



# 2025년도 한국통신학회 동계종합학술발표회 프로그램



## “Shaping the 6G Era with AI-RAN”

일자 2025년 2월 5일(수)~7일(금)

장소 용평리조트

주최  한국통신학회  
The Korean Institute of Communications and Information Sciences

후원 

 강원관광재단







 Pasqal Defining the quantum reality



























## 포스터발표 세션 - 2월 7일(금)

- 29B-P-22 항만 물류 환경에서 최적 배차 알고리즘을 위한 데이터 수집 프로세스 구축  
문지혁, 장우석, 이효준, 이성진, 김동규((주)컨테이너스)
- 29B-P-23 항만 물류 환경에서 쿠버네티스 기반 실시간 데이터 처리 성능 분석  
문지혁, 장우석, 이효준, 이성진, 김동규((주)컨테이너스)
- 29B-P-24 부호 기반 키설정 PALOMA의 운영체제별 세부 연산 속도에 관한 연구  
이제원, \*최덕경, \*김문수, 김동찬(국민대학교), \*(주)티엔젠)
- 29B-P-25 디지털 트윈 시스템에서 동기화 오류를 고려한 최적 주기 결정 방법  
장선호, 최수빈, \*한종훈, 정민채(세종대학교, \*한국철도기술연구원)

### 29C-P 통신 및 네트워크 시스템

2월 7일(금) 11:30~12:50, 타워콘도 1층 에메랄드      좌장: 광정호(대구경북과학기술원), 최창식(홍익대학교)

- 29C-P-1 데이터 중복성 감소를 위한 실시간 모션 데이터 저장 및 평가 시스템  
박예승, 허정우, 전지용, 이상훈(연세대학교)
- 29C-P-2 3차원 손 관절좌표 기반 3차원 손 메쉬 최적화 방법론  
전지용, 김성진, 이성민, 이경준, 이상훈(연세대학교)
- 29C-P-3 Gaussian Splatting 기반 고속 자유 시점 스타일 변환  
김재경, 이경준, 최석근, 이상훈(연세대학교)
- 29C-P-4 저탄소 농업을 위한 온실 데이터 수집 플랫폼 연구  
양광호, 여현, 이명훈(순천대학교)
- 29C-P-5 지능형 오리떼 감지 및 분석 시스템 설계  
박대한, 이명훈(순천대학교)
- 29C-P-6 KNN 기반 드론 신호 분류를 위한 전처리 방법에 대한 연구  
박세훈, 노영채, 김정창(국립한국해양대학교)
- 29C-P-7 딥러닝을 활용한 블라인드 채널코딩 식별**  
**윤용중, 홍석진, 이재현, 정의립(한밭대학교)**
- 29C-P-8 Gao-Mateer Additive FFT를 이용한 부호 기반 키설정 PALOMA의 오류 위치 다항식 해 찾기에 관한 연구  
박동현, 김민지, 김동찬(국민대학교)
- 29C-P-9 디지털 카메라를 활용한 광도측정 시스템 개발  
이충진, 채정근, 박종현, 이동엽(한국항공표지기술원)
- 29C-P-10 5G 특화망 시험인증 기술 동향 분석 및 정책 제언  
최지훈, 이주승, 오혜수, 전숙현(한국정보통신기술협회)
- 29C-P-11 A Low-Complexity Satellite-to-Cell Association Algorithm for Multi-Cell Beam Hopping Systems  
Qiaolin Ouyang, Neng Ye, Aihua Wang, \*Wonjae Shin(Beijing Institute of Technology, \*고려대학교)

# 딥러닝을 활용한 블라인드 채널코딩 식별

윤웅중, 홍석진, 이재현, 정의림\*  
국립한밭대학교 인공지능학과

dndwhddl@naver.com, lf2net89@gmail.com, 30242858@edu.hanbat.ac.kr, erjeong@hanbat.ac.kr

## Blind Channel Coding Recognition Using Deep Learning

Yun Woong Jong, Hong Seck Jin, Lee Jae Hyeon, Jeong Eui Rim\*  
Hanbat National University

### 요약

본 논문은 상대방 신호에 대한 사전 정보가 없는 상황에서 블라인드 채널코딩 식별을 위한 딥러닝 기술을 제안한다. 상대방 통신신호를 탈취하여 중요한 정보를 추출하는 블라인드 신호 처리는 매우 중요하며, 군사 및 민간 분야에서 주목받고 있다. 본 연구는 실제 통신 환경을 반영하여 딥러닝을 활용한 채널 코딩 식별 방법을 제안하며, 비트 오류가 존재하는 환경에서도 높은 인식 성능을 보이는 모델을 제안한다. 송신 신호에 대한 정보가 없는 상황에서 두 종류의 컨볼루션 코딩, 리드-솔로몬 코딩, 채널코딩이 미 적용된 신호를 식별하는 것이 목표이다. 딥러닝 모델의 입력은 채널 코딩, 인터리빙, 스크램블러를 거친 신호이며, 채널을 통과하며 비트 오류가 포함된 신호로 가정한다. 모의실험 결과, 비트 오류를 학습한 모델은 최대 BER 0.1 에서 72%의 정확도를 가지며, 비트 오류가 증가할수록 비트 오류를 학습하지 않은 모델에 비해 우수한 성능을 보인다. 또한 메시지에 0 과 1 비율의 차이가 클수록 인식 성능이 향상된다.

### I. 서론

블라인드 신호 처리는 상대방 신호에 대한 사전 정보가 없는 상황에서 무선 통신 신호를 분석하여 중요한 정보를 추출하는 기술로, 군사 및 민간 분야에서 점점 더 많은 주목을 받고 있다. 이를 위해 소스 코딩, 채널 코딩, 인터리빙, 스크램블링과 같은 다양한 통신 기법을 정확하게 식별하는 기술이 필수적이다. 특히, 모든 통신에서 필수적인 채널 코딩 식별은 블라인드 신호 처리에서 핵심적인 역할을 하며, 상대방이 사용하는 통신 방식을 정확하게 파악하는 데 중요하다. 블라인드 신호 처리에 관한 연구는 오랜 기간 다양한 방식으로 진행되어 왔으나, 기존 연구들은 특정 조건에 한정되거나 실제 환경에 적용하기 어려운 한계가 있다. 하지만 딥러닝 기술의 발전에 따라 통신 신호 분석에 인공지능을 활용하는 연구가 활발히 이루어지고 있다[1]. 그러나 다양한 통신 기법을 동시에 고려하여 채널 코딩을 인식하는 연구는 거의 이루어지지 않았다[2]. 따라 본 연구에서는 송신 신호에 대한 정보가 없는 상황과 비트 오류가 있는 환경에서 채널 코딩 종류를 식별하기 위한 딥러닝 모델을 제안한다. 본 연구에서는 물리 계층에서 주로 사용되는 두 종류의 컨볼루션 코딩, 리드-솔로몬 코딩, 그리고 채널 코딩이 적용되지 않은 네 가지 경우를 식별할 수 있는 모델을 설계하였다. 제안된 딥러닝 모델의 입력 신호는 무작위 메시지가 채널 코딩, 인터리빙, 스크램블링을 거친 후 최종적으로 생성된 신호이며, 이 신호는 채널을 통과하면서 무작위로 비트 오류가 삽입된다고 가정한다. 모의 실험에서는 기존 문헌에서 제안한 비트 오류를 학습하지 않는 모델과 학습한 모델을 비교한다. 모의 실험 결과 비트 오류가 증가할수록 두 모델 간 정확도의 차이가 뚜렷하게 나타났으며, 비트 오류 학습 모델은 최대 72%의 정확도를 유지하였지만, 비트 오류를 학습하지 않은 모델은 60% 정확도를 보였다. 또한 메시지 내 0 과 1 의 비율 차이가 클수록, 그리고 비트 오류가 적을수록 인식 성능이 더욱 향상되었다.

### II. 시스템 모델

일반적인 통신 시스템에서는 음성, 이미지, 비디오와 같은 다양한 형태의 메시지를 효율적으로 전송하기 위해 먼저 데이터를 압축하는 소스 코딩 과정을 수행한다. 이후 채널 코딩, 인터리빙, 스크램블링 단계를 거쳐 신호를 변조하고, 변조된 신호를 채널로 송신한다. 수신단에서는 복조된 신호에 대해 디스크램블링, 디인터리빙, 채널 디코딩, 소스 디코딩 단계를 순차적으로 수행하여 원본 메시지를 복원한다. 이러한 송수신 모델의 신호 처리 과정을 나타낸 구조는 그림 1 과 같다.

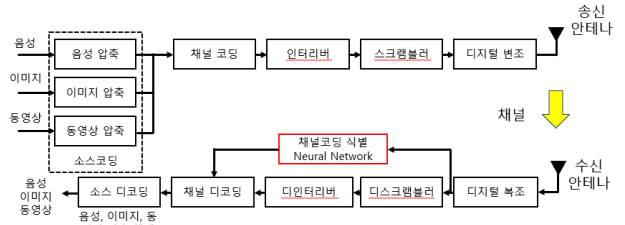


그림 1 송수신기 블록도

본 논문에서는 송신 단에서 무작위로 생성된 메시지가 채널 코딩, 인터리빙, 스크램블링 단계를 거친 후 생성된 신호를 수신하여 딥러닝 모델을 통해 채널 코딩 종류를 식별하는 것을 목표로 한다. 채널 코딩 종류를 정확하게 인식하는 것은 블라인드 신호 처리에서 중요한 단계이며, 이는 수신 측에서 상대방의 통신 방식을 파악하고 분석하는 데 필수적인 요소이다. 특히 본 연구는 다양한 채널 코딩 및 신호 처리 기법을 고려하여 실제 통신 환경을 모사한 데이터를 활용한다.

### III. 딥러닝 기반 채널코딩 식별 방법

송신단에서 생성된 메시지는 채널 코딩, 인터리빙, 스크램블링 과정을 거쳐 송신된다. 수신단에서는 복조된 신호를 입력으로 하여 딥러닝 모델에 전달한다. 입력 데이터는 각 신호가 채널을 통과할 때 발생하는 비트

오류율(BER)을 포함하며, 비트 오류 환경에서도 채널 코딩을 정확히 식별할 수 있도록 학습된다. 본 연구에서 사용된 채널 코딩 방식은 무선랜 표준으로 지정되어 있는 컨볼루션 코드(133,171)와 이동 통신의 표준으로 지정되어 있는 컨볼루션 코드(753,561), 우주 데이터 시스템 자문 위원회(CCSDS)의 표준으로 지정된 리드-솔로몬 코드(255,239), 채널코딩 미적용을 고려한다. 인터리빙 방식으로는 컨볼루션 인터리버, 블록 인터리버, 인터리버 미적용을 고려하였고, 스크램블링 방식으로는 IEEE 802.11 스크램블러, CCITT V.33 스크램블러, 스크램블러 미적용을 사용하였다. 이러한 다양한 조합을 통해 실제 환경과 유사한 데이터를 생성하여 딥러닝 모델을 학습시킨다. 제안하는 딥러닝 모델은 Convolutional Neural Network (CNN) 기반으로 설계되었다. CNN 은 국소적 패턴과 공간적 특성을 효과적으로 포착할 수 있는 특징을 가지므로, 신호 분석에 적합하다. 모델은 64, 32, 32, 16 개의 필터로 구성된 4 개의 컨볼루션 층으로 이루어져 있으며, 마지막 출력층은 4 개의 클래스로 구성된다. 학습을 위해 categorical cross-entropy 를 손실 함수로 사용하였으며, Adam 옵티마이저를 채택하였다. 배치 크기는 128 로 설정하였고, 학습은 10 에폭 동안 진행되었으며, 초기 학습률은 0.001 로 설정하여 최적화를 수행하였다.

#### IV. 모의실험 결과

제안된 딥러닝 모델의 성능을 평가하기 위해 모의실험을 진행하였다. 데이터 생성은 MATLAB 을 사용하여 수행하였으며, 학습과 평가는 TensorFlow 3.8 환경에서 진행되었다. 학습에 사용된 데이터는 총 1,000,000 개의 신호 샘플로 구성되었으며, 검증 데이터와 테스트 데이터는 각각 250,000 개와 200,000 개로 설정하였다. 비트 오류율(BER)은 0 부터 0.1 사이에서 랜덤하게 설정하여 실험을 진행하였다. 먼저, 비교 실험을 위해 참고문헌 [1]에서 제시한 기존 모델로 테스트를 수행하였으며, 결과는 그림 2 와 같다.

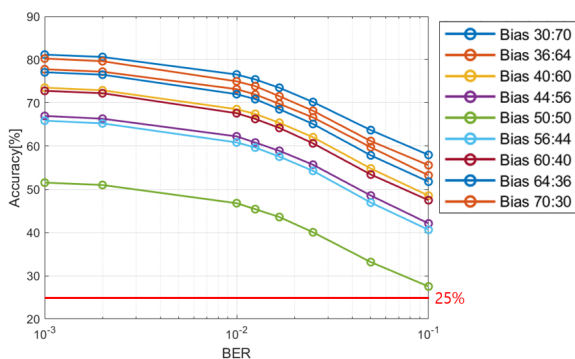


그림 2 BER 별 기존 채널코딩 인식 모델 성능 그래프

Bias 는 0 과 1 의 비율을 의미하며, 30:70 은 0 이 30%, 1 이 70%의 비율로 구성된 신호를 나타낸다. 모의실험 결과, Bias 비율의 차이가 클수록 정확도가 향상됨을 확인할 수 있었다. 특히, BER 이 0.001 인 경우 Bias 가 30:70 일 때 약 80%의 정확도를 보였으나, Bias 가 50:50 일 때는 약 51%의 정확도로 성능이 크게 감소하였다. 또한 BER 이 증가할수록 정확도는 지속적으로 저하되었으며, Bias 가 50:50 인 경우 BER 이 0.1 에 이르면 약 28%의 정확도로 추측에 가까운 성능을 보인다.

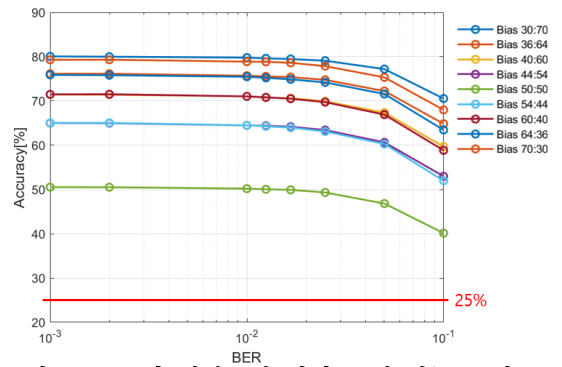


그림 3 BER 별 채널코딩 인식 모델 성능 그래프

그림 3 은 BER 별 채널코딩 인식 모델 성능 그래프이다. 기존 모델은 BER 이 증가할수록 정확도가 현저히 감소하는 경향을 보인다. 하지만 제안하는 모델은 BER 이 0.1 이고 바이어스가 50:50 인 경우, 정확도는 약 40%로 인식 성능이 보이지만, 기존 모델은 약 28%의 성능 저하를 보인다. 이러한 성능 저하는 BER 이 증가함에 따라 점점 더 명확하며, 특히 바이어스가 불균형적인 경우 더욱 두드러진다. 따라서 비트 에러를 학습한 모델은 기존 모델보다 훨씬 더 견고한 특성을 나타낸다. 이러한 결과는 실제 환경에서 발생할 수 있는 비트 에러와 데이터의 편향된 분포에도 적합하다는 점을 입증한다. 비트 에러를 학습한 네트워크는 실제 환경의 불확실성 속에서도 안정적인 성능을 발휘할 수 있음을 보여주며, 따라서 실제 상황에서의 활용 가능성이 높다.

#### V. 결론

본 연구에서는 비트 오류 환경에서도 채널 코딩을 잘 인식할 수 있는 CNN 기반 채널 코딩 식별 모델을 제안하였다. 기존 연구들이 특정 조건에 한정되거나 실제 환경에 적용하기 어려운 한계를 가지는 반면, 본 연구에서는 실제 통신 환경을 반영하여 무작위 비트 오류와 다양한 편향(Bias) 조건에서도 견고하게 동작하는 모델을 설계하였다. 모의실험 결과, 제안된 모델은 비트 BER 이 증가함에 따라 기존 모델에 비해 높은 정확도를 유지하였으며, 특히 BER 이 0.1 인 상황에서도 기존 모델보다 약 12% 높은 성능을 보였다. 또한 Bias 비율이 불균형 할 수록 정확도가 향상되는 경향을 확인하였으며, 이를 통해 비트 오류 학습이 실제 통신 환경에서 중요한 요소임을 입증하였다. 향후 연구는 제안된 방법을 더욱 다양한 채널 환경과 통신 기법으로 확장하고, 시간적 의존성 및 시퀀스 정보를 더 잘 처리할 수 있는 트랜스포머와 RNN 을 사용하여 더욱 성능이 우수한 블라인드 신호 처리 모델을 개발할 계획이다.

#### 참고 문헌

- [1] 이재현, 홍석진, 윤용중, 채명호, 이창훈, 정의립, "블라인드 상황에서 합성곱 신경망 기반 채널코딩 및 인터리빙 인식," 한국통신학회 학술대회논문집, 제주.
- [2] S. Dehdashtian, M. Hashemi and S. Salehkaleybar, "Deep-Learning-Based Blind Recognition of Channel Code Parameters Over Candidate Sets Under AWGN and Multi-Path Fading Conditions," in IEEE Wireless Communications Letters, vol. 10, no. 5, pp. 1041-1045. May 2021.