

수신 전력을 활용한 인공지능 기반 Barrage Relay 노드 수 추정

최근원, 전소연, 정의림*

국립한밭대학교

chlrmsdnjs33@naver.com, jeonssol1109@gmail.com,

*erjeong@hanbat.ac.kr

AI-Based Estimation of the Number of Barrage Relay Nodes Using Received Power

Choi Geun Won, Jeon So Yeon,

Jeong Eui Rim*(Corresponding author)

Hanbat National University

요약

본 논문은 Barrage Relay 기반 통신 환경에서 별도의 개별 중계 노드 식별이나 채널 상태 정보 없이 수신 전력의 분포 특성만을 이용하여 통신에 참여한 중계 노드의 수를 예측하는 인공지능 기반 기술을 제안한다. 다수의 중계 노드가 동일한 목적지를 향해 동일한 신호를 전송하기 때문에 수신기에서는 개별 중계 노드의 존재 여부나 정확한 개수를 구분하기 어렵지만 시뮬레이션 결과를 통해 제안하는 방법은 평균적으로 76%의 정확도를 보이며 Barrage Relay 환경에서 중계 노드 수를 효과적으로 추정할 수 있음을 확인할 수 있다. 이는 기존의 수식 또는 임계값 기반의 결정론적 추정 기법이 적용되기 어려운 환경에서도 제안하는 인공지능을 통해 유의미한 성능을 제공할 수 있음을 보인다.

I. 서론

Barrage Relay 기반 통신 중계 기술은 지상전송통신 방식 중 하나로 지구와 같은 통신 인프라가 존재하지 않아 중앙 집중적인 통신 네트워크를 구축하기 어려운 환경에서 사용되고 있다. 이 기술은 중계 노드들이 최종 목적지가 아니라면 경로 노드가 되어 동일한 신호를 재전송하며, 종단 수신기는 여러 중계 노드가 보낸 신호들이 중첩된 상태로 수신받게 된다. 수신된 신호는 각 신호 간에 시간 지연에 따라 보강 또는 상쇄가 발생하게 되며, 이때 패킷 단위의 신호 상쇄 현상을 완화하기 위해 각 중계 노드는 한 패킷을 타임슬롯 별로 나누고, 타임슬롯 별로 무작위한 위상을 곱해준 신호를 송신하게 된다. 이러한 기법은 인위적으로 채널을 빠르게 변화시켜 신호의 상쇄가 발생하더라도 FEC(Forward Error Correction)를 통해 복호화가 가능하게 하지만 다수의 중계 노드가 동일한 목적지를 향해 동일한 신호를 전송하기 때문에 수신기에서는 개별 중계 노드의 존재 여부나 정확한 개수를 구분하기 어렵다.

따라서, 본 논문에서는 수신 전력의 분포로 통신 중인 중계 노드의 수를 예측하는 인공지능 기반 기술을 제안한다. 제안하는 방법은 수신 전력의 통계적 분포가 중계 노드의 수에 따라 서로 다른 패턴을 형성한다는 점에서 착안하여 해당 분포 정보를 입력 특징으로 학습한 인공지능 모델을 통해 중계 노드 수를 추정한다. 이를 통해 별다른 중계 노드의 개별 식별이나 채널 상태 정보 없이도, 수신단에서 관측 가능한 전력 정보만을 가지고 Barrage Relay 통신 환경에서의 통신 중인 중계 노드의 수를 예측할 수 있음을 보인다.

II. SC-FDE 송신 및 채널 구조

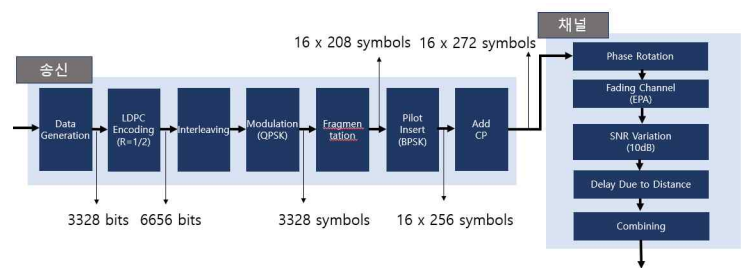


그림 1. SC-FDE 송신 및 채널 구조

본 논문에서 제안하는 인공지능 기반 기술에 사용된 데이터의 송신 및 채널 구조는 그림1과 같다. 먼저 통신 방식으로는 SC-FDE(Single Carrier - Frequency Domain Equalization)를 사용하였으며, 총 16 SC-FDE symbols를 사용하였다. 1 SC-FDE symbol data의 길이는 208 symbols이며, pilot의 길이는 48symbols를 사용하였다. 변조 방식은 QPSK를 사용하였고 FEC는 LDPC를 사용했으며 LDPC의 R 계수는 1/2를 사용하였다. CP는 16 symbols를 사용하였고 송신부에서 채널을 통과할 때는 1 SC-FDE symbols는 CP, pilot, data가 모두 합쳐진 길이로 272 symbols이 되며 1 SC-FDE packet의 길이는 16개의 SC-FDE symbols의 길이인 4352symbols를 사용했다. 채널은 Barrage Relay의 무작위 위상을 적용하고 Fading Channel은 Barrage Relay의 특성상 다중 경로 페이딩 채널 모델 중 보행자 환경을 나타내는 EPA(Extended Pedestrian A)의 채널 계수를 사용하였다. 또한 거리에 따라 신호의 전력이 달라지는

것을 감안하여 SNR variation을 최대 10dB까지 적용하였으며 그렇게 모든 채널을 통과한 신호는 각 Relay 별로 더해지고 최종적으로 AWGN(Additive White Gaussian Noise)을 통과시켜 Barrage Relay의 다중 경로 환경을 구축하였다.

III. 제안하는 1D CNN 구조

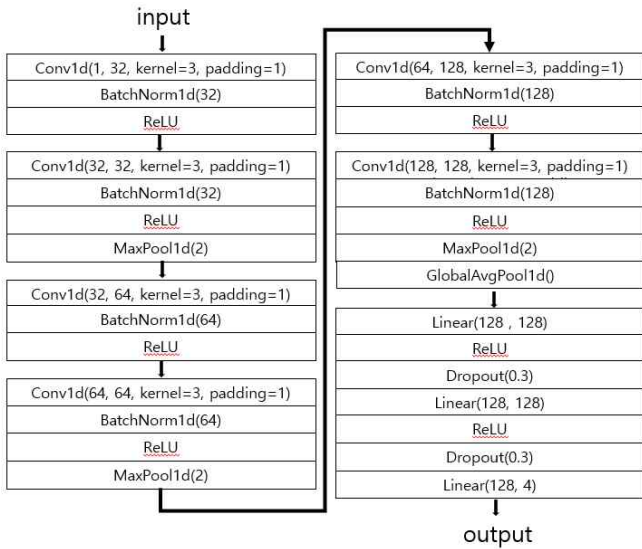


그림 2. 제안하는 1D CNN 구조

SC-FDE는 송신할 때 일렬로 전송하는 특징이 있기 때문에 만들어진 SC-FDE 1 packet의 전력 분포는 수신단에서 1D 배열의 형태로 받을 수 있다. 이러한 1D 배열을 인공지능의 데이터로 사용하였으며 시간 패턴, 파형 모양을 감지하는데 특화된 특징을 가진 1D CNN을 사용했다. 구조는 그림 2와 같다. 특징 추출을 위해 Conv1D, BatchNorm1D, ReLU를 사용하여 기본적인 층 구조를 설계하였으며 총 6개의 층으로 구성하였다. Conv1D의 커널 크기는 3, 패딩은 1을 사용하고 2개의 층마다 최대 풀링(Max Pooling)을 사용해 차원을 축소시켰으며 파라미터를 최적화하기 위해 마지막 층에는 전역 평균 풀링(Global Average Pooling, GAP)을 사용하였다. 완전 연결층(Fully Connected Layer)에는 선형 함수를 사용했으며 비선형성을 추가하기 위해 활성화 함수 ReLU를 사용하였다. 과적합을 막기 위해 각 층마다 드롭아웃을 0.3 지정하여 사용하였다. 총 파라미터는 130,212개로 구성되었으며 하이퍼 파라미터로는 배치 사이즈를 128 사용했으며, 학습률을 0.0001로 사용하였다. 에포크는 150번으로 설정하고 조기 종료를 적용하였다.

IV. 모의실험 환경 및 결과

모의실험을 위한 데이터는 matlab을 통해 다음과 같이 구성되었다. 훈련 데이터 세트는 0dB에서 20dB 사이로 무작위한 SNR을 갖고 Relay도 1개 통신부터 3개 통신까지 무작위하게 설정된 6만장을 생성하였다. 테스트 데이터 세트는 각 Relay 수마다 0dB에서 20dB의 범위를 1dB 간격으로 2500장의 데이터를 총 157,000장 생성하였다. 또한 전력 분포가 아닌 전력의 크기를 학습하는 것을 방지하기 위해 1D 배열을 최대값 정규화(Max Normalization)를 이용해 신호의 전력이 0과 1 사이로 분포시켰다. 제안하는 인공지능을 활용한 중계 노드 수 추정 성능은 다음과 같다. 시뮬레이션 결과, 제안한 인공지능 모델은 중계 노드 수 예측에서 평균적으로 76%의 정확도를 보이며 SNR이 올라갈수록 전반적으로 분류 정확도가 상승되는

것을 보인다. 또한 각 노드 수에 따른 개별 분류 성능은 다음과 같다. 1개 노드로 통신하는 경우 전력 분포가 다른 노드 수에 비해 명확하게 구분되기에 모든 SNR 구간에서 100%에 가까운 정확도를 보인다. 2개 노드로 통신하는 경우 SNR이 증가함에 따라 분류 정확도가 향상되지만 5dB 이후에는 일정한 정확도를 보이며 분류 성능에 포화가 온 것을 보인다. 3개 노드로 통신하는 경우 낮은 SNR에서는 2개 노드로 통신하는 경우와 유사한 분포도를 보여 분류 성능이 떨어지지만 높은 SNR로 갈수록 2개 노드로 통신하는 경우와 구분되는 분포를 학습하여 모든 SNR 구간에서 성능이 지속적으로 개선되는 경향을 보인다.

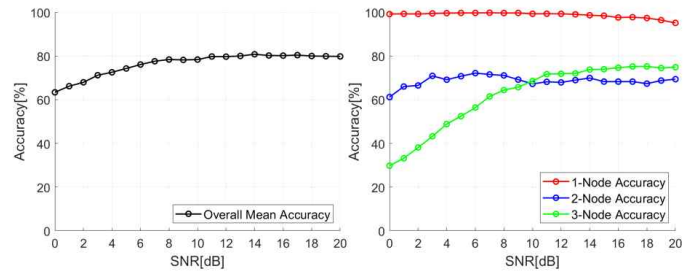


그림 3. 제안하는 1D CNN의 분류 성능

V. 결론

본 논문에서는 Barrage Relay 기반 통신 환경에서 수신 전력의 분포 특성만을 이용하여 통신에 참여한 중계 노드의 수를 예측하는 인공지능 기반 기술을 제안하였다. 본 논문의 목적은 개별 중계 노드의 식별이나 채널 상태 정보 없이 수신기에서 관측할 수 있는 전력의 분포 정보만을 활용하여 중계 노드 수를 추정할 수 있는 방법을 제시하는데 있다. 중계 노드의 수에 따라 서로 다른 패턴을 형성하는 수신 전력의 통계적 분포 특성에 착안하여 해당 분포 정보를 입력 특징으로 학습한 인공지능 모델을 구성하였다. 시뮬레이션 결과를 통해 제안하는 방법은 평균적으로 76%의 정확도를 보이며 Barrage Relay 환경에서 중계 노드 수를 효과적으로 추정할 수 있음을 확인할 수 있다. 이는 기존의 수식 또는 임계값 기반의 결정론적 추정 기법이 적용되기 어려운 환경에서도 제안하는 인공지능을 통해 유의미한 성능을 제공할 수 있음을 보인다.

참고 문헌

- [1] H. Y. Heo, M. A. Lee, and E. R. Jeong, "OFDM relaying using phase rotation in broadband systems," Proceedings of the Korean Institute of Communications and Information Sciences Conference, Republic of Korea, Feb. 2023, pp. 644-645.
- [2] Y. R. Heo, M. A. Lee, and E. R. Jeong, "OFDM relaying using phase rotation in broadband systems," Proceedings of the Korean Institute of Communications and Information Sciences Conference, Republic of Korea, 2023, pp.1686-1687