

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

요약

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 UAV와 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. 서론

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, UAV를 포함하는 셀룰러 환경에서는 UAV와 기존 지상 사용자 단말이 동일한 셀룰러 스펙트럼을 공유하면서도 각자의 서비스 품질(QoS) 요구사항을 충족해야 한다. 특히 UAV의 제어 및 통신 링크는 높은 신뢰성과 낮은 지역 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. Kriging은 측정 지점 간의 공간적 상관관계를 활용하여 최적의 선형 불편 추정치(BLUE)를 제공하는 대표적인 스펙트럼 예측 방법이며, 기존 연구에서는 이를 이용해 UAV가 서로 다른 고도에서 측정한 스펙트럼을 3 차원 영역으로 확장하여 보간하였다.

본 연구에서는 UAV가 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. 본론

가. UAV를 이용한 3 차원 스펙트럼 감시

UAV를 이용한 스펙트럼 센싱을 이용하여 3 차원 공간에 대해 스펙트럼을 모니터링하는 시나리오를 가정한다. 스펙트럼 센서를 탑재한 UAV가 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, UAV는 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 Kriging을 이용한 스펙트럼 보간

본 절에서는 ordinary Kriging(OK) 기반의 스펙트럼 보간 기법을 소개한다. OK는 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 ReLU 의 출력이 그대로 사용된다. 본 논문에서 제안하는 신경망 구조는 인코더 블록 두 번째 2-D convolution 단계에서 OK 해법에서 얻은 가중치를 기반으로 설계한 Kriging spatial filter 를 별도로 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 filter 에 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 GHz 를 사용하여 LTE 하향링크 신호를 지속적으로 송신하였다. SDR 수신기와 GPS 모듈을 탑재한 UAV 는 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 m 의 여러 고도에서 비행을 반복하였다. 수집된 I/Q 데이터로부터 LTE 수신기 알고리즘을 통해 RSRP 값을 도출하였고, 이를 수신 신호 세기로 사용하였다.[3]

마. 시뮬레이션 결과

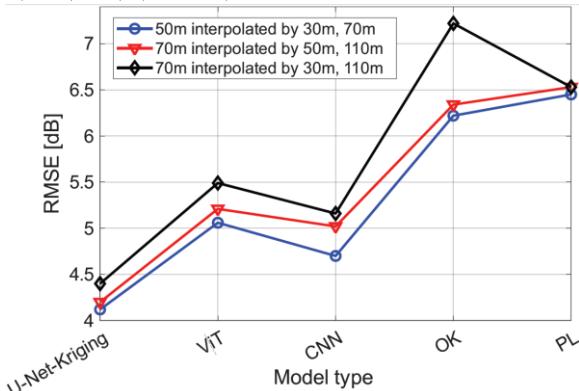


그림 1 제안된 알고리즘과 ViT, CNN, OK, PL 알고리즘과 RMSE 성능 비교.

그림 1 은 본 논문에서 제안한 Kriging 을 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 RMSE 가 작게 나옴을 확인할 수 있다. 또한, 추정 시나리오를 고도

50M 와 70M 로 나누었고, 70M 의 경우 20M 간격과 40M 간격을 보간하는 경우로 나누었다.

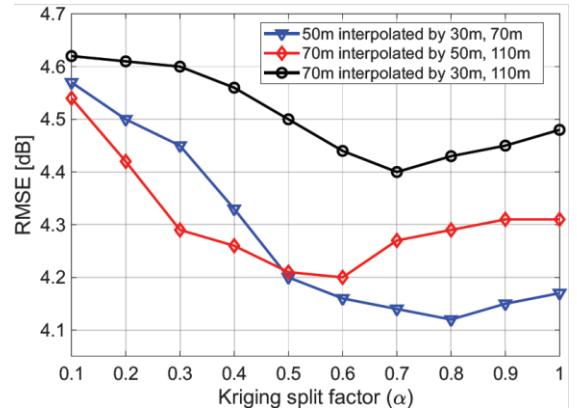


그림 2 Kriging split factor에 따른 RMSE 성능 비교

제안한 U-Net 인코더 구조는 Kriging spatial filter 를 통과한 결과와 2-D convolution 을 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 2 의 결과는 α 에 따른 RMSE 성능 변화를 보여준다. 결과로부터 최적의 α 값이 추정 고도 시나리오에 따라 달라질 수 있고, 기존의 U-Net 인코더 구조에 비해서도 성능 개선이 있음을 보여준다.

III. 결론

본 논문에서는 UAV 기반 3 차원 스펙트럼 모니터링 환경에서 고도 방향 스펙트럼 보간을 위한 Kriging 기반 신경망 구조를 제안하였다. OK 의 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 Commun. Mag.*, Sep. 2023.