##### Project Document

Research Proposal

|  |  |
| --- | --- |
| Project Name | 거대 무선 채널 모델(Large Wireless Model)기반 미래 채널 예측 및 통신 환경 분류 연구 |

3. 조

202002541 이호윤

202202469 김가현

지도교수: 양희철 교수님 (서명)

Document Revision History

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Rev# | Date | Affected Section | Author |
| 1 | 2023/03/13 | 오타확인 및 수정 | 공동작업 |
| 2 | 2023/3/14 | 연구배경 및 관련 연구 감지 부분 삭제 및 내용 수정 | 공동작업 |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |

Table of Contents

목차

[1.연구 주제 이름 5](#_Toc192790085)

[2. 연구 배경 및 관련 연구 5](#_Toc192790086)

[3. 관련 연구 5](#_Toc192790087)

[4. 프로젝트 수행자의 의도 6](#_Toc192790088)

[5. 탐구 내용 및 기대 결과 7](#_Toc192790089)

[6. 프로젝트 관련 학습 계획 7](#_Toc192790090)

[7. 연구 일정 계획 7](#_Toc192790091)

# 1.연구 주제 이름

Large Wireless Model 기반 미래 채널 예측 및 통신 환경 분류 연구

# 2. 연구 배경 및 관련 연구

1.연구배경

무선 통신 시스템의 발전은 높은 성능 요구 사항을 수반하며, 이러한 시스템은 대형 안테나 배열을 활용하고, 중대역, 밀리리터파, 서브 테라헤르츠 대역에서 운용되고 다수의 통신 장치를 지원하는 방향으로 진화하고 있다.

또한, 네트워크 인프라의 고밀화와 더불어 개별 무선 통신 시스템 간의 상호작용, 협력 및 통합이 강조되고 있으며, 이에 따라 시스템의 복잡성이 증가하고 있다.

이러한 트렌드를 실현하기 위해서는 고차원 신호처리, 복잡한 최적화 문제, 대량의 무선 오버헤드, 복잡한 네트워크 관리의 과제들을 해결해야 한다.

기존 통신 시스템은 수학적으로 모델링된 최적화 기법을 사용하며, 이러한 기법은 높은 성능을 보장하지만, 비선형 특성을 갖는 문제나 복잡한 간섭 환경에서 최적해를 찾는 데 어려움을 겪을 수 있다. 최근에는 데이터 기반 최적화 기법이 이러한 문제를 해결하는 대안으로 주목받고 있다.

이에 따라, 데이터 기반 접근 방식인 딥러닝(Deep Learning)이 무선 통신 및 감지 시스템에서 주목받고 있다. 딥러닝을 활용하면 네트워크 성능 최적화, 자원 할당 및 신호 처리를 보다 효과적으로 수행할 수 있다. 그러나 딥러닝 접근 방식 또한 다음과 같은 한계를 지닌다.

1) 무선 네트워크에서의 데이터 부족, 수집 비용이 많이 들며, 확보하기 어렵다.

2) 합성곱 신경망(CNN)과 순환 신경망(RNN)은 무선 통신 및 감지 작업에서 특정 측면에서 한계를 보인다.

이러한 한계를 극복하기 위해, 무선 통신 및 감지 채널을 위한 대규모 모델인 LWM (Large Wireless Model)이 연구되고 있다. LWM은 대규모 데이터를 학습하여 무선 통신 시스템에서의 최적화 및 신호 처리 문제를 해결하는 데 활용될 수 있다.

# 3. 관련 연구

A. 자연어 처리(NLP)와 자기 어텐션(Self-Attention) 모델

LWM의 개념을 이해하기 위해서는 자연어 처리(NLP)에서의 자기 어텐션(Self-Attention) 기반 모델과의 유사성을 고려할 필요가 있다. 대표적인 NLP 모델로는 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)와 GPT(Generative Pre-trained Transformer)가 있으며, 이들은 멀리 떨어진 단어 간의 관계를 학습하여 문맥을 이해할 수 있도록 설계되었다.

예를 들어, 문장*“The animal didn’t cross the street because it was too tired.”* 에서 *“it”* 이 *“the animal”* 을 가리키는지, 또는 *“the street”* 을 가리키는지를 판단하기 위해, 모델은 자기 어텐션 메커니즘을 사용하여 *“it”* 과 *“the animal”* 사이의 어텐션 점수를 높게 계산한다. 이를 통해 모델은 *“it”* 이 *“the animal”* 을 의미한다고 올바르게 해석할 수 있다.

B. 컴퓨터 비전에서의 트랜스포머 모델 (ViTs, Vision Transformers)

컴퓨터 비전 분야에서도 트랜스포머 기반 모델이 널리 연구되고 있으며, 대표적인 예시로 ViT (Vision Transformer) 가 있다. ViT는 이미지를 고정된 크기의 작은 패치(patch)들로 분할한 후, 각 패치를 선형 임베딩(linear embedding)하여 토큰처럼 변환하고, 이를 트랜스포머 구조로 학습하는 방식이다.

이러한 접근 방식은 기존 CNN 기반 모델보다 전역적(global) 문맥을 효과적으로 학습할 수 있도록 한다. 예를 들어, 숲속에서 일부 동물이 나무에 가려져 있을 경우, CNN 모델은 국소적인 수용 영역(receptive field)의 한계로 인해 나뉘어진 동물의 부분을 효과적으로 연결하기 어려울 수 있다. 반면, ViT는 패치 간 어텐션 계산을 통해 서로 멀리 떨어진 영역을 연관 지을 수 있으며, 이를 통해 전체적인 문맥을 보다 정확하게 인식할 수 있다.

# 4. 프로젝트 수행자의 의도

최근 무선 통신 및 감지 시스템은 급격한 기술적 발전을 이루고 있지만, 이에 따른 고차원 신호처리, 복잡한 최적화 문제, 대량의 무선 오버헤드, 복잡한 네트워크 관리 등의 한계가 존재한다. 기존의 전통적인 통계 모델 및 최적화 기반 접근 방식은 이러한 복잡성을 효과적으로 처리하지 못하며, 기존 딥러닝 접근법 또한 데이터 부족 및 구조적 제약으로 인해 실질적인 해결책을 제시하는 데 한계를 가진다.

이러한 문제를 해결하기 위해 대규모 무선 통신 모델(Large Wireless Model, LWM)을 연구하고, 이를 무선 네트워크 최적화 및 신호 처리 문제에 적응하는 것을 목표로 한다. 특히, 자연어 처리(NLP)에서 사용되는 자기 어텐션(Self-Attention) 모델과 컴퓨터 비전에서 활용되는 트랜스포머 기반 모델(Vit)의 개념을 적용하여, 무선 네트워크에서 발생하는 대규모 데이터의 패턴을 효과적으로 학습하고 활용할 수 있도록 하는 것이 연구의 핵심 방향이다.

# 5. 탐구 내용 및 기대 결과

F1-score를 기준으로 원시 채널 대비 LWM 임베딩이 얼마나 적은 데이터로도 높은 성능을 유지할 수 있는지 평가하고, LVM 임베딩이 원시 채널보다 국소적(local) 및 전역적(global) 패턴을 더 효과적으로 포착하는지 분석하는 것을 목표로 한다. 이를 위해, 다양한 후속 작업(downstream tasks)에 LWM 임베딩을 적용하여 성능을 비교하고, LWM의 데이터 효율성과 일반화 성능을 검증한다.

또한, 사전 훈련된 LWM이 미사용된 데이터에서도 원시 채널 대비 높은 성능을 유지하는지 확인하고, 실험 결과를 통해 원시 채널보다 데이터 전송 오버헤드를 줄이며, 실시간 적용 가능성을 입증하는 것을 기대한다.

# 6. 프로젝트 관련 학습 계획

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 학습할 내용 | 기간 | 역할 분담 |
| Deep Learning | 2주 | 이호윤 |
| Transformer | 2주 | 공동작업 |
| NLP / Self-Attention | 2주 | 공동작업 |

# 7. 연구 일정 계획

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 조사할 내용 | 기간 | 역할 분담 |
| Sub-6 to mmWave Beam Prediction | 3주 | 공동작업 |
| LoS/NloS Classificaton | 2~3주 | 공동작업 |
| Robust Beamforming | 3주 | 공동작업 |
| LWM | 4주 | 공동작업 |

**Related Work Summary Table**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 번호 | 연구 제목(저자) | 저널/컨퍼런스(연도) | 주요 내용 요약 | 주요 인사이트 |
| 1 | Attention is All you need (A.Vaswani et al.) | NeurIPS (2023) | Transformer 모델을 처음 제안한 논문으로, Self-Attention 및 Multi-Head Attention을 소개함. NLP 및 다양한 분야에서 혁신적인 성과를 보임. | Transformer 모델은 기존 RNN/LSTM과 달리 병렬 연산이 가능하여 연산 속도를 크게 향상시켰으며, 자연어 처리(NLP)를 비롯해 컴퓨터 비전, 음성 인식, 무선 통신 등 다양한 분야에서 성공적으로 활용되고 있어 특히 LWM 연구에서도 Transformer의 핵심인 Self-Aattention 메커니즘을 통해 무선 채널 데이터를 보다 효과적이고 유연하게 모델링할 수 있다.. |
| 2. | BERT:Pre-training of deep bidrectional transformers for language understanding (Devlin et al) | NAACL-HLT (2019) | BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers) 모델을 제안하여 NLP에서 Transformer의 활용을 확장. Masked Language Model(MLM)과 Next Sentence Prediction(NSP)을 도입하여 사전 학습(pre-training) 성능을 극대화함. | BERT는 Transformer 모델을 NLP 분야의 사전 학습(pre-training)에 적용하여 자연어 처리 성능을 크게 향상시켰다. 특히 Masked Language Model(MLM) 방식은 LWM에서 사용하는 Masked Channel Modeling(MCM) 기법과 개념적으로 유사하여, 자기 지도 학습(Self-Supervised Learning)이 자연어 처리뿐만 아니라 무선 통신 분야에서도 효과적일 수 있다는 가능성을 제시한다. 이는 LWM 연구에서 채널 데이터를 효과적으로 모델링하기 위한 자기 지도 학습의 중요성을 강조한다. |
| 3 | An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale (Dosovitskiy et al) | ICLR (2021) | Vision Transformer (ViT)을 제안하여 이미지 분류에서 CNN 대신 Transformer를 사용할 수 있음을 보임. 이미지 데이터를 패치 단위로 나누어 입력하는 방식으로, 기존 CNN 기반 모델을 뛰어넘는 성능을 기록함. | 이미지를 패치 단위로 나누어 Transformer로 처리할 수 있음을 입증했으며, 이는 LWM의 패치 기반 학습 방식과 개념적으로 유사하여 무선 통신 데이터 모델링에 활용 가능하다. 또한, Self-Attention 메커니즘이 시퀀스뿐 아니라 공간 정보 학습에도 효과적임을 보여줌으로써, 다양한 데이터 형태에서 Transformer의 활용성을 확인할 수 있다. |