



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사학위논문

차세대 통신 시스템을 위한  
자원할당기법



2022년 2월

부경대학교 대학원

스마트로봇융합응용공학과

황성준

공 학 석 사 학 위 논 문

차세대 통신 시스템을 위한

자원할당기법

지도교수 박 재 현

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

2022년 2월

부 경 대 학 교 대 학 원

스마트로봇융합응용공학과

황 성 준

# 황성준의 공학석사 학위논문을 인준함

2022년 2월 25일



위 원 장    공학박사    박 상 홍 (인)

위    원    공학박사    박 한 훈 (인)

위    원    공학박사    박 재 현 (인)

# 목 차

Abstract

I . 서론 .....	1
II . 인체 통신에서 다중 접속을 위한 Autoencoder 기반 전송 파형 최적화 및 다중 노드 검파 .....	3
2.1 서론 .....	3
2.2 시스템 모델 .....	6
2.2.1 인체통신 시스템 모델 .....	6
2.2.2 인체통신 채널 모델 .....	9
2.3 Autoencoder 기반 전송파형 최적화 및 다중 노드 검파 기법 ..	11
2.3.1 기존 단일 노드 P2P Autoencoder 기반 전송 파형 최적화 ..	11
2.3.2 다중 노드 기반 HBC 환경에서 AE 기반 전송 파형 최적화 및 다중 노드 검파 기법 .....	13
2.3.3 개선된 간섭 제거 기반 다중 노드 검파 위한 심층 신경망 .	15
2.3.4 모의실험 결과 .....	18
2.4 실제 실험 결과 .....	25
2.5 결론 .....	28
III . MIMO OFDM 레이다 및 통신 시스템에서 압축 센싱 기반의 레이다 이미징과 서브캐리어 할당 .....	29
3.1 서론 .....	29

3.2 MIMO OFDM 과형을 사용하는 레이더와 통신을 동시에 수행하는 시스템 모델 .....	34
3.2.1 RadCom Tx 안테나에서 송신 신호 모델 .....	34
3.2.2 RadCom 의 Rx 안테나에서 수신 신호 모델 .....	36
3.2.3 Information Rx Antenna 에서 수신된 신호 모델 .....	38
3.3 압축 센싱 기반 MIMO OFDM 레이더 이미징 알고리즘 .....	39
3.3.1 BMP 기반 MIMO OFDM 레이더 이미징 .....	46
3.4 MIMO OFDM 과형을 이용한 정보 전송 .....	49
3.5 부반송파 할당 기법 .....	51
3.6 도플러 주파수 측정 .....	58
3.7 시뮬레이션 결과 .....	60
3.8 실제 실험 결과 .....	69
3.9 결론 .....	72
IV. 결론 .....	73
참고문헌 .....	74
감사의 말 .....	78

# Resource allocation technique for next-generation communication system

Seong-Jun Hwang

Department of Smart Robot Convergence and Application Engineering,  
Graduate School,  
Pukyong National University

## Abstract

In this paper, we propose a resource allocation method for the next-generation communication system. First, we propose a transmission waveform optimization and multi-node detection technique using AutoEncoder in a multi-node environment. Unlike conventional human body communication methods using RF signals, devices for signal modulation are not required using the human body as a medium, which has the advantage of low power, low cost, and is more secure. In addition, rather than the existing point-to-point method, we propose a transmission signal design to reduce interference between transmission signals in a multi-node environment and a method using AutoEncoder to detect in the received signal. Third, we propose subcarrier allocation methods for compressive sensing based MIMO OFDM RadCom(Radar and Communication) system and analyze the performance to show what kinds of allocation method is the best for the system. The RadCom is a system which joint information transmission and Radar function. The proposed allocation method can show the best performance of Achievable rate and target estimation to automotive IoT service.

# I. 서론

최근, 차세대 통신 시스템 방식이 많은 관심을 받고 있고 개발되고 있다. 그 예로 딥러닝을 이용하여 기존의 통신 방식보다 더 나은 방식을 도입하거나 자율 주행을 위한 통신 방식이 주목 받고 있다. 적용 가능한 분야의 기술들이 개발되고 있다. 기존의 P2P(Point-to-point) 방식의 인체 통신에서 AutoEncoder를 이용한 딥러닝 방식을 이용하여 센서가 많은 환경에서 계산 복잡도가 필요한 과정들을 보완하여 더 작은 계산 복잡도를 가지는 방식으로 확장하고 있으며 자율 주행을 위한 방식은 자율 주행 분야에서 큰 관심을 받고 있다. 특히, 차량의 주행에서 주변 차량, 사람, 가로수 등 장애물들을 탐지하고 상황에 맞게 판단하는 것이 중요하다. 차량에 장착되는 센서들의 수가 늘어나고 다양한 센싱 정보 및 도로 정보 등을 교환하기 위해 높은 데이터 전송속도를 가지는 차량 간 통신 기술이 필요하다.

본 논문에서는 차세대 통신 시스템을 위한 자원 할당 방식을 제안한다. 본 논문의 2장에서 다중 노드 환경에서 AutoEncoder를 이용하여 전송 과정 최적화 및 다중 노드 검파 기법을 제안한다. 기존의 RF 신호를 이용하는 인체 통신 방식과 달리 인체를 매체로 하여 신호의 변복조를 위한 소자가 요구되지 않아 저전력, 저비용의 장점이 있으며 보안성이 더 뛰어나다. 또한 기존의 Point-to-point 방식이 아닌 다중 노드 환경에서 송신 신호간 간섭을 줄이기 위한 송신 신호 디자인 및 수신 신호에서 검파하기 위해 AutoEncoder를 이용하는 방식을 제안한다. 일반적으로 OFDM

통신과 레이더의 대역을 공유한다는 점과 통신을 수행하는 동시에 레이더 기능을 수행할 수 있다는 점에서, 차량 간 통신과 차량용 레이더 기능을 결합한 RadCom(Radar and Communication)이라고 한다. 본 논문의 3장에서는 압축 센싱 기반 MIMO OFDM RadCom에서 레이더의 성능과 통신 성능을 동시에 만족시키기 위한 OFDM 부반송파 할당 방식을 제안한다. 끝으로 각 장에서 제안한 기법들의 모의실험 결과를 확인하고 검증한다.



## II. 인체 통신에서 다중 접속을 위한 Autoencoder 기반 전송 파형 최적화 및 다중 노드 검파

### 2.1 서론

최근, 여러 가지 센서를 이용한 헬스케어 기기 및 웨어러블 기기에 대한 관심과 수요가 커지고 있다[1,2]. 이러한 기기들이 수집한 데이터 및 제어용 데이터를 전송하기 위해 RF 신호를 활용한 무선 통신 기술을 활용할 수 있지만, RF 신호 변복조 과정에서 많은 전력이 소모되는 문제점과 인체의 민감한 정보가 유출될 위험성이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 전도성을 갖는 인체를 전송 매체로 활용하여 데이터 송수신을 하는 인체통신(Human Body Communication, HBC) 기술에 대한 연구가 많이 이루어지고 있다[2-4]. 이 HBC 기술은 무선 통신 기술에 비해 RF 소자들을 사용하지 않아 저전력, 저비용의 장점을 가지고 있으며 보안 측면에서도 기존의 무선통신 기술에 비해 더 나은 성능을 보이고 있다. 하지만 대부분의 인체 통신 기술의 경우에는 point-to-point(P2P) 통신 환경을 고려하여 데이터를 송수신하는 통신 기술에 대한 연구가 진행되었다[4,5]. 이러한 P2P 환경에서 autoencoder(AE)기반의 인체 통신 파형 최적화 및 검파 기법이 제안되었다[6]. 하지만 착용하는 웨어러블 기기 및 센서의 개수가 증가하면

서 요구되는 전송 데이터량이 높은 환경에서는 증가하는 간섭량으로 인해 기존 전송 기술은 성능 제약이 따르게 된다.

본 논문에서는 다중 노드 HBC 환경에서 AE기반 전송 파형 최적화 및 다중 노드 검파 기법을 제안한다. 구체적으로 P2P 인체통신 시스템과 시분할 다중접속 (Time Division Multiple Access, TDMA) 방식이 접목된 기존의 인체통신 시스템과 달리 본 논문에서는 AE기반 딥러닝 학습 기법을 활용하여 비직교 다중접속(non-orthogonal multiple access, NOMA)방식을 위한 전송 파형 최적화 및 다중 노드 검파 기법을 제안한다. 특히 인체통신 특성상 다중 노드들과 데이터 컬렉터와의 떨어진 거리에 따른 손실이 다른 환경에서 전송파형을 최적화하면서 노드들의 전력 최적화를 위한 신경망 구조를 제시한다. 또한 다중 노드 검파 성능 개선을 위한 NOMA 환경에서 간섭제거 학습에 용이한 신경망 구조를 제시한다. 즉, 다중 노드 환경에서는 각 송신 신호들은 수신단에서 서로 간섭으로 작용하게 되므로 각 센서 노드들의 신호를 검파한 후 이를 다른 노드 신호를 검파하는 신경망 입력으로 넣는 형태의 새로운 신경망 구조를 제안한다. 구체적으로 병렬적으로 검파한 노드들의 신호를 다시 검파하는 신경망의 입력으로 넣어 간섭을 제거하는 형태의 신경망 구조를 제안한다. 이를 통해 기존의 신경망 보다 간섭제거 학습에 용이하여 우수한 성능을 가질 수 있다. 또한 제안한 구조의 계산 복잡도를 줄이기 위해 순차적 간섭 제거 기반의 심층 신경망을 제안한다. 특히, 끝으로 모의 실험을 통해 인체 통신 환경에서의 제안한 AE기반 다중 노드 검파 기법의 성능을 검증하였다.

이번 장의 두 번째 절에서는 본 논문에서 사용한 시스템 모델을

소개하고 세 번째 절에서는 AE 기반 전송 신호 최적화 및 다중 노드 검파 기법을 제안한다. 네 번째 절에서는 모의실험 결과를 확인하고 다섯 번째 절에서는 결론을 맺는다.

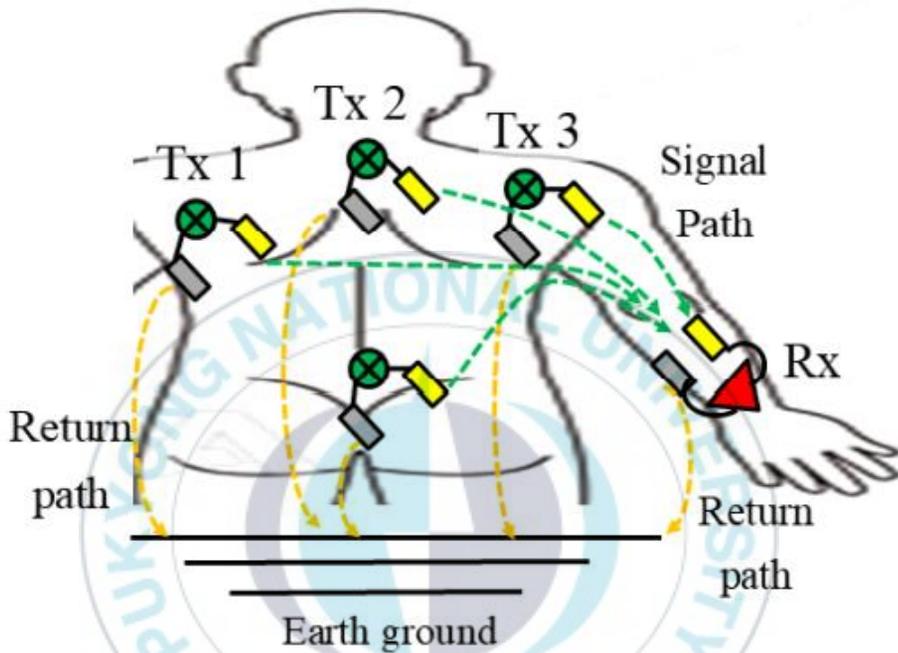


그림 1. 다중 노드 센서가 있는 환경에서 인체 통신 시스템 모델

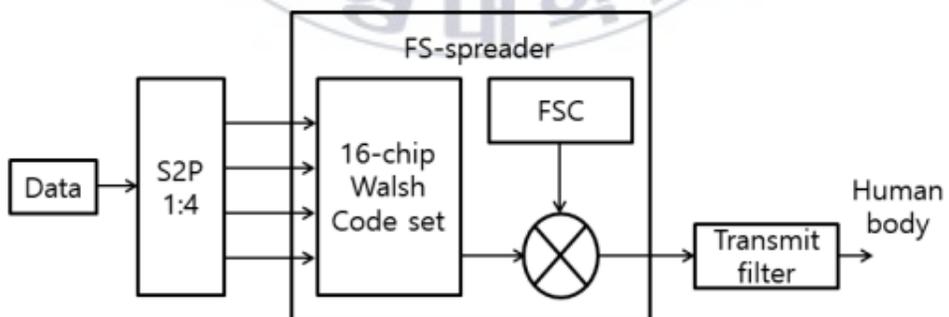


그림 2. FS-DT 구조

## 2.2 시스템 모델

### 2.2.1 인체통신 시스템 모델

본 논문에서는 그림 1 과 같이 다수의 센서 노드가 데이터 컬렉터 1 개로 수집 데이터를 전송하는 통신 환경 고려한다. 이때 각각의 노드들은 2 개의 전극을 가지고 있으며, 하나는 접지된 상태에서 또 다른 하나는 인체에 접촉되어 신호를 전송하는 capacitive coupling 방식을 고려한다.

전송 방식은 IEEE 802.15.6 의 물리계층 표준과 호환되는 FSDT 방식을 고려한다[7]. FSDT 에서는 Walsh code 에 기반한 대역 확산 방식을 취하고 있는데, 이는 전송신호를 채널 잡음과 유사한 같은 신호로 확산시켜 정보 신호에 대한 보안성을 높이며 안정적인 데이터 송수신을 하기 위함이다[8]. 즉, 그림 2 와 같이 구체적으로 FSDT 방식에서는 4bit 를 길이 16 chip 들을 가지는 Walsh code 를 활용해서 변환한 뒤, 전송 속도(164, 328, 656, 1312, 2624, 5250 kbps)에 따라 추가적인 주파수 선택코드 (frequency selective code, FSC)를 곱해 1024, 512, 256, 128, 64, 32 chip 길이를 가지는 chip 시퀀스로 변환하여 대역을 확산하여 출력 전송 속도는 42Mcps 로 고정되도록 하여 전송한다. 예를 들면, 328kbps 의 전송속도를 내기 위해서 입력 4bit 를 Walsh code 를 곱한 뒤에는 1.312Mcps 가 되며 추가적인 32bit FSC 를 곱하게 되면 42Mcps 의 전송 신호를 생성해낼 수 있다. 본 논문에서는 전송속도에 상관없이 같은 길이로 곱해지는 Walsh code 기반 과형을 최적화하는데

초점을 맞춘다. 하지만 이는 서로 다른 전송속도를 가지는 FSC 최적화로 쉽게 확장이 가능하다.



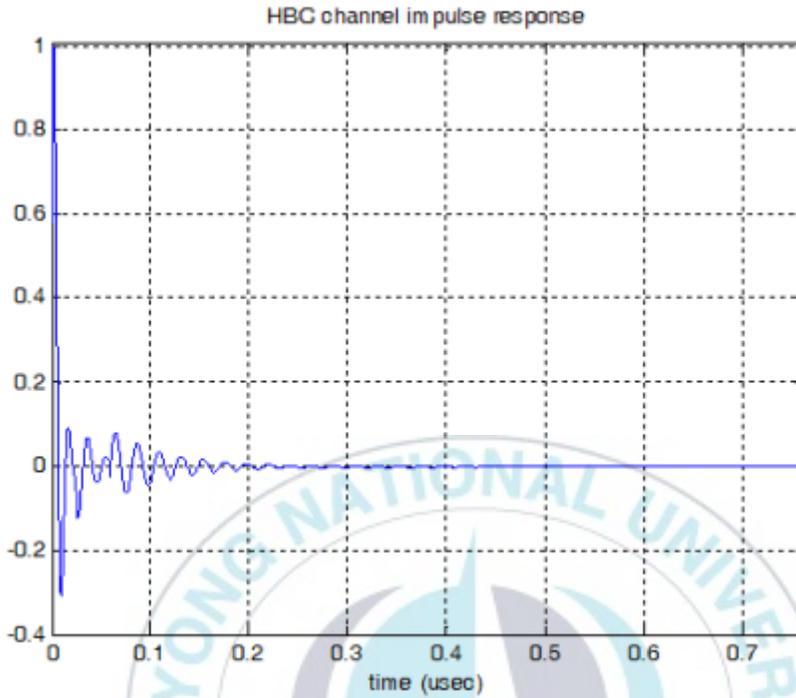


그림 3. Human body channel impulse response

Time range( $\mu s$ )	$A$	$t_r$	$t_0$	$x_c$	$\omega$
$0 \leq t < 0.025$	0.000032	0.00000	0.00621	-0.00097	0.00735
$0.025 \leq t < 0.058$	0.00003	0.02500	0.01684	-0.01225	0.00944
$0.058 \leq t$	0.00002	0.05800	0.05610	0.00100	0.01109

표 1. HBC 채널의 주요 상수 파라미터

## 2.2.2 인체통신 채널 모델

IEEE 802.15.6에 따르면 채널 모델은 인체 내 지방 및 근육 등의 인체 내 전도 특성과 전송 거리에 따른 전송 손실을 모델링한 것으로써, 인체 채널의 impulse response는 다음과 같이 주어진다.[6]

$$h(t) = \left[ A_v A e^{-(t-t_r)/t_0} \times \sin\left(\frac{\pi(t-t_r-x_c)}{\omega}\right) \right] C_h \quad (1)$$

$$C_h = (0.0422G_T - 0.184)(0.078G_R + 0.782) \times \left( \frac{120.49 / d_{body}}{1 + (d_{air} / d_{body})^5} \right)^2 \quad (2)$$

여기서 주요 파라미터는 다음과 같이 정리할 수 있다. 그림 3은 식(2)에 따른 normalized channel impulse response를 나타내고 있다. 참고로 본 논문에서 고려하는 IEEE 802.15.6의 물리계층 표준에 따르면, 4개의 bit를 16개의 chip으로 변환하므로 전송속도가 1.312Mbps일 때, chip 전송속도는 4배인 5.248Mcps의 전송속도를 가지게 된다. 따라서 chip period는 대략 0.2 μ sec가 된다. 따라서 그림 3으로부터 0.2 μ sec의 chip 길이에 걸쳐 무시할 수 없는 채널 응답을 가지는 것을 확인할 수 있으므로, 본 논문에서는 Two-ray channel model을 가정한다. 따라서 수신 신호의  $i$ 번째 chip 샘플은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_{rx}[i] = \sum_{n=1}^N \sum_{l=0}^1 h_{nl} x_n[i-l] + v[i] \quad (3)$$

여기서  $x_n[i]$ 는  $n$ 번째 노드에서 보낸  $i$ 번째 chip 신호가 되며,

$v[i]$ 는 수신단에서의 additive white Gaussian noise (AWGN)을 나타낸다.

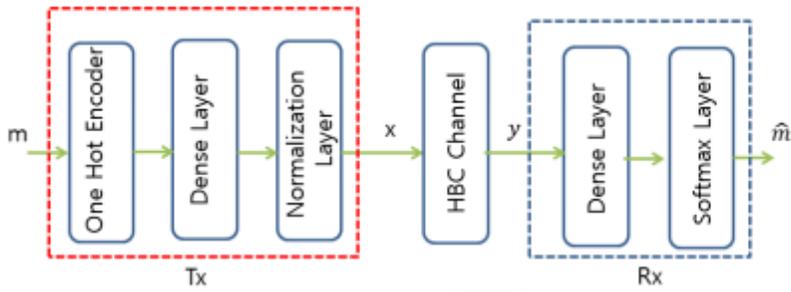
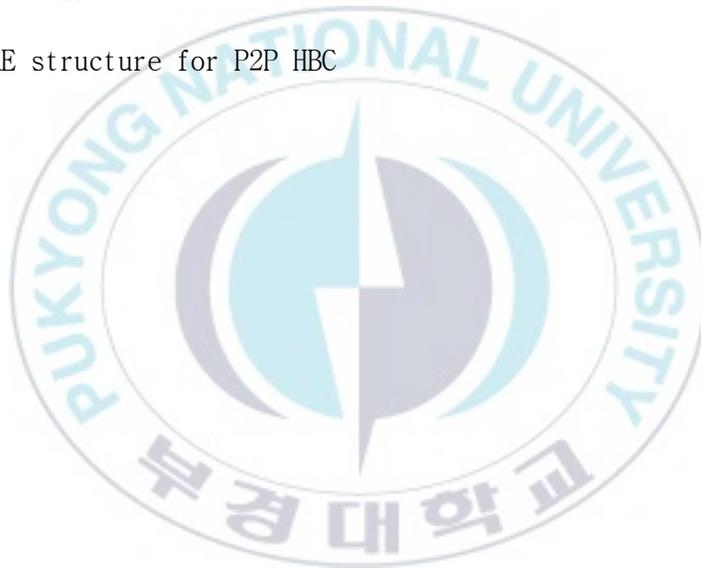


그림 4. AE structure for P2P HBC



## 2.3 Autoencoder 기반 전송파형 최적화 및 다중 노드 검파 기법

### 2.3.1 기존 단일 노드 P2P Autoencoder 기반 전송 파형 최적화

논문 [6]에서 단일 노드 기반 송수신기 파형 최적화를 AE 기법이 제안되었다. 그림 4 는 AE 를 이용한 시스템 모델을 나타냈다. 즉 4bit 메시지  $m(m=1, \dots, 16)$  을 16 차원의 one-hot encoded vector  $e_m$  로 변환하여 송신단의 deep neural network(DNN)을 거치게 된다. One-hot encoded vector  $e_m$  는  $m$  번째 원소만 1 이고 나머지 원소는 모두 0 인 벡터로 송신하고자 하는 정보  $m$  을 표현한다. 이후 HBC 채널을 거친 뒤 수신단에서 DNN 을 거쳐 메시지  $\hat{m}$  을 추정한다. AE 기법을 통해 송수신단의 DNN 을 훈련시켜 송신 메시지  $m$  에 대해 수신단의  $\hat{m}$  사이의 차이가 최소가 되도록 한다.

AE 의 송신단은 송신 신호 벡터  $x$  를 출력하도록 설계된다. Power normalization 계층에서는 송신 신호 전력이  $P_{tx}$  가 되도록 전력을 정규화한다. 이 계층의 출력 신호  $x$  와  $x_{in}$  의 관계는 다음과 같이 나타낼 수 있다

$$x = \frac{\sqrt{P_{tx}}}{\|x_{in}\|} x_{in}. \quad (4)$$

송신 신호 벡터  $x$  는 HBC 채널을 거치고, AE 수신단은 채널 출력 벡터  $y$  를 활용하여 송신 메시지를 추정한다. Softmax 활성화함수를 통해 각 메시지  $m$  이 전송되었을 사후확률  $p(m|y)$  을 표현하며, 최종 추정값

$\hat{m}$ 는 사후확률이 가장 높은 메시지인  $\hat{m} = \operatorname{argmax}_m p(m|y)$ 로 계산된다. AE의 학습을 위해 실제 송신 메시지  $m$ 에 해당하는 one-hot encoded vector  $e_m$ 과 수신단에서 계산한 사후확률  $p(m|y)$  간의 categorical cross-entropy(CE)가 손실함수로 활용된다. Categorical CE는 다음과 같이 정의된다.

$$CE = - \sum_{m=1}^{16} \log p(m|y)$$

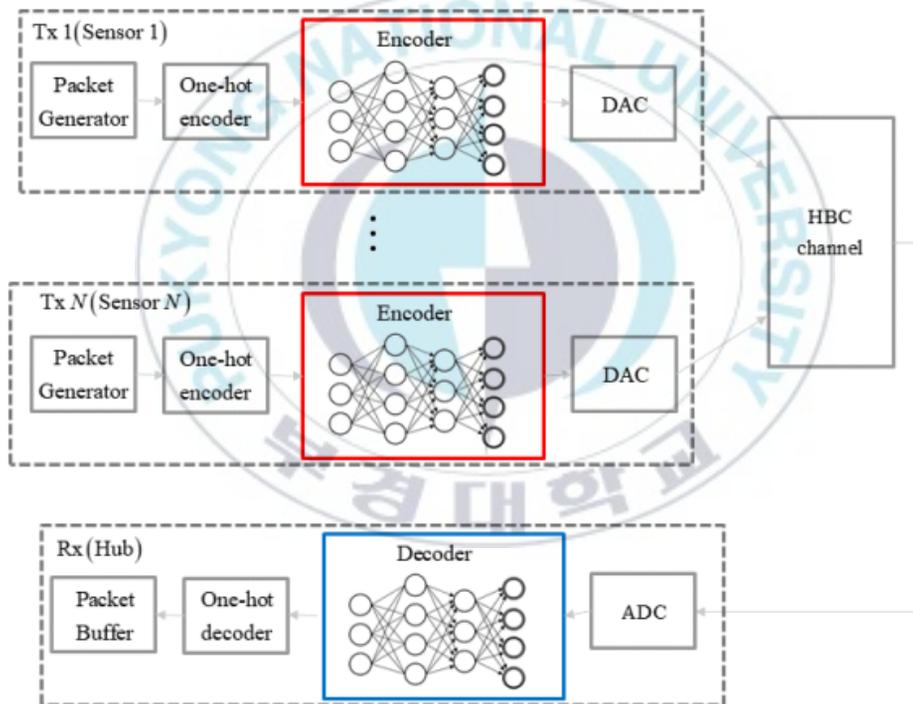


그림 5. AE-based multi-node HBC system

### 2.3.2 다중 노드 기반 HBC 환경에서 AE 기반 전송 파형 최적화 및 다중 노드 검파 기법

본 절에서는 다중 노드 기반 HBC 채널에서 다중노드의 송신 파형과 허브의 수신 검파기를 최적화하기 위해 AE 기법을 제안한다. 그림 5 와 같이  $m$  개의 송신 노드가 있을 때  $n$  번째 송신 노드는 의 4bit 메시지를 one-hot encoded vector 로 변환하여 Digital-to-analog converter (DAC)를 거쳐 채널을 통해 인체 채널로 신호를 내보낸다. 수신단에서는 중첩된 다중 신호를 받아 decoder 망에 전달하면 이를 바탕으로 각 사용자의 신호를 검파하게 된다. 수신기는 모든 송신 노드  $n=1, \dots, M$  의 송신 메시지에 대한 사후확률  $p(m_n|y)$ 을 추정하도록 설계한다.

이때 송수신 DNN 학습을 위한 손실함수로 CE 를 활용하였으며 다음과 같이 주어진다.

$$CE = \sum_{n=1}^N w_n CE_n \quad (5)$$

여기서  $w_n$  은  $n$  번째 사용자에게 대한 CE 가중치를 나타내며,  $CE_n$  는  $n$  번째 사용자의 CE 로써 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$CE_n = - \sum_{m=1}^{16} \log p(m_n|y)$$

따라서 그림 6 과 같이 다중 노드 기반 송신 파형 최적화와 다중 노드 검파를 위한 심층 신경망은 수식(5)를 최소화하도록 학습할 수 있다. 즉, 이는 3.1 절의 단일 노드 환경의 심층 신경망을 각 사용자 별 CE 를 정의하여 이들의 weighted sum 을 최소화하도록 확장한 형태이다.

참고로 노드별 데이터의 중요도에 따라 가중치를 달리 둘 수 있으며, 노드의 가중치를 높여 해당 노드의 심층 신경망 손실이 적게 발생하도록 학습을 유도할 수 있다. 즉 손실이 적을수록 해당 노드의 데이터 검파 오차가 적어질 수 있다.

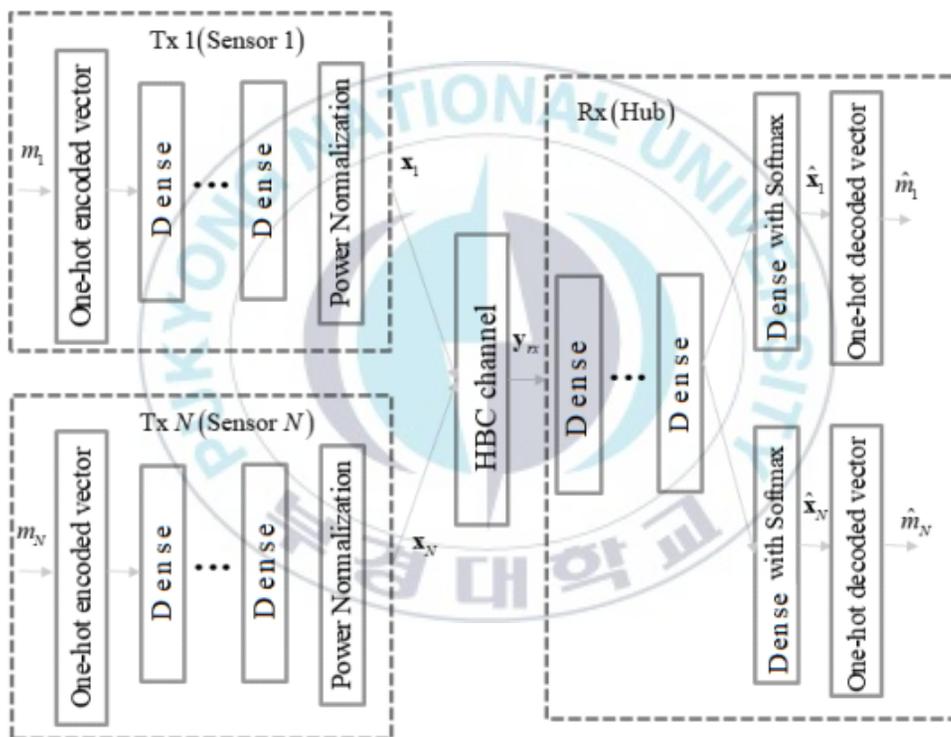


그림 6. AE structure for Multi-node HBC

### 2.3.3 개선된 간섭 제거 기반 다중 노드 검파 위한 심층 신경망

본 절에서는 2.3.2 절에서 제안하는 다중 노드 HBC 환경에서 AE 기반 심층 신경망의 성능을 개선시키기 위한 새로운 신경망 구조를 제안하고자 한다. 우선 다중 노드 환경에서는 각 송신 신호들은 수신단에서 간섭으로 작용하게 되므로 그림 6 에서 각 송신단에서 전력을 정규화 하는 과정(수식 (4))을 다음과 같이 수정한다면, 각 송신 신호의 필요 전력을 줄이는 동시에 다른 센서 노드들의 신호 검파 과정에 간섭을 줄이는 효과를 낼 수 있다.

$$x = \begin{cases} x_{in} & \|x_{in}\|^2 \leq P_{tx} \\ \sqrt{\frac{P_{tx}}{\|x_{in}\|}} x_{in} & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

수신단에서는 수신 신호로부터 다중 센서 신호를 검파하여야 하기 때문에 수신 신호들간의 상관성을 고려하여 신호 분리 및 검파에 용이한 convolutional neural network (CNN)을 활용하여 검파하였다. 즉, 송신단 (encoder) 쪽은 DNN 을 수신단 (decoder) 쪽은 CNN 구조를 따르는 DCNN 구조를 활용하여 검파하였다. 또한, 기존의 다중 신호 검파 기법에서 잘 알려진 간섭 신호 제거 기법을 심층 신경망이 학습할 수 있다면 검파 성능이 개선될 수 있다. 이를 반영한 송수신 파형 최적화 및 다중 노드 검파 심층 신경망은 그림 7 같다. 즉, 그림 7 에서 붉은색 상자의 경우 첫 번째 사용자를 제외한 노드들의 신호를 일차적으로 추정된 뒤, 이 출력과 수신신호를 다시 푸른색 상자의 CNN 의 입력으로

넣는 구조로 신경망을 구성해 훈련하였다. 훈련과정에서 푸른색의 CNN 상자에서는 수신신호에서 일차적으로 추정된 신호들을 활용하여 수신신호에서 간섭 효과를 줄일 수 있도록 하여 학습을 용이하게 한다. 또한, 수신단의 계산 복잡도를 감소시키기 위해 위와 같이 모든 노드들의 신호를 일차적으로 추정하여 간섭을 제거하는 구조 (말하자면, parallel interference cancellation, PIC 구조)가 아닌 노드 별로 순차적으로 검파하여 다음 노드의 신호를 검파하는데 입력으로 넣어 간섭을 제거하는 구조 (말하자면, successive interference cancellation, SIC 구조)를 제안하며, 이는 그림 8 과 같이 나타낼 수 있다. 이 경우 먼저 검파한 신호에서 오차가 발생할 경우 이후 검파 과정에 오차가 전파될 수 있다 (즉, error propagation 효과). 따라서 이를 해결하기 위해 수신 신호의 path-loss 정보에 기반하여 검파 순서를 결정하도록 하여 신경망을 최적화하였다. 참고로 인체 통신 환경에서도 노드의 부착된 위치 및 송신 거리에 따른 path-loss 정보는 long-term fading 정보로써 시간에 따라 빠르게 변하지 않기 때문에 송수신단 모두 알고 있다고 가정한다.

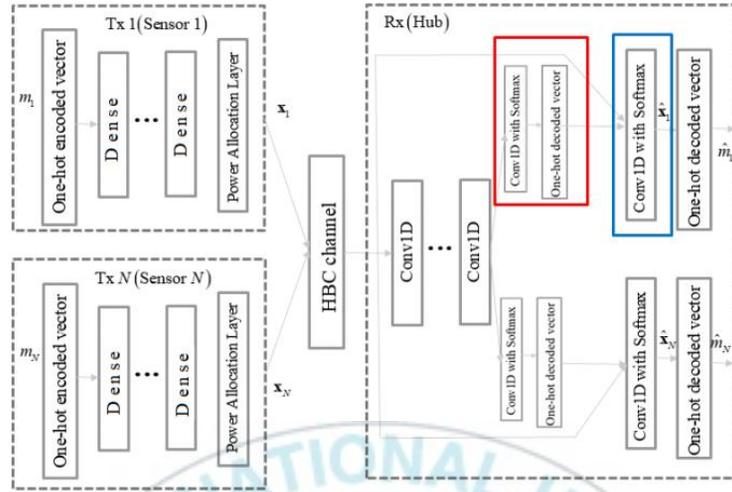


그림 7. PIC enabled AE structure for multi-node HBC

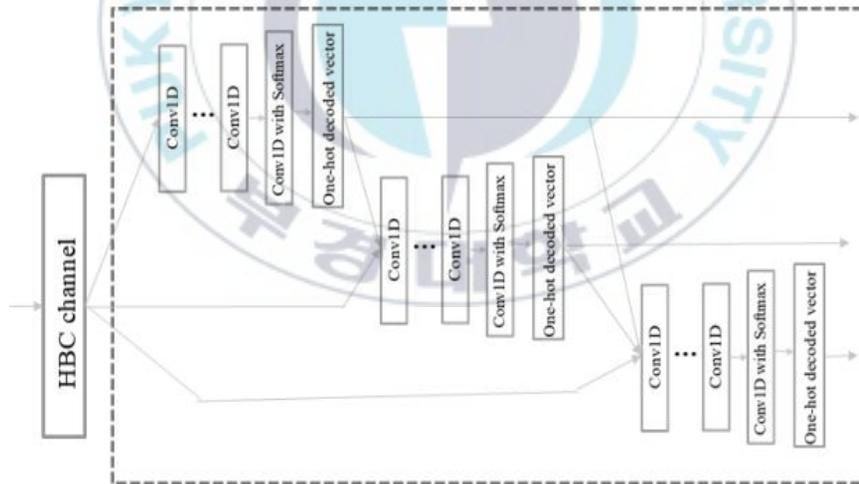


그림 8. SIC enabled AE structure for multi-node HBC

### 2.3.4 모의실험 결과

본 절에서는 모의실험을 통해 3 개의 센서 노드와 하나의 데이터 컬렉터(Rx)로 구성된 시스템에서 block error rate (BLER)를 비교하였다. 신경망은 batch size 를 64 로 설정하고 epoch 을 1500 으로 설정하여 학습하였으며, optimizer 는 Adam 을 사용했다. 데이터 훈련을 위해 수신 SNR 이 14dB 인 환경을 가정하였고  $w_n$  은 모두 0.3 으로 설정하였다. 각각의 센서 노드로부터 수신단까지의 평균 채널 이득은 각각 [0.2 1 5]의 값을 가지도록 설정하였다. 또한, 수식 (3)과 같은 Two-ray channel model 을 활용하였으며, 그림 3 으로부터 첫 번째 다중경로 탭과 두 번째 다중경로 탭의 상대적인 크기는 평균적으로 10 배 정도의 차이를 가진다고 설정하였다. 초기 학습률 (learning rate)는 0.005 로 설정하였으며, 학습 도중에 손실함수가 개선되지 않는다면 학습률을 낮추도록 설정하였다. 또한 손실함수는 수식 (5)를 활용하였으며, 가중치는 모든 사용자가 같은 값을 가지며 0.3 으로 설정했다. 각 센서 노드에서는 4 비트를 입력으로 받아 16 개의 원소를 가지는 One-hot encoded vector 를 입력으로 받는 입력층 1 개, 2 개의 은닉층(입력차원:32)을 가지는 DNN 신경망을 구성하였다.

그림 9 에서는 그림 6 의 구조와 같이 모든 사용자가 NOMA 방식으로 접속하는 환경에서 파형 최적화를 수행한 경우에 대한 성능을 나타내었다. 제안하는 다중 접속방식의 성능 비교를 위해 심층 학습 기법이 적용되지 않은 기존의 선형 검파 기법과 [6]에서 제시한 P2P 인체 통신에 적용된 DNN 구조를 TDMA 방식을 접목한 방식의 성능을 함께

나타내었다. 그림 9 에서 확인할 수 있듯이,  $48(=16 \times 3)$  chip period 동안 센서 노드 별로 시간 자원을 16 chip 씩 직교하도록 전송하는 방식에 비해 48 chip period 동안 NOMA 방식과 파형 최적화를 수행하여 학습한 신경망의 검파 성능이 우수함을 확인할 수 있다.

그림 10 에서는 3.3 절의 개선된 간섭 제거 기반 다중 노드 검파 위한 심층 신경망의 성능을 비교하였다. 각 노드는 4bit 를 16 chip period 동안 전송하도록 전송 파형을 최적화하였으며, 각각의 센서 노드로부터 수신단까지의 평균 채널 이득은 각각 [0.1 1 5]의 값을 가지도록 설정하였다. 비교를 위해 그림 6 의 DNN 방식의 성능을 함께 나타내었다.



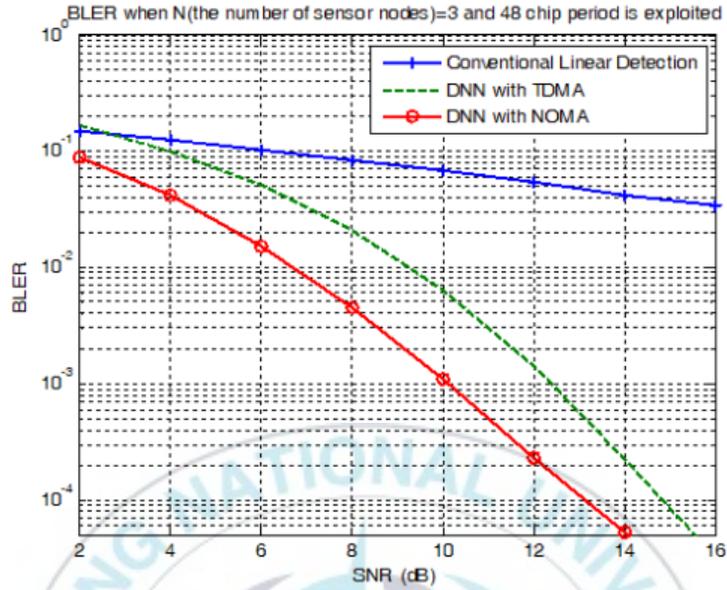


그림 9. BLERs of DNN with TDMA and DNN with NOMA

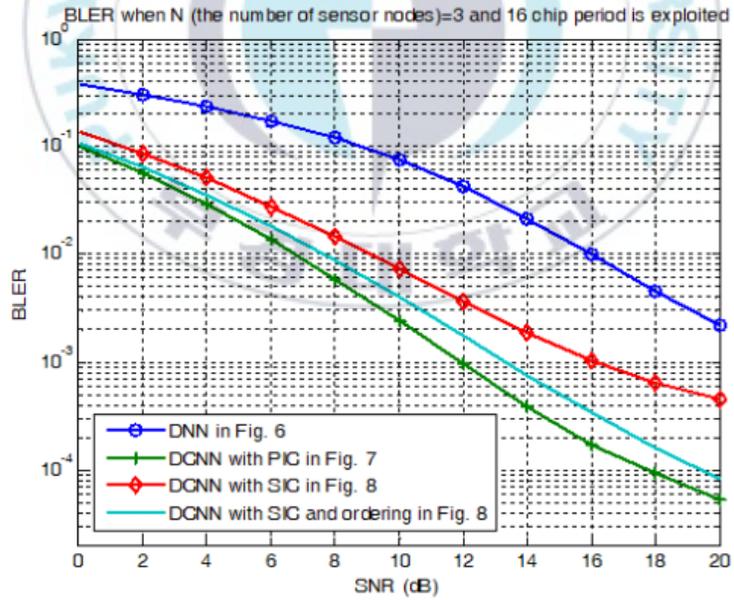


그림 10. BLERs of various neural network structures

그림에서 확인할 수 있듯이 전반적으로 개선된 DCNN 구조가 그림 6의 DNN 보다 우수한 성능을 가지는 것을 확인할 수 있으며, PIC 구조가 가장 낮은 BLER 을 나타내고 있다. 그리고 붉은색 실선은 SIC 의 구조의 성능을 나타내고 있는데, 높은 SNR 에서 성능이 크게 개선되지 않는 것을 확인할 수 있다. 이는 검파 과정에서 경로 손실에 따른 순서에 상관없이 검파하였는데, 이 경우 검파 과정의 오차가 전파되어 성능이 포화 (saturation) 되어 BLER 이 더 낮아지지 않음을 확인할 수 있다. 반면 경로 손실이 가장 적은 순서대로 검파한 ordering 기법을 적용한 하늘색의 실선은 PIC 구조에 가까운 성능을 나타내고 있다. 즉 ordering 을 통해 그림 8의 SIC 구조의 단점인 검파 과정의 오차 전파를 최소화하여, PIC 구조와 비슷한 성능을 가지면서 PIC 구조에 비해 적은 계산 복잡도 및 계산 시간을 가질 수 있다.

기존의 DNN 기반 전송 기법 [6]과 제안하는 DCNN 방식의 복잡도 비교를 위해 epoch 1 회 당 소요된 평균 훈련 시간 및 BLER 시험 평균 계산 시간을 표 1 에 비교하였다. 계산 시간 평가는 CPU 3.4GHz, 메모리 16GB, GPU 8GB 의 사양을 가지는 컴퓨터를 활용하였다. 표에서 확인할 수 있듯이 평균 훈련 시간의 경우 기존의 DNN with TDMA 에 비해서 제안하는 NOMA 방식의 DCNN 구조가 전반적으로 높은 계산 시간을 소요하고 있으며, PIC 에 비해서 SIC 구조가 적은 계산 시간을 대략 8.1% ( $= (7.06 - 6.49) / 7.04$ ) 단축할 수 있음을 확인할 수 있다. BLER 시험 계산 시간의 경우도 SIC 구조가 PIC 구조에 비해 적은 계산 시간을 소요하고 있다. 흥미로운 점은 DNN with TDMA 의 경우 시험 계산 시간이 다른 두 구조에 비해 많이 소요되고 있는데, 이는 TDMA 의 경우 각 노드 별로

시간 자원을 나눠 순차적으로 송수신이 이루어지는 반면, NOMA 의 경우 동시에 보내고 받는 구조로 구현되어, TDMA 의 경우 오히려 더 많은 시간을 요구됨을 확인할 수 있다.

전송 기법	DNN with TDMA[6]	DCNN with PIC	DCNN with SIC
Training time per Epoch	5.36 sec	7.06 sec	6.49 sec
BLER Evaluation time per channel use	5.00 sec	4.01 sec	3.83 sec

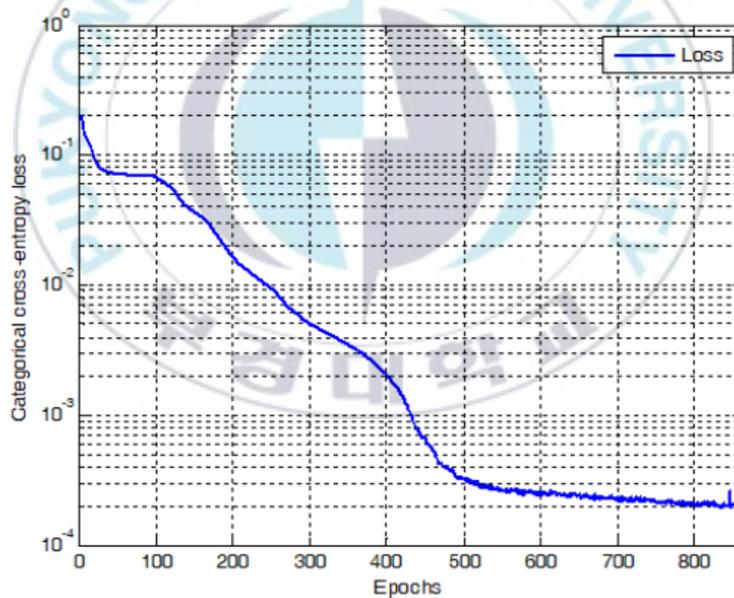


그림 11. BLERs of various neural network structures

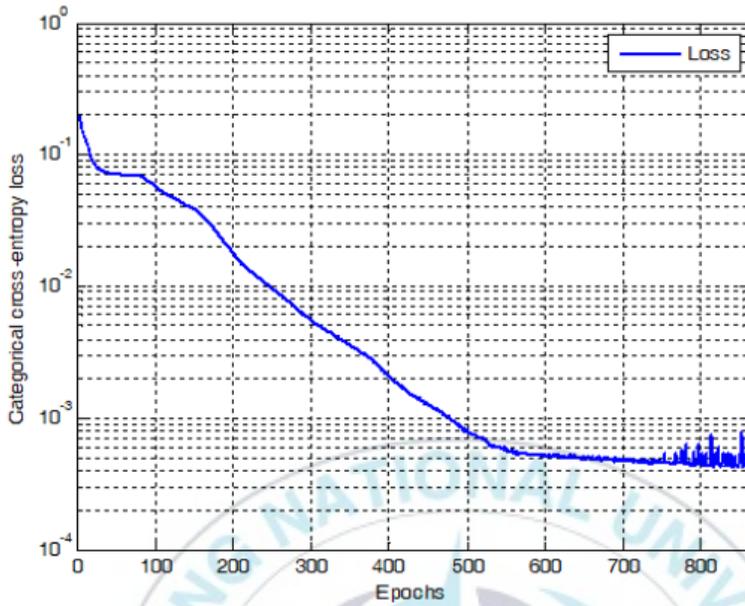


그림 12. Weighted sum of CE for SIC with ordering in 그림 8

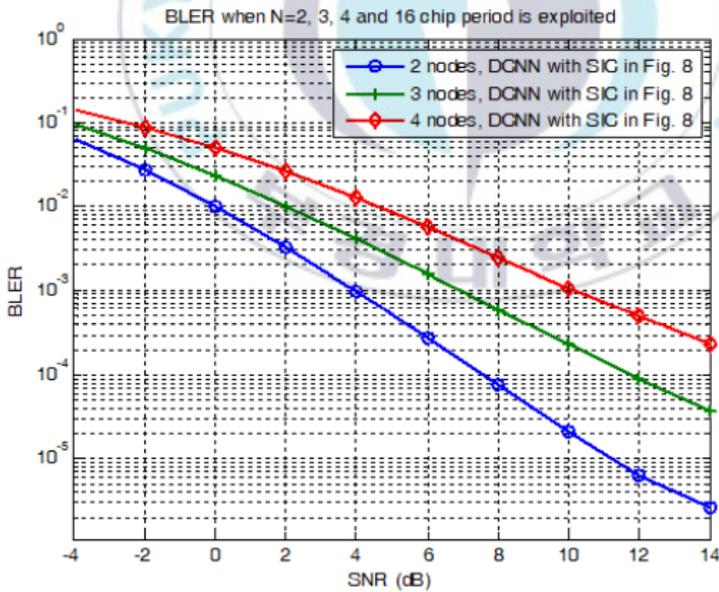


그림 13. BLERs of various numbers of nodes when DCNN with SIC is exploited

그림 11 은 PIC 기반 AE 구조의 신경망을 학습할 때 epoch 증가에 따른 손실을 나타내었다. 이때 학습률은 0.00001 로 설정하였으며, 데이터 훈련을 수신 SNR 이 14dB 인 환경을 가정하였고  $w_{in}$  은 모두 0.3 으로 설정하였다. epoch 이 증가함에 따라 손실이 감소하는 것을 확인할 수 있으며 구체적으로 100 의 epoch 부터 서서히 손실이 감소함을 확인할 수 있다. 참고로 학습률의 변화에 따른 손실 overshoot 현상을 확인할 수 있었는데, 이를 없애기 위해서는 학습률을 작게 설정하여 overshoot 현상을 없앨 수 있다. 그림 12 는 SIC 기반 AE 구조의 신경망을 학습할 때 epoch 증가에 따른 손실을 나타내었다. PIC 와 비슷한 경향성을 띠는 것을 확인할 수 있었으며, 상대적으로 그림 11 의 PIC 기반 AE 구조에 비해 손실함수가 더 높게 나오는 것을 확인할 수 있다.

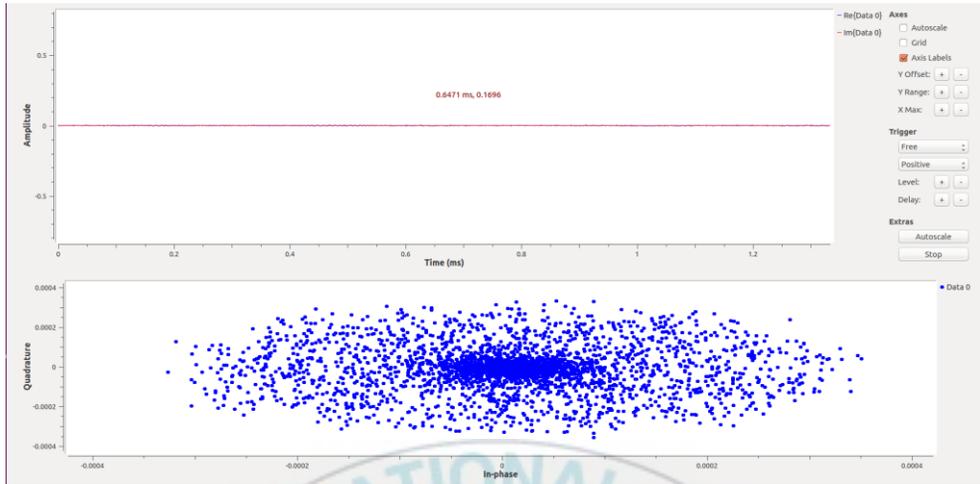
그림 13 은 노드의 개수를 2, 3, 4 개로 달리 두었을 때 그림 8 의 SIC 구조 기반 DCNN 기법의 BLER 을 비교하였다. 세 경우 모두 각각의 센서 노드로부터 수신단까지의 평균 채널 이득은 동일한 값 1 로 설정하였다. 그림에서 확인할 수 있듯이, 사용자의 수가 늘어남에 따라 BLER 의 성능이 열하되는 것을 확인할 수 있다.

## 2.4 실제 실험 결과

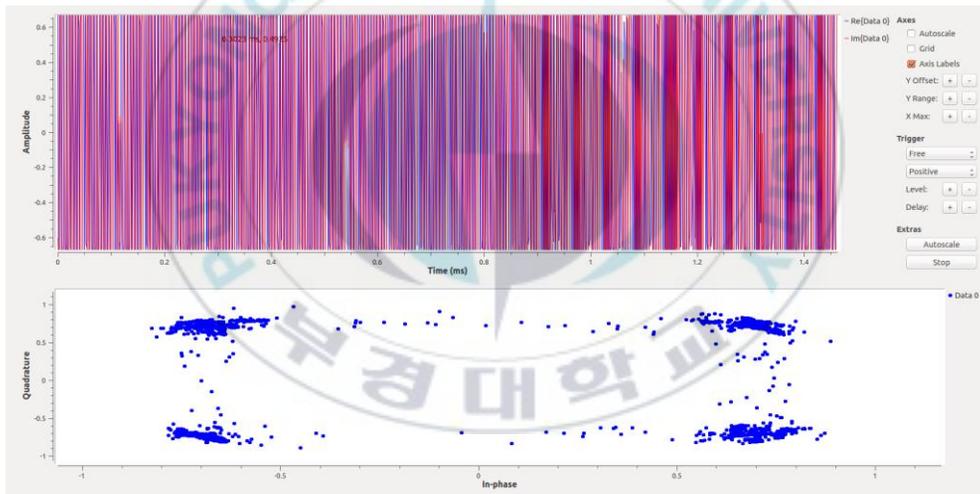
USRP N210 장비에 LFTx, LFRx daughterboard 를 이용하여 수 MHz 대역에서 인체를 매체로 한 유선 통신을 구현했다. USRP 장비를 제어하는 Gnu-Radio 소프트웨어에서 통신 결과를 확인하였다. 그림 14 처럼 실험 환경을 조성하고 QPSK 방식을 이용하여 변조하고 5MHz 대역에서 진행했다.



그림 14. 실제 실험 환경



(a)



(b)

그림 15. (a) 접촉하지 않았을 때의 amplitude 와 constellation (b) 접촉했을 때의 amplitude 와 constellation

실험 결과를 그림 15 에 표시하였다. 그림 15(a)는 인체를 접촉하지 않았을 때 통신 결과로 수신단에서 신호 amplitude 와 constellation 을 표기하고 그림 15(b)는 접촉했을 때의 amplitude 를 표기했다. 그림 15(b)에서 신호가 수신되는 것과 신호가 복조된 것을 확인할 수 있다.



## 2.5 결 론

본 논문은 다중 노드 HBC 환경에서 AE 기반 전송 파형 최적화 및 다중 노드 검파 기법을 제안하였다. 특히 다중 노드들이 서로 직교한 자원에 기존 P2P 인체 통신 전송 기법을 활용해 전송하는 기술에 비해 제안한 기법을 비직교 다중 접속 방식과 접목하여 전송할 때 우수한 성능을 보임을 모의실험을 통해 확인하였다.

또한 다중 노드 HBC 환경에서 AE 기반 심층 신경망의 다중 노드 검파 성능을 개선시키기 위해 송신단 전력 제어 및 간섭 신호 제거 기법을 학습하기 용이한 심층 신경망 구조를 제안하였으며, 모의 실험을 통해 성능을 검증하였다. 특히 SIC 기반 심층신경망의 경우 검파 순서 조절을 통해 SIC 구조의 단점인 검파 과정의 오차 전파를 줄여, PIC 기반 심층 신경망 구조와 비슷한 성능을 가지면서 PIC 구조에 비해 적은 계산 복잡도를 가질 수 있음을 모의실험을 통해 검증하였다.

# Ⅲ. MIMO OFDM 레이다 및 통신 시스템에서 압축 센싱 기반의 레이다 이미징과 서브캐 리어 할당

## 3.1 서론

최근에는 지능형 교통시스템 구현을 위해 자유주행 및 connected car 에 대한 관심이 커지고 있다. 주변 환경을 인지하기 위해 라이다 및 카메라 등의 센서들을 활용할 수 있지만, 각각 악천후 또는 조도 등의 주변 환경에 많은 영향을 받기 때문에 밀리미터파를 활용한 차량용 레이다 기술이 많이 주목 받고 있다[9,10]. 또한 차량에 장착되는 센서들의 수가 매우 늘어나고 Connected car 등의 다양한 센싱 정보 및 도로 정보 등을 교환하기 위해 높은 데이터 전송속도를 가지는 차량 간 통신 기술 필요하다. 하지만 차량용 레이다의 경우 기본적인 전방 차량 및 장애물 등을 센싱하는데 활용되고 있지만, 제한된 대역폭과 제한된 안테나의 개수로 인해 range 및 azimuth 분해능이 높지 못하다. 또한 5G 이동통신 시스템에서 논의가 되고 있는 차량 간 통신 트래픽이 증가하는 상황에서 레이다 및 이동 통신 시스템의 잠재적인 간섭환경을 고려할 필요가 있다[11].

높은 주파수 사용 효율과 간섭 관리가 쉬운 OFDM 레이다가 광범위하게 연구되고 있다[12]. [13,14]에서 baseband 신호 처리 기반의

correlation 없이 심볼 기반 신호 처리로 거리 추정 방식이 제안되었고, 이러한 방식은 joint radar and Communication (RadCom) System 에 영향을 주었다[15-17]. [16]에서는 각 부반송파에 변조된 데이터를 운반하는 OFDM 파형들은 RadCom 플랫폼에서 수신된 OFDM baseband 신호에서 payload 데이터를 제거하고 Range-Doppler map 을 얻기 위해 활용된다. [17]에서 송신단과 수신단 모두 선형 안테나 배열을 사용하면서 OFDM 파형을 사용한 bistatic RadCom system 은 송신기와 수신기 모두 선형 배열 안테나를 이용하고 OFDM 파형을 사용한 방식이 개발되었으며, 목표물의 변수(i.e., range, Doppler, and azimuth angle)는 alternative least squares algorithm 방식을 사용하여 추정된다. 2 차원 spatial 레이다 이미지(i.e., range and azimuth angle)를 얻기 위해 다중 안테나를 사용한 OFDM 레이다 방식이 [18]에서 연구되었다. [18]에서는 방위각 추정을 위해 multiple signal classification(MUSIC) 알고리즘을 각 range bin 에 적용하였다. 그러나 MUSIC 알고리즘에서 수신 신호의 covariance matrix 를 추정해야하며 이 과정에서 다중 수신(Rx)안테나에서 다수의 OFDM 파형을 수집하기 위해 상당한 지연시간이 발생할 수 있다. [19-21]에서 압축 센싱 기반 레이다 이미징 알고리즘은 subspace 추정이 필요하지 않은 multiple input multiple output (MIMO) OFDM 레이다를 위해 개발되었다. 그러나 압축 센싱 기반 레이다 이미징 알고리즘은 다중 안테나가 있는 RadCom 환경에서 통신 성능을 고려하지 않는다.

이 논문에서는 OFDM 파형을 사용하는 다중 안테나가 있는 RadCom 환경(i.e., MIMO OFDM RadCom platform)에서 압축 센싱 기반 레이다

이미징과 부반송파 할당 기법을 제안한다. 구체적으로, 높은 해상도의 2D 레이다 이미지를 얻기 위해 다중 송신(Tx) 안테나에서 부반송파를 직교로 할당될 때, 압축 센싱 기반 이미징 알고리즘이 먼저 제안된다. [19-21]의 basis pursuit 혹은 orthogonal matching pursuit(OMP) 알고리즘을 사용한 압축 센싱 기반 MIMO OFDM radar 와 달리, [22]의 FMCW MIMO 레이다 시스템에서 적용된 Bayesian matching pursuit 기반 이미징 기법이 MIMO OFDM RadCom 환경에서 개발되었다. 송신단의 레이다 이미지의 mean square error(MSE)와 achievable rate 가 Tx 안테나에서 부반송파 할당에 영향을 받기 때문에 레이다 이미지의 MSE 를 낮추면서 achievable rate 를 최대화하는 새로운 부반송파 할당기법을 제안하고자한다.

제안된 BMP 기반 레이다 이미징에서는 MIMO OFDM RadCom 플랫폼에서 수신된 신호는 심볼 기반 신호 처리(i.e., spectral division operation[23])를 수행하기 위해 먼저 주파수 영역으로 변환하고 목표 지역의 이미지를 방위각과 거리 patch 로 재변환한다. 그런 다음 최대 사후 확률(maximum a posterior, MAP)을 추정하는 레이다 이미지 추정 문제를 공식화할 수 있다. 또한 RadCom platform 에서 OFDM 파형을 통해 다중 안테나가 있는 정보 수신기로 정보 데이터를 전송하는데 여기서 MIMO 채널은 RadCom platform 에서 정보 수신기로 설정된다. 따라서 정보 수신기에서 achievable rate 는 RadCom platform 의 통신 성능으로 볼 수 있다. MSE 에서 부반송파 할당에 의한 영향을 이해하기 위해 세 가지 다른 부반송파 할당 기법(equi-space 부반송파 할당, block-wise 부반송파 할당, pseudorandom 부반송파 할당 기법)을 사용하여 Cramer-

Rao lower bound (CRLB)의 lower bound 를 분석한다. 이 분석 내용을 기반으로 achievable rate 를 효율적으로 최대로 하고 동시에 레이더 이미지의 MSE 를 줄이는 새로운 부반송파 할당 방식을 제안한다. 또한 레이더 이미지 추정 문제에서 결과를 이용하여 레이더 이미지에서 표적의 도플러 주파수를 추정하는 방법에 대해서도 논의한다. BMP 기반 방법은 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 기존의 back-projection 기반 이미징 방법보다 더 높은 해상도의 레이더 이미지를 [24]에서 나타냈다. 또한 제안된 부반송파 할당 방식을 통해 레이더 이미징 성능을 희생하지 않으면서 높은 achievable rate 를 얻을 수 있는 것을 확인하였다.

나머지 논문은 다음과 같이 구성된다. section 2 에서는 MIMO OFDM RadCom 플랫폼을 위한 시스템 모델을 소개한다. section 3 에서는 수신된 신호가 RadCom 플랫폼에서 주파수 영역 OFDM 신호 처리를 하는 MIMO OFDM 파형을 사용하는 BMP 기반 레이더 이미징 방식이 제안한다. 그런 다음 (방위각, 거리) 패치의 관점에서 재구성되고 sparse 한 레이더 영상의 재구성 문제에 사용하였습니다. section 4 에서는 MIMO OFDM 파형을 이용한 정보 전송에 대해 설명하고 achievable rate 를 최대화할 수 있는 전송 전략을 설명한다. section 5 에서는 레이더 성능과 통신 성능을 모두 고려한 부반송파 할당 전략이 제안된다. section 6 에서는 추정된 2D 레이더 이미지로부터 추정된 도플러 주파수 추정에 대해 설명한다. section 7 과 section 8 에서 시뮬레이션 결과와 결론을 제시한다.

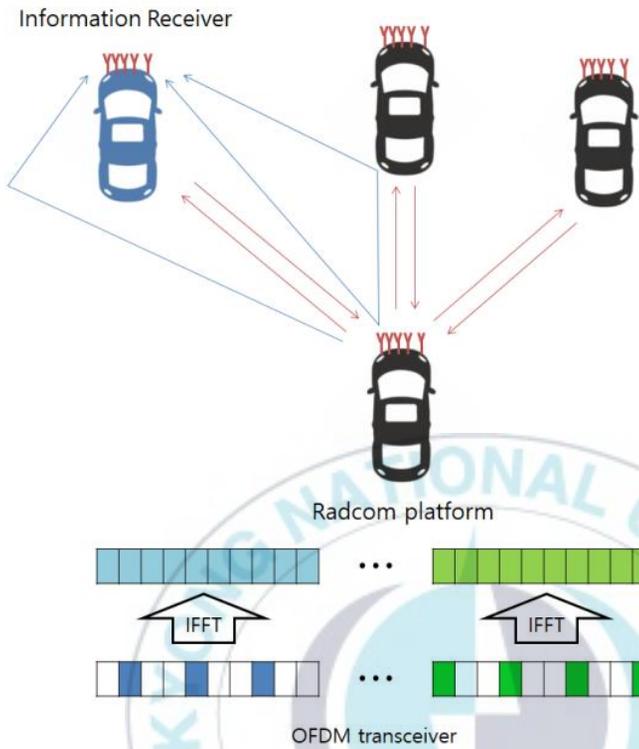


그림 1.  $M_t$  개의 송신 안테나와  $M_r$  개의 수신 안테나가 함께 배치된 MIMO OFDM RadCom 시스템

## 3.2 MIMO OFDM 파형을 사용하는 레이더와 통신을 동시에 수행하는 시스템 모델

그림 1 과 같이  $M_t$  개의 Tx 안테나와  $M_r$  개의 Rx 안테나가 함께 위치한 MIMO OFDM RadCom 시스템을 고려한다. 여기서, 메시지 정보를 전달하는 OFDM 파형은 다중 송신 안테나를 통해 다중 안테나를 갖는 정보 수신기로 전송된다. 또한 RadCom 의 여러 안테나에서 수신된 후방 산란 OFDM 파형을 활용하여 전방에 레이더 이미지를 생성한다.

### 3.2.1 RadCom Tx 안테나에서 송신 신호 모델

$m_t$  번째 안테나에서 송신되는 OFDM 신호는 일반적으로 [20,21,25]에 따라 (1)로 주어진다.

$$x_{m_t}(t) = \frac{1}{\sqrt{N_c}} \sum_{\mu=0}^{N_{sym}-1} \sum_{n_c \in \bar{N}_{m_t}} s[n_c, \mu] e^{j2\pi f_{n_c} t} \text{rect}\left(\frac{t_f + T_{CP}}{T_{OFDM}}\right) \quad (1)$$

여기서  $N_c$  는 OFDM 하나의 OFDM 심볼의 부반송파의 개수이며  $N_{sym}$  은 위상정합처리구간(coherent processing interval)동안 송신된 전체 OFDM 심볼들의 개수다. 또한,  $s[n_c, \mu]$  는  $E[|s[n_c, \mu]|] = \frac{P_{tx}}{N_c}$  의 평균을 가지면서 정보 데이터를 옮기는 직교진폭변조된(QAM) 심볼이다.

$\bar{N}_{m_t}$  는  $m_{th}$  번째 송신 안테나에 할당된 부반송파의 집합이며  $f_{n_c}$  는 부반송파의 주파수며  $\Delta f$  는 부반송파 간격을 의미하며  $f_{n_c} = n_c \Delta f$  로

주어진다. 또한,  $T_{CP}$  는 하나의 OFDM 심볼의 cyclic prefix 시간 간격이다. 하나의 OFDM 심볼의 시간 간격은  $T_{OFDM} = T + T_{CP}$  로 정의하며 여기서  $T = 1/\Delta f$  로 정의한다. 또한, OFDM 펄스간 유휴시간  $T_{IDLE}$  을 적용하여 심볼 반복 간격은  $T_{SRI} = T_{OFDM} + T_{IDLE}$  로 설정할 수 있다. 그리고 나서, 연속 시간  $t$  는  $t = t_f + (\mu - 1)T_{SRI}$  처럼 표현할 수 있다.



### 3.2.2 RadCom 의 Rx 안테나에서 수신 신호 모델

만약  $K$  개의 목표물들에 후방 산란된  $\mu$  번째 OFDM 펄스를  $m_r$  번째 RadCom Rx 안테나에서  $T_s (= 1/(N_c \Delta f))$  로 샘플링하면 이산 시간 수신 신호는 (2)와 같이 표현할 수 있다.

$$y[n_d, m_r, \mu] = \sum_{k=1}^K \frac{\gamma_k}{\sqrt{N_c}} \sum_{m_t=1}^{M_t} \sum_{n_c \in \bar{N}_{m_t}} s[n_c, \mu] e^{\frac{j2\pi f_{nc} n_d}{N_c \Delta f}} e^{-j2\pi f_{nc} \tau_{m_r, m_t, k}} e^{j2\pi f_D \mu T_{SR1}} + n_r[n_d, m_r, \mu] \quad (2)$$

여기서  $\tau_{m_r, m_t, k}$  는  $m_t$  번째 송신 안테나로부터  $k$  번째 목표물에 반사되어  $m_r$  번째 Rx 안테나에 수신되는데 까지 걸리는 지연시간이고  $f_D$  는 도플러 주파수이며  $f_D = -\frac{2v_k f_c}{c}$  로 정의하며  $f_c$  는 반송주파수,  $c$  는 빛의 속도로 정의한다. 여기서,  $n_r[n_d, m_r, \mu]$  는 분산  $\sigma_n^2$  을 가지는 복소 Additive White Gaussian Noise 을 나타낸다. 즉,  $n_r[n_d, m_r, \mu] \sim CN(0, \sigma_n^2)$  로 표현할 수 있다. RadCom 의 Tx/Rx 안테나가 [26]처럼 가상 선형 배열에 함께 위치한다고 가정하면 원거리 표적에 의한  $\tau_{m_r, m_t, k}$  는 다음과 같이 주어진다.

$$\tau_{m_r, m_t, k} = \frac{2}{c} R_{k0} + \frac{1}{c} d_{m_r, m_t} \sin \theta_k \quad (3)$$

여기서  $R_{k0}$  는 기준 안테나(RadCom 에서 가상 안테나 배열에서 첫 번째 원소)에서  $k$  번째 목표물까지 거리이고  $\theta_k$  는 RadCom 에서  $k$  번째 목표물의 방위각이다. (3) 수식을 (2) 수식에 대입하면 다음과 주어진다.

$$y[n_d, m_r, \mu] = \sum_{k=1}^K \frac{\gamma_k}{\sqrt{N_c}} \sum_{m_i=1}^{M_t} \sum_{n_c \in \bar{N}_{m_i}} s[n_c, \mu] e^{j2\pi f_{n_c} \frac{n_d T}{N_c}} e^{-j2\pi f_{n_c} \tau_{0k}} e^{-j2\pi \frac{1}{\lambda} d_{m_r m_i} \sin \theta_k} \times e^{j2\pi f_{Dk} \mu T_{SRI}} + n_r[n_d, m_r, \mu] \quad (4)$$

여기서  $\tau_{0k} = \frac{2R_{k0}}{c}$  로 주어진다. (2)과 (4)에서  $\gamma_k$  는 목표물의 반사 이득과 경로 손실을 합산한 계수이다. 구체적으로, 안테나 이득  $G$  를 이용하여  $k$  번째 목표물의 반사 이득  $\bar{\gamma}_k, \gamma_k$  은 다음과 같이 주어진다.

$$\gamma_k = \frac{G}{(R_{km_t})^2 (R_{km_r})^2} \bar{\gamma}_k \approx \frac{G}{(R_{k0})^4} \bar{\gamma}_k \quad (5)$$

여기서,  $\bar{\gamma}_k$  는 평균이 0 이고 분산이 1 인 복소 가우시안 분포 ( $\bar{\gamma}_k \sim CN(0,1)$ ) 를 따른다. (5)에서 마지막 근사치는 먼 거리의 목표를 가정하였다.

RadCom 에서  $M_t M_r$  개의 원소로 구성된 가상 선형 배열을 형성하려면 OFDM 신호들은 RadCom 수신기에서 직교해야 하며 이는 부반송파가 다른 Tx 안테나에 배타적으로 할당되어야 한다. 이를 (6)과 같이 표현할 수 있다.

$$\bar{N}_{m_t} \cap \bar{N}_{m_t'} = \phi, \text{ for } m_t \neq m_t' \quad (6)$$

### 3.2.3 Information Rx Antenna 에서 수신된 신호 모델

$M_r$  개의 수신안테나가 있는 정보수신기가 독립적인 다중 경로를 거친 OFDM 신호를 수신할 때, 수신된 신호는 다음과 같이 주어진다.

$$y_{m_r, I}(t) = \sum_{n_p=1}^{N_p} \sum_{m_t=1}^{M_t} h_{m_r, m_t, n_p} x_{m_t}(t - \tau_{m_r, m_t, n_p}) + n_I(t) \quad (7)$$

여기서,  $h_{m_r, m_t, n_p}$  는  $m_t$  번째 송신 안테나와  $m_r$  번째 정보 수신 안테나 사이의  $n_p$  번째 다중 경로의 경로 이득이고  $\tau_{m_r, m_t, n_p}$  는 다중 경로 지연 시간이다. 샘플링과 CP 를 제거하고 나면 수신된 이산 시간 수신 신호는 다음과 같이 주어진다.

$$\tilde{y}_{m_r, I}[n_d] = \sum_{m_t=1}^{M_t} \sum_{n_c \in \tilde{N}_{m_t}} H_{m_r, m_t}[n_c] s[n_c] e^{j2\pi f_{n_c} \frac{n_d T}{N_c}} + \tilde{n}_I[n_d] \quad (8)$$

여기서  $H_{m_r, m_t}[n_c]$  은  $n_{m_r, m_t, n_p} = [\tau_{m_r, m_t, n_p} / T_s]$  인

$h_{m_r, m_t}[n] = \sum_{n_p=1}^{N_p} h_{m_r, m_t, n_p} \delta[n - n_{m_r, m_t, n_p}]$  의 DFT 로부터 얻을 수 있는  $m_t$  번째

안테나와  $m_r$  번째 정보 수신 안테나 사이의  $n_c$  번째 부반송파와 관련된 주파수 선택 채널 이득이다.

여기서  $H_{m_r, m_t}[n_c]$  은  $m_t$  번째 송신 안테나와  $m_r$  번째 정보 수신 안테나 사이의  $n_c$  번째 부반송파와 관련된 주파수 선택 채널 이득으로,

$n_{m_r, m_t, n_p} = \lceil \tau_{m_r, m_t, n_p} / T_s \rceil$  인  $h_{m_r, m_t} [n] = \sum_{n_p=1}^{N_p} h_{m_r, m_t, n_p} \delta[n - n_{m_r, m_t, n_p}]$  의 DFT 에서

얻을 수 있다. 여기서 기호  $\mu$  는 표기의 단순성을 위해 생략했다.

### 3.3 압축 센싱 기반 MIMO OFDM 레이더 이미징 알고리즘

압축 센싱 알고리즘을 적용하기 위해, (4) 수식의 수신 신호를 벡터 형태로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$y_{t, m_r}^{\mu} = \begin{bmatrix} y[0, m_r, \mu] \\ y[1, m_r, \mu] \\ \vdots \\ y[N_c - 1, m_r, \mu] \end{bmatrix} \quad (9)$$

Y 에 DFT 를 취해줌으로써 (10) 수식을 얻을 수 있다. 여기서, Doppler shift 는 레이더 및 통신 성능에 반송파간 간섭(Intercarrier interference) 및 관련된 성능 저하를 야기한다. 특히, 반송파간 간섭은 레이더 이미징을 위한 목표물 반사 이득과 통신을 위한 유효 채널 이득을 합산하는 계수를 저하시킨다. 이러한 성능 저하를 극복하기 위해 반송파 간격( $\Delta f$ )는 [25]의 최대 Doppler shift 보다 큰 값으로 설정한다. [27]의 저자들은 반복되는 OFDM 심볼을 전송하여 반송파간 간섭을 보정하는 all-cell Doppler 보정 알고리즘을 제안하였다. [27]의 연구로부터, 도플러 시프트로 인한 반송파 간 간섭 보상을 RadCom 시스템에 대해서도 적용할 수 있다.

$$\begin{aligned}
y_{f,m_r}^\mu &= F_{N_c} y_{t,m_r}^\mu \\
&= \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^K \frac{\gamma_k}{\sqrt{N_c}} s[0, \mu] \sum_{m_i=1}^{M_t} \Omega_{0,m_i} e^{-j2\pi \frac{d_{m_r m_i}}{\lambda} \sin \theta_k} e^{j2\pi f_{D_k} \mu T_{SRI}} \\ \sum_{k=1}^K \frac{\gamma_k}{\sqrt{N_c}} s[1, \mu] \sum_{m_i=1}^{M_t} \Omega_{1,m_i} e^{-j2\pi \frac{d_{m_r m_i}}{\lambda} \sin \theta_k} e^{j2\pi f_{D_k} \mu T_{SRI}} \\ \vdots \\ \sum_{k=1}^K \frac{\gamma_k}{\sqrt{N_c}} s[N_c - 1, \mu] \sum_{m_i=1}^{M_t} \Omega_{N_c - 1, m_i} e^{-j2\pi (N_c - 1) \Delta f \tau_{k0}} e^{-j2\pi \frac{d_{m_r m_i}}{\lambda} \sin \theta_k} e^{j2\pi f_{D_k} \mu T_{SRI}} \end{bmatrix} + n_r
\end{aligned} \tag{10}$$

여기서  $F_{N_c}$  은  $(i, j)$  번째 원소가  $\frac{1}{\sqrt{N_c}} e^{-j2\pi(i-1)(j-1)/N_c}$  로 주어지는 DFT 행렬이고  $\Omega_{n_c, m_i}$  는  $n_c \in \bar{N}_{m_i}$  일 때,  $\Omega_{n_c, m_i} = 1$  이고 그 외에는  $\Omega_{n_c, m_i} = 0$  인 지시 함수를 나타낸다.

(6) 수식 덕분에 서로 다른 송신 안테나에서 전송된 신호가 각 수신기에서 분리된다. 따라서 (10)의  $y_{f,m_r}^\mu$  를 다음과 같이 쌓을 수 있다.

$$y^\mu = \begin{bmatrix} y_{f,1}^\mu \\ y_{f,2}^\mu \\ \vdots \\ y_{f,M}^\mu \end{bmatrix} \tag{11}$$

여기서, 가상 안테나 요소 인덱스  $m$  은 안테나 인덱스  $(m_t, m_r)$  대신  $m = 1, \dots, M (= M_t M_r)$  로 사용된다. 전체적인 과정은 그림 2 에 간략하게 표현하였다.

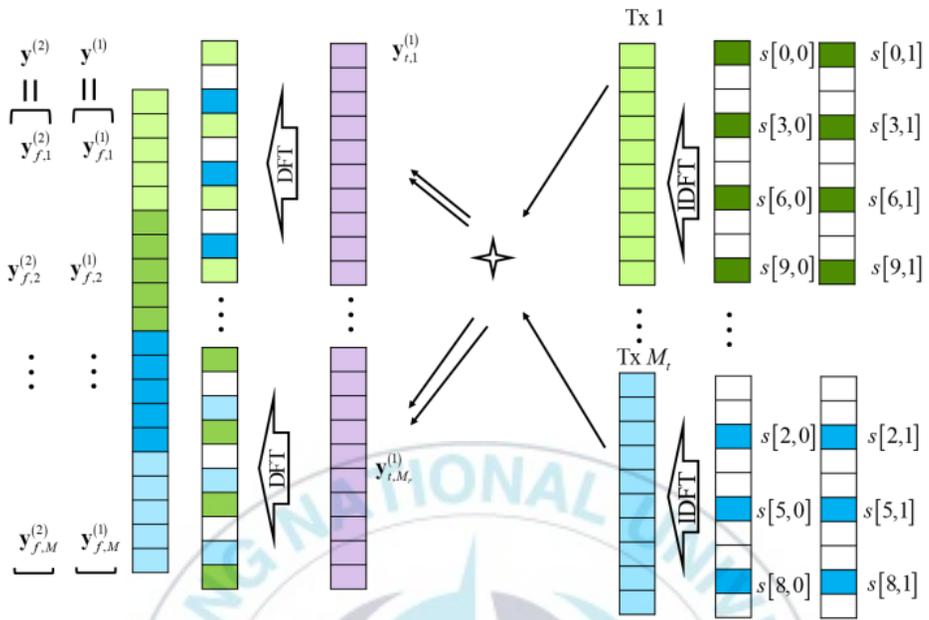


그림 2. MIMO OFDM RadCom 에서 레이더 신호 처리

(10) 수식으로부터 (11)의 요소들은 다수의 목표물로부터 후방 산란된 집계 반사 계수(즉,  $\gamma_k$ )의 선형 합으로 주어질 수 있다. 따라서, 그림 3 과 같이 관심 이미지 영역을 RxP 2 차원 패치(범위 x 방위각)로 나누면  $y^\mu$  의  $n_c + N_c(m-1)$  번째 요소는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$[y^\mu]_{n_c + N_c(m-1)} = \sum_{p=1}^P \sum_{r=1}^R x(r, p) \frac{1}{\sqrt{N_c}} s[n_c, \mu] e^{-j2\pi n_c \tau(m, r, p)} e^{j2\pi f_{D(r, p)} \mu T_{SRI}} + n_r[n_c, m, \mu] \quad (12)$$

여기서  $x(r, p)$  는 관련 목표물이 (r,p)번째 패치에 있을 때 목표물 반사 이득, 안테나 이득 및 경로 손실을 집계하는 계수이다. 즉, k 번째 목표물이 (r,p)번째 패치에 있는 경우  $x(r, p) = \gamma_k$  이고, 그렇지 않은 경우  $x(r, p) = 0$  이다. 또한,  $\tau(m, r, p) = \frac{2}{c} R_r + \frac{1}{c} (d(m-1) \sin \theta_p)$ ,  $m = 1, \dots, M$  에서  $(R_r, \theta_p)$  는 RadCom 에서 (r,p)번째 패치의 거리와 방위각이다.

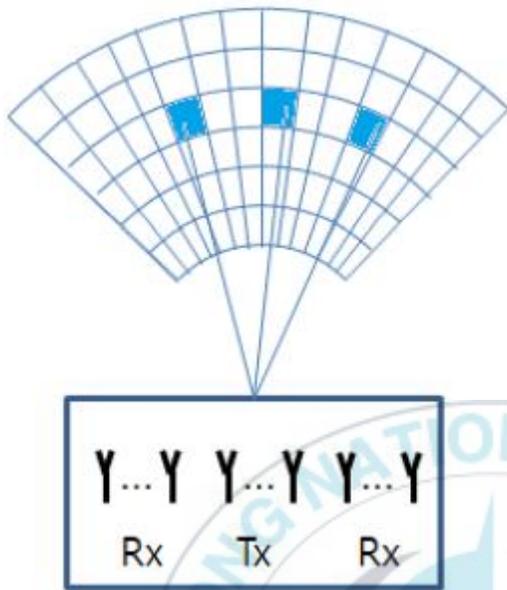


그림 3.  $R \times P$ 의 2 차원 패치(range $\times$ azimuth angle)

이어지는 내용으로 레이더 영상이 후방 산란된 단일 OFDM 펄스로부터 얻어질 수 있는 것을 이해하고 펄스 지수  $\mu$  를 0 으로 설정하고 펄스 지수  $\mu$  를 생략한다(목표물의 속도를 추정하기 위해서는 다수의 OFDM 펄스가 일관성 있게 처리되어야 하며, 이는 6 절에 설명되어 있다.). 그리고 나서 (11)의  $y^\mu$  를 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$y = Ax + n \quad (13)$$

여기서,  $A$  는 (14)으로 주어지고  $x = [x(1,1), x(1,2), \dots, x(R, P)]^T \in \mathbb{C}^{RP \times 1}$  이다.

$$A = \begin{bmatrix} A(1,1,1,1) & A(1,1,1,2) & \cdots & A(1,1,R,P) \\ A(2,1,1,1) & A(2,1,1,2) & \cdots & A(2,1,R,P) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A(M,N,1,1) & A(M,N,1,2) & \cdots & A(M,N,R,P) \end{bmatrix} \quad (14)$$

여기서,  $N$  은 각 송신 안테나에 동일한 수의 부반송파가 할당된다는 가정하에  $N = N_c / M_t$  로 주어진다.

그러면  $A(m,n,r,p) = \frac{1}{N_c} [n_c(m,n)] e^{-j2\pi n_c(m,n)\tau(m,r,p)}$  로 주어지며, 여기서

$n_c(m,n)$  는  $m$  번째 가상 안테나 배열 요소와 관련된  $\bar{N}_m$  의  $n$  번째 부반송파 인덱스를 나타낸다.

수식 (14)에서, 행 크기  $MN$  은 측정 샘플 수와 연관되고 열 크기  $PR$  는 관심 레이더 이미지 영역의 패치 수와 연관된다. 그러나 일반적인 고해상도 레이더 이미징 문제는  $PR \gg MN \gg 1$  이다. 다행히,  $x$  가 sparse 하고 (14)의 행렬  $A$  가 restricted isometry property[28]을

만족할 때, 압축 센싱 기법을 사용하여 (13)의 답을 얻을 수 있으며 압축 센싱 문제는 다음과 같이 공식화할 수 있다.

$$\hat{x} = \arg \min_x \|x\|_0 - \|y - Ax\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (15)$$



### 3.3.1 BMP 기반 MIMO OFDM 레이더 이미징

노이즈에 대한 높은 내성과 합리적인 계산 복잡도 덕분에 BMP 알고리즘은 압축 센싱 문제들에 광범위하게 적용되어왔다[29]. 특히, 분산 FMCW MIMO 레이더 시스템에 BMP 기반 레이더 이미징 기법이 제안되었다. [22]의 연구로부터 BMP 기반 MIMO OFDM 레이더 이미징은 (13)에 BMP 를 적용하여 개발되었다.

BMP 알고리즘 경우에는 먼저 새로운  $PR \times 1$  이진 support vector 를  $z = [z(1,1), z(1,2), \dots, z(R, P)]^T \in \{0,1\}^{PR}$  로 정의한다.

여기서, 목표물이  $(r, p)$  번째 패치에 있을 때에만  $z(r, p) = 1$  이고 그 외에는  $z(r, p) = 0$  이다. 논문 전체에서  $r = 1, \dots, R$  이고  $p = 1, \dots, P$  일 때, 상수  $c$  를 사용하여  $P(z(r, p) = 1) = c$  라고 가정한다.

(5) 수식으로부터,  $x|z \sim cN(0, R(z))$  이고,  $R(z)$  는 다음과 같이 주어진다.

$$R(z) = G \times \text{diag} \left\{ \frac{z(1,1)}{R_1^4}, \frac{z(1,2)}{R_1^4}, \dots, \frac{z(R,P)}{R_R^4} \right\} \quad (16)$$

여기서  $\text{diag}\{a_1, \dots, a_N\}$  는 대각 요소가  $a_1, \dots, a_N$  인 대각 행렬을 나타낸다. [22]의 BMP 알고리즘에서  $x$  는 다음과 같이 반복적으로 업데이트될 수 있다.

$$\hat{x} = \arg \max_x p(x|y) = \arg \max_x \sum_z p(x|y, z) p(z|y) \quad (17)$$

특히, [22,30]의 연구에서 레이더 이미징을 위한 BMP 는 첫 번째는  $z$  업데이트, 두 번째 단계는 주어진  $z$  에 대한  $x$  업데이트로 두 개의 단계로 나눌 수 있다.

$z$  는 사후 확률(posterior probabilities)  $p(z|y)$  을 최대화하는 것으로 업데이트된다.  $z$  가 주어졌을 때  $x$  의 업데이트는  $p(x|y, z)$  를 최대한 커지도록 업데이트된다.

$z$  를 업데이트할 때  $\psi(z) \triangleq \ln p(y|z)$  를 정의함으로써 업데이트된  $z$  가  $\psi(z)$  를 최대화하도록 하는  $z$  의 0 이 아닌 요소를 찾을 수 있다. 이는  $p(z|y) \propto p(y|z)p(z)$  이고  $p(z)$  가 모든 패치들에 대해 변화가 없기 때문이다.

여기서, (13)과 (16)으로부터 는 평균이 0 이고 covariance matrix 인  $\Phi(z)$  를 갖는 복소 가우시안 분포를 따른 것을 알 수 있다.

$$\Phi(z) = AR(z)A^H + \sigma_n^2 I_{MN} \quad (18)$$

따라서,  $\psi(z)$  는 다음과 같이 유도된다.

$$\psi(z) = -MN \ln \pi - \ln \det(\Phi(z)) - y^H \Phi^{-1}(z) y \quad (19)$$

[30]에서  $\Phi(z)$  를 최대화하는  $z$  의 0 이 아닌 요소를 찾기 위해 tree search-based support update algorithm 이 제안되었으며 현재 문제에도 적용할 수 있다. 간단함을 위해 알고리즘의 간략한 스케치가 제공된다.

먼저  $z^{(0)}$  을  $0_{PR}$  로 초기화하고  $k=1, \dots, PR$  에 대해 수식 (19)의  $z_k^{(1)}$  를 구한다. 여기서  $z_k^{(1)}$  는  $z^{(0)}$  의  $k$  번째 요소를 1로 설정함으로써 얻는다. 그런 다음, 가능한 후보 집합인  $\bar{\mathbb{Z}}^{(1)}$  로 가장 큰 D 의  $\psi(z_k^{(1)})$  와 관련된

$z_k^{(1)}$  를 유지하고 support vector 의 0 이 아닌 요소는  $z_k^{(2)}$  를 평가하면서  
 찾을 수 있고  $z_k^{(2)}$  는  $z_k^{(1)} \in \mathbb{Z}^{(1)}$  인 하나의 요소를 1 로 변경하여 구한다.  
 여기서 D 의 가장 큰  $\psi(z_k^{(2)})$  와 연관된  $z_k^{(2)}$  는  $\bar{\mathbb{Z}}^{(2)}$  의 집합에서 수집된다.  
 이 과정을 정지 기준이 만족할 때까지 반복된다. 여기서, 정지 기준은  
 추정 오차  $\varepsilon^{(i)} \triangleq \left\| y^{\text{true}} - A\hat{x}^{(i)} \right\|_{z=z_k}^2$  가 미리 설정된 임계값  $\varepsilon_{th}$  보다 작을 때  
 종료되도록 설정할 수 있다. 여기서,  $z_{\bar{k}} = \arg \max_{z_k} \psi(z_k^{(i)})$  로 주어지고,  
 $\hat{x}^{(i)}$  는  $z_{\bar{k}}$  가 주어졌을 때, 수식 (13)의 추정치이다.

Coefficient update 에서 계수  $x$  는  $\tilde{z}$  가 주어졌을 때 수식 (17)의  
 사후 확률  $p(x|y)$  가 최대화하도록 업데이트된다. [22]에서 유사한 접근  
 방식을 사용함으로써 수식 (13)을 최대화하는 추정값  $\hat{x}$  가 다음과 같이  
 주어진다.

$$\hat{x} = \left( \sigma_n^2 R^{-1}(\tilde{z}) + A_{\tilde{z}}^H A_{\tilde{z}} \right)^{-1} A \quad (20)$$

여기서  $A_{\tilde{z}} = A \text{diag} \{ \tilde{z} \}$  로 주어진다. 위에서 설명한 과정을 여러 번  
 반복한 후에 (13)에 대한 답은 (20)과 같이 얻을 수 있다. [22]에  
 자세한 내용이 설명되어있다.

### 3.4 MIMO OFDM 파형을 이용한 정보 전송

정보 전송을 위해 QAM 신호는 (1)과 같이 전송된 OFDM 파형의 부반송파에 실리게 되고 QAM 신호를 복조하기 위해 (8)의 수식에서  $m_r$  번째 정보 Rx 안테나의 이산 시간 수신 신호는 다음과 같이 주파수 영역으로 변환되어야한다.

$$\tilde{y}_{m_r, I} = F_{N_c} \begin{bmatrix} \tilde{y}_{m_r, I}[0] \\ \tilde{y}_{m_r, I}[1] \\ \vdots \\ \tilde{y}_{m_r, I}[N_c - 1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s[0] \sum_{m_t}^{M_t} \Omega_{0, m_t} H_{m_r, m_t}[0] \\ s[1] \sum_{m_t}^{M_t} \Omega_{1, m_t} H_{m_r, m_t}[1] \\ \vdots \\ s[N_c - 1] \sum_{m_t}^{M_t} \Omega_{N_c - 1, m_t} H_{m_r, m_t}[N_c - 1] \end{bmatrix} + \tilde{n}_I \quad (21)$$

정보 수신단에서 Achievable rate 를 최대화하기 위해 각 부반송파에 최대 비 결합(maximal ratio combining, MRC) 방식이 사용된다. 구체적으로,  $H_{m_r}[n_c] = [H_{1, m_r}[n_c], H_{2, m_r}[n_c], \dots, H_{M_r, m_r}[n_c]]^T$  를 표시하면,

MRC 출력은 가중치 벡터  $w_{m_r}[n_c] = \frac{H_{m_r}[n_c]}{\|H_{m_r}[n_c]\|}$  인 주파수 영역 수신 신호의

가중치 합으로 주어질 수 있다. MRC 출력은 다음과 같이 주어질 수 있다.

$$y_l = \begin{bmatrix} s[0] \sum_{m_i}^{M_i} \Omega_{0,m_i} \|H_{m_i}[0]\| \\ s[1] \sum_{m_i}^{M_i} \Omega_{1,m_i} \|H_{m_i}[1]\| \\ \vdots \\ s[N_c - 1] \sum_{m_i}^{M_i} \Omega_{N_c-1,m_i} \|H_{m_i}[N_c - 1]\| \end{bmatrix} + n_l \quad (22)$$

(6)과 (21)로부터 정보 수신단에서 achievable rate 는 다음과 같이 정의된다.

$$R_l = \sum_{i=0}^{N_c-1} \log \left( 1 + \frac{\left( \sum_{m_i=1}^{M_i} \Omega_{i,m_i} \|H_{m_i}[i]\| \right)^2 P_{tx}}{\sigma_n^2} \right) \\ = \sum_{i=0}^{N_c-1} \sum_{m_i=1}^{M_i} \log \left( 1 + \frac{\left( \Omega_{i,m_i} \|H_{m_i}[i]\| \right)^2 P_{tx}}{\sigma_n^2} \right) \quad (23)$$

송신 심볼들은 RadCom 플랫폼에서 알고 있기 때문에 pilot frequency 선택은 레이더 이미징에 영향을 미치지 않는다. 그와 반대로 pilot frequency 선택은 정보 수신기의 채널 추정에 영향을 미친다[31]. 5장에서 수신단에서 perfect channel state 로 가정한 상태에서 레이더 및 통신 성능에 대한 부반송파의 할당에 따른 이론적인 achievable rate 를 분석하지만 pilot frequency 및 채널 추정 오류를 고려한 achievable rate 의 분석은 중요하지만 이 논문의 범위를 벗어난다.

### 3.5. 부반송파 할당 기법

레이더 이미징과 통신 성능이 부반송파가 다중 Tx 안테나에 할당되는 방식에 따라 달라진다. RadCom 시스템에서 (13)의 레이더 영상 MSE(즉,  $E[\|\hat{x}-x\|^2]$ )와 (23)의 achievable rate 는 각각 레이더 이미징과 통신 성능 측정으로 간주되며, 부반송파의 할당 방법은 조건 (6)의  $m_i=1, \dots, M_i$  와  $i=0, \dots, N_c-1$  를 만족할 때의  $\Omega_{i,m_i}$  의 결정과 동일하다.

통신 성능의 경우에는 (23)의 achievable rate 는 각 부반송파를 해당 부반송파에 대해 최대 채널 이득을 갖는 Tx 안테나에 할당함으로써 최대화될 수 있다. 즉, achievable rate 최대화 전략은 다음과 같이 주어질 수 있다.

$$\Omega_{i,\bar{m}_i} = 1 \text{ for } \bar{m}_i = \arg \max_{m_i=1, \dots, M_i} \|H_{m_i}[i]\| \text{ and } \Omega_{i,\bar{m}_i} = 0 \text{ otherwise} \quad (24)$$

그러나, coherent channel 대역폭이 클 때(즉, delay spread 가 적을 때), 부반송파들은 특정 Tx 안테나들에 집중적으로 할당될 수 있으며, 이는 레이더 이미징에 바람직하지 않다. 극단적인 경우로 만약 모든 부반송파들이 오직 하나의 Tx 안테나에만 할당된 경우에는 방위각 해상도가 사라진다. (13)의 행렬  $A$  는 부반송파 할당에 의존하지만, 레이더 이미지의 MSE 에 미치는 영향은 미묘하고 분석하기 어렵다. 대신에, MSE 의 CRLB 가 고려된다. [32]에서 support set 이 알고 있다고 가정하면 압축 센싱 문제는 (25)에 의해 결정되고 여기서  $A_z$  는  $z$  의 인덱스와 연관된 열로 구성된 행렬  $A$  의 부분행렬이다. 유감스럽게도

(25)가 최소화되도록 하는  $i=0, \dots, N_c-1$  및  $m_i=1, \dots, M_t$  에 대한 최적의  $\Omega_{i,m_i}$  을 찾는 것은 계산적으로 불가능하다.

표 1.  $CRLB_z$  for various subcarrier allocation methods.

	$CRB_z$
Equi-space	74.6493
Block-wise	227.1595
Pseudo-random	75.3109

좀 더 명확하게 하기 위해, 표 1 에  $N_c = 256, M_t = M_r = 4, P = R = 41, \Delta f = 100kHz, \sigma_n^2 = 1$  일 때, 랜덤한 support set 가 있는 세 가지의 다른 부반송과 할당 방법(equi-space, block-wise, pseudorandom)에 대한 평균 CRLB 가 나열되어 있다. Equi-space 부반송과 할당 기법에서  $(m_t + M_t \times (j-1) - 1)$  번째 부반송과들(여기서  $j=1, \dots, N_c / M_t$  )은  $M_t$  번째 Tx 안테나에 할당된다. Block-wise 부반송과 할당 기법은  $(j-1 + N_c / M_t \times (m_t - 1))$  번째 부반송과들(여기서  $j=1, \dots, N_c / M_t$  )은  $M_t$  번째 Tx 안테나에 할당된다. 간단하게 하기 위해  $N_c$  는  $M_t$  의 배수라고 가정한다. Pseudorandom 부반송과 할당 기법은 각 Tx 안테나에  $N_c / M_t$  개의 부반송과들이 무작위로 할당된다. 표 1 에서 equi-space 할당 방법은 다른 방법들보다 낮은 CRLB 를 나타내고 있으며 이는 부반송과들이 Tx 안테나에 규칙적으로 할당될 때 (13)의 A 가 수신신호  $y_{mu}$  에 sparse 한 신호  $x$  를 투영하여 MSE 를 줄일 수 있다. 즉, 동일한

Tx 안테나에 할당된 부반송파들은 주파수 간격을 일정 간격을 두는 것이 유리하다.

위의 결과로부터 통신 성능과 레이더 이미징 성능을 모두 고려한 부반송파 할당 전략이 제안된다. 여기서, 특정 안테나에 대한 편향되지 않은 부반송파 할당을 피하기 위해 각 안테나에 할당된 부반송파의 개수는 같도록 설정된다. 즉,  $m_t = 1, \dots, M_t$  일 때,  $N_{count, m_t} = \frac{N_c}{M_t}$  이다.

레이더 이미징을 위한 주파수 간격을 보장하기 위해  $N_c$  개의 부반송파는  $\alpha N_c$  개의 부반송파를 갖는 다수의 하위 블록으로 나눈다. 여기서,  $\alpha$  는  $\alpha N_c$  및  $\frac{\alpha N_c}{M_t}$  가 정수가 되도록 하는 값으로  $\alpha N_c$  이다(설명의 편의를 위해  $\alpha$  의 값을 한정하지만  $\alpha N_c$  와  $\frac{\alpha N_c}{M_t}$  가 정수가 아닌 일반적인 경우까지 확장할 수 있다). 그러면, 하위 블록의 수는  $N_{blk} = 1/\alpha$  로 주어지고, 동일한 하위 블록 내의 부반송파는 연관된 채널 이득이 최대가 되도록 안테나에 할당되며 (24)와 유사하게 진행된다. 위에서 설명한 과정을  $H \in \mathbb{R}^{M_t \times N_c}$  로 정의함으로써 Algorithm 1 과 같이 요약된다.

$$H = \begin{bmatrix} \|H_1[0]\| & \|H_1[1]\| & \cdots & \|H_1[N_c - 1]\| \\ \|H_2[0]\| & \|H_2[1]\| & \cdots & \|H_2[N_c - 1]\| \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \|H_{M_t}[0]\| & \|H_{M_t}[1]\| & \cdots & \|H_{M_t}[N_c - 1]\| \end{bmatrix} \quad (26)$$

---



---

Algorithm 1. Subcarrier allocation method for a given  $\alpha$

---



---

1:  $N_{blk} \leftarrow \frac{1}{\alpha}$

2:  $N_{count,m_t} \leftarrow 0$  for  $m_t = 1, \dots, M_t$

3:  $n_{blk} \leftarrow 0$

4:  $\Omega_{i,m_t} \leftarrow 0$  for  $i = 0, \dots, N_c - 1, m_t = 1, \dots, M_t$

5: Do

6:      $n_{blk} \leftarrow n_{blk} + 1$

7:      $H^{blk} = H[1:M_t, (1:\alpha N_c) + \alpha N_c(n_{blk} - 1)]$

8:     Do

9:          $\{\hat{m}_t, \hat{i}\} \leftarrow \arg \max_{m_t, i} H^{blk}[\hat{m}_t, \hat{i}]$

10:         If  $N_{count, \hat{m}_t} < \frac{\alpha N_c}{M_t}$  then

11:              $\hat{n}_c \leftarrow i + N_c(n_{blk} - 1)$

12:              $\hat{n}_c \in \bar{N}_{\hat{m}_t}, N_{count, \hat{m}_t} \leftarrow N_{count, \hat{m}_t} + 1$

13:              $\Omega_{\hat{n}_c, \hat{m}_t} \leftarrow 1$

14:         End if

15:          $H^{blk}[\hat{m}_t, \hat{i}] \leftarrow 0$

16:     While  $N_{count, m_t} < \frac{\alpha N_c}{M_t}$  for any  $m_t$

17: While  $n_{blk} < N_{blk}$

---

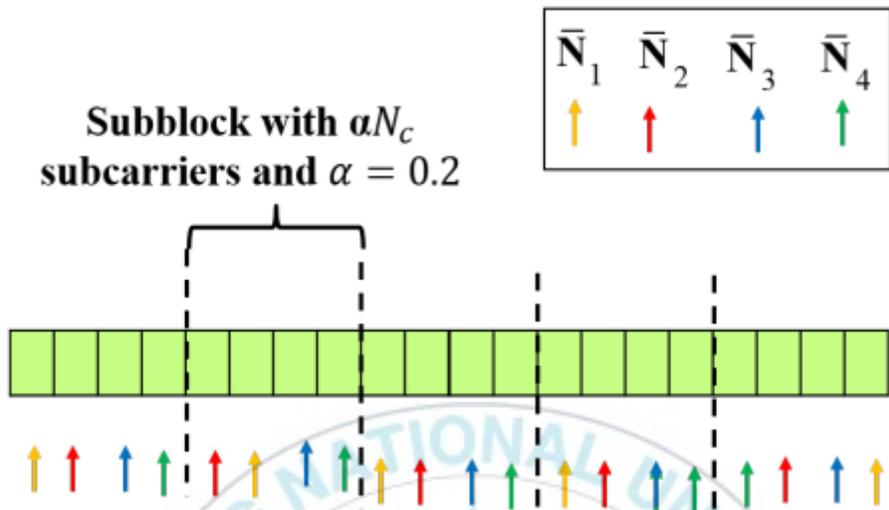


그림 4.  $N_c = 20, \alpha = 0.2, M_t = 4$  일 때, 제안된 부반송과 할당 전략의 동작 예시

그림 4 에서  $N_c = 20, \alpha = 0.2$  and  $M_t = 4$  일 때, 제안된 전략의 동작의 예시를 보이고 있다. 같은 블록 내에서 achievable rate 가 최대화되도록 부반송파들은 할당된다. 또한, 동일한 송신 안테나에 할당된 서로 다른 하위 블록의 부반송파간에 평균  $\alpha N_c$  이상의 주파수 간격을 보장할 수 있다. 특히, 부반송파들을 여러 하위 블록으로 분할함으로써, 동일한 하위 블록 내의 부반송파들은 관련된 채널 이득이 극대화되도록 송신 안테나에 할당될 수 있다. 또한 동일한 하위 블록 내에서 동일한 안테나에 할당될 수 있는 부반송파의 수를 제한함으로써 특정 안테나에 연속적인 부반송파들이 할당되는 것을 방지할 수 있다. 제안된 레이더 이미징과 부반송파 할당 방법이 null 대역을 갖는 OFDM 파형에 어려움 없이 적용될 수 있는 점에 주목한다.

흥미롭게도,  $\alpha$ 의 값이 큰 경우에는 부반송파들이 채널 이득이 더 큰 송신 안테나에 할당될 가능성이 높지만, 최악의 경우 동일한 블록 내의  $\alpha N_c / M_t$ 개의 연속적인 부반송파가 동일한 송신 안테나에 할당될 수 있다. A를 증가시키는 것은 통신 성능 측면에서 유리하며, 그 반대의 경우도 유리하다. 또한  $\alpha=1$ 인 경우는 안테나당 부반송파의 수의 제약으로 (24)에서 achievable rate 최대화 전략과 동일하다(즉,  $m_t = 1, \dots, M_t$ 의 경우  $N_{count, m_t} = \frac{N_c}{M_t}$ ). 따라서, 제안된 부반송파의 할당 방법은 통신 성능과 레이더 성능을 모두 고려하며,  $\alpha$ 를 조정하여 레이더/통신 성능의 균형을 적절하게 조정할 수 있다.



### 3.6. 도플러 주파수 측정

3장에서 2D 레이더 이미지는 후방산란된 단일 MIMO OFDM 펄스로부터 얻어진다. 목표물의 도플러 주파수는 coherent time 동안 다수의 펄스를 수집해야 한다. 따라서,  $N_{sym} > 1$ 로 간주된다. 2D 레이더 이미지에서 탐지된 목표물의 도플러 주파수를 추정하기 위해 FFT 기반의 도플러 추정 방법을 이용할 수 있다.

$\mu$  번째 레이더의 반사 신호( $y^\mu$ )에서 얻은 레이더 이미지 추정값을  $\hat{x}^{(\mu)}$ 로 표시함으로써 0이 아닌 요소의 위치는 (12)와 (13)의 2D 레이더 이미지에서 목표물의 위치에 해당한다. 따라서, 목표물의 위치 패치 인덱스는  $\Phi$ 로 설정할 수 있으며 (27)로 정의할 수 있다.

$$\Phi = \left\{ j \left| \sum_{\mu=0}^{N_{sym}-1} \left| [\hat{x}^{(\mu)}]_j \right| > \epsilon_{th} \right. \right\} \quad (27)$$

여기서,  $\epsilon_{th}$ 은 미리 정의된 threshold 값이다. 그런 다음,  $\Phi$ 의 패치  $j$ 와 관련된 목표물의 도플러 주파수를 추정하기 위해 matched filter를 통과시키면  $y_{doppler,j}$ 로 주어진다.

$$y_{doppler,j} = \begin{bmatrix} [A]_j^H y^{(0)} \\ [A]_j^H y^{(1)} \\ \vdots \\ [A]_j^H y^{(N_{sym}-1)} \end{bmatrix} = \alpha_j \begin{bmatrix} 1 \\ e^{j2\pi f_v T_{SRI}} \\ \vdots \\ e^{j2\pi f_v (N_{sym}-1)T_{SRI}} \end{bmatrix} + IN_j$$

여기서,  $\alpha_j = [x]_j M_r P_{tx}$ 이고  $IN_j$ 는 A의  $j$  번째 열(즉  $[A]_j$ ) 및 잡음과 동위상이 아닌 수신된 반사 신호를 포함하는 남은 term이다. 그런 다음

FFT 연산  $\hat{f}_j$  를 사용하여 패치  $j$  의 도플러 주파수를 추정할 수 있으며

associated velocity 는  $v_j = -\frac{c}{2} \frac{\hat{f}_j}{f_c}$  로 주어진다.

$$\hat{f}_j = \left[ \arg \max_i F_{N_{sym}} \bar{y}_{doppler,j} \right] \times \frac{1}{N_{sym} T_{SRI}} \text{ Hz} \quad (28)$$



### 3.7. 시뮬레이션 결과

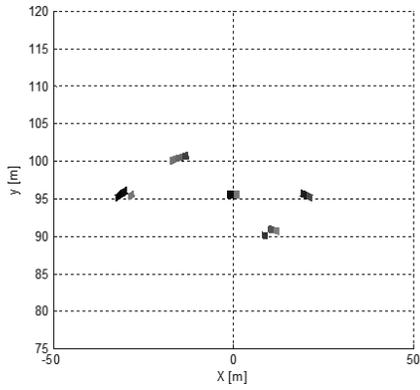
제안된 기법을 검증하기 위해 컴퓨터 시뮬레이션을 수행되었다. 시뮬레이션에서 부반송파의 개수  $N_c = 256$ , 부반송파간 거리  $\Delta f = 100kHz$ , 그리고 반송 주파수(carrier frequency,  $f_c$ )는 30GHz 로 설정하였다. 또한,  $T_{OFDM} = 12.5\mu s$ ,  $T_{SRI} = 50\mu s$  로 설정하였다. 추가로,

수신된 SNR 은  $SNR_{rec} = \frac{\sum_{k=1}^K |\gamma_k|^2}{K\sigma_n^2}$  로 다음과 같이 정의된다. 여기서  $\sigma_n^2$ 는 가우시안 노이즈의 분산이다.

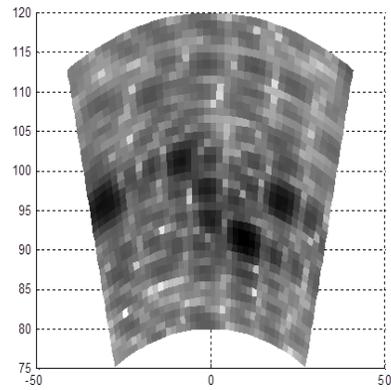
그림 5 에 SNR 일 때 제안된 BMP 기반 MIMO OFDM 레이더 이미징 알고리즘에서 얻은 레이더 이미지들을 표시되었다. 참고로 그림 5(a)에는 원본 이미지도 제공된다. 구체적으로 5 개의 목표물이 레이더 영상 영역( $[80,120]m \times [-20,20]^\circ$ )에 있으며 각 표적은  $4m \times 1m$  크기의 85 개의 점 산란체(point scatterers)으로 구성된다. 또한 RadCom 에서 Tx 및 Rx 안테나의 수는 각각  $M_t = 4$ ,  $M_r = 4$  로 설정된다. 각 패치의 크기는 1m 로 주어지고 이는  $R = 41$  and  $P = 41$ 인 것을 의미한다. 만약 픽셀의 크기를 줄이면 이미지 해상도를 올릴 수 있지만 (13)의  $x$  의 원소의 개수가 증가한다. 따라서, measurement 의 수(즉,  $y$  의 차원)가  $x$  의 0 이 아닌 요소의 수에 비례하여 증가한다.

그림 5(b)에서 back-projection 방법(즉,  $\hat{x}_{bp} = A^H y$ )을 이용하여 얻은 레이더 이미지를 보여주고 있다. 이 그림으로부터 back-projection 방법은 방위각과 거리 해상도가 모두 떨어지고 있으며 레이더 이미지의

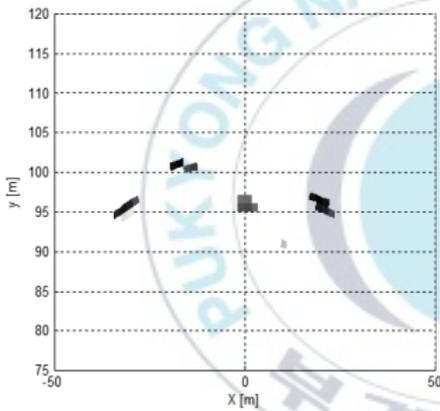
표적도 심하게 흐려진다. Equi-space 부반송과 할당과 block-wise 기반 부반송과 할당했을 때 BMP 기반 MIMO OFDM 레이더 이미징의 레이더 이미지는 각각 그림 5(c)와 5(d)에 표현하였다. Equi-space 부반송과 할당을 이용한 BMP 기반 이미징이 back-projection 방법보다 더 나은 목표물 이미지를 제공하는 것을 알 수 있다. 그러나 block-wise 부반송과 할당 기법을 사용할 때 일부 왜곡된 목표물 픽셀이 발견될 수 있다. 그림 5(e)와 그림 5(f)에서  $\alpha = \left\{ \frac{8}{256}, \frac{64}{256} \right\}$  일 때, 제안된 부반송과 할당을 사용한 BMP 기반 MIMO OFDM 레이더 이미징의 레이더 이미지를 표현했다. 이 그림으로부터 제안된 부반송과 할당 방법을 사용했을 때, block-wise 부반송과 할당방법과 비교했을 때, 다섯 개의 목표물들을 더 명확하게 찾을 수 있다.



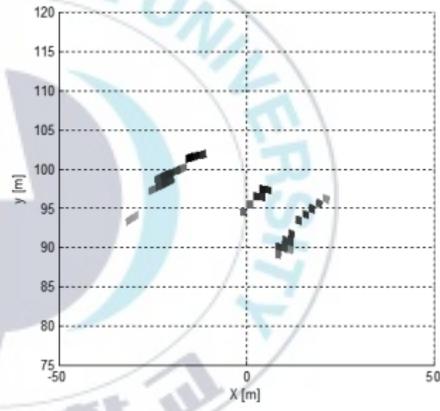
(a) Original image



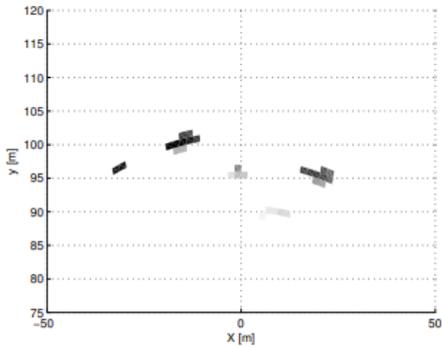
(b) Back-projection based imaging



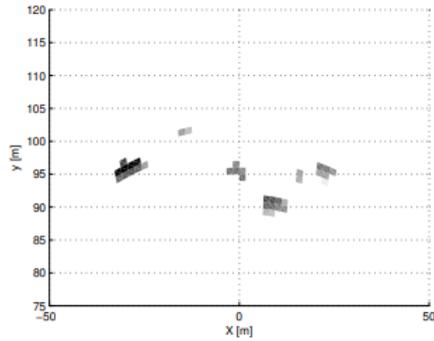
(c) BMP based imaging with equi-space subcarrier allocation



(d) BMP based imaging with block-wise subcarrier allocation

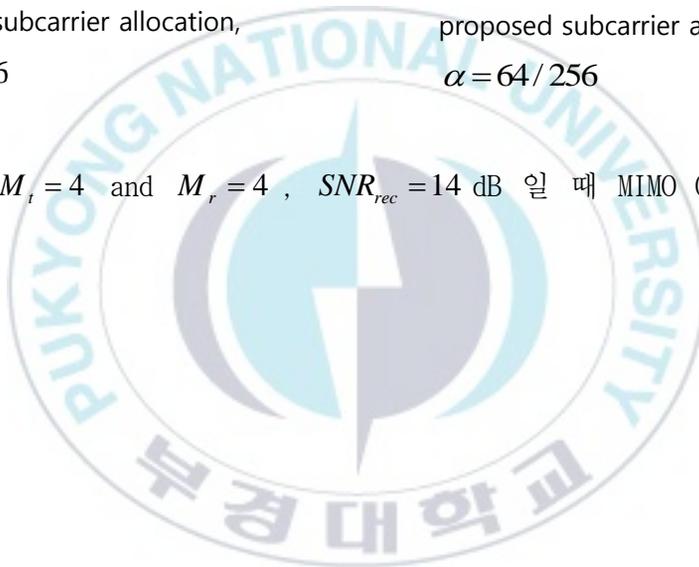


(e) BMP based imaging with the proposed subcarrier allocation,  $\alpha = 8/256$

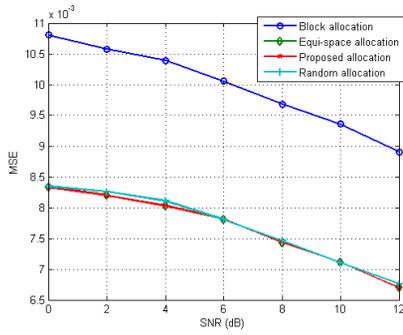


(f) BMP based imaging with the proposed subcarrier allocation,  $\alpha = 64/256$

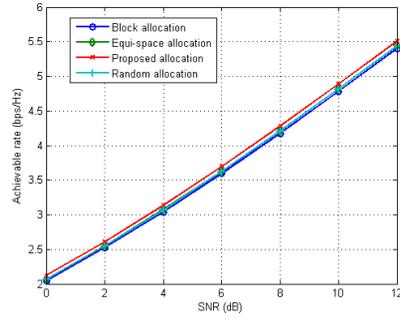
그림 5.  $M_t = 4$  and  $M_r = 4$ ,  $SNR_{rec} = 14$  dB 일 때 MIMO OFDM radar 이미지들



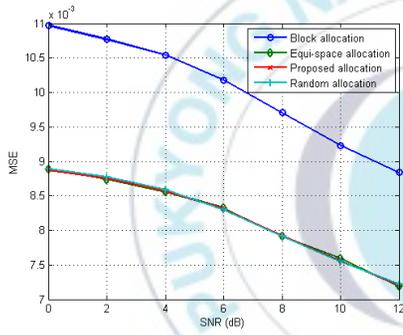
RadCom 에서 제안된 부반송파 할당 전략의 성능을 평가하기 위해서 그림 6 에서 다양한  $\alpha$  값을 사용하여 Monte Carlo 시뮬레이션도 수행된다. 여기서 정보 채널의 다중 경로의 수는  $N_p = 8$ 로 설정하고 각 경로는 단위 분산을 갖는 0 평균 복소 가우스 랜덤 변수로 설정된다. RadCom 성능을 평가하기 위해 레이더 이미지의 MSE 인  $E[\|\hat{x} - x\|^2]$  와 정보 수신기로의 전송 속도(achievable rate)를 평가한다. 비교를 위해 세 가지의 다른 할당 방법(등간격, block-wise, pseudorandom)의 성능도 평가된다. 그림에서 block-wise 부반송파 할당 방법은 가장 좋지 않은 MSE 성능을 보여주는 반면에 equi-space 와 pseudorandom 부반송파 할당 방법은 유사한 MSE 성능을 보여주며 5 장에서의 내용과 일치한다. 즉, 안테나별로 전체 대역에 걸쳐 부반송파를 고르게 할당하면 레이더 성능을 향상시킬 수 있다. 이 세 가지 방법의 achievable rate 는 통신 성능을 전혀 고려하지 않기 때문에 유사하다.



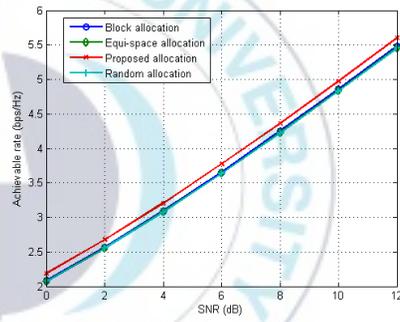
(a) MSE for  $\alpha = \frac{4}{256}$



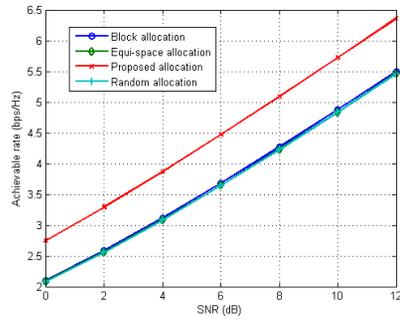
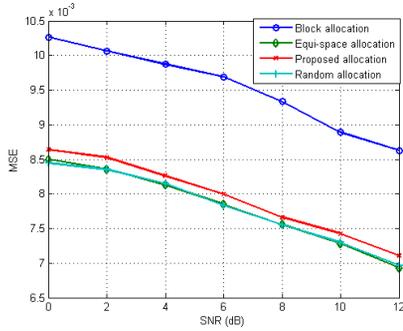
(b) Achievable rate for  $\alpha = \frac{4}{256}$



(c) MSE for  $\alpha = \frac{8}{256}$

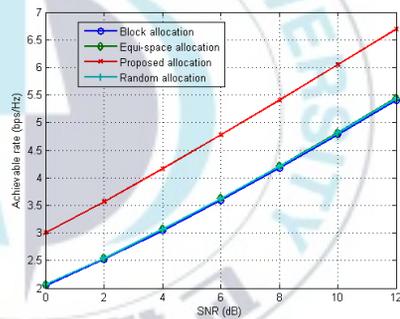
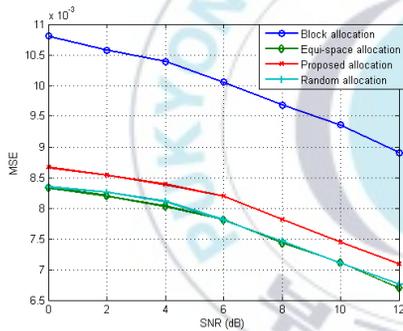


(d) Achievable rate for  $\alpha = \frac{8}{256}$



(e) MSE for  $\alpha = \frac{64}{256}$

(f) Achievable rate for  $\alpha = \frac{64}{256}$



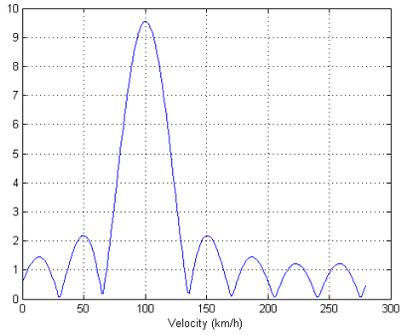
(g) MSE for  $\alpha = 1$

(h) Achievable rate for  $\alpha = 1$

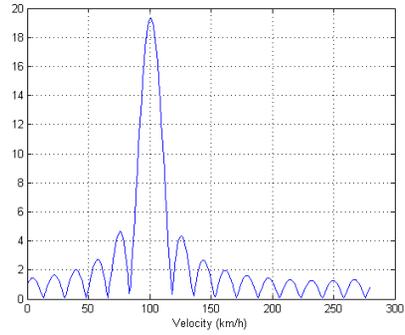
그림 6. 부반송과 할당 방법에 따른 Mean square error(MSE),(왼쪽)과 achievable rate(오른쪽)

그림에서  $\alpha$ 가 증가하면 MSE 와 레이더 이미지의 achievable rate 가 모두 증가하는 것을 알 수 있다. 즉, 작은  $\alpha$ 의 경우 각 안테나에 부반송파가 전체 대역에 걸쳐 고르게 할당되는 경향이 있다. 반대로  $a$ 가 큰 경우에는 채널 이득이 큰 송신 안테나에 할당될 가능성이 더 높으며 achievable rate 의 증가로 이어진다. 구체적으로  $\alpha=64/256$ 인 경우, 제안된 부반송파 할당 방법은 MSE 성능에서 약간의 성능 저하를 나타내지만, equi-space 할당 방법에 비해 achievable rate 가 약 16% 증가한다. 따라서  $a$  값을 조정함으로써 레이더와 통신 성능을 적절하게 조정할 수 있다.

6 장의 도플러 추정 방법을 검증하기 위해 목표물의 시선속도(radial velocity)가 100km/h 일 때,  $N_{sym}=\{8,16\}$ 에 대한 도플러 주파수 프로파일( $(28)$ 의  $F_{N_{sym}} \bar{y}_{doppler,j}$ )이 그림 7에 표시된다. 그림 (7)에서 peak 의 위치가 해당 목표물의 시선속도와 일치함을 알 수 있으며 (28)에서도 유도되는 펄스의 개수가 증가할수록 분해능(resolution)이 향상될 수 있다.

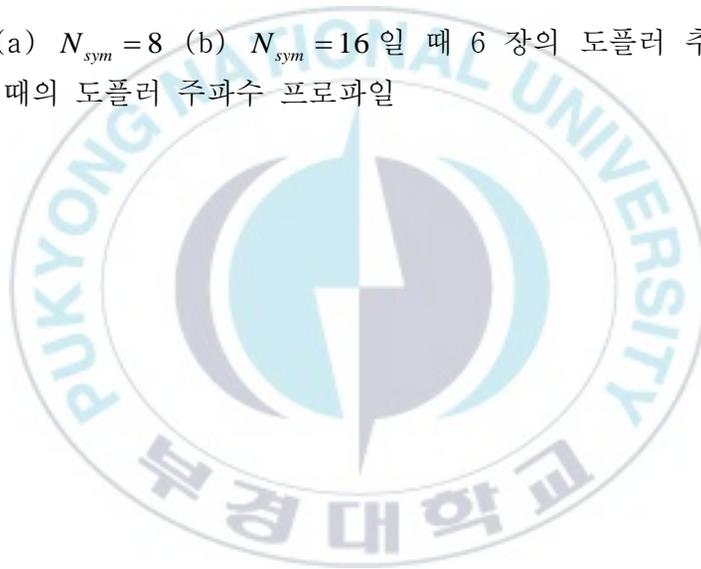


(a)



(b)

그림 7. (a)  $N_{sym} = 8$  (b)  $N_{sym} = 16$  일 때 6 장의 도플러 추정 방법을 사용했을 때의 도플러 주파수 프로파일



### 3.8 실제 실험 결과

USRP N210 장비에 CBX daughterboard 장착하며 지향성 안테나를 이용하여 2.4GHz 대역에서 OFDM 신호를 송수신하는 시스템을 구현하였습니다. USRP 장비를 제어하는 Gnu-Radio 소프트웨어에서 통신을 실행한 이후에 MATLAB 에서 Raw data 를 확인하였다. 그림 8 처럼 7m 떨어진 위치에 목표물이 있는 환경을 조성하고 Bandwidth 는 20MHz 로 설정하였다. 실험 9 에서 2D 레이더 이미지를 표시하였다.

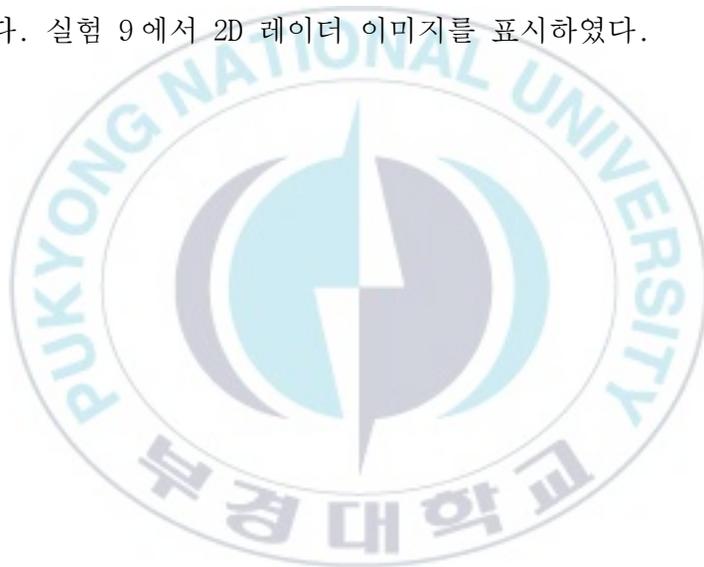




그림 8. 실제 실험 환경

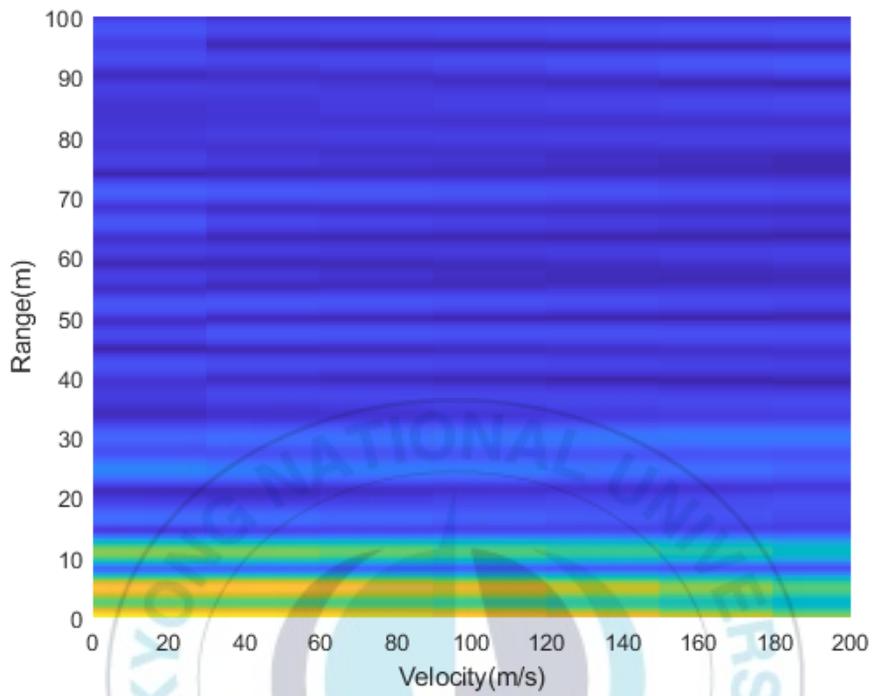


그림 9.7m 위치에 목표물이 존재할 때 2D radar image

### 3.9. 결론

본 논문에서는 OFDM 파형을 사용하는 다중 안테나가 장착된 RadCom 플랫폼에서 압축 센싱 기반 레이더 영상 및 부반송파 할당 방법을 제안한다. 구체적으로 BMP 기반 이미징 알고리즘을 사용하여 고해상도의 2D 레이더 이미지를 얻을 수 있으며, 레이더 이미징 문제의 정보와 MSE 성능에서 achievable rate 에 대한 부반송파 할당의 영향을 분석함으로써, achievable rate 를 효율적으로 최대화하는 동시에 레이더 이미지의 MSE 를 감소시키는 부반송파 할당 전략을 제안한다. 컴퓨터 시뮬레이션에서 BMP 기반 이미징 방법은 기존의 backprojection 기반 이미징 방법에 비해 더 높은 해상도의 레이더 이미지를 나타낸다. 또한 제안된 부반송파 할당 기법을 통해 레이더 이미징 성능을 감소하지 않으면서 높은 achievable rate 를 얻을 수 있음을 확인하였다. 게다가 부반송파 서브 블록 크기를 조정하여 레이더/통신 성능을 적절하게 조정할 수 있다.

## IV. 결론

본 논문에서는 차세대 통신 시스템을 위한 자원할당기법들을 제안하였다. 먼저, 다중 노드 환경에서 인체를 매체로 한 통신 환경에서 AutoEncoder 를 이용하여 송신 파형 설계 및 수신기에서의 검파 기법을 제안하였다. 다중 노드 환경에서 송신 신호간 간섭을 줄이기 위해 AutoEncoder 를 이용하여 송신 파형을 최적화하고 수신기에서 검파 순서 조절을 한 SIC 기반의 심층신경망 구조를 이용하여 SIC 구조의 단점인 오차 전파를 줄여 PIC 기반 구조와 비슷한 성능을 가지면서 더 적은 계산 복잡도를 가지는 것을 확인하였다.

그리고 차량용 레이더 기능과 정보 전송을 동시에 수행할 수 있는 압축 센싱 기반의 MIMO OFDM RadCom 에서 부반송파 할당 기법에 따른 성능 변화를 분석하였다. 정보 전송만을 목적으로 하여 채널 상태를 고려한 부반송파 할당 방식의 경우, 높은 통신 성능을 얻을 수 있지만 레이더 성능이 떨어지는 것을 확인할 수 있었다. 그리고 레이더 성능만을 목적으로 할 경우, 상대적으로 높은 레이더 추정 성능에 비해 낮은 채널 용량을 확인하였다. 그래서 본 논문에서는 두 할당 방식의 절충안으로서 사용되는 시스템에 따라 두 성능을 조절하는 방식을 제안하였고 모든 할당 방식에 따른 성능 변화를 분석하였다.

## 참 고 문 헌

- [1] A. Lymberis, "Smart wearables for remote health monitoring, from prevention to rehabilitation: Current R&D, future challenges," 4th Int. IEEE EMBS Special Topic Conf. Inf. Technol. Appl. in Biomed., pp. 272-275, Birmingham, UK, 2003.
- [2] S. Kim, et al., "Trends of human body communications in WBAN," Electron. and Telecommun. Trends, vol. 31, no. 6, pp. 31-38, 2016
- [3] S. Maity, M. He, M. Nath, D. Das, B. Chatterjee, and S. Sen, "Bio-physical modeling, characterization, and optimization of electro-quasistatic human body communication," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 66, no. 6, pp. 1791-1802, Jun. 2019.
- [4] S. Maity, D. Das, B. Chatterjee, and S. Sen, "Characterization and classification of human body channel as a function of excitation and termination modalities," 2018 40th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. and Biology Soc. (EMBC), pp. 3754-3757, Honolulu, HI, 2018
- [5] C. Hyong, S. Kang, and S. Park "Transceiver for human body communication using frequency selective digital transmission," ETRI J., vol. 34, no. 2, Apr. 2012.
- [6] A. Ali, K. Inoue, A. Shalaby, M. S. Sayed, and S. M. Ahmed, "Efficient autoencoderbased human body communication transceiver for WBAN," in IEEE Access, vol. 7, pp.117196-117205, 2019.
- [7] H. Cho, H. Lee, J. Bae, and H. Yoo, "A 5.2mW IEEE 802.15.6 HBC standard compatible transceiver with power efficient delay-locked-loop based BPSK demodulator," 2014 IEEE A-SSCC, pp. 297-300, Kaohsiung, 2014.
- [8] D. Das, S. Maity, B. Chatterjee, and S. Sen, "Enabling covert body area network using electro-quasistatic human body

communication,” Scientific Reports, vol. 9, no. 1, 2019.

[9] Toker, O.; Alsweiss, S. Design of a cyberattack resilient 77 GHz automotive radar sensor. Electronics 2020, 9, 573.

[10] Lan, X.; Zhang, M.; Li, J.X. OFDM Chirp Waveform Design Based on Subchirp Bandwidth Overlap and Segmented Transmitting for Low Correlation Interference in MIMO Radar. Sensors 2019, 19, 2696.

[11] Molinaro, A.; Campolo, C.; Härri, J.; Esteve Rothenberg, C.; Vinel, A. 5G-V2X Communications and Networking for Connected and Autonomous Vehicles. Future Internet 2020, 12, 116.

[12] Braun, K.M. OFDM Radar Algorithms in Mobile Communication Networks. Ph.D. Thesis, KIT-Bibliothek, Karlsruhe, Germany, 2014.

[13] Sturm, C.; Pancera, E.; Zwick, T.; Wiesbeck, W. A novel approach to OFDM radar processing. In Proceedings of the 2009 IEEE Radar Conference, Pasadena, CA, USA, 2-8 May 2009; pp. 1-4.

[14] Sturm, C.; Zwick, T.; Wiesbeck, W.; Braun, M. Performance verification of symbol-based OFDM radar processing. In Proceedings of the 2010 IEEE Radar Conference, Washington, DC, USA, 10-14 May 2010; pp. 60-63.

[15] Sturm, C.; Wiesbeck, W. Waveform Design and Signal Processing Aspects for Fusion of Wireless Communications and Radar Sensing. Proc. IEEE 2011, 99, 1236-1259.

[16] Sit, Y.L.; Sturm, C.; Zwick, T. Doppler estimation in an OFDM joint radar and communication system. In Proceedings of the 2011 German Microwave Conference, Darmstadt, Germany, 14-16 March 2011; pp. 1-4.

[17] Dokhanchi, S.H.; Shankar, M.R.B.; Stifter, T.; Ottersten, B. OFDM-based automotive joint radar-communication system. In Proceedings of the 2018 IEEE Radar Conference (RadarConf18), Oklahoma City, OK, USA, 23-27 April 2018; pp. 0902-0907.

- [18] Sit, Y.L.; Nguyen, T.T.; Sturm, C.; Zwick, T. 2D radar imaging with velocity estimation using a MIMO OFDM-based radar for automotive applications. In Proceedings of the 2013 European Radar Conference, Nuremberg, Germany, 9-11 October 2013; pp. 145-148.
- [19] Knill, C.; Roos, F.; Schweizer, B.; Schindler, D.; Waldschmidt, C. Random Multiplexing for an MIMO-OFDM Radar With Compressed Sensing-Based Reconstruction. *IEEE Microw. Wirel. Compon. Lett.* 2019, 29, 300-302.
- [20] Hakobyan, G.; Yang, B. A novel OFDM-MIMO radar with non-equidistant subcarrier interleaving and compressed sensing. In Proceedings of the 2016 17th International Radar Symposium (IRS), Krakow, Poland, 10-12 May 2016; pp. 1-5.
- [21] Nuss, B.; Zwick, T. A novel interference mitigation technique for MIMO OFDM radar using compressed sensing. In Proceedings of the 2017 European Radar Conference (EURAD), Nuremberg, Germany, 11-13 October 2017; pp. 98-101.
- [22] Seo, J.; Hwang, S.; Hong, Y.G.; Park, J.; Hwang, S.; Byun, W.J. Bayesian Matching Pursuit-Based Distributed FMCW MIMO Radar Imaging. *IEEE Syst. J.* 2020, 1-12.
- [23] Braun, M.; Fuhr, M.; Jondral, F.K. Spectral Estimation-Based OFDM Radar Algorithms for IEEE 802.11a Signals. In Proceedings of the 2012 IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall), Quebec City, QC, Canada, 3-6 September 2012; pp. 1-5.
- [24] Ozdemir, C. *Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging with MATLAB Algorithms*; John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA, 2012; Volume 210.
- [25] Sturm, C.; Zwick, T.; Wiesbeck, W. An OFDM System Concept for Joint Radar and Communications Operations. In Proceedings of the VTC Spring 2009-IEEE 69th Vehicular Technology Conference, Barcelona, Spain, 26-29 April 2009; pp. 1-5.

- [26] Sit, Y.L.; Sturm, C.; Baier, J.; Zwick, T. Direction of arrival estimation using the MUSIC algorithm for a MIMO OFDM radar. In Proceedings of the 2012 IEEE Radar Conference, Atlanta, GA, USA, 7-11 May 2012; pp. 0226-0229.
- [27] Hakobyan, G.; Yang, B. A Novel Intercarrier-Interference Free Signal Processing Scheme for OFDM Radar. IEEE Trans. Veh. Technol. 2018, 67, 5158-5167.
- [28] Candès, E.J. The Restricted Isometry Property and Its Implications for Compressed Sensing. Comptes Rendus Math. 2008, 346, 589-592.
- [29] Ji, S.; Xue, Y.; Carin, L. Bayesian Compressive Sensing. IEEE Trans. Signal Process. 2008, 56, 2346-2356.
- [30] Schniter, P.; Potter, L.C.; Ziniel, J. Fast Bayesian Matching Pursuit. In Proceedings of the Information Theory and Applications Workshop 2008, San Diego, CA, USA, 27 January-1 February 2008; pp. 326-333.
- [31] Cho, Y.S.; Kim, J.; Yang, W.Y.; Kang, C.G. MIMO-OFDM Wireless Communications with MATLAB; John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA, 2010.
- [32] Meng, J.; Yin, W.; Li, Y.; Nguyen, N.T.; Han, Z. Compressive Sensing Based High-Resolution Channel Estimation for OFDM System. IEEE J. Sel. Top. Signal Process. 2012, 6, 15-25.

## 감사의 글

석사 과정을 마무리하며 지면을 빌려 도움을 주신 분들에게 부족하게나마 감사의 마음을 전하고자 합니다.

먼저 학사와 석사 과정 동안 많은 조언뿐만 아니라, 학문과 진로에 있어 잘 이끌어주시고 지도해주신 지도교수님 박재현 교수님께 진심으로 감사드립니다. 그리고 바쁘신 와중에 논문 검토 및 심사를 해주신 박상홍 교수님, 박한훈 교수님께도 감사드립니다.

학사와 석사 과정 동안 함께 했던 통신 신호 처리 연구실 선후배님들 및 동기들에게도 감사드립니다. 많은 것을 배울 수 있었던 동기들인 홍용기, 서지호, 양윤지에게도 고맙고 소중한 추억임을 말하고 싶습니다. 그리고 바로 위의 선배로서 많은 도움과 조언을 주신 이종혁 형에게도 감사드립니다. 학부 과정 동안 많은 도움을 주고 의지가 되었던 김무연 형과 김동섭 형에게 고마움을 전합니다.

또한, 학사와 석사 과정 동안 많은 의지와 도움이 되었던 학교 동창 남의준과 정세운에게도 고마움을 전합니다. 끝으로, 듄직한 형 황성민에게도 고맙다는 말을 전하고 긴 시간 동안 저를 응원해주시고 지원해주신 부모님께 진심 어린 감사의 마음을 전합니다. 다시 한번 가족들에게 감사하고 사랑한다는 말을 전합니다.