##### Project Document

Test Plan / Test Cases Design Document

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

03 조

202002541 이호윤

202202469 김가현

지도교수: 양희철 교수님

Table of Contents

[1. Introduction 3](#_Toc197957189)

[1.1. 연구 질문/ 가설 3](#_Toc197957190)

[2. Test Plan 4](#_Toc197957191)

[3. Test Cases 5](#_Toc197957192)

[4. AI 도구 활용 정보 5](#_Toc197957193)

# Introduction

## 연구 질문/ 가설

* **RQ1.**  
  LWM으로 전이학습한 모델은 기존 RNN, LSTM 등의 기반 채널 예측 모델보다 동적 시나리오에서 위상 예측 정확도를 얼마나 개선하는가?
* **RQ2.**  
  전체 서브캐리어 행렬(64x64) 단위로 복소 채널 H를 한 번에 예측할 때, LWM 전이학습 모델의 NMSE(dB) 성능은 기존 모델 대비 어느 정도 개선되는가?
* **RQ3.**

개별 서브캐리어별로 채널 계수를 독립적으로 예측할 때, LWM 전이학습 모델의 NMSE 성능은 기존 모델 및 RQ2 방식과 비교해 어느 정도 차이를 보이는가?

* **H1.**  
  LWM 전이학습 모델은 기존 모델 대비 위상 RMSE를 20% 이상 감소시킬 것이다.
* **H2.**  
  전체 서브캐리어 예측 기준으로 LWM 모델은 NMSE를 기존 모델 대비 3dB 이상 개선할 것이다.
* **H3**.

개별 서브캐리어 예측에서도 LWM 모델의 NMSE 개선 폭은 전체 행렬 예측 대비 ±1dB 이내로 유지될 것이다.

# Test Plan

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **1. 배경과 목적** | | | | | |
| 1.1 배경 | | | | | |
| 기존의 RNN/LSTM 기반 채널 예측 기법과 비교하여, LWM 전이학습 모델이 동적 시나리오에서 채널 위상 RMSE 및 NMSE(dB) 측면에서 통계적으로 유의미한 성능 향상을 보이는지를 검증하는 것을 목적으로 한다. | | | | | |
| **2. 테스트 상세** | | | | | |
| 2.1 독립/ 종속 변수 정의 | | | | | |
| 구분 | 변수명 | | 수준(Level)예시 | | 비고 |
| 독립변수 | - 모델 아키텍처 | | - RNN  - LSTM  - LWM | | 입력 표현 및 구조 |
| 종속변수 | - RMSE  - NMSE  - NMSE(dB) | | - rmse(pred, target)  - mse(pred, target)  - 10·log10(NMSE) | | - 루트 MSE  - 정규화 MSE  - 채널 예측 관습 단위 |
| 2.2 실험 대상/ 환경 | | | | | |
| - 데이터셋  (figure 1. The top view of the Blender design for the ray-tracing scenario)    (Figure 2. The top view of the ‘O2’scenario)    DeepMIMO v3 3.5GHz operating frequency:‘O2\_dyn\_3p5’scenario  1000개 장면(scene)연속 샘플링(샘플링 주기 100ms)  후보 유저 위치 약 115,000개  운용 주파수: 3.5 GHz  - OFDM 및 안테나 설정  대역폭 50 MHz, 전체 부반송파 512개 중 0-63번 선택  UE 안테나: 단일 포트 (UE: User Equipment, 사용자 단말(휴대폰)의미)  BS 안테나: 32요소 ULA BS: Base Station, 기지국),(ULA, Uniform Linear Array, 동일간격) | | | | | |
| **3. 테스트 관리** | | | | | |
| 3.1 실험 절차 요약 | | | | | |
| 1. 환경 및 파라미터 설정   DeepMIMOv3 라이브러리 로드  OFDM, 안테나 등 핵심 파라미터 수정   1. 데이터 생성   동적 시나리오 데이터 생성  채널 정보 확인   1. 전처리: 시퀀스 데이터 준비   복소수 채널 실수, 허수 축으로 분리 및 결합 -> (2\*BS\_antenna,subcarrier) 매트릭스 생성  시계열 예측(seq\_len=5)로 subcarrier별 시계열 (t0..t4) -> 다음 시점 예측 타깃 생성   1. Dataset/Dataloader생성   TensorDataset(X, masked\_pos, y) 생성  Train/val 80:20 분할 -> DataLoader(batch\_size=32)정의   1. 모델 정의   LWMwithHead 클래스: 사전학습된 LWM Transformer 백본 + FC 헤드   1. 학습 설정   손실함수: MSELoss()  옵티마이저: Adam(Ir=1e-4)   1. 모델 학습 루프   Epochs = 30  매 배치마다 forward -> loss 계산 ->backward -> optimizer.step  Epoch 당 마지막 배치 loss 출력   1. 검증 및 평가   검증 루프에서 RMSE, NMSE, NMSE(dB) 계산 | | | | | |
| 3.2 측정 지표 및 도구 | | | | | |
| 구분 | | 지표 | | 공식 | |
| 정량평가 | | RMSE | |  | |
| NMSE | |  | |
| NMSE(dB) | |  | |
| 도구/ 라이브러리  - DeepMIMOv3 : 데이터 생성 및 시뮬레이션  - PyTorch: 모델 학습 | | | | | |

# Test Cases

|  |
| --- |
| **1. 테스트 케이스** |
| 1.1 테스트 케이스 명세 |
| |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | Id | 대상(모델/조건) | 실험 조건 | 테스트 데이터 | 평가지표 | 예상 결과 | | TC-1 | RNN 모델 | Seq\_len = 5  Input\_size=64  Hidden\_size=64  Num\_layers=1 (transformer 인코더 블록의 층 수) | O2\_dyn\_3p5 데이터 scenes 0~999  서브케리어 0~63 | Val\_RMSE,  Val\_NMSE(dB) | RMSE↑ 가장 큼  NMSE(dB)↑ 가장 나쁨 | | TC-2 | LSTM 모델 | TC-1과 동일 | 동일 | 동일 | RMSE ↑ 큼  NMSE(dB)↓ (중간 성능) | | TC-3 | LWM 모델 | Seq\_len=5  d\_model=64 (채널입력크기)  num\_layers=12  전체 서브캐리어 | 동일 | 동일 | RMSE↓ 최저, NMSE(dB)↓ 최저 (가장 우수) | | TC-4 | LWM 모델 | Seq\_len=5  d\_model=64  num\_layers=12  개별 서브캐리어 | 동일 | 동일 | TC-3과 동일 | |
| 1.2 검증 기준(metirc) |
| RMSE:  NMSE(dB): |

# AI 도구 활용 정보

|  |  |
| --- | --- |
| *사용 도구* | *GPT-4* |
| *사용 목적* | *Test plan 작성 양식* |
| *프롬프트* | Test Plan 어떻게 작성해야지? |
| *반영 위치* | 1. *Test plan (p.4)* |
| *수작업*  *수정* | *있음(양식에 맞게 연구 주제 넣기 및 파라미터 조정)* |