<별지 1 내표지>

년 월

보 고 서 번 호

전체부수

동일 채널에서의 기계 학습 기반 다중 RF 신호 송수신 기술 개발

Development of Machine Learning based Multiple Signal Communication Technology in Single Channel

한국전자통신연구원
Electronics and Telecommunications Research Institute

[별첨 3-1-6]

최종결과 연구보고서(아래한글)

최종결과 연구보고서

과제유형	1. 기초미래선도형 (o) 2. 공공인프라형 ( ) 3. 산업화형 ( )			
대과제명	ETRI R&D 역량 강화를 위한 선행적 기획기반 구축사업			
세부과제명	동일 채널에서의 기계 학습 기반 다중 RF 신호 송수신 기술 개발			
세부과제 책임자	소속 및 부서	통신미디어연구소 미디어연구본부 미디어방송연구실	직위 (직급)	실장 (책임연구원)
	성명	최동준		
총연구기간	2018년 01월 01일 부터 2019년 12월 31일 까지 (24개월)			
당해연도 연구기간	2019년 01월 01일 부터 2019년 12월 31일 까지 (12개월) (2차년도)			
참여인력(M/Y)	총 연 구 기 간	10 명(2.05 M/Y)		
	당해연도 연구기간	5 명(1.05 M/Y)		

참여기관	기관명	연구책임자	기관명	연구책임자
참여연구기관				
위탁연구기관				

키워드 (6~10개)	기계학습, 딥러닝, 인공지능, 다중송수신, 다중신호생성, 다중신호검출,

정부출연금사업 최종결과 연구보고서를 제출합니다.

2019 년 12 월 5 일

과 제 책 임 자 : 최 동 준 (인)

직 할 부 서 장 : 방 승 찬 (인)

한국전자통신연구원장 귀하

<별지 2>

인 사 말 씀

한국전자통신연구원 주요사업인 동일 채널에서의 기계학습 기반 다중 RF 신호 송수신 기술 개발 연구과제를 2018년 1월부터 2019년 12월까지 수행한 결과의 보고서입니다.

2019 년 12 월

한국전자통신연구원 원장 김 명 준

<별지 3>

제 출 문

본 연구보고서는 주요사업인 "동일 채널에서의 기계학습 기반 다중 RF 신호 송수신 기술 개발"의 결과로서, 본 과제에 참여한 아래의 연구팀이 작성한 것입니다.

2019 년 12 월

연구책임자 : 책임연구원 최동준 (미디어방송연구실)
연구참여자 : 책임연구원 김흥묵 (미디어방송연구실)
책임연구원 정준영 (미디어방송연구실)
선임연구원 백명선 (미디어방송연구실)
선임연구원 송진혁 (미디어방송연구실)
선임연구원 라상중 (미디어지능화연구실)

<별지 4>

요 약 문

Ⅰ. 제 목

동일 채널에서의 기계 학습 기반 다중 RF 신호 송수신 기술 개발

Ⅱ. 연구목적 및 중요성

○ 기존 전송시스템과 수학적으로 해석 가능한 혹은 인간이 인지 가능한 형태로 신호를 가공 및 전송하여 실제 환경에서 이론적인 성능을 달성하지 못함
- 제안된 기술은 기계 학습 기반의 다중 송수신 기술의 비선형적 모사 및 최적화를 통하여 가정된 이론과 차이가 있는 실제 환경에서 우수한 성능을 달성하는 것이 가능함

○ 최근 연구되고 있는 기계학습을 통한 데이터 전송에서는 오류 정정 부호와 변복조를 단일 기계 학습 네트워크를 통한 방법이 제시되고 있으나,
- 제안하는 기술에서는 개념적인 기능에 따라 분리하여 송수신 구조를 기계 학습에 맞게 새롭게 정의하고, 각 기능에 적합한 기계학습 알고리듬 및 학습 방법을 제안

Ⅲ. 연구내용 및 범위

○ 기계 학습 기반 MIMO 신호 검출 기술 개발
○ 동일 채널에서 기계 학습 기반 2X2 다중 송신 신호 생성 기술 개발
○ 미디어 전송을 위한 기계 학습 구조 및 검증 시뮬레이터 개발

Ⅳ. 연구결과

○ 기계 학습 기반 MIMO 신호 검출 기술 개발 및 관련 특허 출원
○ 동일 채널에서 기계 학습 기반 2X2 다중 송신 신호 생성 기술 개발 및 관련 특허 출원
○ 미디어 전송을 위한 기계 학습 구조 및 검증 시뮬레이터
○ 기계학습 기반 신호 검출 및 다중 송수신 시스템 관련 다수의 논문 및 기술 문서

Ⅴ. 연구개발결과의 활용에 대한 건

○ 세계적으로 연구 초기단계인 기계학습 기반의 신호처리 핵심기술 개발을 통한 IPR 선점 및 기술주도권 확보
○ 상기결과를 토대로 방송 및 통신 시스템의 전송효율을 효과적으로 증대할 수 있는 핵심 원천기술 기반의 응용기술 개발에 활용할 수 있음
○ 방송/통신의 시스템에 기계학습 기반 다중송수신 방법 적용시 기준이 되는 기술로 활용될 수 있음

SUMMARY

Ⅰ. Title

Development of Machine Learning based Multiple Signal Communication Technology in Single Channel

Ⅱ. Objectives of Research and Development

○ Unable to achieve theoretical performance in real-world environments by processing and transmitting signals in a mathematical or human form with existing transmission systems

- The proposed technology is capable of achieving excellent performance in real-world environments that differ from the theory assumed through nonlinear simulation and optimization of multi-transmitter technology based on machine learning.

○ Data transmission through machine learning, which is being studied recently, suggests the error correction code and variation through a single machine learning network

- In the proposed technology, the transmission and reception structure is newly defined for machine learning by separating according to conceptual functions, and machine learning algorithms and learning methods suitable for each function are proposed

Ⅲ. Contents and scope of research and development

○ Development of machine learning-based MIMO signal detection technology

○ Development of machine learning-based 2X2 multiple transmission signal generation technology on the same channel

○ Developing a machine learning structure and verification simulator for media transmission

Ⅳ. Results of research and development

○ Development of machine learning-based MIMO signal detection technology and related patent applications

○ Development of machine learning-based 2X2 multi-transmission signal generation technology on the same channel and related patent applications

○ Machine learning structure and verification simulator for media transmission

○ A number of papers and technical documents related to machine learning-based signal detection and multiple transmission and reception systems

Ⅴ. Expectation

○ Securing IPR preoccupation and technology leadership by developing core technology based on machine learning, which is an early stage of research worldwide

○ Based on the above results, it can be used to develop core source technology-based applications that can effectively increase transmission efficiency of broadcasting and communication systems

○ It can be used as a standard technology when applying machine learning-based multi-transmission method to broadcasting/communication systems

CONTENTS

CHAPTER 1. Introduction ····· 9
SECTION 1. R & D Objectives and Research Scope ····· 9
1. Final Goal ····· 9
2. Research Scope ····· 9
SECTION 2. Final R & D Objectives and results ····· 10
SECTION 3. Quantitative Goals ····· 11
CHAPTER 2. Main discussion ····· 12
SECTION 1. Research Scope and Methods of Study ····· 12
SECTION 2. Quantitative Target Self-Evaluation ····· 15
SECTION 3. Quantitative Non-Targeting Self-Evaluation ····· 16
SECTION 4. Research Achievements and Details ····· 20
CHAPTER 3. Conclusion ····· 49
CHAPTER 4. Reference ····· 51
CHAPTER 5. List of Abbreviations ····· 51

FIGURES

<Figure 1> Construction of machine learning database ····· 21
<Figure 2> Database classification diagram ····· 21
<Figure 3> Single transmission technology diagram based on machine learning ····· 22
<Figure 4> Performance comparison of Auto-Encoder based transceiver system in single transceiver environment ····· 23
<Figure 5> Interference cancellation diagram of multi-transmitter signals based on machine learning ····· 24

<Figure 6> FC DNN based signal detection system diagram ·····25

<Figure 7> DNN-based signal detection technology performance, 2X2 QPSK (top), 2X2 16-QAM (bottom) ·····26

<Figure 8> Diagram of incoming signals on multi-path channels ·····27

<Figure 9> CNN-based signal detection system diagram ·····28

<Figure 10> RNN-based signal detection system diagram ·····28

<Figure 11> Performance of signal detection system based on CNN structure and RNN structure in multipath MIMO channel environment ·····29

<Figure 12> Machine learning based Auto-Encoder for 2X2 MIMO environments 30

<Figure 13> Transceiver signal constellation based on Auto-Encoder ·····31

<Figure 14> Comparison of the performance of the system based on Auto-Encoder ·····32

<Figure 15> Machine learning-based Auto-Encoder for 2X2 MIMO-OFDM environments ·····33

<Figure 16> Signal constellation of 2X2 MIMO-OFDM based on Auto-Encoder ···34

<Figure 17> Performance of machine learning based 2X2 multi-transmission OFDM Auto-Encoder ·····35

<Figure 18> Auto-Encoder based on machine learning with LDPC for 2X2 MIMO environments ·····35

<Figure 19> Performance of multi transceiver Auto-Encoder technology with LDPC encoder based on machine learning ·····37

<Figure 20> Auto-Encoder Structure and Data Modulation Order of Each Step in 2-User-based 2X2 Network ·····38

<Figure 21> Performance of 2-user 2X2 Multi-transmission Auto-Encoder technology based on machine learning ·····40

<Figure 22> Equation of 2X2 X-channel ·····41

<Figure 23> Data transmission of time division multiple access method ·····41

<Figure 24> Data transmission of interference alignment technique ·····42

<Figure 25> Performance Comparison TDMA and Interference Alignment ·····42

목 차

제 1장. 서론 ····· 10
제 1절. 연구개발 목표 및 연구범위 ····· 10
1. 최종 목표 ····· 10
2. 연구 범위 ····· 10
제 2절. 최종 연구개발 목표 및 결과 ····· 11
제 3절. 정략적 목표 항목 ····· 12
제 2장. 본 론 ····· 13
제 1절. 연구 범위 및 수행 방법 ····· 13
제 2절. 정량적 목표 항목별 성과 ····· 16
제 3절. 정량적 목표 외 연구 항목별 자체 평가 ····· 17
제 4절. 연구 성과 세부내용 ····· 21
제 3장. 결 론 ····· 50
제 4장. 참고문헌 ····· 51
제 5장. 약어표 ····· 51

그림 목차

<그림 1> 기계학습 송수신 데이터베이스 구축 구조도 ····· 22
<그림 2> 데이터베이스 분류도 ····· 22
<그림 3> 기계학습 기반 단일전송 기술 구조도 ····· 23
<그림 4> 단일 송수신 환경에서 AutoEncoder 기반의 송수신 시스템 성능 비교, 기존 기술의 성능(위), 설계된 기술의 성능(아래) ····· 24
<그림 5> 기계학습 기반 다중송수신 신호의 간섭제거 구조도 ····· 25
<그림 6> FC DNN 기반의 신호 검출 시스템 구조도 ····· 26
<그림 7> DNN 기반의 신호 검출 기술 성능, 2X2 QPSK(위), 2X2 16-QAM(아래) ····· 27

<그림 8> Multi-path 채널에서의 수신 신호 개념도 ····· 28

<그림 9> CNN 기반의 신호 검출 시스템 구조도 ····· 29

<그림 10> RNN 기반의 신호 검출 시스템 구조도 ····· 29

<그림 11> 다중경로 MIMO 채널환경에서 CNN구조와 RNN 구조 기반 신호 검출 시스템 성능 ····· 30

<그림 12> 2X2 MIMO 환경을 위한 기계학습 기반 Auto-Encoder ····· 31

<그림 13> 다중 송수신 환경에서 AutoEncoder 기반의 송수신 신호 성상도 ····· 32

<그림 14> 다중 송수신 환경에서 AutoEncoder 기반의 송수신 시스템 성능 비교, 기존기술의 성능(a), 설계된 기술의 성능(b) ····· 33

<그림 15> 2X2 MIMO-OFDM 환경을 위한 기계학습 기반 Auto-Encoder ····· 34

<그림 16> 2X2 MIMO-OFDM AutoEncoder 기반의 송신 신호 성상도 ····· 35

<그림 17> 기계학습 기반 2X2 다중송수신 OFDM-Auto-Encoder 기술의 성능 ····· 36

<그림 18> 2X2 MIMO 환경을 위한 기계학습 기반 LDPC부복호화기가 적용된 Auto-Encoder ····· 36

<그림 19> 기계학습 기반 LDPC 부복호화기가 적용된 다중송수신 Auto-Encoder 기술의 성능 ·38

<그림 20> 2-User-based 2X2 Network에서의 Auto-Encoder 구조 및 각 단계별 데이터 변조 차수 ····· 39

<그림 21> 기계학습 기반 2-User 2X2 다중송수신 Auto-Encoder 기술의 성능 (a) 기존기술의 성능, (b) 설계된 기술의 성능 ····· 41

<그림 22> 2X2 X-channel을 나타내는 도식 ····· 42

<그림 23> 시분할 다중접속 기법의 데이터 송신 ····· 42

<그림 24> 간섭정렬 기법의 데이터 송신 ····· 43

<그림 25> TDMA와 간섭 정렬 (IA)의 성능 비교 ····· 45

제 1장. 서론

제 1절. 연구개발 목표 및 연구범위

1. 최종 목표

○ 주파수 이용효율 향상을 위하여 동일 대역에서 기계 학습을 기반으로 다중 RF 신호 전송을 통하여 다수의 미디어를 동시에 전송할 수 있는 기술 개발

2. 연구 범위

가. 1차 년도 연구개발 내용

○ 목표: 단일 송수신 기계학습 알고리즘 개발

○ 기계학습 기반 송신 신호 생성 및 학습 기술 개발
- 기계학습 기반의 입력신호 정의
- 기계학습기반의 입력신호 훈련을 위한 입력신호 데이터베이스 구축
- 기계학습 기반 송신신호 생성 및 채널에 적합한 신호생성/학습 기술 개발

○ 기계학습 기반 수신 신호 복조 및 학습 기술 개발
- 송신신호 검출/복조 기술 훈련을 위한 채널 프로파일 데이터베이스 구축
- 기계학습 기반 수신신호 복조 및 학습 기술 개발
- 기계학습 기반 다중송신신호의 간섭제거 및 검출기술 개발

○ 미디어 전송을 위한 기계학습 구조 및 검증 시뮬레이터 개발
- 단일 송수신을 위한 송신 신호 생성용 기계학습 기반 송신기 구조 개발
- 단일 송수신을 위한 수신 신호 검출 및 복조용 기계학습 기반 수신기 구조 개발
- 기계학습 기반 단일 송수신 구조 검증용 시뮬레이터 개발

나. 2차 년도 연구개발 내용

○ 목표: 동일 채널에서 기계학습 기반 다중 신호 송수신 기술 개발

○ 기계학습 기반 비선형 다중 송신 신호 생성 및 간섭최소화 학습 기술 개발
- 기계학습기반의 입력신호 훈련을 위한 다중 송수신 기반 입력신호 데이터베이스 구축
- 기계학습 기반 다중 송신신호 생성 기술 개발
- 간섭최소화를 위한 기계학습 기반 송신신호 생성 및 학습 기술 개발
- OFDM 기반의 기계학습 송신 기술 개발 방안 연구

○ 기계학습 기반 다중신호 간섭제거/검출 및 학습 기술 개발
- 훈련된 다중송신신호에 따른 신호검출 및 복조 기술 개발
- 송수신 파라미터 Refinement를 위한 반복적 재학습 기술 연구
- 송신신호 검출/복조 기술의 훈련 및 성능향상을 위한 다중 채널 프로파일 데이터베이스 구축
- OFDM 기반의 기계학습 수신 기술 개발 방안 연구

○ 미디어 전송을 위한 다중 송수신 기계학습 구조 및 검증 시뮬레이터 개발
- 다중 송신 신호 생성용 기계학습 기반 송신기 구조 개발
- 다중 수신 신호 검출 및 복조용 기계학습 기반 수신기 구조 개발
- 기계학습 기반 다중 송수신 구조 검증용 시뮬레이터 개발

제 2절. 최종 연구개발 목표 및 결과

세부 과제명	세부 연구 목표	연구개발 수행 내용	연구 결과
단일/다중 송수신 기계학습 알고리듬 및 다중수신신호 검출 기술 개발	기계학습 기반 입력신호 정의 및 데이터베이스 구축	• 기계학습 기반 입력신호 정의 • 기계학습 데이터 획득 및 데이터베이스 구축	- 기계학습을 위한 다중송수신 데이터베이스 - [SW] 다중송수신 데이터베이스 구축 용 데이터 생성 프로그램
	다중수신신호 검출 기술 개발	• 기계학습 기반 다중송신신호의 간섭제거 및 검출기술 개발	- [국내특허] 다중송수신 환경에서 기계학습을 이용한 간섭제거 및 신호 검출 장치 및 방법 - [국내논문] 다중경로 MIMO 송수신 환경에서 RNN 기반의 신호 검출 기법 - [국내논문] 기계학습 알고리즘 기반의 자기간섭 신호 추정 기술 연구 - [국제논문] Distortion element estimation technique based on deep learning for self-interference cancellation of full duplex communication system - [SCI논문] Implementation Methodologies of deep learning-based signal detection for conventional MIMO transmitters
	단일/다중 송수신 기계학습 알고리듬 개발	• 기계학습 기반 단일 송신신호 생성/복조 및 학습 기술 개발 • 기계학습 기반 다중 송신신호 생성/복조 및 학습 기술 개발 • 기계학습 기반 다중 송신신호 생성/복조를 위한 MIMO-OFDM AutoEncoder 설계 및 학습 기술 개발 • 기계학습 기반 LDPC를 사용하는 다중 송수신 신호 생성/복조 및 학습 기술 개발 • 미디어 전송을 위한 기계 학	- [국제특허] Signal-Multiplexing apparatus and method based on machine learning - [국내특허] 동일채널에서 AutoEncoder를 이용한 다중신호 송수신 장치 및 방법 - [국내특허] LDPC 부복호화를 위한 MIMO-AutoEncoder 기반의 송수신방법 (출원중) - [국내논문] LDPC가 적용된 AutoEncoder 기반의 MIMO 송수신 시스템 설계 및 성능 검증 - [SW] 오토인코더 기반의 다중송수신 시스템

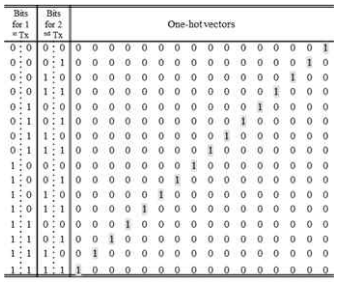
		습 구조 및 검증 시뮬레이터 개발	- [SW] 기계학습기반의 동일 채널에서 다중사용자의 데이터 송수신 시스템 시뮬레이터 - [SW] 오토인코더 기반의 엘디피씨코드를 사용하는 다중송수신 시스템 - [SW] 기계학습기반의 엘디피시 코드가 적용가능한 단일송수신 오토인코더
	다중 송수신환경에서 알고리즘에 기반한 간섭정렬 기술 연구	• 기존 간섭정렬 기술들에 대한 연구 및 X 채널에서의 간섭정렬 기술 연구	- X채널에서의 간섭정렬 기술 시뮬레이터

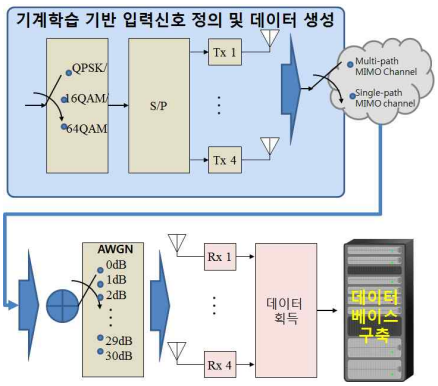
제 3절. 정략적 목표 항목

성과지표 (주요성능 Spec)	단위	세계최고수준	기술개발 목표치(‘19)	목표치 산출근거	검증방법
① AWGN에서 단일 전송 Eb/No	dB	6dB	5dB	미국 / Virginia Tech	시뮬레이션을 통한 자체검증
② AWGN에서 다중(이중) 전송 Eb/No	dB	7dB	6dB	미국 / Virginia Tech	시뮬레이션을 통한 자체검증
③ Fading 채널에서 다중(이중) 전송 SNR	dB	15dB	14dB	미국 / Virginia Tech	시뮬레이션을 통한 자체검증

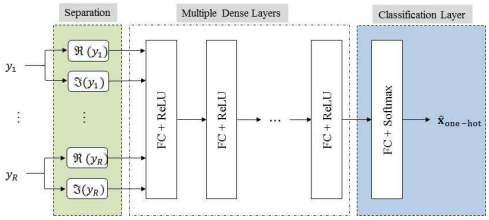
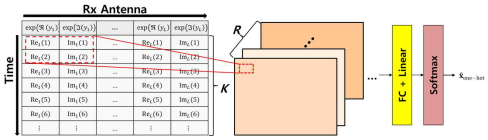
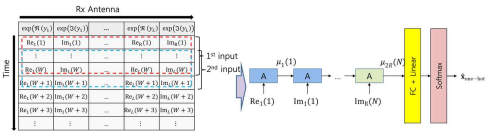
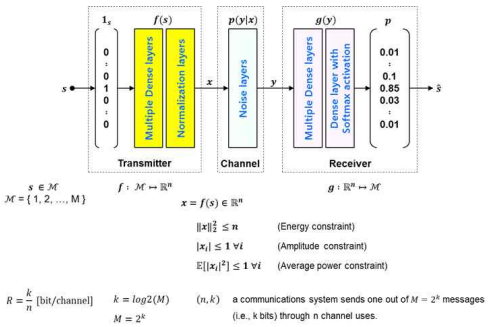
제 2장. 본 론

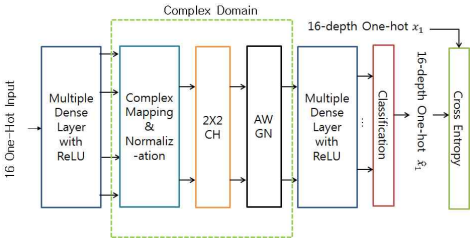
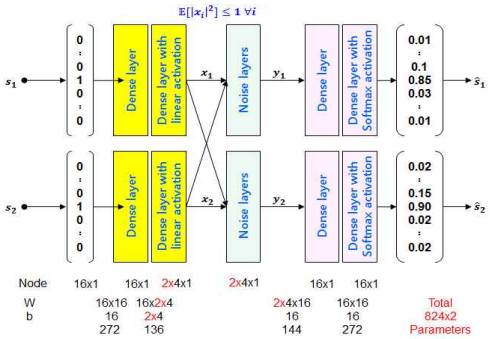
제 1절. 연구 범위 및 수행 방법

<table>
<tr><th>연구 범위</th><th>연구 수행 방법
(이론적·실험적 접근방법)</th><th>구체적인 내용</th></tr>
<tr><td rowspan="2">기계학습 기반
입력신호 정의 및
데이터베이스 구축</td><td>• 기계학습 기반 기존의 입력신호를 연구하고 이를 통해 송수신 시스템을 위한 입력신호 정의
- 기계학습 기반 신호처리에 용이한 입력신호 분석
- 기계학습 기반 단일 송수신 기술의 신호 생성/복조를 위한 입력신호의 정의 수행</td><td>• 기계학습 기반 단일/다중 송수신 기술 개발을 위한 입력신호 연구 및 정의
- 기계학습 기반 단일/다중 송수신 기술 개발을 위한 입력신호 정의 및 각 신호 처리 단계 별 신호 차원 변화 정의
 

<One-Hot Encoding 기반 입력신호></td></tr>
<tr><td>• 기존 시뮬레이터를 활용한 기계학습 데이터 획득 및 데이터베이스 구축
- 기계학습 기반 다중수신신호의 간섭제거 및 검출을 위해 기존시뮬레이터를 활용하여 다중신호 획득 및 데이터베이스 구축</td><td>• 기존 다중송신신호의 간섭제거 및 신호 검출을 위해 통신 환경 별 데이터를 수집하고, 이를 바탕으로 데이터베이스 구축
- 변조레벨, 채널환경 등 다양한 다중송수신 환경에 따른 기계학습 기반 다중신호 검출기술 개발을 위한 데이터베이스 구축
 

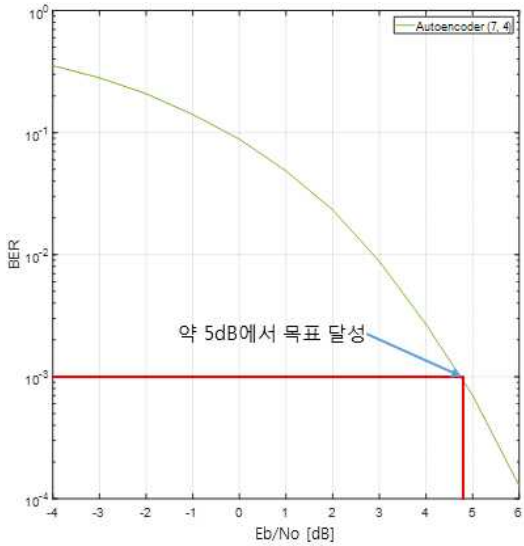
<다중송신신호 획득 및 데이터베이스 구축></td></tr>
<tr><td>기계학습 기반의
기계학습 기반의
다중수신신호 검출
기술 개발</td><td>• 다양한 구조의 기계학습 기반 다중송신신호 간섭제거 및 검출기술 개발
- 다양한 다중송수신 환경이 반영된 데이터베이스의 데이터를 활용하여 수신신호 획득
- 획득된 신호의 검출 및 성능 향상을 위한</td><td>• 다중신호검출을 위한 기계학습 기반 간섭제거 및 다중 신호 검출 기술 개발/성능 검증
- 다양한 다중송수신 환경에 적합한 기계</td></tr>
</table>

	다양한 기계학습 기반 기술 연구	학습 기반 신호 검출 기술 연구 및 개발 - 기존 수학기반 알고리즘과의 성능 비교 분석을 통한 기술 검증  <DNN-기계학습 기반 다중신호 검출 기술>  <CNN-기계학습 기반 다중신호 검출 기술>  <RNN-기계학습 기반 다중신호 검출 기술>
기계학습 기반의 단일 송수신 기술 개발	• 기계학습 기반의 송수신 기술을 분석하고 이를 바탕으로 단일 송신신호를 생성/복조 및 학습하는 기술 개발 - 기계학습 기반 단일 송수신 기술 개발 - 기존 기술과의 성능 비교를 통한 개발된 기술의 검증 및 성능 분석 수행	• 기계학습 기반 단일 송신신호 생성/복조 및 학습 기술 개발 - Multiple Dense Layer 및 Softmax 기반의 단일 송수신 기술 개발 - 각 Layer 별 출력 신호 분석을 통한 개발 기술 검증 및 성능 분석  <기계학습 기반 단일송수신 기술>
	• 송수신기를 기계학습기반의 DNN/RNN 구조로 설계하여 2X2 MIMO 송수신 Auto-Encoder 기술 개발	• I/Q 데이터가 송수신 되는 2X2 MIMO 환경에 적합한 기계학습 기반의 Auto-Encoder

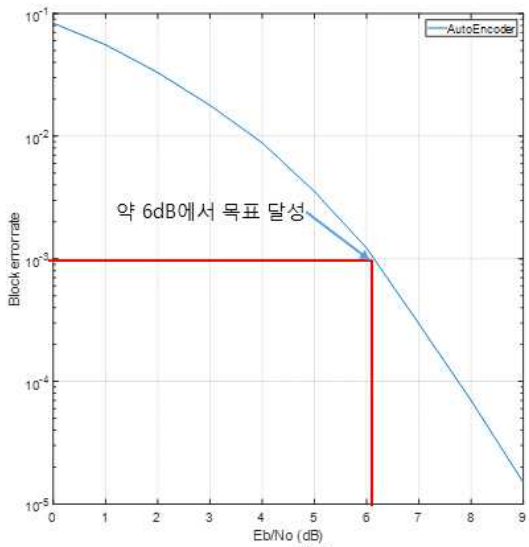
다중 송수신 환경에서 기계학습 기반의 Auto-Encoder 기술 개발	- 기계학습 기반 송신기의 Complex 신호 처기 기술 연구 개발 수행 - 상기 연구 결과를 바탕으로 실제 I/Q데이터가 송수신 될 수 있는 2X2의 Auto-Encoder 설계 및 성능 검증 - OFDM 변조가 적용된 2X2 MIMO Auto-Encoder 설계 및 성능 검증 - LDPC 부복호화기가 적용된 2X2 MIMO Auto-Encoder 설계 및 성능 검증 • 2-User-based 2×2 Network에서의 Auto-Encoder 기술 개발 및 성능 검증 - 2-User에 의한 간섭이 존재하는 환경을 고려한 기계학습 기반의 수신기 설계 - 2-User의 수신 성능이 최적화 되도록 Categorical cross entropy를 연구 개발하여 수신기 설계 및 성능 검증	기술 개발 및 성능 검증 - 2X2 MIMO 환경에 적합한 Auto-Encoder 기반의 다양한 송수신 시스템 개발 및 성능 검증  <기계학습 기반 2X2 MIMO Auto-Encoder 구조> • 2-User의 간섭이 존재하는 2×2 Network에서의 Auto-Encoder 기술 개발 및 성능 검증 - 2-User 각각의 간섭을 최소화 할 수 있는 기계학습 기반의 송신기 설계 - 2-User의 성능을 최적화 할수 있도록 Categorical cross entropy 설계 및 상기 Categorical cross entropy를 바탕으로 수신기 개발 및 성능 검증  <2-User-based 2×2 Auto-Encoder구조>

제 2절. 정량적 목표 항목별 성과

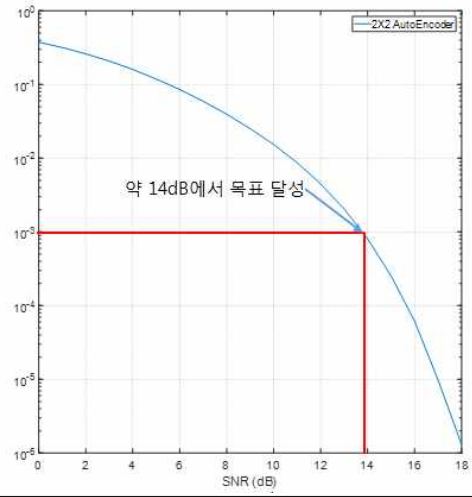
1. AWGN에서 단일 전송 기계학습 송수신 기술 개발 및 성능 검증 (Eb/No)

실험 환경	실험 결과
■ Training at a fixed value of Eb/N0=7 dB ■ Adam Optimization ■ Learning rate = 0.0001 ■ Batch Size = 1000	
AWGN에서 단일 전송 BLER=10^{-3} 을 제공하는 Eb/No=5 dB 달성 및 성능 검증 완료	

2. AWGN에서 2-User 다중전송 기계학습 송수신 기술 개발 및 성능 검증 (Eb/No)

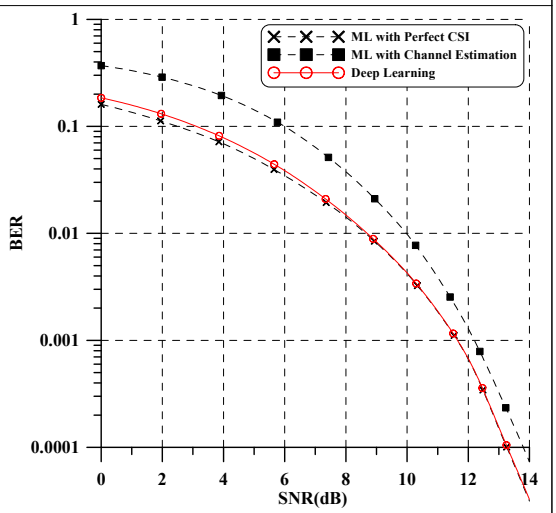
실험 환경	실험 결과
■ Training at a fixed value of Eb/N0=7 dB ■ Adam Optimization ■ Learning rate = 0.0001 ■ Batch Size = 10240	
AWGN에서 2-User 다중전송 BLER=10^{-3} 을 제공하는 Eb/No=6 dB 달성 및 성능 검증 완료	

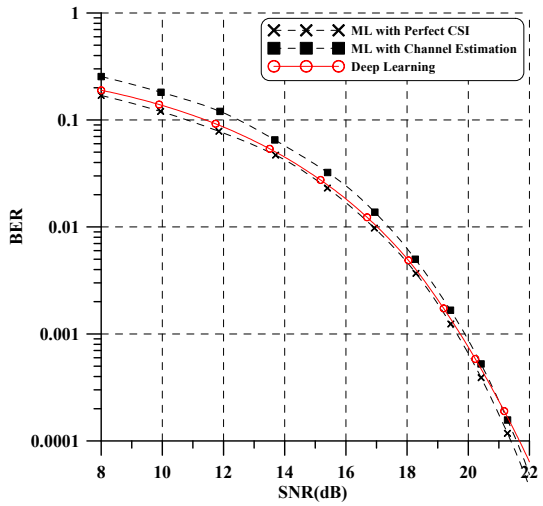
3. Rayleigh fading 채널에서 기계학습 기반의 2X2다중송수신 기술 개발 및 성능 검증 (Eb/No)

실험 환경	실험 결과
■ Training at a fixed value of Eb/N0=9 dB ■ Adam Optimization ■ Learning rate = 0.001 ■ Batch Size = 1024	
AWGN에서 2-User 다중전송 BLER=10^{-3} 을 제공하는 Eb/No=6 dB 달성 및 성능 검증 완료	

제 3절. 정량적 목표 외 연구 항목별 자체 평가

1. Single-Path 다중송수신 환경에서 기계학습 기반 신호 검출 기술 개발 및 성능 검증

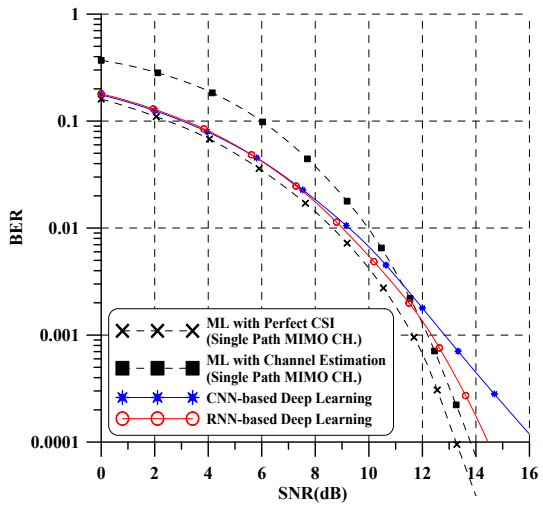
실험 환경	실험 결과
■ MIMO System = 2X2 QPSK, 2X2 16-QAM ■ MIMO Channel = Single Path Rayleigh MIMO Channel ■ Reference Tech. = Optimal ML (Maximum Likelihood) ■ Deep Learning Algorithm: DNN ■ Learning Rate = 0.001 ■ Maximum Number of Epochs = 20000 ■ Batch Size= 10000 ■ Fully Connected layers - 2X2 QPSK: 4 - 2X2 16-QAM: 8	 <2X2 QPSK>



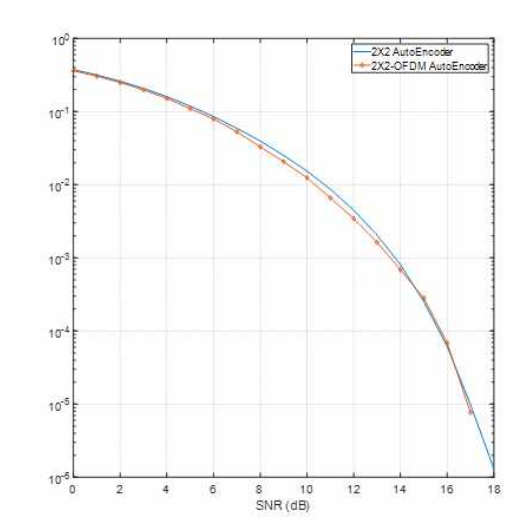
<2X2 16-QAM>

다중송신시스템을 통해 수신된 신호를 기계학습 기반기술로 검출하여 기존 알고리즘 기반 최적의 검출기술인 Optimal ML 기법과 유사한 성능 도출 (채널추정 ML보다 우수한 성능이 도출됨)

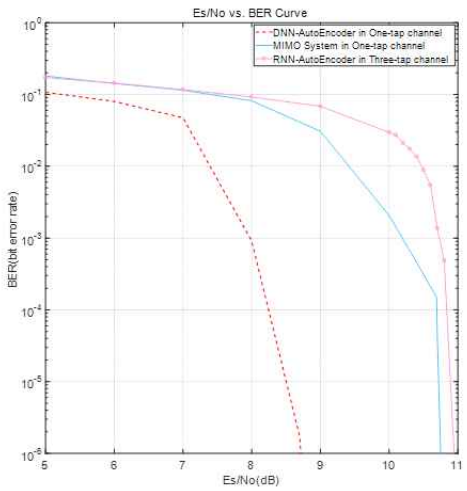
2. Multi-Paths 다중송수신 환경에서 기계학습 기반 신호 검출 기술 개발 및 성능 검증

실험 환경	실험 결과
■ MIMO System = 2X2 QPSK ■ MIMO Channel = Three Path Rayleigh MIMO Channel (Equal Power) ■ Reference Tech. = Optimal ML in single path Rayleigh MIMO channel ■ Deep Learning Algorithm: CNN, RNN ■ Learning Rate = 0.001 ■ Maximum Number of Epochs = 20000 ■ Batch Size= 10000 ■ Layers - CNN Layers: 3 - RNN Layers: 3	 <2X2 QPSK>
다중경로의 채널환경에서 다중송신시스템을 통해 수신된 신호를 기계학습 기반기술로 검출하여 기존 알고리즘 기반 최적의 검출기술인 Optimal ML 기법과 유사한 성능 도출 (Single-Path MIMO 채널 환경에서의 ML과 유사한 성능 도출)	

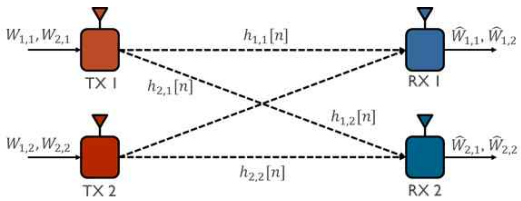
3. 기계학습 기반 다중송수신 MIMO-OFDM Auto-Encoder 기술 개발

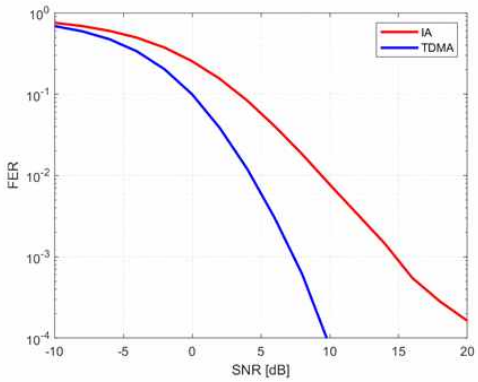
실험 환경	실험 결과
■ MIMO System = 2X2 QPSK ■ 전송방식: OFDM ■ MIMO Channel = Single Path MIMO Channel ■ Deep Learning Algorithm: DNN ■ Learning Rate = 0.001 ■ Batch Size= 1024	
QPSK기반의 2X2 MIMO-OFDM 송수신 Auto-Encoder 설계 및 성능 검증	

4. LDPC가 적용된 기계학습 기반의 2X2 다중송수신 Auto-Encoder 기술 개발 및 성능 검증

실험 환경	실험 결과
■ Training at a fixed value of Eb/N0=5dB ■ Adam Optimization ■ Learning rate = 0.001 ■ train_size = 1024000 ■ LDPC codeword length: 64800 ■ LDPC coderate: 4/5 ■ MIMO System = 2X2 MIMO QPSK ■ MIMO Channel: - Single Path Rayleigh MIMO Channel - Three Path Rayleigh MIMO Channel ■ Deep Learning Algorithm: DNN ■ Learning Rate = 0.001 ■ Batch Size= 1024	
기계학습 기반 LDPC부복호화기가 적용된 다중송수신 Auto-Encoder 설계 및 성능 검증	

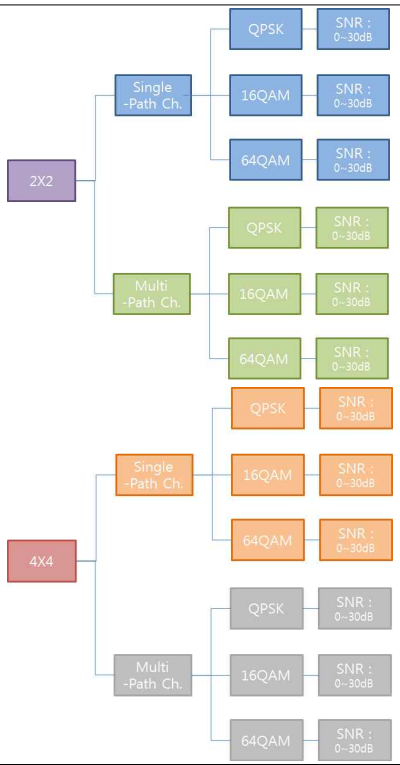
5. 2X2 X채널에서 알고리즘 기반의 간섭정렬기법 연구 및 성능 검증

<table>
<tr><th>실험 환경</th><th>실험 결과</th></tr>
<tr><td>


■ 송수신 환경: Rayleigh Fading 채널에서 2-User 기반의 2X2 X채널
</td><td>


</td></tr>
<tr><td colspan="2">이론적인 기준값이 될 수 있는 알고리즘 기반의 간섭정렬 기법 연구 및 성능 검증</td></tr>
</table>

6. 기계학습 데이터 획득 및 데이터베이스 구축

<table>
<tr><th>실험 환경</th><th>실험 결과</th></tr>
<tr><td>
■ MIMO System: 2X2 MIMO, 4X4 MIMO
■ Modulation: QPSK, 16QAM, 64QAM
■ Channel Model: Single-path MIMO Channel, Multi-path MIMO Channel (Equal power 3-tap MIMO Channel)
■ SNR Range: 0dB ~ 30dB
</td><td>


</td></tr>
<tr><td colspan="2">기계학습 알고리즘 설계를 위한 다양한 MIMO 채널 및 시스템 환경에서의 데이터 획득 및 데이테베이스 구축</td></tr>
</table>

제 4절. 연구 성과 세부내용

1. 기계학습 기반 입력신호 정의 및 데이터베이스 구축

가. 기계학습 알고리즘 개발을 위한 입력신호 정의

○ 송신부에서는 전송될 데이터를 복수개의 안테나를 통해 전송하며, 수신부에서는 복수개의 안테나를 통해 이를 수신함

○ 변조된 신호를 T개의 전송안테나를 통해 동시에 전송함

○ T개의 전송안테나를 통해 전송되는 입력 신호는 다음 식과 같이 나타낼 수 있음 [1], [2]

$$\mathbf{x} = [x_1 x_2 \cdots x_T]^T$$

○ 위와 같이 전송되는 신호는 기계학습 송수신 데이터베이스 구축 구조도에서와 같이 M-QAM 변조된 신호이며 $a+bj$와 같이 위상과 크기를 갖는 복소수로 표현이 가능함

○ T개의 전송안테나를 통해 독립적으로 전송된 신호는 다중송수신 채널을 통과하여 R개의 수신안테나로 수신되며 다음 수학식과 같이 나타낼 수 있음 [1], [3]

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \cdots & h_{1,T} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \cdots & h_{2,T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{R,1} & h_{R,2} & \cdots & h_{R,T} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_T \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_R \end{bmatrix}$$

○ 위의 식에서 $h_{r,t}$는 t번째 전송안테나로부터 r번째 수신 안테나까지의 채널을 나타내며 w_r은 r번째 수신안테나의 가우시안 잡음 (AWGN: Additive White Gaussian Noise)임

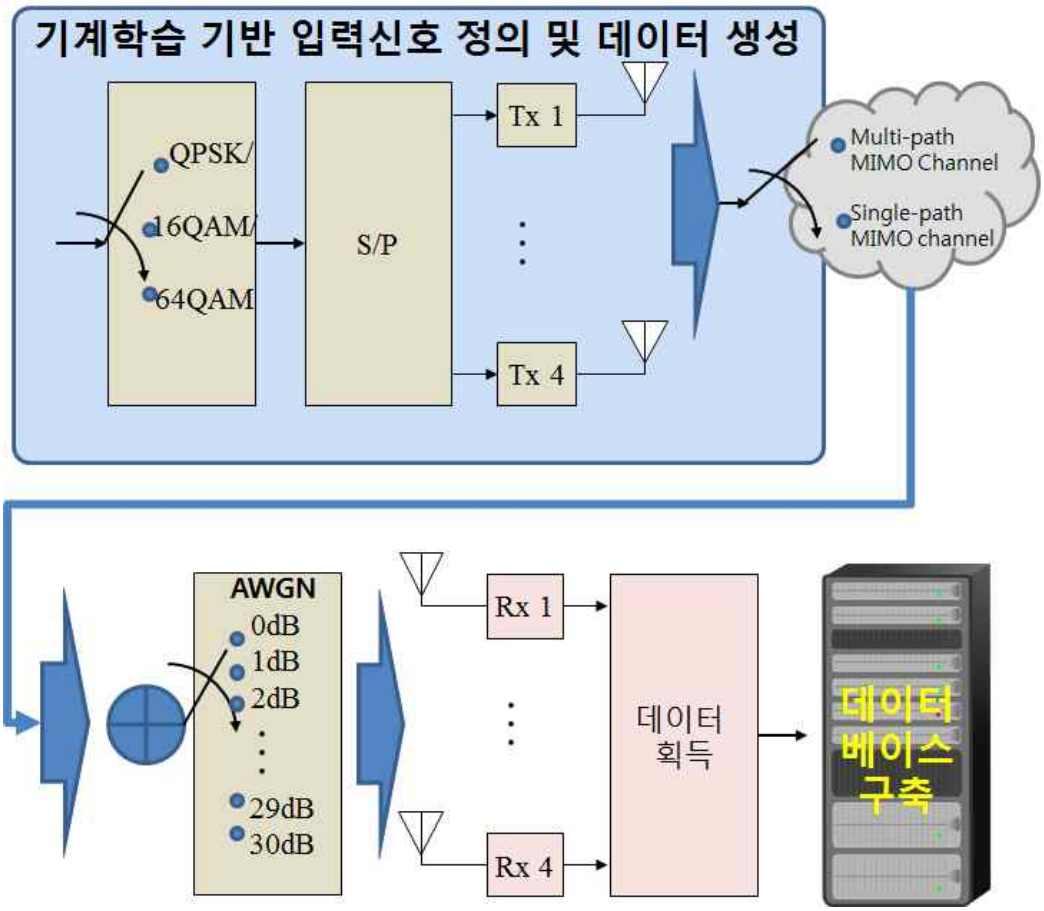
○ 위의 절차를 통해 다중송수신 시스템을 통해 수신된 신호를 추출하게 됨

○ 이때 채널이 단일 경로가 아닌 다중경로인 경우 송신신호와의 곱이 아닌 컨벌루션 연산으로 수신신호를 출력하게 되며 다중경로의 영향으로 지속적으로 뒷 신호에 영향을 주게 됨

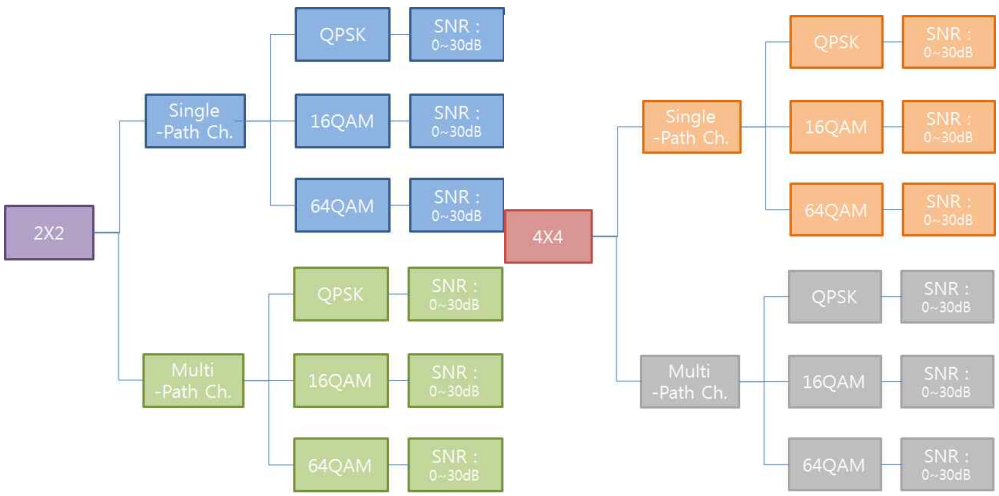
나. 기계학습 알고리즘 개발을 위한 데이터베이스 구축

○ 기존 물리계층 시뮬레이터를 활용하여 다양한 MIMO환경 구축 및 데이터 획득

- 2X2, 4X4의 MIMO 송수신 환경 적용
- QPSK, 16QAM, 64QAM등 다양한 변조방식에 따른 데이터 획득
- Single Path MIMO채널, Multi Path MIMO 채널 환경 적용
- 0~30 dB의 다양한 SNR환경에서의 송수신 데이터 획득
- 상기 다양한 환경에서 획득된 데이터를 데이터베이스로 구축하여 딥러닝 알고리즘 개발에 활용



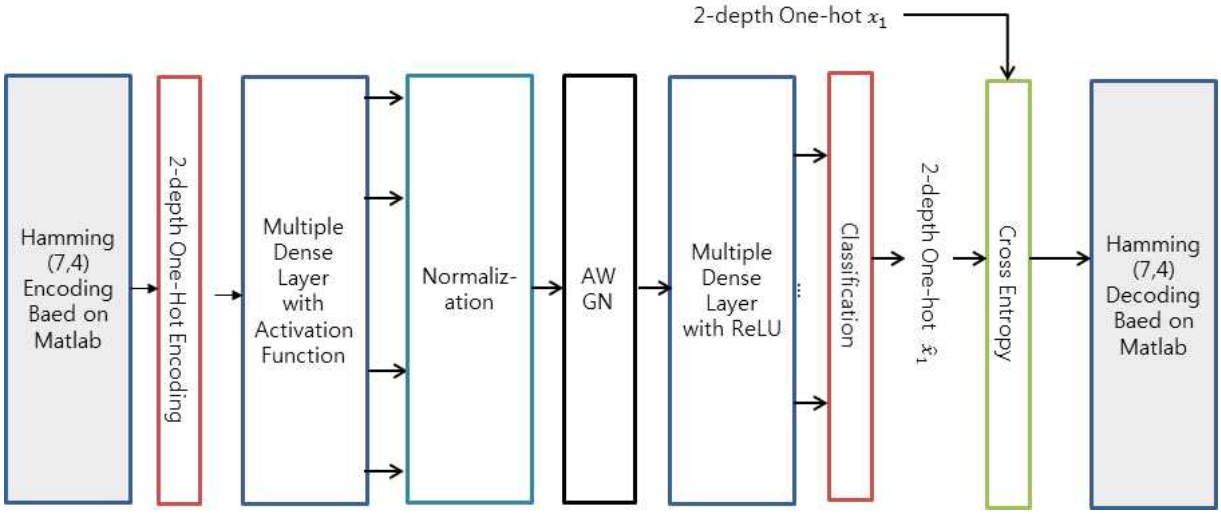
<그림 1> 기계학습 송수신 데이터베이스 구축 구조도



<그림 2> 데이터베이스 분류도

2. AWGN 환경에서 기계학습기반 단일전송 기술 개발

가. 기계학습 기반 단일전송 기술 구조 및 개요



<그림 3> 기계학습 기반 단일전송 기술 구조도

○ 단일 송수신 환경에서 기계학습 기반의 AutoEncoder 시스템 설계 및 성능 검증

- 기존 기술의 성능대비 1dB 향상된 기계학습 기반의 단일 송수신 AutoEncoder시스템 설계 및 성능 검증

  □ 목표: BPSK변조, Haing (7,4) code의 BLER=10^{-3}을 제공하는 Eb/No =5 dB를 달성하도록 AutoEncoder 시스템 설계

  · 기존 성능: BPSK변조, Haing (7,4) code의 BLER=10-3 제공 Eb/No =6dB

  · 기존 기술의 한계: 송신단에서 7개의 실수신호를 동시에 전송하는 방식으로 설계되어 I/Q데이터가 전송되는 실제 통신환경에 적합하지 않음. 따라서 이론적 가능성만 보여준 한계 존재

  □ 설계된 AutoEncoder는 실제 Hamming encoder와 decoder를 신호 생성 및 복호에 적용하고, 변복조는 AutoEncoder가 담당하도록 설계하여 실제 통신환경에 적합하도록 설계됨

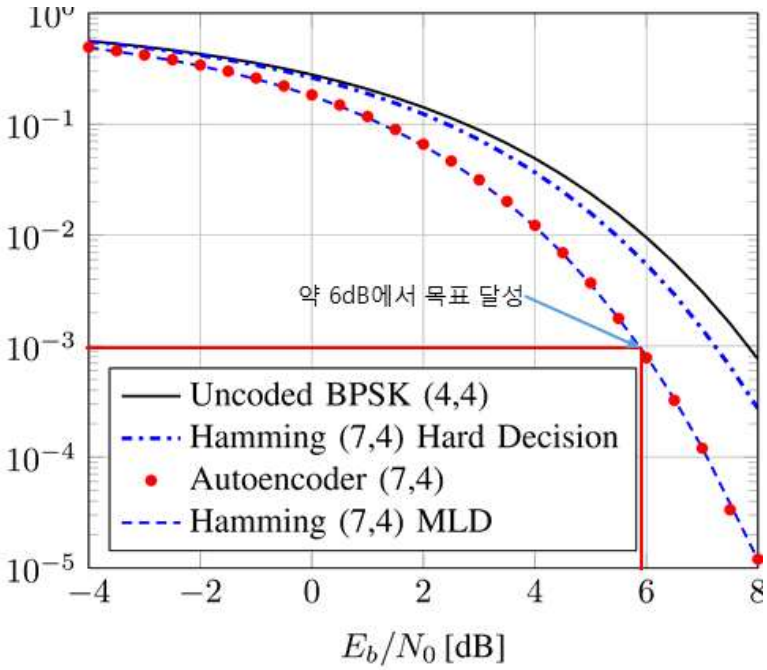
나. 성능분석

○ 본 과제를 통해 개발된 기술과 기존 기술과의 성능비교를 수행함

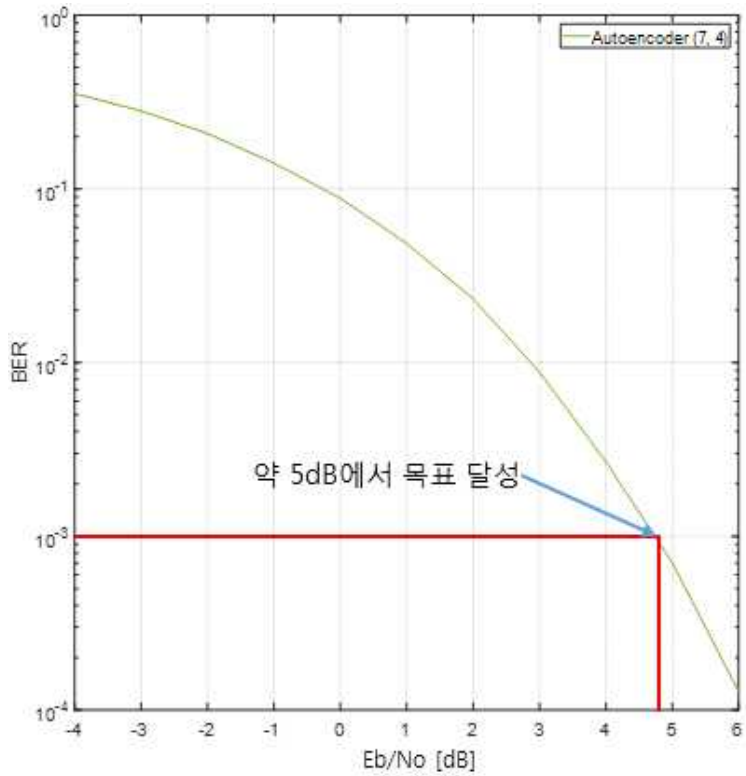
○ 개발된 기술의 실험환경

- Training at a fixed value of Eb/N0 = 5 dB
- Adam Optimization
- Learning rate = 0.001
- train_size = 1,024,000

○ 다음 그림은 개발된 기술 및 기존기술과의 성능을 보여주며 개발된 기술은 기존 기술 대비 약 1 dB 우수한 성능을 제공하는 것을 확인할 수 있음



(a)

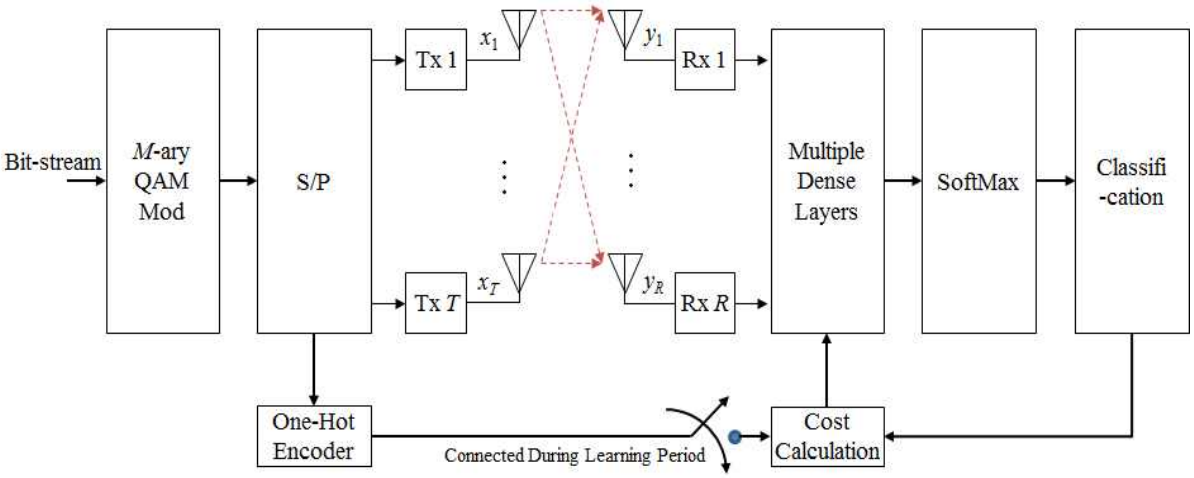


(b)

<그림 4> 단일 송수신 환경에서 AutoEncoder 기반의 송수신 시스템 성능 비교, 기존 기술의 성능(위), 설계된 기술의 성능(아래)

3. 기계학습 기반 다중송신신호의 간섭제거 및 검출기술 개발

가. 기계학습 기반 다중송신신호의 간섭제거 및 검출기술 개요



<그림 5> 기계학습 기반 다중송수신 신호의 간섭제거 구조도

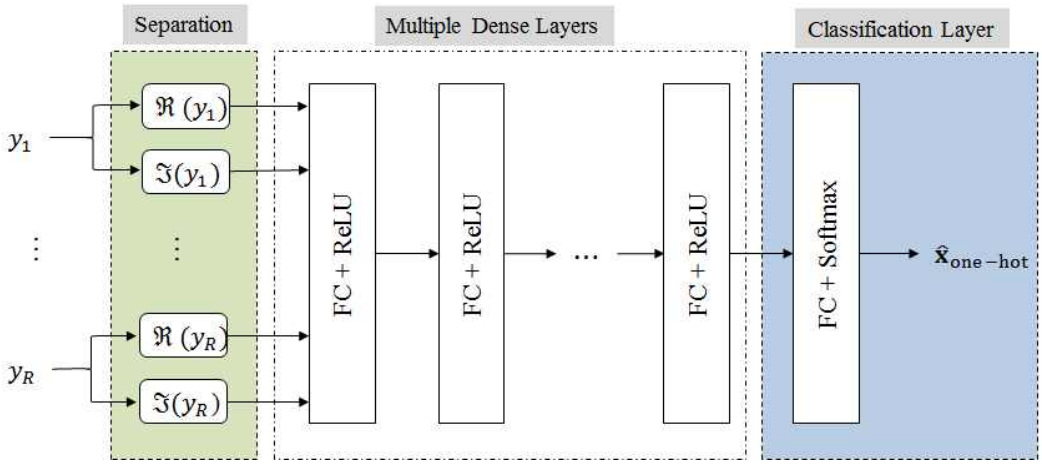
○ 기계학습 기반 다중송신신호의 간섭제거 기술 특징
- 기계학습 알고리즘 개발을 위해 구축된 데이터베이스를 활용하여 간섭제거 기술 개발
- 송신 신호는 전술한 바와 같이 일반적인 MIMO 송신 시스템 및 송신 채널을 적용
- 수신 기술의 경우 기계학습 기반의 신호 검출 기술을 개발하여 간섭을 제거하고 신호를 검출함
- 개발된 기계학습 기반 신호 검출기술의 경우 변조레벨 및 채널 환경을 고려하여 각 송수신 환경에 적합한 구조를 개발하고 성능을 분석함
- 성능 분석의 기준 값으로 기존 알고리즘 기반의 최적성능을 제공하는 Optimal ML 기술을 사용

○ 기계학습 기반 수신시스템 동작 순서
- 수신된 신호 는 딥러닝 구조에 맞도록 I/Q데이터가 분리됨
- 분리된 수신 신호는 신호 검출을 위해 딥러닝 블록에 입력됨
- 딥러닝 블록에서는 특정 구간동안 송수신 신호를 비교하여 딥러닝 훈련을 수행함 [4]-[5]
- 이때 채널 정보 또는 SNR정보를 필요로 하지 않고 오직 송수신 신호만을 이용하여 훈련을 수행
- 딥러닝 입력신호로는 I/Q가 분리된 형태의 수신신호이고 훈련에 사용되는 기준 값 (정답 Lable)은 송신한 신호임
- 따라서 훈련 구간동안은 수신 신호와 그에 상응하는 송신된 신호를 알고 있어야 함

이렇게 훈련이 끝난 후에는 수신단이 알지 못하는 신호가 입력되고 송신된 신호를 추정하는 실제 통신이 수행됨

나. Fully Connected DNN (Deep Neural Network)을 사용하는 수신 시스템

1) DNN 기반 수신시스템 개요



<그림 6> FC DNN 기반의 신호 검출 시스템 구조도

○ 신호의 앞뒤사이에 상관관계가 없는 Single Paht MIMO 환경에 적합한 수신기 구조
- Complex 데이터 처리를 위해 I/Q를 분리하여 DNN구조에 입력
- Activation 함수로는 가장 많이 사용되는 ReLU 사용
- Training 구간 동안 DNN 구조 훈련 및 Test 구간동안 성능 분석

2) DNN 기반 수신시스템 개발 내용

○ DNN 기반의 기계학습함수들은 복소수 또는 음수 데이터 처리에 적합하지 않으므로, I/Q분리 과정에서 수신된 I/Q 데이터 기반의 복소수신호는 real값과 imaginary값으로 분리되며 모두 실수값 처리되고 다음식과 같이 나타낼 수 있음

$$Re_r = \mathcal{R}(y_r)$$
$$Im_r = \Im(y_r)$$

○ 위의 식에서 $\mathcal{R}(y_r)$는 r번째 수신된 신호 의 real값이고 $\Im(y_r)$는 imaginary 값을 나타냄

○ 위와 같이 real값과 imaginary 값으로 분리된 신호는 DNN 블록으로 입력되고 DNN기반의 학습연산이 수행됨

○ 이때 각 뉴런에 해당하는 연산은 Fully Connected (FC)함수로 표현가능하며 뉴런출력을 비선형 함수로 처리하기 위해 비선형 함수인 ReLU가 적용됨

○ 이를 통해 도출된 출력은 전송된 값과의 비교를 통해 차이 값인 cost를 계산하고 이 값을 바탕으로 훈련을 수행

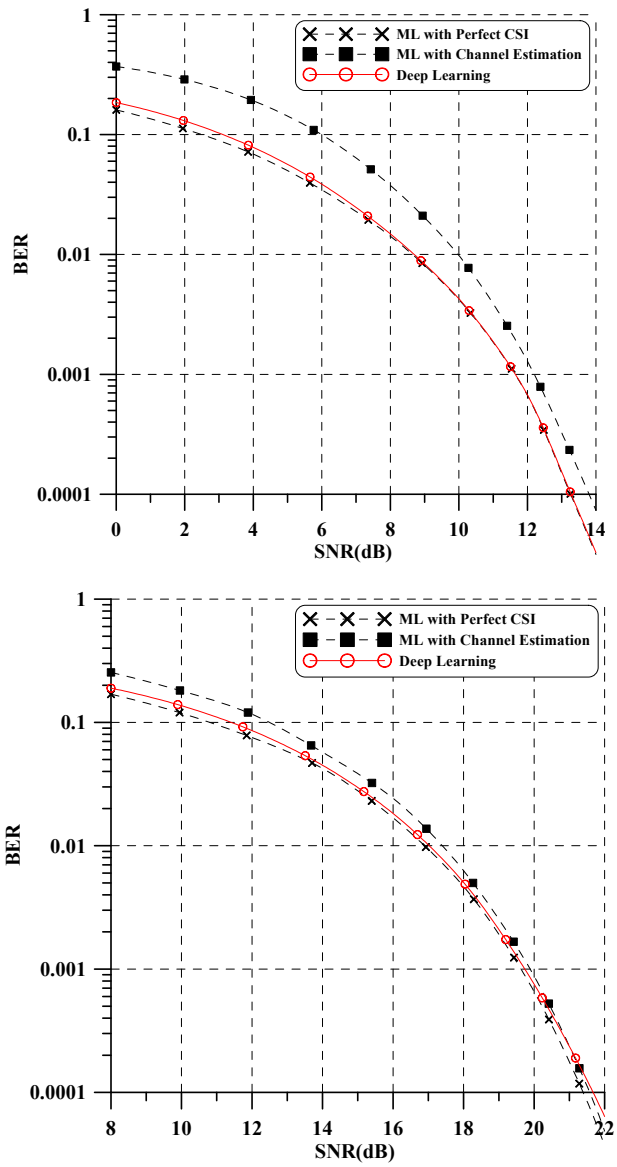
○ 이때 각 Neuron의 계수는 차이값을 줄여가는 쪽으로 훈련되며, 차이값 계산을 위해Cross Entropy을 사용함

○ Adam Optimization방식을 적용하여 계수값을 업데이트하여 송수신 시스템을 훈련함

3) DNN 기반 수신시스템 성능 분석

○ 설계된 DNN 기반 수신기의 Hyper Parameters

- MIMO System = 2X2 QPSK, 2X2 16-QAM
- MIMO Channel = Single Path Rayleigh MIMO Channel
- Reference Tech. = Optimal ML (Maximum Likelihood)
- Deep Learning Algorithm: DNN
- Learning Rate = 0.001
- Maximum Number of Epochs = 20000
- Batch Size= 10000
- Fully Connected layers
  > 2X2 QPSK: 4
  > 2X2 16-QAM: 8



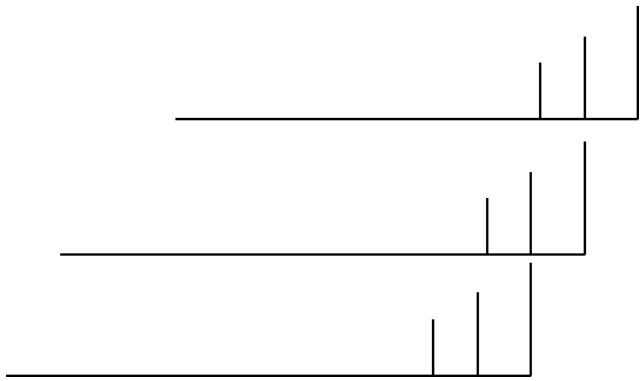
<그림 7> DNN 기반의 신호 검출 기술 성능, 2X2 QPSK(위), 2X2 16-QAM(아래)

○ 기존 알고리즘 기반의 Optimal ML 기술과의 성능 비교
- 기존 알고리즘은 채널추청 및 SNR 추정 절차가 필요함
- 설계된 DNN기반 신호 검출 기술은 채널추정 ML 알고리즘보다 우수한 성능을 제공하며 완벽한 채널이 가정된 ML과 매우 유사한 성능 제공

다. CNN (Convolutional Neural Network) 및 RNN (Recurrent Neural Network)을 사용하는 MIMO 수신 시스템

1) Multi-path MIMO 채널에서의 송수신 신호

○ 하나의 전송 심볼이 다중경로를 통과하여 수신기에 수신됨
○ 따라서 두 번째 패스를 통과하는 첫 번째 전송 신호는 두 번째 전송신호의 첫 번째 패스와 합하여 수신됨
○ 이러한 현상은 이후 심볼에 연속적으로 발생하므로 다중경로 MIMO채널을 통과한 신호는 수신 신호의 앞뒤 심볼에 걸쳐 정보가 포함됨
○ 하나의 전송신호를 검출하기 위해서는 다수개의 수신신호를 고려해야 함



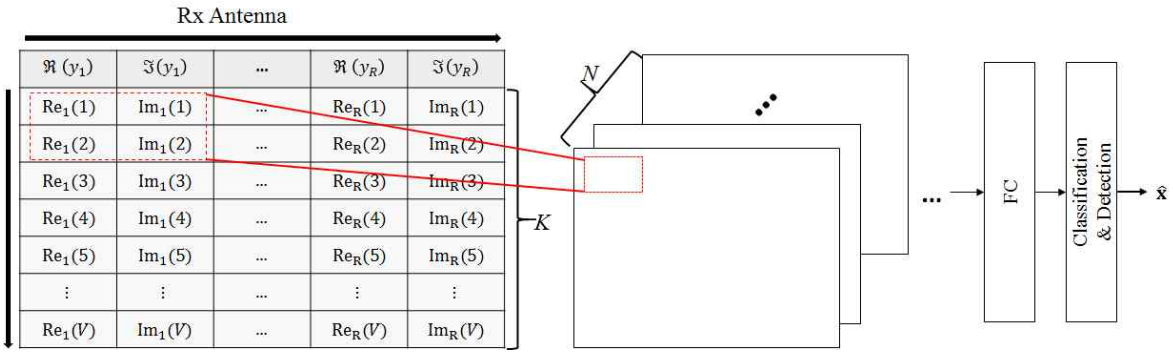
<그림 8> Multi-path 채널에서의 수신 신호 개념도

○ 따라서 채널과 전송신호의 모델링을 곱셈이 아닌 컨벌루션 연산으로 표현하며 아래의 수학식과 같음

$$\mathrm{y}=\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_R \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \cdots & h_{1,T} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \cdots & h_{2,T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{R,1} & h_{R,2} & \cdots & h_{R,T} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_T \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_R \end{bmatrix}$$

○ 위의 식에서 *은 컨벌루션 연산을 나타냄

2) CNN 기반 수신 시스템 개요



<그림 9> CNN 기반의 신호 검출 시스템 구조도

○ CNN 기반 신호 검출 시스템 특징

- 다중경로 MIMO채널을 통과한 신호는 수신 신호의 앞뒤심볼 사이에 상관관계가 존재함
- 따라서 상관관계를 모두 고려하여 신호 검출을 수행하기 위해 CNN 기반의 MIMO검출 시스템을 설계함
- 앞뒤의 수신신호를 연속적으로 함께 처리할 수 있으므로 다중경로 환경에 적합 [6]

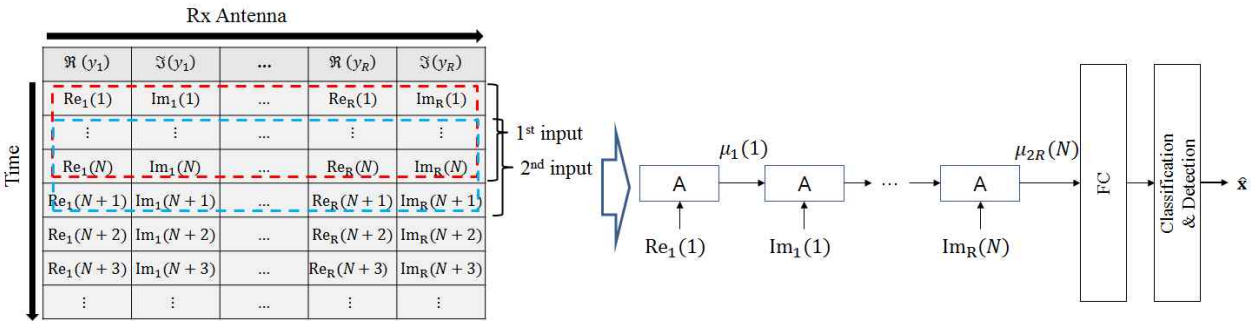
3) CNN 기반 수신 시스템 동작

○ CNN 기반 신호 검출 시스템은 다수개의 수신신호를 이용하여 하나의 전송신호를 추정하는 것이 가능함

○ 수신신호의 I/Q 분리 이후 입력신호 정렬 함수를 통해 CNN구조에 적합하도록 총 V시간동안 수신된 신호를 $V \times 2 \cdot R$ 차원의 행렬형태로 정렬

○ Filter의 크기 및 수신시간의 수 V는 통신 환경에 따라 다양하게 변경 가능하며 본 연구에서는 2X2의 필터와 V=3을 사용함

라. RNN 기반 수신 시스템 개요



<그림 10> RNN 기반의 신호 검출 시스템 구조도

○ RNN 기반 신호 검출 시스템 특징

- 다중경로 채널은 시간의 흐름에 따라 신호를 처리하는 Time Series Data로 가정할 수 있음
- 상기의 Time Series Data 처리에 적합한 RNN구조를 적용하면 보다 우수한 성능으로 신호를 검출하는 것이 가능함

1) RNN 기반 수신 시스템 동작

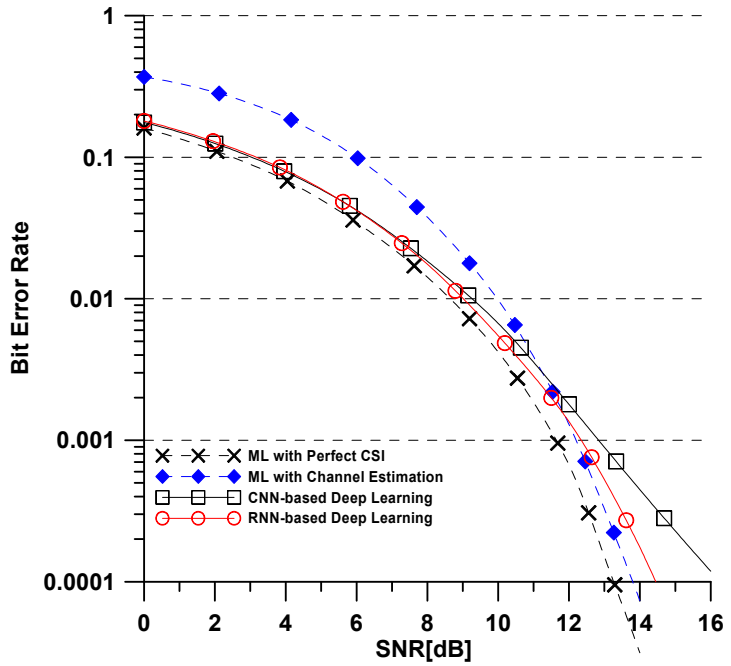
○ 다중패스 채널을 통과한 신호 또는 시간/주파수 옵셋이 발생한 신호는 연속적으로 이전신호가 이후 신호에 영향을 주기 때문에 시간변화 기반의 신호라고 가정할 수 있음

○ 하나의 송신 신호를 검출하기 위해 총 N시간동안 수신 신호가 고려되며 이러한 검출 절차는 순차적으로 진행됨 [7]-[8]

2) CNN 및 RNN 기반 수신 시스템 성능 분석

○ 설계된 CNN 및 RNN 기반 수신기의 Hyper Parameters

- MIMO System = 2X2 QPSK
- MIMO Channel = Three Path Rayleigh MIMO Channel (Equal Power)
- Reference Tech. = Optimal ML in single path Rayleigh MIMO channel
- Deep Learning Algorithm: CNN, RNN
- Learning Rate = 0.001
- Maximum Number of Epochs = 20000
- Batch Size= 10000
- Layers
  > CNN Layers: 3
  > RNN Layers: 3



<그림 11> 다중경로 MIMO 채널환경에서 CNN구조와 RNN구조 기반 신호 검출 시스템 성능

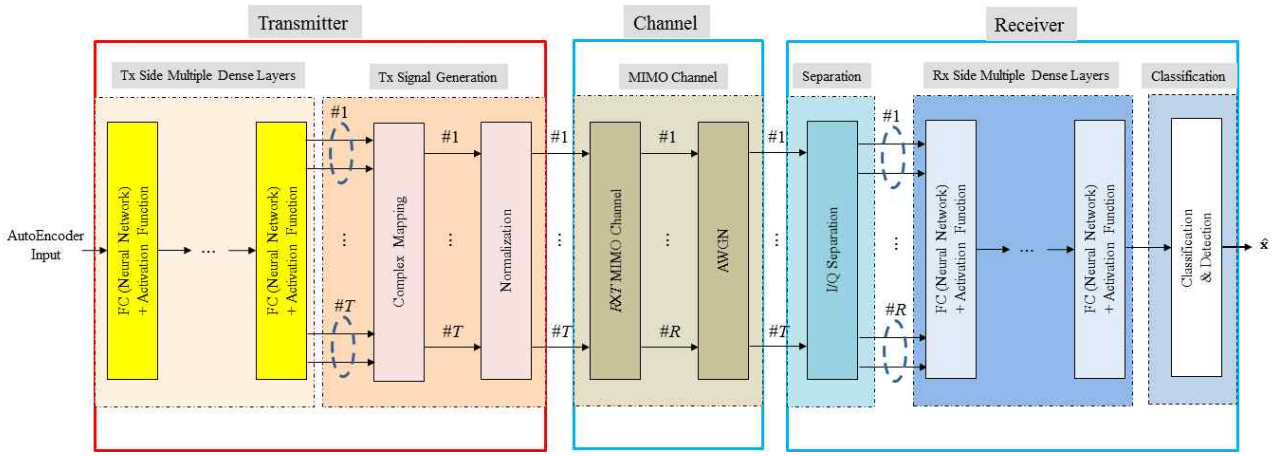
○ 기존 알고리즘 기반의 Optimal ML 기술과의 성능 비교

- 기존 알고리즘은 다중경로 채널의 등화가 매우 어려우므로 Single Path MIMO채널에서 성능을 활용함
- 설계된 CNN 및 RNN기반 신호 검출 기술은 낮은 SNR에서는 채널추정 ML 알고리즘보다 우

수한 성능을 제공하며 높은 SNR에서는 성능이 다소 열화 되지만 큰 성능의 열화 없이 신호의 검출이 가능함

4. 다중송수신 환경을 위한 기계학습 기반 Auto-Encoder 설계 및 성능 검증

가. 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 Auto-Encoder 설계



<그림 12> 2X2 MIMO 환경을 위한 기계학습 기반 Auto-Encoder

1) 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 Auto-Encoder 시스템 송신단 동작

○ 송신단은 DNN기능을 포함하는 송신신호 훈련블록과 훈련된 데이터를 무선통신시스템의 전송신호에 적합하도록 매핑하는 신호 매핑블록으로 구성됨

○ 학습블록에서는 Fully Connected Network로 구성된 다수개의 Neural Network와 ReLU의 Activation 함수로 구성

○ 상기 출력을 Complex Mapping 블록에 입력하여 무선 통신시스템의 송신 신호에 적합한 I/Q 신호로 변경하며, 이때 I/Q데이터는 이웃하는 2개의 입력값을 이용하여 매핑

○ 변경된 Complex 데이터는 Normalization 블록에 입력되어, 전송 신호의 파워가 1이 되도록 신호의 크기가 조절됨

○ Power Normalization이 수행된 신호는 일반적인 물리계층의 2X2 MIMO 채널을 거쳐 수신안테나에 입력됨

2) 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 Auto-Encoder 시스템 수신단 동작

○ 수신단의 훈련블록 또한 Fully Connected Network로 구성된 다수개의 Neural Network와 ReLU의 Activation 함수로 구성

○ 수신단의 훈련블록의 출력은 특정 연산을 거쳐 전송된 신호로 복조 및 검출됨

○ 훈련 구간동안 송수신단에 존재하는 훈련블록에서는 수신단의 출력 신호와 그에 상응하는 송신 신호 사이의 차이값을 계산하여, 해당 차이 값을 줄이기 위해 송수신단 내에 존재하는 모든 훈련블록들의 계수를 갱신(update)함

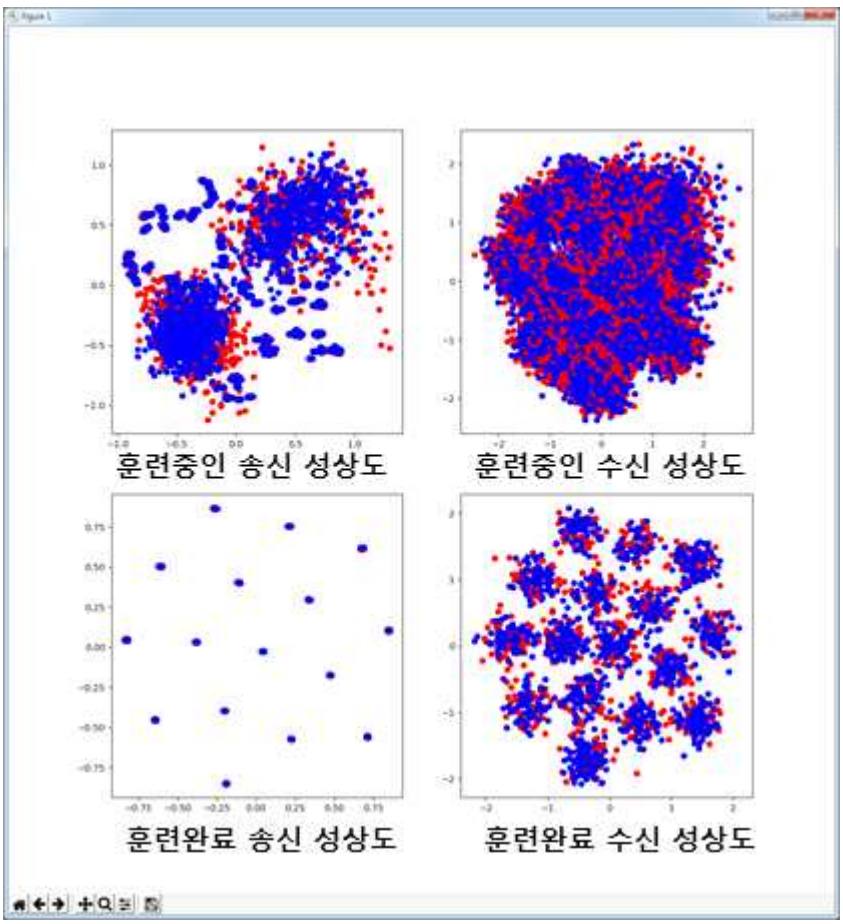
○ 훈련이 끝난 후에는 수신단이 알지 못하는 신호가 입력되고 송신된 신호를 추정하는 실제 통신이 수행됨

3) 성능 분석

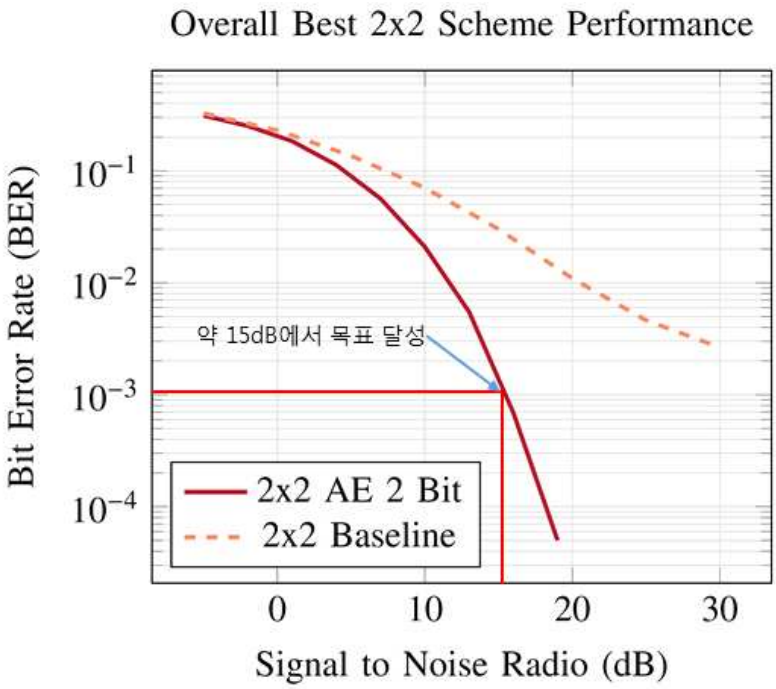
○ 설계된 2X2 Auto-Encoder의 Hyper Parameters

- MIMO System = 2X2 QPSK
- MIMO Channel = Single Path Rayleigh MIMO Channel
- Deep Learning Algorithm: DNN
- Learning Rate = 0.001
- Batch Size= 1024
- Fully Connected layers
  > Transmitter: 2
  > Receiver: 2

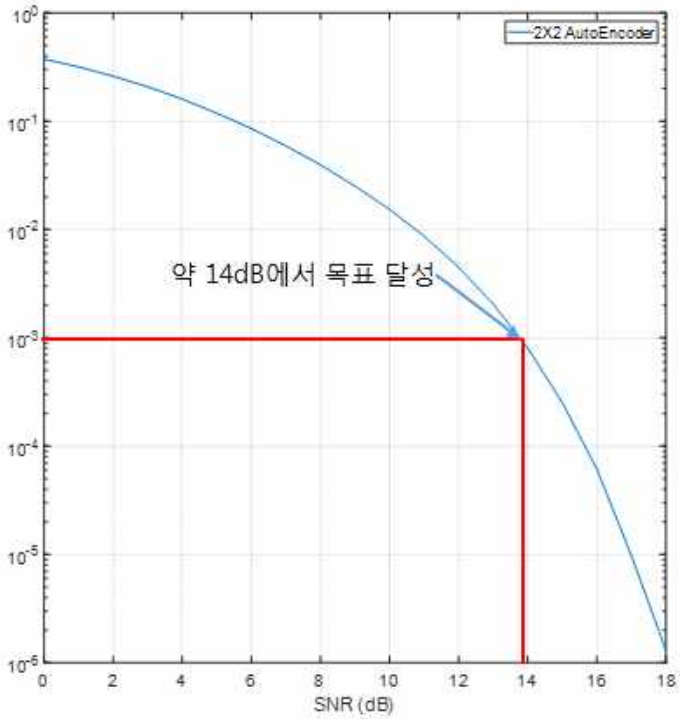
○ 기존 기계학습 기반의 2X2 AutoEncoder보다 1 dB 이상 우수한 성능 획득이 가능함



<그림 13> 다중 송수신 환경에서 AutoEncoder 기반의 송수신 신호 성상도



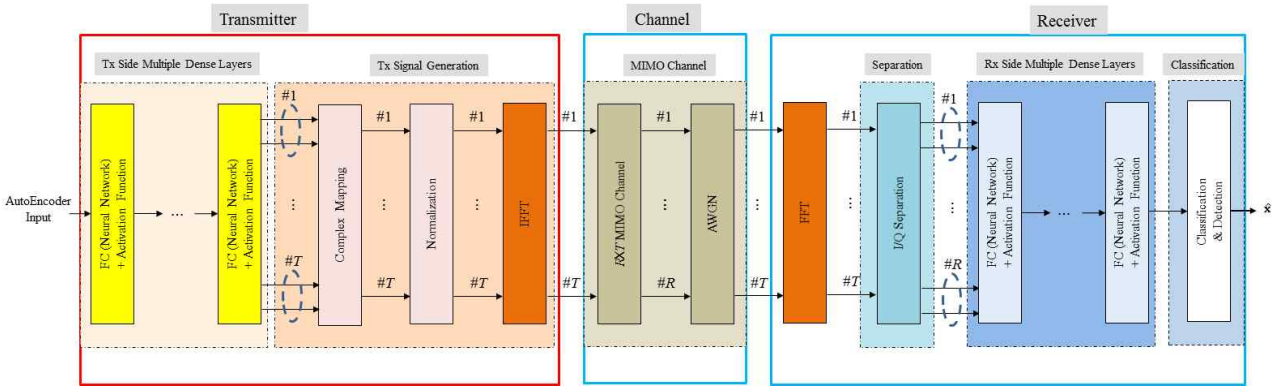
(a)



(b)

<그림 14> 다중 송수신 환경에서 AutoEncoder 기반의 송수신 시스템 성능 비교, 기존기술의 성능(a), 설계된 기술의 성능(b)

나. 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 OFDM변조방식이 적용된 Auto-Encoder 설계



<그림 15> 2X2 MIMO-OFDM 환경을 위한 기계학습 기반 Auto-Encoder

1) 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 OFDM변조방식이 적용된 Auto-Encoder 동작

○ 송신단은 DNN기능을 포함하는 송신신호 훈련블록과 훈련된 데이터를 무선통신시스템의 전송신호에 적합하도록 매핑하는 신호 매핑블록으로 구성됨

○ 학습블록에서는 Fully Connected Network로 구성된 다수개의 Neural Network와 ReLU의 Activation 함수로 구성

○ 상기 출력을 Complex Mapping 블록에 입력하여 무선 통신시스템의 송신 신호에 적합한 I/Q 신호로 변경하며, 이때 I/Q데이터는 이웃하는 2개의 입력값을 이용하여 매핑

○ 변경된 Complex 데이터는 Normalization 블록에 입력되어, 전송 신호의 파워가 1이 되도록 신호의 크기가 조절됨

○ Power Normalization이 수행된 신호를 IFFT 연산을 통하여 시간영역으로 변경함

○ IFFT가 수행된 신호는 일반적인 물리계층의 2X2 MIMO 채널을 거쳐 수신안테나에 입력됨

2) 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 Auto-Encoder 시스템 수신단 동작

○ 수신단으로 수신된 2X2의 MIMO 신호를 FFT를 통해 주파수 영역으로 변경함

○ 수신단의 훈련블록 또한 Fully Connected Network로 구성된 다수개의 Neural Network와 ReLU의 Activation 함수로 구성

○ 수신단의 훈련블록의 출력은 특정 연산을 거쳐 전송된 신호로 복조 및 검출됨

○ 훈련 구간동안 송수신단에 존재하는 훈련블록에서는 수신단의 출력 신호와 그에 상응하는 송신 신호 사이의 차이값을 계산하여, 해당 차이 값을 줄이기 위해 송수신단 내에 존재하는 모든 훈련블록들의 계수를 갱신(update)함

○ 훈련이 끝난 후에는 수신단이 알지 못하는 신호가 입력되고 송신된 신호를 추정하는 실제 통신이 수행됨

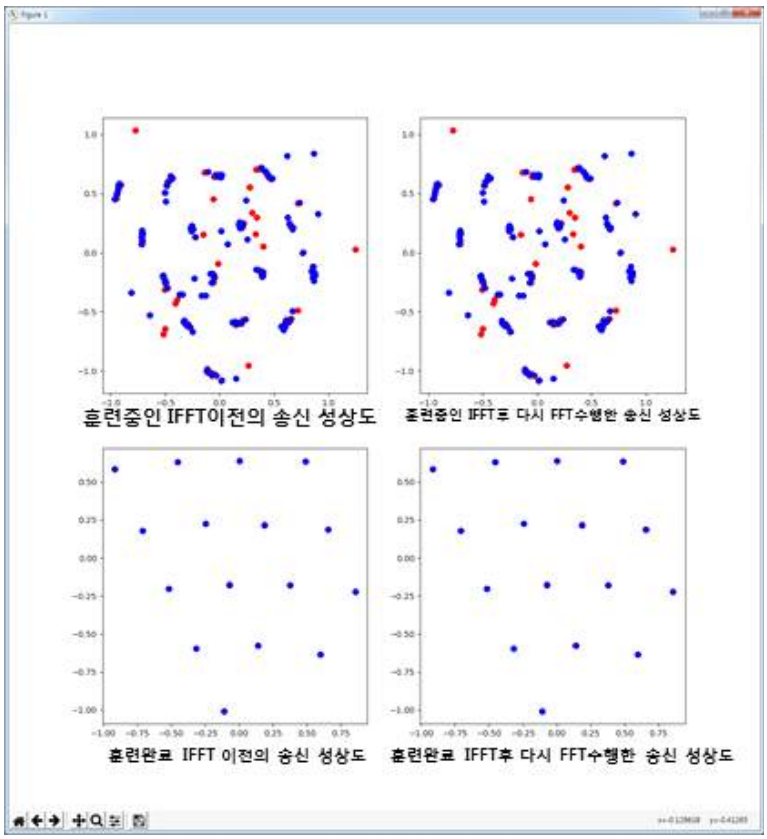
3) 성능 분석

○ 설계된 2X2 Auto-Encoder의 Hyper Parameters

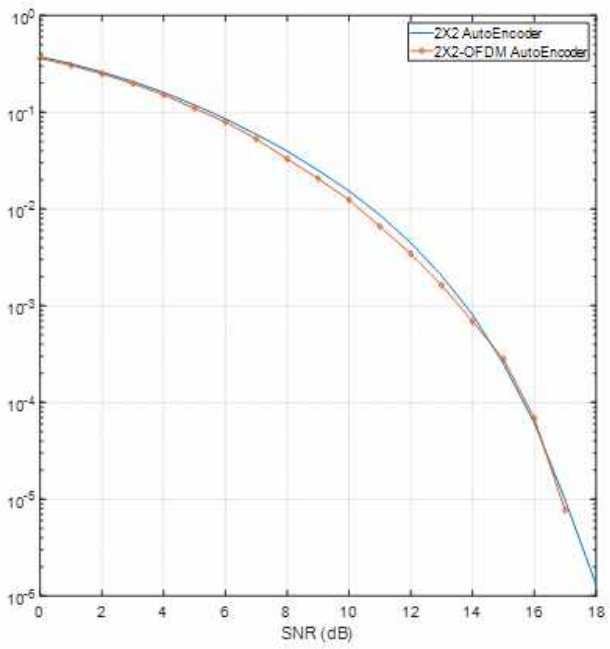
- MIMO System = 2X2 MIMO-OFDM QPSK
- MIMO Channel = Single Path Rayleigh MIMO Channel

- Deep Learning Algorithm: DNN
- Learning Rate = 0.001
- Batch Size= 1024
- Fully Connected layers
  > Transmitter: 2
  > Receiver: 2

○ 제 4장에서 설계된 기계학습 기반의 2X2 AutoEncoder와 동일한 성능을 제공함

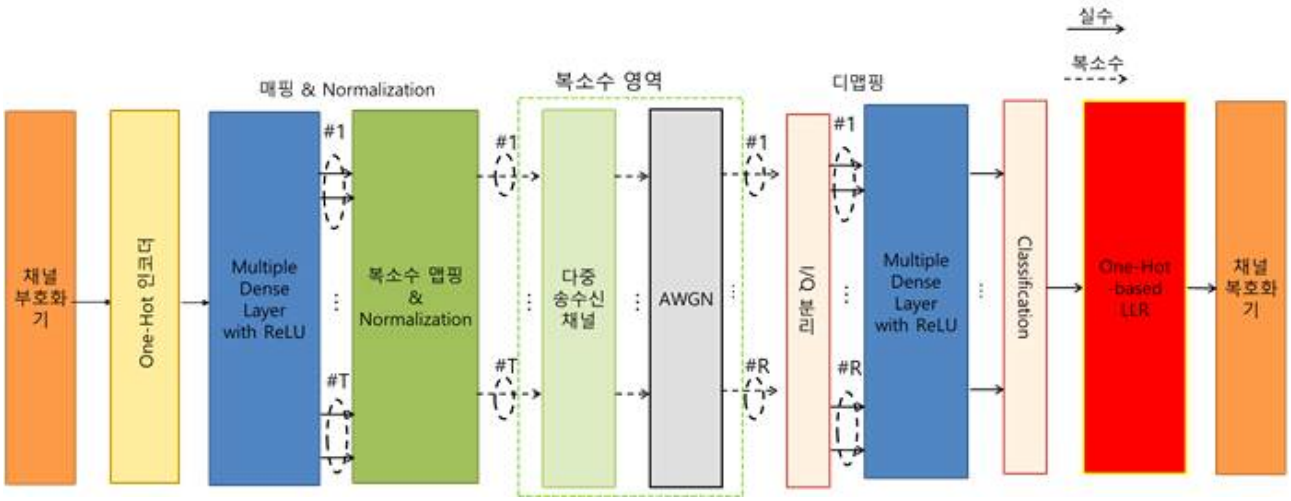


<그림 16> 2X2 MIMO-OFDM AutoEncoder 기반의 송신 신호 성상도



<그림 17> 기계학습 기반 2X2 다중송수신
OFDM-Auto-Encoder 기술의 성능

다. 2X2 MIMO 환경에서의 LDPC 부복호화기가 적용된 기계학습 기반 Auto-Encoder 설계



<그림 18> 2X2 MIMO 환경을 위한 기계학습 기반 LDPC부복호화기가 적용된 Auto-Encoder

1) 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 LDPC부호기가 적용된 Auto-Encoder 송신단 동작

○ 송신단에는 LDPC변조된 비트열을 입력신호로 받아 특정 크기의 One-hot 벡터로 One-hot Encoding을 수행함

○ One-hot Encoding 된 입력신호는 4-1절의 송신 신호 생성기로 입력되어 변조됨

○ 이렇게 변조된 신호는 일반적인 물리계층의 2×2 MIMO 채널을 거쳐 수신안테나에 입력됨

2) 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 Auto-Encoder 시스템 수신단 동작

○ 수신단으로 수신된 2X2의 MIMO 신호는 4-1절의 수신신호 복조기로 입력되어 One-hot vector형태로 복조됨

○ 상기 그림에서와 같이 One-hot vector형태의 출력은 classification을 담당하는 Softmax함수의 출력값이며 다음 수학식과 같음

$$x_k = \frac{\exp(a_k)}{\sum_{i=1}^{M} \exp(a_i)}$$

- 상기 수학식에서 a_k는 Softmax 함수의 k번째 입력이며 M은 One-Hot vector 길이와 동일함
- 따라서 Softmax의 출력값은 One-Hot vector의 각 비트들이 1이 될 확률을 나타냄
- 그러므로 상기 값을 이용하여 LLR값을 계산하게 됨

○ 설계된 AutoEncoder 기반의 시스템을 위한 LLR 출력은 다음과 같이 나타낼 수 있음

$$L(b_i \mid x) = \log\left(\frac{\sum_{x:b_i, j(x)=1} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}||x-\hat{x}||^2\right)}{\sum_{x:b_i, j(x)=0} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}||x-\hat{x}||^2\right)}\right)$$

○ 또한 Softmax 출력값을 그대로 활용하는 다음 식과 같은 LLR 출력 연산도 가능함

$$L(b_i \mid x) = \log\left(\frac{\sum_{x:b_i, j(x)=1} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}||\hat{x}||^2\right)}{\sum_{x:b_i, j(x)=0} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}||\hat{x}||^2\right)}\right)$$

○ 상기 절차를 통해 LDPC기반의 2X2 MIMO Auto-Encoder의 설계가 가능함

3) 성능 분석

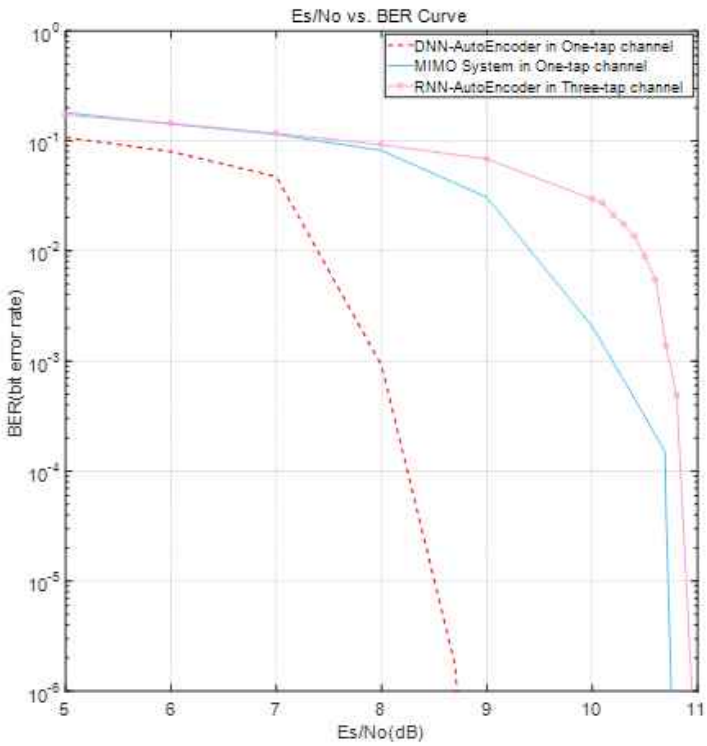
○ 설계된 2X2 Auto-Encoder의 Hyper Parameters

- LDPC codeword length: 64800
- LDPC coderate: 4/5

- MIMO System = 2X2 MIMO QPSK
- MIMO Channel:
  . Single Path Rayleigh MIMO Channel
  . Three Path Rayleigh MIMO Channel
- Deep Learning Algorithm: DNN
- Learning Rate = 0.001
- Batch Size= 1024
- Fully Connected layers
  > Transmitter: 2
  > Receiver: 2

○ 그림에서와 같이 제안된 기술은 일반적인 LDPC 기반의 MIMO 송수신 시스템보다 약 2dB우수한 성능을 제공함

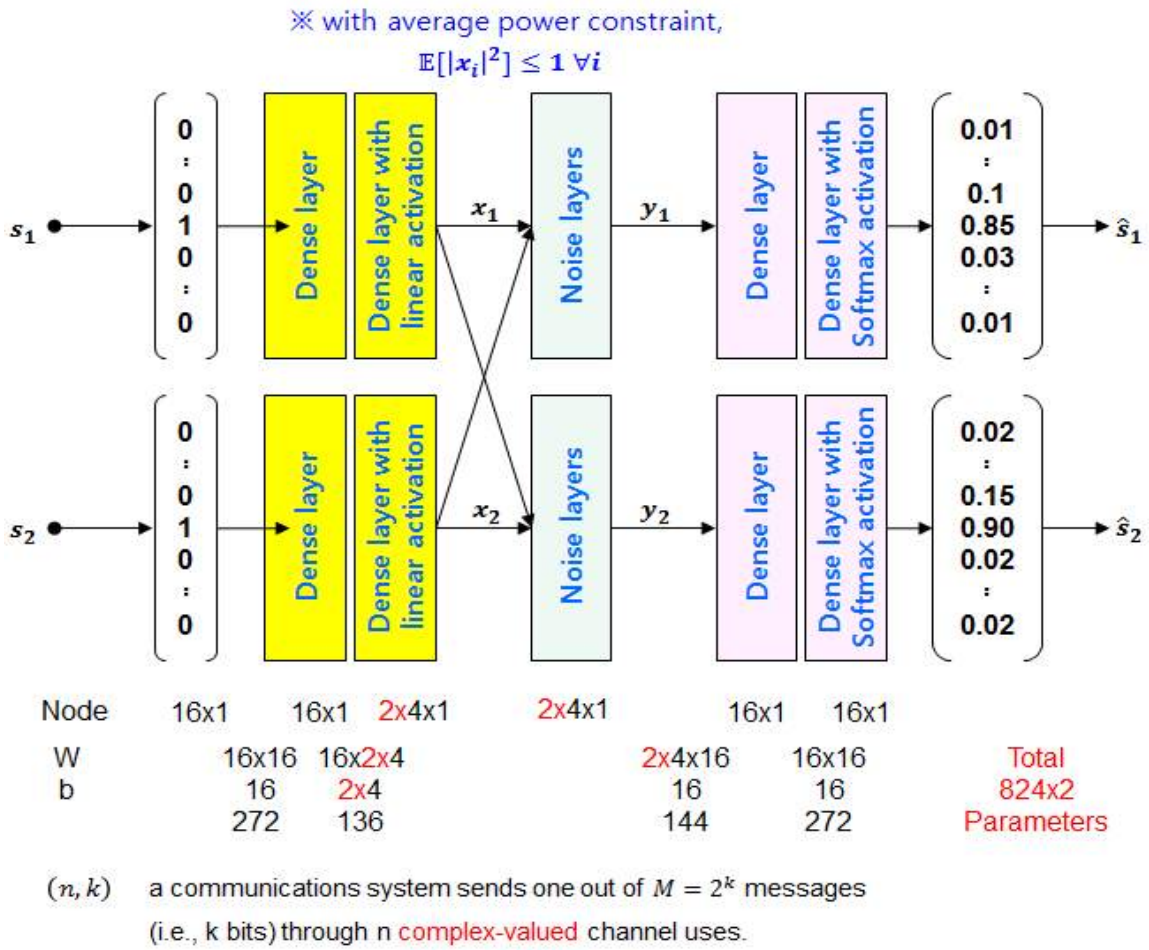
○ 또한 Multi-path 환경에서의 복조를 위한 RNN 수신기가 적용된 경우 기존 기술의 One-path 채널 환경에서의 BER 성능과 매우 유사한 성능을 획득하는 것이 가능함



<그림 19> 기계학습 기반 LDPC 부복호화기가 적용된 다중송수신 Auto-Encoder 기술의 성능

5. 기계학습 기반 2-User 다중송수신 Auto-Encoder 설계 및 성능 검증

가. 2-User 다중송수신 환경에서의 기계학습 기반 Auto-Encoder 설계



<그림 20> 2-User-based 2X2 Network에서의 Auto-Encoder 구조 및 각 단계별 데이터 변조 차수

○ 각 유저의 입력신호 s는 $s \in \mathcal{M}$, $\mathcal{M}$ = {1, 2, ..., M}로 표현 가능하며 전송을 위해 one-hot vector로 인코딩됨

○ 인코딩된 입력신호 s는 송신단의 기계학습 구조를 통해 다음 식과 같이 변조됨

$$x=f(s) \in \mathbb{R}n \rightarrow \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 \in \mathbb{C}^n$$

○ 각 신호는 간섭으로 작용하여 다음과 같이 수신됨

$$\mathbf{y}_1 = \mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_2 + \mathbf{n}_1$$
$$\mathbf{y}_2 = \mathbf{x}_2 + \mathbf{x}_1 + \mathbf{n}_2$$

1) Categorical Cross Entropy

○ Categorical cross entropy 정의

- 실제 label 분포 y와 예측 된 label 분포 $\hat{y}$와의 차이, 그리고 교차 엔트로피로 다음과 같이 정의됨

$$L_{cross\ entropy}(y,\hat{y}) = -\sum_i y_i \cdot log(\hat{y}_i)$$
$$y = [y_1, y_2, \dots, y_n] \quad \hat{y} = [\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n]$$

○ 첫 번째 및 두 번째 송신기에서 수신기 까지의 개별 교차 엔트로피 손실 함수는 다음과 같음

$$l_1 = -\log\left([\hat{s}_1]_{s_1}\right), \quad l_2 = -\log\left([\hat{s}_2]_{s_2}\right)$$

○ Conflicting goals을 가진 두개의 coupled autoencoders의 train 방법은 명확하지 않음

○ 따라서 두 손실의 가중치 합을 최소화함

$$\tilde{L} = \alpha\tilde{L}_1 + (1-\alpha)\tilde{L}_2 \text{ for some } \alpha \in [0,1]$$

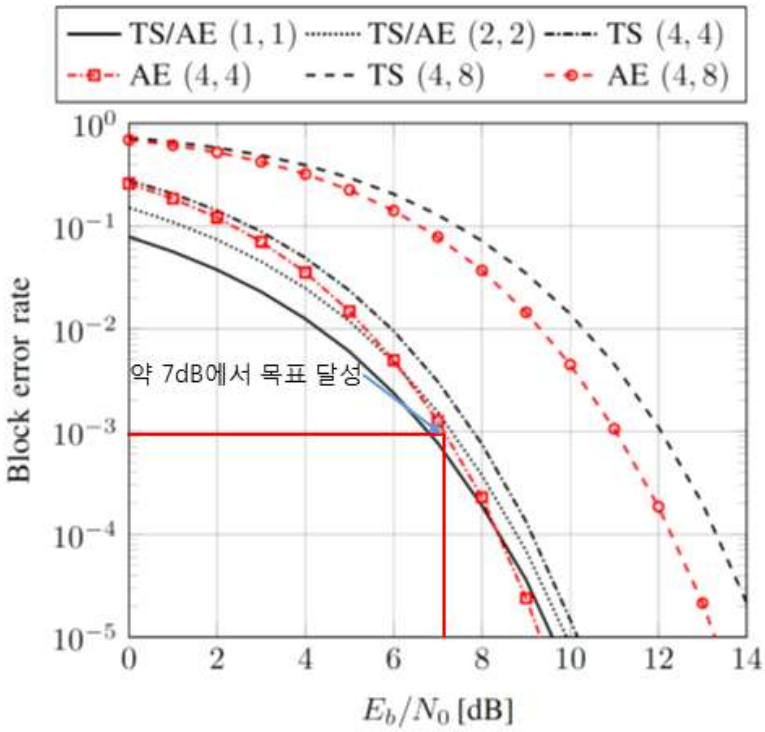
2) 성능분석

○ 본 과제를 통해 개발된 기술과 기존 기술과의 성능비교를 수행함

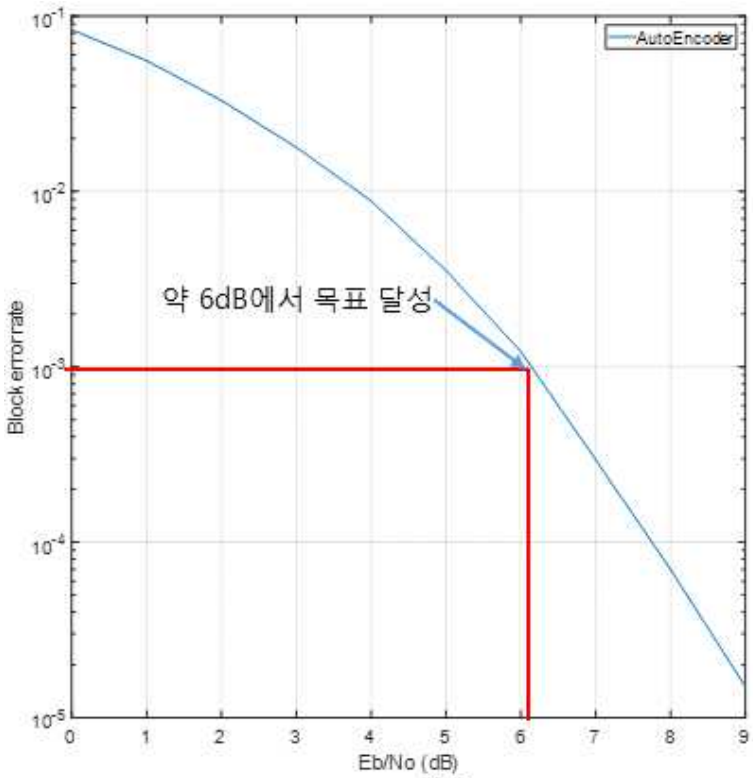
○ 개발된 기술의 실험환경

- Training at a fixed value of Eb/N0 = 5 dB
- Adam Optimization
- Learning rate = 0.001

○ 다음 그림은 개발된 기술 및 기존기술과의 성능을 보여주며 개발된 기술은 기존 기술과 유사한 성능을 달성하는 것을 확인할 수 있음



(a)



(b)

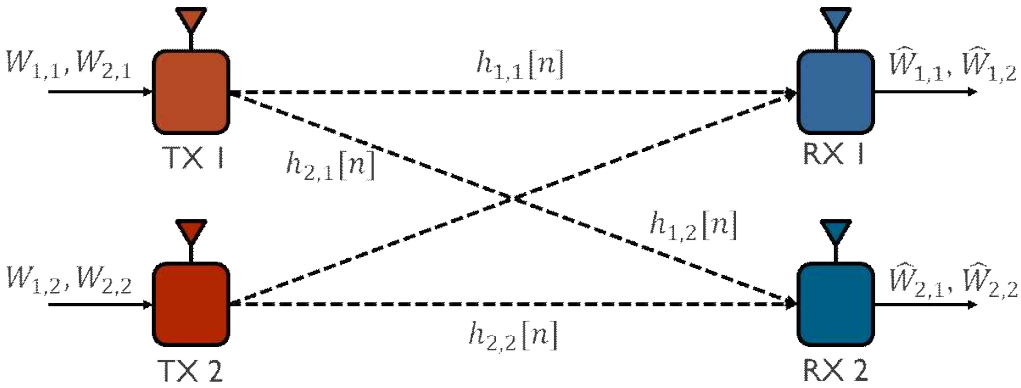
<그림 21> 기계학습 기반 2-User 2X2 다중송수신 Auto-Encoder 기술의 성능 (a) 기존기술의 성능, (b) 설계된 기술의 성능

6. 알고리즘 기반의 2X2 X 채널에서의 간섭정렬 기술 연구 및 성능 검증

가. 2X2 X채널환경에서의 간섭정열 기술

○ 송신자와 수신자가 각각 두 명이 각각 하나의 안테나를 가지는 2×2 X 채널에서는 정확한 채널 정보를 알 때 4/3의 자유도를 얻을 수 있음이 알려져 있음 [2]

○ 조금 지연된 채널 정보만을 송신자가 알 때에도 지연되지 않은 채널 정보를 사용할 때만큼의 자유도인 4/3이 얻을 수 있음이 증명되었고 [3], 본 장에서는 그 달성 방법에 대해 연구함



<그림 22> 2X2 X-channel을 나타내는 도식

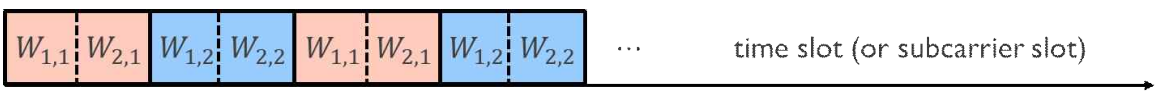
○ 위와 같은 2X2 X-channel을 고려하면 n번째 시간 슬롯에서 1번째 수신기가 수신하게 되는 신호는 다음과 같음

$$y_l[n] = \sum_{k=1}^{K} h_{l,k}[n] x_k[n] + z_l[n]$$

○ 이 때, 입력 는 n번째 시간 슬롯에서 k번째 송신기가 송신하려는 신호이며, 는 k번째 송신기와 1번째 수신기 사이의 n번째 시간 슬롯에서의 무선 채널을 의미하며, $z_l[n]$는 수신기에서 추가되는 백색 잡음 (white Gaussian noise)

○ 채널은 레일레이 페이딩 채널 (Rayleigh fading) 채널로 고려되어, 채널과 잡음 모두 가우시안 분포 (Gaussian distribution)을 따른다고 가정함

○ 시분할 다중접속 (TDMA: Time division multiple access) 기법과 간섭 정렬 기법 (Interference Alignment)의 성능을 비교함



<그림 23> 시분할 다중접속 기법의 데이터 송신

○ 먼저 TDMA 기법의 시간 슬롯 당 전송 신호는 위와 같으며, 간섭이 생성되지 않도록 하기

위해 각 시간 슬롯에서는 TX1 혹은 TX2 둘 중 한 개의 송신기만 송신하게 되며, 그 결과 네 개의 심볼을 전송하는데 네 개의 시간 슬롯이 필요함

<그림 24> 간섭정렬 기법의 데이터 송신

○ 이와 반해 간섭정렬 기법의 시간 슬롯 당 전송 신호는 위와 같으며, TDMA 기법과 다르게 두 개의 시간 슬롯을 통해 네 개의 심볼을 전송하고, 마지막 세 번째 시간 슬롯에서는 앞서 발생한 간섭 신호를 제거하기 위한 간섭 정렬 심볼을 전송함

○ 각 송신기의 세 번째 시간 슬롯에서 전송되는 신호는 다음과 같음

$$x_1[3] = \frac{h_{2,1}[1]}{h_{2,1}[3]} W_{1,1} + \frac{h_{1,1}[2]}{h_{1,1}[3]} W_{2,1} x_2[3] = \frac{h_{2,2}[1]}{h_{2,2}[3]} W_{2,2} + \frac{h_{1,2}[2]}{h_{1,2}[3]} W_{1,2}$$

○ 그에 따라 각 시간 슬롯에서의 수신 신호는 아래와 같음

$$y_1[1] = h_{1,1}[1]\, W_{1,1} + h_{1,2}[1]\, W_{2,2} y_2[1] = h_{2,1}[1]\, W_{1,1} + h_{2,2}[1]\, W_{2,2} y_1[2] = h_{1,1}[2]\, W_{2,1} + h_{1,2}[2]\, W_{1,2}$$
$$y_2[2] = h_{2,1}[2]\, W_{2,1} + h_{2,2}[2]\, W_{1,2}$$

○ 세 번째 시간 슬롯에서의 수신 신호는 다음과 같이 표현할 수 있음

$$y_1[3] = h_{1,1}[3] x_1[3] + h_{1,2}[3] x_2[3] y_2[3] = h_{2,1}[3] x_1[3] + h_{2,2}[3] x_2[3]$$
$$y_1[3] = h_{1,1}[3]\left(\frac{h_{2,1}[1]}{h_{2,1}[3]} W_{1,1} + \frac{h_{1,1}[2]}{h_{1,1}[3]} W_{2,1}\right) + h_{1,2}[3]\left(\frac{h_{2,2}[1]}{h_{2,2}[3]} W_{2,2} + \frac{h_{1,2}[2]}{h_{1,2}[3]} W_{1,2}\right)$$
$$= \frac{h_{1,1}[3] h_{2,1}[1]}{h_{2,1}[3]} W_{1,1} + \frac{h_{1,2}[3] h_{2,2}[1]}{h_{2,2}[3]} W_{2,2} + y_1[2]$$
$$y_2[3] = h_{2,1}[3]\left(\frac{h_{2,1}[1]}{h_{2,1}[3]} W_{1,1} + \frac{h_{1,1}[2]}{h_{1,1}[3]} W_{2,1}\right) h_{2,2}[3]\left(\frac{h_{2,2}[1]}{h_{2,2}[3]} W_{2,2} + \frac{h_{1,2}[2]}{h_{1,2}[3]} W_{1,2}\right)$$
$$= \frac{h_{2,1}[3] h_{1,1}[2]}{h_{1,1}[3]} W_{2,1} + \frac{h_{2,2}[3] h_{1,2}[2]}{h_{1,2}[3]} W_{1,2} + y_2[1]$$

○ 상기를 기반으로 수신기에서는 수신 신호를 간섭을 제거하여 복원할 수 있으며, 그 방법은 아래의 간단한 행렬식으로 표현할 수 있음

$$\begin{bmatrix} y_1[1] \\ y_1[3] - y_1[2] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{1,1}[1] & h_{1,2}[1] \\ \dfrac{h_{1,1}[3]\ h_{2,1}[1]}{h_{2,1}[3]} & \dfrac{h_{1,2}[3]\ h_{2,2}[1]}{h_{2,2}[3]} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_{1,1} \\ W_{2,2} \end{bmatrix}$$

○ 위 행렬식은 수신기 1번을 이용한 신호 복원이며, 이와 대칭적으로 2번 수신기에서도 신호를 복원하여 총 네 개의 신호를 모두 복원할 수 있음

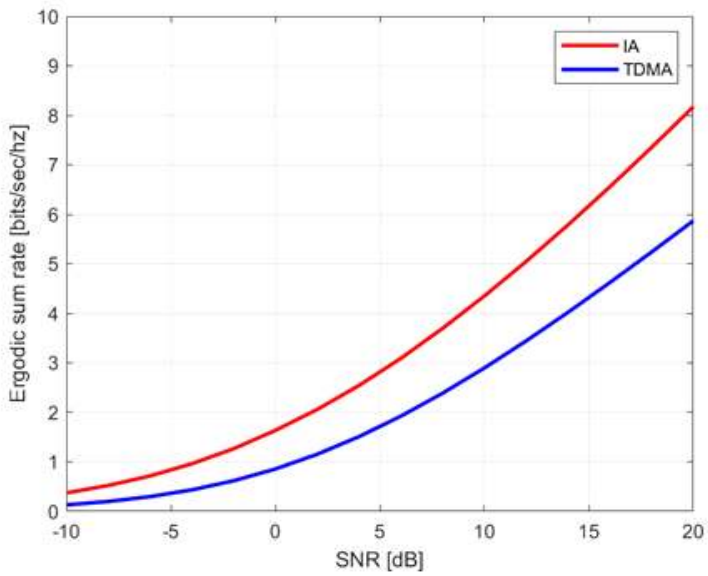
나. 성능분석

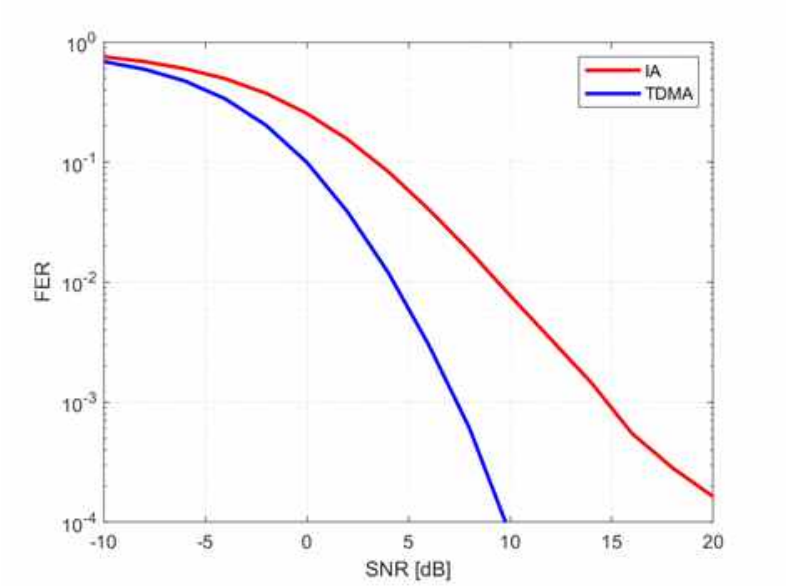
○ 본 과제를 통해 개발된 기술과 기존 기술과의 성능비교를 수행함

○ 개발된 기술의 실험환경

- Training at a fixed value of Eb/N0 = 5dB
- Adam Optimization
- Learning rate = 0.001

○ 다음 그림은 개발된 기술 및 기존기술과의 성능을 보여주며 개발된 기술은 기존 기술과 유사한 성능을 달성하는 것을 확인할 수 있음





<그림 25> TDMA와 간섭 정렬 (IA)의 성능 비교

제 3절. 연구 개발 성과

가. 지식재산권(특허, 실용신안, 의장, 디자인, 상표, 규격, 신품종, 프로그램)

번호	지식재산권 등 명칭 (건별 각각 기재)	국명	출원			등록			기여율
			출원인	출원일	출원번호	등록인	등록일	등록번호	
1	기계학습 기반 신호 다중화 장치 및 방법	한국	백명선 외 3명	2018.8.17.	2018-0096195				100
2	동일채널에서 AutoEncoder를 이용한 다중신호 송수신 장치 및 방법	한국	백명선 외 3명	2018.8.17.	2018-0096188				100
3	SIGNAL-MULTIPLEXING APPARATUS AND METHOD BASED ON MACHINE LEARNING	미국	백명선 외 3명	2019. 8. 12	16/538457				100
4	LDPC 부복호를 위한 MIMO-AutoEncoder 기반의 송수신 방법	한국	백명선 외 2명	출원중 (내부기안완료 및 출원준비중)					100

나. 국내 및 국외 저널 논문 게재

번호	논문명	학술지명	주저자명	호	국명	발행기관	SCI 여부 (SCI/비SCI)	게재일	등록번호
1	Implementation Methodologies of Deep Learning-based Signal Detection for Conventional MIMO Transmitters	IEEE Trans. Broadcasting	백명선	vol. 65 no. 3	미국	IEEE	SCI	2019. 9	-

다. 국내 및 국제학술회의 발표

번호	회의명칭	발표자	일시	학술회의명	국내/국제	국명
1	기계학습 알고리즘 기반의 자기간섭신호 추정 기술 연구	백명선	2018.12.7	전자정보통신학술대회	국내	한국
2	다중경로 MIMO 송수신 환경에서 RNN 기반의 신호 검출 기법	백명선	2019.1.24	한국통신학회 동계학술대회	국내	한국
3	Multiple RF Signal Detection with Deep Learning Algorithms in Severe Communication Environments	백명선	2019.3.18	GTC2019	국제	미국
4	Distortion Element Estimation Technique based on Deep Learning for Self-Interference Cancellation of Full Duplex Communication System	백명선	2019. 6. 5	IEEE BMSB2019	국제	한국

5	LDPC가 적용된 AutoEncoder 기반의 MIMO 송수신 시스템 설계 및 성능 검증	백명선	2019.11.15	한국통신학회 추계학술대회	국내	한국

라. 저작권(소프트웨어)

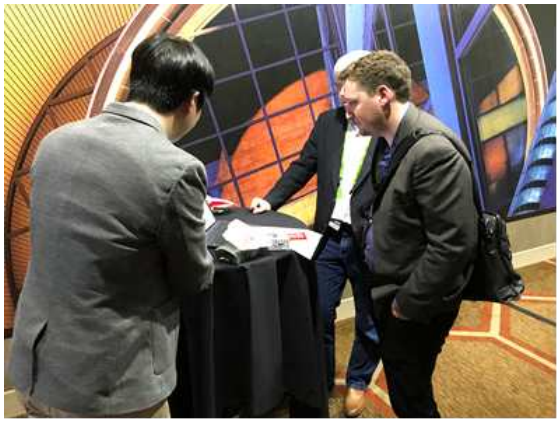
번호	저작권명	창작일	저작자명	등록일	등록번호	저작권자명	기여율
1	다중송수신 데이터베이스 구축 용 데이터 생성 프로그램	2018.05.10	백명선, 최동준	2018.12.28	C-2018-040600	한국전자통신연구원	100%
2	오토인코더 기반의 다중송수신 시스템	2018.09.25	백명선, 최동준	2018.12.28	C-2018-040599	한국전자통신연구원	100%
3	기계학습기반의 엘디피시 코드가 적용가능한 단일송수신 오토인코더	2019. 9. 5	백명선, 최동준	연내등록예정	-	한국전자통신연구원	100%
4	기계학습기반의 동일 채널에서 다중사용자의 데이터 송수신 시스템 시뮬레이터	2019.11.1	백명선, 최동준	연내등록예정	-	한국전자통신연구원	100%

마. 기술문서

순번	문서명	문서번호	비고
1	딥뉴럴네트워크 기술연구(Survey)	4110-2018-03468	작성완료
2	물리계층 통신시스템을 위한 딥러닝기술 분석서	4110-2018-03466	작성완료
3	GTC 2018 참관결과	4110-2018-03470	작성완료
4	Tim OShea & Jim OShea와의 회의록	4110-2018-03473	작성완료
5	MIMO시스템을 위한 Deep Learning 기반 간섭제거 및 신호검출 기술 상세설계서	4110-2018-03150	작성완료
6	동일채널에서 AutoEncoder를 이용한 다중송수신 기술 상세설계서	4110-2018-03472	작성완료
7	GTC 2019 논문발표 및 참관기	2410-2019-01289	작성완료
8	실제 채널상에서의 딥러닝 기반 통신	2410-2019-01287	작성완료
9	기계학습 기반의 LDPC 부복호화기를 사용하는 MIMO-AutoEncoder 시스템 설계	2410-2019-01286	작성완료

바. 기술교류 실적

1. Tim O’Shea & Jim O’Shea와의 회의



- Deep Learning을 이용한 신호처리와 관련한 기술을 일찍부터 개발하고 있는 전문가인 Tim O' Shea 및 Jim O' Shea와 2018년 3월 28일 만나 기술 회의를 진행함

○ 주요 내용

- Tim O' Shea가 설립한 회사 소개 및 논의:
  - ◆ 통신 환경에서 Deep Learning 기반 기술을 개발하는 SW개발 회사로 주로 2가지 솔루션 개발이 목표임
    - ● 1. Deep Learning기반 송수신 시스템 개발
    - ● 2. Deep Learning기반 통신환경 분석 및 최적화 기술 개발

- 통신 관련 Deep Learning 관련 기술 논의
  - ◆ 손쉬운 최적화가 가장 큰 장점
  - ◆ 새로운 통신을 개발하거나 설계하는 경우 고려할 사항이 매우 많음
  - ◆ 또한 통신 환경이 점점 더 복잡해지고 있음 (Massive Antenna, Crowd Spectrum 등)
  - ◆ 따라서 이러한 환경에서 새로운 통신을 위한 최적화를 손쉽게 수행할 수 있는 것이 가장 큰 장점
  - ◆ 신호처리의 한계는 있지만 그러한 내용 안에서 손쉽게 최적화를 이루고자 하는 것이 우리의 목표임
  - ◆ 단순히 주파수 효율만을 따지고자 하는 것이 아니라 통신을 구축함에 있어 고려해야 할 많은 것들을 End-to-End로 최적화 하고자 함

2. 방송미디어공학회 추계워크샵에서 기계학습 기반 전송기술 발표

16:20 - 17:00	기계학습기반의 전송기술 본 발표에서는 미디어 전송 시스템(통신시스템)을 위한 기계학습 기반 물리계층 신호처리 기술 개론을 다룬다. 간단한 물리계층 통신 시스템 모델을 설계한 후 해당 시스템을 위한 딥러닝 기반 기계학습 신호처리 기술에 대해 설명한다. 1. 딥러닝 기반의 미디어 송수신 시스템 개요 2. 기존 미디어 전송시스템을 위한 기계학습기반 수신기술 3 기계학습 기반의 미디어 송수신 시스템 설계	 백명선 선임(ETRI)

○ 주요 내용

- 미디어 송수신을 위한 딥러닝 기술
  - ◆ 미디어 송수신을 위한 딥러닝 개요
  - ◆ 딥러닝 기술 기본 개념
  - ◆ 통신시스템을 위한 딥러닝 기술
  - ◆ 다중신호 검출을 위한 딥러닝 기술
  - ◆ 수신신호 왜곡 보상을 위한 딥러닝 기술

3. MIMO Precoding 관련 전문가 초청 및 기술교류회의 (연세대)

○ 주요 내용

- Closed-loop MIMO 송수신 기법논의:
  - ◆ MIMO wireless channel 모델링
  - ◆ CSI를 활용한 closed-loop MIMO 송수신 기법
  - ◆ Channel estimation 및 feedback 방법
- Feedback채널이 없는 경우의 다중 신호 검출
  - ◆ Feedback 채널이 없는 경우 채널을 추정하고 해당 추정된 채널을 이용하여 신호를 검출함
- Feedback 채널이 있는 경우의 다중 신호 검출
  - ◆ Feedback 채널이 있는 경우 채널을 활용하여 송신단에서 프리코딩을 수행하여 미리 간섭을 제거하는 송신 기술이 개발되고 있음
  - ◆ 주요 타겟은 다중 사용자 MIMO, Massive MIMO 등에서 프리코딩을 활용하여 간섭을 제거하여 신호를 전송하는 방법이 연구되고 있음

4. 다중송수신 환경에서 간섭정렬 관련 전문가 초청 및 기술교류회의 (포항공대)

○ 주요 내용

- 다중송신기/다중수신기 환경에서 간섭정렬기법:
  - ◆ 시공간을 활용한 간섭정렬 기법
  - ◆ Relay를 활용한 네트워크 코딩기반의 간섭정렬 기법
  - ◆ 다중 사용자환경에서 송수신 Topology를 활용한 Index coding 기반 간섭정렬 기법

- 이론적으로 도달 가능한 성능 분석
  - ◆ 시공간 기반의 간섭정렬 기법의 SNR에 따른 달성 가능한 Ergodic sum rate (bits/sec/Hz) 분석 및 검증
  - ◆ 네트워크 코딩 기반 간섭정렬 환경에서 Relay의 수에 따른 Sum-DoF 분석 및 검증
  - ◆ SDR 기반의 프로토 타입에 기반한 알고리즘 검증

제 3장. 결 론

본 연구사업에서는 동일채널에서 기계학습 기반의 단일/다중 송수신 시스템을 설계하고 성능을 검증하였다. 또한 기존의 다중송수신 시스템인 MIMO 송신기를 위한 기계학습 기반의 간섭제거 및 신호검출기를 설계하였다.

기존의 연구는 기계학습 기반의 설계에 치우쳐 있어, 실제 통신 시스템을 반영하지 못하는 한계가 있었다. 일예로 7, 4 단일 전송 기반 AutoEncoder에서는 7개의 실수신호가 동시에 전송되는 구조로 설계되어 있어 실제 복소수의 I/Q 심볼이 전송되는 통신 환경에 적합하지 않았다. 그러나 본 연구에서 설계된 시스템은 전송파워가 정규화된 I/Q신호가 전송되는 실제 시스템을 고려하여 설계되었다. 따라서 연구개발이 완료된 시스템의 파급효과는 기존 기술 대비 매우 높을 것으로 판단된다. 뿐만 아니라 UHD-TV, 5G 이동통신 등에서 고려하고 있는 OFDM 변조 방식 및 LDPC 채널 부복호화기 등을 기계학습 기반의 송수신 시스템에 적용하여 실질적인 통신 시스템에 적용가능성을 확인 하였다.

본 연구 사업은 2018년 1월 시작한 이후, 단일/다중 및 2-User 송수신 시스템 설계를 완료하였으며, 다양한 국내외 전문가들과의 논의를 통해 성능을 검증하였다. 기계학습 기반의 물리계층 시스템 개발에 가장 앞장서고 있는 미국 버지니아 공대의 Tim O’Shea와 대면 및 E-mail을 통해 현재까지도 활발하게 기술 논의를 수행하고 있으며, 연세대/포항공대와 기술교류를 통해 설계된 기계학습 시스템과 알고리즘 기반 시스템의 성능비교 및 검증을 수행하였다. 또한 본 사업에서 도출된 결과를 SCI급 논문에 등재함으로써 국제적인 검증 및 결과의 홍보가 가능하였다.

본 연구 사업에서 개발한 단일/다중 및 2-User 송수신 기술은 차세대 방송/통신을 위한 핵심 요소 기술이며, 향후 지속적인 개발을 수행한다면 실제 송수신 환경에 적합한 높은 파급력을 가진 송수신 시스템으로 발전해 나갈 것이다.

제 4장. 참고문헌

[1] M.-S. Baek, S. Kwak, J.-Y. Jung, H. M. Kim, D.-J. Choi, “Implementation methodologies of deep learning-based signal detection for conventional MIMO transmitters,” IEEE Transcations on Broadcasting, vol. 65, no. 3, pp. 636-642, September 2019.

[2] Timothy J. O’Shea et al., “An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer,” IEEE Trans. on Cognitive Comm. and Net., Oct. 2017.

[3] Timothy J. O’Shea et al., “Deep Learning-Based MIMO Communications,” arXiv, pp. 1-9, July 2017.

[4] S. Borner, S. Cammerer, J. Hoydis, S. t. Brink, “Deep learning based communication over the air,“ IEEE JSTSP, vol 12, no. 1, pp. 132-143, Feb. 2018.

[5] N. Samuel, T. Diskin, and A. Wiesel, “Deep MIMO detection,” in Proc. SPAWC, Jul. 2017, pp. 1-5.

[6] B. Lim, B. Yang, and H. Kim, “Real-time lightweight CNN for detecting road object of vvarious size,” in Proc. MIPR, Miami, FL, USA, Mar. 2018. pp. 202-203.

[7] H. Okamoto, T. Nishio, M. Morikura, and K. Yamamoto, “Recurrent neural network-based received signal strength estimation using depth images for mmWave communications,” in Proc. CCNC, Jan. 2018, pp. 1-2.

[8] S. Kumar, L. Hussain, S. Banajee, and M. Reza, “Energy load forecasting using deep learning approach-LSTM and GRU in spark cluster,” in Proc. EAIT, Jan. 2018, pp. 1-4.

제 5장. 약어표

MIMO	Multiple-Input Multiple-Output
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
LDPC	Low Density Parity Check Code
AWGN	Additive White Gaussian Noise
DNN	Deep Neural Network
CNN	Convolutional Neural Network
RNN	Recurrent Neural Networks
ReLu	Rectified Linear Unit
FC	Fully Connected
ML	Maximum Likelihood
SNR	Signal-to-Noise Ratio
TDMA	Time Division Multiple Access
IA	Interference Alignment

주 의

1. 이 연구보고서는 한국전자통신연구원의 주요사업으로 수행한 최종연구결과입니다.
2. 이 보고서의 내용을 발표할 때에는 반드시 한국전자통신연구원에서 수행한 주요사업 결과임을 밝혀야 합니다.