

다차원 색인 변조를 위한 신경망 기반 활성 안테나 추정을 통한 저복잡도 제로-포싱 검파기

서정빈*, 김석찬°

Low Complexity Zero-Forcing Detector through Neural Network Based Active Antenna Estimation for Multi-Dimensional Index Modulation

Jeongbin Seo*, Suk Chan Kim°

요약

다차원 색인 변조는 우수한 스펙트럼 효율성으로 인해 활발히 연구되고 있다. 본 논문은 다차원 색인 변조의 기술 중 하나인 일반화된 공간-주파수 색인 변조(Generalized space-frequency index modulation, GSFIM)에 적용 가능한 활성 요소 선택 방식과 저복잡도 검파기를 제안한다. 제안하는 활성 요소 선택 방식은 GSFIM의 submatrix마다 공간 차원의 색인 변조를 수행하여 데이터 전송률을 증가시킨다. 제안하는 활성 요소 선택 방식을 사용할 경우 기존의 방식보다 높은 데이터 전송률을 제공하지만, 동일한 비트 오류율 성능을 보인다. 제안하는 검파기는 제로-포싱(Zero-forcing, ZF)기법이 적용된 GSFIM의 수신 신호에서 활성 안테나의 색인을 인공신경망으로 추정함으로써 수신기의 계산 복잡도를 감소시킨다. 제안하는 검파기는 제로-포싱 기법만을 사용했을 때에 비해 낮은 계산 복잡도를 요구하지만, 동일한 비트 오류율 성능을 보인다.

키워드 : 다중 안테나, 색인 변조, 딥 러닝

Key Words : MIMO, Index Modulation, Deep Learning

ABSTRACT

Multi-dimensional index modulation is actively studied due to its superior spectral efficiency. This paper proposes an active element selection method and a low-complexity detector applicable to generalized space-frequency index modulation (GSFIM), one of multidimensional index modulation scheme. The proposed active element selection scheme increases data rate by performing spatial index modulation for each submatrix of GSFIM. When the proposed active element selection method is used, the data transmission amount is higher than that of the conventional method, but the same bit error rate performance is shown. The proposed detector reduces the computational complexity of the detector by estimating the index of the active antennas using neural network in the received signal of the GSFIM to which the zero-forcing (ZF) technique is applied. The proposed detector requires lower computational complexity than when only the zero-forcing technique is used, but shows the same bit error rate performance.

* 이 논문은 부산대학교 기본연구지원사업(2년)에 의하여 연구되었음.

• First Author : Pusan National University Department of Electronics Engineering, sjb9612@pusan.ac.kr, 학생(석박통합), 학생회원

° Corresponding Author : Pusan National University Department of Electronics Engineering, sckim@pusan.ac.kr, 교수, 종신회원

논문번호 : 202011-294-A-RN, Received November 25, 2020; Revised December 2, 2020; Accepted December 2, 2020

I. 서 론

색인 변조 (index modulation, IM)는 우수한 에너지 효율성, 스펙트럼 효율성, 낮은 비트 오류율(Bit error rate, BER)로 인해 최근 활발히 연구되고 있다. 색인 변조는 송신부가 보유한 자원 중 일부를 선택하고 선택한 자원의 색인을 사용해서 정보를 전달하는 변조 방식이다. 색인 변조는 선택하는 자원의 종류에 따라 3가지 차원에 적용할 수 있다. 직교 주파수 분할 다중화 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)에서 부반송파를 선택하는 주파수 차원의 색인 변조 (frequency domain-index modulation, FD-IM), 다중 안테나(multiple-input multiple-output, MIMO) 시스템에서 안테나를 선택하는 공간 차원의 색인 변조 (spatial domain-index modulation, SD-IM), 시간 슬롯 혹은 시간 분산 행렬을 선택하는 (time-domain-index modulation, TD-IM)등 이 있다^[1]. 다차원 색인 변조는 위 3가지 차원의 색인 변조를 조합한 변조 기술이다. 다차원 색인 변조 중 일반화된 공간-주파수 색인 변조 (GSFIM)는 주파수 차원과 공간 차원에 색인 변조를 조합한 기술이다^[2]. GSFIM은 MIMO-OFDM와 비교하여 동일한 수의 RF chain을 가질 때, 높은 데이터 전송률을 구현할 수 있으며, 같은 데이터 전송률을 지원할 때 낮은 비트 오류율을 보인다^[2].

딥 러닝(Deep learning)은 컴퓨터 비전, 자연어 처리, 음성 신호 처리 등 다양한 분야에서 계산 복잡도 대비 우수한 성능을 보인다. 통신 시스템에도 딥 러닝을 적용한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 딥 러닝을 활용하여 수신기를 설계하는 연구는 두 방법으로 나눌 수 있다. 딥 러닝 모델을 블랙 박스라고 생각해서 무수히 많은 데이터로 검파 알고리즘을 학습시키는 방법^[3]과, 이론적 검파기법에 근거하여 뉴런을 설계해서 사용하는 방법^[4]이다. 본 논문은 첫 번째 방법을 사용해서 GSFIM의 검파기에 신경망을 적용함으로써, 검파기의 계산 복잡도를 감소시키고자 한다.

MIMO 시스템은 데이터 전송률을 늘릴 수 있는 기술로서, 최신 통신 시스템의 핵심 기술로 사용되고 있다. 그러나 MIMO 시스템에 최대 우도 검파기(Maximal likelihood detector, ML detector)를 적용할 경우, 지수적 계산 복잡도를 갖는다. 이를 해결하기 위해 낮은 계산 복잡도의 MIMO 검파기들이 연구되었다. MIMO 시스템의 낮은 복잡도 검파기술은 선형 검파 기술과 비선형 검파기술로 분류할 수 있다. 선형 검파 기술로는 제로-포싱 기법과 최소평균자승

오류(Minimum mean square error, MMSE)기법이 주로 사용되며, 비선형 검파 기술로는 V-BLAST (Vertical-Bell Laboratories layered Space-Time) 기법^[7]이 있다. 선형 검파 기술은 하나의 행렬로 수신신호를 검파할 수 있지만 비선형 검파 기술에 비해 열화된 비트 오류율 성능을 보인다. 비선형 검파기술의 경우 선형 검파기술에 비해 우수한 비트 오류율 성능을 보이지만, 반복적인 검파과정이 필요하기 때문에 비교적 높은 계산 복잡도를 요구한다. 그러나 선형 검파 기술을 사용하더라도 정확한 송신 신호 추정을 위해선, 선형 검파 기술 사용 후 채널 성분 없이 최대 우도 검파기를 사용해야 한다. 본 논문은 딥러닝을 사용하여, 최대 우도 검파기의 일부를 신경망으로 대체하여 수신기의 계산 복잡도를 감소시킨 저복잡도 제로-포싱 검파기를 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 GSFIM의 시스템 모델을 제시한다. III장에서 GSFIM의 활성 요소 선택 방식과 제안하는 활성 요소 선택방식을 제시한다. IV장에서 두 활성 요소 선택방식의 송신 가능한 데이터 전송률을 제시한다. V장에서 GSFIM의 수신 신호 및 기존에 사용되던 최대 우도 검파기와 제로-포싱 검파기를 제시한다. VI장에서 제안하는 신경망 기반 활성 안테나 추정을 통한 저복잡도 제로-포싱 검파기를 제시한다. VII장에서 최대우도검파기, 제로-포싱 검파기, 제안하는 검파기의 계산 복잡도를 비교한다. VIII장에서 모의실험 환경과 결과를 제시한다. IX장에서 결론을 맺고 논문을 마친다.

II. 시스템 모델

GSFIM은 다수의 송신 안테나 중 송신기가 소유한 RF chain 수만큼의 안테나를 선택하고, 다수의 부반송파 중 일부를 선택해서 정보를 전달하는 다차원 색인 변조 기술이다. 그림 1은 GSFIM의 송신기 구조이다. GSFIM Encoder는 입력 비트열을 세 부분으로 분할한 후 각 비트를 인코딩한다. 첫 번째 비트열은 n_t 개의 송신 안테나 중 RF chain의 수(n_{rf})만큼의

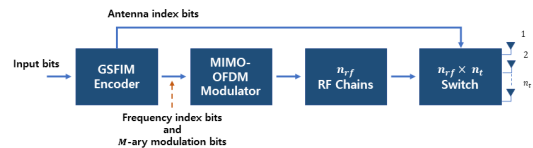


그림 1. GSFIM의 송신기 구조
Fig. 1. Transmitter architecture of GSFIM

사용할 송신 안테나를 선택한다. 이때, 사용할 송신 안테나를 활성 안테나라고 부른다. 입력 비트열로 활성 송신 안테나를 결정할 때, Look-up table 방법을 사용한다. 그림 2는 4개의 송신 안테나 중 2개를 선택할 때 사용되는 Look-up table의 예시이다. TA_i 는 i 번째 송신 안테나를 뜻하며, 제 1열은 입력 비트열의 첫 번째 부분이다. 0로 표시된 안테나가 활성 안테나이고, X 는 사용하지 않을 비활성 안테나이다. 두 번째 비트열은 주파수 차원에서 색인 변조를 수행하기 위한 비트열이다. 주파수 차원의 색인 변조를 수행하기 위해 주파수 차원과 공간 차원으로 구성된 submatrix ($B_i, i = 1, 2, \dots, G$)를 사용한다. 이 때, G 는 submatrix의 개수이다. 전체 부반송파의 수가 N 일 때, 각 submatrix는 활성 안테나로 송신될 $\frac{N}{G} = n_f$ 개의 부반송파를 포함한다. 한 submatrix의 크기는 $n_{rf} \times n_f$ 이고, 두 번째 비트열에 의해 각 submatrix마다 k 개의 부반송파가 선택된다. 그림 3은 $N = 8, n_t = 3, n_{rf} = 2, n_f = 4, k = 7$ 일 때, submatrix의 예시이다. 그림 3에서 X 는 선택된 부반송파이며 이를 활성 부반송파라고 부르고, 0은 선택되지 않은 부반송파이며 이를 비활성 부반송파라고 부른다. 활성 부반송파를 선택할 때도 Look-up table을 사용한다. 세 번째 부분의 비트는 선택된 활성 부반송파에 할당할 위상 변조 (phase shift keying, PSK) 심볼 혹은 진폭 위상 변조 (quadrature amplitude modulation, QAM) 심볼을 생성한다. 따라서 하나의 GSFIM 신호를 생성하기 위해 필요한 비트의 수는 다음 식과 같다.

	TA_1	TA_2	TA_3	TA_4
00	○	X	X	○
01	○	X	○	X
10	X	○	X	○
11	X	○	○	X

그림 2. Look up table 예시
Fig. 2. example of Look up table

		$N = 8$ subcarriers							
$n_t = 3$ Transmitter Antennas		X	X	X	X	X	0	X	X
		0	X	X	X	X	X	X	X
		0	0	0	0	0	0	0	0

그림 3. submatrix 예시
Fig. 3. example of submatrix

$$\left\lceil \begin{pmatrix} n_t \\ n_{rf} \end{pmatrix} \right\rceil + G \left\lceil \begin{pmatrix} n_{rf} \times n_f \\ k \end{pmatrix} \right\rceil + Gk \log_2(M) \quad (1)$$

이 때 M 은 PSK/QAM 변조의 차수이고, $\lceil x \rceil$ 는 x 보다 작지만 가장 큰 정수이다. MIMO-OFDM modulator는 각 submatrix의 선택된 부반송파에 생성한 PSK/QAM 심볼을 할당하고, 고속 푸리에 역변환 (inverse fast Fourier transform, IFFT)을 수행하여 주파수 차원의 신호를 시간 차원의 신호로 변환한다. 변환된 시간 차원의 신호에 다중 경로 환경에서 부반송파간의 직교성을 유지하기 위해 cyclic prefix를 송신 신호 앞에 덧붙인다.

III. 제안하는 활성 요소 선택 방식

기존의 GSFIM은 공간 차원의 색인 변조를 전체 부반송파에 대해 한 번만 수행한 후 submatrix을 생성한다. 한 번의 공간차원 색인 변조 결과를 모든 부반송파에 적용하면 송신기의 복잡도는 감소되지만, 스펙트럼 효율이 떨어지고 수신기에서 활성 송신 안테나를 추정할 때 모든 부반송파를 고려해야 되기 때문에, 수신기의 복잡도가 증가된다. 우리는 이를 해결하기 위해 submatrix의 수만큼 공간 차원의 색인 변조를 수행하고, 각 submatrix을 생성한다. 제안하는 활성 요소 선택 방식을 사용할 경우 전송할 수 있는 비트의 수가 증가하며, 각 submatrix별로 공간 차원 활성 요소를 검파하기 때문에, 수신기의 복잡도가 감소된다. 그림 4는 $N = 8, n_{rf} = 2, n_f = 4, k = 7$ 일 때, 제안하는 활성 요소 선택 방식의 예시이다. 각 submatrix가 자기 다른 송신 안테나를 사용함으로써, 수신기에서 submatrix별로 활성 송신 안테나를 추정할 수 있다. 결과적으로 기존의 활성 요소 선택 방식과 제안하는 활성 요소 선택 방식은 유사한 비트 오류율을 보인다. 두 활성 요소 선택 방식의 비트 오류율은 VII장에서 확인할 수 있다.

		$N = 8$ subcarriers							
$n_t = 3$ Transmitter Antennas		X	X	X	X	0	0	0	0
		0	X	X	X	X	X	X	X
		0	0	0	0	X	X	0	X

그림 4. 제안하는 활성요소 선택방식의 submatrix
Fig. 4. submatrix of proposed active component selection method

IV. 송신 가능한 데이터 전송률 비교

본 장에선 기존 GSFIM의 활성 요소 선택 방식과 제안하는 활성 요소 선택 방식의 송신 가능한 데이터 전송률을 비교한다. 기존의 활성 요소 선택 방식을 사용했을 때 송신 가능한 데이터 전송률($R_{original}$)과 제안하는 활성 요소 선택 방식을 사용했을 때 송신 가능한 데이터 전송률($R_{proposed}$)은

$$R_{original} = \frac{\left\lceil \log_2 \left(\frac{n_t}{n_{r,f}} \right) \right\rceil}{N} + \frac{G \left\lceil \log_2 \left(\frac{n_r n_f}{k} \right) \right\rceil}{N} + \frac{Gk \log_2 M}{N} \quad (2)$$

$$R_{proposed} = \frac{G \left\lceil \log_2 \left(\frac{n_t}{n_{r,f}} \right) \right\rceil}{N} + \frac{G \left\lceil \log_2 \left(\frac{n_r n_f}{k} \right) \right\rceil}{N} + \frac{Gk \log_2 M}{N} \quad (3)$$

이다. 두 데이터 전송률은 공간 차원의 색인 변조 적용 방식에 의해 차이를 보인다. 그림 5는 $n_t = 3$, $n_{r,f} = 2$, $N = 16$, $M = 2$ 일 때 submatrix의 수 (G)와 각 submatrix당 선택할 활성 요소의 개수(k)의 변화에 따른 두 활성 요소 선택 방식을 사용한 GSFIM의 송신 가능한 데이터 전송률을 그린 그래프이다. 이 때, $N_f = n_f \times n_{r,f}$ 이다. 제안하는 활성 요소 선택 방식은 submatrix당 공간 차원의 색인 변조를 진행하기 때문에, submatrix의 수가 증가할수록 송신 가능한 데이터 전송률이 증가하는 것을 확인할 수 있다.

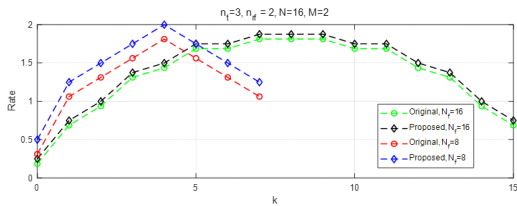


그림 5. 활성요소 선택 방식에 따른 데이터 전송률 비교
Fig. 5. data rate comparison according to active element selection method

V. 수신기

5.1 수신 신호

주파수 차원에서 GSFIM의 n 번째 부분송파에 대한 수신 신호는

$$y_n = H_n z_n + w_n \in \mathbb{C}^{n_r \times 1}, n = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

이다. 이 때, n_r 은 수신기의 안테나 수이고, z_n 은 n 번째 부분송파에 대한 송신 신호이고, $H_n \in \mathbb{C}^{n_r \times n_t}$ 은 n 번째 주파수에 대한 채널이며, w_n 은 분산이 σ^2 인 백색 가우시안 잡음이다. 수신신호 y_n 을 submatrix단위에서 l 번째 주파수에 대해 표현한 수신 신호는

$$y_l = H_l z_l + w_l \in \mathbb{C}^{n_r \times 1}, l = i_1, i_2, \dots, i_j, \dots, i_{n_f} \quad (5)$$

이며, 이 때 $i_j = (j-1)n_f + 1$ 이다. 위 식은 i 번째 submatrix에 대해 아래 식과 같다.

$$y^i = G_i z^i + w^i, i = 1, 2, \dots, n_b \quad (6)$$

이 때,

$$y^i = \begin{bmatrix} y_{i_1} \\ y_{i_2} \\ \vdots \\ y_{i_{n_r}} \end{bmatrix}, z^i = \begin{bmatrix} z_{i_1} \\ z_{i_2} \\ \vdots \\ z_{i_{n_t}} \end{bmatrix}, G_i^a = \begin{bmatrix} H_{i_1} & & 0 \\ & H_{i_2} & \\ & & \ddots \\ 0 & & & H_{i_{n_f}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

이다.

5.2 최대 우도 검파기 (Maximal likelihood Detector, ML detector)

최대 우도 검파기는 각 submatrix별로 송신 신호를 추정한다. 최대 우도 검파기의 송신 신호 추정 식은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{z}^i = \arg \min_{z^i \in \mathcal{Z}} \| y^i - G_i z^i \|^2 \quad (8)$$

이 때, \hat{z}^i 는 추정된 송신신호이고 \mathcal{Z} 은 송신 가능한 신호의 집합이다.

5.3 제로-포싱 검파기 (Zero-forcing Detector)

제로-포싱 검파기는 다중 안테나 시스템의 선형 검파 기법 중 하나이다. 다중 안테나 시스템의 선형 검파 기법은 수신 신호의 선형 결합으로 송신 신호를 추정하는 기법이다. 수신 신호가

$$y = Hz + w \quad (9)$$

일 때, 제로-포싱 계수 행렬(W)을 사용해 송신신호를 아래와 같이 추정할 수 있다.

$$\hat{z} = Wy \quad (10)$$

이 때, \hat{z} 는 추정된 송신 신호, W 제로-포싱 기법의 계수를 나타낸 선형 행렬이다. 제로-포싱 기법의 계수 행렬은

$$W_{ZF} = (H^H H)^{-1} H^H \quad (11)$$

이고, $H \in \mathbb{C}^{n_r \times n_t}$ 는 채널 성분으로 구성된 행렬이며, $()^H$ 는 행렬 Hermitian 연산을 뜻한다. 수신 신호에 제로-포싱 기법을 사용했을 경우 추정된 송신 신호는

$$\hat{z} = z + (H^H H)^{-1} H^H w \quad (12)$$

이다. 이후 정확한 송신 신호 추정을 위해, 채널 성분 없이 최대 우도 검파를 수행한다.

$$\hat{z}' = \operatorname{argmin}_{z' \in Z} \|\hat{z} - z'\| \quad (13)$$

이 때, \hat{z}' 은 최종적으로 추정된 송신 신호이다.

VI. 제안하는 신경망 기반 활성 안테나 추정을 통한 저복잡도 제로-포싱 검파기

본 논문은 GSFIM을 위한 신경망 기반 활성 안테나 추정을 통한 저복잡도 제로-포싱 검파기를 제안한다. 다중 안테나 시스템인 GSFIM 수신기에 제로-포싱 기법을 적용할 경우, 최대 우도 검파기를 사용할 때 보다 계산복잡도가 감소된다. 그러나 제로-포싱 기법을 사용하더라도 정확한 송신 신호 추정을 위해, 채널 성분 없이 최대 우도 검파를 수행해야한다. 제안하는 검파기는 제로-포싱 이후 최대 우도 검파의 복잡도를 감소시키기 위해서, 인공신경망을 적용하여 GSFIM의 각 submatrix마다 활성 송신 안테나를 추정한 후, 최대 우도 검파 기법으로 활성부반송파와 그에 할당된 QAM심볼을 추정한다. 제안하는 검파기의 구조는 그림 6과 같다. 수신한 주파수 차원의 신호를 제로-포싱 기법으로 등화한 후 인공신경망으로 활성 송신 안테나를 추정한다. 인공신경망의 활성화 함수는 실수 범위에서만 사용되기 때문에, 제로-포싱 기법의



그림 6. 인공신경망 보조 제로-포싱 검파기의 구조
Fig. 6. Architecture of neural network aided zero-forcing detector

결과를 실수부와 허수부로 나누어 인공신경망에 입력한다.

$$\bar{z} = \begin{bmatrix} \operatorname{Re} \hat{z} \\ \operatorname{Im} \hat{z} \end{bmatrix} \quad (14)$$

추정된 송신 안테나에 해당하는 \hat{z} 의 성분(\bar{z}_a)만을 추출한 후, 추출한 신호에 최대 우도 검파기법을 사용하여 활성 부반송파와 그에 할당된 PSK/QAM 심볼을 추정한다.

$$\bar{z}_a' = \operatorname{argmin}_{\bar{z}_a' \in Z_a} \|\bar{z}_a - \bar{z}_a'\| \quad (15)$$

이 때, a 는 활성 안테나의 색인 집합이며, Z_a 는 a 의 송신 안테나가 사용됐을 경우, 송신 가능한 신호의 집합이다. 제안하는 검파기는 제로-포싱 기법과 함께 활성 안테나 추정에 인공신경망을 사용함으로써, 기존 제로-포싱 검파기보다 최대 우도 검파의 비교대상 수를 대폭 감소시킨다. 각 검파기의 계산 복잡도는 VIII장에서 비교한다.

사용한 인공신경망의 구조는 그림 7과 같으며, 그림 7에서 하나의 FC Block은 하나의 Fullyconnected Layer, Batchnormalization Layer, ReLU(Rectified

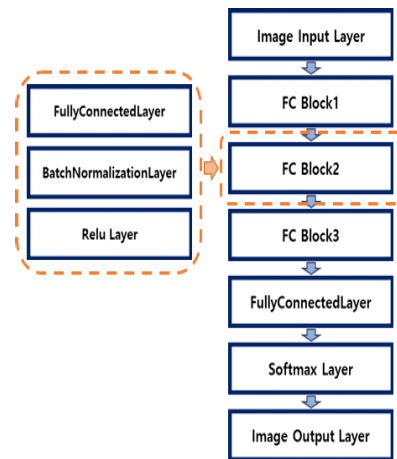


그림 7. 설계한 인공신경망의 구조
Fig. 7. Architecture of designed neural network

표 1. 인공신경망의 학습 파라미터
Table. 1. Learning parameters of neural network

Initial learning rate	0.004
Learning rate decay period	20
Learning rate drop factor	0.9
Mini-batch size	4000
Total epoch	500

Linear Unit) Layer를 포함한다. 각 Fullyconnected Layer의 뉴런의 수는 Image Input Layer로부터 128, 64, 16, 4이다. 최적화 기법은 Adam optimizer를 사용했으며, 이외의 훈련과 관련된 파라미터는 표 1과 같다. 인공 신경망의 손실함수로는 cross entropy를 사용했다. minibatch를 사용했으며, 사용한 batchsize는 4000 submatrix이다.

VII. 계산 복잡도 비교

본 장에선 최대 우도 검파기와 제로-포싱 검파기 그리고 제안하는 검파기의 계산 복잡도를 비교한다. 각 검파기의 복잡도 계산 시, 수신기가 채널 정보를 갖고 있다고 가정했다. 표 2는 GSFIM 수신 신호에서 하나의 submatrix를 검파할 경우, 각 검파기의 계산 복잡도를 제시한다. 각 검파기의 계산 복잡도는 실수 곱셈을 기준으로 계산했다. P 는 사용한 인공신경망 가중치 개수의 총합이다. 본 논문에서 적용한 인공신경망의 P 는 9280이다.

표 2. 검파기의 계산복잡도 비교
Table. 2. Computational complexity comparison of detectors

	Computational Complexity
ML detector	$(4n_f(n_r + n_t))^2 \binom{n}{n_f} \binom{n}{n_r} M^k$
ZF detector	$(4n_f n_r)^2 \binom{n}{n_f} \binom{n}{n_r} M^k + 4n_f n_r$
Proposed detector	$(4n_f n_r)^2 \binom{n}{n_f} M^k + 4n_f n_r + P$

VIII. 모의실험 결과

본 장에선 제안하는 활성 요소 선택 방식과 제안하는 저복잡도 제로-포싱 검파기의 비트 오류 성능을 모의실험 결과로 확인한다. 모든 모의실험은 MATLAB으로 진행했다. 그림 8은 기존 GSFIM의 활성 요소 선택 방식과 제안하는 활성 요소 선택 방식을 사용했

을 경우 신호 대 잡음비 (Signal to noise ratio, SNR) 대비 비트 오류율을 나타낸 그래프이다. 모의실험에서 사용된 송신기의 안테나 수(n_t)는 4개, 송신기의 RF chain수($n_{r,f}$)는 2개, 전체 부반송파의 수는 $64(N)$ 개, 하나의 submatrix에 포함된 부반송파의 수는 $4(n_f)$ 개이며 PSK 차수(M)는 4이다. 수신기로는 최대 우도 검파기를 사용했다. 모든 SNR구간에서 두 활성 요소 선택 방식을 사용했을 때의 비트 오류율이 동일함을 확인할 수 있다. 따라서 제안하는 활성 요소 선택 방식을 사용할 경우, 더 많은 비트를 송신할 수 있지만, 동일한 비트 오류율 성능을 얻을 수 있다. 그림 9는 GSFIM의 수신부에 제로-포싱 검파기와 제안하는 활성 안테나 추정 신경망 기반 저복잡도 제로-포싱 검파

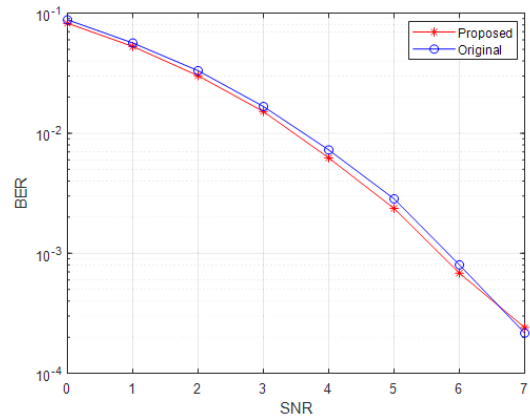


그림 8. 활성 요소 선택방식에 따른 BER 성능 비교
Fig. 8. BER performance comparison according to active component selection scheme

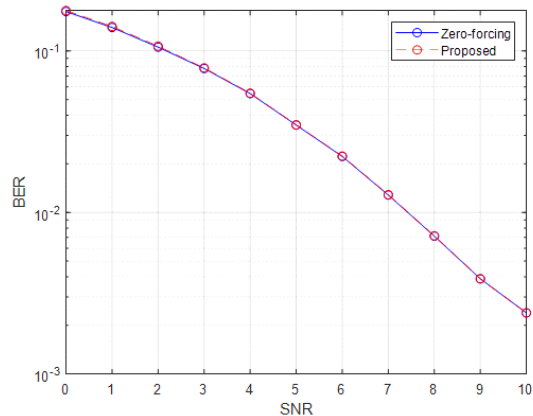


그림 9. 제로-포싱 검파기와 제안하는 검파기의 BER 성능 비교
Fig. 9. BER performance comparison between zero-forcing detector and proposed detector

기를 사용했을 때 SNR대비 BER을 나타낸 그래프이다. 모의실험의 송신안테나 수(n_t)는 4개, 송신기의 RF chain수(n_{rf})는 2개, 전체 부반송파의 수는 64 (N)개, 하나의 submatrix에 포함된 부반송파의 수는 $4(n_f)$ 개이며 PSK 차수(M)는 4이다. 전체 SNR구간에서 두 검파기의 비트 오류율이 거의 동일함을 확인할 수 있다. 따라서 제안하는 검파기를 사용할 경우, 낮은 계산 복잡도로 동일한 비트오류율을 얻을 수 있으므로 효율적이다.

IX. 결 론

본 논문은 다차원 색인 변조 기술 중 하나인 GSFIM에 적용 가능한 활성 요소 선택 방식과 신경망 기반 활성 안테나 추정을 통한 저복잡도 제로-포싱 검파기를 제안했다. 제안하는 활성 요소 선택 방식은 기존의 활성 요소 선택 방식보다 높은 데이터 전송률을 얻을 수 있지만, 동일한 비트오류율을 보였다. 제안하는 저복잡도 제로-포싱 검파기는 활성 안테나를 인공지능망으로 추정함으로써 비트 오류율 증가 없이 제로-포싱 검파기의 계산 복잡도를 감소시켰다.

References

[1] T. Mao, Q. Wang, Z. Wang, and S. Chen, "Novel index modulation techniques: A survey," in *IEEE Commun. Surv. Tuts.*, vol. 21, no. 1, pp. 315-348, Firstquarter 2019.

[2] T. Datta, H. S. Eshwaraiah, and A. Chockalingam, "Generalized space-and-frequency index modulation," in *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 65, no. 7, pp. 4911-4924, Jul. 2016, doi: 10.1109/TVT.2015.2451095.

[3] C. Zhang, P. Patras, and H. Haddadi, "Deep learning in mobile and wireless networking: A survey," in *IEEE Commun. Surv. & Tuts.*, vol. 21, no. 3, pp. 2224-2287, Thirdquarter 2019.

[4] J. Zhang, C. Wen, S. Jin, and G. Y. Li, "Artificial intelligence-aided receiver for a cp-free OFDM system: Design, simulation, and experimental test," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 58901-58914, 2019, doi:10.1109/ACCESS.2019.2914928.

[5] H. Ye, G. Y. Li, and B. Juang, "Power of

deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems," in *IEEE Wirel. Commun. Lett.*, vol. 7, no. 1, pp. 114-117, Feb. 2018, doi:10.1109/LWC.2017.2757490.

[6] J. Lee and H. Ryu, "Design of dual-mode index modulation-based OFDM systems and performance improvement of PAPR," *J. KICS*, vol. 43, no. 4, pp. 648-654, Apr. 2018.

[7] P. W. Wolniansky, G. J. Foschini, G. D. Golden, and R. A. Valenzuela, "V-BLAST : An architecture for realizing very high data rates over the rich-scattering wireless channel," *URSI Int. Symp. ISSSE*, pp. 295-300, Pisa, Italy, Sep. 1988.

서 정 빈 (Jeongbin Seo)



2019년 2월 : 부산대학교 전자공학과 졸업
 2019년 3월~현재 : 부산대학교 전기전자공학과 석박사통합과정
 <관심분야> Index Modulation, Machine Learning, MIMO

[ORCID:0000-0001-9675-1594]

김 석 찬 (Suk Chan Kim)



1993년 2월 : 부산대학교 전자공학과 졸업
 2000년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사 및 박사
 2002년 3월~현재 : 부산대학교 전자공학과 교수

<관심분야> 이동통신, 통신신호처리, 수중통신, 사물인터넷, 인공지능

[ORCID:0000-0002-5699-8565]