

문제정의서(연구개발계획서)

Project Name	거대 무선 채널 기반 미래 채널 예측 및 통신 환경 분류 및 연구
-----------------	---

03 조

202002541 이호윤

202202469 김가현

지도교수: 양희철 교수님 (서명)

# Document Revision History

REV#	DATE	AFFECTED SECTION	AUTHOR
1	2025/04/03	문제정의서 작성	모두 참여
2	2025/04/03	연구 개발의 목표 및 내용 수정	이호운

# Table of Contents

---

1. 연구 개발의 필요성.....	5
2. 연구 개발의 목표 및 내용.....	5
3. 이해당사자 인터뷰/ 설문 인사이드.....	7
4. 기대 효과 및 향후 확장 가능성.....	8
5. 연구 개발의 추진전략 및 방법.....	9
6. AI 도구 활용 정보.....	9
7. 참고문헌(REFERENCE).....	10

# List of Figure

---

그림 목차 항목을 찾을 수 없습니다.

## 1. 연구 개발의 필요성

기차에서 인터넷 연결이 자주 끊기는 문제에 대해서 시작한다.

자체적으로 실시한 설문 결과, 응답자 59명 중 대략 73%의 인원이 KTX 또는 일반 기차를 이용할 때 인터넷(와이파이 또는 모바일 데이터) 연결이 끊긴 경험이 있다고 응답하였다. 기차 내에서 인터넷이 끊기는 문제에 대한 불편함으로 매우 불편하다(22%), 불편하다(44.1%)로 66.1%의 인원이 문제를 체감하고 있는 것을 알 수 있다.

주로 인터넷이 끊기는 영역을 보면 동영상 시청 및 스트리밍이 59.3%로 가장 많았으며 그 다음은 웹 서핑 및 검색 제한이 18.6%로 응답이 많았다.

이러한 인터넷 끊김 현상이 발생하는 이유는 다음과 같다.

현재 기술적으로 기차에서의 전파를 기차에 중계하는 것이 아닌, 무작위로 전파를 수신하고 있기 때문에 기차에 안정적인 연결이 어렵다는 한계를 가진다.

또한 CNN, RNN, Transfer-Learning 등 다양한 딥러닝 기반 모델을 활용하여 기차가 움직이는 것에 따라 채널 예측을 시도해보았지만 망각문제, 튜닝 어려움, 다른 환경 일반화 어려움, 그라디언트 소실 문제 등 다양한 문제들로 인해 기차의 이동 환경에서의 안정적인 채널 예측이 이루어지지 않고 있는 상황이다.

## 2. 연구 개발의 목표 및 내용

거대무선채널(Large Wireless Model, LWM) 파운데이션 모델을 활용하여, 기차 환경에서 시간에 따른 무선 채널 상태 변화를 효과적으로 예측하는 것을 목표로 한다. 기차는 시간에 따라 전파 경로, 반사, 손실 등의 특성이 급격히 변화하게 되며, 이는 무선 통신 품질에 큰 영향을 미친다. 기존의 딥러닝 기반 채널 예측 모델들은 시간 변화에 따른 일반화 성능에 한계를 보인다.

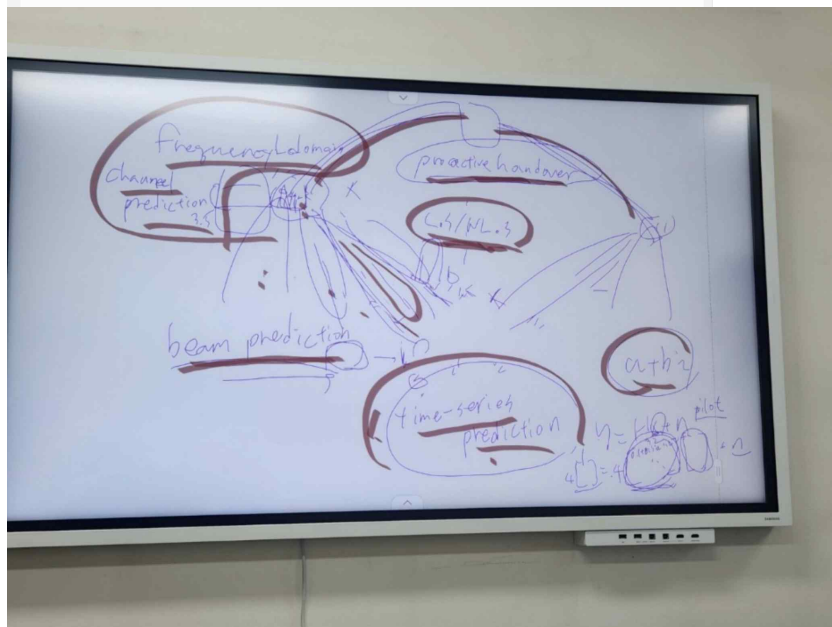
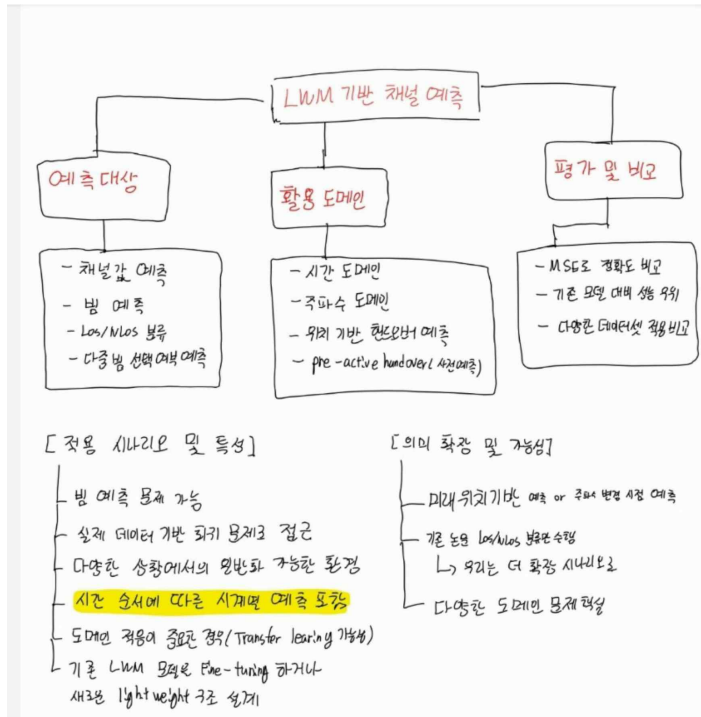
이에 다양한 시간 조건을 반영한 DeepMIMO의 Dynamic Scenario 데이터셋을 활용하여, 시간 순서에 따른 채널 상태를 예측하는 모델을 개발한다. 해당 데이터셋은 총 999개의 시나리오로 구성되어 있으며, 각 장면에는 채널 임펄스 응답(Channel Impulse Response, CIR), 전파 손실(Path Loss, PL), 출발각 및 도착각(DoA/DoD), 송수신기 위치(RX/TX) 등 다양한 채널 특성이 포함되어 있다. 이 데이터를 기반으로 LWM 파운데이션 모델을 학습시키고, 시계열 입력을 통해 시간에 따른 채널 상태를 예측하는 것이 본 연구의 핵심이다.

모델의 성능 평가는 예측 값과 실제 값 간의 평균 제곱 오차(MSE Loss)를 기준으로 수행되며, 기존 시계열 기반 모델(LSTM, CNN 등)과의 성능 비교를 통해 LWM 기반 예측 모델의

효용성을 검증한다. 또한 다양한 시간 간격과 장면 간 이동 정도에 따른 실험을 통해 예측의 일반화 가능성도 분석한다.

궁극적으로 본 연구는 LWM 모델을 활용하여 시간 도메인 기반의 무선 채널 예측 정확도를 향상시키고, 향후 고속철도 통신이나 이동성 기반 통신 시스템 등 실사용 환경에 활용 가능할 것이라 예상된다.

## 브레인스토밍



### 3. 이해당사자 인터뷰/ 설문 인사이드

#### ● 설문 정보

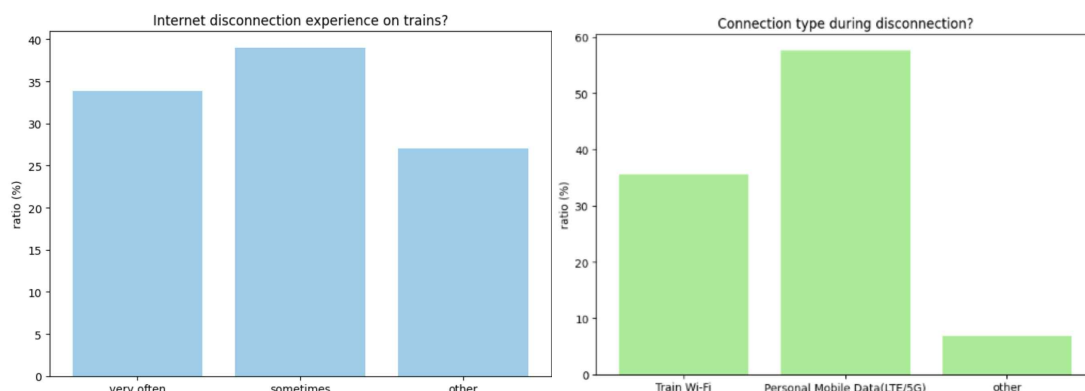
- 조사 기간 : 25/03/26 ~ 25/03/28
- 조사 인원 : 59명
- 목표 : 인터넷 연결 끊김 현상 경험에 대해 일반적인 설문을 받아보기 위해
- 질문 수 : 7개
- 조사 도구 : 구글폼
- 수집 방식 : 학교 커뮤니티(이하 에브리타임) 게시, 지인 연락
- 항목 정리

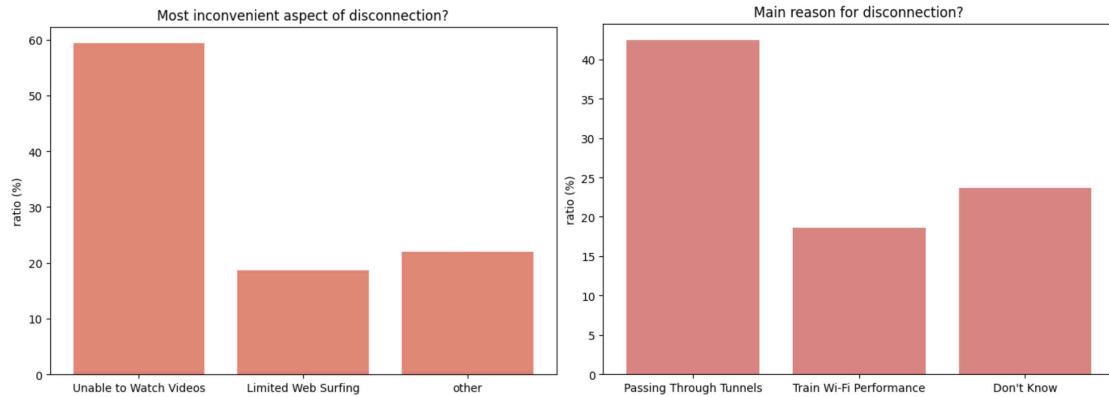
항목	정보
성별	확인 불가
나이	20대
직업	(대)학생이 대부분
이해당사자 유형	기차를 이용해 본 적 있는 일반인

#### ● 주요 질문 및 응답

- KTX 또는 일반 기차를 이용할 때 인터넷(와이파이 또는 모바일 데이터) 연결이 끊긴 경험이 있습니까?
  - 매우 자주 발생한다 (33.9%), 가끔 발생한다(39%), 그 외(약 27%)
- 기차에서 인터넷이 끊길 때 주로 어떤 유형의 연결을 사용하고 있었습니까?
  - 기차 내부 와이파이(35.6%), 개인 모바일 데이터(LTE/5G)(57.6%), 그 외(약 6.8%)
- 기차 이용 중 인터넷이 끊길 때 가장 불편했던 점은 무엇입니까?
  - 동영상 시청 및 스트리밍 불가(59.3%), 웹 서핑 및 검색 제한(18.6%), 그 외(약 22%)
- 기차에서 인터넷 연결이 끊기는 주된 원인은 무엇이라고 생각하십니까?
  - 터널을 지날 때(42.4%), 기차 자체의 와이파이 성능(18.6%), 모르겠다(23.7%)

#### ● 인사이드 정리





## 4. 기대 효과 및 향후 확장 가능성

### ● 문제 해결 시 기대되는 효과

#### 1. 사용자 관점 :

- 인터넷 연결 안정성 향상 : 이동 중에도 끊김 없는 데이터 전송이 가능하여 동영상 스트리밍, 웹 서핑 등의 서비스 품질이 향상됨
- 사용자 경험 개선 : 기차 이용 시 인터넷 연결 문제로 인한 불편함 해소

#### 2. 사회 관점 :

- 디지털 접근성 향상 : 고속으로 이동하는 상황에서도 보다 원활한 인터넷 연결 가능
- 데이터 기반 정책 수립 가능 : 철도 및 교통 당국이 기차와 같은 공공 교통에서의 통신 환경 개선을 위한 데이터 분석 기반 정책을 도입하는 데 활용 가능

#### 3. 산업 관점 :

- 5G/6G 기반 스마트 모빌리티 시스템 발전 : 자율주행 열차, 스마트 철도 시스템 등에 적용하여 차세대 이동통신 연구와의 접목 가능
- 기술 확장성 : 철도뿐만 아니라 항공, 해운, 자율 주행 차량 등 다양한 이동 환경에서도 적용 가능

### ● 추후 프로젝트 확장 가능성 및 후속 연구 아이디어

#### 1. 확장 가능성 :

- 다양한 이동 환경에서의 채널 예측 연구 : 도로, 해상, 항공 등 기차 외 다른 환경에서도 LWM 기반 모델을 활용하여 통신 품질 향상 가능
- 다중 네트워크 연계 연구 : 5G, Wi-Fi 등의 네트워크를 통합하여 더욱 안정적인



통신 환경 조성 가능

2. 후속 연구 아이디어 :

- 강화학습(RL) 기반 동적 채널 최적화 : 강화학습을 활용하여 이동 중에도 최적의 통신 경로를 실시간으로 선택하는 시스템 구축
- 에너지 효율적인 네트워크 제어 기법 개발 : 6G 환경에서 에너지 소비를 최소화하면서도 고성능의 채널 예측이 가능한 알고리즘 연구

## 5. 연구 개발의 추진전략 및 방법

추진일정:

주차	핵심내용
1주차	연구 개요서 작성 및 팀 구성
2주차	문제점 개요서 작성 및 LWM 관련 논문 찾기
3주차	브레인 스토밍 작성 및 LWM 관련 논문 읽고 정리하기
4주차	문제정의서 작성 및 DeepMIMO에서의 데이터셋 확인 및 설계
5주차	DeepMIMO 데이터셋 전처리 및 주요 채널 정보(CLR, DOA, PL)등 분석
6주차	LWM 기반 입력 템플릿 구성 및 예측 목적 변수 설정
7주차	LWM 모델 학습 시작 / Pre-trained model 활용 또는 Fine-tuning 실험
8주차	예측 결과 및 성능 평가/ 문제점 피드백 수립
9주차	다양한 조건 실험 시나리오 설정 및 일반화 실험
10주차	다양한 딥러닝 기법 적용 및 기존 결과와 성능 비교
11주차	최종 모델 구조 확정 및 성능 개선 작업
12주차	결과 정리 및 시각화
13주차	최종 발표 자료 제작 및 연구결과 기반 요약
14주차	최종 발표 리허설 및 데모 준비
15주차	최종 보고서 제출 및 발표 / 회고 정리 및 공유

### • 단계별 전략

조사: LWM, DeepMIMO, Transformer 기반 채널 예측 관련 논문 분석

설계: DeepMIMO 시나리오 기반 입력 데이터 구성 및 예측 대상 정의

모델 개발: LWM 기반 사전학습 모델 또는 자체 lightweight 모델 설계

테스트: 다양한 환경에 따른 일반화 실험 수행 및 MSE 기준 성능 비교

- 팀 협업 방식
  - 역할 분담
    - 데이터 분석 및 시각화 담당: 공동
    - 모델 설계 및 학습 담당 : 이호윤
    - 실험 환경 설계 및 결과 보고 담당 : 김가현
    - 매주 1회 이상의 지도교수님과의 회의를 통한 결과 공유 및 병렬 작업 진행
- 학회/ 학술 대회 정량적·정성적 목표 : 한국정보과학회 논문 제출

## 6. AI 도구 활용 정보

사용 도구	GPT-4o, Microsoft 365 Copilot
사용 목적	추진일정 작성, 설문조사 정보 표로 만들기
프롬프트	<ul style="list-style-type: none"><li>● 주차별 일정 계획표 작성해줘</li><li>● 위의 내용(설문조사 세부 내용)을 표로 정리</li></ul>
반영 위치	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 연구 개발의 추진전략 및 방법 (p9)</li><li>2. 설문 조사 정보 표</li></ol>
수작업	주차별 일정 계획표 LWM에 맞게 수정
수정	X

## 7. 참고문헌(Reference)

[1] S. Alikhani, G. Charan, and A. Alkhateeb, “Large Wireless Model (LWM): A Foundation Model for Wireless Channels,” Arizona State University, 2023.

[2] H. Kim, J. Choi, and D. J. Love, “Machine Learning for Future Wireless Communications: Channel Prediction Perspectives,” \*IEEE Communications Magazine\*, vol. 59, no. 1, pp. 57–63, Jan. 2021.

[3] Y. Yuan, G. Zheng, K.-K. Wong, B. Ottersten, and Z.-Q. Luo, “Transfer Learning and Meta Learning-Based Fast Downlink Beamforming Adaptation,” \*IEEE Transactions on Wireless Communications\*, vol. 22, no. 3, pp. 1453–1467, Mar. 2023.

[4] H. Jiang, M. Cui, D. W. K. Ng, and L. Dai, “Accurate Channel Prediction Based on Transformer: Making Mobility Negligible,” \*IEEE Journal on Selected Areas in

Communications\*, vol. 40, no. 9, pp. 2717–2731, Sep. 2022.