

3조

양희철 교수님

202002541 이호윤

202202469 김가현



# LWM 기반 미래 채널 예측 및 통신 환경 분류 연구

다음 페이지 >>  
목차

목차  
contents

01

프로젝트 개요

02

사용자 분석

03

핵심 아이디어

04

데모 및 테스트

05

추가 계획 기대 효과

# 팀원 소개

## : 역할 분담 및 협업 방식

컴퓨터 융합학부 202002541

이호윤

- 데이터 분석 및 시각화


- 모델 설계 및 학습

인공지능학과 202202469











김가현

- 데이터 분석 및 시각화

- 환경 설계 및 결과 보고


LWM
Public
Watch 1

main
26 Branches
0 Tags
Go to file
Add file
Code

	CNU-CD-01 Delete Colab_LWM/최종 directory	75e3ef3 · 17 hours ago	165 Commits
	Colab_LWM	Delete Colab_LWM/최종 directory	17 hours ago
	docs	Delete docs/11주차/ㄱ	2 weeks ago
	media	Create 11주차	2 weeks ago
	src	Create week1	2 months ago
	논문	고속열차 무선통신예측	2 months ago
	미팅내용	Add files via upload	last month
	설문조사	Add files via upload	2 months ago
	DeepMIMO turtorial	Create DeepMIMO turtorial	2 months ago
	README.md	Update README.md	2 weeks ago

README

### 거대 무선 채널 모델 기반 미래 예측 및 통신 환경 분류 연구

$y = Hx + n$ 에 대해서  $y$ : 수신신호  $x$ : 송신신호  $H$ : 채널  $n$ : 잡음

우리가 예측해야하는것은  $H$ (채널)데이터이다. 예측을 한다는 것은 채널값을 추정한다는 것으로 채널값의 위상이라고 말할 수 있음

동적시나리오에 대해 얘기를 하자면 사용자가 기지국에 pilot신호를 주고 기지국이 채널값을 추정해서 미래의 사용자가 받게될 채널을 예측하는것이다.

즉 해야하는 것은 채널 값을 예측을 해서 실제와 예측 모델간의 성능차이를 구하는 것이 최종목표이다.

매주 1회 이상의 지도 교수님과의 회의를 통한 결과 공유 및 병렬 작업 진행

# 01

## : 프로젝트 개요 – 연구 배경

### 차세대 무선 통신을 위한 LWM의 필요성

- 차세대 무선 통신 시스템은 mmWave, subTHz, Massive MIMO 등으로 초고속·초저지연을 지향하지만, 고차원 신호 처리와 실시간 자원 관리가 요구됨
- 기존 통계 모델 및 전통적 최적화 기법은 학습과 다른 환경에 적용할 때 일반화 성능과 대규모 라벨 데이터 수요 면에서 한계를 드러냄
- 자연어처리 분야의 파운데이션 모델 개념이 이를 해결할 수 있는 새로운 접근으로 주목

### Large Wireless Model(LWM)의 개념과 역할

- LWM은 대규모 무선 채널 시뮬레이션 데이터 기반 Transformer 모델
- 동적 채널에서 복소 채널을 예측해 빔포밍 및 위상 보정 정확도 향상
- 사전학습된 채널 임베딩을 활용해 소량의 라벨로도 전이학습 가능
- 공간·주파수·시간 상관관계까지 포착  
→ 다양한 시나리오에 높은 범용성 제공

# 01

## : 프로젝트 개요 - 목적 • 내용

트랜스포머 기반 파운데이션 모델(LWM)을 활용하여  
동적 무선 환경의 수신 신호  $y=Hx+n$ 에서 시변 복소 채널 행렬  $H$ 의 위상 성분을  
정밀하게 예측하는 통합 프레임워크를 제안

### 데이터 구축

- DeepMIMO Dynamic Scenario (3.5 GHz) 활용
- 사전학습 / 전이학습용 데이터 구성

### LWM 학습

- MCM(Masked-Channel Modeling) 방식으로 사전학습
- 소량의 실측 라벨로 전이 학습  
→ 시변  $H$  예측

### 성능 평가

- 기존 RNN, LSTM, 통계 모델과 비교
- 예측 정확도, 처리 지연, 파라미터 수 기준으로 정량 평가
- 제안 모델의 정확도 향상 입증

# 02

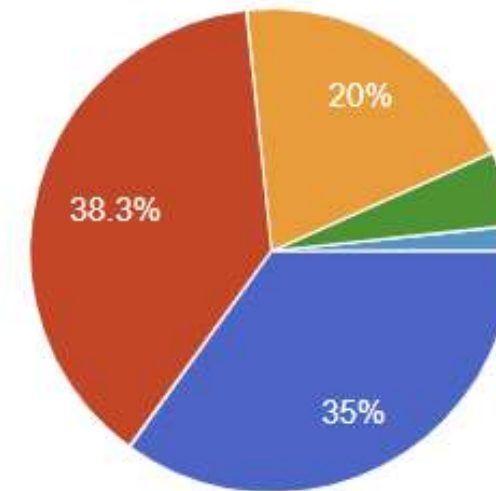
## : 사용자 분석

- 설문 조사 기간 : 25/03/26 ~ 25/03/28
- 조사 인원 : 60명
- 목표 : 인터넷 연결 끊김 현상 경험 조사
- 질문 수 7개 중 4가지 선택
- 조사 도구 : Google Form
- 수집 방식 : 학교 커뮤니티(에브리타임), 지인

1. KTX 또는 일반 기차를 이용할 때 인터넷(와이파이 또는 모바일 데이터) 연결이 끊긴 경험  
이 있습니까?

 차트 복사

응답 60개

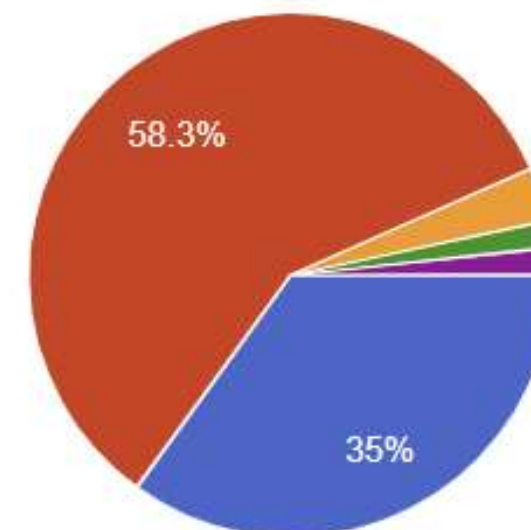


- 매우 자주 발생한다
- 가끔 발생한다
- 거의 발생하지 않는다
- 전혀 발생하지 않는다
- 기차에서 인터넷을 사용하지 않는다
- 무궁화>>>>>ktx>=새마을/이음

2. 기차에서 인터넷이 끊길 때 주로 어떤 유형의 연결을 사용하고 있었습니까?

 차트 복사

응답 60개



- 기차 내부 와이파이
- 개인 모바일 데이터(LTE/5G)
- 기차에서 인터넷을 사용하지 않는다
- 끊긴 적이 없음
- 개인 모바일 데이터(LTE/5G). 위 질문은 "인터넷(와이파이 또는 모바일 데이터) 연결이 끊기면" 인데 왜 바로 아래 질문엔 "와이파이가 끊기면 와이파이를 사용하셨나요?" 질문 인지요???



# 02

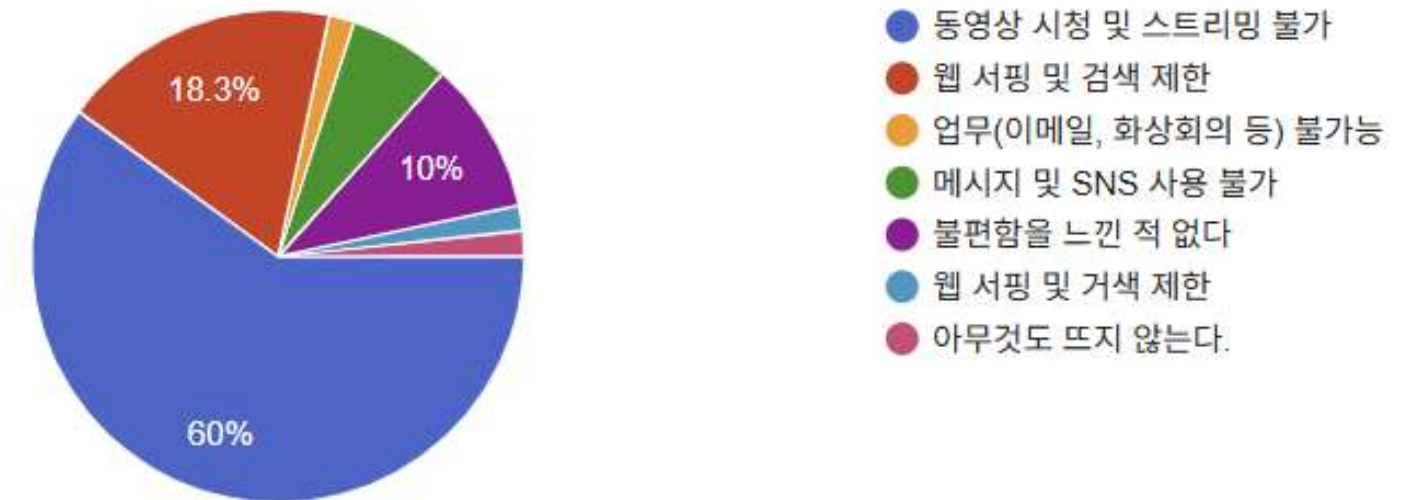
## : 사용자 분석

- 설문 조사 기간 : 25/03/26 ~ 25/03/28
- 조사 인원 : 60명
- 목표 : 인터넷 연결 끊김 현상 경험 조사
- 질문 수 7개 중 4가지 선택
- 조사 도구 : Google Form
- 수집 방식 : 학교 커뮤니티(에브리타임), 지인

3. 기차 이용 중 인터넷이 끊길 때 가장 불편했던 점은 무엇입니까?

차트 복사

응답 60개



4. 기차에서 인터넷 연결이 끊기는 주된 원인은 무엇이라고 생각하십니까?

차트 복사

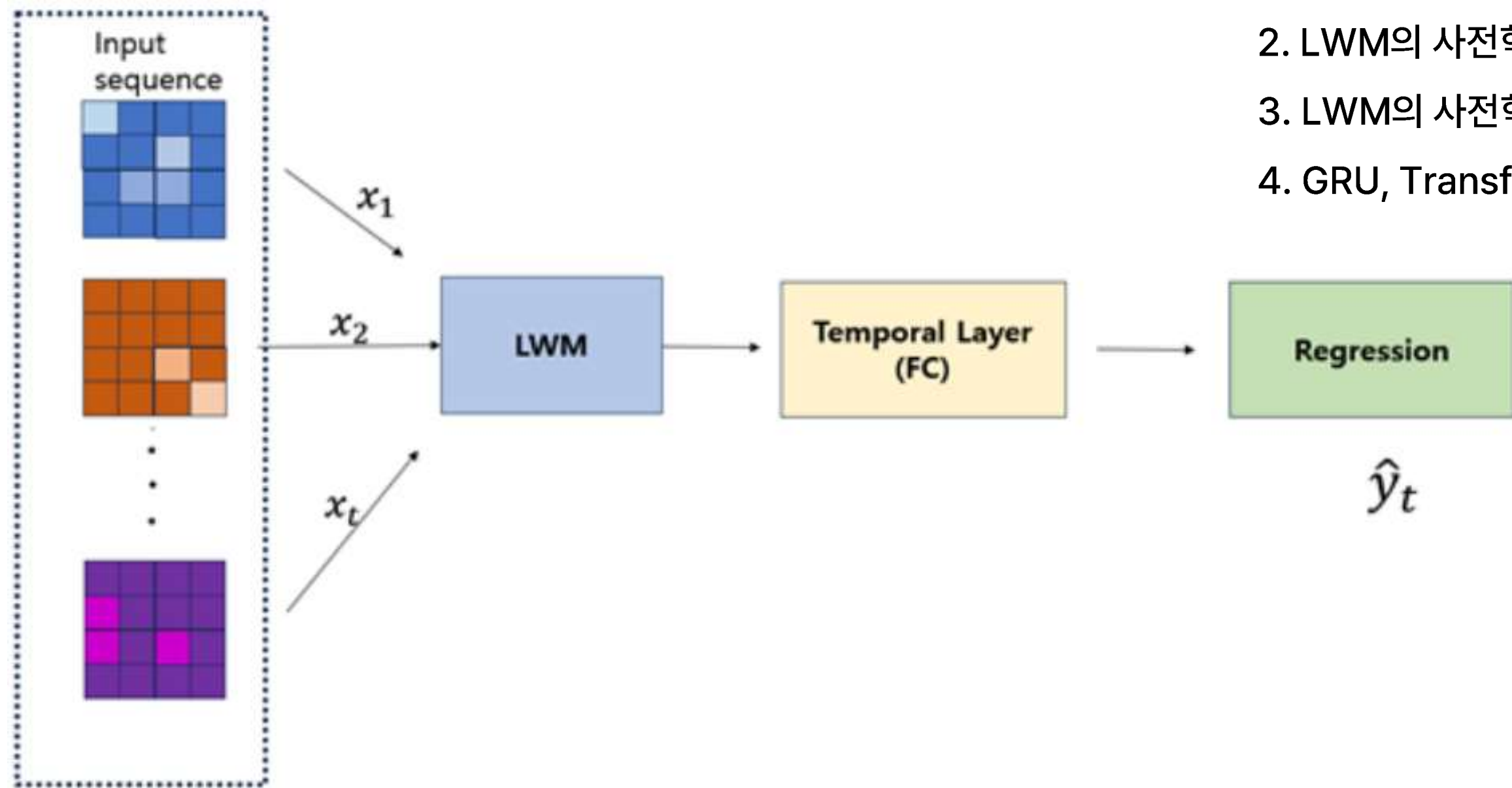
응답 60개



# 03

## : 핵심 아이디어

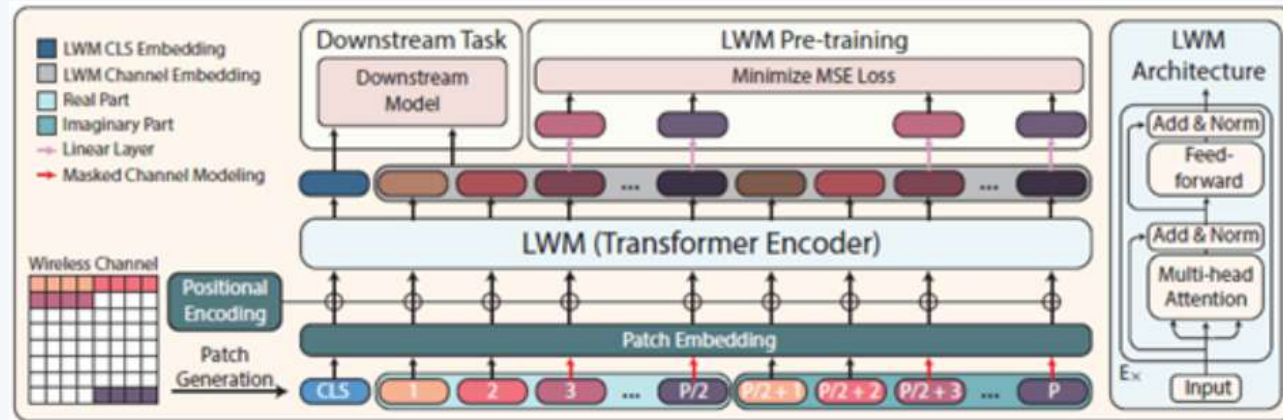
동적 시나리오에서 관측된 복소 채널 식  $y = Hx + n$ 에서  
채널 행렬  $H$ 를 예측함에 있어서 LWM 파운데이션 모델이 채널 RMSE,  
NMSE(dB)측면에서 통계적으로 유의미한 성능 향상을 보이는지 검증



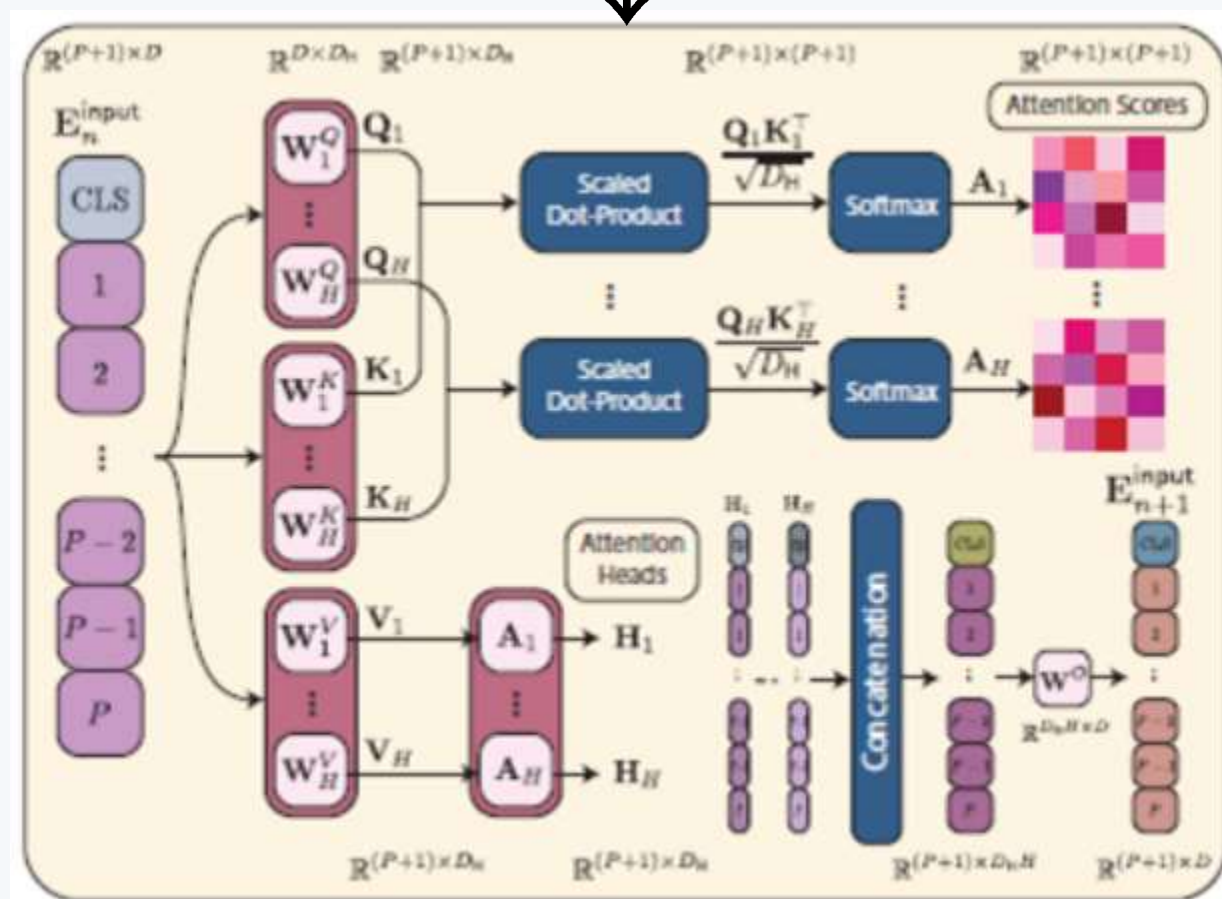
1. LWM을 사전학습 가중치 없이 학습
2. LWM의 사전학습 가중치를 사용하되, 백본은 동결하지 않음
3. LWM의 사전학습 가중치를 사용하되, 백본을 동결함
4. GRU, Transformer, RNN, LSTM 등 다양한 순환/어텐션 기법 모델



# 03



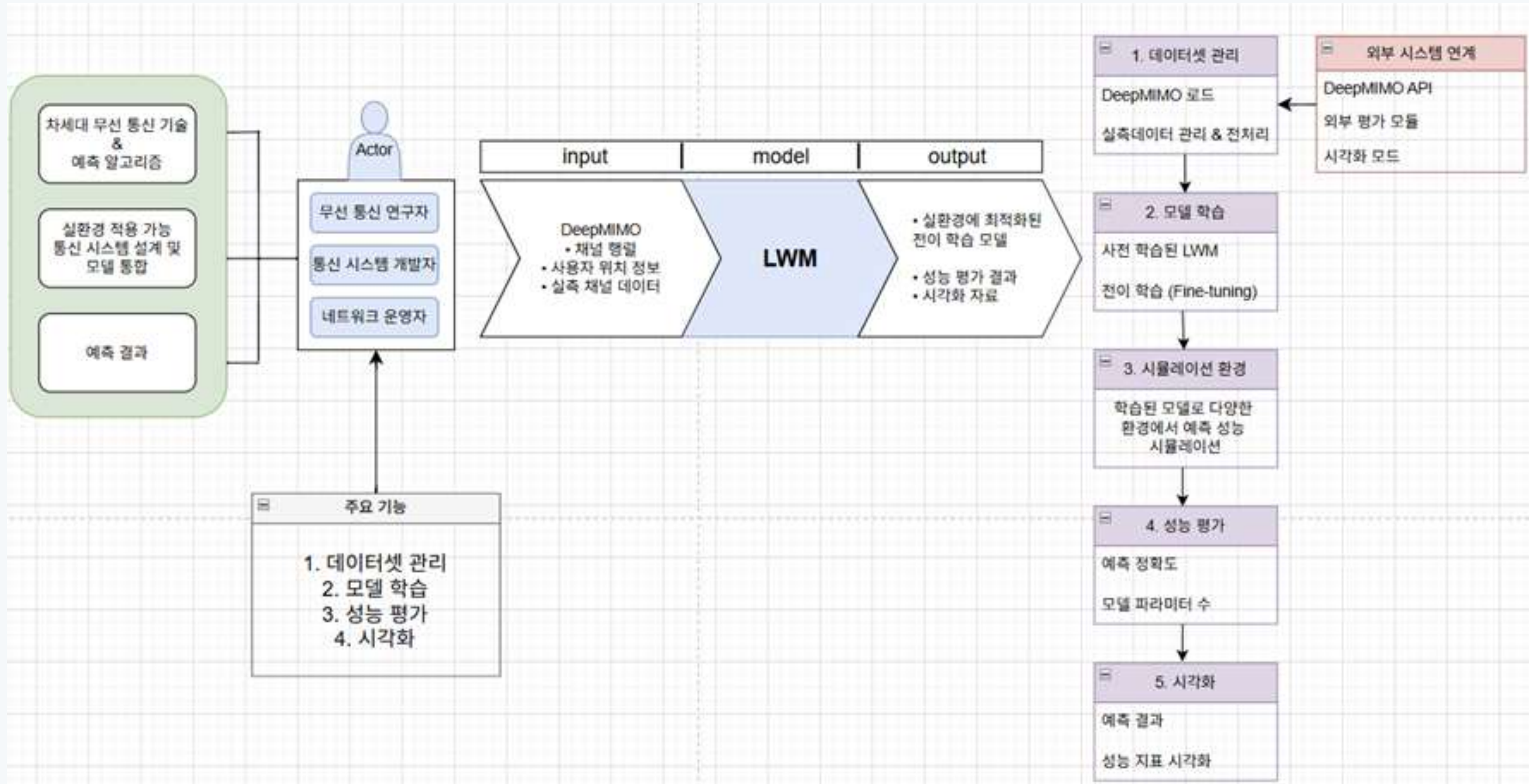
## LWM (Transformer Encoder)



## 실험 순서

1. 데이터 생성 : DeepMIMOv3 데이터 scene 단위로 생성
2. 데이터 전처리 및 분할
  1. ChannelSeqDataset
  2. Train : 60%, Validation : 40%
  3. 스케일링 및 TensorDataset
3. 모델 아키텍처 : LWMwithHead
4. 훈련 설정
  1. Optimizer : Adam
  2. Loss : MSELoss
  3. Epochs : num\_epochs = 10
  4. Batch size : 32
5. 평가 지표
  1. RMSE
  2. NMSE

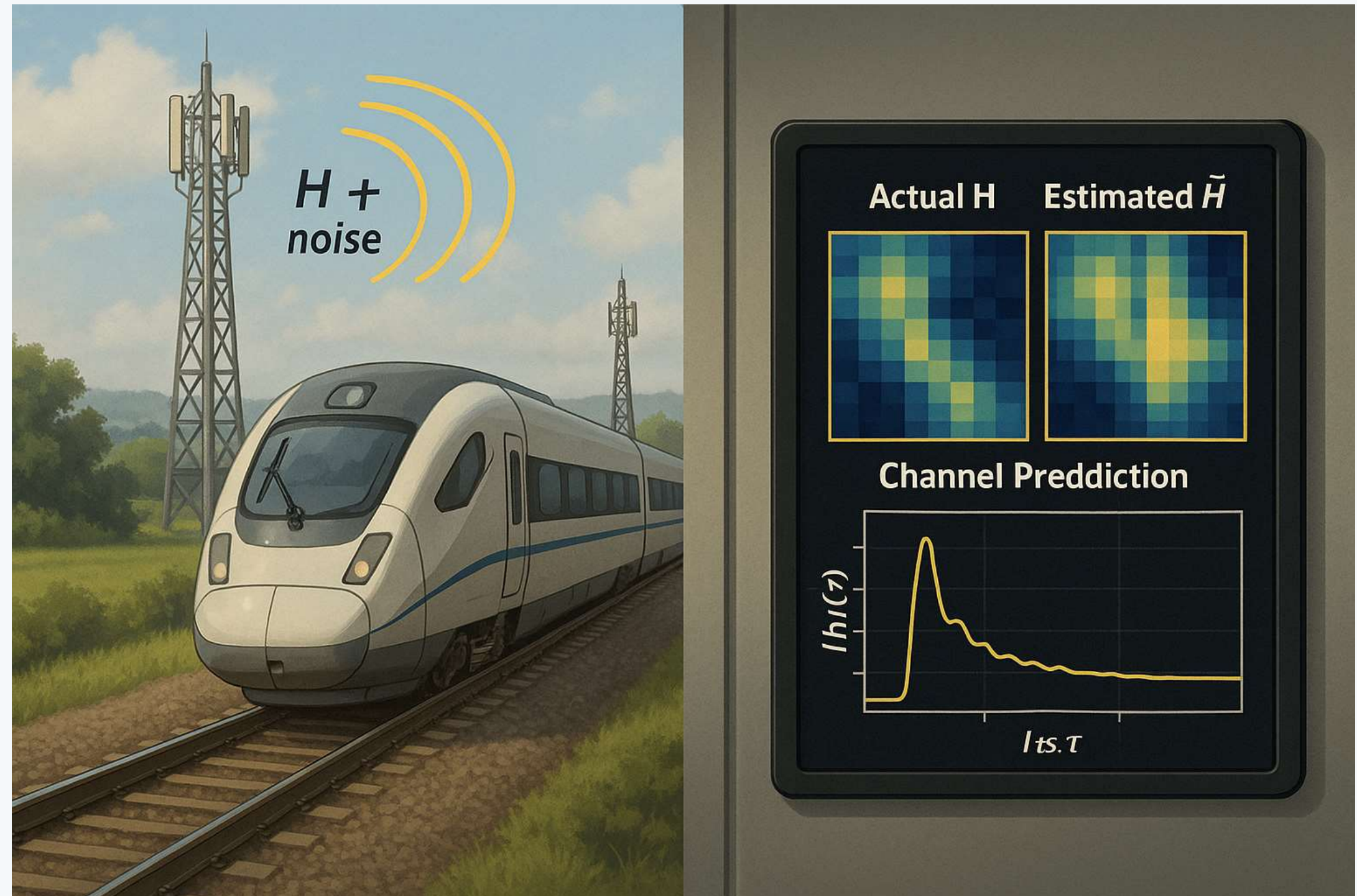
## : 사용자 시퀀스 다이어그램





# 04

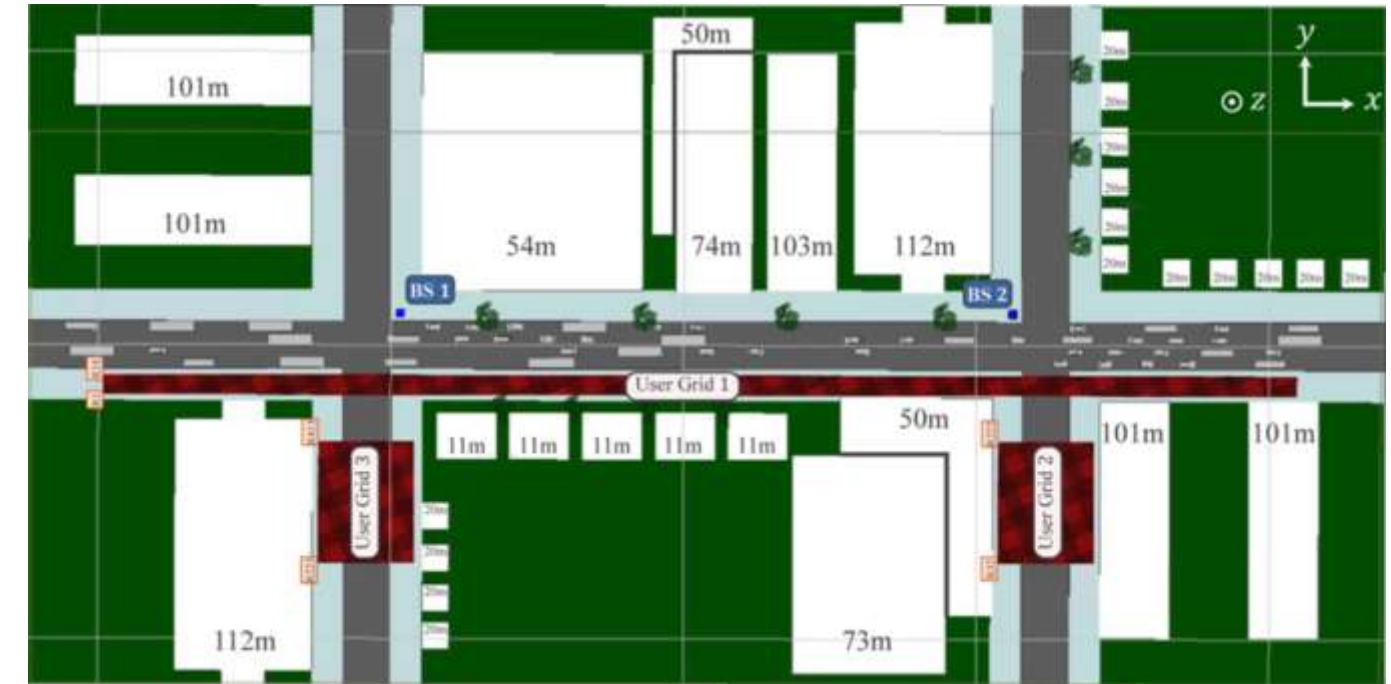
: 활용 예시



# 05

## : 연구 기대효과

동적 무선 시나리오에서 Transformer 기반 LWM을 활용한 고정밀 채널 예측의 기대효과



### 사용자 관점

- 이동 중 통신 안정성 개선  
: 차량 내 IoT 센서, 스마트 디바이스 등에서의 실시간 모니터링 및 제어 데이터 전송 품질 향상
- 모빌리티 환경에서의 사용자 경험 개선  
: 기차, 자율주행 등 이동 중 인터넷 연결 문제 해소

### 사회 / 산업 관점

- 디지털 접근성 확대  
: 고속 이동 환경에서도 신뢰성 있는 연결 서비스 제공
- 정책 수립 지원  
: 무선 통신 품질 데이터 기반 공공교통 통신 인프라 개선
- 5G / 6G 기반 스마트 모빌리티 기술 발전 기여  
: 자율주행 열차, 스마트 철도 시스템 적용

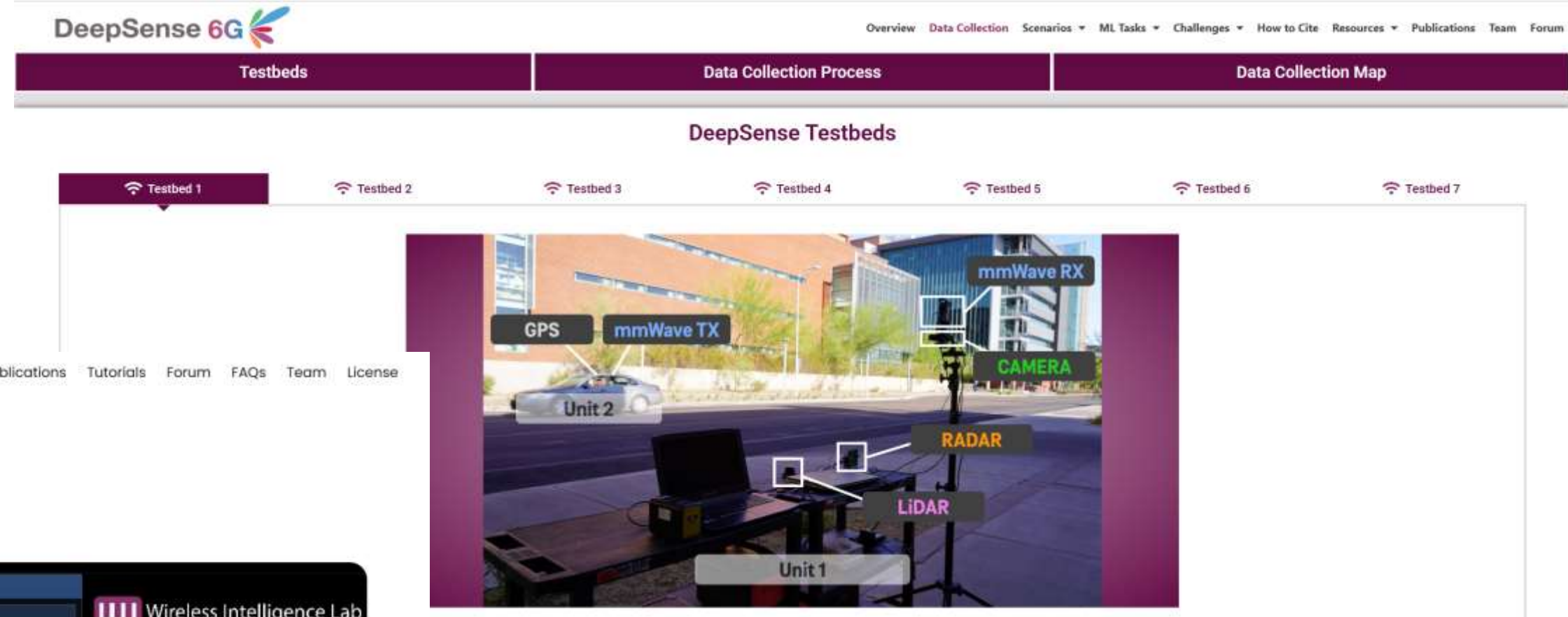
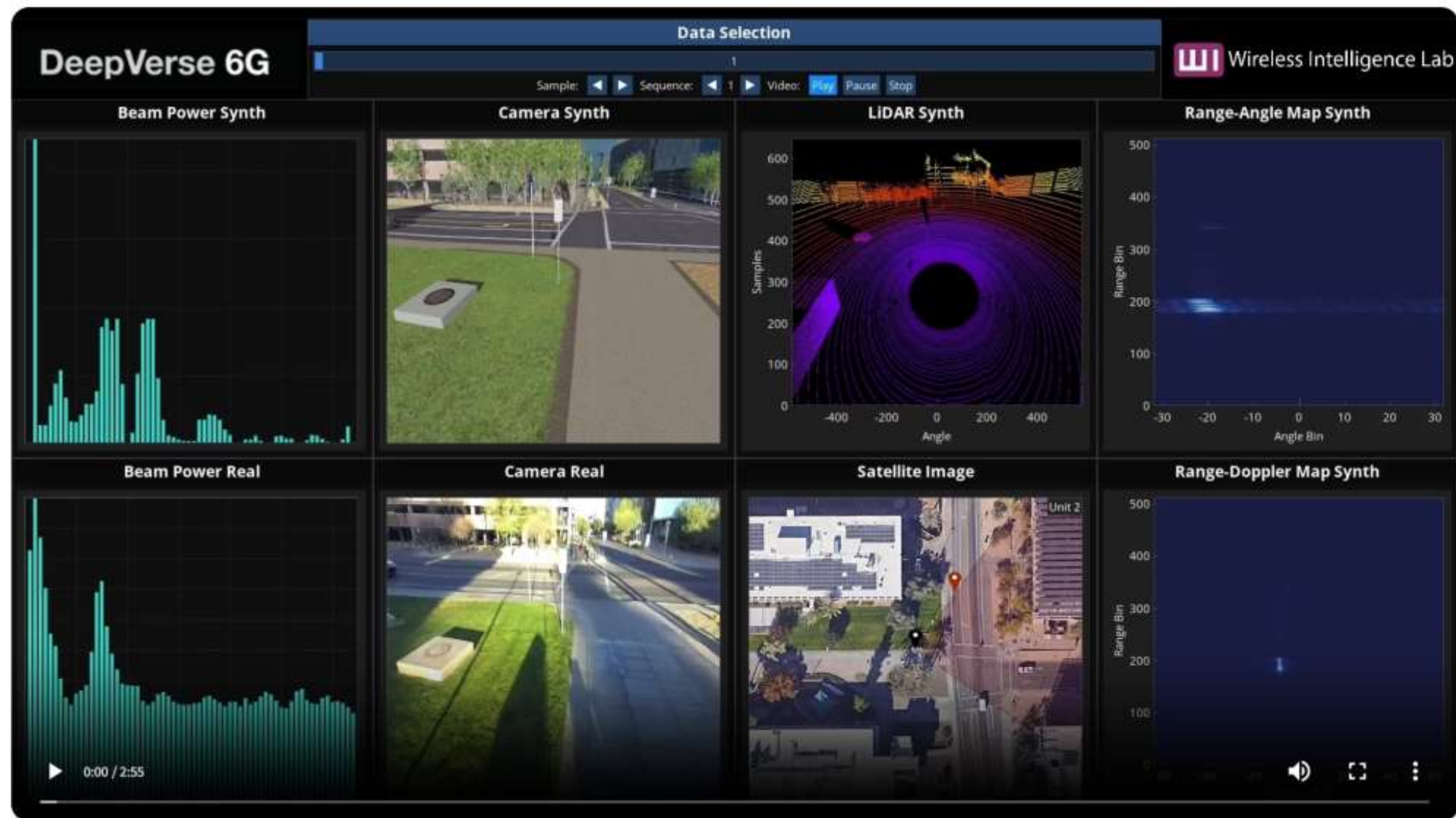


# 05

## : 추가 계획

DeepVerse 6G

### Data Visualization



- **DeepSense 6G**  
: 실제 환경에서 수집한 멀티센서 기반 측정 데이터셋  
→ 범용성과 확장성 테스트
- **DeepVerse 6G**  
: 지능형 무선 통신 연구를 목표로 한 합성 시뮬레이션 기반의 대규모 데이터셋  
→ 현실 기반 fine-tuning, 센서 융합 가능성 검토

# 참고 자료

Lee, H., Choi, H., & Kang, J. (2024). *Large Foundation Models for Dynamic Wireless Channels*. arXiv preprint arXiv:2411.08872.

Charan, G., Solomitckii, D., Edfors, O., & Wild, T. (2022). *Vision-aided dynamic wireless channel prediction*. arXiv preprint arXiv:2211.09769.

DeepVerse 6G : <https://deepverse6g.net>

S. Alikhani, G. Charan, and A. Alkhateeb, "Large Wireless Model (LWM): A Foundation Model for Wireless Channels," Arizona State University, 2023.



감사합니다