

j.inst.korean.electr.electron.eng.

[Technical Paper]

- Protocol Design and Controller Implementation of Automotive LED Matrix Headlamp Control ● Changmin Lee, Wonchae Kim, Seonghyun Yang, and Seongsoo Lee (368)
- Deep Reinforcement Learning-Based C-V2X Distributed Congestion Control for Real-Time Vehicle Density Response ● Byeong Cheol Jeon, Woo Yoel Yang, Han-Shin Jo (379)
- Quasi-nonvolatile Memory Characteristics of Silicon Nanosheet Feedback Field-effect Transistors ● Seungho Ryou, Hyojoo Heob, Kyoungah Chob, Sangsig Kim (386)
- Regulation control of a dc motor by ϵ -PID controller based on the frequency response analysis ● Alhassan Dodo Adamou Soudeize, Ji-Sun Park, Ho-Lim Choi (391)
- Improvement of Current Path by Using Ferroelectric Material in 3D NAND Flash Memory ● Jihwan Lee, Jaewoo Lee, Myounggon Kang (399)
- Design of Dual-Band Patch Antenna Using Asymmetric Inset Feeding ● Dong-Kook Park (405)
- Performance Analysis of a UAV Energy Harvesting Relay Network in the Terahertz Band ● Yeongi Cho, Saifur Rahman Sabuj, Han-Shin Jo (411)
- Effects of Annealing on Electrical Characteristics of Double-Gated Silicon Nanosheet Feedback Field-Effect Transistors ● Hyojoo Heoa, Yunwoo Shina, Jaemin Sona, Seungho Ryub, Kyoungah Choa, Sangsig Kim (418)
- A study on scheme for activating active elements in RIS aided wireless communication system ● Jinsoo Bae, Seung-Geun Yoo, Hyoung-Kyu Song (425)
- Improved Estimation Method for the Capacitor Voltage in Modular Multilevel Converters Using Distributed Neural Network Observer ● Mehdi Syed Musadiq, Dong-Myung Lee (430)
- Indoor Environment Drone Detection through DBSCAN and Deep Learning ● Ha Tran Thi, Hien Pham The, Yun-Seok Mun, Ic-Pyo Hong (439)
- A High-efficiency Buck-boost Half-bridge Inverter for Single-phase Photovoltaic Generation ● Hyung-Min Ryu (450)
- Land Cover Classification of Satellite Image using SSResUnet Model ● Joohyung Kang, Minsung Kim, Seongjin Kim, Sooyeong Kwak (456)
- A study on age distortion reduction in facial expression image generation using StyleGAN Encoder ● JHee-Yeol Lee, Seung-Ho Lee (464)
- Fundamental Frequency Estimation of Voiced Speech Signals Based on the Inflection Point Detection ● Byeongwan Iem (472)
- Analysis of the Effect of Alternating Current Ripple on Electrical State of Health Degradation of 21700 Lithium-ion Battery ● Bongwoo Kwak (477)
- Automatic hand gesture area extraction and recognition technique using FMCW radar based point cloud and LSTM ● Seung-Tak Ra, Seung-Ho Lee (486)
- Analysis of the Image Processing Speed by Line-Memory Type ● Si-Yeon Han, Semin Jung, Bongsoon Kang (494)
- Design of SAE J2716 SENT Full Modes Controller ● Joonho Chung, Jaehyuk Cho, and Seongsoo Lee (501)
- A study on vertical alignment liquid crystal devices for electrically polarization controlled camera ● Na-Kyung Lee, Hyeon-Sik Ahn, Sung-Min Kim, Min-Sang Kim, Seungseo Park, Yoonseuk Choi (512)
- Diagnosis of Inter Turn Short Circuit in 3-Phase Induction Motors Using Applied Clarke Transformation ● Yeong-Jin Goh and Kyoung-Min Kim (518)
- Design and Implementation of Automotive Intrusion Detection System Using Ultra-Lightweight Convolutional Neural Network ● Myeongjin Lee, Hyungchul Im, Minseok Choi, Minjae Cha, and Seongsoo Lee (524)
- Data Preprocessing Method for Lightweight Automotive Intrusion Detection System ● Sangmin Park, Hyungchul Im, and Seongsoo Lee (531)
- Recent advances in few-shot learning for image domain: a survey ● Ho-Sik Seok (537)
- A Study on IAM-Based Personal Data Protection Techniques in BaaS ● Mi-Hui Kim, Myung-Joe Kang (548)
- The Impact of N-Non Implantation on Deep-Level Defects and Carrier Lifetime in 4H-SiC SBDs ● Myeong-cheol Shin, Geon-Hee Lee, Ye-Hwan Kang, Jong-Min Oh, Weon Ho Shin, San-Mo Koo (556)
- A Study on Improvement of Image Classification Accuracy Using Image-Text Pairs ● Mi-Hui Kim, Ju-Hyeok Lee (561)
- Breakdown Voltage and On-resistance Analysis of Partial-isolation LDMOS ● Sin-Wook Kim, Myoung-jin Lee (567)
- Additional Thermometer Code Locking Technique for Minimizing Quantization Error in Low Area Digital Controlled Oscillators ● Byeongseok Kang, Young-Sik Kim, Shinwoong Kim (573)
- Research on LTE D2D implementation and operation plan for PPDR communication ● Seong-Gyoon Park, Soong-Hwan Ro, Jongtae Ihm (579)
- A study on an optimal design of the high frequency transformer in LLC DC to DC resonant converter ● Jong-Hae Kim (587)
- A Study on fault diagnosis of DC transmission line using FPGA ● Tae-Hun Kim, Jun-Soo Che, Seung-Yun Lee, Byeong-Hyeon An, Jae-Deok Park, Tae-Sik Park (601)
- Implementation of ROS-Based Intelligent Unmanned Delivery Robot System ● Seong-Jin Kong, Won-Chang Lee (610)
- A Study on Service Quality Diagnosis Techniques for LTE/5G Network Backhaul ● Ji-Hyun Yoo (617)
- A Study on Design and Implementation of Scalable Angle Estimator Based on ESPRIT Algorithm ● Dohyun Lee, Byunghyun Kim, Jongwha Chong, Sungjin Lee, Kyeongyuk Min (624)
- Electrical characterization of 4H-SiC MOSFET with aluminum gate according to design parameters ● Seung-Hwan Baek, Jeong-Min Lee, U-yeol Seo, Yong-Seo Koo (630)
- Adaptive Fast Calibration Method for Active Phased Array Antennas using PPO Algorithm ● Sunge Lee, Kisk Byun, Hong-Jib, Yoon (636)
- Analysis of Passing Word Line Induced Leakage of BCAT Structure in DRAM ● Su Yeon Kim, Dong Yeong Kim, Je Won Park, Shin Wook Kim, Chae Hyuk Lim So won Kim, Hyeona Seo, Hye Rin Lee, Ju Won Kim, Jeong Hyeon Yun, Young-Woo Lee, Hyoung-Jin Joe, Myoung Jin Lee (644)
- Channel Modeling and RF Performance Verification in mmWave Bands Based on NS-3 ● Seung-Min Lee, Jun-Seok Seo, Hong-Je Jang, Myung-Ryul Choi (650)
- Re-estimation of PV hosting capacity by improving parameters for voltage controls of the smart inverter ● Juhyeon Kim, Gihwan Yoon, Yoondong Sung, Hak-Geun Jeong, Jongbok Baek, Moses Kang (657)
- FlexRay: Protocol, Time Hierarchy, Message Frame, Communication Controller, and Conformance Test ● Seokjun Hahn, Sua Shin, Naeun Park, Chan Park, Daegi Lee, and Seongsoo Lee (668)

[Short Papers]

- Clustering Methods for Cluster Uniformity in Wireless Sensor Networkse ● Joong-Ho Lee (679)
- Design of a Delayed Dual-Core Lock-Step Processor with Automatic Recovery in Soft Errors ● Juho Kim, Seonghyun Yang, and Seongsoo Lee (683)



전기전자학회 논문지

j.inst.korean.electr.electron.eng.

제27권 제4호 2023년 12월

[논문]

- 차량용 LED 매트릭스 헤드램프 제어를 위한 LED 제어 프로토콜 설계 및 제어기 구현 ● 이창민, 김원채, 양성현, 이성수 (368)
- 실시간 차량 밀도에 대응하는 심층강화학습 기반 C-V2X 분산혼잡제어 ● 전병철, 양우열, 조한신 (379)
- 실리콘 나노시트 피드백 전계효과 트랜지스터의 준비회발성 메모리 특성 연구 ● 류승호, 허효주, 조경아, 김상식 (386)
- Regulation control of a dc motor by ϵ -PID controller based on the frequency response analysis ● Alhassan Dodo Adamou Soudeize, Ji-Sun Park, Ho-Lim Cho (391)
- 3D NAND Flash Memory에 Ferroelectric Material을 사용한 Current Path 개선 ● 이지환, 이재우, 강명곤 (399)
- 비대칭 인셋 급전을 사용한 이중 대역 패치 안테나 설계 ● 박동국 (405)
- 테라헤르츠 대역 무인비행체 에너지 수확 릴레이 네트워크 성능분석 ● 조연기, Saifur Rahman Sabuj, 조한신 (411)
- 더블게이트 실리콘 나노시트 피드백 전계효과 트랜지스터의 전기적 특성에 미치는 열처리 효과 ● 허효주, 신언우, 손재민, 류승호, 조경아, 김상식 (418)
- RIS를 활용한 무선 통신 시스템에서 능동 반사 소자를 활성화하는 기법에 관한 연구 ● 배진수, 유승근, 송형규 (425)
- Improved Estimation Method for the Capacitor Voltage in Modular Multilevel Converters Using Distributed Neural Network Observer ● Mehdi Syed Musadiq, Dong-Myung Lee (430)
- Indoor Environment Drone Detection through DBSCAN and Deep Learning ● Ha Tran Thi, Hien Pham The, Yun-Seok Mun, Ic-Pyo Hong (439)
- 단상 태양광 발전용 고효율 벡부스트 하프브리지 인버터 ● 류형민 (450)
- SSResUnet 모델을 이용한 위성 영상 토지피복분류 ● 강주형, 김민성, 김성진, 곽수영 (456)
- StyleGAN Encoder를 활용한 표정 이미지 생성에서의 연령 왜곡 감소에 대한 연구 ● 이희열, 이승호 (464)
- 변곡점 검출에 기반한 음성인식의 기본 주파수 추정 ● 임병관 (472)
- 교류 리플이 21700 리튬 이온 배터리의 전기적 건강 상태 열화에 미치는 영향 분석 ● 광봉우 (477)
- FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식 기법 ● 라승탁, 이승호 (486)
- 라인메모리 유형에 따른 이미지 처리 속도의 분석 ● 한시연, 정세민, 강봉순 (494)
- SAE J2716 풀 모드 SENT 컨트롤러의 설계 ● 정준호, 조재혁, 이성수 (501)
- 전기적 편광 조절형 카메라를 위한 수직 배향형 액정 소자 연구 ● 이나경, 안현식, 김성민, 김민상, 박승서, 최윤석 (512)
- Clarke 변환을 응용한 3상 유도전동기의 Inter Turn Short Circuit 진단 ● 고영진, 김경민 (518)
- 초경량 Convolutional Neural Network를 이용한 차량용 Intrusion Detection System의 설계 및 구현 ● 이명진, 임형철, 최민석, 차민재, 이성수 (524)
- 차량용 경량화 침입 탐지 시스템을 위한 데이터 전처리 기법 ● 박상민, 임형철, 이성수 (531)
- 이미지 분석을 위한 퓨사 학습의 최신 연구동향 ● 석호식 (537)
- BaaS에서 IAM을 이용한 개인정보 보호 기법에 관한 연구 ● 김미희, 강명조 (548)
- N-이온주입이 4H-SiC SBDs의 깊은 준위 결합 및 소수 캐리어 수명에 미치는 영향 ● 신명철, 이건희, 강예환, 오종민, 신원호, 구상모 (556)
- 이미지-텍스트 쌍을 활용한 이미지 분류 정확도 향상에 관한 연구 ● 김미희, 이주혁 (561)
- Partial-isolation LDMOS의 항복전압과 온저항 분석 ● 김신욱, 이명진 (567)
- 저면적 디지털 제어 발전기의 양자화 에러 최소화를 위한 추가 서모미터 코드 잠금 기법 ● 강병석, 김영식, 김신웅 (573)
- 재난통신을 위한 LTE D2D 구현 및 운용 방안 연구 ● 박성균, 노승환, 임종태 (579)
- LLC DC to DC 공진 컨버터의 고주파 변압기 최적화 설계에 관한 연구 ● 김중해 (587)
- FPGA를 활용한 DC계통 고장진단에 관한 연구 ● 김태훈, 채준수, 이승윤, 안병현, 박재덕, 박태식 (601)
- ROS 기반 지능형 무인 배송 로봇 시스템의 구현 ● 공성진, 이원창 (610)
- LTE/5G 네트워크 백홀(Backhaul)의 서비스 품질진단 기법에 관한 연구 ● 유지현 (617)
- ESPRIT 알고리즘 기반 재구성 가능한 각도 추정기 설계에 관한 연구 ● 이도현, 김병현, 정경화, 이성진, 민경욱 (624)
- Aluminium Gate를 적용한 4H-SiC MOSFET의 Design parameter에 따른 전기적 특성 분석 ● 백승환, 이정민, 서우열, 구용서 (630)
- PPO 알고리즘을 이용한 능동위상배열안테나 적용형 고속 보정 방법 ● 이성계, 변기식, 윤홍집 (636)
- BCAT구조 DRAM의 패시워드 라인 유도 누설전류 분석 ● 김수연, 김동영, 박재원, 김신욱, 임재혁, 김소원, 서현아, 이주원, 이혜란, 윤정현, 이영우, 조형진, 이명진 (644)
- NS-3 기반의 mmWave 대역 채널 모델링 및 RF 성능 검증 ● 이승민, 서준석, 장홍제, 최명철 (650)
- 스마트인버터 전압제어의 파라미터 개선을 통한 PV hosting capacity 재추정 방법 ● 김주현, 윤기환, 성윤동, 정학근, 백종복, 강모세 (657)
- FlexRay: 프로토콜, 시간 계층, 메시지 프레임, 커뮤니케이션 컨트롤러, 적합성 시험 ● 한석준, 신수아, 박나은, 박찬, 이대기, 이성수 (668)

[단편]

- 무선센서 네트워크에서 클러스터 균일화를 위한 클러스터링 방법 ● 이종호 (679)
- 소프트웨어 발생 시 자동 복구하는 이중 코어 지연 락스텝 프로세서의 설계발 ● 김주호, 양성현, 이성수 (683)

전기전자학회 논문지

제27권 제4호 2023년 12월

사단법인 한국전기전자학회



FMCW 레이다 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을

이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식 기법

Automatic hand gesture area extraction and recognition technique using FMCW radar based point cloud and LSTM

라 승 탁*, 이 승 호*

Seung-Tak Ra*, Seung-Ho Lee*

Abstract

In this paper, we propose an automatic hand gesture area extraction and recognition technique using FMCW radar-based point cloud and LSTM. The proposed technique has the following originality compared to existing methods. First, unlike methods that use 2D images as input vectors such as existing range-dopplers, point cloud input vectors in the form of time series are intuitive input data that can recognize movement over time that occurs in front of the radar in the form of a coordinate system. Second, because the size of the input vector is small, the deep learning model used for recognition can also be designed lightly. The implementation process of the proposed technique is as follows. Using the distance, speed, and angle information measured by the FMCW radar, a point cloud containing x, y, z coordinate format and Doppler velocity information is utilized. For the gesture area, the hand gesture area is automatically extracted by identifying the start and end points of the gesture using the Doppler point obtained through speed information. The point cloud in the form of a time series corresponding to the viewpoint of the extracted gesture area is ultimately used for learning and recognition of the LSTM deep learning model used in this paper. To evaluate the objective reliability of the proposed technique, an experiment calculating MAE with other deep learning models and an experiment calculating recognition rate with existing techniques were performed and compared. As a result of the experiment, the MAE value of the time series point cloud input vector + LSTM deep learning model was calculated to be 0.262 and the recognition rate was 97.5%. The lower the MAE and the higher the recognition rate, the better the results, proving the efficiency of the technique proposed in this paper.

요 약

본 논문에서는 FMCW 레이다 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식 기법을 제안한다. 제안한 기법은 기존의 방식과 다른 다음과 같은 독창성이 있다. 첫 번째, 기존의 range-doppler 등의 2D 이미지를 입력 벡터로 하는 방식과 다르게 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터는 레이다 전방에서 발생하는 시간에 따른 움직임을 좌표계 형태로 인식할 수 있는 직관적인 입력 데이터이다. 두 번째, 입력 벡터의 크기가 작기 때문에 인식에 쓰이는 딥러닝 모델도 가볍게 설계할 수 있다. 제안하는 기법의 수행 과정은 다음과 같다. FMCW 레이다로 측정된 거리, 속도, 각도 정보를 활용해 x, y, z 좌표 형식과 도플러 속도 정보를 포함한 포인트 클라우드를 활용한다. 제스처 영역은 속도 정보를 통해 얻어진 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝 지점을 파악해 자동으로 핸드 제스처 영역을 추출하게 된다. 추출된 제스처 영역의 시점에 해당하는 시계열 형태의 포인트 클라우드는 최종적으로 본 논문에서 사용한 LSTM 딥러닝 모델의 학습 및 인식에 활용되게 된다. 제안하는 기법의 객관적인 신뢰성을 평가하기 위해 다른 딥러닝 모델들과 MAE를 산출하는 실험과 기존 기법들과 인식률을 산출하는 실험을 수행하여 비교하였다. 실험 결과, 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터 + LSTM 딥러닝 모델의 MAE 값이 0.262, 인식률이 97.5%로 산출되었다. MAE는 낮을수록, 인식률은 높을수록 우수한 결과를 나타내므로 본 논문에서 제안한 기법의 효율성이 입증되었다.

Key words : FMCW Radar, Point Cloud, LSTM, Hand Gesture Area Extraction, Hand Gesture Recognition

I. 서론

최근 다양한 센서 기반의 제스처 인식[1]은 자동차, 인간-컴퓨터 상호 작용, 로봇 공학 및 의료를 포함한 다양한 분야에서 실용적으로 응용되는 연구 분야로 성장하고 있다. 제스처 인식의 최대 장점은 비접촉식 상호 작용이라는 점이며 이는 바이러스 확산을 방지해야 하는 의료 관련 환경이나 전방 주시가 강요되어 장치나 표면을 만지는 것이 바람직하지 않은 차량 내 운전자[2]의 환경과 같은 곳에서 특히 유용하다. 특히 레이더 센서는 기존 제스처 인식에 주로 쓰이는 카메라나 depth 센서에 비해 조명과 같은 환경 조건에 영향을 안 받는다는 점과 시각적 이미지를 캡처하지 않기에 프라이버시를 침해하지 않는 점, 여러 연구 결과를 통해 입증된 높은 제스처 인식률을 가질 수 있다는 여러 장점들이 있기에 레이더 센서 기반의 제스처 인식의 연구는 필수적이라 할 수 있다.

FMCW(Frequency Modulated Continuous Wave) 레이더는 전방 물체의 거리, 속도, 각도 등의 다양한 정보를 얻을 수 있다. 기존의 딥러닝을 활용한 제스처 인식 [3][4]의 경우, 이러한 정보들로 2D 이미지를 만든 후 CNN 등의 딥러닝과 결합하여 제스처 인식을 수행하였다. 딥러닝 모델의 특성상 입력 벡터 크기가 고정되어야 하기에 학습 data를 만들 시, 제한된 시간 안에 실험자가 제스처를 취하여 고정된 크기의 data를 취득하게 된다. 이러한 data의 경우 제스처의 시작과 끝 지점은 알 수 없지만 특정 시간 안에 무조건 제스처가 1번 취해진다는 가정이 있기에 학습에 최적화된 data라 할 수 있다. 하지만 실제 산업현장의 환경을 고려한다면 제스처 인식의 시간은 사람마다 다를 수 있으며, 특히 제스처를 시작하는 시점과 끝내는 시점을 알아야 실시간으로 제스처 인식을 수행할 수 있다. 또한 CNN 등의 딥러닝 모델

은 필요 자원의 크기가 크기에 산업현장의 임베디드 보드 환경에서 동작함에 있어 제약사항이 있을 수 있다.

따라서 본 논문에서는 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 제스처 영역을 추출하고, 포인트 클라우드와 LSTM을 이용하여 추출된 제스처 영역을 인식하는 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식 기법을 제안한다.

II. 본론

1. 전체 개요

본 논문에서 제안하는 FMCW 레이더 기반의 포인트

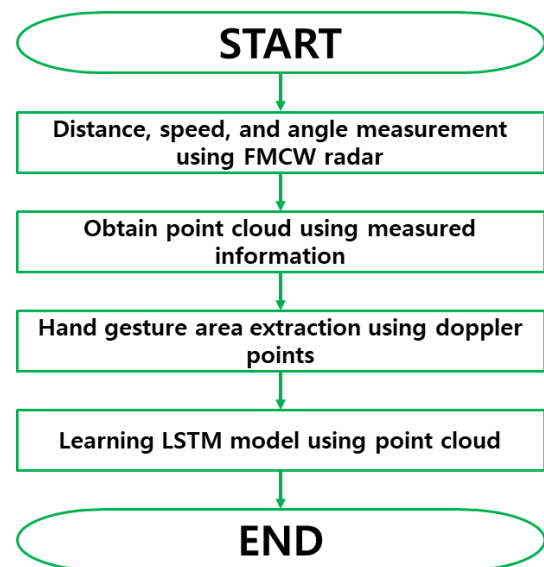


Fig. 1. A complete overview of the proposed method in this paper.

그림 1. 본 논문에서 제안한 기법의 전체 개요도

* Dept. Electronic Engineering, Hanbat National University

★ Corresponding author

E-mail : shlee@cad.hanbat.ac.kr, Tel : +82-42-821-1137

※ Acknowledgment

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT)(No. NRF-2022R1F1A1066371)

This results was supported by "Regional Innovation Strategy (RIS)" through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education(MOE)(2021RIS-004)

This research was supported by the MSIT (Ministry of Science and ICT), Korea, under the ICAN (ICT Challenge and Advanced Network of HRD) program (IITP-2022-RS-2022-00156212) supervised by the IITP (Institute of Information & Communications Technology Planning & Evaluation)

Manuscript received Nov. 28, 2023, revised Dec. 12, 2023, accepted Dec. 15, 2023

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식 기법의 전체 개요도는 그림 1과 같다. 첫 번째로, FMCW 레이더를 이용하여 거리, 속도, 각도 정보를 측정한다. 두 번째로, 측정된 거리, 속도, 각도 정보를 활용하여 x, y, z 좌표 형식과 도플러 속도 정보를 포함한 포인트 클라우드를 획득한다. 세 번째로, 속도 정보를 통해 얻어진 도플러 포인트를 이용하여 핸드 제스처 영역을 추출한다. 마지막으로, 추출된 제스처 영역의 포인트 클라우드 정보를 이용해 최종적으로 핸드 제스처를 인식할 LSTM 모델을 학습하게 된다.

2. FMCW 레이더를 이용한 거리, 속도, 각도 측정

FMCW 레이더는 칩 신호를 전송하는 레이더이며, 칩 신호는 그림 2와 같이 시간에 따라 주파수를 증가시키는 신호를 뜻한다. 수신안테나를 통해 수신된 신호는 Mixer를 통해 IF 신호로 변환되며, Mixer에 입력되는 두 입력을 x_1, x_2 라 하고, 출력을 x_{out} 이라 한다면, 각 변수를 나타내는 식은 식(1)~(3)과 같다. 식에서 w 는 주파수고 θ 는 위상을 나타낸다. Mixer를 통해 얻은 IF 신호를 처리하면 전방의 물체에 대한 여러 정보를 얻을 수 있다.

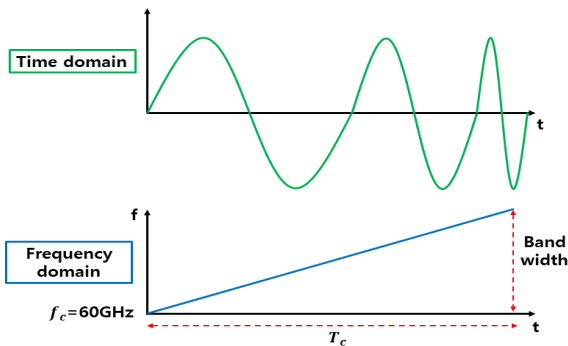


Fig. 2. Chirp signal from FMCW radar.
그림 2. FMCW 레이더의 칩 신호

$$x_1 = \sin(w_1 t + \theta_1) \quad (1)$$

$$x_2 = \sin(w_2 t + \theta_2) \quad (2)$$

$$x_{out} = \sin[(w_1 - w_2)t + (\theta_1 - \theta_2)] \quad (3)$$

2.1 거리 측정

만약 레이더 앞에 단일 물체가 있다면 그림 3과 같은 IF 신호를 생성하며 τ 는 레이더와 물체 사이의 왕복 시간을 나타내고 S_τ 는 칩의 기울기를 나타낸다. 따라서 레이더 앞에 있는 단일 물체는 일정한 주파수의 IF 신호를 생성하며 이 주파수는 $S_\tau = S^2 d/c$ 로 표현된다. (d = 물체의 거리, c = 빛의 속도). IF 신호를 FFT하면 S_τ 의 주

파수를 알 수 있으므로 레이더 앞의 물체와의 거리는 식 (4)를 통해 계산되게 된다.

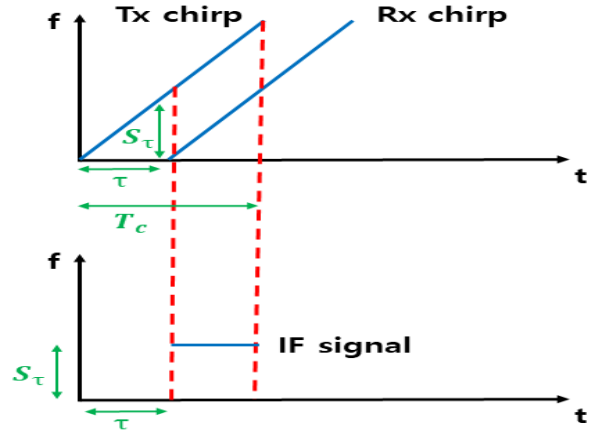


Fig. 3. Calculation of distance between radar and object using IF signal.

그림 3. IF 신호를 통한 레이더와 물체 간의 거리 계산

$$d = \frac{S_\tau c}{2S} \quad (4)$$

2.2 속도 측정

FMCW 레이더는 지속적으로 칩 신호를 송수신하며, 속도는 두 번의 칩을 사용하여 구할 수 있다. 거리의 작은 변화는 위상차를 발생시키며, 그림 4와 같이 T_c 로 분리된 두 개의 칩을 전송하면 각 칩에 해당하는 거리-FFT의 결과는 동일한 위치에서 피크를 나타낸다. 하지만 위상이 다르기에 위상차(ω)를 구할 수 있고, 이를 이용해 식(5)와 같이 속도를 구할 수 있다.

$$\omega = \frac{4\pi v T_c}{\lambda}, \quad v = \frac{\lambda \omega}{4\pi T_c} \quad (5)$$

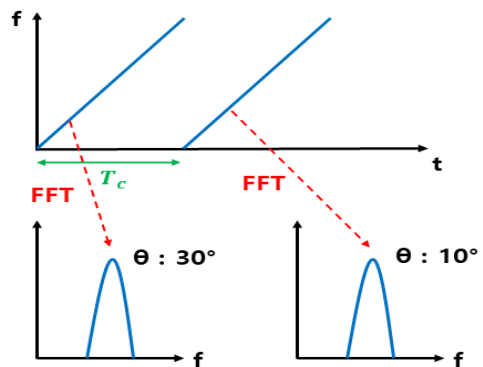


Fig. 4. Speed measurement using phase difference between signals.

그림 4. 칩 신호 간의 위상차를 이용한 속도 측정

2.3 각도 측정

2개의 RX 안테나가 있다면 그림 5와 같이 안테나 사이의 거리 d에 따라 각 안테나의 2D-FFT는 동일한 위치에서 위상이 다른 피크를 갖게되며, 측정된 위상차(ω)를 사용하여 물체와의 각도를 추정할 수 있다[5]. 각도를 계산하는 식은 식(6)~(7)과 같다.

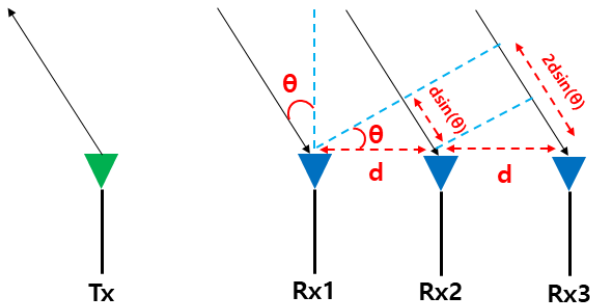


Fig. 5. Angle measurement using phase difference between Rx.

그림 5. Rx 간의 위상차를 이용한 각도 측정

$$\omega = \frac{2\pi d \sin(\theta)}{\lambda} \tag{6}$$

$$\theta = \sin^{-1}\left(\frac{\lambda \omega}{2\pi d}\right) \tag{7}$$

3. 측정된 정보를 이용한 포인트 클라우드 획득

IF신호는 Tx * Rx의 수만큼 수신되며 그림 6은 1Tx, 4Rx일 경우 형성되는 3차원 큐브 형태를 나타낸다. N은 첩 신호를 ADC 샘플링하는 수이고, P는 프레임당 첩의 수를 나타낸다. 만약 그림 6과 같이 x, y, z 방향을 정의한다면 FMCW 레이다가 수신된 한 번의 첩을 ADC 한다는 것은 x, y 평면에 해당하는 큐브 단면 정보를 얻을 수 있다는 것을 의미한다. 또한 FMCW 레이다가 지속적

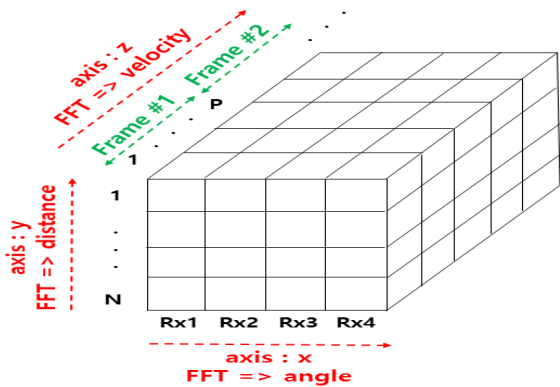


Fig. 6. 3D cube information formed by FMCW radar.

그림 6. FMCW 레이다가 형성하는 3차원 큐브 정보

으로 수신되는 첩을 ADC 샘플링 한다면 z 방향으로 3차원 큐브가 쌓이게 된다는 것을 의미한다. FMCW 레이다는 지속적으로 3차원 큐브를 3방향으로 CFAR(Constant False Alarm Rate)등의 신호 처리 과정을 포함하여 FFT 하면서 거리, 속도, 각도 정보를 측정하게 된다.

본 논문에서 사용한 FMCW 레이다의 안테나 수는 3Tx, 4Rx이며 Rx가 2x2 배열 형태이기에 수평과 수직에 대한 각도를 알 수 있다. 따라서, 레이다로 측정된 거리(d), 각도 정보로 식 (8)~(10)을 이용하여 x, y, z 좌표 형식의 3차원 포인트 클라우드를 획득할 수 있고 그림 7은 예시를 나타낸다. 추가적으로 각 포인트 클라우드에는 도플러 속도 정보까지 추가하여 본 논문에서 사용하는 포인트 클라우드는 4차원 정보이다. 도플러 속도는 현재 측정된 포인트가 레이다와 가까워지는 중인지, 멀어지는 중인지에 대한 정보를 포함하고 있기에 제스처 인식에 중요한 요소가 된다.

$$x = d \times \sin(Azimuth(\theta)) \times \cos(Elevation(\theta)) \tag{8}$$

$$y = d \times \cos(Azimuth(\theta)) \times \sin(Elevation(\theta)) \tag{9}$$

$$z = d \times \sin(Elevation(\theta)) \tag{10}$$

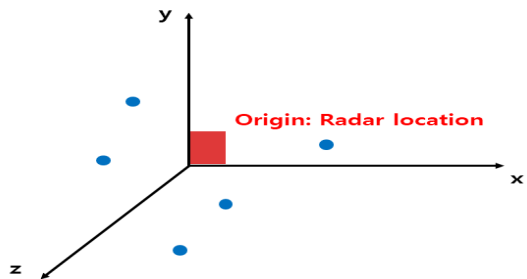


Fig. 7. Point cloud example.

그림 7. 포인트 클라우드 예시

4. 도플러 포인트를 이용한 핸드 제스처 영역 추출

도플러 포인트는 측정된 포인트 클라우드에서 도플러 속도가 0이 아닌 포인트의 수를 모두 더하여 구할 수 있다. 도플러 포인트는 현재 레이다 전방에 움직임이 얼마나 있는지를 수치적으로 나타내는 지표이다. 만약 레이다 전방에 제스처가 한번 취해졌다면 그림 8과 같이 도플러 포인트의 수는 급하게 증가하였다가 떨어지는 그래프의 경향을 보이게 된다. 도플러 포인트 그래프의 곡선은 실제로 완만한 곡선의 형태를 보이지 않기에 평균 필터를 적용하였다. 특정 임계값을 기준으로 정하고 지속적으로 도플러 포인트의 수를 측정한다면 제스처의 시작과 끝을 알 수 있기에 자동으로 핸드 제스처 영역을 추출할 수 있다. 핸드 제스처 영역이 추출되었다면 시작과

끝 지점에 해당하는 시간의 포인트 클라우드 정보가 최종적으로 LSTM 모델의 학습과 인식에 쓰이게 된다. 포인트 클라우드는 칩 신호를 한번 처리할 때마다 여러 개가 측정되지만 본 논문에서는 그 중, 레이더와 거리가 가장 가까운 포인트 하나만을 선별하여 사용하였다.

한편, 본 논문에서는 제스처가 레이더와 근접하게 취해진다는 가정을 두고, 레이더 전방의 1m 내에 해당하는 영역의 도플러 포인트만 사용하였다. 그 이유로는 만약 모든 영역의 도플러 포인트를 사용할 경우, 레이더와 먼 거리의 도플러 속도까지 포함되기에 제스처 영역 추출의 오류가 있을 수 있기 때문이다.

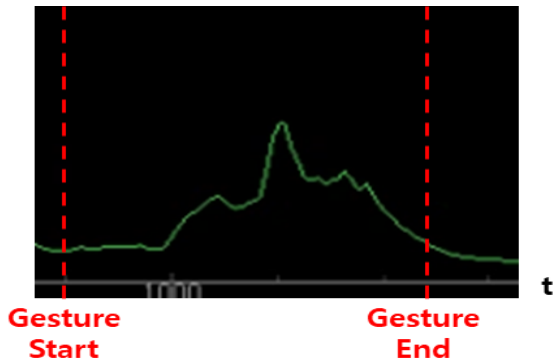


Fig. 8. Hand gesture area extraction using doppler points.
그림 8. 도플러 포인트를 이용한 핸드 제스처 영역 추출

5. 포인트 클라우드를 이용한 LSTM 모델 학습

LSTM(Long Short-Term Memory)은 시계열 데이터의 예측에 주로 쓰이는 딥러닝 모델[6]이다. LSTM은 RNN(Recurrent Neural Network)의 Gradient Vanishing 문제를 해결하기 위해 고안된 모델이며 이전 정보를 오랫동안 기억할 수 있는 메모리 셀을 가지고 있는 입력 데이터를 처리할 수 있다.

본 논문에서의 레이더 처리 속도는 10fps이고, 한 번의 제스처가 실험자에 따라 다르겠지만 늦어도 최대 0.8초가 걸리는 것을 확인하여, 시퀀스 8의 시계열 포인트 클라우드 정보를 LSTM 모델의 학습에 사용하였다. 0.8초보다 빠르게 취해진 제스처 영역은 제로 패딩으로 나머지 영역을 채웠고, 느린 제스처 영역은 다운 샘플링하여 0.8초에 해당하는 영역으로 변환하였다. 칩 신호 1회 처리마다 여러 개의 포인트 클라우드 중 가장 레이더와 거리가 가까운 하나가 선별되고, 포인트 클라우드는 x, y, z, 도플러 속도 총 4개 종류의 data를 가지고 있기에 0.1초에 해당하는 입력 벡터는 1×4이다. 따라서 LSTM 모델 학습에 쓰이는 0.8초의 제스처 영역의 시계열 입력

벡터는 1×4의 입력 벡터가 시퀀스 8로 차례대로 8번 입력에 들어가는 구조이다. 이러한 시계열 형태의 포인트 클라우드는 LSTM의 학습에 쓰이게 되며, 최종적으로 학습된 모델은 그림 9와 같이 핸드 제스처 인식에서 활용된다.

우선 사용자가 제스처를 취하게 되면 레이더로부터 측정되는 정보로부터 포인트 클라우드를 획득한다. 레이더에서 측정되는 거리, 속도, 각도 정보는 x, y, z, 도플러 속도 형태의 포인트 클라우드로 도출될 수 있다. 그 후, 도플러 포인트를 이용하여 추출된 제스처 영역에 해당하는 포인트 클라우드를 LSTM 모델의 입력으로 넣게 된다. 입력으로 들어가는 포인트 클라우드는 제스처의 시작과 끝 지점에 해당하기에 시계열 형태의 포인트 클라우드가 된다. 마지막으로 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력으로부터 얻어진 LSTM의 출력 값에 따라 핸드 제스처가 어떤 결과인지 인식하게 된다.

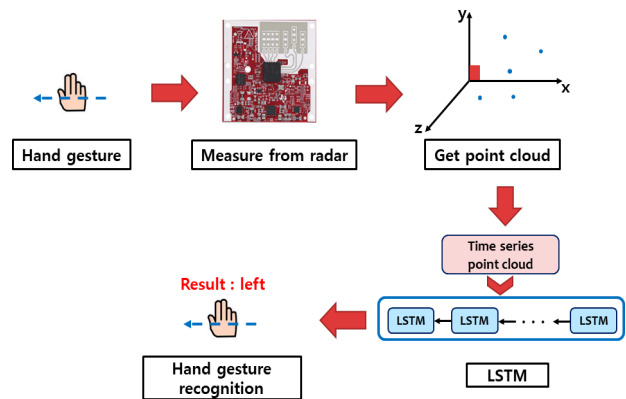


Fig. 9. The entire hand gesture recognition process.
그림 9. 전체 핸드 제스처 인식 과정

본 논문에서의 LSTM 모델 구조는 하나의 LSTM 입력과 은닉, 출력 총 3개의 레이어로 구성되었으며 은닉 레이어와 출력 레이어의 차원은 각각 10, 1로 구성하였다. 손실 함수(Loss function)는 MSE를 사용하였고, 옵티마이저는 Adam을 사용하였다. 학습률은 0.0001, Epoch

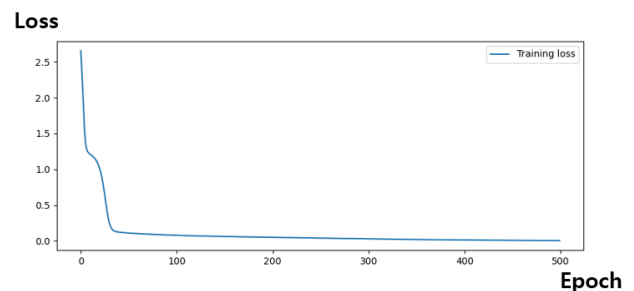


Fig. 10. Loss graph according to Epoch.
그림 10. Epoch에 따른 loss 그래프

은 500번으로 설정하였다. 데이터의 경우, 전체 데이터 10을 기준으로 8 : 2(학습 : 테스트)로 분배하였다. 그림 10은 학습 과정에서의 loss를 나타낸 그래프이다.

6. 성능 실험

가. 실험 환경

실험에 사용된 PC의 운영체제 및 하드웨어는 Windows 10 64비트 운영체제를 기반으로 Intel(R) Core(TM) i7-10700k 3.8GHz CPU, RAM 16GB, NVIDIA GeForce RTX 3070 (VRAM 8GB) GPU로 구성되어 있다. 개발 도구는 Visual Studio Code와 Pytorch 1.9.1, CUDA 11.1, cuDNN 8.2.1 라이브러리를 사용하였다. 레이더의 하드웨어는 Texas Instruments 사의 IWR6843 ISK-ODS이며 최대 탐지 거리 2.41m, 거리 해상도 0.047m, 최대 탐지 속도 1m/s, 속도 해상도 0.07m/s를 만족하도록 칩 파형을 설계하였다. 데이터의 경우 실험자들이 그림 11과 같이 총 4가지의 핸드 제스처를 50번씩 수행하여 200개의 데이터를 구축하였으며 테스트는 20%인 40개로 평가하였다.

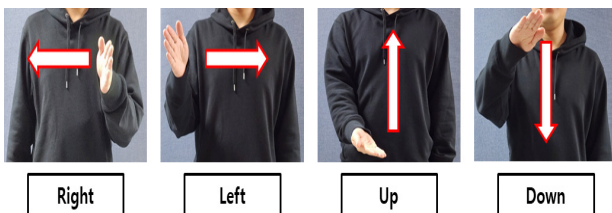


Fig. 11. Four hand gestures used in the experiment. 그림 11. 실험에 사용한 4가지 핸드 제스처

나. 실험 결과

제안하는 기법인 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터와 가장 적합한 딥러닝 모델을 평가하기 위하여 표 1에서 딥러닝 모델들과의 MAE를 비교하였다. 표 1의 1, 2번[7] 딥러닝 모델은 입력 벡터에 1D Convolution을 적용하여 feature map을 얻는 과정까지는 동일하며, 필터 크기는 3, stride는 1, 채널 수는 16으로 설정하였다. 1번 모델은 Convolution 출력 채널 수에 맞게 노드를 설정하여 은닉 레이어와 출력 레이어 각 1개씩으로 구성되었다. 2번 모델은 Convolution 출력 채널 수에 맞게 3번과 동일한 LSTM 레이어를 추가한 딥러닝 모델이다. 표 1의 딥러닝 모델들은 regression 딥러닝 모델이며 평가지표에 사용된 MAE(Mean Absolute Error)는 regression 딥러닝 모델에 주로 쓰이는 평가지표이다. 분류 문제인 제스처 인식에 regression 모델을 사용한

이유는 인식률은 동일한 수치가 나올 수 있기에 제안하는 기법과 가장 적합한 모델을 찾기에 부적합하다고 판단하였다. regression 딥러닝 모델로 설계한다면 MAE를 산출할 수 있으며, MAE는 적합성을 판단하기에 좋은 정량적 수치를 제공하는 지표이다. MAE는 수치가 낮을수록 우수함을 나타내며 실험 결과, 본 논문에서 제안하는 기법인 시계열 형태의 포인트 클라우드 + LSTM 모델이 다른 모델들보다 우수한 것이 확인되었다. 즉, 시계열 형태의 입력 벡터 정보 특징을 가장 많이 활용한 LSTM 모델이 더욱 우수한 결과를 나타낸 것으로 사료된다. 그림 12는 표 1에서 사용된 모델들의 test set 예측 그래프이며, 제스처 종류에 따라 0, 3, 6, 9로 라벨링된 참값을 예측하는 것을 보여준다. MAE가 가장 낮은 LSTM이 참 값과 가장 비슷한 예측을 하고 있는 것을 나타낸다.

Table 1. MAE comparison results with deep learning models.

표 1. 딥러닝 모델들과의 MAE 비교 결과

No	Method	MAE ↓
1	Point cloud + 1D-CNN	0.794
2	Point cloud + 1D-CNN-LSTM	0.348
3	The proposed method (Point cloud + LSTM)	0.262

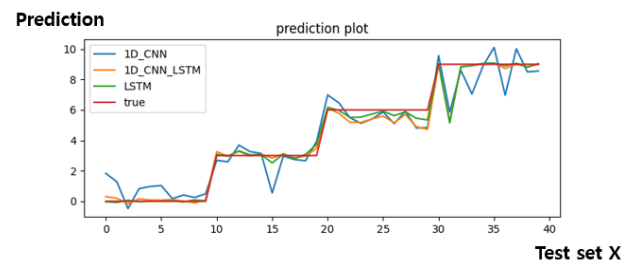


Fig. 12. Test set prediction graph for each model. 그림 12. 각 모델의 test set 예측 그래프

제안하는 기법인 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터의 객관적인 성능을 평가하기 위해 표 2에서 기존 기법들과 핸드 제스처 인식률을 비교하였다. 실험에 쓰인 2D 이미지는 제스처 인식에 주로 쓰이는 range-doppler 이미지[8]이다. 평가 지표로는 인식률을 사용하였으며 테스트 데이터에서 정답을 맞춘 비율을 나타낸다. 실험 결과, 본 논문에서 제안하는 기법인 시계열 형태의 포인트 클라우드 + LSTM이 다른 기법들보다 우수한 인식률을 나타내었다.

Table 2. Comparison results of hand gesture recognition rates with existing techniques.

표 2. 기존 기법들과의 핸드 제스처 인식을 비교 결과

No	Method	Recognition ↑
1	Range-doppler image + 2D-CNN	75%
2	Point cloud + 1D-CNN	72.5
3	Point cloud + 1D-CNN-LSTM	92.5
4	The proposed method (Point cloud + LSTM)	97.5%

III. 결론

본 논문에서는 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식 기법을 제안하였다. 제안한 기법은 기존의 방식과 다른 다음과 같은 독창성이 있다. 첫 번째, 기존의 range-doppler 등의 2D 이미지를 입력 벡터로 하는 방식과 다르게 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터는 레이더 전방에서 발생하는 시간에 따른 움직임을 좌표계 형태로 인식할 수 있는 직관적인 입력 데이터이다. 두 번째, 입력 벡터의 크기가 작기 때문에 인식에 쓰이는 딥러닝 모델도 가볍게 설계할 수 있다. 제안하는 기법의 수행 과정은 다음과 같다. FMCW 레이더로 측정된 거리, 속도, 각도 정보를 활용해 x, y, z 좌표 형식과 도플러 속도 정보를 포함한 포인트 클라우드를 활용한다. 제스처 영역은 속도 정보를 통해 얻어진 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝 지점을 파악해 자동으로 핸드 제스처 영역을 추출하게 된다. 추출된 제스처 영역의 시점에 해당하는 시계열 형태의 포인트 클라우드는 최종적으로 본 논문에서 사용한 LSTM 딥러닝 모델의 학습 및 인식에 활용되게 된다. 제안하는 기법의 객관적인 신뢰성을 평가하기 위해 다른 딥러닝 모델들과 MAE를 산출하는 실험과 기존 기법들과 인식률을 산출하는 실험을 수행하여 비교하였다. 실험 결과, 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터 + LSTM 딥러닝 모델의 MAE 값이 0.262, 인식률이 97.5%로 산출되었다. MAE는 낮을수록, 인식률은 높을수록 우수한 결과를 나타내므로 본 논문에서 제안한 기법의 효율성이 입증되었다.

향후 연구과제로는 포인트 클라우드에 제스처 인식에 더욱 적합한 추가적인 정보를 더하여 기존보다 더욱 정교한 입력 데이터를 만드는 과정을 통해 제스처 인식률을 향상시킬 수 있는 연구가 필요하다.

References

- [1] Mitra, Sushmita, and Tinku Acharya. "Gesture recognition: A survey." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)* 37.3, 311-324, 2007. DOI: 10.1109/TSMCC.2007.893280
- [2] Molchanov, Pavlo, et al. "Multi-sensor system for driver's hand-gesture recognition." *2015 11th IEEE international conference and workshops on automatic face and gesture recognition (FG)*. Vol.1. IEEE, 2015. DOI: 10.1109/FG.2015.7163132
- [3] Franceschini, S., et al. "Hand gesture recognition via radar sensors and convolutional neural networks." *2020 IEEE Radar Conference (RadarConf20)*. IEEE, 2020. DOI: 10.1109/RadarConf2043947.2020.9266565
- [4] Wu, Qisong, and Dixian Zhao. "Dynamic hand gesture recognition using FMCW radar sensor for driving assistance." *2018 10th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*. IEEE, 2018. DOI: 10.1109/WCSP.2018.8555642
- [5] Skaria, Sruthy, et al. "Hand-gesture recognition using two-antenna Doppler radar with deep convolutional neural networks." *IEEE Sensors Journal* 19.8, 3041-3048, 2019. DOI: 10.1109/JSEN.2019.2892073
- [6] Yu, Yong, et al. "A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures." *Neural computation* 31.7, 1235-1270, 2019. DOI: 10.1162/neco_a_01199
- [7] Shen, Zhipeng, et al. "SeriesNet: a generative time series forecasting model." *2018 international joint conference on neural networks (IJCNN)*. IEEE, 2018. DOI: 10.1109/IJCNN.2018.8489522
- [8] Hazra, Souvik, and Avik Santra. "Short-range radar-based gesture recognition system using 3D CNN with triplet loss." *IEEE Access* 7: 125623-125633, 2019. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2938725

BIOGRAPHY

Seung-Tak Ra (Student Member)

2017 : BS degree in Electronic Engineering, Hanbat National University

2019 : MS degree in Electronic Engineering, Hanbat National University

2022~current : Ph. D degree course of Electronic Engineering Hanbat National University

Seung-Ho Lee (Member)

1986 : BS degree in Electronic Engineering, Hanyang University

1989 : MS degree in Electronic Engineering, Hanyang University

1994 : Ph. D degree in Electronic Engineering, Hanyang University

1994~current : Professor, Department of Electronic Engineering, Hanbat National University