

순환신경망을 이용한 도플러 채널 예측

조 선 영*, 손 지 용*, 한 동 준*, 문 재 균*, 안 현 준**

Doppler Channel Series Prediction Using Recurrent Neural Network

Sunyoung Jo*, Jy-yong Sohn*, Dong-Jun Han*, Jaekyun Moon*, HyunJun Ahn**

요 약

빠르게 시변하는 채널 환경에서의 통신 시스템의 경우 채널 추정을 위한 파일럿 자원이 많이 사용되는데, 이는 시간 당 데이터 전송 효율을 낮추는 주요 원인이 된다. 본 논문은 순환 신경망을 이용한 채널 예측 구조를 도입함으로써 시스템의 데이터 전송 효율을 향상시키고자 하였다. 순환 신경망 구조를 도입하면, 우선적으로 파일럿을 기반으로 추정된 채널 값들을 훈련한 후, 이후에 파일럿 없이 미래의 채널 변화를 예측하여 이를 채널 보상에 이용할 수 있게 한다. 본 논문에서는 순환 신경망을 적절히 이용할 경우 통신 성능도 향상될 수 있음을 보이고, 훈련 구간 길이 대비 적절한 채널 예측 구간 길이를 제안함으로써 실제 적용에 가이드라인을 제공하고자 하였다.

Key Words : Doppler channel estimation, RNN channel prediction, SCFDE system

ABSTRACT

In fast time-varying channel environments, pilot resources should be used frequently to track the channel variation, which leads to lower time-efficiency. In this paper, we propose a recurrent-neural-network (RNN)-based channel prediction method to improve both time-efficiency and system performance compared to the conventional pilot-based channel estimator. During the channel training period, the channels are estimated based on the pilot resources, and the estimated channels are used to train the RNN. In the actual channel prediction period, only the RNN (not the pilots) is used to predict the channel series. Our proposed method can be easily applied to the conventional pilot-based channel estimator and improves time-efficiency by achieving lower bit-error rate (BER) performance within a certain prediction period.

I. 서 론

인공신경망(artificial neural network, ANN)은 최근 분류(classification), 군집화(clustering), 간섭(interference) 등의 복잡한 문제를 해결하기 위한 도구로써 많이 이용되고 있다. 특히, 신호 처리 관점에

서는 주로 통신 시스템 상의 채널 추정 기법과 채널 보상 기법에 응용되고 있다. ANN 이 시변 채널의 추정에 이용된 연구^[1-3]와 보상에 이용된 연구^[4-6]를 살펴보면, ANN은 기존 선형 기법에 비해 나은 성능을 가짐이 확인된 바 있다.

도플러 감쇄 채널의 통신 시스템에서는 특히 채널

※ 본 연구는 2017년도 한화시스템(주)의 재원을 받아 수행되었습니다.

• First Author : (ORCID)KAIST Department of Electrical Engineering, sun90015@kaist.ac.kr, 조선영, 정희원

◦ Corresponding Author : (ORCID)KAIST Department of Electrical Engineering, sun90015@kaist.ac.kr, 조선영, 정희원

* (ORCID)KAIST Department of Electrical Engineering, jysohn1108@kaist.ac.kr, djhan93@kaist.ac.kr, jmoon@kaist.edu, 문제균

** (ORCID)Hanwha Systems, hjahn14@hanwha.com

논문번호 : KICS2018-01-031, Received January 31, 2018; Revised March 27, 2018; Accepted XX XX, 2018

추정의 정확도가 성능에 주요한 영향을 미친다^[8-9]. 파일럿 기반 채널 추정기법의 경우, 채널이 복잡할수록 잦은 파일럿 배치로 데이터 전송 효율이 감소한다는 문제가 있으므로, 채널 예측 기법을 사용하여 채널을 추정하고자 하는 시도가 있었다^[10-13]. 특히, ANN을 이용하고자 한 시도로는 Z-변환과 복소신경망(CVNN) 기법을 이용하여 도플러 채널을 예측하고자 한 연구가 있었다^[14].

본 논문에서는 도플러 감쇄 채널에서 ANN의 일종인 순환신경망(recurrent neural network, RNN)을 이용한 채널 예측 시스템을 제안한다. 파일럿 기반으로 추정된 채널 값들을 훈련하여 RNN이 과거의 채널 값들을 바탕으로 미래의 채널 값을 도출하는 구조이며, 이 때 채널 탭의 변화량을 이용하여 채널 추정의 정확도를 높였다. 기존 시스템에서 주로 사용하는 파일럿 기반 추정 채널 값들을 훈련하는 방식은 기존 시스템에서 제안하는 구조를 쉽게 도입 가능하도록 하며, 기존 파일럿 기반 채널 추정 시스템 대비 시간 전송 효율과 BER 성능 향상을 이루어내었다. 그와 동시에 본 논문에서는 채널 훈련 구간 길이 대비 적절한 채널 예측 구간 길이를 제안하여, 제안하는 시스템 적용 시 데이터 전송 효율을 높이는 가이드라인을 제시하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 도플러 채널 및 전체적인 SCFDE 시스템 모델을 설명하고, III장에서 파일럿이 있는 기존 시스템에서의 채널 추정 및 보상 기법을 서술한다. IV장에서는 제안하는 RNN 기반 채널 예측 기법을 서술하고 V장에서 시뮬레이션을 통한 수치적 분석 후에 VI장에서 결론과 함께 마무리한다.

II. 시스템 모델

2.1 도플러 채널 모델

신호 송신기의 이동성으로 인해 생성되는 도플러 확산 현상은 시변 채널인 도플러 감쇄 채널을 유발하여 수신 신호의 스펙트럼을 변화시킨다. 이 때 최대 도플러 확산인 도플러 주파수는 송신기의 상대속력의 함수로 나타나며, 도플러 감쇄 채널은 도플러 주파수 값을 이용하여 Jakes 감쇄 모델로 모델링 될 수 있다^[15]. N_{tap} 개의 다중 경로를 가지는 도플러 감쇄 채널 h 는 각 경로 채널의 합으로 나타낼 수 있고, 심볼 주기(symbol time)를 T_s , m 번째 채널의 도플러 주파수를 f_m , 채널 파워를 a_m , 위상 이동을 ϕ_m , 탭 지연을 τ_m 이라 할 때, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$h(n, \tau) = \sum_{m=0}^{N_{tap}-1} a_m e^{j(2\pi f_m T_s n + \phi_m)} \delta(\tau - \tau_m(n)) \quad (1)$$

2.2 채널 추정기를 이용하는 SCFDE 시스템

본 논문에서는 도플러 감쇄 채널을 거치는 SCFDE 시스템을 가정한다. 이 때, 전체 SCFDE 송수신 시스템은 그림 1과 같다. 데이터 비트열 b 는 데이터 심볼열 x 로 매핑되고, CP가 추가된 후 주파수 선택적 페이딩 채널을 통해 전송된다. 신호가 전송되는 채널의 채널 임펄스 응답(channel impulse response)을 h , 부가 잡음(additive noise)을 w 라 할 때, 수신단에서 수신하는 신호 y 는 이산 시간 영역에서 다음과 같이 표현할 수 있다:

$$y(n) = \sum_{\tau=0}^{N_{tap}-1} h(n-\tau, \tau) x(n-\tau) + w(n) \quad (2)$$

전송된 비트열을 복원하기 위해서는 수신단에서 채널 감쇄 효과를 상쇄하는 채널 보상을 진행해야 한다. SCFDE에서는 CP의 길이를 채널 길이보다 길게 설정하면 다중 경로 간섭을 제거할 수 있다. 이에 더하여 본 논문에서는 수신단의 복잡도를 낮추기 위해 주파수 영역의 tap-by-tap 채널 보상 방식을 가정한다. 이를 위해 수신 신호 y 의 주파수 영역 신호 Y 는 다음과 같이 표현할 수 있다:

$$Y = HFX + W \quad (3)$$

이 때, $F_{N_{fft} \times N_{fft}}$ 는 DFT 행렬, $H_{N_{fft} \times N_{fft}}$, $X_{N_{fft} \times 1}$, $W_{N_{fft} \times 1}$ 는 각각 h , x , w 의 주파수영역 신호 행렬이다.

채널 보상에서는 채널 추정기로 추정된 채널 행렬인 \hat{H} 을 이용한다. 채널 보상 기법으로 MMSE 채널 보상을 사용하면, 주파수 영역에서 복원된 신호 \hat{X} 는 다음과 같이 표현할 수 있다:

$$\hat{X} = \frac{I}{\hat{H} + \sigma_w^2 I} Y = \frac{I}{\hat{H} + \sigma_w^2 I} HFX + \hat{W} \quad (4)$$

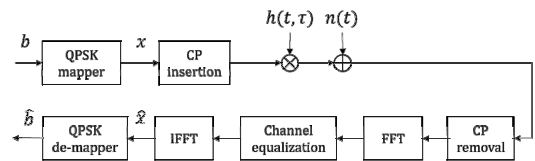


그림 1. SCFDE 송수신 시스템 블록 선도
Fig. 1. SCFDE transceiver system block diagram

이 때, σ_w^2 는 잡음 분산(noise variance)이다.

복원된 신호 \hat{X} 은 시간 영역으로 보내진 후 비트열 \hat{b} 으로 복원된다. 이러한 SCFDE 시스템의 경우, 채널 보상에 이용되는 \hat{H} 값과 실제 시변 채널 값의 차이가 성능 저하를 유발한다. 이에 채널 추정의 정확도를 높이는 것이 시스템 전송 신뢰도를 높이는 주요 역할을 한다.

III. 파일럿 기반 채널 추정 기법

3.1 데이터 프레임 구조

파일럿을 이용하여 채널을 추정하는 시스템에서는 데이터를 전송하기에 앞서 파일럿을 전송하여 데이터가 겪을 채널을 앞서 예측한다. N_{fft} 개의 심볼과 N_{CP} 개의 CP 심볼로 이루어진 기본 단위를 미니슬롯(minislot)이라 명칭하자. 이 때, 파일럿 미니슬롯은 그림 2와 같이 N_d 개의 데이터 미니슬롯 당 1개씩 배치된다. 시스템의 전체 송신 데이터 블록은 그림 2의 데이터 프레임의 반복 구조로 볼 수 있다.

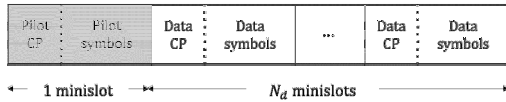


그림 2. 전송하는 데이터 프레임 구조
Fig. 2. Data frame structure for transmission

3.2 선형 MMSE 채널 추정

배정되는 파일럿 신호는 수신기 측에서 알고 있기 때문에, 송신 파일럿 신호와 수신 파일럿 신호를 비교하여 추정 채널 값을 계산한다. 선형 기법인 Zero-forcing (ZF) 기법이나 MMSE 기법이 가능한데, 본 논문에서는 선형 기법 중 가장 성능이 좋은 것으로 알려진 MMSE 기법을 가정한다. 추정된 채널 값을 식으로 표현하면 다음과 같다^[16]:

$$\hat{h}_{MMSE} = C_h F^H (N_{fft} \sigma_w^2 I + D C_h F^H)^{-1} Y \quad (5)$$

이 때, C_h 는 채널 공분산 행렬, D 는 $diag(Fp)F$ 행렬, p 는 파일럿 심볼 벡터로 정의한다.

파일럿 미니슬롯은 실제 채널 탭 값이 크게 변하기 전인 상관 시간(coherence time) 전에 재할당되어 추정 채널 값을 업데이트해야 한다. 그래서 도플러 주파수가 클수록 상관 시간이 짧아져 파일럿 배치 주기가

짧아지므로, 데이터 송신율이 낮아지는 단점이 있다.

IV. RNN 기반 채널 예측 기법

이번 장에서는 RNN 기반 채널 예측 기법을 제안하여 도플러 감쇄 채널에 대응하고자 하였다. RNN을 이용하여 비선형으로 변화하는 채널 값을 예측하면, 파일럿에 할당되는 자원을 줄이고 시스템의 데이터 전송률을 증가시킬 수 있다. ANN의 일종인 RNN 또한 인공지능망의 변수들을 훈련하는 시간이 필요하다는 단점이 있지만, 초기 훈련이 된 후에는 단순한 연산이 가능해 계산 복잡도를 낮출 것으로 기대할 수 있다.

채널 추정기를 대신하는 채널 예측에 RNN을 적용시키는 아이디어를 도식화하면 그림 3과 같다. 선형 MMSE 기법을 이용하여 채널을 추정하는 기존 기법의 경우 즉각적으로 현재의 채널을 추정하지만, RNN의 경우 과거의 채널 값들을 가지고 미래의 채널을 추정하는 일종의 메모리 기법이라고 볼 수 있다. 이 때, 실제 채널 값들을 수신단에서 알 수 없기 때문에 파일럿 기반의 추정 채널 값들과 채널 변화량 값들을 RNN에 입력하여 미래의 채널 값을 도출할 수 있는 시스템으로 구성한다. 즉, 일정 시간동안의 채널 값들을 모아 RNN에 입력하고 그 다음 시간의 채널 값들을 도출할 수 있도록 훈련시키는 것이다. 채널 훈련기간이 끝나면, 채널 추정기나 파일럿 자원 없이 RNN만으로 채널 값 도출이 가능해진다.

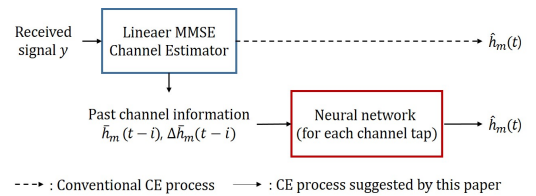


그림 3. 제안하는 기법의 개념도
Fig. 3. Proposed scheme concept

4.1 제안하는 RNN 구조

적용하는 RNN의 구조는 그림 4와 같다. RNN이 입력 층에 N_{input} 개의 입력, hidden 층에 N_{hidden} 개의 뉴런, 출력 층에 N_{output} 개의 출력을 가진다고 가정한다. 이 때 각 요소들은 가중치 행렬인 W 의 곱으로 연결되는데, l 번째 층의 i 번째 요소와 $(l+1)$ 번째 층의 j 번째 요소를 연결하는 가중치인 $w_{i,j}^l$ 을 모아 W_l 로 표현한다. 각 채널 탭 별로 P 개의 과거 채널 값들

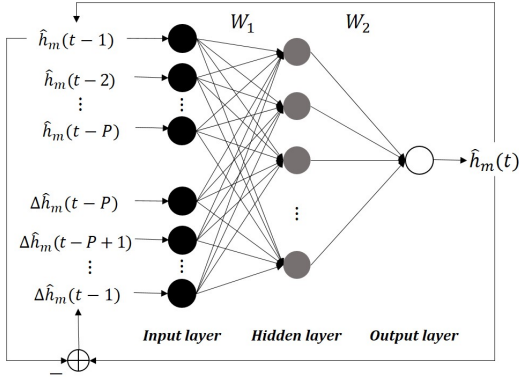


그림 4. RNN 구조
Fig. 4. RNN structure

$(\hat{h}_m(t-1), \dots, \hat{h}_m(t-P))$ 을 이용하여 다음 시간의 채널 값($\hat{h}_m(t)$)을 예측하며 예측된 채널 값은 그 다음 시간의 채널 값 예측에 이용되기 위해 반복적으로 RNN에 입력된다. 이 때, 예측 정확도 향상을 위해 P 개의 채널 변화량 값 ($\Delta \hat{h}_m(t-i) = \hat{h}_m(t-i) - \hat{h}_m(t-i-1)$)이 추가적으로 입력된다.

4.2 RNN을 위한 채널훈련구간 및 채널예측구간

RNN을 적용시키기 위해서는, RNN 변수 값들을 훈련시키는 채널훈련구간과 확정된 RNN을 이용하여 미래 채널을 예측하는 채널예측구간이 필요하다.

채널예측구간이 실제 RNN을 채널 추정에 적용하는 구간이라고 할 수 있으나, 본 연구에서는 채널훈련 구간에서 파일럿 기반 추정 채널 값들을 훈련하기 때문에 채널훈련구간 및 채널예측구간 모두에서 데이터 송수신이 가능하다. 각 구간에서 전송되는 데이터 구조는 그림 5와 같고, RNN의 학습이 끝난 채널예측구간의 데이터 구조에서 파일럿 없이 데이터 미니슬롯만을 배치하여 데이터 전송률을 높인 것을 볼 수 있다.

각 구간별 송수신 블록 선도는 그림 6과 같다. (a)의 채널훈련구간에서는 채널추정기에서 파일럿 기반

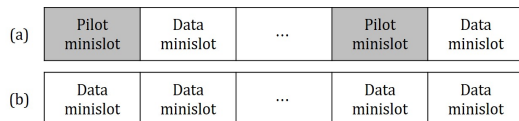


그림 5. (a) 채널훈련구간 및 (b) 채널예측구간의 데이터 전송 구조
Fig. 5. Data transmission structure in the (a) channel training phase, (b) channel estimation phase

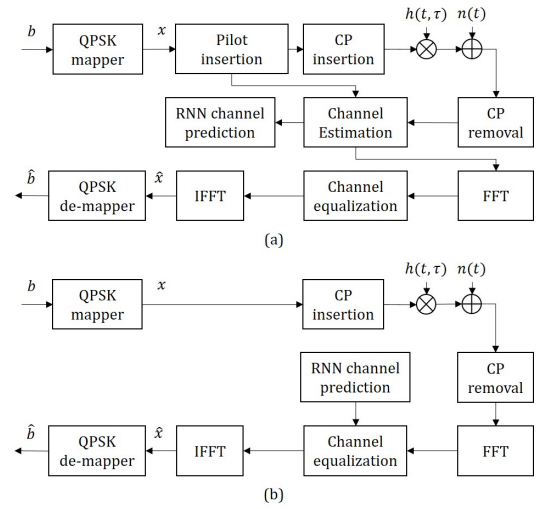


그림 6. (a) 채널훈련구간 및 (b) 채널예측구간의 송수신 시스템 블록 선도
Fig. 6. Transceiver Block Diagram of (a) Channel training phase and (b) Channel prediction phase

으로 추정된 채널 값들을 RNN에 입력하여 채널 변화를 훈련한다. 본 논문에서는 채널훈련구간에서 MMSE 또는 ZF의 선형 채널추정기를 가정하였으므로, 미니슬롯 단위로 추정된 채널 값들이 입력되어 RNN을 훈련한다. 훈련구간이 끝나고 채널예측구간인 (b)에서는 파일럿 삽입과 채널 추정기가 사라지고, 수신단에서 RNN에서 예측한 채널 값들만으로 채널 보상이 이루어진다.

RNN 훈련이란 시간에 따라 미래 채널 값을 도출할 수 있도록 RNN 연결망의 가중치들을 갱신하는 과정으로, 다음과 같은 단계를 반복하여 진행된다.

(1) 채널 값 입력: RNN에 입력하는 채널 값의 경우, 구간 별로 입력하는 값이 구분된다. 채널훈련구간의 경우 파일럿 기반으로 추정된 채널 값 $\bar{h}_m(t)$ 를 입력하고, 채널예측구간의 경우 RNN에서 출력된 채널 값 $\hat{h}_m(t)$ 를 다시 입력 값으로 넣어준다. 각 구간별 RNN 입출력 값을 정리하면 표 1과 같다.

(2) 순방향 전파: 비선형성을 포함하기 위하여 RNN 내부의 각 뉴런의 출력 값(l 층의 j 번째 뉴런의 출력 값 z_j^l)은 다음과 같이 결정된다. 이 때, f 는 인공 신경망의 활성화 함수(activation function), N_l 는 l 층의 뉴런 개수이다.

$$z_j^l = f\left(\sum_{i=1}^{N_{l-1}} w_{i,j}^l z_i^{l-1}\right) \quad (6)$$

표 1. 구간 별 RNN 입출력 값
Table 1. Input and output of RNN

RNN 입력 값	RNN 출력 값
채널훈련구간 $\begin{cases} \bar{h}_m(t-i) & \text{if } i \leq P \\ \Delta \bar{h}_m(t-i) & \text{if } P+1 \leq i \leq 2P \end{cases}$	$\hat{h}_m(t)$
채널예측구간 $\begin{cases} \hat{h}_m(t-i) & \text{if } i \leq P \\ \Delta \hat{h}_m(t-i) & \text{if } P+1 \leq i \leq 2P \end{cases}$	

(3) 역방향 전파: RNN은 파일럿 기반 추정 채널 값과 RNN 순방향 전파 출력 값의 MSE 값을 최소화 하는 방식으로 훈련한다.

$$e_{out}^m(t) = \|\hat{h}_m(t) - \bar{h}_m(t)\|^2 \quad (7)$$

(4) 가중치 업데이트: Gradient descent 방식으로 다음과 같이 가중치를 갱신하며, 이 때 η 는 learning rate이다.

$$w_{i,j} = w_{i,j} - \eta \left(\frac{\partial e_{out}^m}{\partial w_{i,j}} \right) \quad (8)$$

V. 실험 결과

이번 장에서는 시뮬레이션을 통해 제안하는 RNN 기반 채널 추정 기법의 성능을 분석하고자 하였다. 시뮬레이션에서 설정한 변수 값들은 다음 표 2와 같다. 본 논문에서는 도플러 모델로 SUI-3 채널 모델을 이용^[17]했는데, 이는 OFDM 시스템 상황에서의 연구들

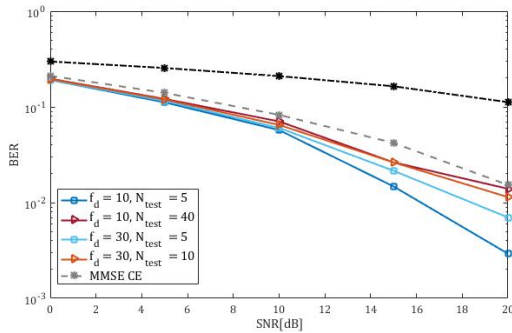


그림 7. 도플러 주파수와 채널예측구간 길이 변화에 따른 BER 변화

Fig. 7. BER vs SNR with different values of doppler frequency (f_d) and number of channel prediction minislots (L_2)

표 2. 시뮬레이션 변수 설정
Table 2. Simulation Parameters

SCFDE Parameters	Variable	Value
Modulation order	M	2(QPSK)
FFT size	N_{fft}	8
CP length	N_{CP}	4
Number of pilot minislots	N_P	100
Number of data minislots per pilot	N_d	1
Number of minislots in training phase	L_1	200
Number of minislots in prediction phase	L_2	(0:50)
Symbol Time	$T_s [\mu s]$	10
Channel Parameters		Variable
Channel tap length	N_{tap}	3
Channel delay	Delay	[0,1,2]
Channel tap power	chPow[dB]	[0,-5,-10]
Doppler frequency	f_d [Hz]	10,30
RNN Parameters		Variable
Input size	N_{input}	20
Number of hidden neurons	N_{hn}	10
Output size	N_{output}	1
Activation function	f	tanh

[18-19]에서 반영된 바 있다. 시뮬레이션에서 사용한 FFT 크기, CP 길이 등을 작은 값으로 설정하였는데, 더욱 현실적인 변수 값을 사용한 시스템 설계에 관한 방향성을 결론에서 언급하였다. 다만, 본 논문에서는 간단한 도플러 채널 환경에서, 제안하는 RNN을 활용한 예측 기반의 채널 추정의 가능성을 조명한다.

RNN 기반 채널 예측 시스템의 BER 성능은 그림 7과 같다. 기존의 파일럿 기반 MMSE 채널 추정 (MMSE channel estimator, MMSE CE) 및 ZF 채널 추정 (ZF CE) 시스템과 비교하여 성능 향상을 이룩한 것을 볼 수 있다. 이 때, 도플러 주파수(f_d)가 커질수록, 채널 예측 구간의 길이(L_2)가 길어질수록 성능 열화가 발생하였다.

이에 제안하는 RNN 기반 채널 예측 시스템이 기존의 파일럿 기반 MMSE 채널 추정 시스템과 BER 성능이 같아지는 조건을 확인하였다. 그림 7의 경우를 보면 채널훈련구간의 길이 200, $f_d = 10$, 채널예측구간의 길이 40 일 때 $SNR = 20dB$ 에서 MMSE 채널 추정 시스템과 RNN 채널 예측 시스템의 BER 성능이

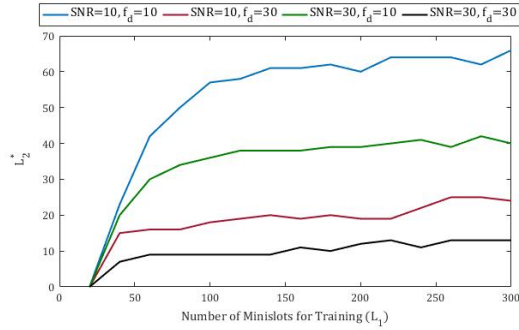


그림 8. 채널훈련구간 길이를 변화시켰을 때 파일럿 기반 MMSE 채널추정 기법 BER 성능에 도달하는 채널예측구간 길이

Fig. 8. Maximum number of channel prediction minislots (L_2^*) that achieves the BER of MMSE CE, as a function of number of channel training minislots (L_1)

유사하다. 이를 그림 8에서 채널훈련구간의 길이(L_1)를 변화시키면서 MMSE 채널 추정 시스템과 BER 성능이 같은 채널예측구간 길이(L_2^*) 변화로 나타냈다. 이를 통해 낮은 SNR이나 작은 도플러 주파수에 대해 높은 L_2^* 값을 얻는다는 것을 알 수 있다. 또한 채널 훈련 구간의 길이가 길어질 때 채널 예측 성능은 일정 값에 수렴함을 볼 수 있다.

이를 기반으로 기대하는 채널 예측 길이에 맞는 최소한의 채널훈련구간을 설정할 수 있고, 데이터 전송 효율과 함께 BER 성능 또한 향상시킬 수 있다. 예를 들어, L_1 길이의 채널훈련구간과 L_2^* 길이의 채널예측구간만큼 데이터를 전송한다면, MMSE CE와 같은 BER 성능을 얻으면서 파일럿이 없는 L_2^* 구간에서 데이터 전송률을 향상시킬 수 있다. 증가한 전송률을 $\Delta R[\text{symbols}/T_s]$ 라 한다면, 증가한 전송률은 다음 식(9)와 같이 나타낼 수 있다. 만약 채널예측구간을 L_2^* 보다 짧게 가진다면 데이터 전송률 향상과 함께 BER 성능 향상 또한 기대할 수 있다.

$$\begin{aligned}\Delta R &= R_{\text{prediction}} - R_{\text{Training}} \\ &= \frac{N_{\text{fft}}}{N_{\text{cp}} + N_{\text{fft}}} \left(1 - \frac{N_d}{N_d + 1} \right) \\ &= \frac{N_{\text{fft}}}{(N_{\text{cp}} + N_{\text{fft}})(N_d + 1)}\end{aligned}\quad (9)$$

VI. 결 론

본 논문에서는 도플러 채널을 통과하는 SCFDE 시

스템 상에서 RNN 기반 채널예측기법이 적용 가능하다는 것을 보였다. 제안하는 기법은 파일럿 기반으로 추정된 채널로 RNN을 훈련함으로써, 기존의 시스템에서 끊김 없이 데이터를 전송하면서 적용시킬 수 있다는 장점이 있다. 또한 훈련 구간 이후에는 RNN으로 예측된 채널을 채널 보상에 이용하여 파일럿이나 채널 추정 블락이 필요로 하지 않고, 데이터 전송 효율도 증가시킬 수 있다. RNN은 가중치의 단순 곱셈을 이용하기 때문에 계산 복잡도 또한 낮출 수 있다.

본 논문에서는 RNN의 적용이 기존 파일럿 기반 채널 추정 시스템 대비 BER 성능도 향상시킬 수 있다는 것을 보였다. 하지만, RNN의 경우 오류 전파가 발생하여 예측 구간이 길어질수록 성능이 감소하게 된다. 이에 본 논문에서는 파일럿 이용 채널 추정 시스템 대비 성능 개선이 있는 채널 예측 구간 길이를 제시하여, 시스템의 실제 적용에 가이드라인을 제시하고자 하였다. 현실적인 시스템 설정 변수들을 적용하였을 때 시스템 설계 및 최적화는 추후 연구에서 진행되어야 할 부분이나, RNN의 뉴런 층과 뉴런 개수를 증가시키는 방향으로 적용 가능할 것으로 예측된다.

References

- [1] J. Sun and D.-F. Yuan, "Neural network channel estimation based on least mean error algorithm in the ofdm systems," *Int. Symp. Neural Networks*, Springer, pp. 706-711, 2006.
- [2] L. Zhang and X. Zhang, "Mimo channel estimation and equalization using three-layer neural networks with feedback," *Tsinghua Sci. & Technol.*, vol. 12, no. 6, pp. 658-662, 2007.
- [3] M. N. Seyman and N. Taşpınar, "Channel estimation based on neural network in space time block coded mimo-ofdm system," *Digital Sign. Process.*, vol. 23, no. 1, pp. 275-280, 2013.
- [4] R. Pichevar and V. T. Vakili, "Channel equalization using neural networks," *1999 IEEE Int. Conf. Pers. Wireless Commun.*, pp. 240-243, 1999.
- [5] S. Chen, G. Gibson, C. Cowan, and P. Grant, "Adaptive equalization of finite non-linear channels using multilayer perceptrons," *Sign. Process.*, vol. 20, no. 2, pp. 107-119, 1990.
- [6] J. D. Ortiz-Fuentes and M. L. Forcada, "A

- comparison between recurrent neural network architectures for digital equalization,” 1997 *IEEE ICASSP-97*, vol. 4, pp. 3281-3284, 1997.
- [7] R. Parisi, E. D. Di Claudio, G. Orlandi, and B. D. Rao, “Fast adaptive digital equalization by recurrent neural networks,” *IEEE Trans. Sign. Process.*, vol. 45, no. 11, pp. 2731-2739, 1997.
- [8] F. Pena-Campos, R. Carrasco-Alvarez, O. Longoria-Gandara, and R. Parra-Michel, “Estimation of fast time-varying channels in ofdm systems using tow-dimensional prolate,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 12, no. 2, pp. 898-907, 2013.
- [9] H. Hijazi, E. P. Simon, M. Lienard, and L. Ros, “Channel estimation for mimo-ofdm systems in fast time-varying environments,” *2010 IEEE ISCCSP*, pp. 1-6, 2010.
- [10] H. P. Bui, Y. Ogawa, T. Nishimura, and T. Ohgane, “Performance evaluation of a multi-user mimo system with prediction of time-varying indoor channels,” *IEEE Trans. Ant. and Propag.*, vol. 61, no. 1, pp. 371-379, 2013.
- [11] T. Eyceoz, A. Duel-Hallen, and H. Hallen, “Deterministic channel modeling and long range prediction of fast fading mobile radio channels,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 2, no. 9, pp. 254-256, 1998.
- [12] A. Arredondo, K. R. Dandekar, and G. Xu, “Vector channel modeling and prediction for the improvement of downlink received power,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 50, no. 7, pp. 1121-1129, 2002.
- [13] M. Sternad and D. Aronsson, “Channel estimation and prediction for adaptive ofdm downlinks [vehicular applications],” *IEEE VTC 2003-Fall*, vol. 2, pp. 1283-1287, 2003.
- [14] T. Ding and A. Hirose, “Fading channel prediction based on combination of complex-valued neural networks and chirp z-transform,” *IEEE Trans. Neural Networks and Learning Syst.*, vol. 25, no. 9, pp. 1686-1695, 2014.
- [15] W. C. Jakes and D. C. Cox, *Microwave mobile communications*, Wiley-IEEE Press, 1994.
- [16] D. Tse and P. Viswanath, *Fundamentals of wireless communication*, Cambridge University Press, 2005.
- [17] R. Jain, “Channel models: A tutorial,” *WiMAX forum AATG*, 2007.
- [18] H. Sampath, et al., “A fourth-generation MIMO-OFDM broadband wireless system: design, performance, and field trial results,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 40, no. 9, pp. 143-149, 2002.
- [19] O. Arafat and K. Dimiyati, “Performance parameter of mobile WiMAX: a study on the physical layer of mobile WiMAX under different communication channels & modulation technique,” *2010 Second Int. Conf. IEEE Computer Eng. Appl. (ICCEA)*, vol. 2, 2010.

조 선 영 (Sunyoung Jo)



2015년 2월 : KAIST 전기 및
전자 공학과 학사 졸업
2017년 2월 : KAIST 전기 및
전자 공학과 석사 졸업
2017년 3월~현재 : KAIST 전
기 및 전자 공학과 박사과
정

<관심분야> 전자공학, 통신공학

손 지 용 (Jy-yong Sohn)



2014년 2월 : KAIST 전기 및
전자 공학과 학사 졸업
2016년 2월 : KAIST 전기 및
전자 공학과 석사 졸업
2016년 3월~현재 : KAIST 전
기 및 전자 공학과 박사과
정

<관심분야> 전자공학, 통신공학

한 동 준 (Dong-Jun Han)



2016년 2월 : KAIST 전기 및
전자 공학과 학사 졸업
2018년 2월 : KAIST 전기 및
전자 공학과 석사 졸업
2018년 3월~현재 : KAIST 전
기 및 전자 공학과 박사과
정

<관심분야> 전자공학, 통신공학

안 현 준 (Hyunjun Ahn)



2010년 2월 : 동아대학교 전자
공학과 졸업
2009년 12월~2013년 6월 : (주)
캠프넷 재직
2011년 3월~2013년 2월 : 인하
대학교 전자공학과 석사 졸
업

2013년 6월~2016년 5월 : (주)경신 재직
2016년 5월~현재 : 한화시스템(주) 선임연구원 재직
<관심분야> 전자공학, 통신공학

문 재 균 (Jaekyun Moon)



1984 : BS degree at Stony
Brook University
1987,1990 : MS & Ph.D
degree at Carnegie Mellon
University
1990-2009 : Professor at
Minnesota University

2009~Present : Professor at KAIST

<관심분야> 전자공학, 통신공학