의 참여와 협력은 필수입니다. 학계는 이론적 깊이와 장기적인 연구 역량을 제공하여 산업계의 기술 경쟁력 강화에 도움을 줄 것입니다.
 - ** 연간 정부지원 연구개발비 규모가 5억원 이하인 소액과제의 경우, 공동연구개발기관으로 복수(2개) 이상의 학계와 컨소시엄을 구성하되, 컨소시엄 구성이 어려운 경우 최소 1개 이상의 학계를 컨소시엄에 포함
- **(상용화·기술이전 계획 구체화)** R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것
 - (TRL 5단계 이상) R&D 결과물의 시장확산 및 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)을 위한 수요처 분석과 ①투자유치 계획, ②실제 수요기업(처)와 상용화 또는 기술이전 계획, 또는 ③spin-off 계획을 제시

* 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)계획 : 상용화·기술이전을 위한 구체적인 계획으로 사업화의 대상이 되는 연구결과와 이를 통해 구현되는 제품(또는 서비스)에 대한 설명, 기술 이전 대상 또는 비즈니스모델, 과제 진행 경과에 따라 기술사업화를 위한 수행주체(산·학·연)별 역할 등 세부사항을 포함하여 작성

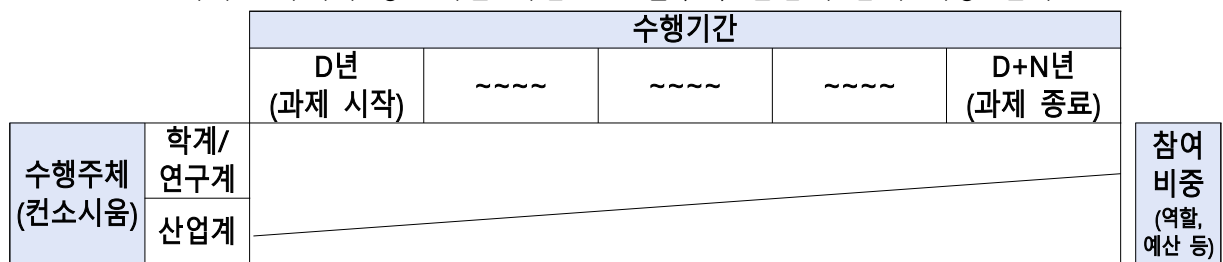
- ▶ 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획은 R&D 결과물을 시장으로 성공적으로 전환하기 위한 실질적인 계획을 포함해야 합니다. 이는 R&D 사업화 협력 전략과 실질적인 R&D 수요처를 고려한 구체적인 실행 방안을 제시하는 것을 의미합니다.
- ▶ 수요처 분석은 개발될 기술이나 제품을 가장 필요로 하는 실제 수요처가 어디인지 명확하게 분석하여 제시하여야 합니다.

○ (수행주체별 역할 배분) **TRL 7단계 이상(과제 종료시점)** 과제는 상용화·기술이전 등 사업화 성과 창출을 위한 수행주체별 역할을 명확하게 제시할 것

- R&D 결과물이 기술사업화 및 시장에 확산될 수 있도록 산업체의 참여 비중(역할, 예산 등)을 제시할 것
- 주관연구개발기관으로 학계·연구계가 주도하는 경우, 산업계 공동참여 후 과제수행 후반기에 산업계가 40% 이상 Take over*하는 형태 또는 명확한 분사창업(Spin-off), 기술이전 등의 계획을 필히 제시할 것

* 해당 과제 종료연도에 산업계(공동연구개발기관)의 연구개발비를 해당 과제 종료연도 총 연구개발비 × 40% 이상으로 증액하여 편성

< 예시 : 과제가 종료되는 시점으로 갈수록 산업체 참여 비중 변화 >



○ (사업화 대상기간 편성) **TRL 7단계 이상(과제 종료시점)**의 과제는 상용화·기술이전 등 사업화를 위한 활동기간을 전체 연구개발기간 내 1/5의 기간을 의무적으로 편성할 것

* 예) 총 연구개발기간 57개월(26.4월~30.12월)인 경우, 연구개발 45개월 + 사업화활동 12개월

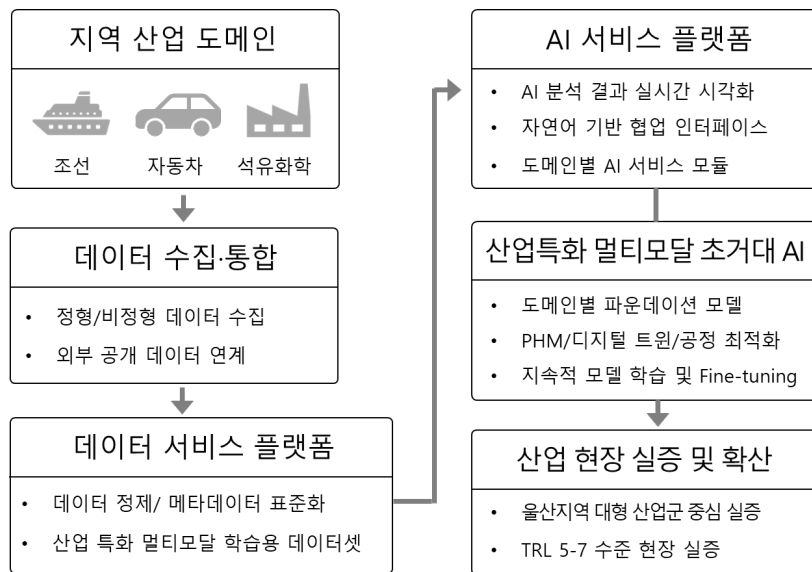
* 예) 총 연구개발기간 45개월(26.4월~29.12월)인 경우, 연구개발 36개월 + 사업화활동 9개월

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)	TRL (5)~(7)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(), 기술료비징수(), 사업화연계(√), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()	
구분		기술분야명/팀명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM
담당 팀장		AI기술팀
		성명
		정혜동
		어지영

관리번호	2026-인공지능-9	(품목공모형) (통합형 세부)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(신뢰·산업AI)-소분류(활용·지원AI)-세분류(산업특화문제해결기술)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합()	
품목(문제)명	(세부6) 산업 도메인 특화 멀티모달 초거대 AI 서비스 실증	

1. 품목(문제) 정의

- **(개념)** 제조 산업은 대규모 설비·연속 공정·인력이 복합된 고난도 생산 체계를 가진다. 생산 현장에서 발생하는 데이터는 정형 데이터(센서 데이터, 제어 이력, 진동 데이터 등)와 비정형 데이터(영상, 작업 동작, CAD 파일, 시뮬레이션 결과)가 혼재된 멀티모달 데이터 환경이다. 지금까지는 개별 공정 단위에 적용하는 AI 솔루션(예: 용접 자동화, 영상 기반 안전 관리, 장비 수명 예측) 도입에 머물러, 데이터가 분절 관리되었으며, 산업 소주기를 아우르는 통합 실증 사례가 부족하다. 또한 범용 LLM에 파인튜닝하는 접근은 인터넷 학습 데이터로 인해 도메인 지식 적응성이 부족하며, 실시간 활용이 제약되고 보안·신뢰성에 한계가 있어 현장 적용이 곤란하다. 본 과제는 산업 도메인 특화 멀티모달 초거대 AI를 실제 산업 현장에 적용하여, 정형/비정형 데이터를 통합 분석하고 Physical AI, PHM, 디지털 트윈, 공정 최적화, 자연어 기반 작업자-설비 협업 환경을 검증한다.



<개념도>

- **(목표)** 울산 지역 조선, 자동차, 석유화학 산업군에 특화된 초거대 멀티모달 AI 모델과 이를 활용한 응용기술을 적용하여 실증할 수 있는 AI 서비스 체계를 구축한다. 이를 통해 디지털 트윈 기반 시뮬레이션과 실제 제조 공정 프로세스를 연계하여 실시간 PHM 기능 검증 및 최적 공정 조건 도출 절차를 실증 및 적용한다. LLM 기반 자연어 인터페이스를 통해 AI에 미숙한 작업자와 설비, 제조 공정 AI 간에 협력적으로 문제 해결할 수 있는 환경을 구현한다. 산업 소주기에 걸쳐 공정 최적화-예지 보전-안전성 강화 기술을 검증하며 초기 실증 성과를 관련 사업 (확산형 R&D, 신규 정부 지원사업, 민간투자)과 연결하여 다수의 산업군, 제조회사에서 적용 및 실증할 수 있는 기반을 마련한다.

AS-IS	TO-BE
·도메인 지식 적응성, 실시간성, 보안/신뢰성에 한계가 있어 모델 개발에 제약	·실증을 통해 AI 판단 결과와 실제 현장 결과를 비교·검증 → 신뢰 가능한 AI 구축
·작업자, 설비, AI 간 상호작용이 불가능하며 제조 전과정 협력적 문제 해결 환경 부재	·실제 산업 현장의 노이즈·조명·환경 변화를 반영한 학습 → 현장 적응성(robustness) 향상
·다수 산업군 및 제조 환경으로 적용·확산할 수 있는 초기 실증 경험 미비	·울산 대형 산업군 현장 실증을 통해 글로벌 확산 가능한 산업 자율 제조 표준 모델 개발

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 현재의 범용 AI 모델은 언어와 영상 처리 분야에서 눈에 띄는 성과를 보이고 있지만, 제조 산업의 복잡한 공정 데이터를 충분히 처리하지는 못하고 있다. 특히 시계열 데이터, 설계 도면, 공정 로그, 센서 신호, 영상 등 다양한 형태의 데이터를 동시에 다루는 제조 환경에서는 기존 AI 모델의 한계가 뚜렷하다. 울산의 주력 산업인 조선, 자동차, 석유화학 분야는 각각의 산업 특성에 맞춘 인공지능 기술의 요구가 높다. 조선(블록 제작·용접 공정의 대규모 최적화), 자동차(다품종 생산·품질 데이터 기반 예지 보전), 석유화학(연속 공정의 노이즈·결측 문제 대응 제어) 등 산업군별 특화 요구가 존재하나, 실제 현장에서 대규모 AI 실증이 이루어진 사례는 매우 제한적이다.
 - * 조선 산업: 일부 선도 기업이 용접 자동화나 선박 에너지 관리, 영상 기반 안전 관리 AI 솔루션을 도입하고 있으나, 전주기 PHM(건전성 예측 및 관리) 체계 구축이나 비정형 데이터의 통합 활용은 아직 초기 단계에 머물러 있으며, 대부분의 실증이 파일럿 수준에 그치고 있다.
 - * 자동차 산업: Physical AI를 기반으로 한 휴머노이드 로봇, 가상공간에서의 공장 운영 시뮬레이션, 디지털 트윈을 활용한 첨단 제조 기술 개발이 진행 중이지만, 여전히 연구개발 단계에 머물러 있다.
 - * 석유화학 산업: IoT, PHM, 디지털 트윈 기술을 일부 적용하여 ‘스마트 플랜트 2.0’을 지향하고 있으나, 실제 실증은 회전기계 등 일부 영역에 국한되어 있으며 플랜트 전반으로 확장된 검증은 이루어지지 않고 있다.
- **(필요성)** 제조 산업의 정형 데이터와 비정형 데이터의 통합 분석이 어렵고, 초거대 언어모델(LLM)을 기반으로 한 실증 사례가 거의 전무한 상황은 산업 전주기 대응 능력의 부족으로 이어지고 있다. 따라서 울산 산업 도메인에 특화된 멀티모달 초거대 AI 기술의 실증 연구가 필수적이다. 특히 현장에서의 자연어 상호작용을 통해 작업자, 설비, 그리고 AI가 협력적으로 진단·예측·개선을 수행할 수 있는 체계를 마련해야 한다. 현재 PHM, Physical AI, 디지털 트윈 기술이 개별적으로 적용되고 있으나, 하나의 통합 모델로 실증함으로써 산업 현장의 안정성과 신뢰성을 확보할 필요가 있다. 조선, 자동차, 석유화학 산업은 대규모 설비와 높은 초기 투자 비용이 수반되는 만큼, 검증된 AI 실증 사례 없이는 기업 차원에서의 본격적인 기술 도입이 어렵다. 따라서 국가 제조업의 국제 경쟁력을 강화하기 위해서는 현장 검증을 통해 실질적이고 신뢰성 있는 AI 실증 체계를 구축하는 것이 시급하다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)** 울산 지역의 주력 산업인 조선, 자동차, 석유화학 분야는 국가 제조업을 대표하는 핵심 산업으로, 이미 글로벌 시장에서의 경쟁 심화와 안전·환경 규제 강화에 대응하기 위해 AI 기반 서비스 실증에 대한 수요가 빠르게 증가하고 있다. 그러나 현재 대부분의 기업은 개별 공정이나 특정 장비에 한정된 솔루션을 도입하거나, 일부 영역에서 초기 단계의 실증만 진행하는 수준에 머물러 있다. 이로 인해 산업 전반에 적용 가능한 체계적이고 범용적인 AI 실증 사례는 여전히 부족한 실정이다. 실제 사례를 보면, HD현대(조선 산업)는 위험 작업 환경의 안전성을 높이기 위해 Physical AI 기반 휴머노이드 로봇을 투입한 현장 실증을 진행 중이며 SK 이노베이션(석유화학 산업)은 AI·디지털 트윈 기반의 비파괴검사 자동화 시스템(IRIS)을 구축하여 설비 안정성을 강화하고 있다. 이처럼 울산의 대형 산업군은 개별 기업 단위에서 AI 실증을 추진하며, 이러한 기술 도입에 대한 뚜렷한 수요를 보여주고 있다. 해외에서는 Siemens Xcelerator, GE Predix와 같은 디지털트윈 기반의 통합 플랫폼이 활발히 운영되고 있지만, 국내 산업 환경은 데이터 형식·언어·센서 표준·보안 요건 등에서 차이를 보이기 때문에, 한국형 산업 데이터 특성에 최적화된 현장 실증은 아직 부족하다.
- **(기대효과)** 산업 도메인에 특화된 멀티모달 AI 기반 실증 기술을 확보함으로써, 정형 및 비정형 데이터를 실시간으로 분석하고 PHM(건전성 예측 및 관리), Physical AI, 디지털 트윈 기술을 통합 검증할 수 있게 된다. LLM 기반 자연어 인터페이스를 통해 작업자와 설비 간의 직관적 상호작용이 가능해져 현장 적용성이 획기적으로 높아진다. 공정 전반의 생산성 향상(불량률 감소, 리드타임 단축)과 안전성 강화(산업재해 예방, 설비 안정성)를 달성함으로써 산업 경쟁력을 실질적으로 높일 수 있다. 설비 유지보수 비용 절감, 에너지 효율 최적화, 탄소 배출 감축 등의 경제적, 환경적 효과를 함께 얻을 수 있다. 이러한 기술을 기반으로 AI 자율 제조 솔루션 시장의 신성장 동력 창출을 할 수 있으며 울산 지역을 중심으로 한 산업 생태계 활성화를 기대할 수 있다.

4. 지원기간/예산/추진체계

- 연구개발기간 : 5년 이내
- 정부지원연구개발비 : '26년 3.75억원 이내

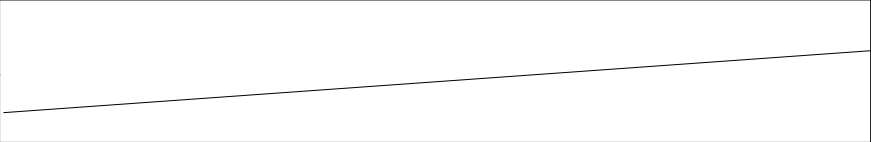
구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	375 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	500 백만원 이내
	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	500 백만원 이내
2단계	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	500 백만원 이내
	5년차	'30.1월~'30.12월	12개월	500 백만원 이내
합계		-	57개월	2,375 백만원 이내

- 주관기관 : 제한없음
(데이터 제공, 실증 도메인을 울산 내 기업으로 제한하며, 연구개발을 수행하는 컨소시엄 참여 기관에 대해서는 지역 제한 없음)

5. 특기사항

- **(수행체계)** R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것
 - * 주관연구개발기관으로 학계·연구계 등 비영리기관이 과제를 수행하고자 하는 경우, 연구결과물이 시장에 성공적으로 확산되고 기술사업화 같은 성과를 극대화하기 위해 공동연구개발기관으로 산업계의 참여와 협력은 필수입니다. 기업의 시장 이해도와 사업화 경험이 연구 결과의 실질적인 가치를 높이는 데 크게 기여할 것입니다.
 - * 주관연구개발기관으로 산업계가 과제를 수행하고자 하는 경우, 기술축적과 기술사업화 과정에서 더 깊이 있는 학습 기회를 얻기 위해 공동연구개발기관으로 복수의 학계(2개 이상)의 참여와 협력은 필수입니다. 학계는 이론적 깊이와 장기적인 연구 역량을 제공하여 산업계의 기술 경쟁력 강화에 도움을 줄 것입니다.
 - ** 연간 정부지원 연구개발비 규모가 5억원 이하인 소액과제의 경우, 공동연구개발기관으로 복수(2개) 이상의 학계와 컨소시움을 구성하되, 컨소시움 구성이 어려운 경우 최소 1개 이상의 학계를 컨소시움에 포함
 - **(상용화·기술이전 계획 구체화)** R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것
 - (TRL 5단계 이상) R&D 결과물의 시장확산 및 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)을 위한 수요처 분석과 ①투자유치 계획, ②실제 수요기업(처)와 상용화 또는 기술이전 계획, 또는 ③spin-off 계획을 제시
 - * 상용화·기술이전(Commercialization·Transition)계획 : 상용화·기술이전을 위한 구체적인 계획으로 사업화의 대상이 되는 연구결과와 이를 통해 구현되는 제품(또는 서비스)에 대한 설명, 기술이전 대상 또는 비즈니스모델, 과제 진행 경과에 따라 기술사업화를 위한 수행주체(산·학·연)별 역할 등 세부사항을 포함하여 작성
-
- ▶ 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획은 R&D 결과물을 시장으로 성공적으로 전환하기 위한 실질적인 계획을 포함해야 합니다. 이는 R&D 사업화 협력 전략과 실질적인 R&D 수요처를 고려한 구체적인 실행 방안을 제시하는 것을 의미합니다.
 - ▶ 수요처 분석은 개발될 기술이나 제품을 가장 필요로 하는 실제 수요처가 어디인지 명확하게 분석하여 제시하여야 합니다.
-
- **(수행주체별 역할 배분)** TRL 7단계 이상(과제 종료시점) 과제는 상용화·기술이전 등 사업화 성과 창출을 위한 수행주체별 역할을 명확하게 제시할 것
 - R&D 결과물이 기술사업화 및 시장에 확산될 수 있도록 산업체의 참여 비중(역할, 예산 등)을 제시할 것
 - 주관연구개발기관으로 학계·연구계가 주도하는 경우, 산업계 공동참여 후 과제수행 후반기에 산업계가 40% 이상 Take over*하는 형태 또는 명확한 분사창업(Spin-off), 기술이전 등의 계획을 필히 제시할 것
 - * 해당 과제 종료연도에 산업계(공동연구개발기관)의 연구개발비를 '해당 과제 종료연도 총 연구개발비 × 40% 이상'으로 증액하여 편성

< 예시 : 과제가 종료되는 시점으로 갈수록 산업체 참여 비중 변화 >

		수행기간				참여 비중 (역할, 예산 등)
		D년 (과제 시작)	~~~~	~~~~	~~~~	
수행주체 (컨소시움)	학계/ 연구계					
	산업계					

- **(사업화 대상기간 편성)** TRL 7단계 이상(과제 종료시점)의 과제는 상용화.기술이전 등 사업화를 위한 활동기간을 전체 연구개발기간 내 1/5의 기간을 의무적으로 편성할 것

* 예) 총 연구개발기간 57개월(26.4월~30.12월)인 경우, 연구개발 45개월 + 사업화활동 12개월

* 예) 총 연구개발기간 45개월(26.4월~29.12월)인 경우, 연구개발 36개월 + 사업화활동 9개월

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (), 개발연구 (√)		TRL (5)~(7)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(), 기술료비징수(), 사업화연계(√), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()		
구분		기술분야명/팀명	성명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM	정혜동
담당 팀장		AI기술팀	어지영

관리번호	2026-인공지능-10	(품목공모형, 병렬형 총괄/세부)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(지능학습AI)-소분류(인지생성AI)-세분류(지식추론)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI-디지털융합()	
총괄과제명	다층적 상황 이해와 창의적 문제 해결을 위한 인간인지모사 기반 통합 추론 기술 개발	
세부과제명	(총괄/세부1) 다층적 상황 이해와 창의적 문제 해결을 위한 인간인지모사 기반 통합 추론 기술 개발 (세부2) 뇌 인지과학과 생물학적 학습 원리에 기반한 인공지능 학습 기술 개발 (세부3) 인간 인지 원리를 반영한 인공지능 기억 메커니즘 기술 개발 (세부4) 뇌 신경계 원리 기반의 통합 감각 인공지능 모델 개발	

1. 품목(문제) 정의

○ (개념)

- (총괄) 감각, 학습, 기억, 추론 과정이 복합적으로 작동하는 인간인지 과정을 모사하고 각각의 과정에서 얻어지는 정보를 통합함으로써 다층적 상황 이해와 창의적 문제 해결이 가능한 통합 인공지능을 구현하고자 한다.
- (세부1) 인간인지모사 기반 통합 추론 기술은 뇌의 인지·정보처리 원리를 인공지능으로 구현하여, 제한된 자원 속에서 스스로 적응하여 추론할 수 있는 기술을 의미한다.

개념도

다층적 상황 이해	창의적 문제 해결	신경 양상불 모사	메타 인지 구현	적응적 추론
뇌 기능적 정보 처리 원리를 모사하여 적응형 재계획 프레임워크를 개발하고, 최적의 해결책을 위한 탐색 과정을 구현	기존 지식을 재구성하여 새로운 개념과 해결책을 도출하는 개념확장 인지 모듈을 개발(인간의 신경 모듈의 원리를 모사하여 고정된 사고의 틀을 깨고 새로운 개념을 도출)	기존 추론 시스템의 복잡도를 줄이기 위해 뇌의 신경 양상불 원리를 모사한 지능형 통합 인지 모듈을 개발하여 작업을 동적으로 계획하고 제어	인지·메타인지 메커니즘을 모사한 자기 검증 루프를 통해 모델이 스스로 결정을 검증하고 학습하게 함으로써 환각(Hallucination) 오류를 최소화하고 추론 과정의 설명 가능성을 높임	인간 사고의 유연함을 평가하는 다양한 패러다임과 같이 가변적인 맥락에서 개발된 기술의 성능을 평가

- (목표) 뇌인지·정보처리 원리를 기반으로 인간의 계층적 인지 구조와 고위 수준의 추론 과정을 모사하여, 다층적 상황 이해와 창의적 문제 해결 능력을 갖춘 통합 추론 원천기술을 개발하는 것을 목표로 한다.

구분	AS-IS	TO-BE
다층적 상황 이해	<ul style="list-style-type: none"> 복합 맥락 과제에서 인간에 비해 추론 일관성이 현저히 낮음(기계 성능 73.3%, 인간 성능 91%) 	<ul style="list-style-type: none"> 다층적 인지 플랫폼이 구축되어, 복합 맥락에서 인간의 판단 흐름을 재현하는 시스템으로 발전 재계획이 가능한 프레임워크로 구현되어, 다양한 도메인의 상황추론 문제에 적용
창의적 문제해결	<ul style="list-style-type: none"> 창의적 문제 해결에 취약(평균 기계 성능 35.3%, 인간 성능 97.5%) 	<ul style="list-style-type: none"> 개념 확장을 수행하는 문제해결형 인지 모듈로 구현되어, 새로운 패턴을 스스로 구성하고 해답을 도출하는 시스템으로 진화
신경양상불 모사	<ul style="list-style-type: none"> 통합 시스템의 과도한 운영 부하 	<ul style="list-style-type: none"> 신경 양상불을 모사하여 유연한 네트워크 및 다양한 인지 모듈 간의 협업 추론이 가능한 구조 확립
메타인지 구현	<ul style="list-style-type: none"> 지속적인 추론 상황에서 성능 향상 미비 	<ul style="list-style-type: none"> 자기 검증 루프를 통한 지속적인 추론 성능 향상 및 불확실성 조절이 가능한 구조 형성
적응적 추론	<ul style="list-style-type: none"> 적응적 추론 능력과 관련된 통합 지능 평가 벤치마크 부재 	<ul style="list-style-type: none"> 감각·기억·학습·추론이 통합된 자기적응형 추론 기술이 개발되고, 정량적 측정을 통한 최적화

2. 현황 및 필요성

○ (기존 기술현황)

- (자원·전력 의존 심화) 현재의 인공지능은 추론 과정에서도 높은 전력과 메모리 비용이 요구되며, 고성능 추론을 위해 검색이나 다중 에이전트 워크플로우를 활용할수록 운영 복잡도 부담이 가중된다. 이는 기술의 범용적 확산에 구조적 병목으로 작용한다.
- (맥락 이해 부족) 현재의 인공지능은 연쇄적 사고(Chain-of-Thought)와 같은 토큰 단위 분해 방식에 의존한다. 그러나 이러한 접근은 얇은 단계적 추론에 머물러, 다층적 상황 이해와 맥락을 일관되게 통합하는 데 한계를 드러낸다.
- (제한적 개념확장) 현재의 초거대 인공지능은 이미 존재하는 개념을 학습하는 데는 강점을 보이지만, 이를 새로운 개념으로 확장하는데에는 부족함을 드러낸다.

○ (필요성)

- (계층적 추론 프레임워크) 기존의 토큰 단위 연쇄적 사고에 머물러 맥락 통합과 다층적 이해에 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 뇌공학 원리를 모사한 계층적 추론 프레임워크 확보가 필요하다.
- (개념확장 인지 모듈) 추론 성능은 인지 모듈의 표현력에 좌우된다. 새로운 개념을 도출할 수 있는 확장성 높은 모듈 개발이 필요하다.
- (시스템 효율성 확보) 기존 조립식 에이전트 구조는 운영 부하의 한계가 있다. 뇌처럼 연산을 동적으로 제어하는 효율적인 시스템 확보가 필요하다.
- (적응적 추론 벤치마크) 기존 벤치마크는 범용 인과 추론만을 평가한다. 인간의 핵심 능력인 적응적 추론을 평가할 지표 마련이 필요하다.
- (원천기술 선점) 단순 규모 확장 전략으로는 효율·적응성의 동시 달성이 어렵습니다. 뇌공학-인공지능 융합의 다학제적 접근으로 통합 추론 원천기술 선점이 필요하다.

3. 수요분석 및 기대효과

○ (수요분석)

- (의료·금융 분야) 의료 분야의 맞춤형 진단·치료와 금융 분야의 리스크 예측 및 이상 거래 탐지를 지원하는 데 활용되며, 이는 신뢰성과 합리성 보장이 필수적인 규제 산업의 핵심 요구사항이다.
- (제조·분야) 자율적 제어 의사결정 기술은 공정, 로봇, 교통 등 변화하는 현장에 활용되며, 이는 실시간 환경 적응이 필수적인 해당 산업의 주요 요건이다.
- (공공재난·국방 분야) 재난 대응 및 위기관리 체계에 활용되어 데이터 기반의 신속한 대응을 지원하며, 이는 불완전한 정보 속에서도 신속·신뢰성 있는 판단이 요구되는 고위험 분야의 핵심 수요이다.

○ (기대효과)

- (산업의 효율·확장성 제고) 인간인지모사 기반 추론 기술은 인공지능의 전력 및 메모리 부담을 줄여 산업 효율을 높이고, 궁극적으로 국가 경쟁력을 강화한다.
- (원천기술 파급) 인공지능을 활용할 수 있는 다양한 산업 전반으로 원천기술이 확산 되어 국가 경제와 사회 발전에 기여함으로써 국가 경쟁력을 강화할 수 있다.
- (신뢰성 및 안전성 확보) 인간의 메타 인지를 모사한 자기 검증 루프를 통해 인공지능이 스스로 오류를 수정하고, 결과물의 근본적인 신뢰성을 확보한다.

4. 지원기간/예산/추진체계/특기사항

- 연구개발기간 : 4년 이내 (1단계 2년→2단계 2년)
- 정부지원연구개발비 : '26년 31억원 이내 (1단계 72.5억원→2단계 83억원)

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	3,100 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	4,150 백만원 이내
2단계	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	4,150 백만원 이내
	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	4,150 백만원 이내
합계		-	45개월	15,550 백만원 이내

* 연차별 정부지원연구개발비는 당해연도 예산심의결과에 따라 변동될 수 있음

- 주관기관 : 제한없음

○ 특이사항

- 본 총괄과제는 선정 시 동일사업 세부과제1,2,3,4인 「뇌 인지 모사 기반의 추론, 학습, 기억, 감각」 과제를 연계/통합하는 추진 체계와 통합시나리오를 제시하고, 통합 시나리오에 대하여 인간인지모사 통합 인공지능을 평가할 수 있는 새로운 벤치마크와 성능지표를 함께 제시하여야 하고, 검증하여야 한다.
- 동일 사업 총괄/세부과제 간의 데이터셋을 연계/통합하여 수행하여야 한다.
- 매년 총괄/세부과제 전체의 성과 공유와 확산을 위한 수행 절차를 제안하고 수행하여야 한다.
- 다학제(뇌과학, 인지과학, 심리학, 언어학 등)간의 공동연구 참여가 필수이다.
- 수행체계 : R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것
- 상용화·기술이전 계획 구체화 : R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것
- (TRL 4단계 이하) 원천기술개발 중간과정에서 창출된 기술에 대한 확산 및 응용·개발 연구로의 기여방안, R&D결과 후속연구(응용·개발) 연계방안 등을 제시

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (✓), 개발연구 ()		TRL (2)~(4)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(✓), 기술료비징수(✓), 사업화연계(), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(✓), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()		
구분		기술분야명/팀명	성명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM	정혜동
담당 팀장		AI기술팀	어지영

관리번호	2026-인공지능-11	(품목공모형, 병렬형 세부)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(지능학습AI)-소분류(효율학습AI)-세분류(학습능력강화)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI-디지털융합()	
총괄과제명	인간 뇌 인지 메카니즘을 모사한 감각-기억-학습-추론 통합 지능 원천 기술 개발	
세부과제명	(세부2) 뇌 인지과학과 생물학적 학습 원리에 기반한 인공지능 학습 기술 개발	

1. 품목(문제) 정의

- **(개념)** 現 인공지능의 한계를 뛰어넘는 학습 기술 개발을 위해 인간의 뇌가 국소적인 신호와 보상 신호만으로도 복잡한 문제를 효과적으로 해결하는 원리를 모사하여, 에너지 효율적이고 지속 학습이 가능한 새로운 신경망 학습 알고리즘*을 개발한다.

* 전역적 정보 교환에 의존하는 기존 역전파 기반 방식의 기술과 차별되는 생물학적·인지과학적 원리 모사 기반의 새로운 학습 알고리즘 방식의 기술

개념도

데이터 효율성	지속 학습	적응 능력	에너지 효율성
뇌의 다양한 생물학적, 신경과학적 학습 기전을 모사하여 국소적(local) 보상 신호 기반의 학습 알고리즘을 설계	새로운 지식 추가시 기존 지식이 보존되는 뇌 기전 메커니즘을 도입 치명적 망각(catastrophic forgetting)완화, 지속학습(continual learning)이 가능한 학습 알고리즘 개발	외부 환경과 자기 자신에 대한 내적 모델(internal model)을 구축하고, 이를 바탕으로 예측과 탐색을 반복하여 스스로 모델을 갱신하는 뇌 모사 순환적 예측 학습 구조를 구현	뇌의 신경 계산이 초저전력으로 이루어지는 기전을 모사하여, 계산 및 학습 과정의 에너지 소비를 최소화 하는 알고리즘 설계

- **(목표)** 인간 뇌의 생물학적·인지과학적 원리를 모사하여 적은 경험과 데이터만으로도 능동적으로 환경을 이해하고 적응할 수 있고, 기존 지식을 보존하며, 에너지 효율적이고, 능동적으로 학습하는 차세대 학습 알고리즘을 개발한다.

구분	AS-IS	TO-BE
데이터 효율성	<ul style="list-style-type: none"> 대량의 정답 데이터와 반복 학습에 의존하며, 데이터 수집 및 주석 비용이 막대함 환경이나 과제가 바뀌면 처음부터 재학습 필요함 	<ul style="list-style-type: none"> 인간 뇌처럼 소량의 경험과 보상 신호만으로 학습할 수 있는 구조의 알고리즘 설계 구현 데이터의 양보다 질과 구조를 스스로 이해하는 뇌 기전 모사 학습 알고리즘 설계 구현
지속 학습	<ul style="list-style-type: none"> 새로운 정보를 학습할 때 기존 지식을 쉽게 잃어버려 누적 학습이 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> 기존 지식을 보존하며 새로운 정보를 유기적으로 통합하는 뇌 모사 지속학습 능력 구현 시간이 지날수록 지식이 축적되고 정교해지는 뇌 모사 자기진화형 학습 알고리즘 개발
적응 능력	<ul style="list-style-type: none"> 새로운 환경에 적응하거나 과제가 바뀌면 학습이 초기화되어, 새로운 상황에 대응하기 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> 환경 변화를 스스로 인식하고 즉각적으로 적응하는 능동적 뇌 학습 기전 알고리즘 개발 불확실한 상황에서도 예측과 탐색을 통해 최적의 결과를 찾아내는 뇌 모사 예측 학습 구현
에너지 효율성	<ul style="list-style-type: none"> 학습과 추론 과정에서 막대한 연산량과 에너지를 소모하며, 경량 환경 적용이 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> 뇌 학습 기전 모사 저전력·고효율 구조로 동작하는 생물학적 수준의 에너지 절약형 AI 구현
평가	<ul style="list-style-type: none"> 단일 과제에 대한 성능 중심 평가 위주로, 지속학습·적응성·에너지 효율 등 고차원적 지능 특성을 반영하지 못함 	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 효율성, 지속성, 적응성, 에너지 효율성, 범용성을 모두 포함한 총체적 평가 지표 및 벤치마크 개발

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 현재의 인공지능 학습은 적응력 부족, 망각문제, 에너지 과소비, 수동적 학습 한계를 갖고 있다. 특히 역전파 기반 딥러닝에 의존함에 따라 전역적 오류 신호 전파와 대규모 연산 자원이 필수적으로 요구되는 구조적 제약에 직면해 있다.

- **적응력 부족:** 인간의 뇌는 환경 변화에 따라 유연하게 학습하고 행동을 조정할 수 있지만, 현재의 AI 알고리즘은 고정된 아키텍처와 전역적 학습 규칙에 의존하기 때문에 새로운 환경에 적응하는 데 제약이 있음
- **망각 문제:** 오차역전파는 학습 과정에서 모든 시냅스 가중치를 동시에 조정하기 때문에, 새로운 지식을 학습할 때 기존에 학습한 내용을 쉽게 망각(catastrophic forgetting)하는 문제가 발생함
- **에너지 과소비:** 신경망이 복잡해질수록, 방대한 양의 데이터와 연산 자원이 필요, 이는 학습 과정에서 과도한 전력 소비를 유발하여, 인공지능의 지속가능한 발전을 저해함
- **수동적 학습 한계:** 대규모 언어 모델(LLM) 등은 대량의 수집 데이터를 기반으로 한 통계적 규칙성에 의존해서 인간처럼 능동적으로 환경과 상호작용하며, 적은 경험으로도 지식을 확장하는 능력에는 본질적 한계가 있음

- 최근 피드백 얼라인먼트, 타깃 전파, 예측 부호화, 평형 전파 등 다양한 대안 학습 방법이 제안되었지만, 여전히 실제 뇌와의 유사성, 에너지 효율성, 확장성 측면에서 한계가 존재하고, 국내·외 뇌 영감 학습 알고리즘 연구는 초기 단계에 있다.

- **(필요성)** 현재 AI의 한계 극복을 위해 인간 뇌가 보여주는 에너지 효율성과 적응력, 국소적 학습 규칙과 보상 신호 기반 학습을 결합함으로써, 데이터 부족과 환경 변화에도 유연하게 대응할 수 있는 차세대 AI 학습 방법이 필요하다.

- 해외에서도 전통적 AI의 한계 극복을 위한 뇌 영감 학습 알고리즘에 대한 전략적 연구개발이 시작되고 있어, 차세대 AI 기초원천기술 확보를 위해 국가 차원 지원이 시급한다.

3. 수요분석 및 기대효과

○ (수요분석)

- (의료·바이오 분야) 적은 표본·불균형 데이터 환경에서의 신속 적응 및 지속학습, 개인맞춤 진단/예후 모델, 의료영상·생체신호 시계열의 도메인 전환 대응 등이 핵심 수요이다.
- (AI-SW 분야) 재학습 비용·다운타임 최소화와 온디바이스/엣지 적응, 프라이버시 제약 환경에서의 로컬 지속학습, 사용자·시장 변화(배포 지형) 대응 등에 활용된다.
- (로보틱스·자율주행·스마트팩토리 분야) 환경 급변(센서 교체·조도·날씨·공정 편차) 상황에서의 즉각 적응과 현장 지속학습, 공정 품질 예측, 설비 이상탐지, 자율주행 지각·행동 정책의 현장 재학습 최소화 등의 수요가 있다.
- (공공·국방·재난대응 분야) 제한 자원·고변동 환경에서의 빠른 의사결정 지원(감시·정찰, 재난 탐지/대응, 스마트시티 센싱), 네트워크 제약 하의 현장 적응, 장기 운용 지속학습 등이 핵심 수요이다.

○ (기대효과)

- 역전파, 데이터 중심, 통계적 패턴, 대규모 모델 등에 의존하지 않는 새로운 학습 패러다임을 제시함으로써, 기존 딥러닝의 연산 및 에너지 비효율 문제를 근본적으로 개선할 수 있다.
- 국소학습, 보상학습, 지속학습을 공통된 원리로 설명하는 통합적 모델을 제안하여, 인지과학 및 계산신경과학 분야의 실험적 결과와 인공지능 모델을 상호 검증할 수 있는 학문적 토대를 마련할 수 있다.

- 에너지 효율형 Green AI 실현과 디지털 주권 강화에 기여할 수 있으며, 자율적 적응형 AI 시스템 구축은 국가 차원의 기술 자립도를 높이고, 환경 친화적이고 지속 가능한 AI 기술 개발의 정책적 로드맵에 부합한다.
- 저전력·저비용의 AI 시스템을 통해 의료, 교육, 재난 대응 등 다양한 공공 서비스의 접근성을 향상시키고, 변화하는 환경에 신속하게 적응하고, 높은 안전성과 회복력으로 데이터와 자원이 제한된 지역에서도 고품질 AI 서비스를 제공할 수 있다.

4. 지원기간/예산/추진체계/특기사항

- 연구개발기간 : 4년 이내 (1단계 2년→2단계 2년)
- 정부지원연구개발비 : '26년 23억원 이내 (1단계 53.5억원→2단계 61억원)

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	2,300 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	3,050 백만원 이내
2단계	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	3,050 백만원 이내
	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	3,050 백만원 이내
합계		-	45개월	11,450백만원 이내

* 연차별 정부지원연구개발비는 당해연도 예산심의결과에 따라 변동될 수 있음

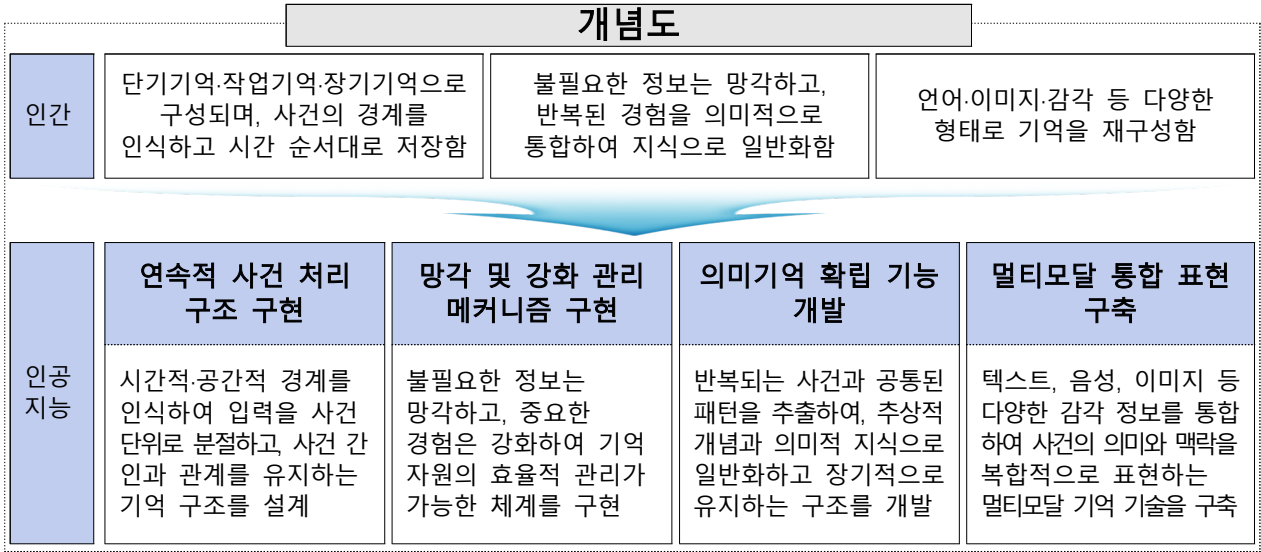
- 주관기관 : 제한없음
- 특이사항
 - 본 과제 선정시 동일 사업 총괄/세부1 과제인 「다층적 상황 이해와 창의적 문제 해결을 위한 인간인지모사 기반 통합 추론 기술 개발」 과제와 연계하여 수행하여야 한다.
 - 동일 사업 총괄/세부과제 간의 데이터셋을 연계/통합하여 수행하여야 한다.
 - 인간인지모사 인공지능을 평가할 수 있는 새로운 벤치마크와 성능지표를 함께 제시하여야 하고, 검증하여야 한다.
 - 다학제(뇌과학, 인지과학, 심리학, 언어학 등)간의 공동연구 참여가 필수이다.
- 수행체계 : R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것
- 상용화·기술이전 계획 구체화 : R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것
 - (TRL 4단계 이하) 원천기술개발 중간과정에서 창출된 기술에 대한 확산 및 응용·개발 연구로의 기여방안, R&D결과 후속연구(응용·개발) 연계방안 등을 제시

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (√), 개발연구 ()	TRL (2)~(4)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(√), 기술료비징수(√), 사업화연계(), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(√), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()	
구분		기술분야명/팀명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM
담당 팀장		AI기술팀
		성명
		정혜동
		어지영

관리번호	2026-인공지능-12	(품목공모형, 병렬형 세부)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(지능학습AI)-소분류(인지생성AI)-세분류(의사결정)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI-디지털융합()	
총괄과제명	인간 뇌 인지 메커니즘을 모사한 감각-기억-학습-추론 통합 지능 원천 기술 개발	
세부과제명	(세부3) 인간 인지 원리를 반영한 인공지능 기억 메커니즘 기술 개발	

1. 품목(문제) 정의

- **(개념)** 현재의 인공지능이 하지 못하는, 사건의 구조나 의미적 관계를 체계적으로 다루고 관리하는 인간인지 뇌 모사 기반 기억 메커니즘 인공지능 기술을 개발한다.
 - 인간처럼 정보를 시간적·공간적 맥락 속에서 조직하고, 경험을 개념적으로 일반화하여 장기적으로 보존·활용하는 인공지능 기억 과정 기술을 개발한다.



- **(목표)** 인간의 기억 메커니즘을 인공지능 구조로 구현하여, 연속된 사건을 시간적 맥락 속에서 저장하고, 의미적으로 일반화할 수 있으며, 해석 가능한 장기기억 기술을 개발한다.

구분	AS-IS	TO-BE
구조	<ul style="list-style-type: none"> 입력은 순차적으로 처리되어 사건 간의 관계나 의미적 구조를 반영하지 못함 	<ul style="list-style-type: none"> 입력을 사건 단위로 분절하고, 시공간 맥락을 보존한 구조적 기억 표현 구현 인간 기억 구조를 모사하여 단기·장기·의미기억 간 상호작용을 통합하는 기억 구조 설계 및 구현
관리	<ul style="list-style-type: none"> 모든 정보를 동일하게 저장하여 비효율적이었고, 장기적인 맥락 유지가 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> 망각·강화 메커니즘을 통해 중요도 기반으로 정보의 유지·삭제를 제어하는 기억 관리 가능 장기적인 맥락을 이해하고 유지 가능
기능	<ul style="list-style-type: none"> 지식은 파라미터 내부에 고정되어 새로운 경험을 반영하기 어려우며 해석 가능성 또한 제한됨 	<ul style="list-style-type: none"> 새로운 상황에도 적응할 수 있도록 반복되는 사건에서 개념적 공통점을 추출해 의미 기억으로 일반화, 의미화 가능하며 해석가능성 확보
표현	<ul style="list-style-type: none"> 언어 중심 입력만 처리하여 멀티모달 정보의 통합과 회상이 불가능 	<ul style="list-style-type: none"> 텍스트·음성·영상 등 멀티모달 정보를 통합해 사건의 감각적 맥락까지 회상 가능한 기억 실증
평가	<ul style="list-style-type: none"> 기억 품질을 측정할 체계적 지표가 부재 	<ul style="list-style-type: none"> 회상 정확도, 맥락 유지력, 의미 유지력, 설명 가능성 등을 정량화하는 기억성능 평가지표 및 벤치마크 개발

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 현재 인공지능의 기억 연구는 단기 문맥 유지 수준에 머물러 있으며, 인간처럼 경험을 구조화하고 의미화하는 단계에는 도달하지 못하고 있다.
 - (대규모 언어모델의 한계) 대규모 언어모델은 파라미터 내부에 지식을 저장하는 방식으로 작동하지만, 입력 길이가 길어질수록 이전 정보를 점차 잊거나 왜곡하며, 장기적 맥락 유지가 어렵다.
 - (외부 참조 기반 접근의 한계) 검색 보강형 생성(RAG)이나 외부 메모리 구조는 단기적 정확성을 높일 수 있으나, 검색된 정보를 내재적 기억처럼 축적하거나 의미적으로 통합하는 기능은 제공하지 못한다.
 - (연구 범위의 제약) 기존 연구는 일화기억(episodic memory)에 집중되어 있으며, 반복된 경험을 개념화하고 지식으로 일반화하는 의미기억(semantic memory)의 구조나 작동 원리를 인공지능에 적용한 사례는 매우 제한적이다.
- **(필요성)** 인공지능이 인간 수준의 이해와 추론으로 발전하기 위해서는, 경험을 장기적으로 저장하고 의미적으로 활용할 수 있는 뇌 모사 기억 메커니즘이 필요하다.
 - 현재의 인공지능은 정보의 지속성과 선택적 유지 능력이 부족하여, 긴 문맥이나 시계열 정보의 일관성을 유지하지 못한다. 인간의 망각·강화 원리를 반영한 기억 구조를 구현함으로써 효율적이고 지속적인 정보 관리가 가능하다.
 - 인간 기억 메커니즘을 모사하는 것은 통합 지능으로의 진화를 위한 핵심 기반 기술로, 인지 기반 AI 분야의 원천 기술을 선점할 수 있어 국가적 지원이 필요하다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)** 기억 능력을 갖춘 인공지능은 의료, 교육, 산업, 공공 분야에서 폭넓은 수요가 있다.
 - (의료 분야) 환자의 치료 이력과 임상 데이터를 장기적으로 기억하고 이를 맥락적으로 재구성하여 맞춤형 진단과 예후 예측을 지원할 수 있다.
 - (교육 분야) 학습자의 과거 학습 이력을 반영해 개인별 수준에 적합한 학습 경로와 피드백을 제공할 수 있다.
 - (산업 분야) 검색, 추천, 디지털 트윈과 같은 서비스에서 장기적 사용자 맥락을 반영해 정밀도와 효율성이 높아진다.
 - (공공 분야) 재난 대응이나 행정 기록 관리에서 사건 단위 맥락을 기억하고 회상할 수 있는 기능이 제공된다.
- **(기대효과)**
 - 사건 단위로 기억을 구조화하고 필요할 때 정확하게 회상할 수 있어 데이터와 연산 자원의 사용을 줄일 수 있다.
 - 기억 과정의 해석 가능성을 확보하여 인공지능의 신뢰성을 높일 수 있다.
 - 장기간 맥락을 유지하면서도 효율적으로 작동하는 인공지능은 의료, 교육, 산업, 공공 분야 등에서 의사결정 품질을 향상시키고, 사회적 수용성을 강화할 수 있어서 생산성 향상이 가능해진다.

4. 지원기간/예산/추진체계/특기사항

- 연구개발기간 : 4년 이내 (1단계 2년→2단계 2년)
- 정부지원연구개발비 : '26년 23억원 이내 (1단계 53.5억원→2단계 61억원)

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	2,300 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	3,050 백만원 이내
2단계	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	3,050 백만원 이내
	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	3,050 백만원 이내
합계		-	45개월	11,450백만원 이내

* 연차별 정부지원연구개발비는 당해연도 예산심의결과에 따라 변동될 수 있음

- 주관기관 : 제한없음
- 특이사항
 - 본 과제 선정시 동일 사업 총괄/세부1 과제인 「다층적 상황 이해와 창의적 문제 해결을 위한 인간인지모사 기반 통합 추론 기술 개발」 과제와 연계하여 수행하여야 한다.
 - 동일 사업 총괄/세부과제 간의 데이터셋을 연계/통합하여 수행하여야 한다.
 - 인간인지모사 인공지능을 평가할 수 있는 새로운 벤치마크와 성능지표를 함께 제시하여야 하고, 검증하여야 한다.
 - 다학제(뇌과학, 인지과학, 심리학, 언어학 등)간의 공동연구 참여가 필수이다.
- 수행체계 : R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것
- 상용화·기술이전 계획 구체화 : R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것
 - (TRL 4단계 이하) 원천기술개발 중간과정에서 창출된 기술에 대한 확산 및 응용·개발 연구로의 기여방안, R&D결과 후속연구(응용·개발) 연계방안 등을 제시

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (<input checked="" type="checkbox"/>), 개발연구 ()	TRL (2)~(4)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(<input checked="" type="checkbox"/>) , 기술료비징수(<input checked="" type="checkbox"/>) , 사업화연계(), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(<input checked="" type="checkbox"/>) , 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()	
구분		기술분야명/팀명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM
담당 팀장		AI기술팀
		성명
		정혜동
		어지영

관리번호	2026-인공지능-13	(품목공모형, 병렬형 세부)
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(지능학습AI)-소분류(인지생성AI)-세분류(표현생성)	
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI-디지털융합()	
총괄과제명	인간 뇌 인지 메카니즘을 모사한 감각-기억-학습-추론 통합 지능 원천 기술 개발	
세부과제명	(세부4) 뇌 신경계 원리 기반의 통합 감각 인공지능 모델 개발	

1. 품목(문제) 정의

- **(개념)** 현재 인공지능의 한계를 극복하기 위하여 뇌 신경계의 효율적인 감각 원리를 선별적으로 모사하여, 감각 통합을 통한 실세계 환경의 이해와 모호성 해결이 가능한 인공지능 기술을 개발한다.

개념도

뇌 신경계 감각 모사 모델 개발	실세계 감각 데이터 구축	통합 감각 AI 평가 프레임	개념 주도적 감각 AI 모델	개념 주도적 감각 AI 평가 프레임
미시적, 거시적 수준에서 뇌 신경계의 시각, 청각, 촉각, 전정감각, 고유감각* 등에 대한 수리적 모델 구축 및 시뮬레이션	뇌의 각 감각기관을 통해 실세계로부터 입력받는 복합적이고 다차원적인 자극을 AI 학습 및 검증에 적합한 형태로 디지털화하고 데이터 셋으로 구축	다중감각양상데이터셋을 활용하여 3개 이상의 다중 감각 정보들을 통합 처리하여 효과 및 유용성을 제시할 수 있는 인공지능 모델의 개발과 성능 평가 프레임의 개발	감각 입력을 상황 맥락과 연결하여 중요 정보의 선별 및 주의 조절이 가능한 개념 주도적 감각 정보처리 모듈 및 에이전트를 제안, 기억 및 추론모델과의 통합 제시	개념 주도적 감각 인공지능을 평가할 수 있는 벤치마크 및 평가 프레임 개발

* 고유감각(proprioception) : 근육, 힘줄, 관절에 있는 특수한 감각수용기(고유수용기)를 통해 작동하며 신체 각 부위의 위치, 움직임의 방향과 속도, 가해지는 힘의 정도 등을 감지하는 감각

- **(목표)** 뇌 신경계 감각 시스템의 다중감각 통합(multisensory integration)*, 개념 주도적(concept-driven) 정보처리**, 그리고 선택적 주의(selective attention)*** 기제를 선택적으로 모사하여 실세계 환경에서 즉각적이고도 신뢰있는 대상의 탐지, 구별, 확인, 그리고 지각적, 인지적 판단을 달성할 수 있는 통합 감각 인공지능을 개발한다.

	AS-IS	TO-BE
에너지 효율성	초거대 AI의 학습 및 운영에 따른 막대한 전력 소비와 탄소 배출 문제	뇌의 에너지 효율성과 유사한 성능 대비 에너지 소비를 최소화하는 에너지 고효율 AI
자원 효율성	지도 학습 기반 AI의 대규모 데이터 처리로 인한 막대한 시간, 인력, 비용 부담	뇌의 감각 및 지각과정처럼 적은 양의 데이터나 희귀한 사례만으로도 새로운 개념을 배우고 일반화할 수 있는 자원 효율적 AI
다중감각 통합	단일 감각 의존 AI의 복잡한 현실 세계 맥락 이해 한계 데이터의 모호성 및 불완전성에 쉽게 영향받는 낮은 강건성(poor robustness)	다중 감각 통합을 통한 실세계 환경 및 데이터의 모호성을 해소할 수 있는 AI 과제 환경에 대한 포괄적 종합적 상황 이해가 가능한 AI
개념 주도적 정보처리	특정 양상과 작업에만 최적화되고 맥락 이해와 상식이 부재한 좁은 AI(narrow AI) 과제 수행의 과정과 근거 설명이 어려운 블랙박스AI	복합적인 과제 수행과 통합적인 문제 해결이 가능한 AI 생성한 해결책의 논리적, 개념적 근거를 제시할 수 있는 AI
선택적 주의	비효율적 학습 정보 연산 데이터 주도의 자기 주의(self-attention) 방식 AI	연산자원의 핵심 정보 집중이 가능한 AI 상황 및 목적, 그리고 기존 지식과 맥락에 따라 능동적이고 유연한 주의제어가 가능한 AI

* 다중감각통합(multisensory integration) : 여러 감각양상들(시각, 청각, 촉각, 후각, 미각, 전정감각 등)에서 들어오는 정보를 조화롭게 통합하여 외부 세계에 대한 명확하고 일관성 있는 단일한 인식을 형성하는 뇌 신경계 과정

* 개념 주도적(concept-driven) 정보처리 : 외부의 감각 정보를 해석할 때, 뇌의 상위 인지 체계에서 비롯된 기존 지식, 기대, 맥락, 경험, 목표 등이 하위 감각 정보의 분석과 해석에 영향을 미치는 과정

* 선택적 주의(selective attention) : 제한적인 뇌 정보처리 용량 하에서 동시에 주어지는 수많은 자극들 중에서 특정 자극에만 집중하고 나머지 불필요하거나 관련 없는 정보를 무시하거나 걸러내는 뇌 신경계 정보처리 과정

2. 현황 및 필요성

- **(기존 기술현황)** 현재의 인공지능은 고비용의 대규모 레이블링 데이터가 필요하고, 학습 및 추론 과정에서 막대한 전력 소모가 발생하며, 통계적 규칙성에 의존하며 감각, 인지, 동작 등의 개별 기능에서는 성능이 우수하나, 실세계 또는 새로운 환경과의 복잡한 상호작용과 적응능력, 그리고 일반화에 한계가 있다.
- 현재의 AI 모델은 객체 인식 및 감각 처리 분야에서 주로 시각 정보에 집중되어 있으며, Vision Transformer의 Attention 메커니즘 등의 연구들은 아직 뇌 기능의 부분적 모방 단계에 머물러 있어, 뇌 신경계의 복잡한 연결성과 정보처리 메커니즘에 기반한 연구는 매우 부족하다.
- **(필요성)**
- 인간의 감각 시스템의 특성과 기제를 모사하여 소수의 데이터와 라벨 입력에도 신뢰성 있는 대상의 확인, 구분, 특징 추출 등을 할 수 있고 더 나아가 일반화 및 확장 능력이 뛰어난 인공지능의 개발이 필요하다.
- 최근 멀티모달 AI 연구는 주로 시각-언어 통합에 집중되어 있다. 촉각, 고유감각 등 물리적 감각을 통합하는 연구는 상대적으로 미진하며, 이는 새로운 원천 기술 확보 기회의 골든타임이다.

3. 수요분석 및 기대효과

- **(수요분석)**
- (학계 분야) 뇌 기능 원리 규명 및 신경과학 연구 효율성 제고의 핵심 수요이다.
- (의료 분야) 수술로봇, 재활 보조기기, 의수/족 등의 다중감각 통합 인공지능 핵심 수요이다.
- (국방, 재난 분야) 드론이나 감시 카메라 영상에서 미리 정의되지 않은 잠재적 위협이나 비정상적인 움직임을 맥락적으로 인지 경고하고, 비정형 객체 감지 능력을 통해 재난 현장의 붕괴된 진해, 변형된 구조물 속에서 생존자나 위험 요소를 빠르고 효율적으로 탐지하는 핵심 수요이다.
- (로보틱스 분야) 멀티모달 감각(시각·청각·고유감각·전정감각 등) 기반의 균형 유지, 운동 제어, 인간과 함께 작업하는 협업 행동, 단일감각 데이터 보완과 강건성 증대의 핵심 수요이다.
- (자율주행 분야) 학습 데이터에 없던 새로운 객체를 즉각적으로 인지하고 위험도를 판단하는 능력, 단순히 표지판이나 차량을 인식하는 것을 넘어, 다른 운전자나 보행자의 의도를 빠르고 효율적인 뇌 처리 원리를 모방하여 예측하고 안전한 경로를 결정하는 능력의 핵심 수요이다.
- **(기대효과)**
- 객체 감각 및 추론 과정에 뇌의 감각 및 인지 원리가 반영되어, AI의 판단 근거와 의사결정 과정이 투명해져 블랙박스 문제를 해소하고 기술 신뢰도를 확보할 것으로 기대된다.
- 입력데이터의 자료 주도적/상향식(bottom-up) 처리와 함께 상황(situation)과 맥락(context)에 대한 지식이 감각 및 지각 과정에 기여하도록 하는 개념 주도적/하향식(top-down) 처리를 구현하는 인공지능 모델은 물리세계의 전체적인 이해와 신속하고 정확한 대응과 판단이 필요한 자율주행, 자율로봇 기술 등의 개발에 핵심적인 역할로 산업 생산성을 혁신할 수 있다.
- 뇌의 에너지 효율적인 정보처리 원리를 모방하여, 엣지 디바이스(Edge Device)나 임베디드 시스템에 적용 가능한 경량화/저전력 AI 모델 개발을 가속화하며, 고도의 객체 감지 및 판단 능력이 필요한 자율 시스템 산업에서 글로벌 경쟁 우위를 확보할 것으로 기대된다.

- 뇌 신경계 원리에 기반한 독자적인 AI 아키텍처 개발을 통해 특정 국가나 기업의 빅데이터 의존적인 AI 기술 종속에서 벗어나 국가 기술 주권을 강화할 것으로 기대된다.

4. 지원기간/예산/추진체계/특기사항

- 연구개발기간 : 4년 이내 (1단계 2년→2단계 2년)
- 정부지원연구개발비 : '26년 23억원 이내 (1단계 53.5억원→2단계 61억원)

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	2,300 백만원 이내
	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	3,050 백만원 이내
2단계	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	3,050 백만원 이내
	4년차	'29.1월~'29.12월	12개월	3,050 백만원 이내
합계		-	45개월	11,450백만원 이내

* 연차별 정부지원연구개발비는 당해연도 예산심의결과에 따라 변동될 수 있음

- 주관기관 : 제한없음

○ 특이사항

- 본 과제 선정시 동일 사업 총괄/세부1 과제인 「다층적 상황 이해와 창의적 문제 해결을 위한 인간인지모사 기반 통합 추론 기술 개발」 과제와 연계하여 수행하여야 한다.
- 동일 사업 총괄/세부과제 간의 데이터셋을 연계/통합하여 수행하여야 한다.
- 인간인지모사 인공지능을 평가할 수 있는 새로운 벤치마크와 성능지표를 함께 제시하여야 하고, 검증하여야 한다.
- 다학제(뇌과학, 인지과학, 심리학, 언어학 등)간의 공동연구 참여가 필수이다.

- 수행체계 : R&D결과물(수행중,연구종료)의 기술축적 또는 시장 확산 등을 고려한 산학연 협력 체계를 구성하여 제시할 것

- 상용화·기술이전 계획 구체화 : R&D결과물(수행중, 연구종료)이 시장으로 확산되어 가치 창출을 할 수 있도록, 후속연구 또는 상용화·기술이전(Commercialization·Transition) 계획을 구체적으로 제시할 것

- (TRL 4단계 이하) 원천기술개발 중간과정에서 창출된 기술에 대한 확산 및 응용·개발 연구로의 기여방안, R&D결과 후속연구(응용·개발) 연계방안 등을 제시

연구유형	기초연구 (), 응용연구 (√), 개발연구 ()	TRL (2)~(4)단계
과제특징	경쟁형(), 경쟁형(챌린지)(), SW자산뱅크등록(), 공개SW(√), 기술료비징수(√), 사업화연계(), 표준화연계(), 사회문제해결형(), 일자리연계(), 소재부품장비(), 규제샌드박스(), 연구데이터공개(√), 국제협력R&D(), IP-R&D연계(), 정책지정()	
구분		기술분야명/팀명
책임PM(과제기획위원장)		인공지능 PM
담당 팀장		AI기술팀
		성명
		정혜동
		어지영

관리번호	2026-인공지능-14		(자유공모형)						
기술분류	대분류(인공지능)-중분류(신뢰산업AI)-소분류(활용지원AI)-세분류(인공지능대중화기술)								
중점분야	AI(✓), AI반도체(), 차세대통신(), 양자(), 사이버보안(), AI·디지털융합()								
사업명	컴퓨팅자원집중형인공지능응용기술개발								
1. 개요									
<input type="checkbox"/> 사업목적 <ul style="list-style-type: none"> ○ 본 사업은 AI 연구에 필수적인 GPU 집적 및 활용 문제 해결을 위해 국내 대학의 개별 연구실에 분산된 GPU 자원을 집적하여 자체적으로 활용하는 체계를 구축하고 대규모 자원을 기반으로 혁신적인 AI 연구 성과를 확보하는 사업이다. - 즉, 분산된 GPU 자원을 모으는 것과 모은 자원을 활용한 연구개발(R&D) 모두 중요 									
<input type="checkbox"/> 목표 <ul style="list-style-type: none"> ○ 분산되어 있는 GPU 자원을 물리적인 공간에 집적하고 효율적 운영체계를 구축한다. ○ 집적된 GPU 자원을 활용하여 혁신적인 AI 연구개발을 수행하고 우수 성과를 창출한다. * 우수 성과 측정을 위해 오픈소스 모델 공개/다운로드 수, 파급력이 높은 논문 실적/피인용수, 우수 특허 등록 등을 성과지표로 설정 									
<input type="checkbox"/> 지원규모 <ul style="list-style-type: none"> ○ '26년도에는 신규 과제 3개를 선정한다. <table border="1" style="width: 100%; text-align: center;"> <tr> <th>1차년도(26년) 예산</th> <th>2~3차년도 예산</th> <th>지원 과제 수</th> </tr> <tr> <td>과제당 15억원</td> <td>과제당 연간 20억원</td> <td>3개</td> </tr> </table>				1차년도(26년) 예산	2~3차년도 예산	지원 과제 수	과제당 15억원	과제당 연간 20억원	3개
1차년도(26년) 예산	2~3차년도 예산	지원 과제 수							
과제당 15억원	과제당 연간 20억원	3개							
<input type="checkbox"/> (추진방향) <ul style="list-style-type: none"> ○ ①분산된 GPU 자원을 집적화 한 곳이거나 집적화가 가능한* 대학을 선정하여 '지속 가능한**' GPU 시스템 구축 ②집적화 자원 기반 AI R&D 수행 ③우수 성과를 창출한다. * 단일 대학의 자원 집적화 또는 컨소시엄 구성 가능, 단 단일 대학에 집적화 필수 ** 3년간 연구과제 수행 후 집적한 GPU 시스템의 지속적인 운영계획 제출 필수 *** GPU 집적화는 과제 수행 1차년도에 완성해야 하며, 2차년도부터 본격적인 R&D 수행. 단, 2차년도 이후 GPU 규모 확대 등은 자유롭게 가능 ※ 분산된 GPU 집적화에 필요한 장비, 유지보수 등 구축 비용은 총 과제 예산에서 15억원 이하로 집행 									
2. 지원내용 및 방식									
<input type="checkbox"/> 지원내용 <ul style="list-style-type: none"> ○ GPU 집적화 및 운영 <ul style="list-style-type: none"> - (GPU 집적화) 연구실별 분산된 GPU 자원 집적화를 위한 인프라 구축 비용을 지원한다. * (집행가능) GPU 집적화 및 GPU 자원의 운영관리에 필수적으로 필요한 GPU 탑재를 위한 전용 서버, 스토리지, 스위치, UPS, 케이블 및 자재류 등 * (집행불가) 직·간접적인 GPU(GPU 포함된 장비) 및 운영 SW <ul style="list-style-type: none"> ※ 본 사업의 과제비로 GPU 신규 구매는 불가하며 운영 SW는 수행기관이 직접 개발하여 사용 - (GPU 운영) 집적화된 GPU 시스템 운영을 위한 전담인력 채용, 전기료 및 장비 유지보수 비용*을 지원한다. * GPU, 서버, 항온항습기, UPS 등 집적화 장비의 AS에 필요한 유지보수비는 집행 가능 ○ AI R&D 비용 <ul style="list-style-type: none"> - 집적화된 GPU 자원 기반의 AI R&D 수행을 위한 연구 비용을 지원한다. 									
<input type="checkbox"/> 지원방식 : 연구 주제에 제한이 없는 자유공모 방식입니다.									

3. 자격요건

□ 수행기관 지원 필수 자격요건

- **(주관기관)** 기존 GPU 자원을 집적하여 운영 중인 대학이나, 신규로 GPU 자원 집적이 가능한 대학만 지원이 가능하다.
 - * 최소 3개 연구실 이상 참여를 권장하며 집적된 GPU 시스템 운영을 위한 전담 인력 배치 필수
- ** 물리적 GPU 집적화 공간 확보 및 연구실별 분산된 GPU 자원 집적화가 합의된 대학만 지원 가능
 - ※ 기본적인 인프라(공간확보, 전기(전력) 및 시설공사)가 확보된 대학만 지원 가능, 미확보 대학은 대학 자체 매칭을 통한 추후 확보 예정 확약서(총장 서명 등)를 제출 시 지원 가능
 - ※ GPU 자원 집적화 및 공간 확보 관련 합의 내용은 접수 시 확약서에 포함하여 제출
- **(공동기관)** 공동기관 유형은 제한*하지 않으나, 기업 참여시 GPU 제공**이 필수이다.
 - * GPU 제공 없이 연구개발을 위한 공동연구 참여는 대학 및 연구기관만 가능하며 집적된 GPU 시스템 활용 필수
- ** 기업 제공하는 GPU는 현물출자로 인정이 가능하며 과제 종료 시, GPU에 대한 소유권은 대학에 이전 필수
- **(성능/규모)** 집적화할 GPU 자원은 동등한 수준의 사양*으로 최소 16장 이상, 개별 VRAM 40G 이상을 한 공간**에 구성이 가능한 대학만 지원이 가능하다.
 - * GPU 성능 기준 : 데이터센터급(A, H, B, L 등) 또는 데이터센터 활용 가능급(RTX ada 등)의 GPU가 가능하며 동일 사양 집적 우선. 데이터센터 비권장 소비자용 GPU는 제외
 - ** 기존 GPU 자원을 집적하여 운영 중인 대학도 추가 확충 필요하며 GPU 시스템에 최소 16장 이상 추가 확대 필수

4. 평가기준

□ 선정평가

- 동일 대학에 2개 이상의 과제가 선정되지 않는다.
- 주관기관은 구체적인 “집적화 구축계획 및 운영방안 보고서” 제출이 필수이며, 과제 종료 후 집적화된 GPU 시스템은 지속 운영이 필수다.
 - * 제출된 보고서는, 평가지표 중 ‘자원 집중·활용 계획의 우수성’ 지표를 통해 평가 반영
- 선정된 과제는 인프라(공간 및 GPU 등) 보유 여부 등에 대해 현장실사로 검증하며, 허위가 있을 경우 지원 제외되고 차순위의 수행기관(과제)으로 선정 대체된다.

□ 평가항목

- 컴퓨팅자원 집중·활용 계획의 구체성과 연구 주제와의 연계성을 동시에 고려하여 평가한다.
 - 선정평가 시, 대상 GPU의 사양 및 집적화 정도의 규모와 집적된 규모 기반 연구 주제를 평가한다.
- 또한, 1차년도 GPU 집적화 구축을 확인하기 위해 단계(1+2년)를 설정하여 평가를 시행한다.

□ 기타

- 계획된 집적화 구축계획 및 운영방안 보고서의 변경 시 전문기관(정보통신기획평가원)의 심의가 필수다.

< 평가기준 및 배점(안) >

구분 (배점)	배점	세부 기준
사업수행 역량 (10)	5	○ 연구책임자/참여 인력 역량의 우수성 및 역할의 구체성
	5	○ 주관/공동 연구개발기관의 보유 인프라 수준 및 참여 적극성 - 참여 대학(여러 대학 또는 여러 연구실) 구성 및 보유 GPU 성능
예산 계획의 적절성 (10)	5	○ GPU 집중화 관련 예산 사용의 적절성 - 전산실 공조, 전기·시설공사 등 사용 인프라 공사비 규모의 적절성 - 전기료, 집중화에 필요한 장비, 유지보수비 등 부대비용 비중의 적절성
	5	○ R&D 예산 사용 계획의 적절성
자원 집중·활용 계획의 우수성 (30)	10	○ 연구 자원 집적화 구축 계획의 구체성 및 현실 가능성 - 집적화하는 GPU의 규모 및 구축 계획의 우수성
	10	○ 집적한 연구 자원 활용 계획의 구체성 및 확장 가능성 - 운영 SW 개발, 운영 체계 구축 및 전담 인력 배치 계획의 우수성
	5	○ 기구축된 GPU 집적 현황 대비 신규 집적된 GPU의 효과성 - 기구축된 집적화 GPU 확대 대비 최초 집적하는 대학 우선 고려
	5	○ 구축 및 구입 예정 장비의 적정성 및 효용성 - GPU 집적에 필요한 위한 서버, 스토리지, 스위치, UPS, 케이블류 등 장비의 적정성
AI 연구과제의 적절성 (40)	20	○ 집적된 연구 자원의 성능과 연구과제 간 연계 합리성
	20	○ AI 연구과제의 혁신성 및 도전성 - 자원 규모와 연구주제 측면에서 연계되는 기술의 파급효과
자원 활용의 지속가능성(10)	5	○ 제시한 (과제 종료 후) 자체 운영 방안의 지속 가능성
	5	○ 장기적인 관점에서 효과성 및 운영 합리성 - 안전한 시스템 관리를 위한 대응체계
소 계	100	-

<집적화 구축계획 및 운영방안 보고서 내용(안)>

구분	내용	확인 방법
집적화 GPU 규모	물리적 공간에 집적한 GPU 규모	- 현장실사
물리적 집적환경 최적화	공간, 전략, 냉각, 랙 배치 등	- 현장실사
연산성능 효율	집적된 GPU 간 병렬학습 효율	- 현장실사 - 테스트 보고서
자원 활용률	집적된 GPU 사용률	- 로그기록 보고서
확장성 및 유연성	집적된 GPU 인프라에 대한 GPU 확장시 성능 저하 여부	- 현장실사 - 테스트 보고서
통합 운영 관리성	전담인력 담당업무, 스케줄링 모니터링 효율	- 현장실사 - 테스트 보고서
안전관리	공간 안전관리(화재, 보안 등) 체계 구축	- 현장실사 및 보고서

5. 지원기간/예산/추진체계

- 연구개발기간 : 3년
- 정부지원연구개발비 : '26년 45억원 이내(총 정부지원연구개발비 165억원 이내)

구분		기간	개월수	정부지원연구개발비
1단계	1년차	'26.4월~'26.12월	9개월	4,500 백만원 이내
2단계	2년차	'27.1월~'27.12월	12개월	6,000 백만원 이내
	3년차	'28.1월~'28.12월	12개월	6,000 백만원 이내
합계		-	33개월	16,500 백만원 이내

* 정부지원연구개발비는 '26년에 한해 확정되었으며, 연차별 당해연도 예산심의결과에 따라 변동될 수 있음

- 주관기관 : 대학(원)
- 기타 : 동 과제는 3개의 수행기관을 선정·지원하는 과제로 선정된 수행기관 별 '26년도 지원 예산은 15억원

구분	기술분야명/팀명	성명
책임PM(과제기획위원장)	인공지능 PM	정혜동
담당 팀장	AI기술팀	어지영