

# 딥러닝 기반 시계열 예측과 공간 보간의 결합을 통한 대기 환경에서의 전파 특성 예측 고도화

## Enhancing the Prediction of Propagation Characteristics in the Atmosphere Using Combined Deep Learning-Based Time-Series Forecasting and Spatial Interpolation

양 준 모<sup>1\*</sup> · 이 도 현<sup>2\*</sup> · 박 용 배<sup>3\*,\*\*</sup>

Junmo Yang<sup>1\*</sup> · Do Hyeon Lee<sup>2\*</sup> · Yong Bae Park<sup>3\*,\*\*</sup>

### 요 약

본 논문은 LSTM 기반 시계열 예측과 공간 보간을 활용하여 대기 굴절률을 정밀하게 모델링하는 방법을 제안한다. 관측이 중단된 기상 관측소에서 측정된 대기 굴절률의 시계열을 LSTM으로 학습하여 미래 시점의 대기 굴절률을 예측함으로써, 대기 굴절률 모델링을 위한 보간 샘플 수를 기존 9개에서 12개로 확장한다. 본 논문에서는 확장된 샘플로 예측된 대기 굴절률을 다운링크 시나리오에서 정지궤도 위성 안테나의 전파 특성 예측에 적용함으로써, 딥러닝 기반 시계열 예측과 공간 보간의 결합이 대기 환경에서의 전파 특성 예측을 고도화하는 효과적인 방법이 될 수 있음을 제시한다.

### Abstract

In this study, we proposed a method for accurately modeling atmospheric refractivity by combining long short-term memory (LSTM)-based time-series forecasting with spatial interpolation. The LSTM was trained on atmospheric refractivity time-series data measured at weather stations with suspended operation observations to predict future values, thereby increasing the number of interpolation samples for atmospheric refractivity modeling from 9 to 12. By applying the refractivity predicted from the expanded samples to predict the propagation characteristics of a geostationary satellite antenna in a downlink scenario, this study demonstrated that the integration of LSTM-based time-series forecasting and spatial interpolation could serve as an effective approach for enhancing propagation prediction in atmospheric environments.

Key words: Time Series Forecasting, Long Short-Term Memory, Spatial Interpolation, Atmospheric Refractivity, Wave Propagation

「이 논문은 2022년도 정부(방위사업청)의 재원으로 국방기술진흥연구소의 지원을 받아 수행된 연구임(No. KRIT-CT-22-021, 우주공간 신호정보 특화연구실).」

\*아주대학교 AI 융합네트워크학과(Department of AI Convergence Network, Ajou University)

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

1: 석·박사통합과정(<https://orcid.org/0000-0002-2888-0340>), 2: 석사과정(<https://orcid.org/0009-0000-2109-6484>),

3: 교수(<https://orcid.org/0000-0002-7095-4614>)

· Manuscript received July 1, 2025 ; Revised July 28, 2025 ; Accepted August 14, 2025. (ID No. 20250701-013S)

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

## I. 서론

차세대 위성 시스템은 증가하는 데이터 수요에 대응하기 위해 Ka/V-band 이상의 고주파 대역과 디지털 빔포밍(digital beamforming)을 지원하는 위상 배열 안테나를 채택하는 방향으로 발전하고 있다. 이러한 기술은 시스템의 통신 용량을 크게 향상시킬 수 있지만, 그 기반이 되는 고주파 신호는 강우, 수증기 등과 같은 대기 환경에 의해 신호 감쇠 및 위상 왜곡을 겪게 된다. 이는 통신 링크의 안정성과 품질을 저하시키는 주요 원인이 되므로, 시공간적으로 변화하는 대기 환경을 정밀하게 예측하고, 이로 인한 영향을 보정할 수 있는 기술의 개발이 필수적이다.

대기에 의한 영향은 기온, 기압, 습도 등의 기상 파라미터로부터 산출되는 대기 굴절률로 정량화된다. 이러한 기상 파라미터를 획득하기 위해, 라디오존데(radiosonde)와 같은 고층 기상 관측 시스템을 활용할 수 있으나, 특정 장소에만 제한적으로 운영된다. 선행 연구에서는 크리깅(Kriging) 공간 보간법과 라디오존데 측정 샘플을 활용하여 대기 굴절률의 공간적 분포를 추정하고, 이를 통해 대기 환경에서의 전파 특성을 예측하였다<sup>[1]</sup>. 그러나 사용된 샘플 수가 제한적이며, 미관측 지역에서의 대기 굴절률의 예측 성능이 충분히 검증되지 않았다.

본 논문에서는 LSTM(long short-term memory)을 활용하여 공간 보간의 샘플을 확보함으로써 대기 굴절률 모델링을 정교화하고, 이를 통해 위성 안테나의 전파 특성 예측 정확도를 고도화하는 방법론을 제안한다.

## II. 딥러닝 기반 시계열 예측과 공간 보간의 결합

대기권을 통과하는 전자파의 전파 특성을 정확히 예측하기 위해서는 대기 굴절률 분포에 대한 정밀한 모델링이 요구된다. 한반도 상공의 대기 굴절률의 경우, 한반도 및 인접 지역의 9개 고층 기상 관측소(백령도, 오산 등)에서 제공하는 라디오존데 측정값을 동일 시각과 동일 고도로 정렬한 뒤, 이를 공간 보간하여 추정할 수 있다. 보간 결과의 예측 정확도는 보간 샘플의 수에 비례하므로<sup>[2]</sup>, 본 논문에서는 굴절률의 정밀한 모델링을 위해 관측이 중단된 3개의 관측소(속초·창원·제주)에서의 과거 관

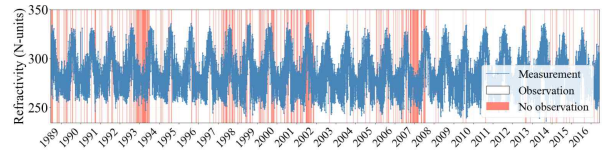


그림 1. 제주 관측소에서의 대기 굴절률 시계열  
Fig. 1. Time series of atmospheric refractivity at Cheju station.

측값을 활용함으로써 보간 샘플을 추가 확보하였다.

그림 1은 제주 관측소(47185)에서 1989~2016년 동안 관측된 대기 굴절률의 시계열을 나타낸 것이다. 대기 굴절률의 시계열은 계절성 및 다양한 변동 패턴을 포함하고 있어, 목표 시각  $t$ 에서의 굴절률 예측을 위해서는 이러한 패턴에 대한 학습이 요구된다.

표 1은 관측이 중단된 3개의 관측소(속초·창원·제주)에서 특정 기간의 시계열(training set)을 학습한 다양한 시계열 예측 모델을 활용해, 특정 기간 값(test set)을 예측하고, 그 성능을 비교한 것이다. 특정 기간은 각 관측소 과거 시계열의 일부이며, 모델의 성능은 해당 구간의 값을 예측한 뒤 이를 실제 관측값과 비교함으로써 평가되었다. 본 논문에서 시계열 예측의 성능 평가 지표로 MAPE(mean absolute percentage error)를 적용했을 때, LSTM은 모든 관측소에서 RNN(recurrent neural network) 및 ARIMA(autoregressive integrated moving average)보다 낮은 오차율을 보였다. 이는 LSTM이 게이트 구조(forget, input, output gates)를 통해 장기 의존성을 효과적으로 학습하여, 계절성과 단기 변동을 동시에 반영할 수 있기 때문이다. RNN은 학습 과정에서 기울기 소실 문제

표 1. 관측소별 시계열 예측 모델 성능 비교

Table 1. Performance comparison of time series forecasting models at each station.

Station	Model	Training set	Test set	MAPE (%)
47090	LSTM	2001~2016	2016.09~11	1.00
	RNN	2001~2016	2016.09~11	3.66
	ARIMA	2001~2016	2016.09~11	5.47
47155	LSTM	2022~2023	2023.01~03	1.45
	RNN	2022~2023	2023.01~03	4.58
	ARIMA	2022~2023	2023.01~03	6.71
47185	LSTM	1989~2016	2016.03~03	1.56
	RNN	1989~2016	2016.03~05	8.01
	ARIMA	1989~2016	2016.03~05	5.84

표 2. 시계열 예측 모델의 구조

Table 2. Configuration of time series forecasting models.

Model	LSTM	RNN	ARIMA
Type	Seq2Seq	Seq2Seq	SARIMA (4,1,3)×(1,1,1,12)
Input	60 steps	60 steps	4 steps
Output	10 steps	10 steps	1 steps
Layer	2	2	-
Hidden units	128	128	-
Parameters	0.23 M	0.17 M	10 coefficients

로 인해, 대기 굴절률의 장기 패턴 학습이 제한되고, ARIMA는 선형 패턴에는 강점이 있으나 시계열의 비선형적인 변동성 반응에 한계가 있다. 이로써 LSTM을 활용하면 과거 데이터의 시계열을 통해, 목표 시점  $t$ 의 대기 굴절률을 정확히 예측할 수 있고, 이를 공간 보간의 추가 샘플로 활용할 수 있다. 예측에 사용된 모델의 구조는 표 2와 같으며, 학습 데이터의 구성 방식, 네트워크 구조, 모델 훈련 과정은 선행 연구<sup>3)</sup>를 기반으로 설정 및 구현하였다.

그림 2는 한반도 및 주변국에 분포하는 라디오존데 관측소 위치와 2023년 1월 12일 00시 UTC에 각 관측소에서 얻은 고도 1,200 m에서의 측정값을 공간 보간하여 얻은 대기 굴절률 분포를 나타낸다. 그림 2(a)는 현재 운영 중인 9개 관측소(하얀색 화살표)의 실측값만을 이용하여 예측된 결과로, 샘플 수의 제한으로 전반적으로 굴절률 분포가 과도하게 평탄화되어 국지적 변동성이 충분히 반영되지 못함을 확인할 수 있다. 그림 2(b)는 여기에 운영이 중단된 3개 관측소(빨간색 화살표)에서의 시계열을 통해 LSTM으로 예측된 값을 추가하여 총 12개의 샘플로 보간한 결과로, 제주도 남쪽 해역 및 경상도 남쪽 지역, 강원도 지역에서 더 세분

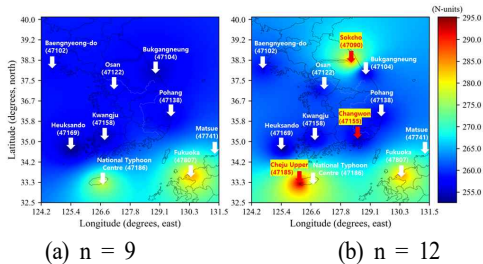


그림 2. 보간 샘플의 수에 따른 대기 굴절률 분포  
Fig. 2. Horizontal profiles of refractivity with varying number of interpolation samples.

화된 굴절률 변화 양상이 나타난다. 이러한 결과는 보간에 활용된 샘플 수의 증가가 굴절률의 공간적 세부 구조를 보다 정밀하게 표현하는 데 기여하고, 이를 통해 대기 굴절률이 더욱 참값에 가깝게 예측될 수 있음을 보여준다.

### III. 대기 환경에서의 전파 특성 분석

본 논문에서는 북위 32.5°~39.0°, 동경 125.0°~130.0° 범위의 한반도 및 주변 지역을 대상으로, 그림 3과 같이 Ku 밴드 대역에서 정지궤도 위성에서 지상으로 신호를 송신하는 다운링크(downlink) 시나리오를 가정하여 전파 특성을 분석하였다. 대기 환경을 고려하기 위하여, 그림 2와 같이 분석 시점인 2023년 1월 12일 00시(UTC)에 한반도 및 주변국 기상 관측소에서 관측된 자료를 공간 보간하여 대기 굴절률을 생성하였으며, 고주파 근사 기법인 광선추적법(ray tracing)과 기하광학법(geometrical optics)에 기반한 전파 해석 알고리즘을 적용하였다<sup>4)</sup>. 정지궤도 위성은 동경 127.7°E 적도 상공에 위치하고 100 W의 전력으로 신호를 송신한다고 가정하였다. 송신 안테나를 36.1 dBi의 이득과 0.64°의 3 dB 빔폭을 갖는 파라볼릭 반사판으로 구성하고, 주 빔이 36.1°N, 127.7°E의 지상국을 지향하도록 설정하였다.

그림 4(a)는 지구 대기권을 자유공간으로 가정했을 때의 지상에서의 수신 전력 분포를 나타낸다. 자유 공간에서는 전파가 직진하는 특성을 가지므로, 수신 전력이 최대인 지점(북위 36.1°N, 동경 127.7°E)은 위성 안테나의 주 빔이 지향하는 좌표와 정확히 일치한다. 반면, 대기 굴절률을 적용한 경우, 전파가 굴절되기 때문에 수신 전력이 최대인 지점이 안테나의 주 빔이 지향하는 지점에서 벗어나 다른 곳에 형성되었으며, 통신 커버리지(Rx sensitivity: -130 dBm)의 분포 또한 변화하였다. 주 빔이

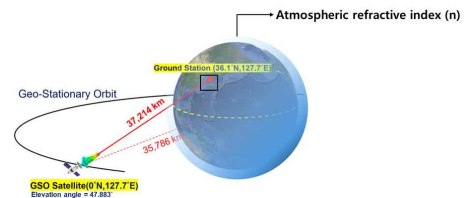


그림 3. 정지궤도 위성의 다운링크 시나리오  
Fig. 3. Geostationary orbit satellite downlink propagation scenario in the atmosphere.

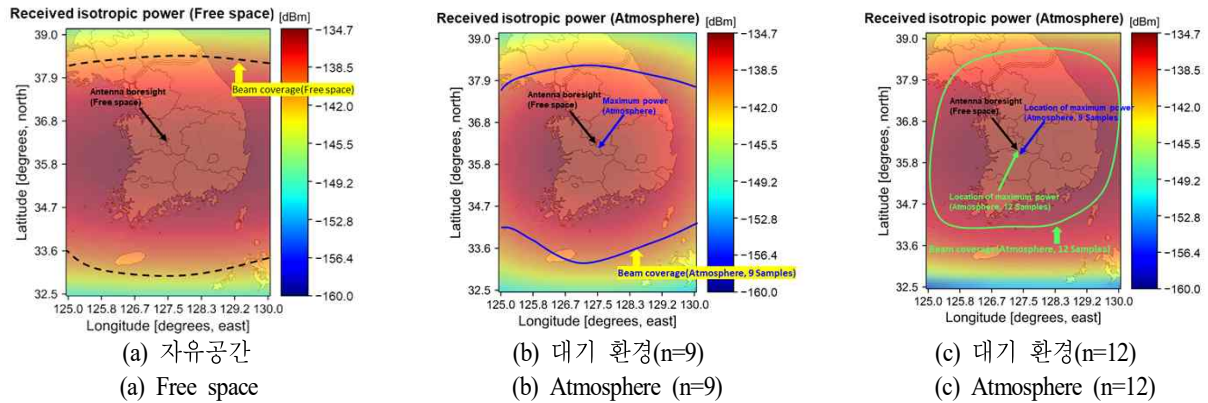


그림 4. 자유공간 및 대기 환경에서의 수신 전력 분포, 최대 수신 전력 위치, 통신 커버리지 비교

Fig. 4. Comparison of received power distribution, location of maximum received power, and communication coverage under free-space and the atmosphere.

지향한 지점과의 직선 거리는 대기 굴절률 모델링에 9개의 샘플을 사용한 그림 4(b)에서 약 19.24 km, LSTM으로 예측된 3개의 샘플(속초·창원·제주)을 추가하여 총 12개의 샘플을 사용한 그림 4(c)에서는 약 17.55 km로 나타났다. 이는 샘플을 추가함으로써, 굴절률의 공간적 변화를 보다 정확히 반영할 수 있었기 때문으로 해석된다.

일반적으로 대기 환경을 고려한 전파 특성 예측의 정확도는 대기 굴절률 모델링의 정밀도에 의존하며, 모델의 정밀도는 공간 보간법에 사용되는 관측 샘플의 수에 비례하여 향상된다. 따라서 12개의 샘플을 사용하여 대기 굴절률을 모델링한 그림 4(c)의 예측 결과는 9개 샘플을 사용한 그림 4(b)의 예측 결과보다 전파의 실제 특성에 더 근접한 결과일 것으로 추론할 수 있다. 결론적으로 본 연구는 대기 굴절률의 시계열로부터 공간 보간법에 필요한 샘플을 추가 확보하는 것이 예측 결과의 신뢰도를 높여, 위성에서 지상국까지의 전파 특성 예측 기술을 고도화하는 방안이 될 수 있음을 시사한다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 관측이 중단된 3개의 기상 관측소(속초·창원·제주)관측소의 대기 굴절률의 시계열을 LSTM으로 학습하여 목표 시점  $t$ 의 값을 예측하였다. 예측 결과, LSTM은 평균 MAPE 1.29 %를 달성하여 RNN(5.75 %)과 ARIMA(5.68%)대비 낮은 오차율을 보였다. 이러한 예측

치를 기존 9개 샘플에 추가하여 총 12개의 샘플로 공간 보간을 수행한 결과, 대기 굴절률의 공간적 세부 구조가 보다 세밀하게 재현되어 모델링의 정확도가 향상되었다. 나아가 이를 정지궤도 위성의 다운링크 시나리오에 적용함으로써, 딥러닝 기반의 시계열 예측과 공간 보간의 결합이 대기 환경에서의 전파 특성 예측 정확도 향상에 기여할 수 있는 가능성을 제시하였다.

#### References

- [1] C. Kim, D. Y. Na, and Y. B. Park, "Electromagnetic wave propagation from low-earth orbit satellite to ground station considering interpolated atmospheric environments," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 95853-95861, Jul. 2021.
- [2] J. Li, A. D. Heap, "A review of spatial interpolation methods for environmental scientists," *Geoscience Australia, Record*, vol. 23, pp. 137-145, 2008.
- [3] J. Yang, J. Heo, J. Kim, Y. Park, H. Choo, and Y. B. Park, "Deep neural network-based time series atmospheric refractivity prediction model using meteorological observation data," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 34, no. 11, Nov. 2023, pp. 860-863.
- [4] B. R. Bean, G. D. Thayer, "Models of the atmospheric radio refractive index," in *Proceedings of the IRE*, vol. 47, no. 5, May 1959, pp. 740-755.