2018 년 12월

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

제 출 문

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

2018 년 12 월

연구책임자 : 책임연구원 최동준 (방송·미디어연구소)
연구참여자 : 책임연구원 정준영 (방송·미디어연구소)
책임연구원 김흥묵 (방송·미디어연구소)
선임연구원 라상중 (방송·미디어연구소)
선임연구원 백명선 (방송·미디어연구소)

요 약 문

Ⅰ. 제 목

동일 채널에서의 기계 학습 기반 다중 RF 신호 송수신 기술 개발

Ⅱ. 연구목적 및 중요성

○ 현재 미디어를 전송할 수 있는 기술은 Shannon이 제시하였던 한계에 거의 다다르고 있으나, 출현하는 신규 서비스 제공에 필요한 미디어의 전송 용량은 기하급수적으로 증가하고 있음

○ 전송과 관련된 신호처리 알고리즘은 모델링 및 구현에 용이한 수학적 모델을 기반으로 선형적 이론에 기초를 가지고 있음 (주로 선형, 가우시안 분포를 가정하여 설계됨)

○ 그러나 실제 시스템은 불완전성/비선형성 등의 특성이 있음. 따라서 비선형적 모델을 적용하면 채널에 맞게 최적화가 가능하여 보다 높은 성능과 효과를 얻을 수 있음

Ⅲ. 연구내용 및 범위

가) 연구개발목표

○ 단일 송수신 기계학습 알고리듬 개발

나) 연구개발 내용

○ 기계학습 기반 송신 신호 생성 및 학습 기술 개발

○ 기계학습 기반 수신 신호 복조 및 학습 기술 개발

○ 미디어 전송을 위한 기계학습 구조 및 검증 시뮬레이터 개발

Ⅳ. 연구결과

○ 기계학습 미디어송수신 알고리즘 개발 및 특허 등록

○ 기계학습 기반 단일 송수신 시뮬레이터

○ 기계학습기반 다중수신신호 검출 시뮬레이터

○ 기계학습기반의 입력신호 훈련을 위한 입력신호 데이터베이스 구축

Ⅴ. 연구개발결과의 활용계획

○ 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 및 기술 주도권 확보

○ 기계학습 기반의 다중송수신 전송방법의 응용 기술의 고부가가치화를 실현할 수 있는 핵심기술 확보

Ⅵ. 기대성과 및 건의

○ 기존 전송한계를 극복할 수 있는 미래 미디어 전송 핵심 원천기술 확보 및 방송·통신 산업 활성화

○ 기계학습 기반 미디어 전송을 위한 학습 및 테스트 빅데이터 구축을 통하여 새로운 미디어 전송 기술 개발 및 이론 발전의 토대 마련

ABSTRACT

Ⅰ. TITLE

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

Ⅱ. THE OBJECTIVES

○ Currently, media transmission technology is almost at the Shanon limit, but the transmission capacity of media required to provide emerging new services is increasing exponentially

○ Signal processing algorithms for media transmission are based on linear theories with mathematical models (predominantly designed assuming linear, Gaussian distributions)

○ However, real systems have characteristics such as imperfection / nonlinearity. Therefore, nonlinear models can be optimized for the practical channel, resulting in higher performance and effectiveness.

Ⅲ. THE CONTENTS AND SCOPE OF THE STUDY

A) R & D Objectives

○ Development of single transmission / reception machine learning algorithm

B) Research and development contents

○ Development of transmission signal generation and learning technology based on machine learning

○ Development of machine learning based demodulation and learning technology

○ Development of machine learning structure and verification simulator for media transmission

Ⅳ. RESULTS

○ Algorithms and intellectual properties of media transmission based on machine learning

○ Machine learning based signle transmission and reception simulator

○ Machine learning based multiple received signal dection simulator

○ Databased of input signal for machine learning algorithm development

Ⅴ. EXPECTED RESULT & PROPOSITION

○ Securing future media transmission core technology overcoming existing transmission limit, and activation of broadcasting and communication industry

○ Establishing foundation of development of new media transmission technology and theoretical development through building big data for learning and testing of machine learning-based media transmission

<별지 6>

CONTENTS

Chapter 1 R & D Objectives and Results 10

Section 1 Final Goal 10
Section 2 Year R & D Objectives and Results 10
Section 3 Quantitative Goals 11
Chapter 2 Research Scope and Methods of Study 12

Section 1 Quantitative Target Self-Evaluation 14
Section 2 Quantitative Non-Targeting Self-Evaluation 15
Chapter 3 R & D Performance 18

Section 1 Intellectual Property Rights 18
Section 2 Publication of domestic and international papers 18
Presentation of domestic and international conferences 19
Section 4 Standardization 19
Section 5 Technology Transactions (Transfer), etc 19
Section 6 Commercialization Investment Results 19
Section 7 Commercialization Status 19
Section 8 Copyright (Software) 20
Section 9 Technical Documents 20
Chapter 4 Other Achievements 21

Section 1 Technical Exchange with External Experts 21
1. Meeting with Tim O'Shea & Jim O'Shea 21

2. MIMO Precoding Invited Experts Meeting 22

3. Presentation of machine learning based transmission technology at the Fall Workshop of Broadcasting and Media Engineering Organization .. 23

4. Observing GTC2018 24

<Appendix 1> Contents and results of the research 26

Section 1 Machine learning based input signal definition and database construction 26

1. Definition of Input Signal for Machine Learning Algorithm Development 26
2. Building a database for machine learning algorithm development . 27
Section 2 Development of single transmission technology based on machine learning in AWGN environment 28
1. Machine learning-based single transmission technology structure and overview 28
2. Development of single transmission technology based on machine learning contents 29
3. Performance Analysis 31
Section 3 Development of Interference Cancellation and Detection Technique Based on Machine Learning 32
1. Interference Cancellation and Detection of Multiplexed Signal Based on Machine Learning 32
2. Receiver using FN (Fully Connected) DNN (Deep Neural Network) .. 33
3. MIMO receiver using CNN (Convolutional Neural Network) and RNN (Recurrent Neural Network) 36
Section 4 Design and Performance Verification of Auto-Encoder based on Machine Learning for MIMO Environment 40
1. Machine learning based auto-encoder design in 2X2 MIMO environment 40
2. Design of Auto-Encoder based on Machine Learning in 2-User 2X2 MIMO Environment 43
3. Performance Analysis 45

목 차

제 1 장 연구개발 목표 및 결과 10
제 1 절 최종목표 10
제 2 절 당해연도 연구개발 목표 및 결과 10
제 3 절 정량적 목표 항목 11
제 2 장 연구 범위 및 연구 수행 방법 12
제 1 절 정량적 목표 항목별 자체 평가 14
제 2 절 정량적 목표 외 연구 항목별 자체 평가 15
제 3 장 연구 개발 성과 18
제 1 절 지식재산권 18
제 2 절 국내 및 국외 논문 게재 18
제 3 절 국내 및 국제학술회의 발표 19
제 4 절 표준화 19
제 5 절 기술 거래(이전) 등 19
제 6 절 사업화 투자 실적 19
제 7 절 사업화 현황 19
제 8 절 저작권(소프트웨어) 20
제 9 절 기술문서 20
제 4 장 기타 성과 21
제 1 절 외부 전문가와 기술교류 21
1. Tim O' Shea & Jim O' Shea 와의 회의 21
2. MIMO Precoding 관련 전문가 초청회의 22
3. 방송미디어공학회 추계워크샵에서 기계학습 기반 전송기술 발표 23
4. GTC2018 참관 및 최신 딥러닝 기술 동향 파악 24
<부록 1> 연구 수행 내용 및 주요 결과 26
제 1 절 기계학습 기반 입력신호 정의 및 데이터베이스 구축 26
1. 기계학습 알고리즘 개발을 위한 입력신호 정의 26

2. 기계학습 알고리즘 개발을 위한 데이터베이스 구축 27
제 2 절 AWGN 환경에서 기계학습기반 단일전송 기술 개발 28
1. 기계학습 기반 단일전송 기술 구조 및 개요 28
2. 기계학습 기반 단일전송 기술 개발 내용 29
3. 성능분석 31
제 3 절 기계학습 기반 다중송신신호의 간섭제거 및 검출기술 개발 32
1. 기계학습 기반 다중송신신호의 간섭제거 및 검출기술 개요 32
2. FC (Fully Connected) DNN (Deep Neural Network)을 사용하는 수신 시스템 33
3. CNN (Convolutional Neural Network) 및 RNN (Recurrent Neural Network)을 사용하는 MIMO 수신 시스템 36
제 4 절 다중송수신 환경을 위한 기계학습 기반 Auto-Encoder 설계 및 성능 검증 40
1. 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 Auto-Encoder 설계 40
2. 2-User 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 Auto-Encoder 설계 43
3. 성능분석 45

제 1 장 연구개발 목표 및 결과

제 1절 최종목표

○ 동일 대역에서 기계 학습을 기반으로 다중 신호를 전송할 수 있는 기술 개발을 통해, AWGN 채널 환경의 단일 대역 이중 전송 시스템에서 BLER=10-3 의 성능지표에서의 Eb/No값이 6dB를 달성할 수 있도록 함. 또한 단일대역 다중 송수신 환경에서 기존 기술 대비 약 20%의 전송율의 향상을 달성하는 것을 목표로 함.

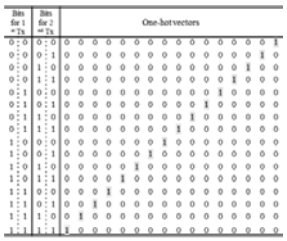
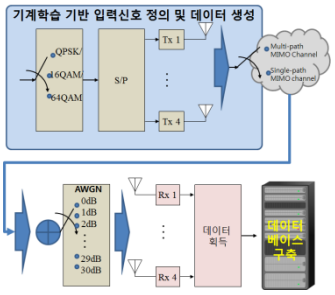
제 2절 당해연도 연구개발 목표 및 결과

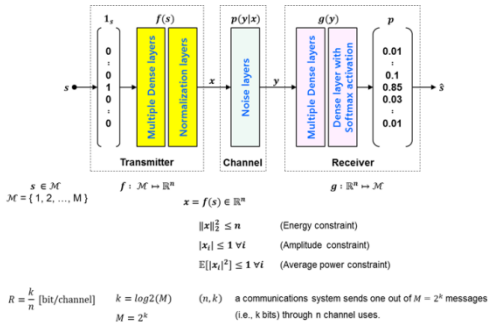
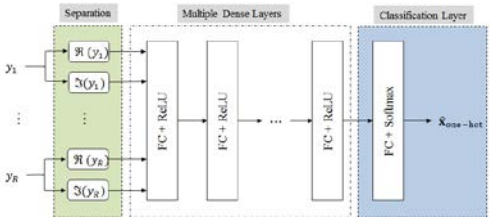
세부 과제명	세부 연구 목표	연구개발 수행 내용	연구 결과
단일 송수신 기계학습 알고리듬 및 다중수신신호 검출 기술 개발	기계학습 기반 입력신호 정의 및 데이터베이스 구축	• 기계학습 기반 입력신호 정의 • 기계학습 데이터 획득 및 데이터베이스 구축	• 기계학습을 위한 다중송수신 데이터베이스 • [SW] 다중송수신 데이터베이스 구축 용 데이터 생성 프로그램
	단일 송수신 기계학습 알고리듬 및 다중수신신호 검출 기술 개발	• 기계학습 기반 단일 송신신호 생성/복조 및 학습 기술 개발 • 기계학습 기반 다중송신신호의 간섭제거 및 검출기술 개발 • 미디어 전송을 위한 기계학습 구조 및 검증 시뮬레이터 개발	• [특허] 다중송수신 환경에서 기계학습을 이용한 간섭제거 및 신호 검출 장치 및 방법 • [특허] 동일채널에서 AutoEncoder를 이용한 다중신호 송수신 장치 및 방법 • [논문] 기계학습 알고리즘 기반의 자기간섭신호 추정 기술 연구 • [SW] 오토인코더 기반의 다중송수신 시스템

제 3절 정량적 목표 항목

성과지표 (주요성능 Spec)	단위	세계최고수준	기술개발 목표치('18)	목표치 산출근거	검증방법
① AWGN에서 단일 전송 Eb/No	dB	6dB	6dB	미국 / Virginia Tech	시뮬레이션을 통한 자체검증

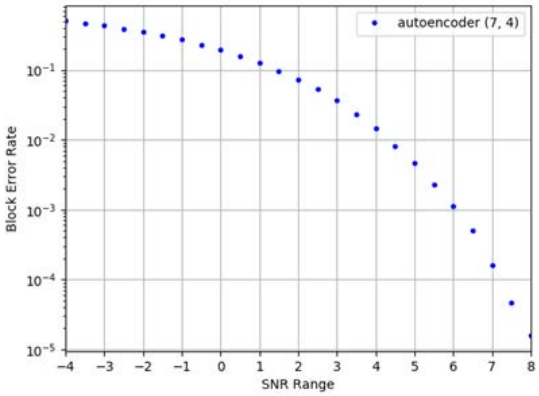
제 2 장 연구 범위 및 연구 수행 방법

연구 범위	연구 수행 방법 (이론적 · 실험적 접근방법)	구체적인 내용
기계학습 기반 입력신호 정의 및 데이터베이스 구축	• 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 • 기존 시뮬레이터를 활용한 기계학습 데이터 획득 및 데이터베이스 구축 - 기계학습 기반 다중수신신호의 간섭제거 및 검출을 위해 기존시뮬레이터를 활용하여 다중신호 획득 및 데이터베이스 구축	• 기계학습 기반 단일 송수신 기술 개발을 위한 입력신호 연구 및 정의 - 기계학습 기반 단일 송수신 기술 개발을 위한 입력신호 정의 및 각 신호처리 단계 별 신호 차원 변화 정의  <One-Hot Encoding 기반 입력신호> • 기존 다중송신신호의 간섭제거 및 신호검출을 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  <송신신호획득 및 데이터베이스구축>

단일 송수신 기계학습 알고리듬 및 다중수신신호 검출 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>
	• 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 다양한 기계학습 기반 기술 연구	• 다중신호검출을 위한 기계학습 기반 간섭제거 및 다중 신호 검출 기술 개발/성능 검증 - 다양한 다중송수신 환경에 적합한 기계학습 기반 신호 검출 기술 연구 및 개발 - 기존 수학기반 알고리즘과의 성능 비교 분석을 통한 기술 검증  <기계학습 기반 다중신호 검출 기술>

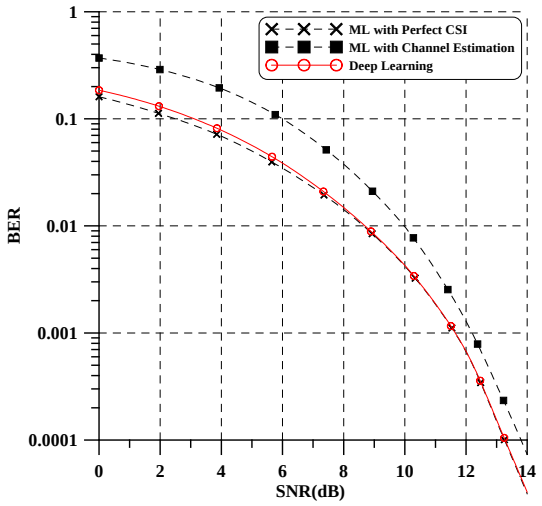
제 1절 정량적 목표 항목별 자체 평가

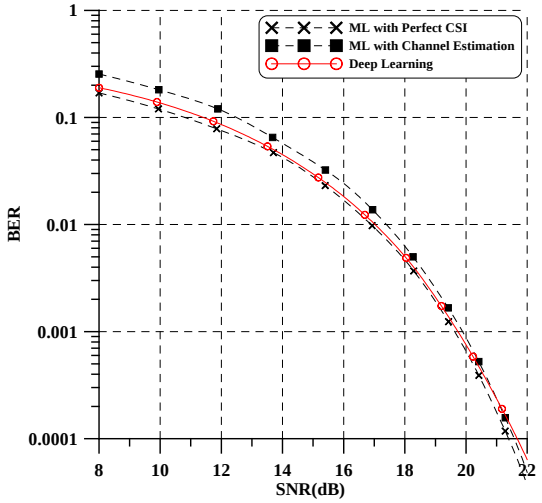
◯ AWGN에서 단일 전송 기계학습 송수신 기술 개발 및 성능 검증 (Eb/No)

실험 환경	실험 결과
■ Training at a fixed value of Eb/N0=5dB ■ Adam Optimization ■ Learning rate = 0.001 ■ train_size = 1024000	
AWGN에서 단일 전송 BLER=10^{-3} 을 제공하는 Eb/No=6dB 달성 및 성능 검증 완료	

제 2절 정량적 목표 외 연구 항목별 자체 평가

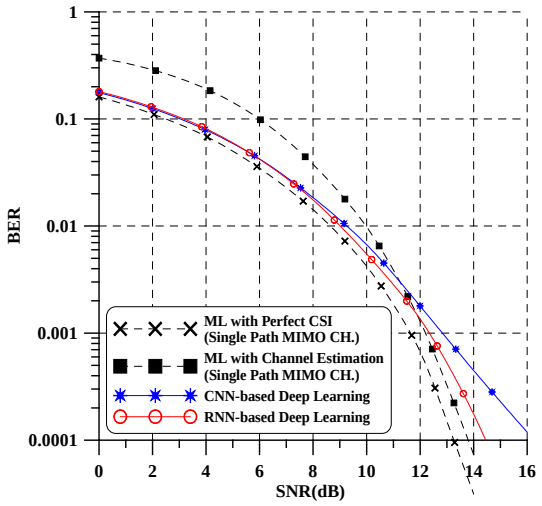
○ Single-Path 다중송수신 환경에서 기계학습 기반 신호 검출 기술 개발 및 성능 검증

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

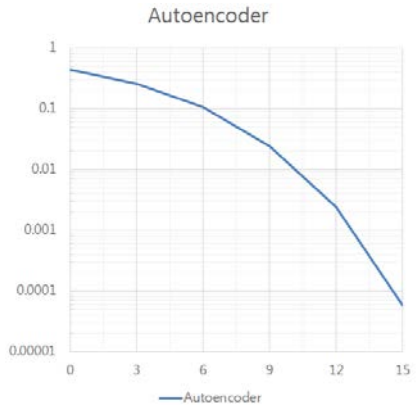
<2X2 QPSK>


<2X2 16-QAM></td></tr>
<tr><td colspan="2">다중송신시스템을 통해 수신된 신호를 기계학습 기반기술로 검출하여 기존 알고리즘 기반 최적의 검출기술인 Optimal ML 기법과 유사한 성능 도출 (채널추정 ML보다 우수한 성능이 도출됨)</td></tr>
</table>

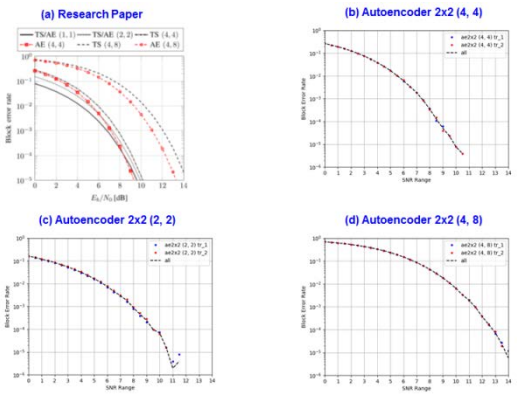
○ Multi-Paths 다중송수신 환경에서 기계학습 기반 신호 검출 기술 개발 및 성능 검증

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)	

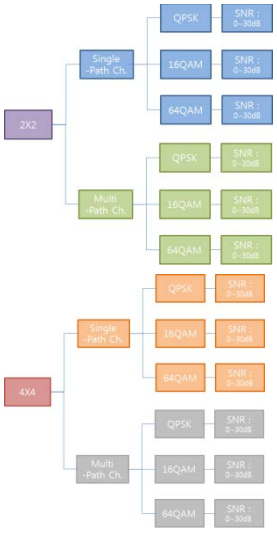
○ 기계학습 기반 다중송수신 Auto-Encoder 기술 개발

실험 환경	실험 결과
■ MIMO System = 2X2 QPSK ■ MIMO Channel = Single Path MIMO Channel ■ Deep Learning Algorithm: DNN ■ Learning Rate = 0.001 ■ Maximum Number of Epochs = 20000 ■ Batch Size= 10000 ■ Fully Connected layers - Transmitter: 3 - Receiver: 3	
QPSK기반의 2X2 MIMO 송수신 Auto-Encoder 설계 및 성능 검증	

○ 2-User-based 2×2 Network에서의 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	
2-User가 존재하는 2X2 간섭환경에서의 통신을 위한 Auto-Encoer 기술 개발 및 성능 검증	

○ 기계`학습 데이터 획득 및 데이터베이스 구축

실험 환경	실험 결과
■ 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	
기계학습 알고리즘 설계를 위한 다양한 MIMO 채널 및 시스템 환경에서의 데이터 획득 및 데이테베이스 구축	

제 3 장 연구 개발 성과

제 1절 지식재산권

번호	지식재산권 등 명칭 (건별 각각 기재)	국명	출원			등록			기여율
			출원인	출원일	출원번호	등록인	등록일	등록번호	
1		한국	백명선 외 3명	2018.8.17.	2018-0096195				100
2		한국	백명선 외 3명	2018.8.17.	2018-0096188				100

제 2절 국내 및 국외 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	-	미국	IEEE	SCI	게재 예정	-

제 3절 국내 및 국제학술회의 발표

번호	회의명칭	발표자	발표 일시	장소	국명
1	기계학습 알고리즘 기반의 자기간섭신호 추정 기술 연구 (제20회 전자정보통신 학술대회)	백명선	2018.12.07.	대전	한국

제 4절 표준화

번호	수행 기관명	표준화 주제	표준화 기구	표준화 단계	관련 번호	제출(채택)일	국가

제 5절 기술 거래(이전) 등

번호	기술 이전 유형	기술 실시 계약명	기술 실시 대상 기관	기술 실시 발생일	기술료 (해당 연도 발생액)	누적 징수 현황
-	-	-	-	-	-	-

제 6절 사업화 투자 실적

번호	연구개발 투자	설비 투자	기타 투자	합계	투자 자금 성격
-	-	-	-	-	-

제 7절 사업화 현황

(단위: 명, 년)

번호	사업화 방식	사업화 형태	지역	사업화명	내용	업체명	매출액		매출 발생 연도	기술 수명
							국내	국외		
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

제 8절 저작권(소프트웨어)

번호	저작권명	창작일	저작자명	등록일	등록번호	저작권자명	기여율
1	다중송수신 데이터 베이스 구축 용 데이터 생성 프로그램	2018.05.10	백명선	2018.12.28	C-2018-040600	한국전자통신연구원	100%
2	오토인코더 기반의 다중송수신 시스템	2018.09.25	백명선	2018.12.28	C-2018-040599	한국전자통신연구원	100%

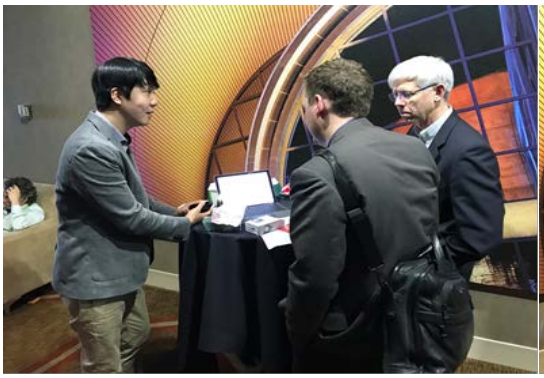
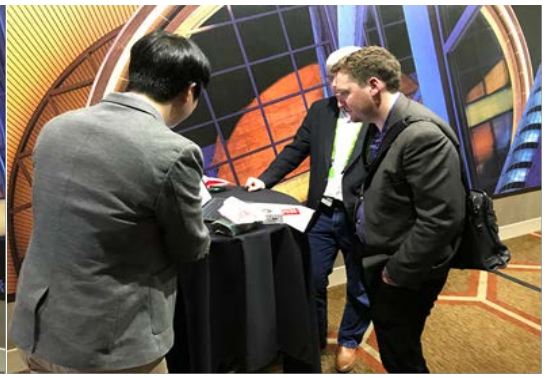
제 9절 기술문서

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 신호 검출 기술 상세설계서	4110-2018-03150	작성완료
6	동일채널에서 AutoEncoder를 이용한 다중송수신 기술 상세설계서	4110-2018-03472	작성완료

제 4 장 기타 성과

제 1절 외부 전문가와 기술교류

1. Tim O' Shea & Jim O' Shea 와의 회의

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

가. 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

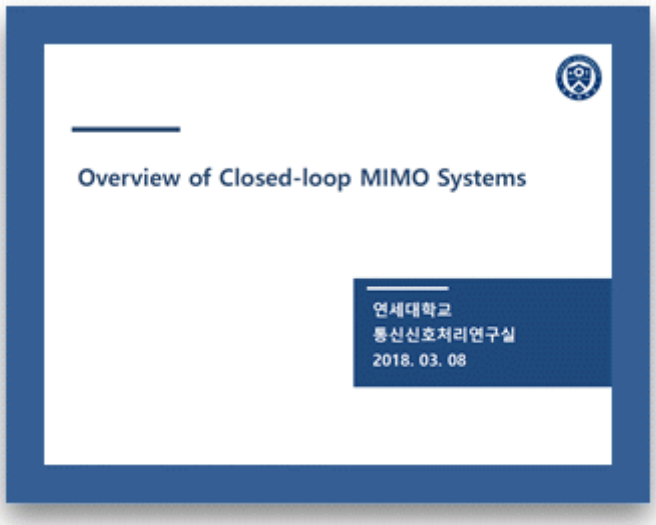
○ 통신 관련 Deep Learning 관련 기술 논의

- 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. MIMO Precoding 관련 전문가 초청회의



가. 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

○ Feedback채널이 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

3. 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)

가. 주요 내용

○ 미디어 송수신을 위한 딥러닝 기술

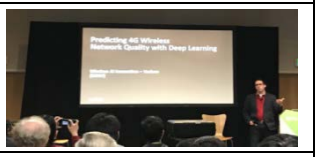
- 미디어 송수신을 위한 딥러닝 개요
- 딥러닝 기술 기본 개념
- 통신시스템을 위한 딥러닝 기술
- 다중신호 검출을 위한 딥러닝 기술
- 수신신호 왜곡 보상을 위한 딥러닝 기술

4. GTC2018 참관 및 최신 딥러닝 기술 동향 파악

가. 주요 내용

○ 주로 Communication, RF System 등 통신 시스템과 관련된 키워드가 포함된 세션에 참석하여 내용을 파악함

○ 각 주제별 관심있게 참여한 주요 세션은 다음과 같음

Topic	발표논문명	기관명	발표 사진
Communi-cation & RF System	Efficient Communication Library for Large-Scale Deep-Learning	IBM Research	
	Predicting 4G Wireless Network Quality with Deep-Learning Algorithm	Verizon Wireless	
	Enabling Deep Learning Applications in Radio Frequency Systems	Deepwave Digital	

	Designing Wireless Systems with Deep Learning – An Autoencoder-Based Approach to PHY Layer Design	DeepSig Inc.	
	Tackling The Crowded Radio Frequency Spectrum Using Deep Learning	KickView Corporation	
Linear Algebra & Mathematics	Accelerating Linear Algebra on Small Matrices – from Batched BLAS to Large Scale Solvers	University of Tennessee, Knoxville	
	Monte Carlo Methods and Neural Networks	Stanford University	
Deep Learning Library	Deploying, Profiling, and Optimizing Distributed TensorFlow in Production with GPUs	PipelineAI	
	Accelerate TensorFlow Inference with New TensorRT Integration	NVIDIA	

<부록 1> 연구 수행 내용 및 주요 결과

제 1절 기계학습 기반 입력신호 정의 및 데이터베이스 구축

1. 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

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

○ 위와 같이 전송되는 신호는 기계학습 송수신 데이터베이스 구축 구조도에서와 같이 M-QAM변조된 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

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

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

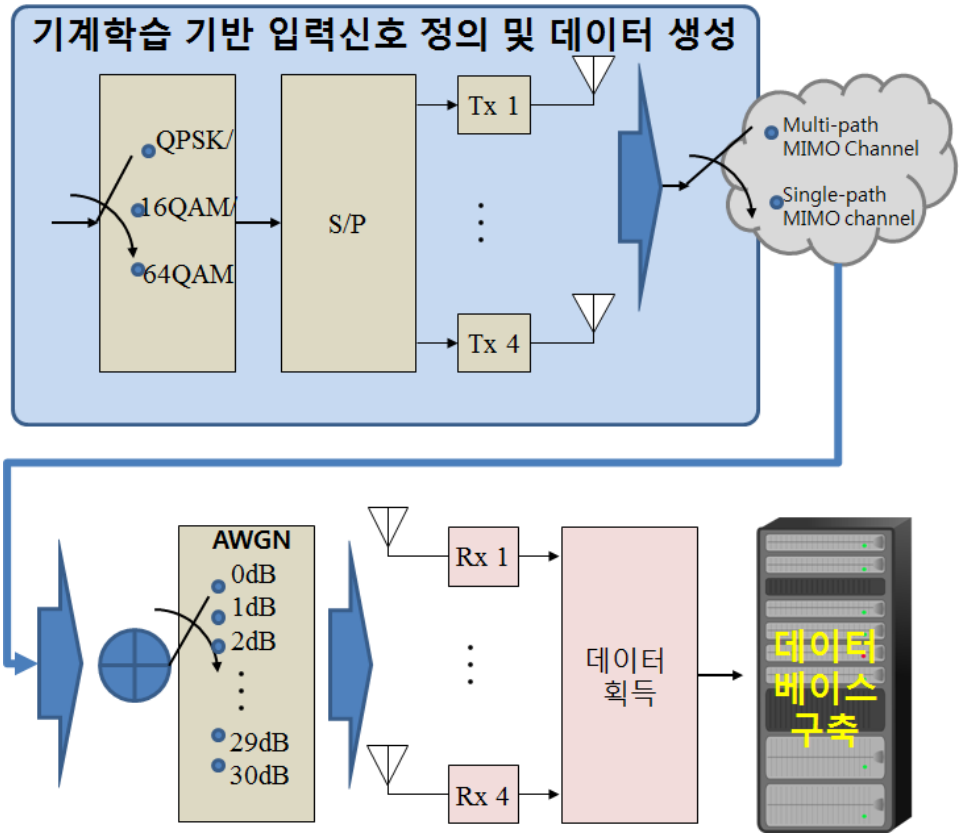
○ 위의 절차를 통해 다중송수신 시스템을 통해 수신된 신호를 추출하게 됨

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

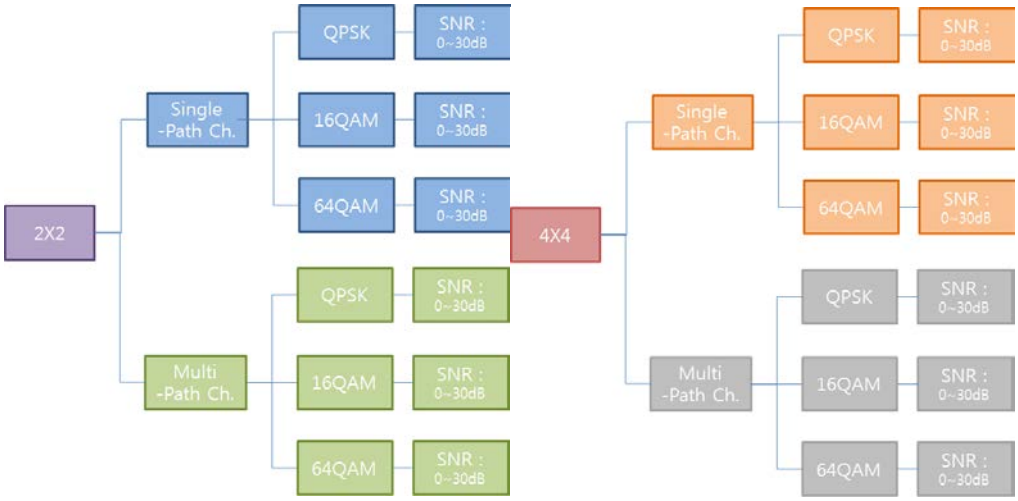
2. 기계학습 알고리즘 개발을 위한 데이터베이스 구축

○ 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
- 0~30dB의 다양한 SNR환경에서의 송수신 데이터 획득
- 상기 다양한 환경에서 획득된 데이터를 데이터베이스로 구축하여 딥러닝 알고리즘 개발에 활용



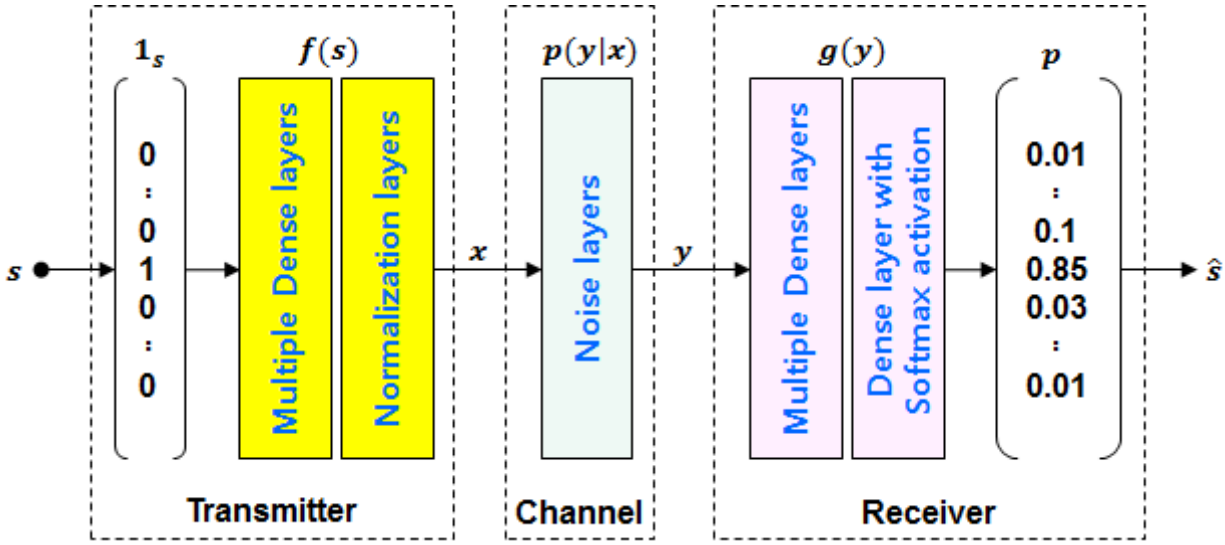
<기계학습 송수신 데이터베이스 구축 구조도>



<데이터베이스 분류도>

제 2절 AWGN 환경에서 기계학습기반 단일전송 기술 개발

1. 기계학습 기반 단일전송 기술 구조 및 개요



<기계학습 기반 단일전송 기술 구조도>

○ 기계학습기반 단일전송을 위한 Autoencoder 특징

- 전송되는 변조신호 x에서 수신신호 y로 mapping되는 channel (noise, fading, distrotion 등) 에 강건하도록 메시지 s에 대한 변조신호 x 표현을 학습하는 것
- 주로 Redundancy를 추가하여 채널왜곡에 강인한 표현이 되도록 변조신호를 학습함
- 정보이론적으로 최적의 방법이 알려져 있지 않은 경우에도 훈련을 통한 학습이 가능

2. 기계학습 기반 단일전송 기술 개발 내용

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

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

$$\boldsymbol{x}=\boldsymbol{f}(\boldsymbol{s}) \in \mathbb{R}^{\boldsymbol{n}}$$

○ T개의 전송안테나를 통해 전송되는 신호는 다음 식과 같이 나타낼 수 있음

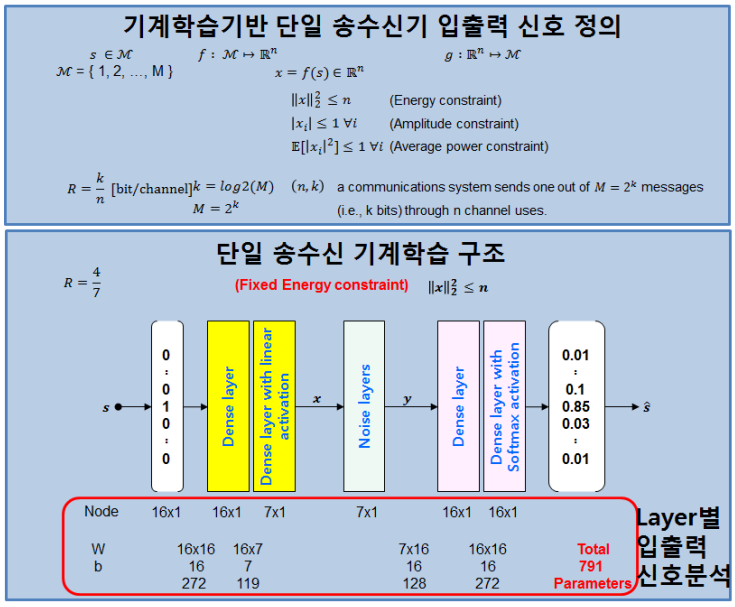
$$\mathbf{x} = [x_1 x_2 \cdots x_T]^T$$

○ 이때 변조된 x의 조건은 다음과 같이 나타낼 수 있음

$$\|\boldsymbol{x}\|_2^2 \le \boldsymbol{n} \quad \text{(Energy constraint)}$$
$$|\boldsymbol{x_i}| \le \mathbf{1}\ \forall \boldsymbol{i} \quad \text{(Amplitude constraint)}$$
$$\mathbb{E}[|\boldsymbol{x_i}|^2] \le \mathbf{1}\ \forall \boldsymbol{i} \quad \text{(Average power constraint)}$$

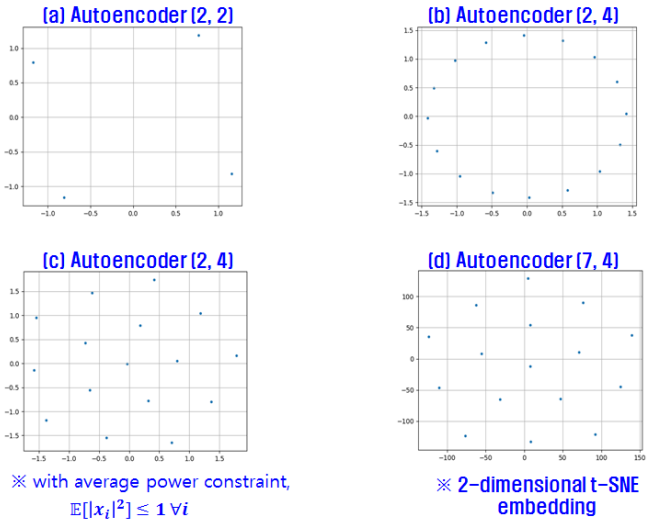
○ $\beta = (2RE_b/N_0)^{-1}$의 일정한 Variance를 갖는 노이즈 채널을 거쳐 신호가 수신되며 기계학습 기반 복조기를 거쳐 최종 전송신호를 검출함

○ 송수신 절차에 따른 신호의 차수 및 전송률 변화는 다음 그림과 같이 나타낼 수 있음



<기계학습 기반 단일전송 기술의 신호처리 절차에 따른 데이터 차원 변화 및 전송율>

○ 입력신호 및 변조 차수에 따른 기계학습기반 단일 송수신 기술의 성상도는 다음 그림과 같이 나타낼 수 있음



<기계학습 기반 단일전송 기술의 입력신호 및 변조차수에 따른 성상도>

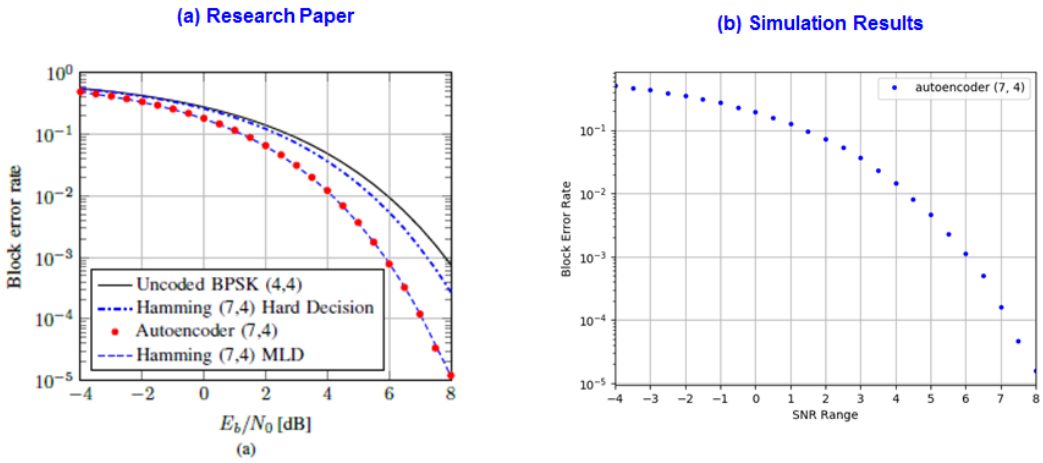
3. 성능분석

○ 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
- train_size = 1024000

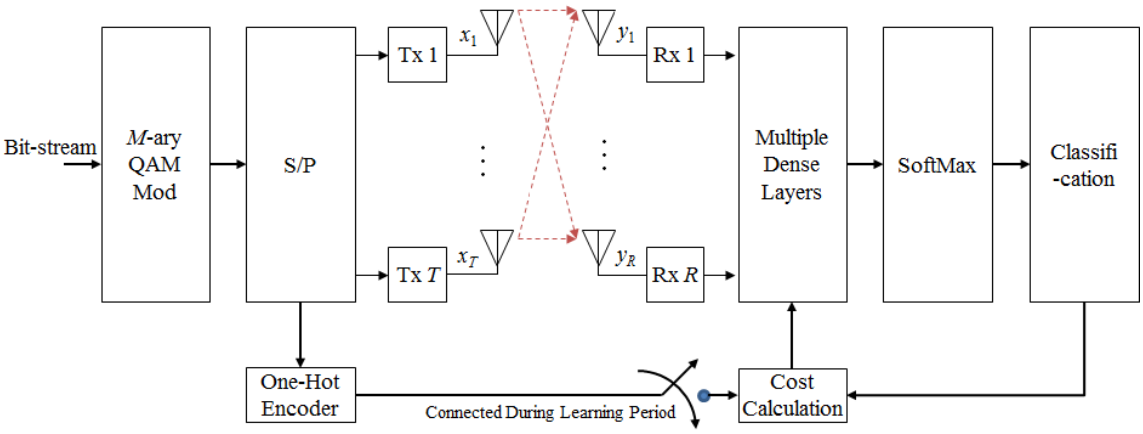
○ 다음 그림은 개발된 기술 및 기존 기술과의 성능을 보여주며, 개발된 기술은 기존 기술과 유사한 성능을 달성하는 것을 확인할 수 있음



<기계학습 기반 단일전송 기술의 성능>

제 3절 기계학습 기반 다중송신신호의 간섭제거 및 검출기술 개발

1. 기계학습 기반 다중송신신호의 간섭제거 및 검출기술 개요



<기계학습 기반 다중송수신 신호의 간섭제거 구조도>

○ 기계학습기반 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 기준값으로 기존 알고리즘 기반의 최적성능을 제공하는 Optimal ML 기술을 사용

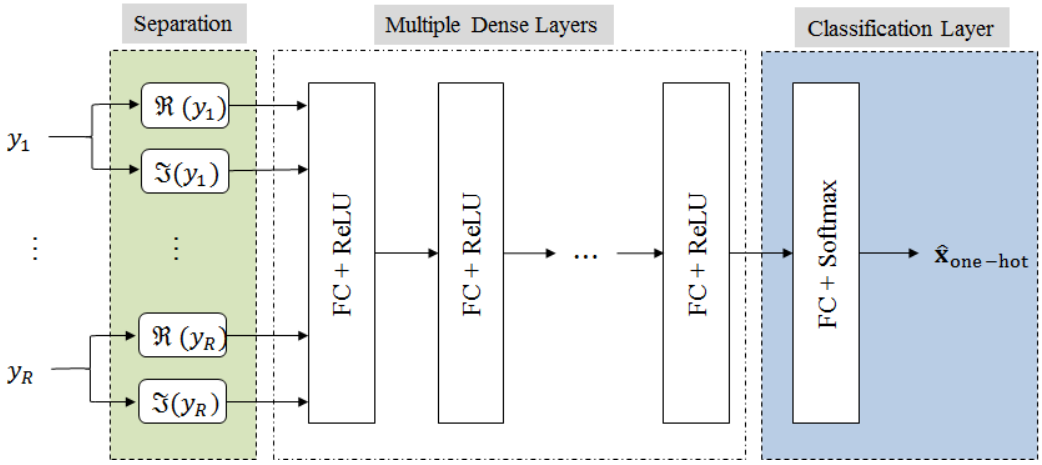
○ 기계학습기반 수신시스템 동작 순서

- 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
- 이때 채널 정보 또는 SNR정보를 필요로 하지 않고 오직 송수신 신호만을 이용하여 훈련을 수행
- 딥러닝 입력신호로는 I/Q가 분리된 형태의 수신신호이고 훈련에 사용되는 기준값(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

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

1) DNN 기반 수신시스템 개요



<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

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

○ 위의 식에서 $\mathcal{R}(y_r)$는 r번째 수신된 신호 의 real값이고 $\mathcal{I}(y_r)$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

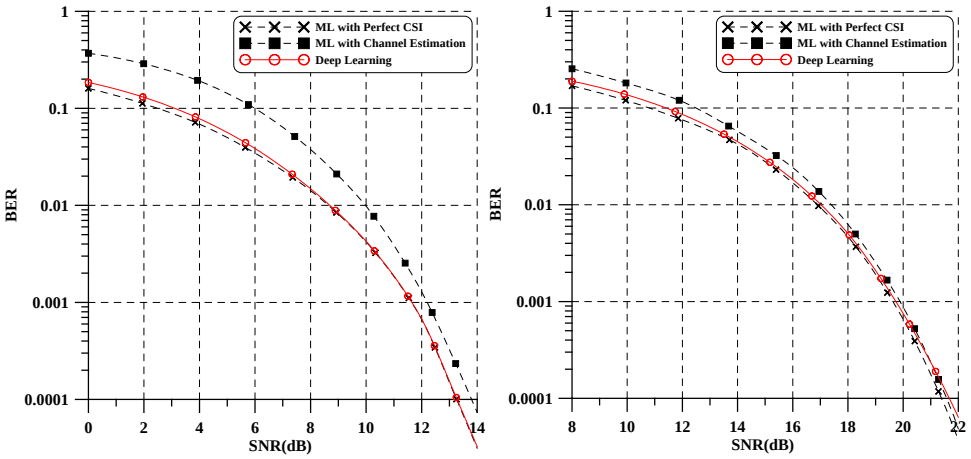
○ 이때 각 Neuron의 계수는 차이값을 줄여가는 쪽으로 훈련되며, 차이값 계산을 위해Cross Entropy을 사용함

○ 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



(a) 2X2 QPSK 성능 (b) 2X2 16QAM 성능

<DNN 기반의 신호 검출 기술 성능>

○ 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

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

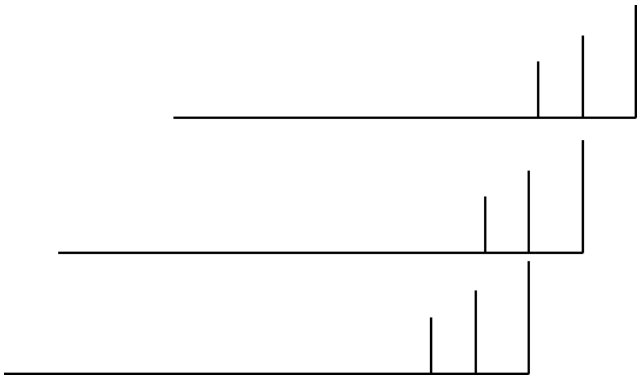
1) Multi-path MIMO 채널에서의 송수신 신호

○ 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



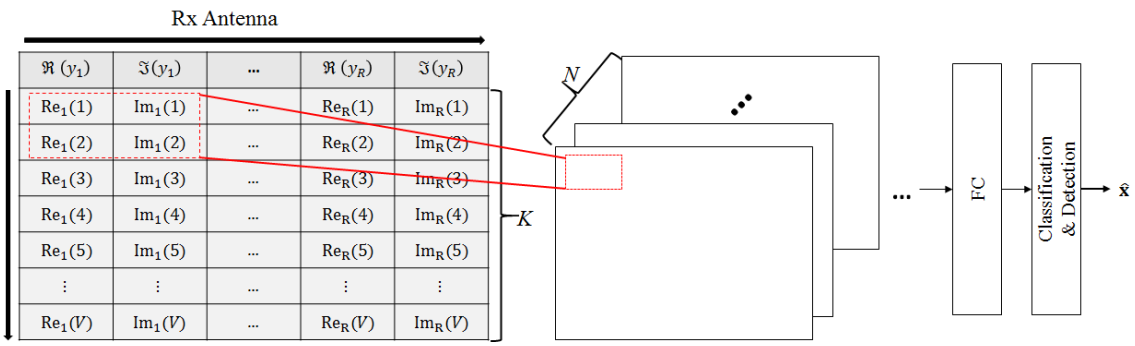
<Multi-path 채널에서의 수신 신호 개념도>

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

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

◯ 위의 식에서 *은 컨벌루션 연산을 나타냄

2) CNN 기반 수신 시스템 개요



<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

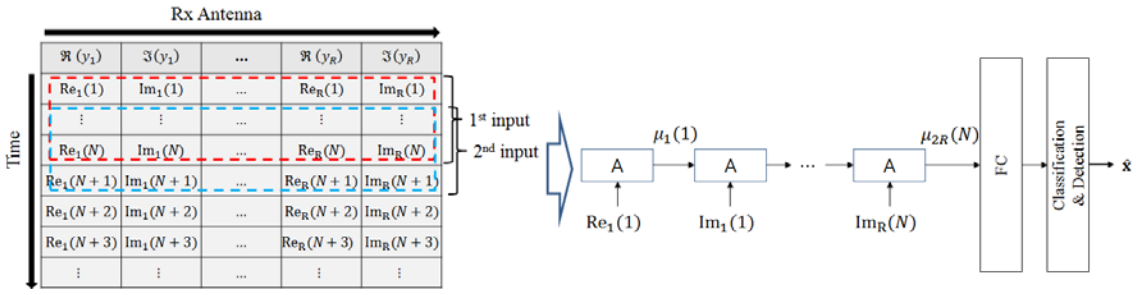
3) CNN 기반 수신 시스템 동작

◯ 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

4) RNN 기반 수신 시스템 개요



<RNN □□□ □□ □□ □□□ □□□>

○ 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

5) RNN 기반 수신 시스템 동작

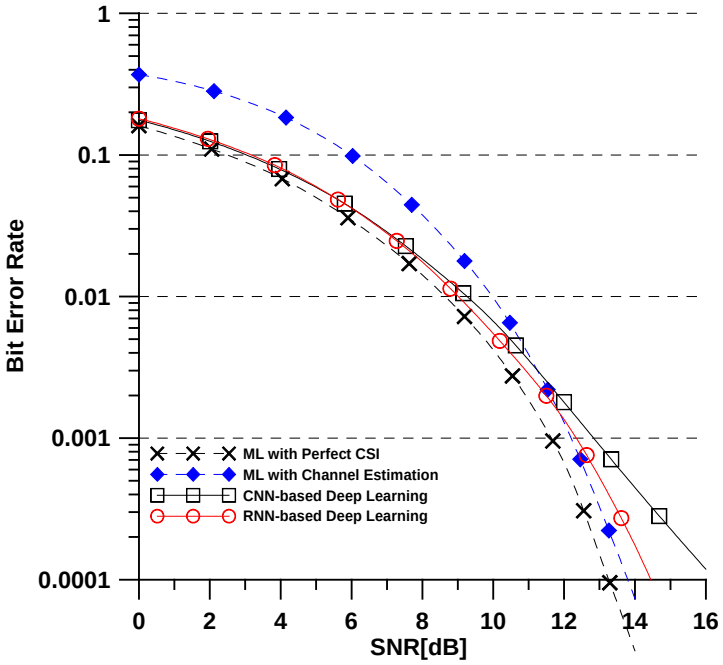
○ 다중패스 채널을 통과한 신호 또는 시간/주파수 옵셋이 발생한 신호는 연속적으로 이전신호가 이후 신호에 영향을 주기 때문에 시간변화 기반의 신호라고 가정할 수 있음

○ 하나의 송신 신호를 검출하기 위해 총 N시간동안 수신 신호가 고려되며 이러한 검출 절차는 순차적으로 진행됨

6) 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



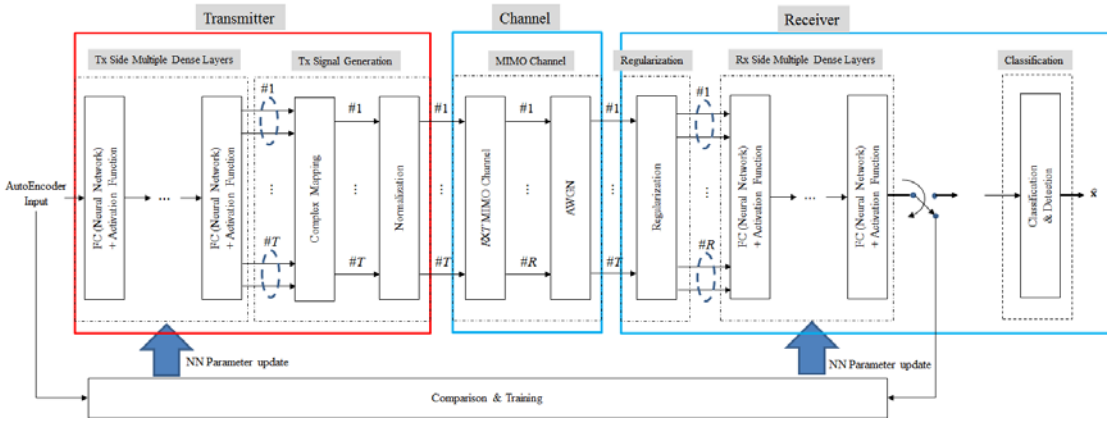
<다중경로 MIMO 채널환경에서 CNN구조와 RNN구조 기반 신호 검출 시스템 성능>

○ 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 우수한 성능을 제공하며 높은 SNR에서는 성능이 다소 열화되지만 큰 성능의 열화 없이 신호의 검출이 가능함

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

1. 2X2 MIMO 환경에서의 기계학습 기반 Auto-Encoder 설계



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

1) 2×2 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/Q신호로 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) 2×2 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

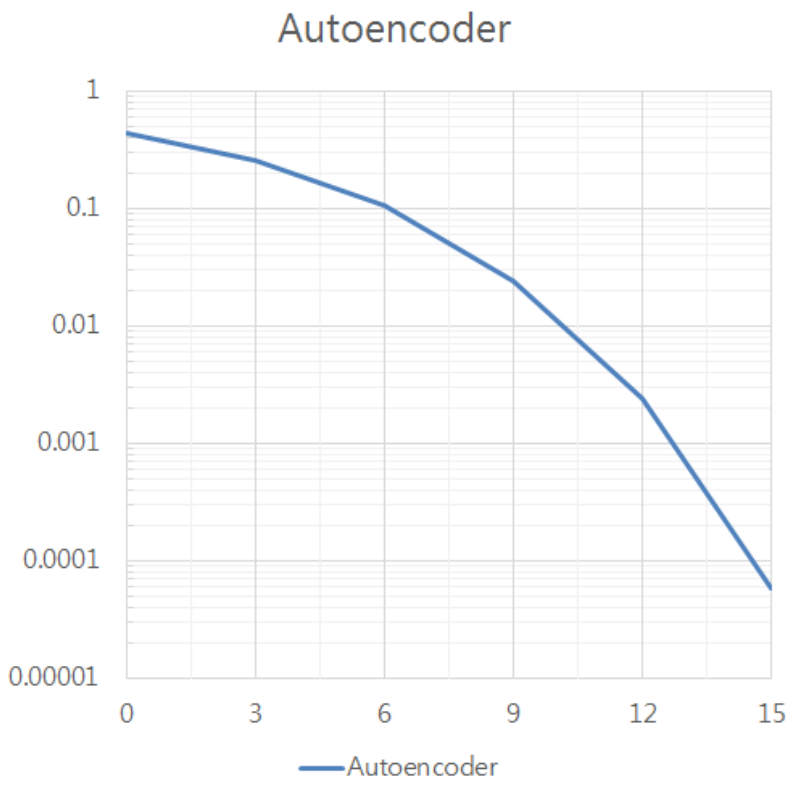
○ 훈련이 끝난 후에는 수신단이 알지 못하는 신호가 입력되고 송신된 신호를 추정하는 실제 통신이 수행됨

3) 성능 분석

○ 설계된 2x2 Auto-Encoder의 Hyper Parameters

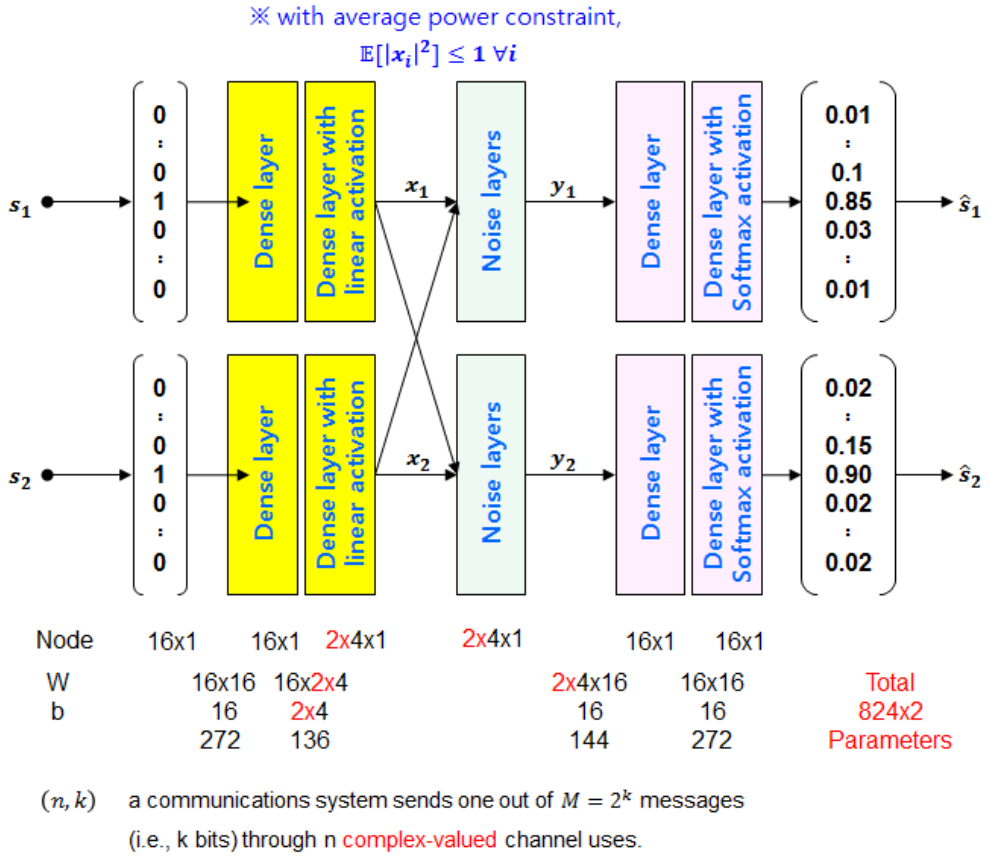
- MIMO System = 2X2 QPSK
- MIMO Channel = Single Path Rayleigh MIMO Channel
- Deep Learning Algorithm: DNN
- Learning Rate = 0.001

- Maximum Number of Epochs = 20000
- Batch Size= 10000
- Fully Connected layers
  > Transmitter: 3
  > Receiver: 3



◯ 3-2절의 기존 알고리즘 기반의 Optimal ML 기술 매우 유사한 성능 제공이 가능함

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



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

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

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

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

○ 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

○ 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

○ 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

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

○ Conflicting goals을 가진 두개의 coupled autoencoders의 train 방법은 명확하지 않음

○ 따라서 두 손실의 가중치 합을 최소화함

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

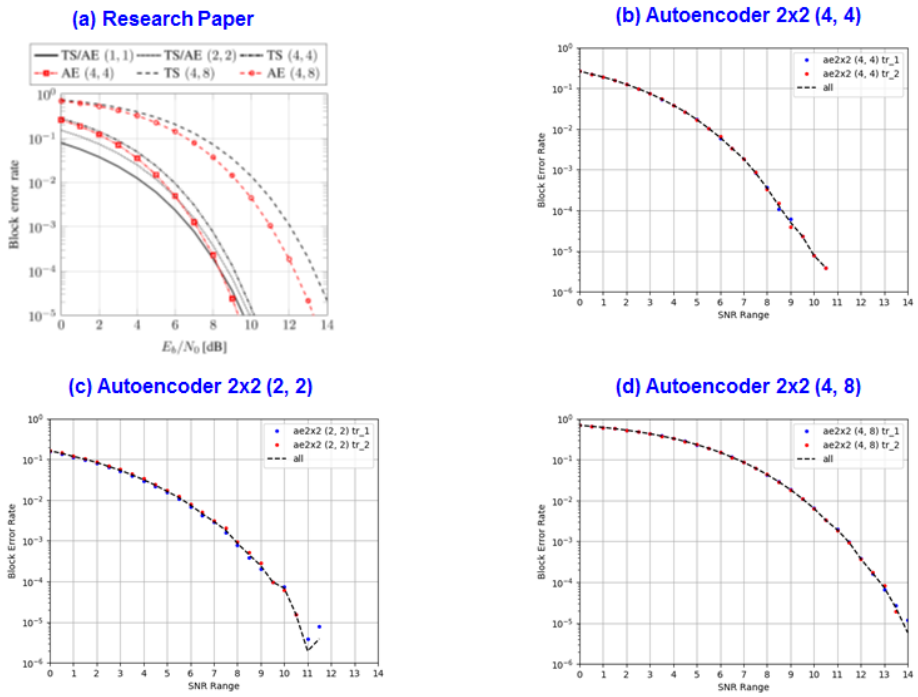
3. 성능분석

○ 본과제를 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
- train_size = 1024000

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



<기계학습 기반 2-User 2X2 다중송수신 Auto-Encoder 기술의 성능>

주 의

1. 이 연구보고서는 한국전자통신연구원의 주요사업으로 수행한 1차년도 연구결과입니다.

2. 이 보고서의 내용을 발표할 때에는 반드시 한국전자통신연구원에서 수행한 주요사업 결과임을 밝혀야 합니다.