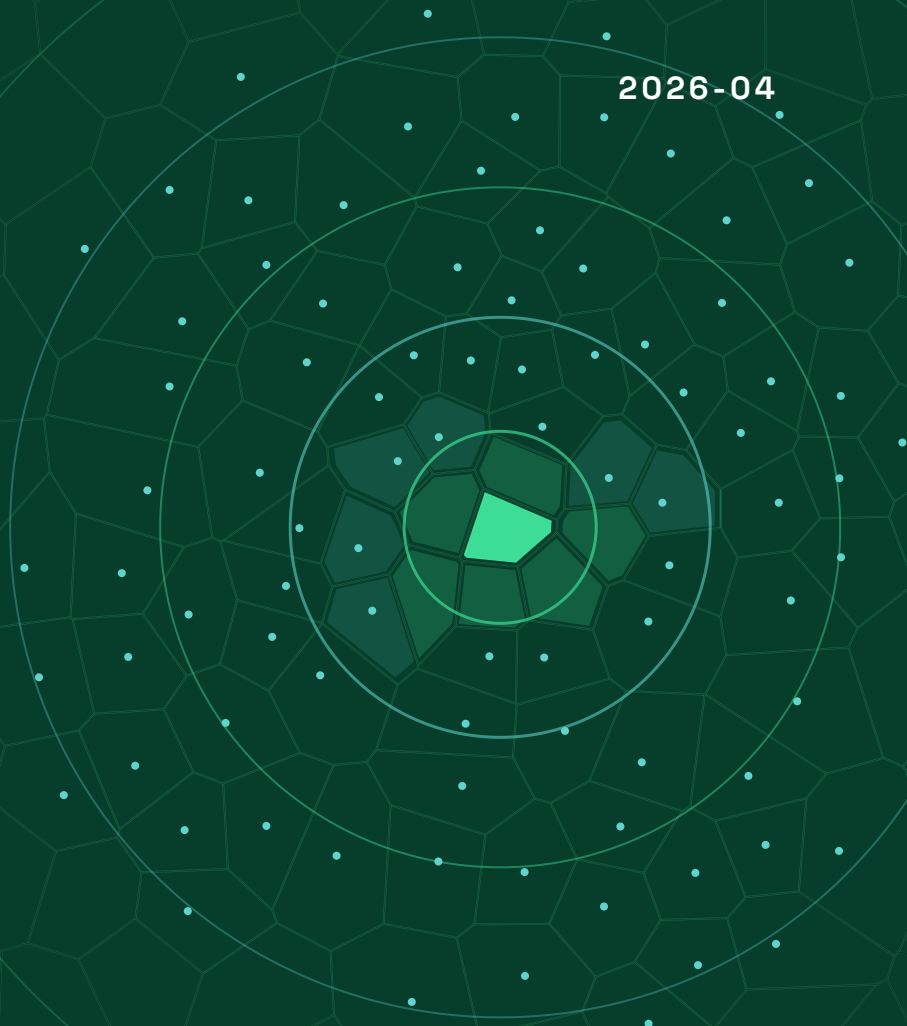
AINA ISSUE REPORT

2026-04



피지컬 AI 시대의 AI 네트워크

— 실증에서 산업 확산으로, 지능을 연결하는 인프라의 진화 —

KRAIN(Korea Real-World AI Network) 2026 세션 3·4

2026. 10. 16.

AINA AI NETWORK ALLIANCE
AI 네트워크 얼라이언스

www.aina.or.kr

EXECUTIVE SUMMARY

요약문

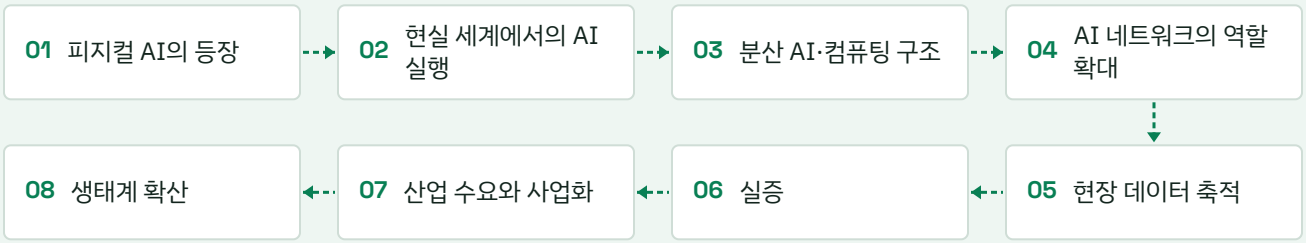
인공지능은 디지털 공간에서 정보를 처리하는 단계를 넘어, 현실 세계의 사물과 환경을 인식하고 판단 결과를 물리적 행동으로 연결하는 단계로 확장되고 있다. 피지컬 AI(Physical AI)는 로봇·자동차·산업설비 등 물리적 시스템에 인공지능을 결합하여 현실 세계의 작업을 인식·판단·수행하도록 하는 기술 및 산업 흐름을 의미한다.

피지컬 AI가 산업 현장에 확산되기 위해서는 AI 모델과 로봇 자체의 성능만으로는 충분하지 않다. AI의 판단이 물리적 행동으로 이어지는 환경에서는 연결성, 이동성, 실시간성, 안정성, 보안, 컴퓨팅 자원, 데이터 활용 체계가 함께 요구된다. 이에 따라 네트워크는 단순 통신 인프라를 넘어 분산된 AI 기능과 컴퓨팅 자원, 현장 데이터를 연결·조율하는 실행 기반으로 역할이 확대되고 있다.

KRAIN 2026 세션 3에서는 AI-RAN을 통한 연결성과 컴퓨팅의 결합, 실시간 연결형 휴머노이드, 산업용 피지컬 AI의 네트워크 요구사항, AI 팩토리와 클라우드 구조가 논의되었다. 이를 통해 피지컬 AI를 위한 네트워크·컴퓨팅 아키텍처의 전환 필요성이 강조되었다.

세션 4에서는 이러한 기술적 가능성을 산업 현장의 실증과 확산 관점에서 검토하였다. 산업별로 요구되는 이동성, 안정성, 보안, 실시간성은 서로 다르며, 실증이 산업 확산으로 이어지기 위해서는 수요기업의 참여, 후속 투자, 운영비용 절감, 시험·검증 체계, 기업 간 협력 구조가 함께 필요하다는 점이 제기되었다.

본 보고서는 세션 3과 세션 4의 논의를 다음의 흐름으로 재구성하였다.



따라서 AI 네트워크는 특정 통신기술의 선택 문제가 아니라, AI 기능의 실행 위치, 데이터 이동 방식, 컴퓨팅 자원 배치, 네트워크 품질, 보안 체계, 현장 운영 방식이 실제 작업 성과와 사업 성과로 이어지도록 통합 설계하는 문제로 접근해야 한다.

이에 따라 본 보고서는 1장에서 피지컬 AI와 AI 네트워크 논의의 배경과 문제의식을 제시하고, 2장에서 온디바이스·엣지·클라우드 기반의 분산 AI 실행 구조와 네트워크 요구사항을 검토한다. 3장에서는 제조·로봇 현장에서 요구되는 네트워크 안정성, 데이터 처리, 실증, 투자수익률, 사업화 요건을 살펴보고, 4장에서는 산업 확산을 위한 정책·제도 과제와 단계별 실행 로드맵을 제시한다.

CONTENTS

목차

요약문 2

01 서론 6

1.1. 피지컬 AI의 등장과 산업 환경의 변화 6

1.2. 피지컬 AI 확산에 따른 산업적 요구와 과제 7

1.3. 피지컬 AI 시대의 네트워크 역할과 이슈리포트의 구성 8

02 피지컬 AI를 위한 AI 네트워크 기술 방향 11

2.1. 피지컬 AI를 위한 AI-RAN: 커넥티비티·컴퓨트·비즈니스 모델의 확장(에릭슨) 11

2.2. 산업용 피지컬 AI의 네트워크 요구사항(마음AI) 13

2.3. AI 팩토리·클라우드와 AI 네트워크(네이버클라우드) 15

03 피지컬 AI 네트워크 산업 확산 조건 21

3.1. 산업 현장의 피지컬 AI 실증과 적용(공공기관 관점) 21

3.2. 피지컬 AI를 위한 네트워크·컴퓨팅 요구사항(통신사 및 네트워크 제조사 관점) 23

3.3. 로봇 지능의 분산과 엣지·클라우드 역할 분담(로봇 및 클라우드 기업 관점) 25

04 종합 결론 및 정책 제언 30

4.1. 종합 결론: 피지컬 AI 시대, AI 네트워크는 실행 인프라로 전환 30

4.2. 정책 제언: 피지컬 AI 네트워크 확산을 위한 핵심 과제 31

4.3. 실행 로드맵: 단계적 추진체계와 생태계 확산 34

A 부록 39

부록 A. KRAIN 2026 세션 3·4 프로그램표 39

부록 B. 자료 출처 및 작성 방법 39

부록 C. 용어 정리 40

FIGURES & TABLES

그림·표 목차

그림목차

그림 1.1. 디지털 AI와 피지컬 AI의 실행 구조 비교 7

그림 1.2. 피지컬 AI의 기본 실행 흐름 — 감지·인식/판단·행동의 3단계 구조 9

그림 2.1. 온디바이스–엣지–클라우드–AI 팩토리 통합 구성도 18

그림 2.2. 피지컬 AI를 구성하는 핵심 요소 — 로봇, 네트워크, 컴퓨팅, AI 모델 19

그림 3.1. 피지컬 AI가 적용되는 주요 산업 현장 유형 26

그림 3.2. 온디바이스·엣지·클라우드 기능 배치 27

그림 4.1. 피지컬 AI 데이터 플라이휠 순환 구조 32

그림 4.2. 피지컬 AI 네트워크 산업 생태계 형성 36

표목차

표 1.1. 산업 환경별 주요 AI 네트워크 요구사항 7

표 2.1. 기존 모바일·인터넷 vs 생성형 AI vs 피지컬 AI 12

표 2.2. 산업용 로봇의 네트워크 요구조건 13

표 2.3. 온디바이스·엣지·네트워크·클라우드·AI 팩토리 계층별 주요 역할 14

표 2.4. AI 팩토리의 7개 계층 16

표 2.5. AI 워크로드의 실행 영역별 기능과 고려사항 19

표 3.1. 로봇 제어 주기별 네트워크·온디바이스 처리 경계 23

표 3.2. 기능별 실시간성과 처리 위치 24

표 3.3. 피지컬 AI 서비스 실증의 핵심 KPI 24

표 3.4. 공간 유형별 피지컬 AI 로봇의 네트워크·컴퓨팅 요구사항 25

표 3.5. 산업별 피지컬 AI 적용 사례와 주요 네트워크 요구사항 26

표 4.1. KRAIN 2026 세션 3·4 종합 비교 31

표 4.2. 네트워크·AI/Task·산업성과 KPI 33

표 4.3. 역할별 요약 프레임 34

표 4.4. 피지컬 AI 네트워크 확산을 위한 단계별 로드맵 34

표 4.5. 피지컬 AI 네트워크 생태계 참여자와 역할 36

CHAPTER

01

서론

1.1. 피지컬 AI의 등장과 산업 환경의 변화

1.2. 피지컬 AI 확산에 따른 산업적 요구와 과제

1.3. 피지컬 AI 시대의 네트워크 역할과 이슈리포트의 구성

CHAPTER 01

1. 서론

AINA(AI 네트워크 얼라이언스, 이하 AINA)는 2026년 9월 11일 통신·AI·로봇·제조·공공 부문의 산업 생태계가 한자리에 모여 피지컬 AI와 AI 네트워크의 융합을 논의하는 제1회 KRAIN(Korea Real-World AI Network) 2026을 개최하였다. KRAIN 2026은 AI-RAN, 산업용 5G(Industrial 5G), 피지컬 AI, AI 네트워크 인프라, 산업 생태계 확산을 단계적으로 다루는 프로그램으로 구성되었다.

정부가 추진 중인 국가 Hyper AI 인프라 확충 전략과 맞물려, 본 행사에서 논의된 AI-RAN, 특화망, 소버린 AI 팩토리 실증은 국가 차원의 AI 인프라 경쟁력 논의와도 직접 연결된다. AINA는 KRAIN 2026을 계기로 한국을 AI 네트워크 분야의 글로벌 테스트베드이자 국내 협력 허브로 발전시켜 나가는 것을 목표로 하고 있다.

1.1. 피지컬 AI의 등장과 산업 환경의 변화

피지컬 AI는 인공지능이 현실 세계를 인식하고 상황을 판단한 뒤, 그 결과를 로봇, 자동차, 산업설비 등 물리적 시스템의 행동으로 연결하는 기술 방향을 의미한다. 기존 디지털 AI 서비스가 주로 정보 생성, 분석, 추천, 의사결정 지원에 머물렀다면, 피지컬 AI는 AI의 판단 결과가 물리적 움직임과 실제 작업 수행으로 이어진다는 점에서 차별성을 갖는다.

예를 들어 로봇은 카메라와 각종 센서를 통해 주변 환경을 인식하고, AI 모델을 이용해 상황을 판단한 뒤 이동, 조작, 작업을 수행한다. 자동차 역시 주변 환경과 주행 상황을 인식·판단한 뒤 그 결과를 차량 제어로 연결할 수 있다. 제조 현장에서는 설비와 로봇이 생산공정의 상태를 인식하고, 작업 순서나 동작을 조정하는 방식으로 AI 활용이 확대될 수 있다.

이러한 변화는 AI 시스템의 요구조건에도 변화를 가져온다. 디지털 서비스에서는 일정 수준의 응답 지연이나 서비스 중단이 주로 사용자 경험 저하로 이어지지만, 물리적 시스템에서는 동일한 문제가 작업 중단이나 안전 문제로 연결될 수 있다. 따라서 피지컬 AI에서는 AI 모델의 정확도뿐만 아니라 실시간성, 연결 안정성, 이동성, 보안, 전력 효율, 안전성을 함께 고려해야 한다.

결국 피지컬 AI의 발전은 AI 모델과 로봇 기술의 발전만을 의미하지 않는다. 현실 세계에서 AI가 지속적으로 작동하기 위해 필요한 네트워크, 컴퓨팅, 데이터 인프라의 변화까지 포함하는 산업 구조의 전환으로 볼 필요가 있다.



그림 1.1. 디지털 AI와 피지컬 AI의 실행 구조 비교

1.2. 피지컬 AI 확산에 따른 산업적 요구와 과제

피지컬 AI가 실제 산업 현장에 적용되기 위해서는 기술적 성능뿐 아니라 현장의 운영 조건을 충족해야 한다. 산업 현장은 일반적인 디지털 서비스 환경보다 복잡하며, 생산 연속성, 작업자 안전, 설비 연계, 보안, 운영비용 등 다양한 제약 조건이 동시에 작용한다.

제조공장에서는 생산설비와의 연계와 생산 중단을 최소화하는 안정성이 중요하다. 물류 환경에서는 이동 로봇의 위치 파악과 연결 지속성이 중요하며, 위험 작업환경에서는 사람의 접근을 줄이는 동시에 로봇이 안정적으로 작업을 수행할 수 있어야 한다. 이처럼 산업별 운영 조건에 따라 요구되는 네트워크와 AI 조건도 달라진다.

표 1.1. 산업 환경별 주요 AI 네트워크 요구사항

산업 환경	주요 요구사항
제조	생산 연속성, 설비 연결, 안전
물류	이동성, 측위, 핸드오버, 서비스 연속성
조선·중공업	복잡한 공간 구조, 음영지역 대응, 이동성, 안전
위험 작업	원격성, 연결 안정성, 환경 인식, 안전
캠퍼스	이동성, 다중 사용자 지원, 위치정보
공공 장소	보안, 예외상황 대응, 운영 안정성
자동차	실시간성, 센서 데이터 처리, 안전

이러한 문제의식 위에서 KRAIN 2026은 AI 네트워크와 피지컬 AI를 주제로 하는 세션을 마련하였다. 세션 3은 “AI Network for Physical AI: From Models to Industrial Deployment”를 주제로 에릭슨, 마음AI, 네이버클라우드의 발표를 통해 기술·네트워크·컴퓨팅 관점의 논의를 다루었다. 세션 4는 “AI Network for Physical AI: From Demonstration to Scale”를 주제로 공공·정책기관, 통신사업자, AI·로봇 기업, 클라우드 기업이 참여하는 패널토론을 통해 실증과 산업 확산의 과제를 논의하였다.

두 세션이 공유하는 문제의식은 피지컬 AI가 기존 생성형 AI와 다른 트래픽 구조와 요구조건을 갖는다는 데 있다. 생성형 AI 서비스에서는 텍스트나 웹 콘텐츠와 같은 비교적 균일한 데이터가 주로 오가며, 응답 지연에 대해서도 상대적으로 허용 범위가 넓다.

반면 피지컬 AI에서는 카메라, 라이다, 각종 센서, 로봇 제어 정보 등 현실 세계의 상태를 나타내는 데이터가 지속적으로 발생한다. 또한 업로드 중심의 급증형 트래픽과 초 단위 이하의 엄격한 지연 요구조건이 동반되며, 다수의 로봇과 장비가 동시에 운영될 경우 네트워크와 컴퓨팅 자원 모두에 큰 부담으로 작용할 수 있다.

이에 따라 피지컬 AI 네트워크의 핵심 질문은 단순히 “어떤 네트워크가 가장 빠른가”에 머무르지 않는다. 오히려 산업 현장의 작업 특성과 AI 실행 구조를 함께 고려하는 다음 질문들이 중요하다.

- AI가 수행해야 하는 작업은 무엇인가?
- 해당 작업에는 어느 정도의 실시간성이 요구되는가?
- 로봇이나 장비는 이동성을 갖는가?
- 어떤 유형의 데이터가 어느 정도의 규모로 발생하는가?
- AI 모델은 어디에서 실행되는 것이 적절한가?
- 네트워크 연결이 일시적으로 불안정해졌을 때 작업은 지속될 수 있는가?
- 현장 데이터는 어떻게 저장·학습·재활용되는가?
- 기술 도입은 실제 생산성·품질·안전·비용에 어떤 변화를 가져오는가?

이러한 질문은 AI, 로봇, 네트워크, 클라우드, 컴퓨팅을 개별 기술이 아니라 하나의 시스템으로 바라볼 필요성을 보여준다.

1.3. 피지컬 AI 시대의 네트워크 역할과 이슈리포트의 구성

피지컬 AI에서 AI 모델은 단순히 정보를 생성하는 수준을 넘어, 현실 세계의 상태를 인식하고 행동을 결정하는 방향으로 확장되고 있다. 현실 세계의 AI 시스템은 일반적으로 감지(Sense) → 인식·판단(Reason) → 행동(Act)의 흐름을 갖는다. 센서와 카메라를 통해 환경을 인식하고, AI 모델이 상황을 판단한 뒤, 로봇이나 장비가 실제 행동을 수행하는 구조이다.



그림 1.2. 피지컬 AI의 기본 실행 흐름 — 감지·인식/판단·행동의 3단계 구조

이 과정에서 모든 AI 기능을 동일한 위치에서 수행하기는 어렵다. 실시간 제어와 안전 관련 기능은 통신 상황에 대한 의존성을 줄이기 위해 장치 가까이에서 수행할 필요가 있다. 반면 상대적으로 큰 모델이나 복잡한 영상 분석은 엣지 컴퓨팅을 활용할 수 있으며, 대규모 학습과 여러 장치의 데이터를 통합하는 작업은 클라우드가 적합할 수 있다.

이러한 실행 구조의 변화는 네트워크의 역할도 함께 바꾼다. 기존 네트워크의 핵심 역할이 사람, 기기, 서버 사이의 연결을 제공하는 것이었다면, 피지컬 AI에서는 현장 데이터, AI 기능, 컴퓨팅 자원을 연결하는 필수 기반으로 역할이 확대된다.

본 보고서에서 AI 네트워크는 피지컬 AI가 현실 세계에서 감지·판단·행동할 수 있도록 연결성, 컴퓨팅 자원, 데이터 흐름, AI 워크로드를 온디바이스·엣지·클라우드 전반에 걸쳐 연결·분산·조율하는 지능형 인프라를 의미한다.

이러한 AI 네트워크는 세 가지 축에서 이해할 수 있다.

- 첫째, 로봇과 장비가 이동하거나 분산되어 있더라도 필요한 연결을 지속적·안정적으로 제공하는 연결성이다.
- 둘째, AI 기능이 요구하는 연산 자원을 온디바이스·엣지·클라우드에서 적절히 분산 활용하도록 지원하는 컴퓨팅 연계성이다.
- 셋째, 현장에서 생성되는 데이터를 필요한 위치로 전달하고 다시 학습과 추론 모델 개선에 활용할 수 있도록 하는 데이터 연계성이다.

본 보고서는 이러한 문제의식을 바탕으로 다음과 같이 구성된다.

- 2장은 KRAIN 2026 세션 3에서 발표된 에릭슨, 마음AI, 네이버클라우드의 발표를 중심으로 피지컬 AI를 위한 AI 네트워크 기술을 다룬다.
- 3장은 세션 4의 패널토론에서 논의된 산업 현장의 실증 경험을 중심으로, 피지컬 AI 네트워크의 산업 확산 조건을 정리한다.
- 4장은 앞선 논의를 종합하여 결론과 시사점, 정책 제언을 제시한다.

CHAPTER

02

피지컬 AI를 위한 AI 네트워크 기술 방향

2.1. 피지컬 AI를 위한 AI-RAN: 커넥티비티·컴퓨트·비즈니스 모델의 확장(에릭슨)

2.2. 산업용 피지컬 AI의 네트워크 요구사항(마음AI)

2.3. AI 팩토리·클라우드와 AI 네트워크(네이버클라우드)

CHAPTER 02

2. 피지컬 AI를 위한 AI 네트워크 기술 방향

본 장은 KRAIN 2026 세션 3에서 에릭슨, 마음AI, 네이버클라우드가 발표한 기술적 내용을 중심으로, 피지컬 AI를 지원하기 위한 AI 네트워크와 분산 AI 실행 구조를 기술적 관점에서 다룬다.

2.1. 피지컬 AI를 위한 AI-RAN: 커넥티비티·컴퓨트·비즈니스 모델의 확장(에릭슨)

세션 3의 첫 발표자인 에릭슨코리아 Sibel Tombaz CEO는 AI가 디지털 공간을 넘어 현실 세계로 확장됨에 따라, 네트워크의 성격도 '기기를 연결하는 네트워크'에서 '지능을 연결하는 네트워크'로 전환되어야 한다고 설명하였다.

AI 추론이 특정 한 곳에만 머무르지 않고 온디바이스, 엣지, 클라우드에 분산되는 상황에서는 네트워크가 이 분산된 지능 사이를 얼마나 안정적이고 효율적으로 연결하는지가 서비스의 성패를 좌우한다는 것이다.

> **"It will not be about connecting the devices. It will be about connecting intelligence."**
>
> (다음 세대의 네트워크는 기기를 연결하는 것이 아니라 지능을 연결하는 역할을 맡게 될 것이다.)
>
> – 에릭슨코리아 Sibel Tombaz CEO

기존 통신 산업은 사람과 사람, 사람과 서버, 기기와 서버를 연결하는 것을 중심으로 발전해 왔다. 그러나 AI가 물리 세계로 확장되면서 네트워크의 역할은 단순 연결 제공을 넘어, AI 기능의 실행과 조율을 지원하는 방향으로 변화하고 있다. 피지컬 AI 환경에서는 네트워크가 데이터를 전달하는 통로에 그치지 않고, 어떤 데이터를 어디에서 처리할지, 어느 수준의 지연시간을 허용할지, 어떤 서비스에 우선순위를 부여할지를 컴퓨팅 인프라와 함께 결정해야 한다.

이러한 변화는 통신망이 단순 연결망을 넘어 AI 실행 인프라로 확장될 가능성을 보여준다. 특히 AI-RAN은 무선접속망에 AI와 컴퓨팅 자원을 결합함으로써, 네트워크 자체의 지능화를 추진하는 동시에 향후 피지컬 AI 서비스를 지원하는 분산형 인프라로 확장될 가능성이 있다.

2.1.1. 피지컬 AI 트래픽의 차별성

에릭슨 발표에서 강조된 첫 번째 쟁점은 피지컬 AI 트래픽이 기존 인터넷 트래픽이나 생성형 AI 트래픽과 다르다는 점이다. 일반적인 인터넷 서비스는 영상 스트리밍, 웹 접속, 파일 다운로드 등 비교적 예측 가능한 트래픽 패턴을 갖는다. 생성형 AI 서비스는 프롬프트 입력과 모델 응답 과정에서 일시적인 트래픽 폭증이 나타날 수 있지만, 대부분 클라우드 중심 구조에서 처리된다.

반면 피지컬 AI는 로봇, 센서, 카메라, 산업 설비가 지속적으로 데이터를 생성하며, 특정 순간에는 고해상도 영상, 센서 데이터, 제어 신호를 동시에 처리해야 한다. 일부 산업용 사례에서는 초당 100회 이상의 고빈도 제어 신호가

요구될 수 있으며, 이는 유선 네트워크에서도 구현이 까다로운 수준의 응답성과 안정성을 필요로 한다.

표 2.1. 기존 모바일·인터넷 vs 생성형 AI vs 피지컬 AI

구분	기존 모바일·인터넷	생성형 AI	피지컬 AI
주요 데이터	영상, 웹, 파일	프롬프트, AI 응답 데이터	센서, 영상, 제어 데이터
트래픽 특성	비교적 예측 가능	일시적 폭증 증가	매우 동적이며 현재 상황에 따라 변화
지연 요구	서비스별 상이	수백 밀리초(ms) 수준 중심	일부 업무는 매우 낮은 지연 필요
신뢰성	서비스별 상이	중요	안전과 직결
데이터 위치	클라우드 중심	클라우드 중심	온디바이스, 엣지, 클라우드 분산
AI 실행 위치	제한적	주로 클라우드	단말, 엣지, 클라우드
네트워크 역할	연결	AI 서비스 접근 지원	AI 실행·협력 인프라

표 2.1에서 확인할 수 있듯이, 피지컬 AI에서 네트워크는 단순 접속 품질을 넘어 AI 서비스의 실행 가능성을 결정하는 요소가 된다. 특히 로봇 제어, 자율 이동, 설비 제어, 안전 감시처럼 물리적 행동과 연결되는 서비스에서는 지연이나 장애가 곧 운영 리스크로 이어질 수 있다.

2.1.2. 분산 AI 아키텍처와 네트워크-컴퓨팅 결합

피지컬 AI의 네트워크 요구사항은 속도만으로 설명하기 어렵다. 지연시간, 신뢰성, 커버리지, 이동성, 보안, 컴퓨팅 위치가 함께 고려되어야 하기 때문이다. 즉, 데이터가 얼마나 빠르게 이동하는가뿐만 아니라 어떤 데이터가 어디에서 처리되어야 하는지가 중요하다. 따라서 피지컬 AI에서는 네트워크와 컴퓨팅을 분리된 인프라가 아니라, AI 실행 위치와 서비스 품질을 함께 결정하는 통합 자원으로 이해할 필요가 있다.

이에 따라 단말, 엣지, 네트워크, 클라우드가 역할을 나누는 분산 AI 아키텍처가 현실적인 방향으로 제시된다. 즉각적인 안전 제어와 반응은 단말 또는 로봇 내부에서 처리하고, 지역 단위의 실시간 추론과 조율은 엣지에서 수행하며, 대규모 학습과 시뮬레이션은 클라우드에서 담당하는 구조이다.

AI-RAN은 이러한 분산 구조에서 무선접속망과 AI 컴퓨팅을 결합하는 핵심 접점으로 볼 수 있다. 무선접속망이 데이터 전달을 넘어 AI 추론과 자원 최적화를 수행할 수 있다면, 네트워크는 피지컬 AI 실행을 지원하는 지능형 인프라로 확장될 수 있다. 이를 위해서는 RAN 단에서의 추론, AI 가속기 기반 라디오 유닛, 라디오-컴퓨팅 통합 아키텍처 등 기술적 진화가 필요하다.

2.1.3. 비용 효율성과 전용 가상망

피지컬 AI 네트워크 확산에서 중요한 요소는 기술적 가능성뿐 아니라 비용 효율성이다. 고성능 네트워크를 구현하더라도 산업 현장에서 감당 가능한 비용으로 제공되지 않으면 확산은 제한될 수밖에 없다. 따라서 피지컬 AI 네트워크는 초저지연·고신뢰 성능과 함께 경제성을 확보해야 한다.

이와 관련해 네트워크 슬라이싱은 중요한 수단이 될 수 있다. 예를 들어 실시간 제어 명령에는 최우선 슬라이스를 배정하고, 영상 데이터 업로드나 로그 전송에는 별도 슬라이스를 배정함으로써 피지컬 AI 서비스를 위한 가상 전용망을 구성할 수 있다. 이를 통해 하나의 물리 네트워크 위에서도 서비스별 요구사항에 맞는 차등적 품질 보장이 가능해진다.

에릭슨 발표의 핵심은 AI-RAN이 통신망의 역할을 커넥티비티 중심에서 컴퓨팅과 AI 실행 인프라로 확장할 수 있다는 점이다. 피지컬 AI 시대의 네트워크는 기기를 연결하는 인프라를 넘어, 분산된 지능을 연결하고 조율하는 산업 기반으로 진화해야 한다.

2.2. 산업용 피지컬 AI의 네트워크 요구사항(마음AI)

두 번째 발표자인 마음AI 손병희 국방AI&로보틱스 대표는 휴머노이드와 로봇을 중심으로 피지컬 AI가 실제 산업 현장에서 어떻게 구현·운영될 수 있는지를 설명하였다. 발표의 핵심은 AI가 디지털 공간을 넘어 물리적 공간에서 움직이기 시작했으며, 이때 네트워크의 실시간성과 신뢰성이 안전 문제와 직결된다는 점이다.

> **“AI가 화면 밖으로 걸어 나왔습니다. 인터넷 안에서만 움직이던 AI가 이제는 고립되고 컴팩트한 물리적 환경 속에서 움직여야 하는 상황이 되었습니다.”**
>
> – 마음AI 손병희 국방AI&로보틱스 대표

생성형 AI의 오류는 대체로 잘못된 답변이나 부정확한 정보 제공에 그칠 수 있다. 그러나 피지컬 AI의 오류는 사람의 부상, 설비 손상, 생산 차질, 안전사고 등 물리적 피해로 이어질 수 있다. 따라서 피지컬 AI에서 네트워크 장애는 단순한 서비스 품질 저하가 아니라 안전 이슈로 이해되어야 한다.

2.2.1. 산업용 로봇의 네트워크 요구조건

마음AI 발표에서는 산업용 피지컬 AI를 위한 네트워크 요구조건으로 실시간성, 신뢰성, 전력 효율, 보안이 강조되었다.

표 2.2. 산업용 로봇의 네트워크 요구조건

요구조건	의미	산업 현장 적용
실시간성	즉각적 제어 및 반응	작업자가 가까이 접근하거나 장애물이 발생했을 때 로봇은 지연 없이 멈추거나 경로를 수정해야 한다.
신뢰성	연결 및 제어명령의 안정적 전달	로봇 제어에서는 일부 패킷 손실이나 연결 지연도 작업 품질과 안전성에 영향을 줄 수 있다.
전력 효율	불필요한 통신·재전송 최소화	네트워크 재전송이나 불필요한 데이터 송수신이 늘어나면 배터리 소모와 발열 문제가 커질 수 있다.
보안	원격 제어권 탈취 등 위협 대응	로봇이 물리 세계에서 움직이는 실행 주체라는 점에서 보안 위협은 물리적 위험으로 연결될 수 있다.

2.2.2. 온디바이스와 네트워크 AI의 역할 분담

휴머노이드와 산업용 로봇은 배터리 용량, 발열, 무게, 탑재 공간, 컴퓨팅 성능 등 물리적 제약을 갖는다. 따라서 대형 AI 모델을 모두 로봇 내부에 탑재해 독립적으로 운영하는 방식은 전력 소모, 열 관리, 비용, 유지보수 측면에서 한계가 있다. 이에 따라 피지컬 AI는 온디바이스, 엣지, 네트워크, 클라우드, AI 팩토리가 각각의 역할을 분담하는 분산형 실행 구조로 설계될 필요가 있다.

표 2.3. 온디바이스·엣지·네트워크·클라우드·AI 팩토리 계층별 주요 역할

계층	주요 역할
온디바이스(On-device)	안전 제어, 즉각적 반응, 기본 인지 및 로컬 제어
엣지(Edge)	현장 인접 실시간 추론, 지역 단위 조율, 데이터 전처리
네트워크(Network)	데이터·제어 트래픽 전달, 지연·우선순위 관리, AI 워크로드 연계 지원
클라우드(Cloud)	대규모 모델 운영, 다수 로봇 데이터 통합, 군집 지능 형성
AI 팩토리(AI Factory)	데이터 생산·정제, 모델 학습·개선, 모델 배포 체계 운영

이러한 구조에서 온디바이스는 안전과 즉각적 반응을 담당하고, 엣지는 현장 가까이에서 실시간 추론과 데이터 전처리를 수행한다. 네트워크는 단순한 연결망을 넘어 데이터와 제어 트래픽의 우선순위를 관리하고, AI 워크로드가 온디바이스·엣지·클라우드 간에 적절히 배치될 수 있도록 지원한다. 클라우드는 여러 로봇과 현장에서 발생한 데이터를 통합해 대규모 모델 운영과 군집 지능 형성을 담당하며, AI 팩토리는 축적된 데이터를 기반으로 모델을 학습·개선하고 이를 다시 현장에 배포하는 역할을 수행한다.

이러한 분산 구조가 중요한 이유는 로봇 경쟁의 중심이 점차 하드웨어 단품 경쟁에서 데이터와 학습 체계 경쟁으로 이동하고 있기 때문이다. 휴머노이드와 산업용 로봇의 하드웨어 성능은 빠르게 평준화되고 있으며, 글로벌 시장에서는 가격 경쟁과 양산 경쟁이 본격화되고 있다. 이 경우 차별화의 핵심은 로봇 하드웨어 자체가 아니라, 현장 데이터를 얼마나 지속적으로 축적하고 이를 기반으로 작업 지능을 얼마나 빠르게 개선할 수 있는가에 있다.

2.2.3. 산업용 휴머노이드 확산을 위한 네트워크의 역할

산업용 휴머노이드가 실제 제조, 물류, 서비스 현장에 확산되기 위해서는 로봇, 엣지, 클라우드, AI 팩토리가 유기적으로 연결되어야 한다. 로봇은 현장에서 데이터를 수집하고 즉각적인 안전 제어와 기본 동작을 수행하며, 엣지는 현장 가까이에서 실시간 추론, 데이터 전처리, 지역 단위 조율을 담당한다.

클라우드는 여러 로봇과 현장의 데이터를 통합해 대규모 모델 운영과 군집 지능 형성을 지원하고, AI 팩토리는 학습 데이터 생산, 모델 학습, 성능 개선, 배포 체계 운영을 담당한다.

이 구조에서 네트워크는 단순한 연결망이 아니라 로봇 데이터와 AI 워크로드의 흐름을 조율하는 핵심 기반이다. 예를 들어 안전 제어와 관련된 명령은 최우선순위로 전달되어야 하고, 실시간 추론에 필요한 데이터는 엣지에서 즉시 처리되어야 하며, 장기적인 모델 개선에 필요한 데이터는 선별·가공된 뒤 클라우드 또는 AI 팩토리로 전달되어야 한다.

따라서 네트워크는 데이터의 중요도, 지연 허용 범위, 보안 수준, 처리 위치에 따라 트래픽 흐름을 구분하고 피지컬 AI 서비스의 안정성을 보장해야 한다.

결국 마음AI 발표는 피지컬 AI 시대 로봇 경쟁력의 핵심이 “하드웨어 단품”에서 “연결된 데이터 학습 체계”로 이동하고 있음을 보여준다. 휴머노이드와 산업용 로봇은 AI가 물리 세계에서 작동하는 대표적인 실행 주체이며, 이를 안정적으로 운영하기 위해서는 실시간 연결, 고신뢰 네트워크, 엣지-클라우드 연계, 데이터 파이프라인, AI 팩토리가 통합된 구조가 필요하다.

2.3. AI 팩토리·클라우드와 AI 네트워크(네이버클라우드)

세션 3의 마지막 발표자인 네이버클라우드 문정욱 이사는 CSP(클라우드 서비스 제공자) 관점에서 소버린 AI를 AI 팩토리 단위로 확장하는 전략을 소개했다. 발표의 핵심은 AI 인프라가 단순한 데이터센터 중심 구조를 넘어 데이터 생산, 학습, 추론, 애플리케이션 적용, 피드백 수집이 반복되는 AI 생산체계로 진화해야 한다는 점이다.

특히 네이버클라우드는 AI 팩토리 기반 네오클라우드 확산을 주요 방향으로 제시했다. 이는 클라우드를 단순한 컴퓨팅 자원 제공 플랫폼이 아니라, 산업별 데이터, AI 모델, 애플리케이션이 결합되어 지속적으로 성능을 개선하는 AI 생산체계로 이해하는 접근이다.

> **"엣지와 클라우드 간에 선순환 루프를 가지고 있다고 생각합니다. 현장에서는 데이터를 골라내고 특수 처리하여 중앙으로 올리는 선별적인 흐름이 벌어질 것입니다."**
>
> – 네이버클라우드 문정욱 이사

이 발언은 피지컬 AI 환경에서 모든 데이터를 중앙 클라우드로 보내는 방식이 현실적이지 않다는 점을 보여준다. 현장에서는 데이터의 양, 민감도, 지연 요구사항에 따라 데이터를 선별하고 전처리한 뒤 중앙으로 전달해야 한다. 이후 중앙에서 학습·개선된 모델은 다시 엣지와 현장으로 배포되어 서비스 성능을 높이는 선순환 구조를 형성한다.

2.3.1. AI 팩토리는 데이터센터가 아니라 AI 생산체계

기존 데이터센터의 핵심 목표는 서버, 네트워크, 전력, 냉각, 스토리지 등 물리 인프라를 안정적으로 운영하는 데 있다. 반면 AI 팩토리는 인프라 운영을 넘어, 데이터가 모델 학습에 활용되고, 학습된 모델이 서비스에 적용되며, 서비스 과정에서 발생한 피드백이 다시 데이터로 축적되는 순환 구조를 포함한다.

즉, AI 팩토리는 단순한 데이터센터의 확장판이 아니라 데이터, 모델, 서비스가 반복적으로 고도화되는 AI 생산체계이다. 이 체계에서는 데이터 수집, 정제, 학습, 추론, 애플리케이션 적용, 피드백 수집, 재학습이 연속적으로 이루어진다. 피지컬 AI 관점에서 이러한 순환 구조는 특히 중요하다. 로봇, 공장, 자율주행, 스마트빌딩 등 물리적 환경은 지속적으로 변화하므로, AI 모델 역시 현장 데이터를 기반으로 지속적으로 개선되어야 한다.

표 2.4. AI 팩토리의 7개 계층

계층	구분	구성 요소
제1계층	에너지(Energy)	대규모 GPU 인프라 운영을 위한 전력
제2계층	컴퓨팅(Computing)	GPU·CPU·NPU 등 컴퓨팅 자원
제3계층	인프라(Infrastructure)	서버·네트워크·스토리지·냉각
제4계층	AI 플랫폼(AI Platform)	학습·추론 소프트웨어 플랫폼
제5계층	데이터(Data)	학습·추론에 필요한 산업·현실 데이터
제6계층	AI 모델(AI Model)	파운데이션 모델, VLM, VLA, 월드 모델
제7계층	애플리케이션(Application)	로봇, 스마트팩토리, 자율주행, 스마트빌딩

이 구분은 물리 인프라, AI 플랫폼, 데이터·모델, 애플리케이션을 하나의 생산체계로 묶어 보기 위한 계층적 설명이다. 실제 구현에서는 클라우드 사업자, 데이터센터 운영자, AI 플랫폼 기업, 산업 수요기업 간 역할 분담에 따라 일부 계층이 통합되거나 분리될 수 있다.

AI 팩토리의 7개 계층은 피지컬 AI가 단순한 모델 개발만으로 구현되지 않음을 보여준다. 대규모 전력과 컴퓨팅 자원, 서버·네트워크·스토리지 인프라, 학습·추론 플랫폼, 산업 데이터, AI 모델, 현장 애플리케이션이 결합되어야 한다. 특히 피지컬 AI에서는 현실 세계의 데이터를 안정적으로 수집하고, 이를 모델 개선과 현장 서비스로 다시 연결하는 능력이 중요하다.

2.3.2. 데이터센터를 넘어 엣지로 분산되는 AI 컴퓨팅

피지컬 AI가 확산될수록 AI 컴퓨팅은 데이터센터 내부에만 머무르기 어렵다. 로봇, 생산 설비, 센서, 자율주행 장비, 스마트빌딩 시스템은 현장에서 지속적으로 데이터를 생성하며, 모든 데이터를 중앙 데이터센터로 전송해 처리하는 방식은 지연시간, 전송 비용, 보안 측면에서 한계를 갖는다.

네이버클라우드는 AI 컴퓨팅이 데이터센터를 벗어나 엣지와 기지국 등 현장 가까이로 분산되는 기준으로 속도, 비용, 보안과 데이터 주권이라는 세 가지 조건을 제시했다.

첫째, 속도이다. 현장과 데이터센터 간 왕복 시간이 서비스가 요구하는 응답속도보다 길어지는 순간, 연산은 현장 가까이로 이동해야 한다. 예를 들어 로봇의 안전 제어, 설비 이상 대응, 자율 이동 판단과 같은 기능은 지연시간이 길어질 경우 서비스 품질뿐만 아니라 안전성에도 직접적인 영향을 받을 수 있다.

둘째, 비용이다. 고해상도 영상, 다중 센서 데이터, 로봇 상태 정보와 같은 대규모 데이터를 모두 중앙으로 전송하면 통신 비용과 저장 비용이 급격히 증가할 수 있다. 이 경우 현장에서 데이터를 선별·압축·전처리하고, 필요한 데이터만 중앙으로 전송하는 구조가 더 효율적이다.

셋째, 보안과 데이터 주권이다. 산업 현장 데이터, 공공 인프라 데이터, 국방·안전 관련 데이터, 개인정보가 포함된 데이터는 현장을 벗어나기 어려운 경우가 많다. 이러한 데이터는 데이터 레지던시와 보안 요건을 충족하는 방식으로 처리되어야 하며, 이는 소버린 AI 전략과도 연결된다.

따라서 피지컬 AI 인프라는 중앙 클라우드와 현장 엣지가 결합된 하이브리드 구조로 발전할 가능성이 크다. 중앙 클라우드와 AI 팩토리는 대규모 학습, 모델 관리, 전역 최적화, 모델 배포 관리를 담당하고, 엣지는 현장 데이터 선별, 전처리, 실시간 추론, 특수 처리를 담당하는 방식이다.

2.3.3. 엣지-클라우드 선순환 루프

초기 AI 시장은 대규모 모델을 얼마나 잘 학습시키는가에 초점을 맞췄다. 그러나 피지컬 AI가 확산될수록 경쟁의 중심은 수많은 AI 서비스를 얼마나 효율적으로 추론하고 운영할 수 있는가로 이동할 가능성이 크다. 이를 추론 경제(Inference Economy)로 볼 수 있다.

추론 경제에서는 모델의 학습 성능뿐만 아니라 실제 서비스 현장에서의 추론 비용, 응답속도, 전력 효율, 안정성, 배포 효율이 중요해진다. 예를 들어 수천 대의 로봇이나 산업 설비가 동시에 AI 추론을 수행하는 환경에서는 개별 추론의 비용과 지연시간을 줄이는 것이 전체 서비스 경쟁력으로 이어진다.

네이버클라우드 발표에서 제시된 현실적인 구조는 엣지와 클라우드 간 선순환 루프이다. 대규모 학습은 주로 중앙 클라우드 또는 AI 팩토리에서 이루어지되, 현장에서는 데이터를 선별·전처리·특수 처리해 중앙으로 전달한다. 중앙에서는 이를 바탕으로 모델을 개선하고, 개선된 모델은 다시 엣지와 현장 시스템에 배포된다.

이러한 구조는 피지컬 AI의 산업 확산에 적합하다. 모든 데이터를 중앙으로 보내지 않기 때문에 비용과 지연을 줄일 수 있고, 민감 데이터는 현장 또는 데이터 주권 요건을 충족하는 환경에서 처리할 수 있다. 동시에 중앙 클라우드와 AI 팩토리의 대규모 연산 능력을 활용해 모델을 지속적으로 개선할 수 있다.

결국 소버린 AI는 특정 국가나 기업의 독자 모델 확보에 머무르지 않고, 산업 현장의 데이터, AI 팩토리, 엣지·클라우드 인프라, 애플리케이션 생태계로 확장되어야 한다. 피지컬 AI 시대의 AI 팩토리는 산업 현장 데이터를 기반으로 모델과 서비스를 지속적으로 고도화하는 핵심 인프라가 될 것이다.

앞서 설명한 피지컬 AI 인프라는 온디바이스, 엣지, 클라우드, AI 팩토리가 기능별로 역할을 분담하면서도 네트워크를 통해 하나의 실행 구조로 연결되는 형태로 이해할 수 있다. 온디바이스는 안전 제어와 즉각적 반응을 담당하고, 엣지는 현장 가까이에서 데이터 전처리와 실시간 추론을 수행한다. 클라우드와 AI 팩토리는 대규모 학습, 모델 관리, 서비스 피드백 기반의 모델 개선을 담당하며, 개선된 모델은 다시 엣지와 현장 디바이스로 배포된다.

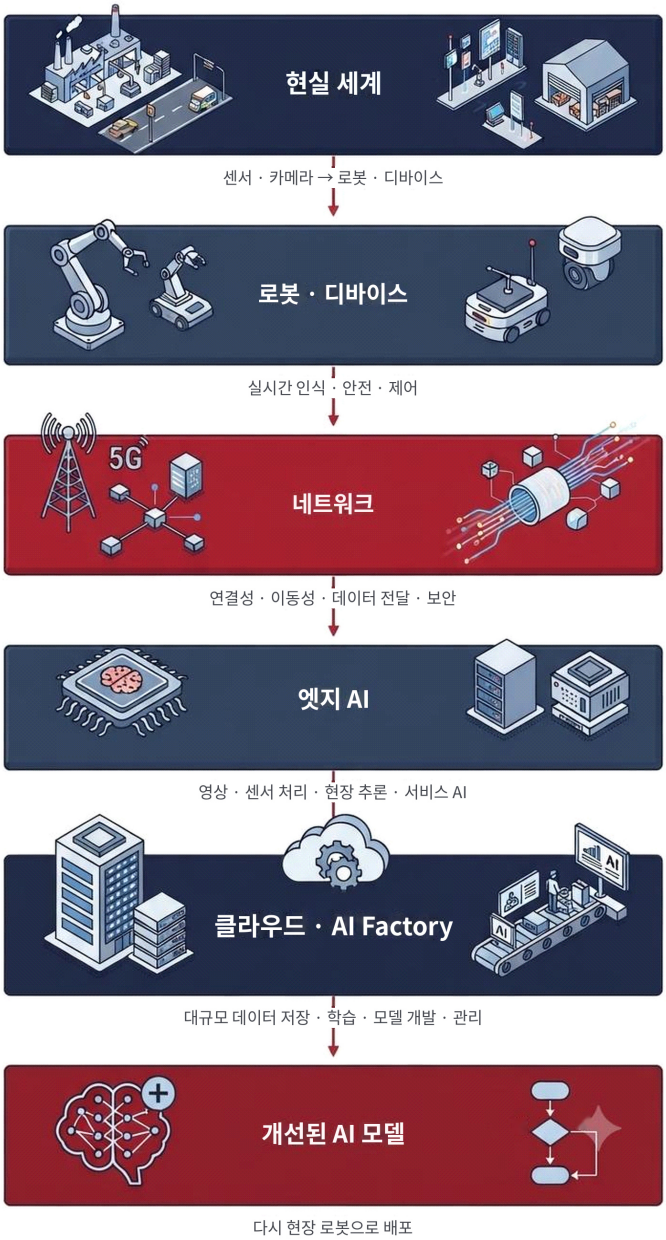


그림 2.1. 온디바이스–엣지–클라우드–AI 팩토리 통합 구성도

그림 2.1은 피지컬 AI가 단일 장치나 중앙 클라우드만으로 구현되는 것이 아니라, 현장 디바이스와 엣지, 클라우드, AI 팩토리가 네트워크를 통해 연결된 분산 실행 구조로 구현됨을 보여준다. 현장에서 생성된 데이터는 엣지에서 선별·전처리된 뒤 클라우드와 AI 팩토리로 전달되고, 학습·개선된 AI 모델은 다시 현장으로 배포되어 서비스 성능을 지속적으로 고도화한다.

발표 종합 세션 3 발표 종합: 피지컬 AI 분산 실행구조

에릭슨의 발표가 네트워크와 연결성을, 마음AI의 발표가 로봇·실시간성·현장 데이터를, 네이버클라우드의 발표가 대규모 AI 컴퓨팅과 AI 팩토리를 각각 중심으로 다루었다면, 세 발표를 종합할 때 피지컬 AI의 실행 구조는 하나의 분산형 실행체계로 이어진다. 로봇·디바이스에서 발생한 데이터와 제어 요구는 AI 네트워크를 통해 엣지·클라우드로 연결되고, 클라우드·AI 팩토리에서 학습·개선된 모델은 다시 네트워크를 통해 현장으로 배포된다.



그림 2.2. 피지컬 AI를 구성하는 핵심 요소 — 로봇, 네트워크, 컴퓨팅, AI 모델

이러한 분산 구조 위에서 데이터는 현장과 중앙을 오가며 순환한다. 현장의 로봇·센서에서 발생한 데이터는 엣지에서 1차로 선별·전처리되고, 클라우드·AI 팩토리에서 학습과 모델 개선에 활용된다. 개선된 모델은 다시 현장으로 배포되어 로봇과 디바이스의 작업 성능을 높이고, 이 과정에서 생성된 새로운 데이터는 다시 학습 자산으로 축적된다.

표 2.5. AI 워크로드의 실행 영역별 기능과 고려사항

실행 영역	주요 기능	주요 고려사항
온디바이스	안전, 제어, 기본 인식	지연, 전력, 메모리
엣지	영상처리, 현장 추론, 서비스 AI	거리, 컴퓨팅, 연결성
클라우드·AI 팩토리	대규모 학습, 데이터 축적	연산량, 저장공간, 데이터 관리
AI 네트워크	각 영역의 연결 및 데이터 전달	지연, 안정성, 이동성, 보안

세 발표를 종합하면, AI 네트워크는 다섯 가지 요소의 결합으로 이해할 수 있다. 첫째, 로봇과 장비가 이동하거나 분산되어 있더라도 필요한 연결을 지속적으로 제공하는 연결성이다. 둘째, AI-RAN을 통해 무선 접속과 컴퓨팅을 결합하는 네트워크-컴퓨팅 통합성이다. 셋째, 현장에서 생성되는 데이터를 필요한 위치로 전달하고 다시 학습에 활용하는 데이터 연계성이다. 넷째, 온디바이스·엣지·클라우드·AI 팩토리에 걸쳐 AI 워크로드를 적절히 배치하는 AI 실행 능력이다. 다섯째, 이러한 기술 구성이 실제로 감당 가능한 비용과 새로운 서비스로 이어지는 사업모델이다.

이 다섯 가지는 어느 한 발표자가 개별적으로 주장한 결론이 아니라, 세 발표를 함께 읽을 때 드러나는 공통된 방향이다. 결국 피지컬 AI를 위한 AI 네트워크는 연결성, 컴퓨팅, 데이터, AI 실행, 사업모델이 결합된 통합 인프라로 발전해야 하며, 이는 이후 산업 현장 실증과 확산 전략을 논의하는 기반이 된다.

CHAPTER

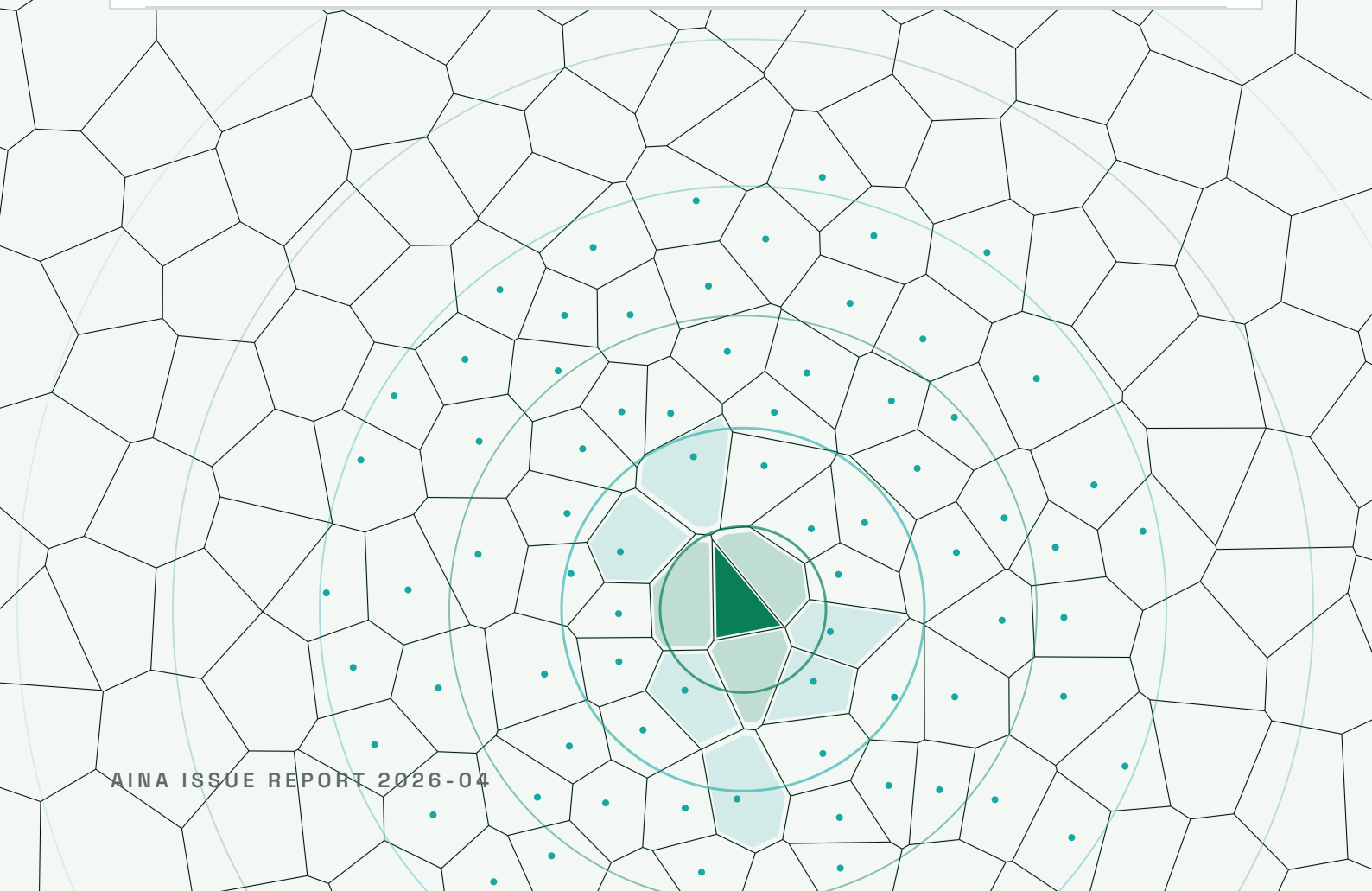
03

피지컬 AI 네트워크 산업 확산 조건

3.1. 산업 현장의 피지컬 AI 실증과 적용(공공기관 관점)

3.2. 피지컬 AI를 위한 네트워크·컴퓨팅 요구사항(통신사 및 네트워크 제조사 관점)

3.3. 로봇 지능의 분산과 엣지·클라우드 역할 분담(로봇 및 클라우드 기업 관점)



CHAPTER 03

3. 피지컬 AI 네트워크 산업 확산 조건

세션 4는 연세대 김광순 교수를 좌장으로, 공공·정책기관, 통신사, 네트워크 장비사, AI·로봇 기업, 클라우드 기업 관계자 8인이 참여한 패널토론으로 진행되었다. 김 교수는 토론의 출발점으로 두 가지 질문을 제시했다. 첫째, 피지컬 AI는 언제, 어느 정도의 네트워크를 필요로 하는가. 둘째, 현재 진행 중인 여러 실증은 언제 산업 생태계 전반으로 확산될 수 있는가. 이 두 질문은 이후 산업별 요구사항 점검과 수요 창출 및 투자 주체 논의로 나뉘어 다뤄졌다.

김 교수는 피지컬 AI 논의에서 가장 중요한 전환점으로 '이동성'을 꼽았다. AI가 고정 설비에 머무는 동안에는 네트워크의 필요성이 상대적으로 낮지만, 로봇이 움직이기 시작하는 순간부터 이동성 지원, 저지연 통신, 컴퓨팅 분산, 자율주행·자율 운용 요구가 연쇄적으로 커진다. 이 때문에 이동형 피지컬 AI가 확산될수록 AI 네트워크는 선택적 요소가 아니라 필수 인프라로 전환될 가능성이 크다는 것이다.

> **"AI가 고정 설비에 머물다가 일단 움직이기 시작하면서부터 이동성을 지원해야 되고 저지연을 지원해줘야 되고 컴퓨팅을 나눠서 해야 되고, 이런 게 연쇄적으로 커지면서 AI 네트워크가 필수가 되어 갈 거라고 생각합니다."**
>
> — 김광순 교수, 연세대 (좌장)

본 장은 세션 4 패널토론의 논의를 정책·연구기관, 통신사 및 네트워크 제조사, 로봇·클라우드 기업의 세 가지 관점으로 재구성한다. 참여 기관은 정책·연구기관 측의 NIA, NIPA, ETRI, 통신사·네트워크 제조사 측의 SK텔레콤, KT, 에릭슨, 로봇·클라우드 기업 측의 마음AI, 네이버클라우드로 구성되었다.

3.1. 산업 현장의 피지컬 AI 실증과 적용(공공기관 관점)

3.1.1. 제조 현장의 AI 활용 확대와 이동형 적용 과제

NIPA(정보통신산업진흥원)의 PM은 제조 현장의 AI 활용 수준을 정량적으로 파악하기 위한 체계가 아직 초기 단계에 있다고 설명했다. 현재 산업 현장에서는 비전 검사, 공정 최적화 등 고정 설비 기반의 온디바이스 AI를 중심으로 적용이 확대되고 있다. 그러나 향후 휴머노이드, 이동로봇과 같은 이동형 피지컬 AI로 확산되기 위해서는 네트워크, 로봇, 데이터, 현장 운영체계를 함께 고려한 추가 실증과 적용 모델 축적이 필요하다고 보았다.

제조 현장에 AI가 본격 도입될 경우 기존 생산설비와 운영체계를 최대한 활용하면서도, AI와 로봇의 이동성, 데이터 흐름, 안전 요구사항을 반영한 공장 설계와 운영 방식의 고도화가 필요하다. 특히 자율주행형 로봇과 피지컬 AI가 전제로 포함되는 신규 공장 설계는 기존 자동화 공장과 다른 접근을 요구하므로, 이를 국가 차원의 제조 혁신 과제로 검토할 필요가 있다.

3.1.2. 비정형·위험 현장을 5G 특화망으로 실증하는 이유

NIA(한국지능정보사회진흥원)의 팀장은 현대제철 열연공장과 같은 비정형·위험 현장을 5G 특화망 실증 대상으로 선정한 배경을 설명했다. 정형화된 현장은 이미 기계적 자동화만으로도 일정 수준 이상의 생산성과 효율성을 확보하고 있다. 반면 비정형 현장이나 사람이 접근하기 어려운 위험 환경은 피지컬 AI와 AI 네트워크의 활용 가치가 상대적으로 크기 때문에 주요 실증 대상으로 판단되었다.

연결 방식 측면에서는 Wi-Fi, 5G 상용망, 5G 특화망의 장단점이 함께 논의되었다. Wi-Fi는 기존 산업 현장에서 널리 활용되어 온 연결 수단이지만, 이동형 로봇이 연속적으로 이동하는 환경에서는 핸드오버 안정성과 서비스 연속성을 추가로 검토할 필요가 있다. 5G 상용망은 광역 커버리지 측면에서 장점이 있으나, 산업 현장의 데이터 보안, 업링크 중심 트래픽, 서비스별 품질 제어 요구를 충족하기 위해서는 적용 환경별 최적화가 필요하다.

이에 따라 데이터 보안, 연결 안정성, 현장 맞춤형 품질 제어를 함께 확보할 수 있는 5G 특화망이 주요 실증 대안으로 검토되었다. 특히 철강·제조와 같은 산업 현장에서는 영상, 센서, 설비 상태 정보 등 업링크 중심의 데이터가 지속적으로 발생하므로, 현장 특성에 맞춘 네트워크 설계가 중요하다.

온디바이스 AI는 안전 제어와 즉각적 반응 측면에서 핵심 역할을 담당한다. 그러나 다수 로봇의 협업, 고부하 연산 및 추론, 원격 모니터링, 현장 데이터 연계가 필요한 경우에는 네트워크와 엣지·클라우드 인프라가 이를 보완하는 구조가 필요하다.

특히 다수의 피지컬 AI가 협업 작업을 수행할 때 발생하는 트래픽 처리, 위험도가 높은 상황에서 인간이 최종 의사결정에 개입해야 하는 구조, 온디바이스 로봇 단독으로 해결하기 어려운 비정형 현장 문제는 네트워크 차원에서 함께 풀어야 할 과제로 제시되었다. 이러한 맥락에서 현대제철 역시 5G 특화망 기반 네트워크와 피지컬 AI를 결합해 현장 문제를 해결하려는 수요가 높은 것으로 설명되었다.

3.1.3. 국산 벤더 생태계 고도화와 개방형 테스트베드 필요성

ETRI(한국전자통신연구원)의 센터장은 국산 AI 네트워크 벤더 생태계가 글로벌 수준의 상용화 역량을 확보하기 위해서는 지속적인 실증, 시험·검증, 운영 경험 축적이 중요하다고 설명했다.

Open RAN 논의 초기에는 개방형 규격이 중소·혁신기업의 시장 진입 기회를 확대할 것으로 기대되었다. 그러나 실제 상용 시장에서 경쟁력을 확보하기 위해서는 규격 준수만으로는 충분하지 않으며, 통신사업자와 장비사가 요구하는 성능, 안정성, 운영성 기준을 충족할 수 있는 검증 환경이 필요하다고 보았다.

특히 중소·혁신기업이 상용망 수준의 요구조건을 충족하고 시장 레퍼런스를 확보하기 위해서는 개방형 규격과 시험·인증 프로그램에 더해, 실제 운영환경에 가까운 테스트베드와 단계적 실증 기회가 함께 제공되어야 한다. 초기 단계의 실증사업은 이러한 기업들이 기술을 검증하고 운영 경험을 축적할 수 있도록 지원함으로써, 국내 기업의 시장 참여 기반을 넓히는 역할을 한다.

나아가 시험·검증 관련 레퍼런스 모델을 개방형으로 구축하고, 다양한 기업이 이를 활용할 수 있는 테스트베드 환경을 마련해야 한다. 이를 통해 중소·혁신기업은 상용망 진입 전에 기술 성능과 운용성을 검증할 수 있고, 통신사업자와 수요기업은 새로운 솔루션의 안정성과 적용 가능성을 사전에 확인할 수 있다.

결국 국산 AI 네트워크 벤더 생태계의 고도화는 단순히 개별 기업의 기술 개발만으로 달성되기 어렵다. 개방형 규격, 시험·인증 체계, 실증사업, 운영 레퍼런스가 함께 축적되어야 하며, 이를 통해 국내 기업이 상용 시장과 글로벌 시장에 진입할 수 있는 기반을 마련할 필요가 있다.

3.2. 피지컬 AI를 위한 네트워크·컴퓨팅 요구사항(통신사 및 네트워크 제조사 관점)

3.2.1. 조선소 실증으로 본 특화망의 역할과 VLM/VLA 처리 경계

KT의 팀장은 현대중공업과 현대삼호중공업 사례를 비교하며, 산업 현장별로 네트워크 구축 수준과 운영 여건이 다르게 나타난다고 설명했다. 현대중공업은 특화망을 기반으로 고도화된 실증 환경을 구축하고 있는 반면, 현대삼호중공업은 현재 Wi-Fi와 유선 기반의 연결 환경을 운영하면서 향후 적용 시나리오에 따라 네트워크 고도화 가능성을 검토하고 있는 것으로 소개됐다.

조선소와 대형 제조공장은 철제 구조물과 대형 설비가 복잡하게 배치되어 있어 무선 품질 확보가 쉽지 않다. 현재는 Wi-Fi 등 다양한 연결 수단이 활용되고 있으나, 이동형 로봇 도입이 확대될 경우 핸드오버 안정성, 제어 명령의 신뢰성, 커버리지 최적화가 중요한 검토 과제가 된다.

표 3.1. 로봇 제어 주기별 네트워크·온디바이스 처리 경계

구분	제어 주기	권장 처리 위치
서빙·안내 로봇 등 일반 로봇	약 100Hz	VLM: 엣지 중심 / VLA: 온디바이스 중심
협동 로봇·원격 조작 로봇 등 정밀 제어	약 1,000~2,000Hz	VLA: 온디바이스 중심. 향후 네트워크·엣지 성능 고도화 시 일부 기능의 엣지 분담 가능

VLM(Vision-Language Model)은 현재도 엣지에서 처리가 가능하지만, VLA(Vision-Language-Action)는 온디바이스에서 처리하는 구조로 설계하고 있다고 밝혔다.

그 이유는 실시간성 요구다. 서빙·안내 로봇 등 일반 로봇은 약 100Hz, 협동로봇·원격 조작 로봇 등 정밀 제어가 필요한 로봇은 1,000~2,000Hz까지 제어 주기가 올라간다. 현재의 일반적인 네트워크·컴퓨팅 구조에서는 이러한 초고빈도 제어 주기를 안정적으로 만족시키기 위해 온디바이스 처리가 우선 고려되며, 향후 네트워크와 엣지 컴퓨팅 성능이 고도화될 경우 일부 VLA 기능도 온디바이스와 엣지가 분담하는 방식으로 확장될 가능성이 있다고 전망했다.

표 3.2. 기능별 실시간성과 처리 위치

기능	실시간성	처리 위치
안전 제어	매우 높음	온디바이스
모터·동작 제어	높음	온디바이스
영상·센서 인식	중~높음	온디바이스·엣지
고수준 판단	응용에 따라 상이	엣지·클라우드
모델 학습	상대적으로 낮음	클라우드

3.2.2. 피지컬 AI 서비스 SLA를 위한 온디바이스·엣지·클라우드 분산 구조

SK텔레콤의 부장은 서로 다른 벤더 인프라 두 곳에서 병행 실증을 진행하고 있는 사례를 소개했다. 1차년도에는 리빙랩에서 NVIDIA GPU가 탑재된 솔루션 기반의 자율주행 서비스를 검증했고, 2차년도에는 물류 현장에서 인텔 CPU 기반 솔루션을 활용해 자율 운송 서비스를 확산 검증할 계획이라고 설명했다.

두 인프라는 컴퓨팅 구성과 처리 특성이 서로 다르다. 따라서 동일한 자율주행·자율운송 서비스가 서로 다른 인프라 환경에서 어떤 SLA와 처리 용량을 보이는지 실측·분석하는 것이 실증의 주요 목표로 제시되었다.

이 실증에서 핵심적으로 보는 KPI는 종단 지연, 동시성, 서비스별 SLA이다.

표 3.3. 피지컬 AI 서비스 실증의 핵심 KPI

KPI	의미	확인 사항
종단 지연 (End-to-end latency)	네트워크 지연과 추론 시간을 합산한 총 지연	서비스가 요구하는 허용 지연 범위 내에서 동작하는지 확인
동시성 (Concurrency)	다수 AI 워크로드가 동시에 수행될 때의 처리 능력	안정적으로 처리 가능한 서비스 규모와 용량 확인
서비스별 SLA	서비스 단위로 정의되는 성능·품질 요구조건	자율운송 차량의 야적장 입고 대수·속도, 휴머노이드의 동작 정밀도 등 서비스별 요구조건 확인

이러한 KPI를 기반으로 온디바이스, 엣지, 클라우드 각 계층에 어느 정도의 기능과 부하를 배분해야 서비스별 SLA를 만족시킬 수 있는지를 실측하고 있다. 이는 피지컬 AI 서비스가 단일 장비나 단일 클라우드 환경만으로 구현되기 어렵고, 서비스 요구사항에 따라 컴퓨팅 기능을 분산 배치해야 함을 보여준다.

3.2.3. 이동형 로봇 확산에 따른 제조 네트워크의 고도화

에릭슨코리아 대표는 보쉬, 아우디 등 해외 제조 현장 사례를 바탕으로, 고정 설비의 무선화 단계에서 이동형 로봇의 영상 업로드와 망 분석 단계로 넘어가면서 네트워크 요구사항이 어떻게 달라졌는지를 공유했다.

공장 전반에 걸친 5G 특화망의 필요성이 명확해진 계기는 이동형 디바이스가 늘어나면서부터였다. 고정 설비 중심의 자동화에서는 제한된 구간의 연결만으로도 충분한 경우가 많았지만, 이동형 로봇과 장비가 공장 내부를 이동하기 시작하면 연속적인 커버리지, 안정적인 핸드오버, 위치 기반 제어, 트래픽 우선순위 관리가 중요해진다.

이 과정에서 제조 네트워크의 고도화 방향은 세 가지로 정리된다.

- **실내 정밀 측위** — 협소 공간에서의 위치 정확도 요구가 온도 변화 등 환경 요인에도 안정적으로 유지돼야 함
- **적응형 네트워크** — 비즈니스 상황 변화에 따라 유연하게 조정되는 대역폭·우선순위 배분
- **센싱과 통신의 결합** — 네트워크가 단순 데이터 전달을 넘어 공공안전망에 준하는 '감지(sensing)' 역할까지 겸하는 방향으로 진화 중이며, 이는 통신 산업이 지금까지 다뤄보지 못한 새로운 영역

결국 통신사와 네트워크 제조사 관점에서 피지컬 AI 네트워크의 핵심 과제는 "연결 제공"에 머무르지 않는다. 산업 현장의 이동성, 실시간성, 안전성, 서비스별 SLA를 충족하기 위해 네트워크와 엣지 컴퓨팅을 함께 설계하고, 온디바이스·엣지·클라우드 간 처리 경계를 서비스 특성에 따라 최적화하는 것이 중요하다.

3.3. 로봇 지능의 분산과 엣지·클라우드 역할 분담(로봇 및 클라우드 기업 관점)

3.3.1. 공간별로 달라지는 네트워크 요구

마음AI의 국방AI&로보틱스 대표는 공장, 위험구역, 캠퍼스, 공공장소 등 적용 공간별로 네트워크 요구사항이 다르게 나타난다고 설명했다. 피지컬 AI 로봇은 동일한 기술을 사용하더라도 운용 공간의 개방성, 위험도, 사람과의 접촉 빈도, 기존 시스템과의 연계 수준에 따라 필요한 네트워크와 컴퓨팅 구조가 달라진다. 이를 공간 유형별로 정리하면 다음과 같다.

표 3.4. 공간 유형별 피지컬 AI 로봇의 네트워크·컴퓨팅 요구사항

공간 유형	환경 특성	주요 요구사항
공장	비교적 제한된 공간에서 운영되며, 생산설비·공정 시스템과의 연계가 중요함	로봇 간 안정적 협업, 생산 시스템 연결, 서비스 연속성, 현장 데이터 연계
캠퍼스·공공장소	개방된 공간이며, 사람과 예외 상황이 많고 자연어 상호작용 수요가 큼	온디바이스 기반 자율성, 자연어 상호작용, 고부하 연산 및 추론 시 엣지·클라우드 지원
위험구역	예측이 어렵고 통신 단절 또는 지연이 발생할 수 있으며, 안전 요구가 높음	온디바이스 중심 판단, 네트워크 연결 시 엣지·클라우드 보완, 이중화된 제어 구조

결국 로봇의 안전 제어와 실행 기능은 현장에 위치하되, 고부하 인지·판단 기능은 엣지 또는 클라우드와 분담하는 구조가 필요하다. 특히 다수의 로봇이 동시에 협업하는 서비스를 구현하려면 대규모 컴퓨팅 자원과 이를 뒷받침하는 AI 네트워크 환경이 함께 마련되어야 한다.

세션 4의 논의를 종합하면, 피지컬 AI의 네트워크 요구사항은 산업별 공간 특성과 적용 로봇 유형에 따라 다르게 나타난다. 이를 적용 사례 중심으로 정리하면 다음과 같다.

표 3.5. 산업별 피지컬 AI 적용 사례와 주요 네트워크 요구사항

산업	주요 적용	네트워크 핵심 요구사항
제조	이동·협동 로봇	안정성, 실시간성
물류	AMR, 이동 로봇	이동성, 측위, 핸드오버
조선·중공업	대형 작업장 로봇	커버리지, 이동성
위험 작업	원격, 로봇 작업	안정성, 안전
자동차	센서, 로봇, 자동화	실시간성, 데이터 처리



그림 3.1. 피지컬 AI가 적용되는 주요 산업 현장 유형

3.3.2. AI 컴퓨팅의 엣지 전환을 결정하는 3대 조건

네이버클라우드의 이사는 패널토론에서 CSP 관점의 판단 기준을 구체적으로 제시했다. AI 컴퓨팅이 중앙 데이터센터를 벗어나 현장 또는 엣지로 이동해야 하는 시점은 세 가지 조건으로 판단할 수 있다. 첫째, 중앙 데이터센터와 현장 간 왕복 지연이 서비스의 요구 응답속도를 초과할 때이다. 둘째, 데이터를 중앙으로 전송하는 비용과 부담이 현장에서 처리하는 비용보다 커질 때이다. 셋째, 보안, 규제, 산업 현장 정책 등의 이유로 현장을 벗어날 수 없는 데이터에 대한 처리 수요가 늘어날 때이다.

이 세 가지 조건은 엣지 컴퓨팅이 필요한 시점을 판단하는 기준이지만, 엣지가 클라우드를 완전히 대체한다는 의미는 아니다. 네이버클라우드는 엣지와 클라우드의 관계를 대체 관계가 아니라 선순환 루프 관계로 보았다. 대규모 학습과 모델 개선은 여전히 중앙 데이터센터와 클라우드에서 수행되고, 현장에서는 데이터를 선별·전처리하거나 특수한 형태로 가공해 중앙으로 전달하는 역할을 담당한다. 이후 중앙에서 개선된 모델은 다시 현장으로 배포되어 로봇과 서비스의 성능을 높이는 구조가 이어진다.

이를 기능 배치 관점에서 보면, 온디바이스는 안전 제어와 즉각적 반응을 담당하고, 엣지는 현장 추론, 데이터 전처리, 서비스 단위의 응답 처리를 담당한다. 클라우드는 대규모 학습, 모델 개선, 운영 관리, 자원 최적화를 담당한다. 즉 피지컬 AI의 컴퓨팅 구조는 어느 한 계층으로 집중되는 방식이 아니라, 서비스 요구사항과 데이터 특성에 따라 온디바이스·엣지·클라우드가 역할을 분담하는 방식으로 설계되어야 한다.



그림 3.2. 온디바이스·엣지·클라우드 기능 배치

CSP 관점에서 통신사와의 협업에서 중요한 요소는 채산성과 운영 일관성이다. 채산성 측면에서는 피크 수요를 평준화하고 자원 활용률을 높여야 한다. 엣지 인프라는 현장 가까이에 배치되기 때문에 수요가 불규칙하거나 특정 시간대에 집중될 경우 비용 효율성이 낮아질 수 있으므로, 여러 서비스와 고객을 묶어 자원을 효율적으로 운영하는 구조가 중요하다.

운영 일관성 측면에서는 엣지와 클라우드를 연계하는 협업 플랫폼과 운영 체계를 안정화해야 한다. 현장별로 다른 엣지 인프라가 개별적으로 운영될 경우 서비스 배포, 모니터링, 보안, 장애 대응이 복잡해질 수 있다. 따라서 중앙 클라우드와 엣지를 하나의 운영 체계로 관리하고, 통신사의 네트워크 인프라와 CSP의 클라우드 운영 역량을 결합하는 협업 모델이 필요하다.

결국 로봇 및 클라우드 기업 관점에서 피지컬 AI 확산의 핵심은 로봇 지능을 어디에 배치할 것인가에 대한 판단이다. 안전 제어와 즉각적 실행은 온디바이스에 두고, 고부하 연산 및 추론과 서비스 응답은 엣지에서 처리하며, 대규모 학습과 모델 개선은 클라우드가 담당하는 구조가 현실적인 분산 모델로 제시된다.

패널토론 종합

세션 4 패널토론 종합: 피지컬 AI 네트워크의 산업 확산 조건

“네트워크·로봇·AI 모델·엣지·클라우드·산업 시스템의 통합 설계를 통해 가속화”

세션 4 패널토론에서 확인된 핵심 메시지는 피지컬 AI가 단일 기술이나 단일 장비의 문제가 아니라, 로봇, 네트워크, AI 모델, 엣지·클라우드, 산업 시스템이 결합된 복합 시스템이라는 점이다.

현재 제조 현장에서 활용되는 AI는 비전 검사나 공정 최적화처럼 고정된 설비와 제한된 환경에서 우선 적용되어 왔다. 이러한 영역에서는 상대적으로 온디바이스 또는 현장 내부 시스템 중심의 적용이 가능했다. 그러나 자율이동로봇(AMR), 협동로봇, 휴머노이드 등 이동형 로봇이 제조 현장에 본격적으로 도입될 경우 상황은 달라진다. 이들 로봇은 이동 중에도 안정적으로 네트워크에 연결되어야 하며, 주변 환경 변화에 대응하기 위해 AI 추론 결과와 센싱 데이터를 지속적으로 교환해야 한다.

즉, 고정 설비 중심의 AI가 이동형 로봇으로 확장되고, 제한된 환경의 AI가 변화하는 상황에 대응해야 하는 구조로 바뀌면서, 이동성(Mobility)과 가변성(Variability)은 피지컬 AI와 AI 네트워크를 연결하는 핵심 변곡점이 되고 있다.

제조 현장은 금속 구조물, 설비, 이동체 등이 복잡하게 배치되어 있어 무선 환경 자체가 어렵다. 실제 조선소·제조 현장에서는 Wi-Fi AP를 일정 간격으로 설치하는 방식이 활용되고 있으나, 로봇이 본격적으로 이동하면 요구조건은 크게 높아진다. 이동 중 핸드오버 안정성, 제어명령 전달의 신뢰성, 통신 단절 시 로봇 안전성, 대규모 로봇 동시 접속, 영상·센서 데이터의 대용량 전송, 위치정보 및 실내 측위, 기업 데이터 보안·주권, 영상·센서 데이터 증가에 따른 업링크 중심 트래픽 비대칭성 대응 등이 함께 요구되기 때문이다.

패널토론에서는 피지컬 AI 구현을 위해 필요한 AI 기능을 온디바이스, 엣지, 클라우드에 분산하는 구조가 효과적인 추진 방향으로 제시됐다. 로봇 자체의 연산능력, 전력, 발열, 비용을 고려할 때 대규모 VLM/VLA와 같은 AI 모델은 온디바이스와 엣지·클라우드가 역할을 분담하는 방식으로 운영하는 것이 효율적이기 때문이다. 특히 위험지역에서 동작하는 로봇은 네트워크가 끊기더라도 최소한의 안전 동작이 가능해야 하므로, 핵심 제어기능은 온디바이스에 유지하고 고부하 연산 및 추론과 협업 지능은 엣지·클라우드와 연계하는 구조가 필요하다.

CSP 관점에서는 중앙 클라우드 기반의 AI 팩토리 기능이 사라지는 것이 아니라, 엣지·클라우드 간 역할 분담을 통해 선순환 구조가 형성될 것으로 전망됐다. 대규모 학습과 모델 운영은 중앙 클라우드가 담당하되, 지연시간, 데이터 전송 비용, 현장 데이터의 외부 반출 제약이 커지는 영역에서는 AI 컴퓨팅이 엣지로 분산되는 방식이다. 이는 클라우드와 엣지가 대체 관계가 아니라, 학습·추론·데이터 선별·현장 제어를 분담하는 구조로 진화한다는 의미다.

결국 피지컬 AI 네트워크의 산업 확산은 단일 기술의 성능 향상만으로 달성되기 어렵다. 이동성과 가변성이 커지는 산업 현장에서는 네트워크 연결성, 로봇 제어 안정성, AI 연산 분산, 데이터 처리 위치, 보안 요구가 함께 고려되어야 한다. 따라서 산업 확산을 위해서는 실증 단계에서부터 네트워크, 로봇, AI 모델, 엣지·클라우드, 산업 시스템을 통합적으로 설계하고, 서비스별 SLA와 비용 구조까지 함께 검증하는 접근이 필요하다.

CHAPTER

04

종합 결론 및 정책 제언

4.1. 종합 결론: 피지컬 AI 시대, AI 네트워크는 실행 인프라로 전환

4.2. 정책 제언: 피지컬 AI 네트워크 확산을 위한 핵심 과제

4.3. 실행 로드맵: 단계적 추진체계와 생태계 확산

CHAPTER 04

4. 종합 결론 및 정책 제언

피지컬 AI 시대의 경쟁력은 더 좋은 로봇이나 더 큰 AI 모델만으로 결정되지 않는다. 핵심은 현실 데이터를 확보하고, AI 모델을 지속적으로 개선하며, 수많은 피지컬 AI 디바이스를 안정적으로 연결하고, 실증을 사업화로 확장하는 역량에 있다.

이에 본 장은 세션 3·4의 논의를 종합하여 AI 네트워크의 역할 변화를 정리하고, 피지컬 AI의 산업 확산을 위한 정책과제와 단계별 실행 로드맵을 제시한다.

4.1. 종합 결론: 피지컬 AI 시대, AI 네트워크는 실행 인프라로 전환

피지컬 AI는 AI가 디지털 공간을 넘어 현실 세계의 장비, 로봇, 설비, 작업자와 직접 상호작용하는 단계로 진입하고 있음을 의미한다. 기존 제조 AI가 비전 검사, 이상 탐지, 공정 최적화 등 제한된 환경에서 활용되었다면, 피지컬 AI는 자율이동로봇, 협동로봇, 휴머노이드, 스마트 설비 등 이동성과 가변성을 가진 물리 시스템으로 확장된다.

이러한 변화는 AI 네트워크의 역할을 바꾼다. 과거 네트워크가 데이터를 연결하고 전송하는 기반이었다면, 피지컬 AI 환경에서는 AI 기능의 실행 위치, 센싱 데이터와 추론 결과의 교환, 온디바이스·엣지·클라우드 컴퓨팅의 분산을 지원하는 실행 인프라가 된다.

세션 3이 AI-RAN, 피지컬 AI 네트워크 요구조건, 통신 KPI와 AI KPI의 통합 평가 필요성을 제시했다면, 세션 4는 이를 제조·조선·물류 등 산업 현장의 실증 과제로 구체화했다. 즉 AI 네트워크의 역할은 실제 현장에서 무선 품질, 로봇 안전성, 엣지 연산, 데이터 보안, 서비스 SLA와 같은 실행 조건으로 전환되고 있다.

제조·조선·물류 현장은 금속 구조물, 대형 설비, 이동체, 복잡한 동선 등으로 인해 무선 품질 확보가 어렵다. 따라서 피지컬 AI 네트워크는 고속·저지연 통신에 머무르지 않고, 안정적 연결성, 핸드오버, 실내 측위, 데이터 보안, 엣지 연산, 장애 대응, 로봇 안전성을 통합적으로 고려해야 한다.

또한 대규모 VLM, VLA, 멀티모달 AI 모델이 확산되면서 모든 AI 기능을 로봇이나 장비 내부에 탑재하기는 어렵다. 핵심 제어와 안전 기능은 온디바이스에 유지하되, 고부하 연산 및 추론, 협업 지능, 데이터 축적·학습, 모델 운영은 엣지와 클라우드가 분담하는 구조가 현실적이다.

결론적으로 피지컬 AI 시대의 AI 네트워크는 단일 통신기술의 선택 문제가 아니다. 이는 AI 실행 위치, 데이터 이동 방식, 컴퓨팅 자원 배치, 현장 제어 안정성, 산업 성과를 함께 설계하는 시스템 아키텍처의 문제이다.

표 4.1. KRAIN 2026 세션 3·4 종합 비교

구분	세션 3의 개념	세션 4의 실행 과제
AI-RAN과 피지컬 AI	AI-RAN과 피지컬 AI의 확장 가능성	로봇·엣지 AI·클라우드 AI가 결합된 통합 네트워크 실증 필요
네트워크 요구조건	실시간성·신뢰성·전력 효율·보안, 이동성	무선환경 한계, 핸드오버, 동시접속, 트래픽 비대칭, 제어 기능 분담
KPI 평가	통신 KPI와 AI KPI의 통합 평가	네트워크 KPI를 작업 실패율, 처리량, 안전성 등 산업·작업 KPI로 전환
분산 AI 아키텍처	온디바이스·엣지·클라우드 분산 구조	온디바이스는 제어, 엣지는 현장 추론, 클라우드는 학습·모델 운영 담당
산업 확산 조건	AI 네트워크의 기반 인프라 가능성	실증사업, 테스트베드, 표준·검증체계, 산업 레퍼런스 연계 필요

4.2. 정책 제언: 피지컬 AI 네트워크 확산을 위한 핵심 과제

피지컬 AI 네트워크의 산업 확산은 개별 기업의 기술 도입만으로 달성되기 어렵다. 로봇, AI 모델, 네트워크, 엣지 컴퓨팅, 데이터, 보안, 표준, 실증환경이 상호 연계되어야 하기 때문이다. 따라서 정부와 공공 부문은 초기 시장 형성, 공통 인프라 구축, 표준화, 실증 지원, 수요 창출 측면에서 정책적 역할을 강화할 필요가 있다.

4.2.1. 산업 현장 기반의 AI 네트워크 실증환경 구축

첫째, 실제 산업 현장을 반영한 AI 네트워크 실증환경을 구축해야 한다. 피지컬 AI는 실험실의 AI 정확도만으로 성능을 판단하기 어렵고, 실제 작업 공간에서 이동체, 설비, 작업자, 장애물, 무선 간섭, 보안 조건이 함께 검증되어야 한다.

이를 위해 제조, 조선, 물류, 에너지, 건설 등 주요 산업별 대표 시나리오를 정의하고, 로봇 이동, 원격 제어, 영상·센서 데이터 전송, 엣지 추론, 통신 장애 대응, 작업자 안전을 통합 검증할 수 있는 필드 테스트베드를 구축해야 한다. 또한 로봇 기업, AI 기업, 통신사, 클라우드 기업, 수요기업 간 협력을 촉진하는 운영 체계가 필요하다.

4.2.2. 온디바이스–엣지–클라우드 분산 AI 구조 지원

둘째, 온디바이스, 엣지, 클라우드가 역할을 분담하는 분산 AI 구조를 지원해야 한다. 피지컬 AI에서는 모든 AI 연산을 로봇에 탑재하기 어렵고, 모든 데이터를 클라우드로 전송하는 방식도 지연시간, 비용, 보안 측면에서 한계가 있다.

따라서 현장 가까이에 AI 추론과 데이터 선별을 수행할 수 있는 엣지 컴퓨팅 인프라를 확충하고, 중앙 클라우드는 대규모 학습, 모델 관리, 데이터 거버넌스, AI 팩토리 기능을 담당하도록 연계해야 한다. 핵심 제어와 안전 기능은 온디바이스에 두고, 고부하 연산 및 추론과 협업 지능은 엣지·클라우드와 연계하는 참조 아키텍처가 필요하다.

4.2.3. 산업 데이터 축적과 활용 기반 조성

셋째, 피지컬 AI 고도화를 위해 산업 현장 데이터를 축적하고 활용할 수 있는 기반을 조성해야 한다. 센서 데이터, 영상 데이터, 설비 상태 데이터, 로봇 주행 데이터, 작업 결과 데이터는 AI 모델의 학습·개선에 필요한 핵심 자산이다.

다만 산업 데이터는 기업 경쟁력과 직결되므로 외부 반출 제약, 보안, 소유권, 활용 권한, 비식별화 문제를 함께 고려해야 한다. 따라서 현장 내 데이터 처리, 엣지 기반 선별, 보안형 데이터 연계, 산업별 데이터 표준, 합성데이터 활용 등을 조합하는 정책 설계가 필요하다.

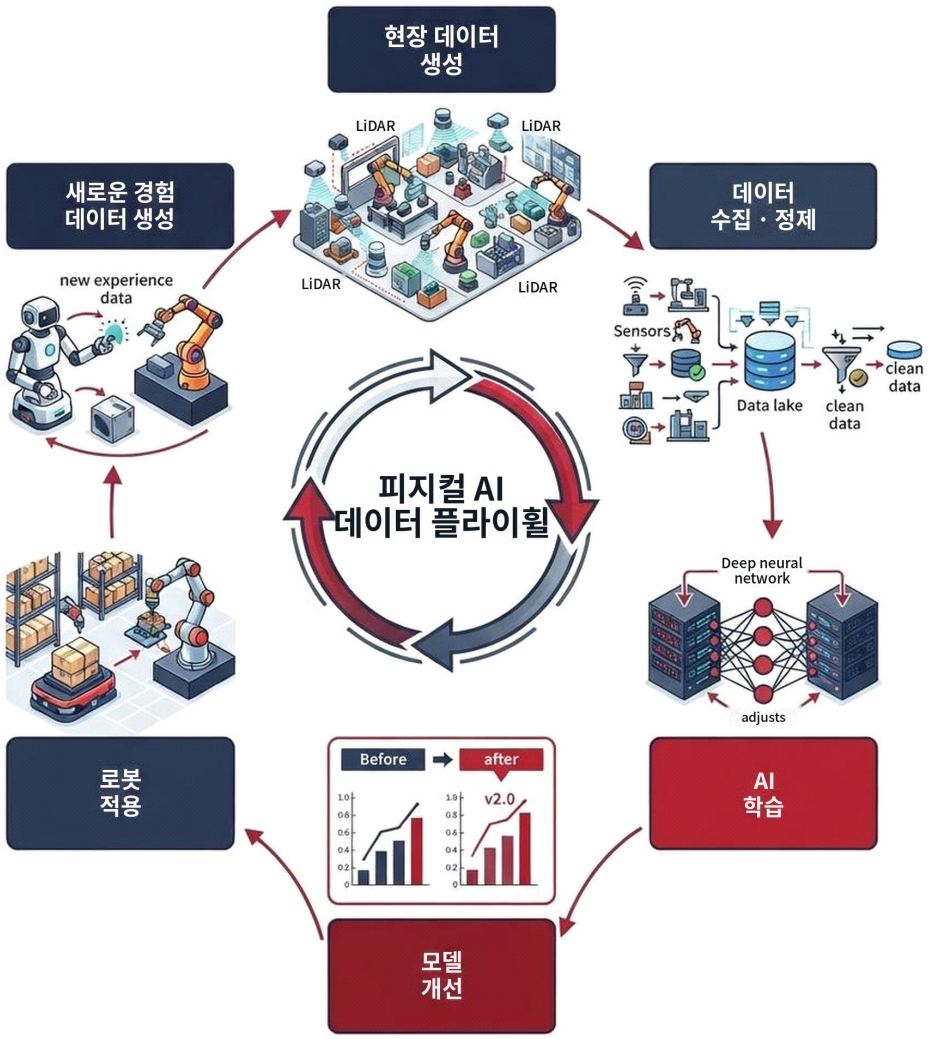


그림 4.1. 피지컬 AI 데이터 플라이휠 순환 구조

4.2.4. 공통 KPI와 성능 검증체계 마련

넷째, 피지컬 AI 네트워크의 성과를 평가할 수 있는 공통 KPI와 검증체계를 마련해야 한다. 현재는 네트워크 성능, 로봇 성능, AI 모델 성능, 산업 성과가 각각 분리되어 평가되는 경우가 많아 실제 도입 효과를 판단하기 어렵다.

따라서 지연시간, 신뢰성, 가용성, 핸드오버 성공률, 데이터 처리량 등 네트워크 KPI와 함께 작업 성공률, 생산성 향상, 품질 개선, 안전사고 감소, 운영비 절감 등 산업성과 KPI를 함께 정의해야 한다.

표 4.2. 네트워크·AI/Task·산업성과 KPI

네트워크 KPI	AI/Task KPI	산업성과 KPI
지연시간 (Latency)	작업 응답 시간 (Task Response Time)	생산성 향상
패킷 손실 (Packet Loss)	작업 실패율 (Task Failure Rate)	불량·중단 감소
신뢰성 (Reliability)	작업 완료율 (Task Completion Rate)	설비 가동률 향상
측위 정확도 (Positioning Accuracy)	주행 성공률 (Navigation Success Rate)	물류 효율 개선
업링크 용량 (Uplink Capacity)	인지 품질 (Perception Quality)	작업시간 단축
이동성/핸드오버 (Mobility/Handover)	서비스 연속성 (Service Continuity)	운영 안정성 확보

4.2.5. 표준 참조모델과 상호운용성 확보

다섯째, 피지컬 AI 네트워크 생태계 확산을 위해 표준 참조모델과 상호운용성을 확보해야 한다. 피지컬 AI는 로봇 제조사, AI 모델 개발사, 통신 장비사, 클라우드 사업자, 제조기업, 보안 기업 등 다양한 주체가 참여하는 복합 생태계이기 때문이다.

따라서 로봇과 엣지 서버 간 데이터 인터페이스, AI 모델 배포 방식, 네트워크 품질 요구조건, 보안 인증, 실내 측위 정보, 디지털 트윈 연계, 장애 대응 절차 등에 대한 공통 기준을 마련해야 한다. 이는 특정 기업이나 장비에 대한 종속성을 줄이고, 수요기업의 도입 비용과 운영 부담을 낮추는 기반이 된다.

4.2.6. 보안·안전·신뢰성 체계 강화

여섯째, 피지컬 AI 네트워크의 보안·안전·신뢰성 체계를 강화해야 한다. 피지컬 AI는 현실 세계의 장비와 로봇을 직접 제어하기 때문에 데이터 유출뿐 아니라 오작동, 통신 장애, 사이버 공격, 제어 실패가 물리적 피해로 이어질 수 있다.

따라서 네트워크 보안, 장비 인증, 접근제어, 데이터 암호화, 모델 무결성 검증, 장애 시 안전동작, 통신 단절 시 로컬 제어, 작업자 보호 체계를 함께 설계해야 한다. 특히 고위험 공정에서는 네트워크 의존도를 낮춘 최소 안전 기능과 장애 대응 절차가 필수적이다.

4.2.7. 수요기업 중심의 사업화 지원

일곱째, 피지컬 AI 네트워크 확산을 위해 수요기업 중심의 사업화 지원이 필요하다. 피지컬 AI 네트워크는 로봇, 네트워크, 엣지, 클라우드, 보안 요소가 결합되는 구조이므로, 기업 입장에서는 초기 투자와 운영체계 마련 과정에서 기대효과와 투자수익률을 확인할 수 있어야 한다.

따라서 정부 지원은 기술개발과 장비 도입을 촉진하는 데 그치지 않고, 생산성 향상, 품질 개선, 안전사고 감소, 인력난 완화, 운영비 절감 등 실제 산업성과를 검증하는 방향으로 설계되어야 한다. 또한 중소·중견기업이 활용할 수 있는 공동 실증 인프라, 구독형 서비스 모델, 공동 운영센터, 전문 운영인력 지원 등도 함께 검토할 필요가 있다.

앞서 제시한 정책과제는 개별 기술 지원이 아니라, 현실 데이터를 지능으로 전환하고, 분산된 지능을 연결하며, 산업 현장에서 안전하게 실행하고, 이를 사업화와 생태계로 확장하는 연속적 과정으로 이해할 수 있다. 이러한 관점에서 세션 3과 세션 4의 논의를 Produce–Connect–Execute–Scale의 역할별 프레임으로 정리하면 다음과 같다.

표 4.3. 역할별 요약 프레임

단계	발표/토론	요약 프레임	핵심 메시지
Produce	네이버클라우드 (세션 3)	Produce Intelligence	AI 팩토리와 디지털 트윈은 현실 데이터를 지능으로 생산하는 기반이다.
Connect	에릭슨 (세션 3)	Connect Intelligence	네트워크는 디바이스가 아니라 지능을 연결한다.
Execute	마음AI (세션 3)	Execute Intelligence	네트워크는 현실 세계에서 지능이 안전하게 실행되도록 지원한다.
Scale	패널 토론 (세션 4)	Scale Intelligence	산업 확산의 관건은 기술 PoC를 넘어 ROI, 표준화, 생태계, 민간투자로 연결하는 데 있다.

4.3. 실행 로드맵: 단계적 추진체계와 생태계 확산

앞서 제시한 정책과제는 단기간에 동시에 완성되기 어렵다. 따라서 피지컬 AI 네트워크 확산은 단기적으로 산업별 대표 시나리오와 실증 기반을 마련하고, 중기적으로 개방형 테스트베드와 공통 참조모델을 확산하며, 장기적으로 산업 플랫폼화와 글로벌 확산으로 이어지는 단계적 방식으로 추진할 필요가 있다.

표 4.4. 피지컬 AI 네트워크 확산을 위한 단계별 로드맵

구분	핵심 과제	관련 제언
1단계	KPI 체계 정립 및 테스트베드 구축	• AI 네트워크 KPI 표준화 및 피지컬 AI 테스트베드 구축 • 네트워크 KPI를 작업 KPI와 산업성과 KPI로 연계 • 초기 표준 참조모델과 상호운용성 검증
2단계	수요처 중심 실증 확산 및 참조모델 축적	• 수요기업 중심 실증 확대와 후속투자 유도 • 개방형 테스트베드와 공통 검증 기준 확산 • 로봇·현장 데이터 축적 및 데이터 플라이휠 구축
3단계	공동 사업화 모델 정착 및 글로벌 확장	• 공동 투자·사업화 모델 • AI-RAN+피지컬 AI 실증의 글로벌 레퍼런스화 • K-피지컬 AI 해외 연계 및 AI 전문기업 참여 생태계 확대

4.3.1. 단기: 산업별 대표 시나리오 선정과 실증 기반 마련

단기적으로는 피지컬 AI 네트워크 적용 효과가 큰 산업 분야와 대표 시나리오를 선정해야 한다. 제조, 조선, 물류, 플랜트, 건설 등에서 이동형 로봇, 원격 제어, 고위험 작업 지원, 검사 자동화, 설비 유지보수 등 우선 적용 사례를 발굴하는 것이 필요하다.

이 단계에서는 대규모 확산보다 검증 가능한 시나리오를 중심으로 실증 기반을 마련하는 것이 중요하다. 네트워크 요구조건, AI 실행 위치, 데이터 처리 방식, 로봇 안전성, 현장 운영 절차를 함께 정의하고, 수요기업이 체감할 수 있는 작업 KPI와 산업성과 KPI를 설정해야 한다.

4.3.2. 중기: 개방형 테스트베드와 표준 참조모델 확산

중기적으로는 산업별 실증 결과를 바탕으로 개방형 테스트베드와 공통 참조모델을 확산해야 한다. 개별 기업이 각자 실증을 반복하면 비용이 증가하고 결과 비교가 어려우므로, 공통 시나리오와 검증 기준을 갖춘 실증 기반이 필요하다.

이 단계에서는 온디바이스–엣지–클라우드 분산 구조, AI 네트워크 요구조건, 데이터 연계 방식, 보안·안전 절차, 운영 모델을 표준화 가능한 형태로 정리해야 한다. 이를 통해 다양한 로봇, AI 모델, 네트워크 장비, 클라우드·엣지 플랫폼이 연동되는 표준 참조모델 기반 생태계를 형성할 수 있다.

4.3.3. 장기: 산업 플랫폼화와 글로벌 확산

장기적으로는 피지컬 AI 네트워크를 개별 사업장 단위의 도입을 넘어 산업 플랫폼으로 확장해야 한다. 현장에서 축적된 데이터와 운영 경험을 기반으로 AI 모델을 지속적으로 개선하고, 검증된 참조모델을 다양한 산업과 사업장으로 확산하는 구조가 필요하다.

이 단계에서는 국내 실증 결과와 표준화 경험을 국제 표준, 글로벌 산업 협력, 해외 시장 진출과 연계해야 한다. 특히 제조·조선·물류 등 국내 강점 산업에서 검증된 모델을 패키지화하면 로봇, 네트워크, 엣지 컴퓨팅, 클라우드, 보안 솔루션을 함께 수출하는 산업 생태계 전략으로 발전시킬 수 있다.

4.3.4. 추진 주체별 역할 분담

피지컬 AI 네트워크 확산을 위해서는 정부, 수요기업, 기술공급기업, 연구기관, 표준화기구가 각자의 역할을 명확히 해야 한다. 정부는 초기 실증 지원, 제도 정비, 표준화, 공통 인프라 구축을 담당하고, 수요기업은 실제 현장 문제와 데이터를 제공하며 성과 검증에 참여해야 한다.

표 4.5. 피지컬 AI 네트워크 생태계 참여자와 역할

참여자	주요 역할
통신사·네트워크 장비사	AI-RAN, 특화망, 네트워크 슬라이싱, 초저지연·고신뢰 연결 제공
클라우드·AI 인프라 기업	대규모 학습, 모델 운영, 데이터 관리, AI 플랫폼, AI 팩토리 제공
엣지 컴퓨팅 사업자	현장 실시간 추론, 데이터 전처리, 지역 단위 제어 지원
로봇·디바이스 기업	휴머노이드, AMR, 협동로봇, 산업용 센서 등 피지컬 실행 장치 제공
산업 수요기업	실제 문제 정의, 현장 데이터 제공, 실증 참여와 성과 검증
SI·솔루션 기업	현장 시스템 통합, 기존 IT/OT 연계, 운영관리 시스템 구축
공공·정책기관	실증 지원, 표준 참조모델 확보, 규제 정비, 공통 인프라 투자, 초기 시장 형성 지원
연구기관·대학·표준화기구	원천기술 개발, 평가방법론 정립, 인력양성, 상호운용성·안전성 기준 마련



그림 4.2. 피지컬 AI 네트워크 산업 생태계 형성

기술공급기업은 로봇, AI 모델, 네트워크, 엣지·클라우드, 보안 솔루션을 통합 제공할 수 있는 역량을 확보해야 한다. 또한 연구기관과 대학, 표준화기구는 원천기술, 평가방법론, 인력양성, 상호운용성·안전성 기준 마련을 통해 생태계 확산을 지원해야 한다.

피지컬 AI 네트워크의 산업 확산은 현장 수요 기반 실증, 공통 KPI와 참조모델, 데이터 플라이휠, 표준화와 보안 체계, 지속 가능한 사업모델이 함께 작동할 때 가능하다. 따라서 향후 정책은 국내 산업 현장에서 검증된 피지컬 AI 네트워크 모델을 축적하고, 이를 산업별·글로벌 시장으로 확산하는 생태계 전략으로 발전해야 한다.

APPENDIX

A

부록

부록 A.	KRAIN 2026 세션 3·4 프로그램표
부록 B.	자료 출처 및 작성 방법
부록 C.	용어 정리

APPENDIX

부록

부록 A. KRAIN 2026 세션 3·4 프로그램표

시간	내용	발표/참여
세션 3. AI Network for Physical AI: From Models to Industrial Deployment (좌장: 정제민 상무, KT)		
14:50~15:10 (20')	AI-RAN for Physical AI: Scaling Connectivity, Compute, and Business Models	에릭슨 코리아 (Sibel Tombaz CEO)
15:10~15:30 (20')	Real-Time Connected Humanoids for Industrial Physical AI	마음AI (손병희 국방AI&로보틱스 대표)
15:30~15:50 (20')	Scaling Sovereign AI into AI Factories	네이버클라우드 (문정욱 이사)
세션 4. AI Network for Physical AI: From Demonstration to Scale (좌장: 김광순 교수, 연세대)		
15:50~16:30 (40')	패널토론 ① — AI Network for Physical AI: From Demonstration to Scale	문재진 팀장(NIA) 이준우 PM(NIPA) 남기동 센터장(ETRI) 나민수 부장(SK텔레콤) 이지혜 팀장(KT) Sibel Tombaz CEO(에릭슨) 손병희 국방AI&로보틱스 대표(마음AI) 문정욱 이사(네이버클라우드)

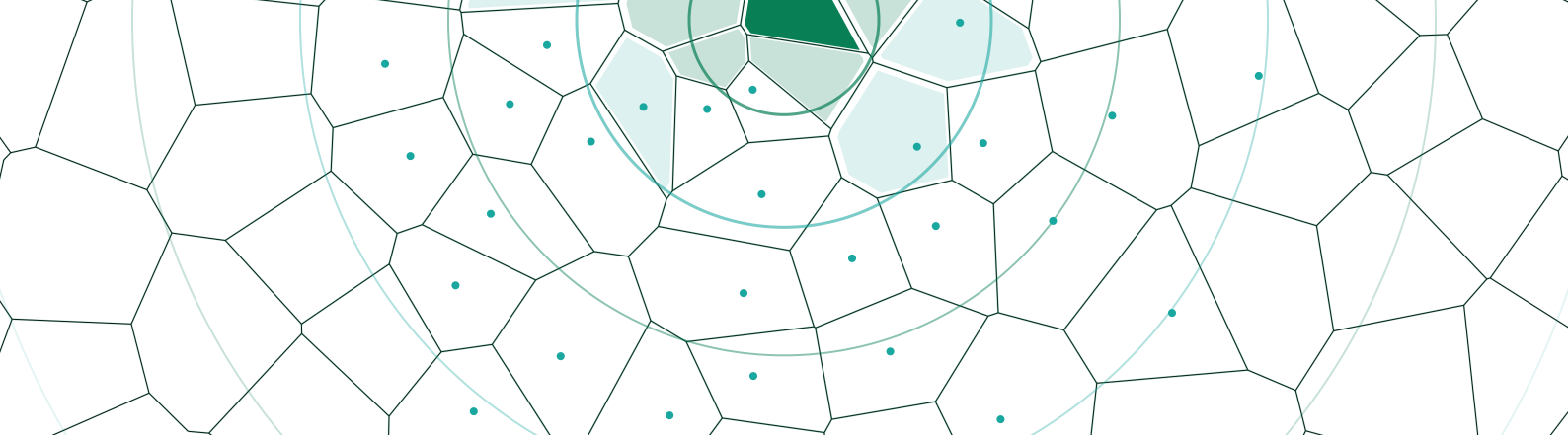
부록 B. 자료 출처 및 작성 방법

본 리포트는 KRAIN 2026 세션 3(발표 3건) 및 세션 4(패널토론 1건)의 현장 내용과 행사 공식 프로그램 자료를 기초 자료로 삼아 작성되었다. 발표자의 영어 발화는 국문 맥락에 맞게 요지를 정리해 재구성했으며, 불명확한 내용은 발표 맥락과 전후 문맥에 근거해 가장 합리적인 해석으로 정리하되, 확정하기 어려운 수치·고유명사는 임의로 보완하지 않고 발표 원문의 표현을 우선했다.

부록 C. 용어 정리

용어	설명
피지컬 AI (Physical AI)	인공지능이 디지털 공간을 넘어 로봇, 자동차, 산업설비, 공장, 도시 등 현실 세계의 물리적 시스템과 결합해 환경을 인식하고, 상황을 판단하며, 실제 행동을 수행하는 AI 기술·산업 흐름을 의미한다.
AI 네트워크 (AI Network)	피지컬 AI가 현실 세계에서 감지·판단·행동할 수 있도록 연결성, 컴퓨팅, 데이터, AI 워크로드를 단말·엣지·네트워크·클라우드 전반에서 연결·분산·조율하는 지능형 인프라를 의미한다.
AI-RAN	무선접속망(RAN)에 AI와 컴퓨팅 기능을 결합해 통신망 최적화와 AI 워크로드 실행을 함께 지원하는 기술 방향이다. AI for RAN, AI on RAN, AI and RAN의 형태로 논의되며, 피지컬 AI 환경에서는 로봇·설비·센서와 연결된 AI 실행 인프라로 확장될 수 있다.
AI 팩토리 (AI Factory)	데이터 수집·정제, AI 학습·추론, 모델 배포, 서비스 피드백, 재학습이 반복되는 AI 생산체계이다. 단순 데이터센터가 아니라 산업 현장의 데이터를 지능으로 전환하고, 개선된 모델을 다시 현장에 적용하는 순환 구조를 포함한다.
온디바이스 AI (On-device AI)	로봇, 센서, 차량, 산업 장비 등 단말 내부에서 AI 추론이나 제어 기능을 수행하는 방식이다. 지연시간을 최소화하고 네트워크 장애 상황에서도 안전제어와 기본 동작을 유지할 수 있다는 장점이 있다.
엣지 컴퓨팅 (Edge Computing)	데이터가 생성되는 현장 가까이에서 연산과 AI 추론을 수행하는 컴퓨팅 구조이다. 피지컬 AI에서는 영상·센서 데이터의 실시간 처리, 현장 데이터 선별, 로봇 간 지역 단위 조율 등에 활용된다.
클라우드 (Cloud)	대규모 컴퓨팅 자원과 저장공간을 기반으로 AI 모델 학습, 모델 관리, 데이터 축적, 전역 최적화 등을 수행하는 인프라이다. 피지컬 AI에서는 엣지와 선순환 구조를 이루며, 현장 데이터를 학습에 활용하고 개선된 모델을 다시 배포하는 역할을 한다.
5G 특화망 (Private 5G)	특정 기업, 공장, 물류센터, 조선소, 공공기관 등 제한된 구역에 독립적으로 구축·운영되는 5G 기반 전용망이다. 산업 현장에서 안정성, 보안, 이동성, 업링크 성능, 핸드오버, 서비스별 품질 보장을 확보하기 위한 수단으로 활용될 수 있다.
네트워크 슬라이싱 (Network Slicing)	하나의 물리 네트워크를 서비스 요구사항에 따라 여러 개의 가상 전용망처럼 분리해 운영하는 기술이다. 피지컬 AI에서는 안전제어, 영상 업로드, 일반 데이터 전송 등 서비스별로 지연시간·신뢰성·대역폭 우선순위를 다르게 설정하는 데 활용될 수 있다.
디지털 트윈 (Digital Twin)	현실의 공장, 도시, 건물, 교통, 설비, 로봇 동작 환경 등을 디지털 공간에 가상 모델로 구현한 것이다. 피지컬 AI에서는 실제 적용 전 시뮬레이션, 학습 데이터 생성, 운영 최적화, 시험·검증 환경 구축에 활용될 수 있다.
데이터 플라이휠 (Data Flywheel)	로봇과 현장 시스템의 운영 과정에서 데이터가 축적되고, 이 데이터가 AI 모델 개선에 활용되며, 개선된 모델이 다시 현장에 적용되어 더 많은 데이터를 생성하는 선순환 구조를 의미한다. 피지컬 AI 확산에서는 현장 데이터 확보와 재학습 체계가 경쟁력의 핵심이 된다.

용어	설명
AI 워크로드 (AI Workload)	AI 모델 학습, 추론, 데이터 전처리, 영상 분석, 로봇 제어 보조, 모델 업데이트 등 AI 서비스 실행을 위해 필요한 연산 작업을 의미한다. 피지컬 AI에서는 워크로드의 지연 요구, 연산량, 보안 수준에 따라 온디바이스·엣지·클라우드 중 적절한 실행 위치를 결정해야 한다.
VLM (Vision Language Model)	영상 또는 이미지 정보를 언어 정보와 함께 이해하고 해석하는 AI 모델이다. 피지컬 AI에서는 로봇이 주변 환경을 인식하고 작업 상황을 설명하거나 명령을 이해하는 데 활용될 수 있다.
VLA (Vision Language Action)	영상 인식, 언어 이해, 행동 결정을 결합한 AI 모델이다. 로봇이 시각 정보를 바탕으로 명령을 이해하고 실제 동작을 수행하도록 하는 데 활용되며, 실시간성과 안전성이 중요한 피지컬 AI의 핵심 모델군으로 볼 수 있다.
AMR (Autonomous Mobile Robot)	자율이동로봇을 의미한다. 고정 경로 없이 센서와 AI를 이용해 주변 환경을 인식하고 스스로 이동 경로를 계획하며, 물류·제조·서비스 현장에서 활용된다.
AGV (Automated Guided Vehicle)	무인운반차를 의미한다. 주로 정해진 경로나 유도 장치를 따라 이동하며 물류 이송, 공장 내 자재 운반 등에 사용된다. AMR에 비해 경로 유연성은 낮지만 안정적인 반복 운송에 적합하다.
원격 조작 (Tele-operation)	사람이 네트워크를 통해 떨어진 장소에서 로봇이나 장비를 조작하는 방식이다. 위험 작업, 재난 현장, 원격 정비, 특수 산업 환경 등에서 활용될 수 있으며, 낮은 지연시간과 높은 연결 안정성이 중요하다.
핸드오버 (Handover)	이동 중인 단말이나 로봇이 하나의 기지국 또는 접속 지점에서 다른 기지국·접속 지점으로 연결을 전환하는 과정이다. 피지컬 AI에서는 핸드오버 중 연결 끊김이나 지연이 로봇 오작동, 작업 중단, 안전 문제로 이어질 수 있어 중요하게 관리해야 한다.
측위 (Positioning)	로봇, 장비, 사람, 물체 등의 위치를 파악하는 기술 또는 기능이다. 산업 현장에서는 이동 로봇의 경로 제어, 작업 구역 관리, 안전거리 확보, 자산 추적 등에 활용되며, 실내 정밀 측위의 중요성이 커지고 있다.
SLA (Service Level Agreement)	서비스 제공자가 보장해야 하는 성능·품질 수준을 정의한 기준이다. 피지컬 AI에서는 지연시간, 가용성, 동시 처리량, 작업 성공률, 서비스 연속성 등 서비스별 요구조건을 명확히 정하는 데 활용된다.
KPI (Key Performance Indicator)	성능이나 성과를 측정하기 위한 핵심 지표이다. 피지컬 AI 네트워크에서는 네트워크 KPI뿐 아니라 AI·작업 KPI, 산업 성과 KPI까지 함께 정의해야 실제 도입 효과를 평가할 수 있다.
참조 모델 (Reference Model)	개별 실증 결과를 재사용 가능한 형태로 정리한 표준적 구조 또는 기준 모델이다. 피지컬 AI 네트워크에서는 네트워크 구성, 컴퓨팅 배치, AI 모델 실행 조건, 데이터 흐름, KPI, 시험방법 등을 공통 기준으로 축적하는 데 활용된다.



편집위원회

AINA 산업융합위원회

김태윤 (LG전자 책임)

장준희 (NIA 책임)

정제민 (KT 상무)

김광순 (연세대 교수)

Sibel Tombaz (에릭슨 코리아 CEO)

손병희 (마음AI 국방AI&로보틱스 대표)

문정욱 (네이버클라우드 이사)

문재진 (NIA 팀장)

이준우 (NIPA PM)

남기동 (ETRI 센터장)

나민수 (SK텔레콤 부장)

이지혜 (KT 팀장)

김현수 (KANI 과장)

본 저작물은 2026년 AI 네트워크 얼라이언스(AINA) 산업융합위원회에서 작성하여 얼라이언스 홈페이지(www.aina.or.kr)에서 별도 회원가입 없이 이용이 가능합니다. 출처를 표시하는 조건으로 비영리 목적에 한해 자유롭게 이용할 수 있습니다 (CC BY-NC 4.0). 본 저작물에 수록된 일부 이미지는 생성형 AI를 활용하여 제작되었습니다.

Copyright© 2026 AI Network Alliance. CC BY-NC 4.0.

AINA AI NETWORK ALLIANCE

AI 네트워크 얼라이언스