

차세대 통신 기술을 위한 채널 코딩 기술 동향

Research Trends for Next-Generation Communication Technology

박한진 (H.J. Park, phj0304@etri.re.kr) 6G무선액세스시스템연구실 선임연구원
정희상 (H.S. Chung, hschung@etri.re.kr) 6G무선액세스시스템연구실 책임연구원/실장
최성우 (S.W. Choi, csw9908@etri.re.kr) 6G무선액세스시스템연구실 책임연구원
박윤수 (Y. Park, 26874624@hanmail.net) MKS 특허경영(전문위원)

ABSTRACT

The proliferation of Internet of Things (IoT) devices and high-quality digital content has led to a rapid increase in communication traffic. Channel coding—which has been extensively studied since the advent of electronic communications—is becoming increasingly important in next-generation wireless communication systems designed to handle high-volume traffic. This study reviewed the current research trends in channel coding and explored future trends in its development. Channel coding technology has been at the forefront of innovation, driven by the collaborative efforts of researchers both domestically and abroad. In this study, we analyzed research trends through keyword network analysis of international literature on the subject. Our findings revealed that channel coding research was transitioning from traditional methodologies to methods that leveraged artificial intelligence to drive innovation. We believe that our results provide new insights for researchers working on channel coding techniques in next-generation communication systems.

KEYWORDS LDPC 코드, Massive MIMO, Polar 코드, 네트워크 분석, 채널 코딩

1. 서론

현대사회가 요구하는 무선 통신 시스템은 대용량 데이터의 송수신이 가능하고, 고품질 데이터의 고속 처리가 요구된다. 따라서 기존 MIMO 시스템보다 많은 데이터의 송수신이 가능한 Massive MIMO 시스템에 대한 연구의 중요성이 증가하고 있다.

Massive MIMO 시스템은 대용량 데이터를 송수신할 수 있는 장점이 있으나, 과도한 연산 요구량이 문제점으로 지적되고 있다. Massive MIMO 시스템의 높은 연산 요구량으로 인하여 기존 MIMO 시스템에서 사용한 ML(Maximum Likelihood) 기법은 Massive MIMO 시스템에 적용하기는 어려움이 있고, 이를 해결하기 위한 다양한 연구들이 진행되고 있다.

* DOI: <https://doi.org/10.22648/ETRI.2025.J.400101>

* 본 논문은 2024년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임[No. RS-2024-00397216, Upper-mid Band Extreme massive MIMO(E-MIMO) 시스템 기술 개발].

예를 들어, Massive MIMO 시스템에 적합한 신호 검출 기법으로 FG-GAI-BP 기법[1]과 MMSE 기반 Approximation MMSE-PIC, Gauss-seidel-aided MMSE-PIC 등이 개발되었다. Massive MIMO 시스템의 신뢰도를 높이기 위해 채널 코딩(Channel Coding)을 연접한 Coded Massive MIMO 시스템 분야도 활발하게 연구가 진행되고 있으며, 최근에는 Deep Learning 기반의 효율성 개선을 위한 노력이 지속되고 있다.

채널 코딩은 통신 시스템에서 데이터를 송수신할 때 발생 가능한 오류를 탐지(Detection)하고, 교정(Correction)하기 위한 기술로, 노이즈(Noise), 간섭(Interference), 감쇠(Cancellation) 등으로 인하여 발생하는 데이터 손실을 경감하고, 손실된 데이터를 복구하기 위한 기술이다. 대표적인 채널 코딩 기술로는 해밍 코드(Hamming Error Correction Code), 리드-솔로몬 코드(RS Code: Reed Solomon Code), 터보 코드(Turbo Code), LDPC 코드(LDPC Code: Low Density Parity Check Code), Polar 코드(Polar Code)가 있다. 특히 LDPC(Low Density Parity Check) 코드는 다양한 통신 표준에 채택되어[2-4], 다양한 통신 시스템에서 사용되고 있으며 강력한 오류 정정 성능을 보장한다. 또한, Polar 코드는 LDPC 코드와 함께 5G에 표준으로 채택되어, 중요성이 더욱 높아졌다. 이와 같이 다양한 채널 코딩 기술들은 무선 통신 시스템, 위성 통신 시스템 등의 분야에서 광범위한 통신 시스템에서 활용되고 있다.

본고에서는 채널 코딩에 대한 세계적인 연구 동향을 보다 체계적으로 접근하기 위해, 해외 저널 또는 컨퍼런스에 출판된 채널 코딩 관련 연구 문헌의 키워드(Keyword)를 네트워크 분석 기법을 적용하여 분석했다. 특히, 과거부터 현재까지 연구 동향과 최근 5개년의 연구 동향을 분석함으로써 최근 연구 동향의 트렌드를 분석하는 데 초점을 맞췄고, 각각의

테이블 비교를 통해 두 시간적 범위의 특징을 비교했다. 이를 통해 채널 코딩에 관심 있는 연구자들에게 최신 연구 동향을 파악할 수 있도록 분석 자료를 제공한다. 추가적으로, 키워드를 바탕으로 선정한 최신 연구 문헌 5건을 선정하여 리뷰하였다.

II. 분석 방법

키워드 네트워크 분석은 그래프 자료구조를 이용하여 키워드 간 관계 노드와 엣지로 시각화하여 표현하고, 키워드 간 관계를 분석하여 핵심 키워드를 도출해내기 위한 분석 방법이다. 여기에는 키워드 네트워크 구조를 분석하거나 중심성 분석, 키워드 간 연결 관계를 파악하여 네트워크를 구성하는 키워드가 가지는 의미, 관계, 트렌드, 개념 등을 도출해내기 위한 분석 방법이 포함된다. 키워드 네트워크 분석에 보편적으로 사용되는 개념은 연결중심성(Degree Centrality), 매개중심성(Betweenness Centrality), 근접중심성(Closeness Centrality)이다[5].

연결중심성은 키워드 네트워크에서 하나의 키워드(노드)에 연결된 연결(엣지)의 수가 몇 개인지를 분석하는 지표로, 특정 키워드에 연결된 연결의 수를 전체 연결의 수로 나눈 값으로 표현된다. 연결중심성이 높은 키워드는 많은 키워드와 연결되어 있어 중요도가 높은 키워드라는 것을 의미한다. 또한, 키워드의 빈도수와 다른 키워드와 함께 등장하는 빈도가 증가할 경우 연결중심성이 높아진다.

매개중심성은 여러 키워드 간 최단거리 사이에 특정 키워드가 위치하여, 키워드와 키워드를 연결하는 핵심 키워드를 찾아내는 데 유용하게 활용되는 분석 지표이다. 매개중심성이 높은 키워드일수록 네트워크를 연결하는 핵심 키워드로 판단할 수 있으며, 매개중심성이 높은 키워드를 제거한다면 키워드 네트워크가 여러 개로 분할될 가능성이 높

다. 매개중심성의 계산은 임의의 키워드 s 와 t 의 최단 경로 중 특정 키워드 t 가 포함된 경로의 수를 s 와 t 의 최단 경로의 수로 나눈 값으로 산출한다. 여기서 임의의 키워드 s 와 t 는 키워드 네트워크를 구성하는 네트워크 내 모든 키워드를 의미한다.

근접중심성은 특정 키워드가 다른 키워드까지 도달하는 경로가 얼마나 짧은지를 의미하는 지표로, 임의의 특정 키워드 s 와 임의의 키워드 t 사이의 거리를 모두 합하고, 이를 (전체 키워드의 수 - 1)로 나눈 값의 역수로 계산한다. 근접중심성이 높은 키워드는 다른 키워드와의 거리가 짧은 네트워크의 중심에 근접한 곳에 위치한 키워드임을 의미한다.

빈도수가 높은 키워드가 네트워크의 중심에 위치하지는 않는다. 또한, 연결중심성이 높다고 해서 매개중심성, 근접중심성이 높은 것은 아니다. 즉, 빈도수와 각 중심성 지수를 종합적으로 고려한 네트워크 분석이 요구된다. 본고에서는 연결중심성, 매개중심성, 근접중심성 지표를 바탕으로 키워드 네트워크 분석을 수행하고자 한다.

III. 해외 채널 코딩 연구 동향 분석

세계 채널 코딩 관련 연구 동향 분석을 위하여 Web of Science에서 title, keyword, abstract에 'channel coding'이 포함된 연구 문헌의 서지정보를 1953년부터 2024년까지의 검색 기간으로 설정하여 검색한 결과, 10,400건의 연구 문헌이 검색되었다. 이중 저널에 출판되거나 콘퍼런스에서 발표된 연구 문헌을 추출하고, 영어 외 언어로 작성된 연구 문헌을 제외하였다. 그 결과 10,101건의 연구 문헌이 추출되었고, 이중 키워드가 없는 문헌은 분석 대상에서 제외하였다.

전체 연구 문헌의 키워드를 추출한 결과 26,316개 키워드를 확보했다. 일부 불용어를 제거하고,

빈도수 분석을 수행한 결과 LDPC Code, Channel Coding, Fading Channel, Polar Code, Space-time Code 등 채널 코딩과 관련이 높은 키워드의 빈도수가 높은 것으로 분석되었다(표 1 참고).

이에 대한 연결중심성 분석 결과 평균은 0.0026이고, 최대값은 0.0920이고, 연결중심성 상위 20개 키워드를 네트워크 그래프로 표현한 결과 Fading Channel, Space-time Code, Iterative Decode, Convolutional Code, Channel Coding 등 키워드가 다수의 키워드와 연결되어 있어 중요도가 높은 것으로 분석되었다.

매개중심성 분석 결과 평균은 0.0007, 최대값은 0.1370이다. 매개중심성 분석 결과는 연결중심성 분석 결과와 키워드의 순서는 다르지만, 대부분의 키워드 중요도가 높은 것으로 분석되었다. 주요 키워드는 Fading Channel, Channel Coding, Space-time

표 1 키워드 빈도수 분석 결과

키워드	빈도수
LDPC Code	344
Channel Coding	316
Fading Channel	225
Polar Code	218
Space-time Code	196
Channel Estimation	182
Iterative Decode	180
OFDM	179
Turbo Code	152
MIMO	136
Convolutional Code	130
Channel Capacity	97
AWGN	75
Rayleigh Fading	71
Diversity	66
Rayleigh Fading Channel	65
CDMA	63
Density Evolution	62
Transmit Diversity	60

표 2 상위 20개 키워드의 중심성(연결, 매개, 근접) 분석 결과표(채널 코딩 전체)

키워드	연결 중심성	키워드	매개 중심성	키워드	근접 중심성
Fading Channel	0.0920	Fading Channel	0.1370	Fading Channel	0.3864
Space-time Code	0.0822	Channel Coding	0.0872	Space-time Code	0.3640
Iterative Decode	0.0657	Space-time Code	0.0833	Channel Coding	0.3635
Convolutional Code	0.0601	Iterative Decode	0.0639	Turbo Codes	0.3597
Channel Coding	0.0544	Turbo Code	0.0584	Iterative Decode	0.3582
Turbo Codes	0.0537	Convolutional Code	0.0571	Convolutional Code	0.3527
LDPC Code	0.0533	LDPC Code	0.0560	Channel Estimation	0.3493
Channel Estimation	0.0514	Channel Estimation	0.0459	OFDM	0.3414
OFDM	0.0469	OFDM	0.0395	LDPC Code	0.3404
Channel Capacity	0.0394	Rayleigh Fading	0.0300	Diversity	0.3392
diversity	0.0360	Rayleigh Fading Channel	0.0285	Rayleigh Fading	0.3387
CDMA	0.0308	Coding	0.0272	Fading	0.3317
Multi User Detection	0.0300	Channel Capacity	0.0265	Concatenated Code	0.3296
Rayleigh Fading	0.0297	CDMA	0.0238	Block Code	0.3271
Fading	0.0293	Fading	0.0236	Equalization	0.3257
Rayleigh Fading Channel	0.0289	Reed-solomon Code	0.0223	Rayleigh Fading Channel	0.3256
Transmit Diversity	0.0263	Trellis-coded Modulation	0.0213	Wireless Communications	0.3242
Concatenated Code	0.0259	Diversity	0.0202	Channel Capacity	0.3215
Turbo Code	0.0259	Image Coding	0.0188	Multi User Detection	0.3215
Equalization	0.0225	Viterbi Algorithm	0.0180	Trellis Code	0.3186

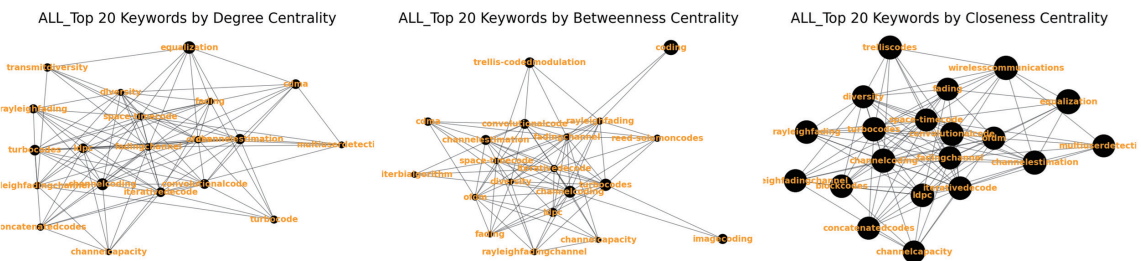


그림 1 상위 20개 키워드의 중심성(연결, 매개, 근접) 네트워크 그래프(전체)

Code, Iterative Decode, Turbo Code 등으로 나타났다. 근접중심성 분석 결과 평균은 0.2055이고, 최대 값은 0.3864이며, 근접중심성 상위 20개 키워드를 그래프로 표현한 결과 Fading Channel, Space-time Code, Channel Coding, Turbo Codes, Iterative Decode 등으로 나타났다.

연결중심성, 매개중심성, 근접중심성이 높은 키

워드는 CDMA, Channel Capacity, Channel Coding, Convolutional Code, Diversity, Iterative Decode, LDPC Code, OFDM, Rayleigh Fading 등으로 분석되었다(표 2 참고). 채널 코딩 관련 키워드를 네트워크로 표현할 시 네트워크의 중심에 있으며, 다른 키워드 간의 연결을 증계하는 위치에 있으며, 모든 키워드와 거리가 가까운 위치에 있다(그림 1 참고). 즉,

표 3 키워드 빈도수 분석 결과('19~'24)

키워드	빈도수
Polar Code	113
Channel Coding	85
LDPC Code	60
Deep Learning	41
Channel Estimation	38
OFDM	36
Receivers	33
Wireless Communication	33
Convolutional Code	29
AWGN	27
Fading Channel	25
Iterative Decode	24
Parity Check Code	23
Bit Error Rate	22
Signal to Noise Ratio	20
Channel Capacity	19
Complexity Theory	19
Machine Learning	16
Reliability	16
Upperbound	16

해당 키워드는 채널 코딩 연구에 있어서 핵심 키워드에 해당한다.

많은 양의 데이터를 고속으로 처리해야 하는 시대의 요구에 따라, 무선 통신 시스템은 SISO 시스템에서 MIMO 시스템으로, Massive MIMO 시스템으로 점차 송수신 안테나의 수가 증가하게 되었다. 안테나의 수가 증가함에 따라 연산량이 급격하게 증가하게 되었고, 연산량을 낮추고, 성능을 개선하기 위해 Channel Estimation, OFDM, Polar Code, LDPC Code 등의 분야에서 집중적으로 연구되었다. 특히, LDPC Code는 강력한 오류 정정 부호이며, 다양한 분야(IEEE802.16e(mobile WiMAX), EN 302 307(DVBS2), IEEE802.3ca(E-PON))의 표준으로 채택되어 다양한 통신 분야에서 사용된다. Polar Code는 5G에서 LTE에서 사용되던 Turbo Code를 대신하여,

LDPC Code와 함께 채택되었고, 이론적으로 Channel Capacity에 도달할 수 있는 채널 코딩으로 주목받고 있다.

최근 연구 동향을 분석하기 위해 분석범위를 2019년에서부터 2024년 10월까지로 제한하여 1,242건의 문헌에 대해서 분석하였고, 앞선 분석 사례와 마찬가지로 빈도수와 중심성을 바탕으로 최신 연구 동향을 분석하였다.

빈도수 분석 결과 Polar Code, Channel Coding, LDPC Code, Channel Estimation, Deep Learning 등의 키워드의 빈도수가 높은 것으로 분석되었다(표 3 참고).

연결중심성 분석 결과 평균은 0.0035이고, 최대값은 0.1766이다. 주요 키워드는 Channel Coding, Polar Code, LDPC Code, Receivers, Channel Estimation 등으로 나타났으며, 해당 키워드가 네트워크의 연결이 많아 중요도가 높은 것으로 분석되었다.

매개중심성 분석 결과 평균은 0.0005이고, 최대값은 0.1377이다. 주요 키워드는 Channel Coding, Polar Code, LDPC Code 등으로 나타나 해당 키워드가 다른 키워드를 연결하는 키워드로 분석되었다.

근접중심성 분석 결과 평균은 0.2157이고, 최대값은 0.4186이다. Channel Coding, Polar Code, LDPC Code, Receivers, Wireless Communication 등으로 분석되어 해당 키워드가 모든 키워드와의 가까운 것으로 나타났다.

연결중심성, 매개중심성, 근접중심성이 높은 키워드는 AWGN, Bit Error Rate, Channel Estimation, Convolutional Code, Error Correction Code, Fading Channel, LDPC Code, OFDM, Polar Code, Receivers, Reliability, Parity Check Code 등으로 나타났다(표 4 참고). 또한, 앞선 분석사례와 마찬가지로 채널 코딩 관련 키워드를 네트워크로 표현하였다(그림 2 참고). 차세대 통신 시스템 5G/6G에서는 더

표 4 상위 20개 키워드의 중심성(연결, 매개, 근접) 분석 결과표('19~'24)

키워드	연결 중심성	키워드	매개 중심성	키워드	근접 중심성
Channel Coding	0.1766	Channel Coding	0.1377	Channel Coding	0.4186
Polar Code	0.1334	Polar Code	0.1123	Polar Code	0.4007
LDPC Code	0.0907	LDPC Code	0.0651	LDPC Code	0.3809
Receivers	0.0698	Channel Estimation	0.0445	Receivers	0.3703
Channel Estimation	0.0624	Deep Learning	0.0355	Wireless Communication	0.3688
Convolutional Code	0.0603	Wireless Communication	0.0343	Reliability	0.3661
Wireless Communication	0.0603	Receivers	0.0320	Iterative Decode	0.3649
Fading Channel	0.0601	OFDM	0.0285	Parity Check Codes	0.3646
Iterative Decode	0.0583	AWGN	0.0279	Convolutional Code	0.3642
AWGN	0.0527	Fading Channel	0.0266	Fading Channel	0.3617
Parity Check Codes	0.0509	Convolutional Code	0.0251	Channel Estimation	0.3606
Reliability	0.0509	Parity Check Codes	0.0232	Signal to Noise Ratio	0.3595
Bit Error Rate	0.0453	Bit Error Rate	0.0227	AWGN	0.3581
Signal to Noise Ratio	0.0453	Channel Capacity	0.0218	Bit Error Rate	0.3539
Machine Learning	0.0450	Iterative Decode	0.0193	OFDM	0.3537
MIMO Communication	0.0450	Machine Learning	0.0188	Error Correction Code	0.3514
Error Correction Code	0.0439	Error Correction code	0.0170	Complexity Theory	0.3503
OFDM	0.0412	Signal to Noise Ratio	0.0156	Optimization	0.3499
Complexity Theory	0.0409	Reliability	0.0140	Upperbound	0.3477
Error Statistics	0.0394	Outage Probability	0.0131	Deep Learning	0.3472

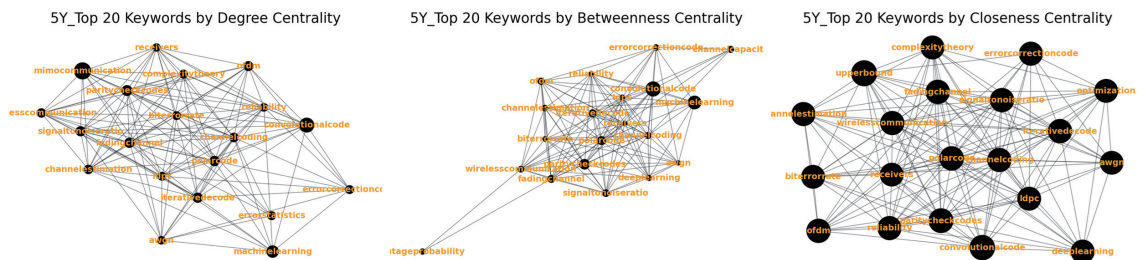


그림 2 상위 20개 키워드의 중심성(연결, 매개, 근접) 네트워크 그래프(5개년)

많은 데이터를 송수신하기 위해 MIMO 시스템보다 안테나 수가 많은 Massive MIMO 시스템을 고려한다. 안테나의 수가 비약적으로 증가함에 따라 연산 복잡도가 중요한 이슈로 떠오르게 되었고, 연산 복잡도를 낮추기 위해 다양한 방법들이 연구되었다. Massive MIMO 시스템에 적합한 신호 검출 기법으로 FG-GAI-BP 기법, Approximation

MMSE-PIC 기법, Gauss-seidel-aided MMSE-PIC 기법 등이 있다. 타겟 신호를 제외한 나머지 신호를 모두 노이즈로 처리하여, 타겟 신호만 검출하는 기법이다. 타겟 신호를 제외한 신호들을 새로운 노이즈로 가정하고, 해당 노이즈가 가우시안 분포(Gaussian Distribution)를 따라야 한다. 안테나 수가 적은 경우에는 새로운 노이즈가 가우시안 분포

를 따를 수 없다. 따라서, FG-GAI-BP 기법은 Massive MIMO 시스템을 위한 신호 검출기법으로 개발되었다. Massive MIMO 시스템에 사용되는 다른 신호검출 기법은 Approximation MMSE-PIC, Gauss-seidel-aided MMSE-PIC 등의 기법이 있다. MMSE 기반의 신호검출 기법들은 안테나 수에 비례하여, 연산량이 기하급수적으로 늘어난다. 이러한 이유는 MMSE 필터에는 안테나 수에 의해 결정되는 역행렬 연산량이 포함되기 때문이다. 역행렬 연산량은 매우 높은 연산량을 요구하기 때문에, 대규모 안테나 수를 요구하는 Massive MIMO 시스템에서 사용되는 MMSE 기반의 신호검출 기법들은 연산량을 줄이기 위해 다양한 노력을 해왔다. 역행렬을 직접적으로 연산하지 않고, 행렬의 원소를 단순 역수를 취하는 Approximation 기법을 적용한 Approximation MMSE-PIC 기법과 역행렬 근사기법 중 하나인 Gauss-seidel 기법을 적용한 Gauss-seidel-aided MMSE-PIC 기법이다. 예로 들은 위의 기법들은 Massive MIMO 시스템을 위한 신호검출 기법으로, 연산량을 줄이고, 합리적인 성능을 보장하는 기술로 개발되었다.

Polar Code는 5G부터 표준으로 채택되어, 활발한 연구가 이루어지고 있다. 앞서 말한 것처럼 채널 코딩의 연구 분야는 연산량을 낮추기 위해 다양한 노력을 하고 있다. 첫째로는 새로운 설계기법을 제안하는 것이다. 새로운 설계기법을 통해 기존의 설계법보다 적은 연산량으로 우수한 성능을 보장하는 설계법을 제안하는 것이 있다. 두 번째로는 Deep Learning을 채널 코딩에 적용하여 연산량을 낮추는 것이다. Deep Learning을 통한 학습된 채널 코딩은 반복연산 없이 Decoding이 가능하다. 이러한 장점 때문에 최근에 출판된 채널 코딩 논문들은 Deep Learning을 적용한 연구가 많다.

IV. 채널 코딩 주요 연구 문헌 분석

채널 코딩 연구 동향 분석에는 III장에서 분석한 결과를 바탕으로, 최근 5개년의 주요 키워드 분석을 반영한 최신 연구 논문을 5개 선정하였다. 각각의 논문에 대해 Abstract, 실험, 결론을 요약하였다.

H. J. Park 외 1인은 낮은 복잡도의 신호 검출 방식을 사용하는 반복적인 JDD(Joint Detection and Decoding) 기술을 적용하여 오류 정정 능력과 수렴 속도를 개선한 LDPC Coded Multi-User Massive MIMO 시스템을 제안하였다[1]. H. J. Park 외 1인의 연구에서는 MMSE-PIC(Minimum Mean Square Error-Parallel Interference Cancellation) 신호 검출방식을 사용하는 JDD 알고리즘 개선을 위한 LDPC 코드 기반의 Massive MIMO 시스템의 Factor 그래프를 표현하며, JDD 알고리즘의 메시지 업데이트 규칙을 수식으로 표현하고 분석하였다. 또한, 검출기와 복호기 사이 교환되는 메시지의 EXIT(Extrinsic Information Transfer) 특성 분석을 위한 툴을 제안하며, 이를 지원하는 LDPC 코드와 JDD 알고리즘을 설계하여 낮은 BER을 가진 향상된 JDD 알고리즘을 제안하였다.

H. J. Park 외 1인은 제안하는 분석 도구로 예측된 오류 정정 능력과 JDD 수렴 특성을 시뮬레이션 실험을 통해서 입증하였다.

H. J. Park 외 1인의 시뮬레이션에서는 4개의 사용자 장비(UE: User Equipment)와 16 또는 64개의 수신 안테나를 가진 기지국(BS: BaseStation)에서 작동하는 LDPC 코드 기반의 Massive MIMO 시스템을 가정하였다. 각 UE는 정보 비트를 LDPC 코드(부호율 1/2 또는 3/4)하여 QPSK(Quadrature Phase Shift Keying) 심볼로 매핑하며, 채널 Gain은 평균 0, 분산 1의 독립적인 복소수 가우시안 랜덤 변수(Gaussian Random Value)로 모델링한다. 수신기는 MMSE-PIC, Approximation MMSE-PIC, Gauss-Seidel-aided

MMSE-PIC를 신호검출 방식으로 사용하는 반복적 JDD 과정을 수행하며, JDD 전략 설계 시, 신호 검출기의 반복 횟수와 LDPC 코드 반복 횟수의 비율만을 고려하는 시스템 모델을 가정하였다.

최적화 문제는 Density Evolution 알고리즘을 사용하며, JDD 전략 및 부호율에 따라 LDPC 코드의 최적 차수 분포를 도출함으로써 해결하였다. H. J. Park 외 1인 EXIT 분석 결과에 따르면, 채널 시나리오에 따라 JDD 전략이 달라지며, 최적 JDD 전략은 수렴 속도를 개선할 수 있는 것으로 보고하였다. 또한 시뮬레이션을 통해 검증한 결과, EXIT 분석이 예측한 임계값 순서와 BER 성능이 일치하는 것으로 보고하였다.

결과적으로 H. J. Park 외 1인이 제안한 LDPC 코드와 JDD 알고리즘은 오류 정정 능력과 JDD 수렴 동작을 정확히 예측할 수 있음이 검증되었으며, 따라서 LDPC 부호화된 다중 사용자 대규모 MIMO 시스템 설계에 유용함을 확인했다는 점에서 그 의미를 갖는다.

T. V. Nguyen 외 3인은 P-LDPC(Protograph LDPC) 코드와 LS-MIMO(Large Scale MIMO) 환경에서 LS-ADC(Low Resolution Analog to Digital Converter)와 Factor 그래프를 활용한 JDD의 영향을 분석하기 위한 프레임워크를 제안하였다[6]. LS-ADC는 수신 신호를 소수의 비트로 양자화하여 하드웨어 비용과 LS-MIMO 송수신기의 RF 회로 전력 소비를 줄이는데 기여하지만, 양자화 잡음이 추가되는 단점이 있다. 기존 분석 도구는 LS-ADC의 양자화 잡음과 Fading Channel에 따른 잡음 공분산의 영향을 반영하지 않았기에 성능에 제한이 있었으나, T. V. Nguyen 외 3인은 양자화 잡음이 추가된 모델을 활용하고, LS-MIMO 통신 시스템에 대해 제안된 PEXIT(Protograph EXIT) 알고리즘을 통해 LS-ADC가 P-LDPC 코드 성능에 미치는 영향을 다양한 입

력 변수(LS-MIMO 구성, 부호율, 복호화 반복 횟수, 코드 구조)를 고려하여 분석 및 예측할 수 있음을 입증하였다.

T. V. Nguyen 외 3인의 시뮬레이션 분석 결과에 따르면, 3비트와 4비트 ADC 시스템의 성능 손실은 비양자화 시스템과 비교해 작은 차이를 보이며, 5비트 ADC를 적용할 경우 성능 손실은 무시할 수 있는 수준으로 저하되었고, 이는 P-LDPC 코드를 활용한 LS-MIMO 시스템 설계를 통해 시뮬레이션한 결과가 실측값과 유사한 수준임을 의미한다.

기존 PEXIT 알고리즘은 고해상도 시스템, 단일 입력 단일 출력(SISO: Single Input Single Output), 또는 전통적인 MIMO 시스템을 기반으로 설계되었으나, T. V. Nguyen 외 3인은 LS-MIMO 시스템에서 다양한 입력 변수(Proto-matrix 크기, ADC 해상도 등)와 상호 정보 흐름을 고려해 성능을 평가할 수 있도록 신호 검출기와 LDPC 코드 간의 메시지 전달 과정을 기반으로 프레임워크를 설계하였다. 따라서 LS-MIMO의 채널과 LDPC 코드 구조 간의 정보를 결합해 양방향 정보 흐름을 분석하며, 이를 통해 LS-ADC 환경에서 LS-MIMO 시스템이 높은 성능을 보일 수 있음을 입증하였다.

V. Q. Pham 외 3인은 LS-MIMO(Large Scale-MIMO) 딥러닝과 LDPC 코드를 활용하여 신호를 감지하고 복호화하는 수신기를 설계하였다[7]. V. Q. Pham 외 3인이 설계한 수신기는 복잡도가 낮은 특징이 있으며, ReLU(Rectified Linear Unit)와 SSO(Soft Sign Operator)를 활용하여 입력 데이터를 정규화하고 유연성을 개선하였다. 또한, V. Q. Pham 외 3인이 제안하는 수신기는 Deep Learning 기반의 신호검출 네트워크를 포함하며, 효율적 학습을 위해 50,000번의 반복 학습과 Adam optimizer를 사용하고, Protograph LDPC 코드의 크기 N 은 4,800이다.

V. Q. Pham 외 3인의 연구 결과에 따르면, 송수

신 안테나 수가 증가함에 따라 제안된 수신기와 기존 수신기 간의 성능 격차가 감소한다. V. Q. Pham 외 3인의 수신기는 전통적인 수신기에 비해 약간의 성능 저하(10×10 안테나에서는 1.8dB, 32×32 안테나에서는 1.5dB)가 있지만, 복잡도가 낮고, SNR 추정이 필요 없도록 설계되었다. 따라서 전통적인 방식으로 설계된 수신기의 복잡도가 높은 반면, Feedback 및 Feedforward 정보를 사용하는 구조를 통해 반복연산을 통한 디코딩 정확도를 높인 점이 V. Q. Pham 외 3인이 제안하는 수신기의 핵심 특징이라 할 수 있다. 결과적으로 V. Q. Pham 외 3인이 제안하는 수신기는 송수신 안테나 수가 10×10 및 32×32 LS-MIMO 시스템에서 제안하는 수신기가 각각 약 1.8dB와 1.5dB의 성능 손실을 보였고, 이는 Deep Learning LS-MIMO 신호 검출기를 메시지 전달 기반 LDPC 코드와 결합함으로써 성능을 일정 수준 개선한 것임을 의미한다.

D. Zhou 외 2인의 연구에서는 두 개의 알고리즘을 이용하여 Equivalent BIAWGNC(Binary Input AWGN Channel)을 찾는다[8]. 첫 번째 알고리즘은 주어진 RFC를 동일한 평균 상호 정보를 갖는 Equivalent BIAWGNC로 변환한 후 GA 알고리즘을 사용해 Polar Code를 구성한다. 두 번째 알고리즘은 주어진 RFC를 Kullback-Leibler Divergence를 기반으로 하는 분석적 표현을 통해 Equivalent BIAWGNC로 처리하여 첫 번째 알고리즘의 복잡도를 더욱 줄인다.

첫 번째 알고리즘은 AMIE(Average Mutual Information Equivalence)이고, 두 번째 알고리즘은 KLDE(Kullback-Leibler Divergence Equivalence)으로, AMIE는 RFC를 동일한 AMI를 가진 BIAWGNC로 변환하며, GA 알고리즘을 사용해 비트 서브채널의 신뢰도를 평가한다. KLDE는 AMIE의 복잡성을 줄이기 위해 분석적으로 BIAWGNC의 잡음 분산을 계산하여 효율성을 개선한다.

D. Zhou 외 2인이 수행한 시뮬레이션 결과에 따르면, AMIE은 높은 정확도를 제공하며, Monte-Carlo 방식과 유사한 BLER(Block Error Rate) 성능을 보이는 것으로 보고되었다. 반면 KLDE는 낮은 계산 복잡성을 가지면서도 약간의 성능 손실만 발생하여, 복잡도와 성능 간의 균형이 요구되는 경우 유용한 것으로 분석되었다. 두 방법 모두 SC(Successive Cancellation)과 CASCL(Cyclic Redundancy Check Aided Successive Cancellation List) 복호화 알고리즘 성능테스트에서 효과성이 입증되었고, 특히 AMIE는 두 복호화 방식에서 모두 BLER 성능을 보인 것으로 보고되었다.

M. A. Aziz 외 5인은 본 연구에서는 Bi-LSTM(Bidirectional Long Short Term Memory) 네트워크를 기반으로 한 Polar Code 복호기를 설계하였다[9]. M. A. Aziz 외 5인이 제안한 복호기는 데이터를 순방향과 역방향으로 동시에 처리하는 양방향 순환 신경망의 강점을 활용하여 짧은 패킷에 대해 Polar Code 복호 능력을 개선하였다. 해당 복호기는 FFQRFC(Frequency-Flat Quasi-static Rayleigh Fading Channels)에서 패킷 전송에 초점을 맞춘 것으로, AWGN Channel 용으로 설계된 코드북을 사용했다. 해당 연구는 SNR 조건과 변조 방식을 달리한 시뮬레이션 환경에서 패킷 오류율을 평가하였고, 실험 결과에 따르면 Theoretical Outage 성능에 근접하며, Fading Channel에서 유의미한 코딩 이득을 보이는 것을 입증하였다. 특히, M. A. Aziz 외 5인이 제안한 복호기는 CNN 및 DNN 기반 복호기보다 우수한 성능을 보이는 것으로 분석되었고, 어려운 무선 환경에서 짧은 패킷 전송에 대한 Polar code 복호화의 우수성을 입증한 것으로 평가된다.

M. A. Aziz 외 5인의 복호기는 세 개의 Lambda 계층(Mapping, Fading, LLR)과 세 개의 Bi-LSTM 계층, Sigmoid Activation 함수가 적용된 출력 계층으로 구

성된다.

Bi-LSTM 계층은 순방향과 역방향 데이터를 동시에 처리하여, 입력 데이터의 패턴을 효과적으로 학습하고, Bi-LSTM Decoder는 CNN 및 DNN 기반 모델보다 우수한 PER 성능을 보였으며, 특히 BPSK(Binary Phase Shift Keying) 변조 환경에서 높은 신뢰성과 코딩 이득을 보이는 것으로 보고되었다. 학습 속도와 정확도는 학습률(0.0005), 배치 크기(256), 에포크 수(216)에 따라 최적화되었으며, 4-QAM(4-Quadrature Amplitude Modulation)과 같은 고차 변조 방식에서는 성능이 저하되는 것으로 보고되었다. 이는 고차 변조 신호 복호화를 위해 더 복잡한 모델 설계가 필요함을 의미한다.

결과적으로 M. A. Aziz 외 5인의 연구는 페이딩을 고려하지 않은 AWGN 채널용 기본 코드북을 사용했음에도 불구하고 우수한 PER 성능을 보일 수 있음을 입증하였고, 다양한 최적화 알고리즘을 비교한 결과, Adam optimizer가 가장 우수한 성능을 제공한다는 점을 실험을 통해서 입증하였다.

V. 결론

본고에서는 채널 코딩 관련 연구 동향을 파악하기 위하여 Web of Science에서 검색된 채널 코딩 연구 문헌 10,101건에 대한 키워드 네트워크 분석을 수행하였다. 분석에는 키워드 빈도수와 중심성 분석 방법을 사용하였으며, 데이터의 시간적 범위를 전체 범위와 최근 5개년('19~'24)으로 한정하여 분석한 결과를 비교하였다. 이를 통해 채널 코딩 관련 연구가 인공지능 기술의 도입으로 인하여 점차 인공지능 기반의 새로운 방법의 개발로 이어지고 있다는 결론을 도출하였다. 또한 채널 코딩 연구 분야를 대표하는 5건의 논문을 선정하여 리뷰하였고, 채널 코딩에서 LDPC Code와 Polar Code의 연구가 활

발함을 확인하였다. 5건의 논문 리뷰 결과에 따르면, 대용량 데이터 전송을 위한 안테나 수의 급격한 증가로 인해 높은 연산량을 낮추기 위한, 새로운 채널 코딩 설계법들이 제안되고 있으며, Deep Learning을 통한 연산량을 낮추는 연구 개발이 이루어지고 있는 것을 확인할 수 있었다. 이는 키워드 네트워크 분석을 통한 채널 코딩 연구 트렌드 예측과 결과가 일치함을 확인하였다. 마지막으로 Deep Learning을 통한 채널 코딩의 성능은 여전히 전통적인 방식의 설계법보다는 복호 성능이 떨어지지만, 앞으로의 연구를 통해 개선의 여지가 있음을 결론으로 도출하였다.

약어 정리

5G	Fifth Generation
AMIE	Average Mutual Information Equivalence
BER	Bit Error Rate
BIAWGNC	Binary Input AWGN Channel
Bi-LSTM	Bidirectional Long Short Term Memory
BLER	Block Error Rate
BPSK	Binary Phase Shift Keying
CASCL	Cyclic Redundancy Check Aided Successive Cancellation List
CNN	Convolutional Neural Network
DNN	Deep Neural Network
EXIT	Extrinsic Information Transfer
FFQRFC	Frequency Flat Quasi Static Rayleigh Fading Channels
FG-GAI-BP	Factor Graph Gaussian Approximation of Interference Belief Propagation
KLDE	Kullback Leibler Divergence Equivalence
LDPC	Low Density Parity Check
LTE	Long Term Evolution
MIMO	Multiple Input Multiple Output
ML	Maximum Likelihood

OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
ReLU	Rectified Linear Unit
SC	Successive Cancellation
SISO	Single Input Single Output
SSO	Soft Sign Operator

참고문헌

- [1] H. J. Park and J. W. Lee, "LDPC Coded Multi-User Massive MIMO Systems With Low-Complexity Detection," *IEEE Access*, vol. 10, 2022, pp. 25296–25308.
- [2] IEEE Standard for Local and Metropolitan Area Networks, Part 16: Air Interface for Broadband Wireless Access Systems, Standard 802.16TM2009, May 2009.
- [3] Digital Video Broadcasting (DVB): Second Generation Framing Structure, Channel Coding and Modulation Systems for Broadcasting, Interactive Services, News Gathering and Other Broadband Satellite Applications (DVB-S2), Standard ETSI Standard EN 302 307, European Telecommunications Standards Institute, Valbonne, France, 2005.
- [4] IEEE P802.3ca 50G-EPON Task Force, Jul. 2020, <http://www.ieee802.org/3/ca/>
- [5] N. Matas et al., "Comparing Network Centrality Measures as Tools for Identifying Key Concepts in Complex Networks: A Case of Wikipedia," *J. Digital Inform. Manag.*, vol. 15, no. 4, 2017, pp. 203–213.
- [6] T. V. Nguyenn et al., "Performance Analysis of Protograph LDPC Codes Over Large-Scale MIMO Channels With Low-Resolution ADCs," *IEEE Access*, vol. 7, 2019, pp. 145145–145160.
- [7] V. Q. Pham et al., "Performance of Deep Learning LDPC Coded Communications in Large Scale MIMO Channels," In *Proc. 6th NAFOSTED Conf. Inform. Comput. Sci.*, Hanoi, Vietnam, 2019, pp. 214–218.
- [8] D. Zhou et al., "Construction of polar codes in Rayleigh fading channel," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 23, no. 3, 2019, pp. 402–405.
- [9] M. A. Aziz et al., "Bidirectional Deep Learning Decoder for Polar Codes in Flat Fading Channels," *IEEE Access*, vol. 12, 2024, pp. 149580–149592.