

# 인공신경망을 이용한 산란된 마이크로웨이브 신호의 이미징

손원형, 장아름, 김동민, 손성호

순천향대학교

20144219@sch.ac.kr, mansse@sch.ac.kr, dmk@sch.ac.kr, son@sch.ac.kr(교신)

## Imaging of scattered microwave signals by using artificial neural networks

Wonhyung Son, Areum Jang, Dong Min Kim, Seong-Ho Son

Soonchunhyang Univ.

### 요약

본 논문에서는 기존에 전파 이미징 연구에서 사용되고 있던 수학적 해석기반의 이미지가 아닌 인공 신경망을 이용한 데이터 기반의 전파 이미징 기법을 제시하였고, 물체의 위치를 인공신경망을 학습시켜 인공신경망으로 복원한 이미지와 Bifocusing으로 복원한 이미지를 비교하였다.

### I. 서론

전파 이미징은 많은 분야에서 관심을 받고 있는 연구이다. 기존 연구에서 사용하는 이미지 복원 방법은 수학적 해석을 통하여 이미지를 복원하는 방법을 사용한다. 하지만 이러한 수학적 해석 방법들은 여러 장애물이 존재하는 복잡한 환경에서 측정환경을 수학적으로 모델링하기 어렵고 측정하고자 하는 물체가 안테나에 가까이 있거나 측정데이터에 노이즈가 포함 되어 있을 경우 이미지의 품질이 저하되는 문제가 발생한다. 따라서 본 논문에서는 측정데이터를 인공신경망으로 학습시켜 수학적 해석이 아닌 데이터 기반으로 이미지를 복원하여 이러한 문제를 해결하고자 한다.

### II. 본론

본 논문에서는 인공신경망을 사용하여 측정 데이터를 통해서 이미징하는 방법을 제안한다. 인공신경망은 입력과 출력값을 알고서 학습하는 지도학습의 종류 중 하나이다. 인공신경망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어있다. 은닉층은 여러층이 있을 수 있지만 본 연구에서는 하나의 층만 이용하였다. 비용함수는 cross-entropy를 사용하고[1] 학습 알고리즘으로는 Scaled Conjugate Gradient (SCG) 알고리즘을 사용했다.[2] 입력 벡터는 S파라미터를 사용한다. 안테나는 송신과 수신이 모두 가능한 모노폴 안테나 16개를 사용하며, 측정 주파수는 950 MHz를 사용한다. S파라미터 측정은 1개의 안테나에서 신호를 송신하고 나머지 15개의 안테나에서 수신한다. 입력 벡터에 사용되는 S파라미터는 차분 S파라미터  $\Delta S_{ji}$ 의 Amplitude를 사용한다. 차분 S파라미터  $\Delta S_{ji}$ 는 물체가 있을 때 측정된 S파라미터  $S_{ji}^{obj}$ 에서 물체가 없을 때 측정된 S파라미터  $S_{ji}^{ref}$ 를 뺀 값이다.  $i$ 는 송신안테나의 번호이며  $j$ 는 수신안테나의 번호이다. 송신 안테나와 수신안테나가 같은 경우에는 측정된 데이터는 0을 사용한다. 한 칸의 픽셀의 사이즈는 5mm로 사용하였다. 따라서 출력을 구성하는 데이터는  $28 \times 28$  픽셀 사이즈의 이미지로 784개의 데이터로 사용한다. 측정 모델은 2mm의 금속막대를 사용한다. 물을 채운  $600 \times 400 \times 600 \text{ mm}^3$  사이즈 수조에 16개의 안테나를 같은 각도의 원형 배열로 배치한다.

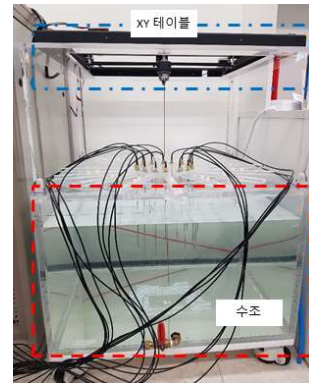


그림 1. 데이터 측정환경

금속막대를 1 mm 간격으로 이동하며 모든 좌표의 S파라미터를 측정한다. 모든 좌표 중 1000개의 데이터만 랜덤하게 추출하여 학습을 한다. 랜덤하게 추출한 데이터 셋은 학습, 검증, 테스트로 비율은 70:15:15로 나누어 학습한다. 은닉층 뉴런의 수는 35개 사용한다. 인공신경망의 입력층의 뉴런 수는 256개 이고 은닉층은 35개 출력층은 784개이다. 784의 출력 데이터는  $28 \times 28$  픽셀의 이미지로 변환된다. 학습된 네트워크 이용하여 복원한 이미지와 Bifocusing[3]를 사용한 이미지와 비교하려 한다.

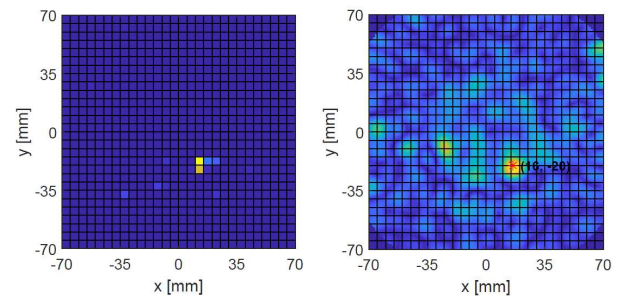


그림 2. 금속막대가 (16, -17) mm 에 있을때 (a)인공신경망과 (b)Bifocusing로 복원한 이미지

그림 2(a)는 실제 (16, -17)mm 위치에 금속 막대가 있을 때 인공신경망을 이용하여 이미지를 복원한 이미지이고 그림2(b)는 같은 위치일 때 Bifocusing 방법으로 복원한 이미지이다. 그림2 에서 격자 1칸의 크기가 5 mm 간격이다. 빨간 별표로 표시된 부분은 Bifocusing으로 이미지를 복원하였을 때 가장 큰 신호를 갖는 부분이다. 안테나와 금속막대의 거리가 멀고 노이즈가 적은 환경인 그림 2일 때 인공신경망으로 복원한 이미지와 Bifocusing방법으로 복원한 이미지 큰 아티팩트 없이 타겟 부분에 이미지가 만들어지는 것을 확인할 수 있다. 그림3은 금속 막대가 (27, -59) mm 에 있을 때 복원한 이미지이다. 격자의 1칸이 5 mm 이다. 인공신경망으로 복원한 이미지인 그림3(a)을 확인해 보면, 큰 아티팩트 없이 타겟 위치에 이미징 되는 것을 확인할 수 있다. 하지만 Bifocusing방법으로 복원한 이미지인 그림3(b)를 확인해 보며, 타겟 위치에 이미징이 되었지만 주변 큰 아티팩트가 생기며 실제 타겟의 위치와 다른 장소에서 가장 큰 신호가 발생하는 것을 확인할 수 있다.

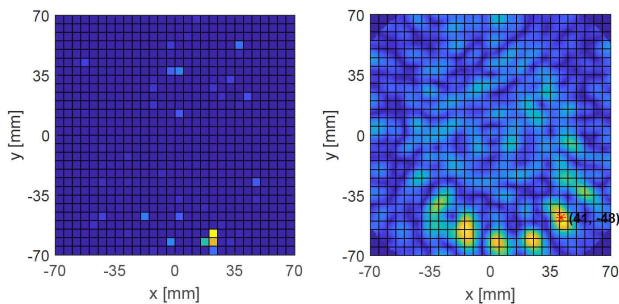


그림 3. 금속막대가 (27, -59) mm 에 있을때 (a)인공신경망과 (b)Bifocusing로 복원한 이미지

### III. 결론

실험 결과 BF방법으로 복원한 이미지는 안테나와 금속막대 사이가 적절하게 있다면 아티팩트 없이 이미지가 잘 복원되지만 금속막대와 안테나가 가까울 때 복원한 이미지에는 아티팩트가 발생하여 실제 위치를 확인하기 어려운 것을 확인할 수 있었다. 하지만 인공신경망으로 복원한 이미지는 안테나와 금속막대의 거리와 상관하지 않고 아티팩트 없이 하나의 장소에서 이미지가 잘 복원되는 것을 확인하였다. 따라서 본 논문에서 제시한 인공신경망을 이용한 데이터 기반의 전파 이미징은 장애물이 많은 복잡한 환경이라도 수치적 모델링 없이 이미징이 가능하고 안테나와 물체사이의 거리나 노이즈에 상관없이 이미지가 잘 복원되는 것을 확인하였다.

### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 ICT혁신인재4.0 사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2021-2020-0-01832)

### 참 고 문 헌

- [1] Reuven Y. Rubinstein, Dirk P. Kroese, "The cross-entropy method," Springer, 2004
- [2] David E. Rumelhart, James L. McClelland, "Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition. Vol. 1: Foundations", MIT Press, Cambridge, MA, 1986
- [3] Yoo Jin Kim, L. Jofre, F. De Flaviis and M. Q. Feng, "Microwave reflection tomographic array for damage detection of civil structures", IEEE Trans. Antennas Propag., vol. 51, pp. 3022-3032, Nov. 2003.