

저전력 무선 통신용 인공지능망 기반 경로 손실 모델

김성현, 문성우, 김대겸, 고명진, 최용훈

광운대학교

waverdeep@kw.ac.kr, msw3322@gmail.com, 0913ktg@gmail.com, audwls970526@gmail.com,
yhchoi@kw.ac.kr

Artificial Neural Network based Path Loss Model for Low-Power Wireless Communication

Sung-hyun Kim, Sung-woo Moon, Dae-gyeom Kim, Myeong-jin Ko, Yong-Hoon Choi

Kwangwoon University

요약

저전력 블루투스 기술의 발달로 스마트 기기의 위치 추적, 사물 인터넷 환경, 개인 네트워크망 구축과 같은 다양한 분야에 무선 통신 기술이 적용되고 있다. 수신 신호는 송수신 경로 상에 위치한 지형물이나 온도, 습도와 같은 다양한 요소에 의하여 영향을 받는다. 따라서 수학적 전파모델을 이용하여 경로 손실 정도를 추정하는 것은 상당한 오차를 수반한다. 본 논문에서는 경로 손실 추정 값의 정확도를 향상시킨 인공 신경망 기반의 경로 손실 모델을 제안한다. 모델의 정확도와 학습 안정성을 높이기 위한 데이터셋을 구성하였으며, 데이터 특성을 잘 반영할 수 있는 모델을 찾기 위해 심층 신경망 (DNN), 장단기 메모리 순환 신경망 (LSTM), 합성곱 순환 신경망 (CRNN) 모델을 경로 손실 모델에 적용하였다. 모델의 성능 평가 지표로서 평균 절대 오차, 평균 제곱 오차, 평균 제곱근 오차, 결정 계수를 사용한다. 제안한 모델 중 CRNN 기반 경로 손실 모델은 약 2.83m의 오차를 달성하였다.

I. 서론

무선 통신 기술의 발달로 다양한 분야에서 무선 네트워크를 이용한 서비스가 증가하고 있다. 그 중 블루투스는 낮은 전력 소모량과 전송 거리 증가로 스마트 기기, 사물 인터넷 환경 구축과 같은 다양한 서비스에 사용되고 있다. 이러한 무선 네트워크망을 구축하기 위해서는 기기 간 연결성을 유지해야 한다. 원활한 통신을 위해 기기의 통신 범위를 추정하는 것은 중요한 문제로서 연구가 이루어지고 있다 [1]. 무선 수신 신호는 송수신기 주변 지형물과 환경 요소(온도, 습도, 강수량)에 의해 크게 변화하기 때문에 정확한 손실 정도를 추정하기 어렵다. 신호 전력 감쇠에 많은 영향을 받는 서비스는 정확한 전파 모델을 필요로 한다.

전파 모델은 수학적 모델과 실측 데이터 기반인 경험적 모델이 있다. 수학적 모델은 반사, 회절, 산란을 수식으로 표현하여 손실 정도를 추정한다. 대표적으로 자유 공간 경로 손실 (FSPL: free space path loss) 모델이 있으며, 지형의 특성을 반영한 2선 지상 반사 (TRGR: two ray ground reflection) 모델이 있다. FSPL 모델은 반사와 굴절과 같은 방해 요소가 없는 가시거리 (LOS: line of sight) 상에서 두 안테나 간에 전파 세기 감소를 나타낸다. TRGR 모델은 수신 안테나와 송신 안테나가 LOS상에 존재할 때 경로 손실을 예측하는 모델이다. 경험적 모델은 특정 환경에 대해서 전파 데이터를 수집한 뒤 수식을 최적화하여 예측하는 방식이다. 이 방식을 따르는 Egli 모델은 UHF 대역의 실측 데이터로부터 만들어진 모델이며 일반적으로 야외 LOS 상의 경로 손실을 예측할 때 사용된다 [2]. 수학적 모델은 수식을 기반으로 한 예측 방법으로 환경적인 요인을 반영하지 않기 때문에 비교적 큰 오차를 수반한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 실측 데이터 기반으로 인공 신경망을 적용한 경로 손실 모델 연구가 진행되고 있다 [3,4,5].

본 논문에서는 LOS에 있는 두 송수신기의 경로 손실을 추정하기 위해 인

공 신경망을 이용한 실측 데이터 모델을 설계한다. 실험을 통해 입력 데이터의 특성을 효과적으로 추출하고 오차가 작은 모델을 제안한다.

II. 본론

가. 제안하는 모델

본 논문에서는 경로 손실 추정하기 위해 심층 신경망 (DNN: deep neural network), 장단기 메모리 순환 신경망 (LSTM: long short-term memory), 합성곱 순환 신경망 (CRNN: convolutional recurrent neural network)을 기법을 이용하여 모델을 설계하고 학습 및 최적화를 진행한다.

본 논문에서 사용한 DNN은 다층 퍼셉트론과 같이 입력층에서 은닉층, 출력층으로 연산이 진행되는 인공 신경망이다. 2개 이상의 은닉층을 가져야 하며 비선형 관계를 모델링할 때 사용된다. 4개의 은닉층으로 이루어져 있으며 층 사이에 비선형 함수와 드롭아웃을 사용하여 데이터의 특징 추출이 이루어질 수 있도록 모델링하였다.

LSTM은 한 개의 층에 여러 개의 은닉셀이 순차적으로 동작하며 이전 은닉셀의 은닉상태가 다음 은닉셀에 반영되는 구조이다. 이전 셀에서 생성된 은닉상태가 다음셀에 지속적으로 반영되기 때문에 시계열 데이터를 처리할 수 있는 인공 신경망이다. 본 논문에서는 64개의 은닉셀로 이루어진 1개 LSTM층을 사용한다. 이후 3개의 전연결 계층을 거쳐 손실 정도를 추정한다.

CRNN은 합성곱 신경망 (CNN)과 순환 신경망 (RNN) 계열의 모델이 결합된 형태이다. CNN은 지역 정보를 추출하는데 효과적인 신경망이다. RNN은 시계열 데이터를 분석하는데 효과적인 신경망이다. 본 논문에서는 CNN과 LSTM이 결합된 구조를 제안한다. 모델의 구조는 그림 1과 같다. 입력 데이터가 시계열 형태를 갖도록 구조화 시킨다. 입력은 15개의

데이터를 배치하였다. 그리고 시계열 데이터로부터 지역 정보를 추출하기 위해 1차원 합성곱층을 통과한다. 이후 채널을 분리시켜 LSTM의 입력으로 사용한다. 모든 채널의 분석정보를 담고 있는 LSTM의 마지막 은닉셀 정보를 추출한 다음 2개의 전연결 계층을 통과해 경로 손실을 추정한다. 제안한 3가지 모델은 비선형 함수와 활성화 함수, 옵티마이저를 탐색하기 위해 격자 탐색을 진행하여 최적화된 하이퍼파라미터를 구성하였다.

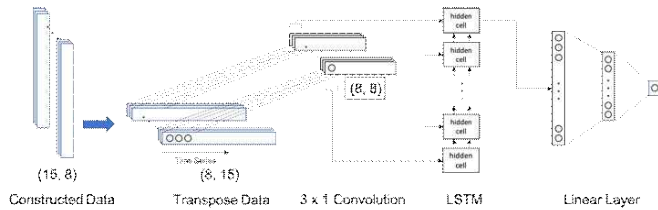


그림 1. CRNN 모델 구조

나. 데이터 구성

모델의 학습과 성능 평가를 위해 2.4GHz의 주파수 대역을 사용하는 블루투스 장비를 이용하여 데이터를 수집하였다. 수신기는 지면으로부터 2.0m 높이에 송신기는 지면으로부터 0.01m 높이에 설치하였다. 수신기의 위치는 고정시키고 송신기가 수신기로부터 50미터까지 멀어지도록 1미터 간격으로 이동하면서 데이터를 수집하였다. 데이터셋의 튜플은 송수신기의 거리, RSSI, 송신 전력 크기, 송신 안테나 이득, 수신 안테나 이득, 송신기 높이, 수신기 높이, 자유 공간 경로 손실 값, 환경 요소로 구성하였다. 자유 공간 경로 손실은 수학적 모델의 대표적인 모델로 인공 신경망 학습 시 전파의 특성을 반영하기 위해 사용하였다. 환경 요소는 특정 환경에 대한 정보를 반영하고 있다.

다. 실험 결과

모델의 성능 평가는 평균 절대 오차 (MAE: mean absolute error), 평균 제곱 오차 (MSE: mean square error), 평균 제곱근 오차 (RMSE: root mean square error), 결정 계수 (R2 Score)를 사용한다. 제안한 모델의 오차를 Egli, TRGR, FSPL 모델과 비교하였다. 모델 결과는 표 1과 같으며 모든 모델은 동일한 테스트셋을 적용하였다. 인공 신경망 기반 모델은 수학적 모델보다 낮은 오차율을 가지고 있다. 제안한 3가지 모델 중 합성곱층을 포함하는 CRNN 모델이 MAE 2.83으로 가장 낮은 오차를 갖는 것으로 확인되었다. R2 Score가 0.90으로 모델과 실측 데이터의 연관성이 높다는 것을 확인할 수 있기 때문에 경로 손실 추정의 안정성을 보장할 수 있다. 그림 2를 통해 CRNN 모델의 오차를 보여준다. 수학적 경로 손실 모델은 TRGR이 가장 낮은 오차를 가지고 있다. 제안한 모델은 실측 데이터에 대한 학습을 통해 측정 장소에 대한 전파 특성, 환경 요인들을 포함하고 있기 때문에 수학적 모델과 비교해 낮은 오차를 갖고 있다.

표 1. 제안한 모델과 수학적 모델의 성능 평가표

Model	MAE	MSE	RMSE	R2 Score
DNN	5.83	64.76	8.04	0.66
LSTM	4.38	40.83	6.39	0.79
CRNN	2.83	19.94	4.37	0.90
Egli	17.53	481.66	21.94	-1.52
TRGR	8.15	133.76	11.56	0.29
FSPL	31.19	1745.29	41.77	-8.13

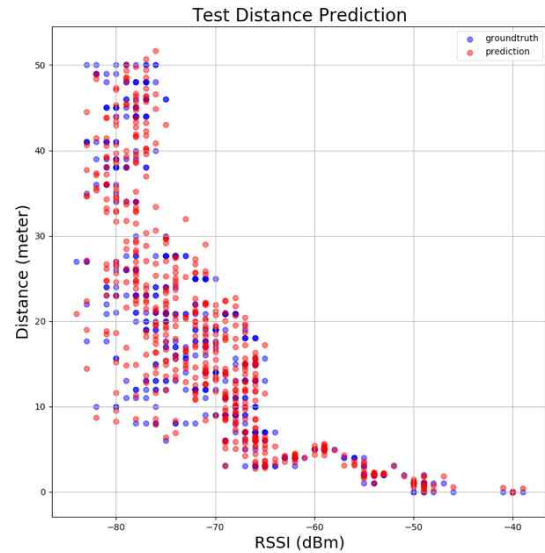


그림 2. CRNN 모델의 경로 손실 추정 그래프

III. 결론

본 논문에서는 경험적 경로 손실 정도를 추정하기 위해 인공 신경망 모델을 제안하였다. 실제 환경에서 송수신기 사이의 경로 손실 관계를 경험적으로 추정할 수 있는 모델을 설계하였다. 수학적 경로 손실 모델과 제안한 인공 신경망 모델의 성능 평가를 통해 제안한 모델 중 CRNN은 가장 낮은 오차를 갖는다는 것을 확인하였다. 실측 데이터를 시계열 형태의 입력으로 사용하였을 때 정확한 경로 손실 추정에 이득이 되는 것을 확인하였다. CRNN모델은 합성곱 층에서 1차 합성곱을 통해 시계열 데이터의 지역 정보를 추출하여 예측 성능을 높일 수 있었다. 이후 LSTM 계층을 통과하면서 데이터 압축을 통해 의미 있는 데이터를 추출하고 전연결 계층으로 경로 손실 정도를 예측하였기 때문에 오차가 가장 작았다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년 고성능 컴퓨팅 지원 사업 (NIPA)의 지원을 받아 수행된 연구임.

이 성과는 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2021R1F1A1064080).

참 고 문 헌

- [1] Alsayyari, Abdulaziz, et al. "An empirical path loss model for wireless sensor network deployment in a sand terrain environment." 2014 IEEE World Forum on Internet of Things (WF-IoT). IEEE, 2014.
- [2] Egli, John J. "Radio propagation above 40 MC over irregular terrain." Proceedings of the IRE 45.10 (1957): 1383-1391.
- [3] Zhang, Yan, et al. "Path loss prediction based on machine learning: Principle, method, and data expansion." Sciences, 9, 9, May, 2019
- [4] Popoola, Segun I., et al. "Determination of neural network parameters for path loss prediction in very high frequency wireless channel." IEEE Access 7 (2019): 150462-150483.
- [5] Ferreira, Gilbert P., Leni J. Matos, and João MM Silva. "Improvement of outdoor signal strength prediction in UHF band by artificial neural network." IEEE Transactions on Antennas and Propagation 64.12 (2016): 5404-5410.