

AI 기법을 활용한 최적 단파 통신 운용 주파수 및 송신 고도각 범위 예측

AI-Based Prediction of Optimal Operating Frequency and Transmit Elevation-Angle Ranges for HF Communication

서 준 석* · 이 도 현** · 박 용 배***

Junseok Seo* · Do hyeon Lee** · Yong Bae Park***

요 약

본 연구에서는 최적 단파 통신 운용 주파수 및 송신 고도각의 범위를 예측하기 위한 딥러닝 기반 모델을 제안한다. 대류권 강우 유무와 전리층 굴절률 프로파일, 송수신 지점 간 거리를 입력으로 사용하고, 전파 경로 시뮬레이션을 통해 생성된 데이터를 학습 데이터로 활용하였다. 전리층 굴절률의 고도별 분포 특징을 효과적으로 추출하기 위해 1차원 합성곱 신경망(1D-CNN)을 적용하였다. 또한 하나의 전파 환경에서 여러 개의 주파수 고도각 조합이 존재하는 다중 해 특성을 모델링하기 위해 혼합 밀도 신경망(MDN)을 결합하였다. 제안된 1D CNN-MDN 모델은 주파수와 고도각의 후보 해와 그 확률 분포를 동시에 예측할 수 있어 단파 통신 운용 파라미터 예측에 활용될 수 있다.

Abstract

This study proposes a deep learning-based model for predicting the optimal operating frequency and elevation angle for high-frequency (HF) skywave communication. The model used precipitation conditions in the troposphere, the ionospheric refractive index profile, and distance between the transmitter and receiver as input variables. Training data were generated through radio-wave propagation simulations. A one-dimensional convolutional neural network (1D-CNN) was employed to extract altitude-dependent features from the ionospheric refractive index profile. A mixture density network (MDN) was integrated to model the multisolution characteristics, where multiple combinations of frequency and elevation angle may exist under the same propagation environment. The proposed 1D CNN-MDN model can simultaneously predict candidate solutions of frequency and elevation angle along with their probability distributions, making it applicable for the prediction of operational parameters for HF communication.

Key words: HF Communication, Ionosphere, Troposphere, Ray Tracing, Mixture Density Network

「이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2026-25484404).」

*아주대학교 전자공학과(Department of Electrical and Computer Engineering, Ajou University)

**LIG 디펜스&에어로스페이스(LIG Defense&Aerospace)

***아주대학교 AI융합네트워크학과(Department of A.I. Convergence Network, Ajou University)

· Manuscript received April 10, 2026 ; Revised May 4, 2026 ; Accepted May 19, 2026. (ID No. 20260410-029)

· Corresponding Author: Yong Bae Park (e-mail: yong@ajou.ac.kr)

I. 서 론

단파(HF, high frequency) 통신은 3~30 MHz 대역에서 전리층 반사를 이용하는 통신 기술로, 위성 통신보다 낮은 비용의 통신 장비를 사용해 수백에서 수천 km 거리에 이르는 장거리 통신이 가능하다는 장점이 있어 항공 및 해상 통신에 사용된다^{[1][2]}. 단파 통신에서 전파 경로는 전자파가 통과하는 매질의 굴절률에 의해 결정된다. 대류권의 굴절률은 대기 환경에 따라 변화하며 전리층의 굴절률은 시간, 계절, 태양 활동에 따라 변화하므로 단파 통신이 가능한 운용 주파수 및 송신 고도각의 범위가 지속적으로 변동하게 된다. 뿐만 아니라 비정상적인 전리층 현상이 전파 경로에 영향을 미치기도 한다. 전리층 폭풍(ionospheric storm)이 발생하는 경우 전리층 내 전자밀도 분포가 급격히 변화하여 전리층 굴절률에 영향을 미친다^[3]. 또한 Es(sporadic E)층이 형성되는 경우 송신 지점에서 발사된 전파가 상층 전리층으로 투과하지 못하고 Es층에서 반사되어 목표 수신 지점에 도달하지 못하는 현상이 발생하기도 한다^[4].

따라서 안정적인 단파 통신을 위해 전파 경로를 예측하는 tool이 개발되어왔다. 대표적으로 VOACAP(voice of America coverage analysis program)은 미국 국립 통신 과학 연구소에서 개발한 단파 대역 전파 경로 예측 프로그램으로 통신하고자 하는 송수신 위치와 시간 및 운용 주파수를 입력받으면 전리층을 고려한 전파 환경을 기반으로 전파 경로를 계산하고, 입력된 운용 주파수별 송신 고도각과 수신 전력 및 최고 사용 주파수(MUF, maximum usable frequency) 등의 지표를 제공한다^[5]. 이를 통해 사용자는 해당 운용 주파수 및 송신 고도각에서의 통신 가능 여부를 파악할 수 있다.

하지만 실제 원활한 통신 채널의 확보를 위해서는 대류권과 전리층 환경을 모두 고려해야 하며 사용자가 전파 환경 및 송수신 위치를 입력할 때 통신이 가능한 운용 주파수 및 송신 고도각을 산출할 수 있어야 한다. 기존 VOACAP은 대류권 환경을 반영하지 못할 뿐만 아니라 입력된 주파수에 대해서만 송신 고도각을 출력하므로 실제 단파 통신 시 요구되는 운용 주파수 및 송신 고도각의 범위를 도출하지 못하는 한계가 있다.

이를 보완하여 운용 주파수 및 송신 고도각의 범위를

출력하기 위해서는 대류권 및 전리층을 통과하는 전자파 전파 경로 계산이 선행되어야 하며, 매질에서의 굴절 및 반사 등의 물리적 현상을 정밀하게 반영할 수 있는 광선 추적법(ray tracing)이 활용되어 왔다^[6]. 그러나 고정된 송수신 지점 조건(point-to-point) 간의 최적 경로를 찾기 위해서는 주파수와 고도각을 계속 변화시키며 시뮬레이션을 반복해야 한다. 또한 전파 환경은 시간, 계절, 태양 활동에 따라 실시간으로 변화하며, 이러한 가변적인 조건마다 방대한 주파수-고도각 조합을 반복 연산하는 방식은 계산 효율성을 급격히 저하시키는 원인이 된다^[7].

따라서 본 연구에서는 광선 추적법을 적용하여 HF 대역 전파 경로를 계산하는 시뮬레이터를 개발하고, 이를 통해 딥러닝 모델 학습을 위한 데이터셋을 구축한다. 제안하는 모델은 1D CNN(convolutional neural network)과 MDN(mixture density network)가 결합된 구조이며, 대류권 및 전리층 환경 정보와 목표 송수신 거리를 입력받아 최적의 운용 주파수 및 송신 고도각 조합을 산출한다. 이러한 접근법은 시공간적으로 빠르게 변화하는 전파 환경에서도 운용 주파수 및 고도각 범위를 실시간에 가깝게 예측할 수 있다.

II. 고도별 굴절률 계산

전자파의 전파 경로에 영향을 미치는 대기권은 크게 대류권과 성층권, 전리층으로 구분된다. 전자파의 전파 경로는 전자파가 통과하는 매질의 굴절률에 따라 결정된다. 따라서, 대기권에서의 전파 경로를 모델링하기 위해서는 각 층의 고도별 굴절률을 계산해야 한다.

대류권은 지표면으로부터 상공 약 30 km까지의 영역으로, 대부분의 기상 현상이 발생한다. 대류권 굴절도는 University of Wyoming 기상과학과에서 제공하는 기상 관측 데이터를 활용하여 식 (1)과 같이 계산할 수 있다^{[8][9]}. 식 (1)에서 $N(N\text{-units})$ 은 굴절도, P 는 기압(hPa), T 는 기온(K), e 는 수증기 분압(hPa)을 나타내며, 식 (2)를 통해 대류권 굴절률(n)을 계산할 수 있다.

$$N = 77.6 \frac{P}{T} - 5.6 \frac{e}{T} + 3.75 \times 10^5 \frac{e}{T^2} \quad (1)$$

$$n = 1 + N \times 10^{-6} \quad (2)$$

성층권은 상공 약 30 km부터 약 90 km까지의 영역으로, 공기가 매우 희박하여 전자파의 전파 경로에 미치는 영향이 거의 없다. 따라서 본 연구에서는 성층권을 전자파의 굴절이 발생하지 않는 자유공간(free space)으로 가정하였고 굴절률을 $n=1$ 로 계산하였다. 그림 1(b)는 성층권 굴절률 그래프이고, 고도별 굴절률이 $n=1$ 로 일정함을 확인할 수 있다.

전리층은 상공 약 90 km부터 약 1,000 km까지의 영역으로, 대기가 태양 복사와 우주선 등에 의해 이온화되어 플라스마 상태로 존재한다. 전리층 굴절률은 국제 전리층 참조 모델(IRI-2020)에서 제공하는 전자밀도 데이터를 기반으로 Appleton-Hartree 방정식을 이용하여 계산하였다^{[10][11]}. 본 연구에서는 전자파의 전파 경로에 가장 주요한

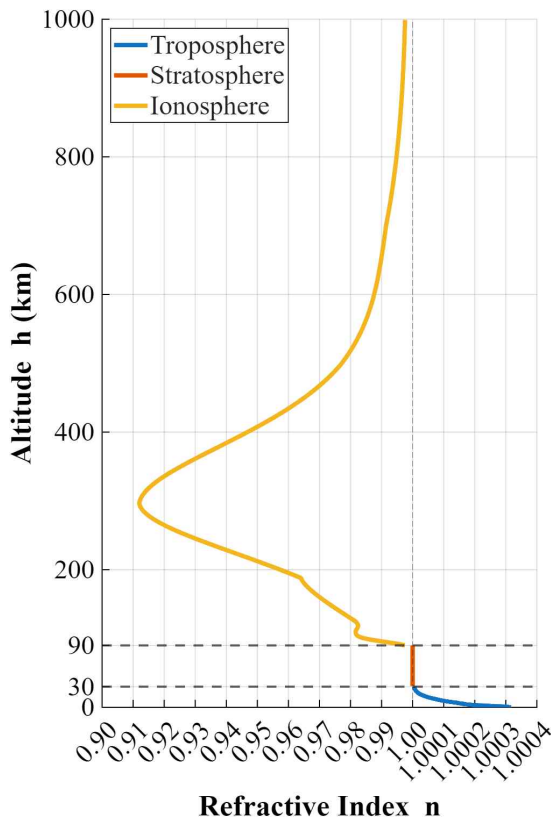


그림 1. 고도별 대류권(포항, 25. 06. 06. 00:00 UTC), 성층권, 전리층(포항, 25. 07. 14. 04:00 UTC) 굴절률
Fig. 1. Refractive index profiles of the troposphere (Pohang, 25. 06. 06 00:00 UTC), stratosphere, and ionosphere (Pohang, 25. 07. 14 04:00 UTC).

영향을 미치는 전자밀도 항(X)만을 고려한 simplified Appleton-Hartree 방정식으로 전리층 굴절률을 계산하였으며, 지자기장의 영향 및 전자 충돌은 무시하였다. 운용 주파수(f)와 전자밀도(N_e)가 주어질 때 전리층 굴절률은 식 (3)과 같이 계산된다.

$$n^2 = 1 - X = 1 - \frac{N_e e^2}{\epsilon_0 m \omega^2} = 1 - 80.64 \frac{N_e}{f^2} \quad (3)$$

그림 1은 포항에서의 고도별 대류권, 성층권, 전리층 굴절률을 함께 나타낸 것이다. 대류권 구간(0~30 km)은 대류권 데이터를 바탕으로 10 m 간격의 층을 나누어 굴절률을 계산한 결과이다. University of Wyoming의 기상학과는 10 m 간격으로 고도별 관측 데이터를 제공하지 않으므로, 제공된 고도에서의 굴절률을 계산한 후 보간(interpolation)하는 방식을 적용하였다. 고도가 높아질수록 굴절률이 감소하는 특성을 보이는데, 대기 밀도가 점점 감소하여 기압(P)과 수증기 분압(e)이 크게 감소하기 때문이다. 고도 약 30 km 근처에서는 굴절률이 1에 가까워지며, 이는 해당 고도에서의 전파 특성이 자유공간(free space)에 근사함을 의미한다.

전리층 구간(90~1,000km)은 운용 주파수 30 MHz일 때의 전리층 데이터를 바탕으로 1 km 간격의 층을 나누어 굴절률을 계산한 결과이다. 고도가 높아질수록 굴절률이 감소하다가 상공 약 240 km 부근에서 최솟값을 가진 후 다시 증가하는 특성을 보인다. 지표 부근에서는 태양 복사와 우주선의 영향으로 대기의 이온화가 활발하지만, 높은 대기 밀도로 인해 재결합률이 매우 높아 전자밀도가 낮게 유지된다. 상공 400 km 이상에서는 태양 복사와 우주선의 영향이 크지만, 고도 증가에 따라 대기가 급격히 희박해지므로 이온화되는 대기 분자의 수가 매우 적다. 따라서 상공 약 200 km부터 약 400 km 영역에서 전자밀도가 최댓값을 가지며 식 (3)에 의해 이 영역에서 굴절률이 최솟값으로 계산된다.

III. 전자파 전파 경로 모델링

3-1 전자파 전파 경로 시뮬레이터

본 절에서는 앞서 구축한 고도별 대류권-성층권-전리

층 굴절률 프로파일을 기반으로 HF 대역 전자파의 전파 경로를 모델링하고, 송수신 지점 간 거리를 출력하는 시뮬레이터를 제시한다. 먼저, 인접한 두 고도의 층 사이를 하나의 매질(layer)로 정의하였으며 각 매질의 굴절률은 균일하며 상·하 경계 굴절률의 중앙값으로 가정하였다. 또한 매질에서의 굴절 및 반사를 반영하기 위해 고주파 근사 기법인 광선 추적법을 적용하였으며, 층상 매질을 따라 진행하는 전자파의 방향 변화는 스넬의 법칙(Snell's law)으로 계산하였다^[6]. 층 k 와 $k+1$ 사이의 굴절률을 각각 n_k, n_{k+1} 이라고 할 때, 입사각 θ_k 와 굴절각 θ_{k+1} 은 식 (4)를 만족한다.

$$n_k \sin \theta_k = n_{k+1} \sin \theta_{k+1} \quad (4)$$

본 연구에서는 장거리 전파 특성을 정확히 반영하기 위해 고도별 동심원 경계면과 전파 경로의 교점을 순차적으로 계산함으로써 지구 곡률을 반영하였다. 전파 경로는 단일 홉(1-hop) 경로만 고려하였으며, 송신기 및 수신기는 지표면에 위치한다고 가정하였다. 송신 지점에서 발사된 전자파가 전리층에서 반사된 후 지표면에 도달하는 지점을 계산하여 송수신 지점 간 지표면 거리를 산출하였다.

특정 주파수와 고도각으로 전자파를 발사하면 인접한 두 매질의 경계마다 스넬의 법칙이 반복 적용되어 전파 경로의 굴절이 발생한다. 대류권에서는 고도가 상승함에 따라 굴절률이 감소하므로 전자파의 진행 경로가 점차 수평에 가까워지는 방향으로 굴절된다. 성층권의 굴절률은 1로 가정하였으므로, 전자파는 자유공간에서와 같이 직선 경로로 진행한다. 전리층에서는 운용 주파수가 최고 사용 주파수(MUF)보다 작을 때 반사가 발생한다. 수직 입사 시 $MUF(f_{p, \max})$ 는 전자밀도가 최대인 고도의 플라즈마 주파수와 같으며 식 (5)로 나타낼 수 있다. 경사 입사 시 $MUF(f_{p, \max, obliq})$ 는 식 (6)으로 근사할 수 있다. 여기서 θ_i 는 지표면에서의 송신 고도각이다.

$$f_{p, \max} = 8.98 \sqrt{N_{e, \max}} \quad (5)$$

$$f_{b, \max, obliq} = f_{b, \max} \sec(\theta_i) \quad (6)$$

전리층에서 MUF보다 작은 주파수로 전자파가 전파할

때, 굴절률이 점점 감소하므로 전자파의 진행 경로가 점차 수평에 가까워진다. 임계 조건($\sin \theta_{k+1}=1$)에 도달하게 되면 해당 고도에서 전자파는 투과하지 않고 진행 방향이 반전되어 지표면으로 하강한다.

3-2 주파수 및 고도각 변화에 따른 시뮬레이션

그림 2는 포항에서의 주파수 변화와 고도각 변화에 따른 전파 경로를 나타낸 것이다. 대류권 조건은 맑은 날씨(25. 06. 06. 00:00 UTC)로, 전리층 조건은 25. 10. 14. 04:00 UTC로 동일하게 고정하였다. 그림 2(a)는 고도각 30° 에서 주파수 변화에 따라 전자파의 지표면 도달 거리가 달라짐을 보여준다. 식 (6)에 의하면 주파수가 증가할수록 전리층 굴절률이 1에 가까워져 굴절 정도가 약해지므로 임계 조건($\sin \theta_{k+1}=1$)에 도달하기 위해 더 높은 고도까지

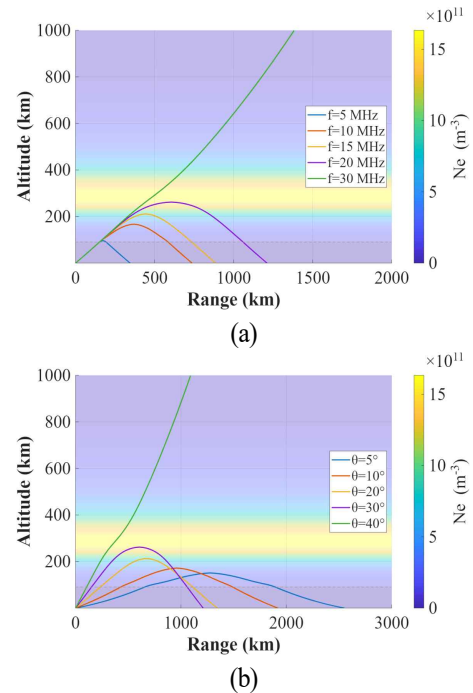


그림 2. (a) 고도각 30° 에서 주파수 변화에 따른 전파 경로, (b) 주파수 20 MHz에서 고도각 변화에 따른 전파 경로

Fig. 2. (a) Propagation paths with varying frequencies at an elevation angle of 30° , and (b) propagation paths with varying elevation angle at a frequency of 20 MHz.

진행해야 하며 반사 지점이 높게 형성된다. 결국 전자파의 전파 경로가 길어지며 지표면 도달 거리가 증가한다. 주파수가 30 MHz인 경우에는 MUF가 30 MHz보다 작으므로 전리층에서 반사되지 않고 투과가 발생한다.

그림 2(b)에서는 주파수 20 MHz에서 고도각 변화에 따라 전자파의 지표면 도달 거리가 달라짐을 보여준다. 고도각이 작을수록 임계 조건($\sin\theta_{k+1}=1$)에 빨리 도달하여 낮은 고도에서 반사가 발생한다. 그러나 대류권에서 굴절률 변화가 비교적 작으므로 전자파가 수평에 가깝게 이동하여 지표면을 따라 더 오래 이동하게 되고, 낮은 고도에서 반사됨에도 불구하고 지표면 도달 거리가 증가한다. 고도각이 40°인 경우에는 고도각 증가에 따라 전파 경로에 해당하는 MUF가 20 MHz보다 작아져 투과가 발생한다.

3.3 전파 환경 변화에 따른 전파 경로 변화

전파 경로는 대류권에서의 강우 여부와 전리층의 시간대(낮/밤), 계절, 태양활동 등 다양한 환경 요인에 의해 결정된다. 대류권에서는 강우 시 높은 수증기압으로 인해 지표면 근처의 굴절률이 증가하여 전파 경로가 변화하며, 전리층에서는 태양 복사의 강도에 따라 전자밀도가 달라져 반사 고도 및 지표면 도달 거리가 변화한다.

그림 3은 운용 주파수 15 MHz, 송신 고도각 10° 조건에서 낮(포항, 25. 10. 14. 04:00 UTC)과 밤(포항, 25. 10. 14. 16:00 UTC)의 전파 경로를 비교한 것이다. 대류권 조건은 모두 맑은 날씨(Pohang, 25. 06. 06. 00:00 UTC)로 동일하게 고정하였다. 낮 시간대에는 태양의 자외선 및 X선에 의해 전리층 전자밀도가 증가하여 동일 고도에서의 굴절률이 밤보다 낮아진다. 이로 인해 전자파의 반사가 더 낮은 고도에서 발생하며, 결과적으로 지표면 도달 거리가 감소한다. 반면 밤 시간대에는 태양 복사가 감소함에 따라 전자밀도가 낮아지고 굴절률이 증가하므로, 전자파의 반사가 더 높은 고도에서 발생하여 지표면 도달 거리가 증가한다. 이와 같이 동일한 주파수 및 고도각 조건에서도 전파 환경의 변화에 따라 지표면 도달 거리가 달라지므로, 최적의 운용 주파수 및 송신 고도각의 범위는 전파 환경에 따라 지속적으로 변동한다.

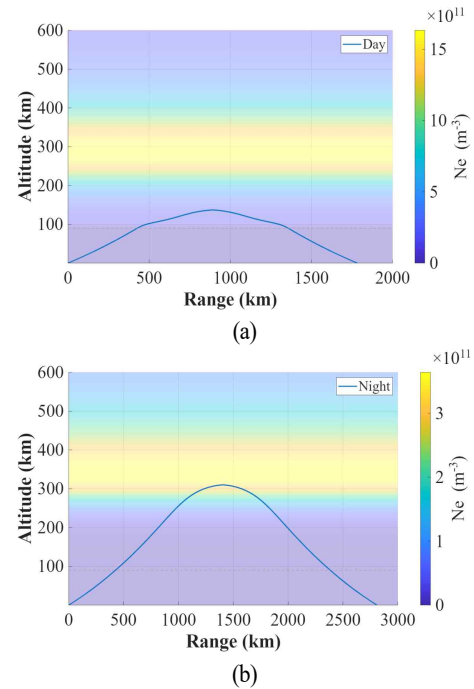


그림 3. 포항에서 주파수 15 MHz, 고도각 10° 조건에서의 전파 경로: (a) 낮, (b) 밤

Fig. 3. Propagation path from Pohang at a frequency of 15 MHz and an elevation angle of 10°: (a) day, (b) night.

3.4 시뮬레이터 검증

광선 추적법 기반 전파 경로 시뮬레이터의 타당성을 검증하기 위해, 단파 통신 예측에 널리 활용되는 VOACAP의 출력 결과와 비교하였다. VOACAP은 송수신 지점 및 시간 조건이 주어질 때, 입력한 주파수별로 전파 경로가 유효할 확률과 해당 주파수에서 통신 가능한 송신 고도각 조합을 출력한다.

그림 4는 고정된 송수신 지점에 대해 경로가 성립하는 모든 주파수-고도각 조합을 시뮬레이터에 입력하여 전파 경로를 반복 계산함으로써, 목표 송수신 거리를 만족하는 최적의 주파수-고도각 조합을 산출하는 과정을 나타낸 것이다. 그림 5는 이러한 방식으로 산출한 시뮬레이터의 결과를 VOACAP의 출력과 비교한 것이다. VOACAP에서는 3~30 MHz 범위에서 1 MHz 간격으로 주파수를 입력하여 해당 주파수에서의 송신 고도각을 출력하였으며, 전

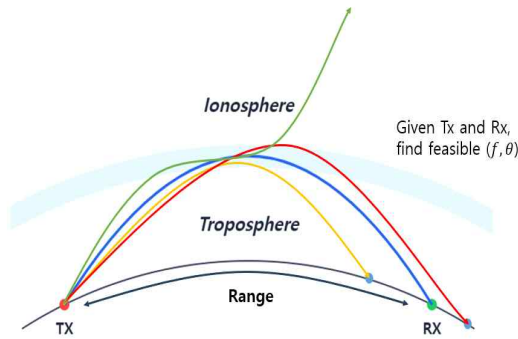


그림 4. 고정된 송수신 지점에 대한 주파수 및 고도각 탐색 과정의 모식도

Fig. 4. Schematic of frequency and elevation angle search process for fixed transmitter-receiver locations.

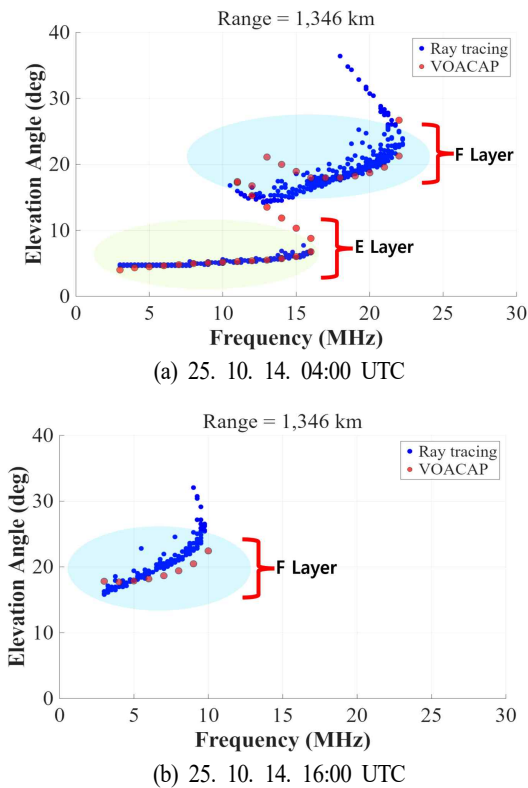


그림 5. 포항으로부터 1,346 km 떨어진 수신 지점에서 VOACAP과 시뮬레이터의 최적 운용 주파수 및 송신 고도각 비교

Fig. 5. Comparison of optimal operation frequency and elevation angle between VOACAP and the simulator at a receiver located 1,346 km from Pohang.

파 경로가 성립할 확률(MODE PROB)이 50 % 이상인 조합을 붉은 점으로 나타내었다. 시뮬레이터에서는 3~30 MHz 범위에서 0.25 MHz 간격으로 주파수를, 3°~60° 범위에서 0.25° 간격으로 고도각을 분할하여 모든 조합에 따른 전파 경로를 시뮬레이션한다. 모든 시뮬레이션 결과 중, 송수신 지점 간 거리의 $\pm 1\%$ 이내 허용 오차를 만족하는 조합을 푸른 점으로 나타내었다.

그림 5(a)는 25. 10. 14. 04:00 UTC, 그림 5(b)는 25. 10. 14 16:00 UTC에서 포항으로부터 1,346 km 떨어진 송수신 지점 간 최적의 단파 통신이 가능한 주파수 및 고도각의 산점도를 나타낸 것이다. VOACAP과 시뮬레이터가 산출한 값 사이에 편차가 존재하나, 산점도의 전반적인 분포 형태는 일관된 경향을 보인다. 이러한 편차의 주요 원인은 대류권 반영 여부 및 두 모델이 사용하는 전자밀도 프로파일의 차이에 기인한다. VOACAP은 CCIR/URSI 수치지도 계수를 사용하여 전리층 파라미터를 계산하며, 해당 수치지도는 1954년부터 1958년까지 전 세계 약 150개 이온존데(ionosonde) 관측소에서 축적한 자료를 기반으로 구축된 전지구적 통계 모델이다^[12]. VOACAP은 이러한 계수로부터 foF2 등의 대표 전리층 파라미터를 산출한 후 이를 만족하도록 이상화된 전리층 프로파일을 내부적으로 구성하며, 이를 통해 MUF, MODE PROB, SNR 등의 HF 전파 예측값을 계산한다^[1]. 즉, VOACAP에서 사용되는 전리층은 특정 시각의 고도별 전자밀도 프로파일이 아닌, 과거 다년간 관측 통계를 기반으로 한 기후학적 모델이다. 반면, 광선 추적법 기반 시뮬레이터는 전파 경로 계산을 위해 고도별 전자밀도 프로파일 구축이 필수적이므로, 이를 직접 제공하는 모델이 요구된다. 본 시뮬레이터는 IRI-2020 모델을 이용하여 해당 시각 및 위치 조건에서의 전자밀도 프로파일을 산출한다. IRI-2020은 이온존데 관측뿐 아니라 위성 및 ISR(incoherent scatter radar) 등 다양한 관측 자료를 종합하여 구축된 국제 표준 전리층 참조 모델로, COSPAR 및 URSI 주관하에 지속적으로 업데이트되며 전지구적 전리층 데이터를 제공한다^[13]. 따라서 두 모델은 전자밀도 산출에 사용되는 입력 자료의 구성 및 모델링 방식에 차이가 있으며, 그 결과 동일 경로에 대해서도 통신 가능 주파수 및 고도각 값에 편차가 발생한다.

그러나 산점도의 분포 형태는 주간 및 야간 전리층 구조의 물리적 특성을 일관되게 반영한다. 그림 5(a)의 낮 시간대에는 태양 복사에 의해 E층 및 F층의 이온화가 증가하여 두 층이 모두 강하게 형성된다. 고도 약 90~150 km에 형성되는 E층은 상대적으로 낮은 고도에서 반사가 발생하므로 낮은 고도각 조합의 군집으로 나타나며, 고도 약 150~400 km에 형성되는 F층은 더 높은 고도에서 반사가 발생하므로 상대적으로 높은 주파수와 높은 고도각 조합의 군집으로 나타난다. 이로 인해 동일한 지표면 도달 거리에 대해 서로 다른 반사 고도 영역이 형성되며, 주파수-고도각 평면에서 두 개의 군집 형태가 나타난다. 반면 그림 5(b)의 밤 시간대에는 태양 복사가 감소함에 따라 E층 전자밀도가 현저히 감소하고 F층이 주 반사층으로 작용하므로, 통신 가능 조건이 하나의 군집 형태로 나타난다. 이러한 결과는 전리층 전자밀도 구조에 따라 전파 반사 고도가 달라지는 HF 전파의 물리적 특성을 반영한 것이다.

결론적으로, VOACAP과 시뮬레이터 간 출력값에는 대류권 반영 여부 및 사용된 전자밀도 모델의 차이에 의해 일부 수치적 편차가 존재한다. 본 연구에서 시뮬레이터 검증의 목적은 특정 전파 환경 및 고정된 송수신 지점에서 IRI-2020 기반 전파 경로 시뮬레이터 타당성을 입증하는 것이므로, 신뢰도 판단 기준을 개별 출력값의 수치적 일치가 아닌 주파수-고도각 평면에서의 군집 구조와 분포 경향의 일관성으로 정의하는 것이 적합하다. 그림 5(a) 및 그림 5(b)에서 확인할 수 있듯이, 두 모델은 낮 시간대의 E층 및 F층 이중 군집 구조와 밤 시간대의 단일 F층 군집 구조를 일관되게 재현하고 있으며, 이는 본 시뮬레이터가 전리층 층상 구조에 따른 전파 경로 특성을 물리적으로 정확하게 재현하고 있음을 의미한다. 이에 따라 본 연구에서는 광선 추적법 시뮬레이터를 통해 산출한 주파수 및 고도각 조합을 딥러닝 모델 학습 및 평가의 참값(actual value data)으로 정의한다.

IV. 1D CNN-MDN 모델의 설계

4.1 인공지능 모델의 학습 데이터 생성

앞서 제안한 시뮬레이터는 특정 시각의 대류권 및 전

리층 굴절률 프로파일과 주파수 및 고도각을 입력하여 송수신 지점 간 거리를 출력하는 순방향(forward) 모델이다. 특정 송수신 지점 간 최적 주파수 및 고도각을 산출하는 역문제(inverse problem)를 해결하기 위해서는, 대류권 및 전리층 굴절률 프로파일을 입력한 후 주파수(3~30 MHz)와 고도각(3°~60°)을 일정 간격으로 분할하여 모든 조합에 대해 시뮬레이션을 반복 수행하는 과정이 필수적이다. 그러나 전리층 환경은 낮/밤, 계절, 태양 활동 주기에 따라 실시간으로 변동하므로, 가변적인 전파 환경 조건마다 이러한 반복적인 시뮬레이션은 실시간 예측에 필요한 계산 효율성을 크게 저하시킨다⁷⁾.

본 논문에서는 대류권에서의 경우 유무(X1), 고도별 전리층 굴절률 프로파일(X2), 목표 송수신 거리(Y1)를 입력받아 주파수(X3) 및 고도각(X4)을 실시간으로 예측하는 딥러닝 모델을 제안한다. 학습 데이터는 앞서 기술한 광선 추적법 시뮬레이터를 기반으로 구축된다.

학습 데이터 생성을 위한 기상 조건은 맑은 날씨와 강우 날씨의 두 가지 시나리오로 설정하였다. 맑은 날씨의 경우 25. 06. 06. 00:00 UTC의 대류권 데이터를, 강우 날씨의 경우 25. 07. 17. 06:00 UTC의 대류권 데이터를 사용하였다. University of Wyoming의 기상과학과에서 제공하는 라디오존데(radiosonde) 기반 관측 데이터는 일반적으로 00:00, 06:00, 12:00, 18:00 UTC의 6시간 간격으로 하루 4회 공개되며, 뇌우나 강풍 등의 악기상 또는 장비 운용상의 사유로 특정 시각의 관측값이 결측될 수 있다. 이러한 데이터 가용성의 제약을 고려하여, 각 기상 시나리오를 대표하는 관측 시각을 하나씩 선정하고, 해당 시각의 관측값으로부터 산출한 굴절률 프로파일을 시뮬레이션 입력으로 사용하였다.

각 입출력 변수의 정의는 다음과 같다. X1은 맑은 날씨의 경우 1, 강우 날씨의 경우 2로 입력된다. X2는 IRI-2020의 고도별 전자밀도를 이용하여 계산한 굴절률 프로파일로, 90~500 km 구간을 1 km 간격으로 샘플링한 411차원 벡터이다. 대류권에 비해 전리층에서의 고도별 굴절률 변화가 크고 전파 경로에 미치는 영향이 지배적이므로, 예측 정확도 향상을 위해 전리층 굴절률의 고도별 변화를 그대로 반영하였다. X3 및 X4는 각각 시뮬레이션에 사용된 주파수(MHz)와 고도각(°)이며, Y1의 값은

시뮬레이션 결과로 산출된 지표면 도달 거리(km)다.

최종적으로 구축된 데이터셋은 X1, X2, X3, X4, Y1로 구성된 총 703,659개의 샘플로 이루어지며, 학습용, 검증용, 테스트용 데이터로 8:1:1의 비율로 분할하였다.

4-2 인공지능 모델의 아키텍처 및 학습 절차

제안된 딥러닝 모델은 대류권에서의 강우 유무(X1), 전리층 굴절률 프로파일(X2), 송수신 지점 간 거리(Y1)를 입력으로 받아 최적 단파 통신 운용 주파수(X3) 및 송신 고도각(X4)을 출력하도록 설계되었다. X2는 고도에 따른 1차원 프로파일 형태로 주어지므로, 고도별 굴절률 분포의 특징을 효과적으로 추출하기 위해 1차원 합성곱 신경망(1D-CNN, 1D convolution neural network)을 적용하였다. 1D-CNN은 인접 고도 간 굴절률 변화 및 기울기를 병렬로 학습할 수 있어 1차원 연속 데이터 특징 추출에 적합하다.

또한 본 연구에서는 동일한 대류권 및 전리층 조건에서

주파수와 고도각의 조합이 복수로 존재한다는 다중 해(multi-solution) 특성을 모델링하기 위해 혼합 밀도 신경망(MDN, mixture density network) 구조를 도입하였다. 단일 출력값을 예측하는 일반적인 회귀 기반 신경망으로는 이러한 다중 해 특성을 충분히 표현하기 어렵다. MDN은 출력값을 여러 개의 가우시안 분포를 결합한 혼합 확률 분포 모델로 모델링함으로써, 하나의 입력 조건에 대해 가능한 다중 후보 해를 동시에 표현할 수 있다. 모델은 각 혼합 성분(mixture component)에 대한 가중치 π , 평균 μ , 표준편차 σ 를 추정하며, 이를 통해 주파수(X3)와 고도각(X4)에 대한 후보 해와 그 불확실성을 확률 분포 형태로 표현한다.

그림 6은 제안된 1D CNN-MDN 모델의 구조를 나타낸다. 전리층 굴절률 프로파일 X2는 두 개의 1D 합성곱 층(convolutional layer)을 통과하여 특징이 추출된다. 첫 번째 층에서는 출력 채널 수 16, kernel 크기 7, stride 2를 적용하여 입력 프로파일로부터 국소적 특징을 추출하며, batch normalization과 ReLU 활성화 함수를 적용하여 학습

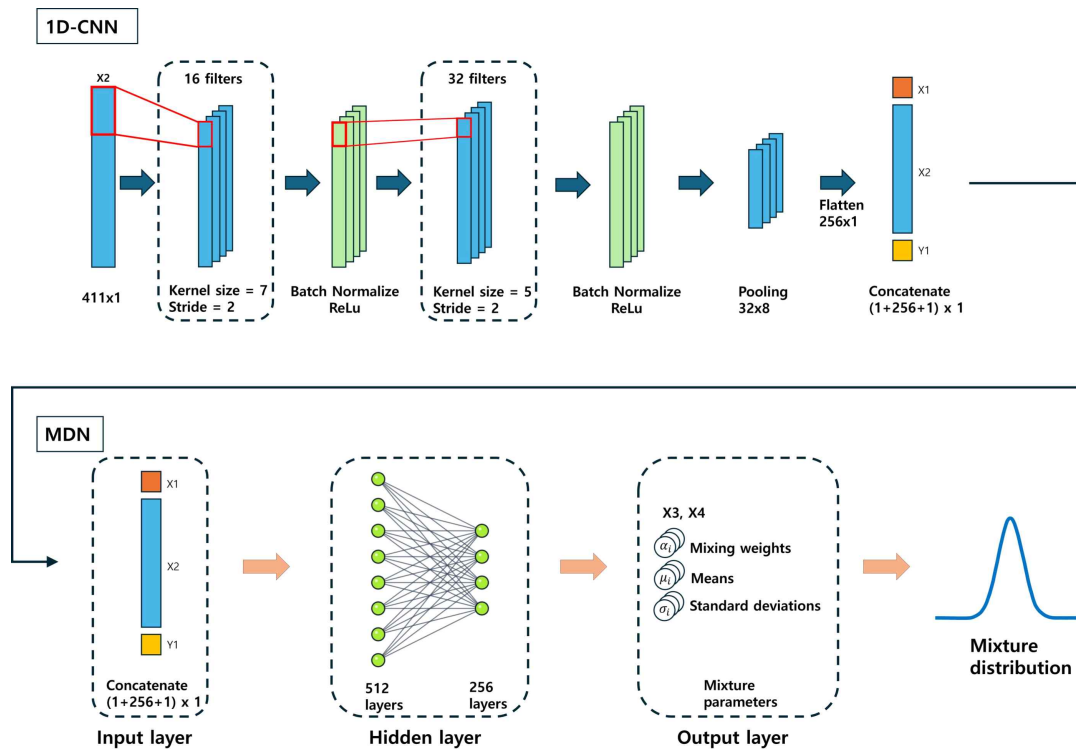


그림 6. 제안된 1D CNN-MDN 모델의 구조

Fig. 6. Architecture of the proposed 1D CNN-MDN model.

안정성과 비선형성을 확보한다. 두 번째 층에서는 출력 채널 수 32, kernel 크기 5, stride 2를 적용하여 보다 추상적인 특징을 추출하며, 동일하게 batch normalization과 ReLU 활성화 함수를 적용한다.

합성곱 계층을 통과한 특징맵은 adaptive average pooling을 통해 길이 차원이 8로 축소되어 32×8 크기로 변환된다. 이후 flatten 연산을 통해 256차원 특징 벡터로 변환되고, 스칼라 입력 변수 X_1 및 Y_1 과 결합(concatenation)하여 총 258차원의 입력 벡터를 구성한다. 결합된 특징 벡터는 완전 연결 층(fully connected layer FC layer)으로 구성된 다층 퍼셉트론(MLP, multi-layer perceptron)에 입력된다. 첫 번째 FC layer에서는 512개의 노드와 ReLU 활성화 함수를, 두 번째 FC layer에서는 256개의 노드와 동일한 활성화 함수를 적용하여 고차원 특징 표현을 학습한다.

최종적으로 생성된 256차원 특징 벡터는 MDN 출력층으로 전달되어 혼합 가우시안 분포의 파라미터를 추정한다. 본 연구에서는 $K=10$ 개의 혼합 성분을 사용하였으며, 출력층은 각 성분에 대한 가중치 π , 평균 μ , 표준편차 σ 를 추정하여 주파수(X_3), 고도각(X_4)의 다중 후보 해를 확률 분포 형태로 표현한다. K 가 작은 경우 혼합 성분 수가 부족하여 참값의 주파수-고도각 분포를 충분히 포함하지 못하는 경향이 나타나며, 반대로 K 가 지나치게 큰 경우에는 저가중치 혼합 성분이 과도하게 생성되어 참값과 관련성이 낮은 예측 성분이 함께 출력되었다. 따라서 파라미터 스위치를 통해 $K=10$ 을 사용하였다. 혼합 가중치 π 는 softmax 함수를 통해 정규화되어 모든 성분의 합이 1이 되도록 하며, 표준편차 σ 는 항상 양수 값을 갖도록 exponential 함수를 적용하여 산출된다.

입력 및 출력 변수는 학습 안정성을 위해 스케일링을 수행하였다. 모델 파라미터 최적화에는 Adam optimizer를 사용하였으며, 학습률(learning rate)은 0.001로 설정하였다. 미니 배치 학습을 위한 batch size는 1,024로 설정하였고, 최대 200 epoch 동안 학습하였으며, 과적합 방지를 위해 early stopping 기법을 적용하였다. 또한 확률 밀도 함수를 추정하는 MDN의 특성을 고려하여, 혼합 가우시안 혼합 분포의 파라미터를 최적화하기 위한 손실 함수로 음의 로그 우도(NLL, negative log likelihood)를 사용하였다. 이러한 방식은 각 혼합 성분의 가중치 π , 평균 μ , 표준편차 σ

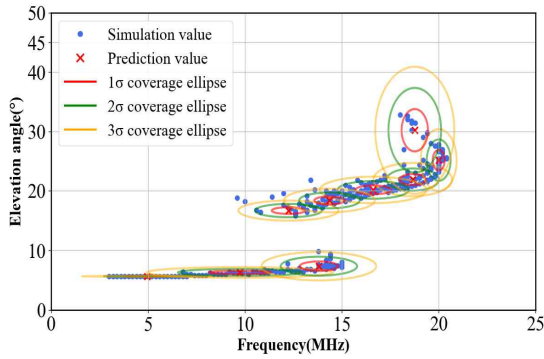
가 실제 데이터의 확률 분포에 수렴하도록 유도한다.

한편, 다중 해 문제를 해결하기 위한 방법으로 MDN 외에도 앙상블(ensemble) 기반 접근법을 고려할 수 있다. 앙상블 모델은 하나의 입력에 대해 여러 후보 예측값을 제공할 수 있다는 이점이 있으나, 각 모델이 서로 다른 해를 분담하도록 학습되는 구조가 없으므로 동일한 입력과 목적 함수하에서 각 모델의 예측값이 유사한 해로 수렴할 수 있다. 또한 각 모델의 출력은 개별적인 점 예측값의 형태로 주어지므로, 연속적인 주파수 및 고도각 조합의 범위를 직접적으로 표현하기 어렵다. 반면 MDN은 평균과 분산을 포함하는 확률 분포 파라미터를 통해 각 후보 해의 중심뿐 아니라 그 주변의 가능한 범위까지 함께 모델링할 수 있어, 본 연구의 다중 해 문제에 보다 적합한 접근법이다.

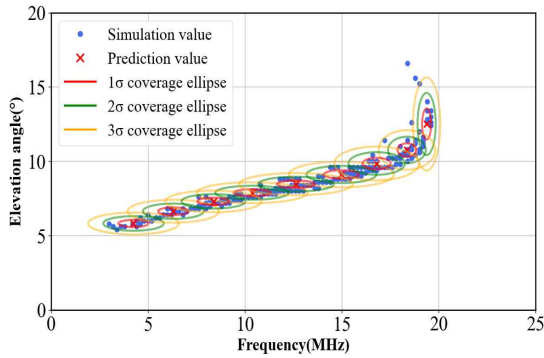
4.3 인공지능 모델의 추론 결과

본 연구에서는 MDN 출력층에서 $K=10$ 개의 혼합 성분을 사용하였으므로, 추론 과정에서 하나의 입력 조건에 대해 최대 10개의 주파수 및 고도각 후보 해가 동시에 출력된다. 추론 시에는 학습 과정에서 최적화된 가중치를 이용하여 입력 데이터에 대한 연산을 수행하고, 각 혼합 성분에 대한 가중치 π , 평균 μ , 표준편차 σ 를 산출한다. 평균 μ 는 해당 혼합 성분이 나타내는 주파수 및 고도각 후보 해의 중심값을 의미하며, 표준편차 σ 는 해당 후보 해 주변의 예측 불확실성을 나타낸다. 혼합 가중치 π 는 각 후보 해가 실제 해에 해당할 가능성을 나타내는 상대적 중요도를 뜻한다. 테스트 결과에서 참값 군집 근처에 위치한 주요 혼합 성분은 대부분 0.035보다 큰 가중치를 보인 반면, 참값 분포에서 멀리 떨어진 혼합 성분은 0.035 미만의 가중치를 보였으므로, 본 연구에서는 가중치 임계값(threshold) 0.035를 초과하는 혼합 성분만을 최종 예측 결과로 선정하였다.

그림 7은 테스트 데이터 중 두 가지 입력 조건에 대한 예측 결과로, 대류권 강우 유무(X_1)와 고도별 전리층 굴절률 프로파일(X_2), 송수신 지점 간 거리(Y_1)를 입력하였을 때 최적 단파 통신 운용 주파수 및 송신 고도각 조합을 예측한 결과이다. 파란색 점은 참값으로 정의된 시뮬레이션 데이터를, 빨간색 표시는 MDN 모델이 예측한 후



- (a) 강우, 태양 활동 중간기, 가을, 낮 환경, 포항으로부터 3,202.538 km
(a) Rainy sky, solar moderate, autumn, day, 3,202.538 km from Pohang



- (b) 맑은 날씨, 태양 활동 극대기, 겨울, 밤 환경, 포항으로부터 1,237.212 km
(b) Clear sky, solar maximum, winter, night, 1,237.212 km from Pohang

그림 7. 두 가지 테스트 데이터에 대해, 제안된 1D CNN-MDN 모델의 예측 결과와 참값의 비교
Fig. 7. Comparison of the predicted results and ground truth values for two test cases using the proposed 1D CNN-MDN model.

보 해의 중심값 μ 를 나타낸다. 또한 각 예측값 주변에는 해당 혼합 성분의 표준편차 σ 를 기반으로 3σ 범위를 타원 형태로 표시하였다.

그림 7(a)은 강우 날씨, 태양 활동 중간기, 가을, 낮 환경에서 포항으로부터 1,237.212 km 떨어진 수신 지점과의 단파 통신 시 최적의 주파수 및 고도각 범위를 예측한 결과이다. 입력값으로 X1에는 2를, X2에는 22. 10. 14. 04:00

UTC에서의 고도별 굴절률 프로파일을 411차원 벡터로, Y1에는 1,237.212를 입력하였다. 참값(simulation value)은 약 5~15 MHz 구간의 저고도각 영역과 15~21 MHz 구간의 중고도각 영역의 두 군집 형태로 분포하며, 이는 동일한 전파 환경에서도 주파수 및 고도각 조합이 복수로 존재하는 다중 해 특성을 나타낸다. 낮 시간 조건에서는 태양 복사에 의해 전리층의 이온화가 증가하면서 E층과 F층이 모두 강하게 형성되므로, 전파 반사가 발생하는 고도가 두 영역으로 분리된다. 이로 인해 서로 다른 전리층 반사 경로가 형성되고, 그 결과 주파수 및 고도각 조합 또한 두 개 이상의 군집으로 분리되어 나타난다.

그림 7(b)은 맑은 날씨, 태양 활동 극대기, 겨울, 밤 환경에서 포항으로부터 3,202.538 km 떨어진 수신 지점과의 단파 통신 시 최적의 주파수 및 고도각 범위를 예측한 결과이다. 입력값으로 X1에는 1을, X2에는 26. 01. 14 16:00 UTC에서의 고도별 굴절률 프로파일을 411행 벡터로, Y1에는 3,202.538을 입력하였다. 참값(simulation value)은 약 4~20 MHz 구간에서 단일 군집 형태로 분포한다. 이는 밤 시간 조건에서 태양 복사 감소에 따라 E층 전자밀도가 크게 낮아지고 F층이 주 반사층으로 작용하기 때문이며, 그 결과 주파수 및 고도각 조합이 연속적인 단일 영역으로 나타난다.

제안된 모델의 예측 중심값 μ 는 참값의 중심 영역에 위치하며, 대부분의 참값이 각 예측 중심값 주변의 3σ 범위 내에 포함됨을 확인할 수 있다. 이는 MDN 모델이 후보 해의 중심뿐만 아니라 해당 영역의 분포 범위까지 함께 예측하고 있음을 의미한다. 또한 참값의 군집 구조가 전리층의 물리적 특성에 의해 형성된 양상이 모델 예측에서도 유사하게 재현되고 있어, 제안된 모델이 단파 전파 환경의 물리적 특성을 잘 반영하고 있음을 확인할 수 있다.

한편, 본 연구에서 사용한 광선 추적법은 전자파를 기하광학적 근사에 따라 ray로 모델링하므로, 실제 전자파의 파동적 특성인 회절(diffraction) 및 산란(scattering) 등의 현상은 반영되지 않는다. 따라서 본 모델이 예측한 주파수 및 고도각 범위는 신호 세기가 최대화(maximum)되는 최적 전파 경로(optimal path)에 대한 결과로 해석되어야 하며, 예측 범위 외부의 주파수 및 고도각에서도 파동의 특성에 의해 신호 세기가 감소된 상태로 통신이 가능할 수 있다.

제안된 모델의 성능을 정량적으로 평가하기 위해 두

가지 지표를 사용하였다. 첫 번째는 신뢰 구간 포함률(confidence interval coverage)로, 참값이 모델이 예측한 1σ , 2σ , 3σ 타원 영역에 포함되는 비율을 계산한 것이다. 이는 모델이 예측한 분포의 범위가 참값의 분포를 과도하게 넓게 또는 좁게 추정하지 않았는지를 확인하기 위한 지표이다.

두 번째 지표는 예측 중심값의 정확도를 평가하기 위한 평균 최소 거리(MMD, mean minimum distance)이다. MMD는 각 예측 중심값 μ 와 가장 가까운 참값과의 거리를 구하고, 이를 모든 예측값에 대해 평균한 값으로 정의된다. MMD 값이 작을수록 예측 중심값이 참값의 주파수-고도각 조합에 더 근접하게 위치함을 의미한다.

표 1은 그림 7(a) 및 그림 7(b)에 대해 계산된 신뢰 구간 포함률을 나타낸 것이다. 그림 7(a)의 경우 참값의 36.51, 90.87, 97.62 %가 각각 1σ , 2σ , 3σ 범위 내에 포함되었으며, 그림 7(b)의 경우 각각 34.64, 95.53, 97.77 %가 해당 범위 내에 포함되는 것으로 나타났다. 일반적으로 2차원 Gaussian 분포를 가정할 경우, 1, 2, 3 σ 에 해당하는 타원은 각각 약 39.35, 86.47, 98.89 %의 confidence level을 갖는 것으로 알려져 있다^[14]. 그러나 이러한 이론적 포함률은 관측 데이터가 Gaussian 분포를 따른다는 가정에서 유도된 값이다. 본 연구의 참값 주파수-고도각 분포는 단일 타원형 Gaussian 분포가 아닌, 전리층 반사 조건에 따라 띠 형태 또는 복수의 군집 형태로 나타난다. 따라서 본 연구에서는 신뢰 구간 포함률을 이론적 Gaussian 포함률과의 엄밀한 일치 여부를 판단하기 위한 기준이 아니라, 모델이 예측한 불확실성 범위가 실제 참값 분포를 어느 정도 포함하는지 확인하기 위한 정량적 참고 지표로 사용하였다.

표 1. 제안된 1D CNN-MDN 모델 예측값에 대한 시뮬레이션 값의 신뢰 구간(1σ , 2σ , 3σ) 포함률(단위: %)

Table 1. Coverage of simulation values within the 1σ , 2σ , and 3σ confidence ellipses of the predictions from the proposed 1D CNN-MDN model (unit: %).

Confidence interval coverage			
	1σ	2σ	3σ
Fig. 7(a)	36.51	90.87	97.62
Fig. 7(b)	34.64	95.53	97.77

표 2. 제안된 1D CNN-MDN 모델의 예측값과 시뮬레이션 값 간 평균 최소 거리

Table 2. Mean minimum distance between the predicted and simulation values from the proposed 1D CNN-MDN model.

Mean minimum distance		
	Frequency (MHz)	Elevation angle (°)
Fig. 7(a)	0.0627	0.1554
Fig. 7(b)	0.0343	0.0785

두 테스트 케이스에서 3σ 포함률을 각각 97.62 % 및 97.77 %로 나타냈으며, 이는 대부분의 참값이 예측된 불확실성 범위 내에 포함됨을 의미한다. 또한 1σ 및 2σ 포함률을 함께 고려할 때, 높은 3σ 포함률이 단순히 표준편차를 과도하게 크게 예측한 결과가 아님을 확인할 수 있다. 따라서 제안된 모델은 참값 분포를 대부분 포함하는 범위를 제공하면서도, 예측 불확실성을 과도하게 넓게 추정하지 않은 것으로 판단된다. 또한 각 혼합 성분의 가중치에 대해 임계값(threshold) 0.035를 적용하여 가중치가 매우 작은 혼합 성분은 최종 예측 결과에서 제외하였으며, 이는 혼합 성분의 개수를 단순히 증가시켜 신뢰 구간 포함률을 인위적으로 높이는 효과를 방지하기 위한 것이다.

표 2는 동일한 조건에 대해 계산된 MMD를 나타낸 것이다. 그림 7(a)의 경우 주파수는 0.0627 MHz, 고도각은 0.154° 로 나타났으며, 그림 7(b)의 경우 주파수는 0.0343 MHz, 고도각은 0.0785° 로 나타났다. 이는 예측 중심값 μ 가 최적 주파수-고도각 조합에 매우 근접하게 위치함을 의미한다. 이러한 결과는 제안된 1D CNN-MDN 모델이 단파 전파 환경에서 나타나는 최적의 통신 가능 영역의 분포 범위를 효과적으로 예측하고 있음을 보여준다.

V. 결 론

본 연구에서는 대류권 및 전리층 환경을 고려한 전파 경로 시뮬레이터를 개발하고, 시뮬레이션 데이터를 기반으로 고정된 송수신 지점 간 최적 단파 통신 운용 주파수 및 송신 고도각을 실시간으로 예측하는 딥러닝 모델을 구축하였다. 제안된 시뮬레이터는 대류권 및 전리층의 고도별 굴절률 프로파일과 주파수 및 고도각을 입력으로 받아

광선 추적법(ray tracing)을 이용하여 전파 경로를 계산한다. 전자파는 스넬의 법칙(Snell's law)을 만족하면서 전파되며 매질 경계면에서 굴절 및 반사가 발생하고, 전리층에서 반사가 발생하는 경우 전자파가 지표면으로 되돌아오게 되며 이를 이용하여 지표면 도달 거리를 계산하였다.

시뮬레이션 데이터를 기반으로 대류권 강우 유무, 전리층의 고도별 굴절을 프로파일, 송수신 지점 간 거리를 입력으로 받아 최적 단파 통신 주파수-고도각 분포를 예측하는 1D CNN-MDN 모델을 제안하였다. 1D CNN은 고도 90~500 km 구간에 해당하는 411차원 굴절을 프로파일의 연속적인 분포 특징을 효과적으로 추출하며, MDN 구조는 각 후보 해의 중심과 불확실성을 동시에 표현할 수 있어 주파수-고도각 조합이 다중 해 형태로 나타나는 본 문제에 적합하다.

딥러닝 모델의 예측 결과는 참값(simulation value)의 주파수-고도각 분포와 전반적으로 유사한 경향을 보였으며, 특히 대부분의 참값이 3σ 범위 내에 포함되는 것으로 나타났다. 또한 각 혼합 가우시안 성분의 분포 형태 역시 참값의 군집 구조와 유사하게 나타나 모델이 주파수-고도각 영역을 과도하게 넓거나 좁게 예측하지 않고 비교적 정확하게 반영하고 있음을 확인하였다. 이러한 결과는 제안된 1D CNN-MDN 모델이 단파 전파 환경에서 최적의 통신이 가능한 영역의 중심 위치와 분포 범위를 동시에 효과적으로 예측할 수 있음을 보여주며, 운용 주파수 및 송신 고도각의 후보 범위를 사전에 예측하여 단파 통신 계획 수립에 기여할 수 있다.

References

- [1] E. E. Johnson, S. Cook, R. I. Desourdis, G. Earle, and J. C. Ostergaard, *Advanced High-Frequency Radio Communication*, Norwood, MA, Artech House, 1997.
- [2] *Requirements for High Frequency (HF) Radiocommunication Systems in the Fixed Service*, ITU-R F.2087, Sep. 2006.
- [3] N. Zolotukhina, N. Polekh, V. Kurkin, D. Rogov, E. Romanova, and M. Chelpanov, "Ionospheric effects of St. Patrick's storm over Asian Russia: 17–19 March 2015," *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, vol. 122, no. 2, pp. 2484-2504, Feb. 2017.
- [4] T. G. Cameron, R. A. D. Fiori, D. R. Themens, E. M. Warrington, T. Thayaparan, and D. Galeschuk, "Evaluation of the effect of sporadic-E on high frequency radio wave propagation in the Arctic," *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, vol. 228, p. 105826, Feb. 2022.
- [5] J. M. Ratzloff, *User's Guide and Reference Manual for the VOACAP and REC533 Circuit Analysis Programs*, Boulder, CO, Institute for Telecommunication Sciences, 1993.
- [6] D. Muldrew, "An ionospheric ray-tracing technique and its application to a problem in a long-distance radio propagation," *IRE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 7, no. 4, pp. 393-396, Oct. 1959.
- [7] H. J. Strangeways, "Effect of horizontal gradients on ionospherically reflected or transionospheric paths using a precise homing-in method," *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, vol. 62, no. 15, pp. 1361-1376, Oct. 2000.
- [8] University of Wyoming College of Engineering. "University of Wyoming Atmospheric science radiosonde archive," 2026. Available: <http://weather.uwyo.edu/upperair/sounding.html>
- [9] *The Radio Refractive Index: Its Formula and Refractivity Data*, ITU-R P.453-14, Aug. 2019.
- [10] Community Coordinated Modeling Center, "IRI," 2026. Available: <https://ccmc.gsfc.nasa.gov/models/IRI~2020/>
- [11] K. G. Budden, *Radio Waves in the Ionosphere: The Mathematical Theory of the Reflection of Radio Waves from Stratified Ionised Layers*, London, Cambridge University Press, 1961.
- [12] E. Gularte, D. D. Carpintero, and J. Jaen, "Upgrading CCIR's foF2 using available ionosondes and genetic algorithms," *Advanced in Space Research*, vol. 61, no. 7, pp. 1790-1802, Apr. 2018.
- [13] D. Bilitza, M. Pezzopane, V. Truhlik, D. Altadill, B. W. Reinisch, and A. Pignalberi, "The international reference ionosphere model: A review and description of an ionospheric benchmark," *Reviews of Geophysics*, vol. 60, no. 4, p. e2022RG000792, Dec. 2022.
- [14] B. Wang, W. Shi, and Z. Miao, "Confidence analysis of standard deviational ellipse and its extension into higher dimensional Euclidean space," *PLOS ONE*, vol. 10, no. 3, p. e0118537, Mar. 2015.

서 준 석 [아주대학교/학사과정]

<https://orcid.org/0009-0007-6942-0897>



2021년 3월~현재: 아주대학교 전자공학과 학사과정
[주 관심분야] 장거리 Propagation 해석

박 용 배 [아주대학교/교수]

<https://orcid.org/0000-0002-7095-4614>



1998년 2월: 한국과학기술원 전기및전자공학과 (공학사)
2000년 2월: 한국과학기술원 전기및전자공학과 (공학석사)
2003년 2월: 한국과학기술원 전기및전자공학과 (공학박사)
2006년 2월~현재: 아주대학교 전자공학과 교수

[주 관심분야] 전자파 Propagation 해석, 레이더, 레이돔, AI

이 도 현 [LIG 디펜스&에어로스페이스/연구원]

<https://orcid.org/0009-0000-2109-6484>



2024년 2월: 아주대학교 전자공학과 (공학사)
2026년 2월: 아주대학교 전자공학과 (공학석사)
2026년 3월~현재: LIG 디펜스&에어로스페이스 연구원
[주 관심분야] 우주 전파 모델링, AI,

Antennas