



EWHA WOMANS UNIVERSITY
DIGITAL SIGNAL PROCESSING LABORATORY

Action Recognition using 3D Point Cloud from Frequency Modulated Continuous Wave Radar Signals

윤희준*, 박지민, 김정태
이화여자대학교 전자전기공학과

Background

- **Frequency Modulated Continuous Wave(FMCW) 레이더**
 - 주파수가 선형적으로 증가하는 신호를 지속적으로 송신하고 물체에 반사된 신호를 수신 안테나로 획득하는 레이더
 - 송수신 신호를 혼합하여 레이더 센서와 객체의 거리, 속도, 각도를 추정 가능.
 - 카메라와 달리 사생활 침해 걱정 없이 모니터링이 가능하며 라이더 등의 센서보다 저렴한다는 장점 존재 [1]
- **기존 연구와 차별성**
 - 동작 인식 관련 기존 연구는 micro-Doppler 정보에 기반하는 경우가 많았음 [2][3].
 - 3차원 포인트 클라우드 이용 시 객체의 range, azimuth, elevation 정보를 표현 가능.
 - 따라서 3차원 좌표를 모두 반영한 포인트 클라우드를 이용하면 동작에 따른 변화를 더 잘 반영할 수 있다는 장점 존재 [4].
 - 본 논문에서는 FMCW 레이더를 이용해 단일 객체의 3차원 포인트 클라우드를 획득하고, 시간 정보를 반영할 수 있는 분류 알고리즘을 이용해 동작 분류를 수행함.

Data Processing Method

- **포인트 클라우드 생성**
 - 레이더 실험을 통해 획득한 raw data에 2D Capon Beamforming 적용하여 range-azimuth 히트맵 생성
 - Constant False Alarm Rate(CFAR)을 이용해 객체가 위치하는 range-azimuth 정보 추출
 - 연산량 감소를 위해 해당 range, azimuth 위치에서만 3D Capon Beamforming 수행하여 range-azimuth-elevation 3차원 히트맵 생성
 - 3차원 히트맵에서 미리 설정한 임계값 이상인 위치 추출하여 최종 3차원 포인트 클라우드 생성
- **최종 학습 데이터 생성**
 - 3차원 포인트 클라우드의 크기 [60(range) × 100(azimuth) × 100(elevation) × 100(frame)]은 학습하기에 너무 크다는 문제점이 존재.
 - 따라서 전체 frame, azimuth, elevation 위치 중 하나 걸러 하나씩 가져와 절반만 이용하는 서브샘플링 기법 적용
 - 이를 통해 데이터 크기를 [60(range) × 50(azimuth) × 50(elevation) × 50(frame)]으로 줄임. 이를 각 프레임별 1차원으로 재배열하고, 프레임 방향으로 쌓아 최종 학습 데이터 생성

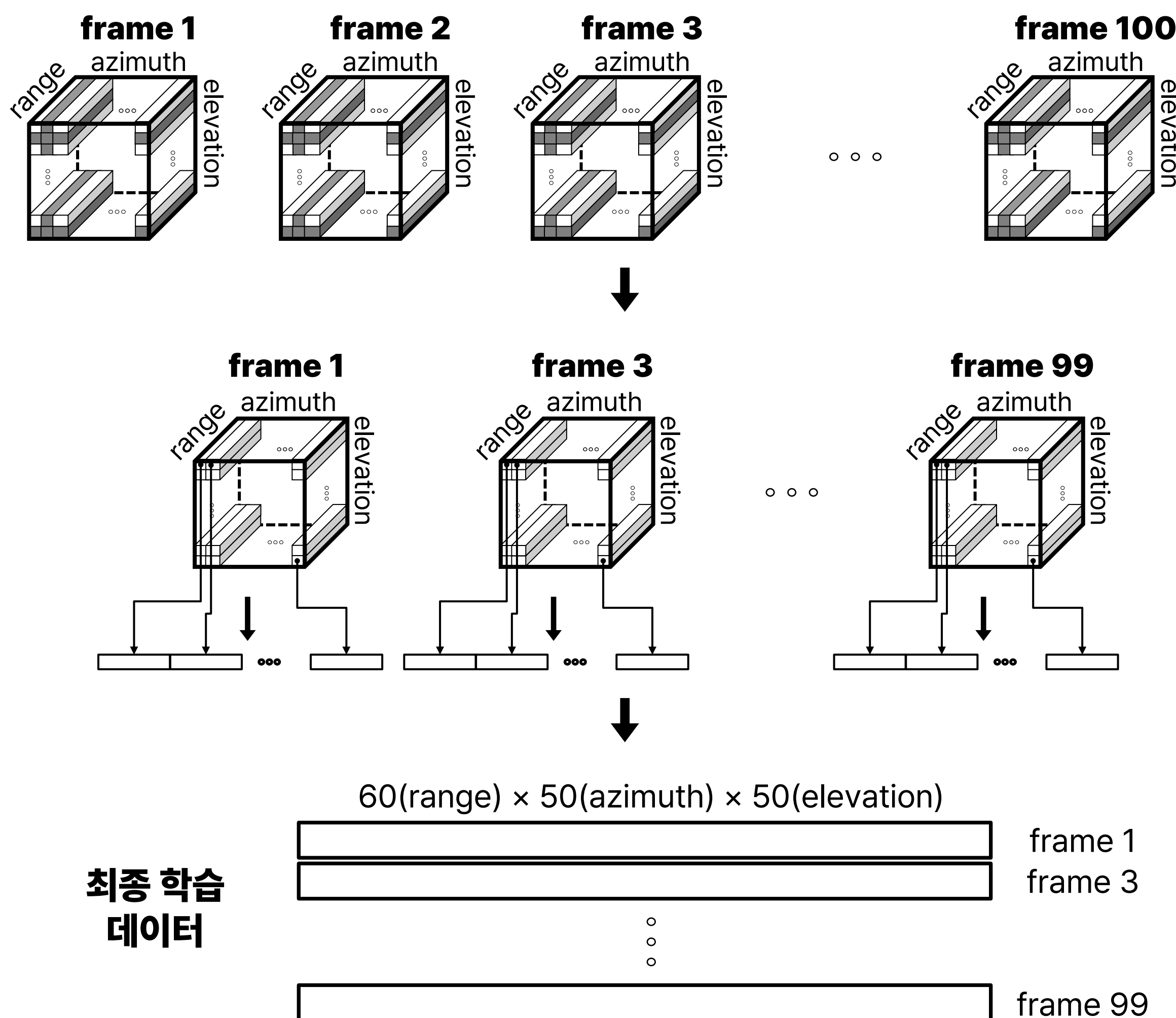


그림 1. 3차원 포인트 클라우드의 서브샘플링 및 1차원 변환 흐름도

Experimental Results

- 사용 레이더 : Texas Instruments IWR6843-ODS
- 파라미터 구성 : TX 안테나 3개, RX 안테나 4개, range resolution 4.7cm, FOV 120°, 프레임 간의 간격 0.05초
- 실험 동작 : 의자에 앉기 / 의자에서 일어나기 / 걷기 / 손 들기 / 쏘그려 앉기
- 실험 동작 별 지속시간 : 5초 (100 frame)
- augmentation : azimuth 방향으로 뒤집기 진행하여 전체 실험 데이터의 2배를 생성
- 데이터 개수 : 동작 별 68번, 총 340번의 실험 진행 후, augmentation 통해 680개 데이터 생성. 그 중 100개의 데이터는 테스트에, 580개의 데이터는 학습에 이용됨.

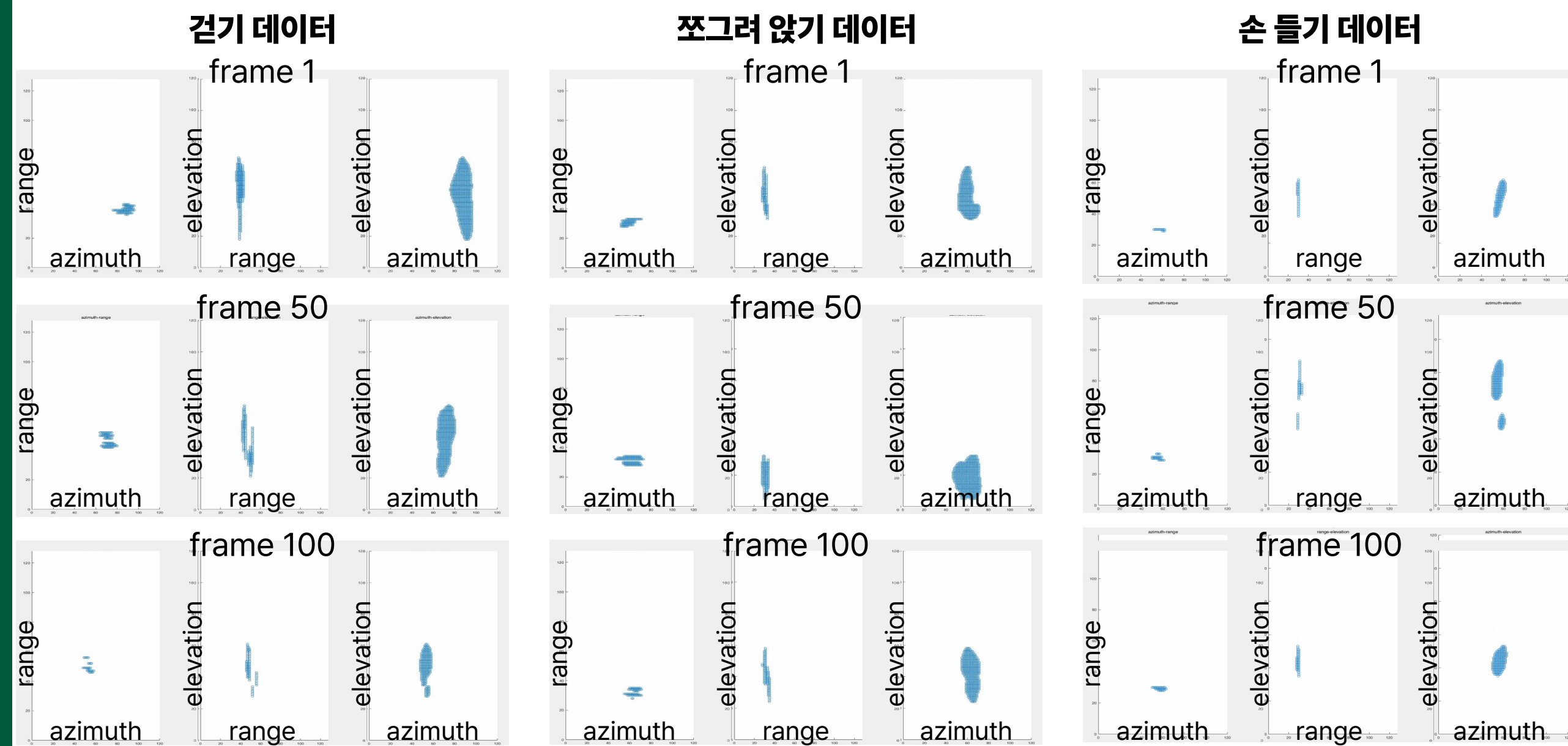


그림 2. 실험 데이터의 포인트 클라우드 예시 영상

- 적용 알고리즘 : Support Tensor Machine(STM) [5]
- 분류 정확도 : 82% (100개 테스트 데이터 중 82개 데이터 정분류)
- 오분류 케이스 분석

- 1) 손들기 데이터 실험시 팔을 양 옆으로 움직여 azimuth 방향 움직임 존재. 이런 경우 동일하게 azimuth방향 움직임이 있는 걷기 데이터와 혼동되었을 것이라 추정.
- 2) 손들기 자세의 elevation 방향 상승 경향성이 객체의 키나 레이더와의 거리 등에 의해 의자에서 일어나기 데이터의 elevation 변화 정도와 비슷해 오분류 원인이 되었을 것이라 추정됨.
- 3) 쏘그려 앉기 데이터 또한 동작의 elevation 변화가 데이터에 따라 의자에서 앉기 혹은 일어나기 데이터로 오분류 된 것으로 원인 추정.

	sit	stand up	walk	hands up	crouch
True Label	20	0	0	0	0
stand up	0	18	0	2	0
walk	0	0	20	0	0
hands up	0	4	4	12	0
crouch	2	2	4	0	12
	Predicted Label				

그림 3. 테스트 데이터의 confusion matrix

Conclusion

본 논문에서는 FMCW레이더로 획득한 데이터를 이용하여 3차원 포인트 클라우드를 생성하고 객체의 동작을 분류하는 연구를 수행하였다. 5개 동작을 각 5초간 수행하여 포인트 클라우드를 생성하고, 동작 분류를 위해 Support Tensor Machine을 적용한 결과 총 100개의 테스트 데이터에서 82%의 결과로 동작이 분류되었다.

Reference

- [1] GURBUZ, Sevgi Zubeyde; AMIN, Moeness G. Radar-based human-motion recognition with deep learning: Promising applications for indoor monitoring. IEEE Signal Processing Magazine, 2019, 36.4: 16-28.
- [2] KIM, Youngwook; LING, Hao. Human activity classification based on micro-Doppler signatures using a support vector machine. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2009, 47.5: 1328-1337.
- [3] FAIRCHILD, Dustin P.; NARAYANAN, Ram M. Classification of human motions using empirical mode decomposition of human micro-Doppler signatures. IET Radar, Sonar & Navigation, 2014, 8.5: 425-434.
- [4] KIM, Youngwook; ALNUJAIM, Ibrahim; OH, Daegun. Human activity classification based on point clouds measured by millimeter wave MIMO radar with deep recurrent neural networks. IEEE Sensors Journal, 2021, 21.12: 13522-13529.
- [5] CHEN, Cong, et al. A support tensor train machine. In: 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2019. p. 1-8.

