

3 차원 스펙트럼 보간을 위한 Kriging 기반 신경망 구조 모델

맹승준

한양대학교 ERICA 전자공학부

sjmaeng@hanyang.ac.kr

Kriging-based Neural Network Model for 3-D spectrum interpolation

Sung Joon Maeng

Hanyang University ERICA, Department of Electrical Engineering

요 약

UAV(unmanned aerial vehicle)는 많은 분야에서 잠재적 활용 가능성 때문에 미래 기술로 주목을 받고 있다. 이에 따라, 차세대 셀룰러 통신 네트워크는 지상의 유저 뿐만 아니라 UAV 와 같은 항공의 기체까지 통신영역을 확장하게 된다. 이를 효율적으로 운용하기 위해서는 지상과 항공통신 간의 스펙트럼 공존을 위한 자원 관리가 필수적이다. 본 연구에서는 3 차원 공간에서의 스펙트럼 감시를 위한 스펙트럼 공존 기법은 연구한다. 특히, Kriging 해법을 U-Net 구조에 응용한 딥러닝 신경망 구조를 제안하고 성능을 검증한다.

I. 서 론

차세대 셀룰러 통신 환경에서는 주파수 자원이 제한적인 반면, 높은 데이터 전송률과 신뢰성에 대한 요구가 지속적으로 증가함에 따라 효율적인 스펙트럼 관리가 중요한 과제로 대두되고 있다. 특히, UAV 를 포함하는 셀룰러 환경에서는 UAV 와 기존 지상 사용자 단말이 동일한 셀룰러 스펙트럼을 공유하면서도 각자의 서비스 품질(QoS) 요구사항을 충족해야 한다. 특히 UAV 의 제어 및 통신 링크는 높은 신뢰성과 낮은 지연 특성을 요구하므로, QoS 요구사항을 만족시키기 위해 3 차원 공간에서의 정확하고 동시적인 스펙트럼 점유 상태 모니터링이 필수적이다.

서로 다른 위치에서 수집된 스펙트럼 측정 데이터를 이용한 스펙트럼 맵 보간 기법은 그동안 활발히 연구되어 왔다. Kriging 은 측정 지점 간의 공간적 상관관계를 활용하여 최적의 선형 불편 추정치(BLUE)를 제공하는 대표적인 스펙트럼 예측 방법이며, 기존 연구에서는 이를 이용해 UAV 가 서로 다른 고도에서 측정한 스펙트럼을 3 차원 영역으로 확장하여 보간하였다.

본 연구에서는 UAV 가 3 차원 공간의 스펙트럼 점유 상태를 수집하는 환경을 고려하며, 두 기준 고도에서 수집된 측정 데이터를 이용해 중간 고도의 스펙트럼을 추정하는 신경망 기반 알고리즘을 제안한다. 제안된 기법은 U-Net 인코더 구조에 Kriging 기반의 필터 블록을 병렬로 연결하여 기존의 U-Net 구조보다 성능을 향상시킨다. 실제 측정 데이터셋을 이용한 시뮬레이션을 통해 제안 기법이 기존 Kriging 보간 및 다른 신경망 기반 방법보다 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있다.

II. 본 론

가. UAV 를 이용한 3 차원 스펙트럼 감시

UAV 를 이용한 스펙트럼 센싱을 이용하여 3 차원 공간에 대해 스펙트럼을 모니터링하는 시나리오를 가정한다. 스펙트럼 센서를 탑재한 UAV 가 3 차원 커버리지 영역을 이동하면서 특정 주파수 대역에 대해 스펙트럼 점유 상태를 측정한다. 3 차원 영역을 효율적으로 커버하기 위해 패턴화된 경로를 따라 스캔하고 여러 고도를 반복적으로 이동한다. 여러 고도에서 스펙트럼 점유 정보(수신 신호 세기)를 수집한 후, UAV 는 서로 다른 고도 수준에서 수신된 신호 세기를 보간하여 해당 지역의 3 차원 공간에 대한 스펙트럼 점유 상태를 재구성한다. 이때, 매우 작은 고도 간격마다 정밀하게 스펙트럼을 측정하는 것은 비효율적이므로, 3 차원 스펙트럼 맵을 완성하기 위해 고도 방향의 보간 기법을 적용한다.

나. Ordinary Kriging 을 이용한 스펙트럼 보간

본 절에서는 ordinary Kriging(OK) 기반의 스펙트럼 보간 기법을 소개한다. OK 는 주변의 관측값들을 기반으로 평균 제곱 예측 오차(MSE)를 최소화함으로써 미지 위치에서의 값을 추정하는 방법이다. OK 해법의 최적의 가중치 값은 다음의 수식을 통해 도출된다 [1].

$$\begin{bmatrix} \mu \\ \kappa \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Gamma & 1 \\ 1^T & 0 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \gamma_0 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

여기서 μ 는 최적화된 가중치, Γ 는 관측 값 간의 semi-variogram 행렬, γ_0 는 미지의 값과 관측 값 간의 semi-variogram 벡터이다. 식 (1)을 통해 Kriging 가중치 벡터를 계산한 후, 알려진 위치에서 수신된 신호 세기를 선형 결합함으로써 미지 위치에서의 수신 신호 세기를 다음의 수식으로 보간할 수 있다.

$$\hat{r}(l_0) = \sum_{i=1}^M \mu_i^* r(l_i). \quad (2)$$

여기서 l_0 는 추정하는 미지의 위치, l_i 는 관측 위치, $r(l_i)$

는 측정된 수신 신호 세기이다.

다. Kriging 해법과 결합한 U-Net 인코더 설계

U-Net 구조는 여러 개의 인코더 블록, 하나의 병목 구조, 그리고 여러 개의 디코더 블록으로 구성된다.[2] 인코더, 병목, 디코더 블록 모두 두 번의 2-D convolution - batch normalization(BN) - rectified linear unit(ReLU) 흐름으로 구성되어 있다. 하지만, 인코더 블록에서는 마지막에 maxpooling(MP) 연산이 출력되고, 병목 구조는 dropout 연산이 출력되며, 디코더 블록은 ReLU의 출력이 그대로 사용된다. 본 논문에서 제안하는 신경망 구조는 인코더 블록 두 번째 2-D convolution 단계에서 OK 해법에서 얻은 가중치를 기반으로 설계한 Kriging spatial filter를 병렬 구조로 통과시킨다. 특히, 2-D convolution 연산은 주변 픽셀 값에 학습 가능한 가중치를 곱해 합산하는 방식으로 동작하기 때문에, 주변 샘플 지점을 관측한 위치로 간주할 경우 Kriging spatial filter에 의한 연산은 가중치 산출 방식만 다를 뿐 수학적으로 동일한 형태를 갖는다. 이러한 관점에서 본 연구에서는 U-Net 인코더 블록 내에 Kriging 공간 필터의 출력을 결합한 구조를 제안한다.

라. 실측 데이터셋 수집

본 논문에서 사용된 실측 데이터는 미 노스캐롤라이나 주립대(NC State Univ.)에서 구축한 AERPAW 실험장에서 수집되었다. 기지국(eNB) 타워가 설치된 시골 환경에서 실험이 수행되었다. LTE 기지국 타워를 software-defined radio (SDR)를 사용하여 구축하였고, 주파수 3.51 GHz를 사용하여 LTE 하향링크 신호를 지속적으로 송신하였다. SDR 수신기와 GPS 모듈을 탑재한 UAV는 사전에 설계된 비행 경로를 따라 실험 지역을 비행하며 I/Q 데이터 샘플을 수집하였고, 동일한 경로를 유지한 채 30 m, 50 m, 70 m, 90 m, 110 m의 여러 고도에서 비행을 반복하였다. 수집된 I/Q 데이터로부터 LTE 수신기 알고리즘을 통해 RSRP 값을 도출하였고, 이를 수신 신호 세기로 사용하였다.[3]

마. 시뮬레이션 결과

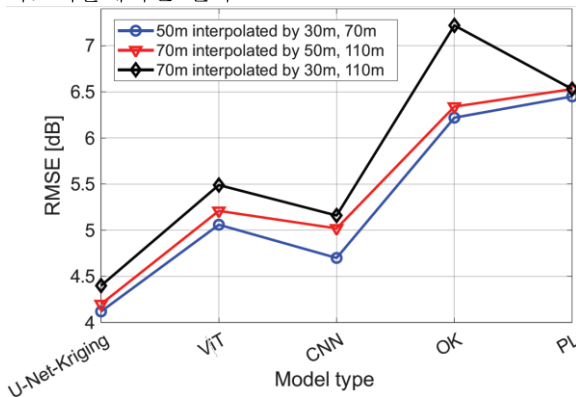


그림 1 제안된 알고리즘과 ViT, CNN, OK, PL 알고리즘과 RMSE 성능 비교.

그림 1은 본 논문에서 제안한 Kriging을 결합한 U-Net 인코더 구조(U-Net-Kriging)를 vision transformer(ViT), convolution neural network(CNN), OK 기반 추정, pathloss(PL) 기반 추정 기법들과 RMSE 성능을 비교한 결과를 보여준다. 결과로부터 제안한 알고리즘이 다른 벤치마크 알고리즘 대비 RMSE가 작게 나옴을 확인할 수 있다. 또한, 추정 시나리오를 고도

50M와 70M로 나누었고, 70M의 경우 20M 간격과 40M 간격을 보간하는 경우로 나누었다.

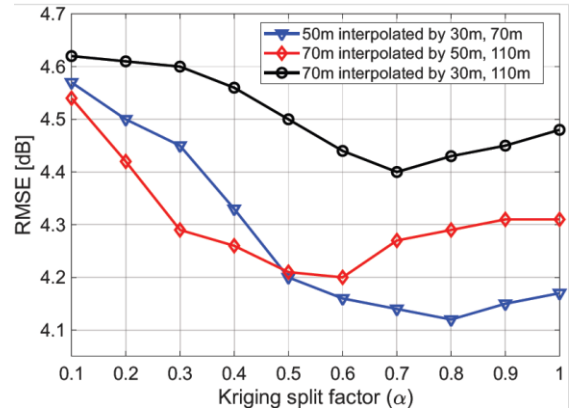


그림 2 Kriging split factor에 따른 RMSE 성능비교

제안한 U-Net 인코더 구조는 Kriging spatial filter를 통과한 결과와 2-D convolution을 통과한 결과를 결합할 때 결합 비율을 정하는 Kriging split factor (α) 설정이 필요하다. 예를 들어, $\alpha = 1$ 으로 설정하면 Kriging spatial filter 결과를 전혀 사용하지 않게 된다. 그림 2의 결과는 α 에 따른 RMSE 성능 변화를 보여준다. 결과로부터 최적의 α 값이 추정 고도 시나리오에 따라 다를 수 있고, 기존의 U-Net 인코더 구조에 비해서도 성능 개선이 있음을 보여준다.

III. 결론

본 논문에서는 UAV 기반 3차원 스펙트럼 모니터링 환경에서 고도 방향 스펙트럼 보간을 위한 Kriging 기반 신경망 구조를 제안하였다. OK의 공간 상관 특성을 U-Net 인코더 구조에 통합함으로써, 기존 Kriging 기반 보간 및 단순 신경망 기반 방법 대비 향상된 스펙트럼 추정 성능을 달성하였다. 실제 측정 데이터를 이용한 실험 결과, 제안 기법은 다양한 고도 시나리오에서 RMSE 성능을 효과적으로 개선함을 확인하였다.

참고 문헌

- [1] S. J. Maeng, O. Ozdemir, I. Guvenc and M. L. Sichitiu, "Kriging-Based 3-D Spectrum Awareness for Radio Dynamic Zones Using Aerial Spectrum Sensors," *IEEE Sens. J.*, Mar. 2024.
- [2] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," in *Proc. Int. Conf. Medical image computing and computer-assisted intervention*, Nov. 2015, pp. 234-241.
- [3] S. J. Maeng, O. Ozdemir, I. Guvenc, M. L. Sichitiu, M. Mushi and R. Dutta, "LTE I/Q Data Set for UAV Propagation Modeling, Communication, and Navigation Research," *IEEE Comm. Mag.*, Sep. 2023.