

# Hand Gesture Recognition을 위한 FMCW 레이더 Data Augmentation

김태영, 강도경, 유주하, \*이성주

세종대학교 전자정보통신공학과, \*세종대학교 전자정보통신공학과 및 지능형드론융합전공  
taeyoung@itsoc.sejong.ac.kr, dokyeong@itsoc.sejong.ac.kr, juha@itsoc.sejong.ac.kr,  
\*seongjoo@sejong.ac.kr

## FMCW Radar Data Augmentation for Hand Gesture Recognition

Taeyoung Kim, Dokyeong Kang, Juha Yoo, \*Seongjoo Lee

Dept. of Electrical Engineering, Sejong Univ.,

\*Dept. of Electrical Engineering and Dept. of Convergence Engineering  
for Intelligent Drone, Sejong Univ.

### 요약

레이더를 이용한 Hand Gesture Recognition(HGR)은 Human-Computer Interaction(HCI) 분야에서 상당한 관심을 받고 있다. 레이더를 이용한 HGR은 스펙트로그램을 입력으로 하는 인공지능 모델을 사용하는데, 이때 입력 데이터에 대한 Data Augmentation 방법이 부족하여 측정 횟수에 크게 의존하고 있다. 이에 본 논문은 Frequency Modulated Continuous Wave(FMCW) 레이더 기반 HGR에서 Micro-Doppler Signature를 입력으로 하는 시스템의 Data Augmentation 방법을 제안한다. 다수의 Rx 안테나를 통해 한 번의 측정으로 다수의 학습 데이터셋을 확보하였으며, 레이더의 원본 출력에 노이즈를 추가하여 새로운 학습 데이터셋을 구성하였다. 이를 간단한 인공지능 모델에 적용하여 Data Augmentation을 거치지 않았을 때보다 최대 4.5%의 정확도 향상을 확인하였다.

### I. 서론

Hand Gesture Recognition(HGR)은 인간의 손동작을 컴퓨팅에 이용하는 기술로, Human-Computer Interaction(HCI) 분야에서 최근 그 관심이 높아지고 있다. 지금까지의 HGR 연구는 카메라[1], 웨어러블 장치[2], 레이더를 이용한 방법이 주를 이룬다. 이때 카메라는 주변 조도에 영향을 많이 받으며, 웨어러블 장치는 사용자에게 장치를 착용해야 하는 제약이 존재한다. 이에 반해 레이더는 주변 조도에 영향을 받지 않으며, 장치를 착용할 필요 없이 동작을 인식할 수 있어 최근 레이더를 통한 HGR 연구가 활발히 진행되고 있다.

레이더를 통한 HGR은 레이더의 데이터를 인공지능의 입력으로 하여 동작을 분류한다. 인공지능은 학습 데이터의 양에 따라 성능에 영향을 받는다. 이러한 이유로 영상 입력의 경우 Data Augmentation을 통해 학습 데이터의 수를 크게 확보한다. 하지만 레이더의 데이터는 영상 입력과 달리 Data Augmentation 방법이 충분하지 않아, 측정 횟수에 크게 의존하고 있다. 이에 본 논문에서는 Frequency Modulated Continuous Wave(FMCW) 레이더의 특성을 이용하여 레이더 Data Augmentation을 시행하고, 인공지능 모델의 입력 데이터 개수를 효과적으로 증가시키는 방법에 대해 논한다. II.A에서는 FMCW 레이더 선정 배경과, 논문에서 사용할 시스템 배경에 대해 설명하고, II.B에서는 Data Augmentation 방법에 대해 제안한다. III에서는 제안한 Data Augmentation에 따른 인공지능의 성능변화를 확인한다.

### II. 본론

#### A. FMCW를 이용한 HGR

밀리미터파 FMCW 레이더를 사용하면 작은 범위를 높은 정확도로 측정하고 목표 범위와 상대 속도를 동시에 측정할 수 있다. 또한, FMCW 레이더 센서는 칩 집적도와 회로의 전압이 낮아 에너지 소비가 적고 무게가 가볍다. 이러한 이유로 FMCW 레이더를 이용한 HGR 연구가 이루어지고 있다[3]. FMCW 레이더는 Tx신호와 Rx신호의 차인 Intermediate Frequency(IF) 신호를 출력한다. 이때 IF 신호를 이용하면 타겟에 대한 range, Doppler, angle 정보를 얻어 낼 수 있다. FMCW 레이더를 이용한 HGR에서는 이와 같은 정보를 활용하여 인공지능의 입력에 사용하는데, 본 논문에서는 Micro-Doppler Signature 데이터만을 사용하는 시스템에 대해 논한다.

#### B. FMCW 레이더의 Data Augmentation

본 논문에서는 FMCW 레이더의 Rx 안테나를 통해 데이터 개수를 증가시키는 방법을 제안한다. FMCW 레이더는 일반적으로 2개 이상의 Rx 안테나를 사용한다. 이는 타겟과 레이더 사이의 각도를 계산하기 위함이다. 이때 Rx 안테나의 물리적 위치 차이에 의해 각각의 Rx 안테나를 통해 얻어진 Micro-Doppler Signature는 미세한 차이를 보인다. 따라서 HGR에서 사용하는 인공지능의 입력이 Micro-Doppler Signature 데이터라면, 다수의 Rx 안테나로부터 얻어지는 각각의 IF신호를 모두 학습에 활용할 수 있다. 즉, 한 번의 측정으로 FMCW에 존재하는 Rx 안테나의 개수만큼의 데이터를 확보할 수 있다. 그림 1.(a), (b), (c)는 각각 다른 Rx 안테나로부터 얻어진 IF 신호를 스펙트로그램으로 나타낸 것이다.

\* 교신저자: 이성주

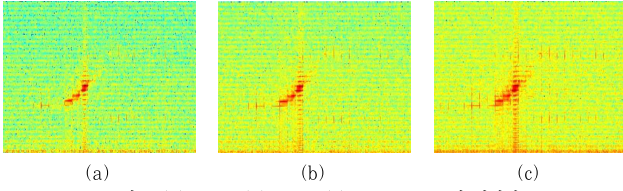


그림 1. (a). Rx1 (b). Rx2 (c). Rx3 으로부터 얻어진 한 번의 동작에 대한 IF신호의 스펙트로그램

본 논문에서는 기존의 Image Data Augmentation에 착안하여, FMCW 레이더의 IF신호에 노이즈를 추가함으로써 데이터 개수를 증가시키는 방법을 제안한다. 영상 데이터에 사용하는 Data Augmentation에는 회전, 반전, 자르기, 색조 변화, 노이즈 처리 등이 있다. 노이즈 처리를 제외한 다른 방법의 경우 레이더 데이터에 적합하지 않다. FMCW 레이더를 이용한 HGR에서 인공지능의 입력은 스펙트로그램이므로 회전, 또는 반전하거나 잘린 형태의 입력은 발생하지 않기 때문이다. 또한 스펙트로그램의 색상은 해당 위치에서의 Amplitude를 나타내므로, 색조를 변화시키는 것은 적합하지 않다. 이에 IF신호에 가우시안 노이즈를 추가하여 Image Data Augmentation과 같은 효과를 얻을 것을 기대할 수 있다. 그림 2.(a)는 원본 IF 신호의 스펙트로그램이며, 그림 2.(b)는 원본 IF 신호에 가우시안 노이즈를 적용한 후 나타낸 스펙트로그램이다.

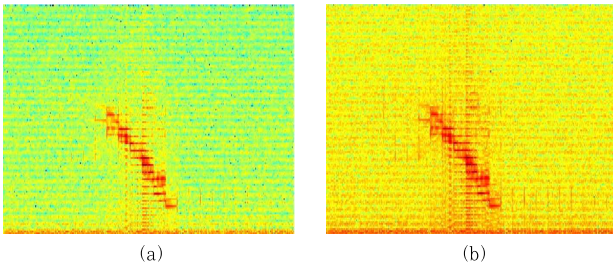


그림 2. (a). 원본 IF신호의 스펙트로그램 (b). 가우시안 노이즈를 추가한 IF신호의 스펙트로그램

### III. 결론

알고리즘을 검증하기 위해 총 9가지 손동작에 대한 간단한 인공지능 모델을 사용하여 각 기법에 따른 정확도 변화를 확인하였다. 이때 사용된 동작은 손을 밀어내는 동작(push), 손을 끌어오는 동작(pull), 손을 위에서 아래로 내리는 동작(UtoD), 손을 아래서 위로 올리는 동작(DtoU), 좌에서 우(LtoR), 우에서 좌(RtoL), 시계방향으로 손 돌리기(Rrotate), 반시계방향으로 손 돌리기(Lrotate), 손 흔들기(shake)이며, 이때 사용한 레이더는 BGT60TR13C 이다. 각 동작 당 85번의 측정을 진행하였고 이 중 20%의 데이터를 테스트 데이터셋으로 하였으며, 80% 데이터를 학습데이터로 사용하였다. 검증에 사용한 인공지능 신경망 구조는 표 1.과 같으며 Matlab 을 통해 검증하였다.

표 1. 검증에 사용한 인공지능 신경망 구조

Order	Layer	Type	Size
1	imageinput	Image input	656*875*3*1
2	conv_1	2D conv	656*875*16*1
3	batchnorm_1	Batch normalization	656*875*16*1
4	relu_1	ReLU	656*875*16*1
5	maxpool_1	2D max pooling	328*437*16*1
6	conv_2	2D conv	328*437*32*1
7	batchnorm_2	Batch normalization	328*437*32*1
8	relu_2	ReLU	328*437*32*1
9	maxpool_2	2D max pooling	164*218*32*1
10	conv_3	2D conv	164*218*64*1
11	batchnorm_3	Batch normalization	164*218*64*1
12	relu_3	ReLU	164*218*64*1

13	maxpool_3	2D max pooling	82*109*64*1
14	conv_4	2D conv	82*109*128*1
15	batchnorm_4	Batch normalization	82*109*128*1
16	relu_4	ReLU	82*109*128*1
17	maxpool_4	2D max pooling	41*54*128*1
18	fc	fully connected	1*1*9*1
19	softmax	softmax	1*1*9*1
20	classout	classification	1*1*9*1

표 2.는 Data Augmentation에 따른 모델의 검증 정확도이다. 성능 비교의 신뢰도 향상을 위해 5-fold 교차검증을 수행하였다. 대조군인 Model A는 Rx1의 데이터만으로 학습시킨 모델이다. Model B는 3개의 Rx1, Rx2, Rx3을 모두 사용하여 학습 데이터셋을 구성한 경우이며, Model C는 Rx1의 데이터와 가우시안 노이즈를 적용한 데이터셋으로 구성된 경우이다. Model D는 Rx를 모두 사용한 데이터와 가우시안 노이즈를 모두 적용한 데이터셋으로 구성되었다. 각 모델에 동일한 테스트 데이터 셋을 통해 정확도를 검증하였을 때, Model A는 85.7%, Model B는 89.2%, Model C는 88.5%, Model D는 90.3%로 본 논문에서 제안한 Data Augmentation을 모두 적용한 Model D가 기존 대비 4.5%의 검증 정확도 향상을 확인하였다. 이를 통해 FMCW 레이더를 사용한 HGR에서 사용하는 인공지능의 입력이 Micro-Doppler Signature 데이터라면, 본 논문에서 제안한 다수의 Rx를 사용하는 방법과, 원본 IF신호에 가우시안 노이즈를 추가하는 Data Augmentation 방법은 인공지능의 정확도 향상을 위해 적용 가능할 것으로 보인다.

표 2. Data set에 따른 K-fold 검증 정확도 (K=5)

Model	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Avg (%)
existed A	85	87.6	86.9	89.5	79.7	85.8
candidate B	87.6	88.2	91.5	87.6	90.8	89.2
candidate C	88.9	93.5	85	86.9	88.2	88.5
proposed D	90.2	91.5	90.2	90.2	89.5	90.3

### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단, 무인이동체 원천기술개발사업단의 지원을 받은 무인이동체원천기술개발사업(No. 2023M3C1C1A01098414) 및 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(No. 2023R1A2C1006340)을 받아 수행하였으며, 검증을 위한 EDA관련 툴은 IDEC의 지원을 받았음.

### 참고 문헌

- [1] Z. Ren, J. Meng and J. Yuan, "Depth camera based hand gesture recognition and its applications in Human-Computer-Interaction," 2011 8th International Conference on Information, Communications & Signal Processing, Singapore, 2011, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICICS.2011.6173545.
- [2] Z. Lu, X. Chen, Q. Li, X. Zhang and P. Zhou, "A Hand Gesture Recognition Framework and Wearable Gesture-Based Interaction Prototype for Mobile Devices," in IEEE Transactions on Human-Machine Systems, vol. 44, no. 2, pp. 293-299, April 2014, doi: 10.1109/THMS.2014.2302794.
- [3] A. Ren, Y. Wang, X. Yang and M. Zhou, "A Dynamic Continuous Hand Gesture Detection and Recognition Method with FMCW Radar," 2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), Chongqing, China, 2020, pp. 1208-1213, doi: 10.1109/ICCC49849.2020.9238935.