

# 수중 통신의 신뢰성과 전송률 향상을 위한 기계 학습을 이용한 최적의 변조 및 부호화 방식 선택 기법

정현우, 홍예권, 이재훈, 정지원

한국해양대학교

gusdn0930@g.kmou.ac.kr, cl170625@gmail.com,

bear9907@g.kmou.ac.kr, jwjung@kmou.ac.kr

## Machine learning based optimal modulation and coding scheme selection for enhanced reliability and throughput in underwater communication

Hyun-Woo Jeong, Ye-Gwon Hong, Jae-Hun Lee, Ji-Won Jung

Korea Maritime and Ocean Univ.

요약

본 논문에서는 수중 통신 환경에서의 신뢰성과 전송률을 향상시키기 위해, 기계 학습 기반의 MCS 선택 기법을 제안하였다. 이를 위해 DQPSK, DBPSK 변조 방식과 터보 부호의 부호화율 1/2, 1/3의 조합으로 4가지의 MCS 모드를 구성하고, 확산길이 64의 DSSS 방식과 RAKE 수신기를 적용하여 다양한 채널 환경에서 모의 실험을 수행하였다. 다양한 채널 상태 정보를 획득하고, 이를 random forest 분류 알고리즘에 적용하여 최적의 MCS를 예측하도록 학습하였다. 그리고 통신의 전송효율과 신뢰도를 향상시킬 수 있는 EC-BER 값에 기반하여 MCS를 선택하는 정책 기반 방식을 제안하며, 제안한 방식은 기존 SNR 기준 방식보다 더 높은 적응성과 성능을 보이며, 실시간 수중 통신 환경에서도 효과적으로 적용될 수 있음을 확인하였다.

### I. 서론

수중 통신은 해양 환경에서의 자율 무인 잠수정 운용, 수중 센서 네트워크 구축, 해양 관측 등 다양한 분야에 활용되고 있다. 하지만 이러한 환경은 도플러 확산, 신호 감쇠, 다중 경로 등으로 인해 신뢰도 높은 데이터 전송이 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 통신 채널 상태에 따라 변조 방식과 부호화 방식(MCS : Modulation and Coding Scheme)을 적절히 선택하는 적응적 기법이 필요하다.

기존에는 SNR(Signal-to-Noise Ratio) 기반의 고정 임계값을 이용한 MCS 테이블 방식이 사용되어 왔으나[1,2], 이러한 방식은 다양한 수중 채널 조건에 대해 충분한 적응성을 제공하지 못하는 한계가 있다. 특히, 시변동성이 높은 수중 통신은 위상 보정이 어려운 경우가 많기 때문에, 위상 정보를 복원하지 않고 이전 심볼과의 상대적인 위상 차이를 이용하는 차등 변조 방식이 효과적으로 사용될 수 있다[3]. 본 논문에서는 차등 변조 방식을 MCS 구성에 포함하였으며, 기계 학습(ML : Machine Learning)을 활용하여 다양한 채널 상태에 대응하는 최적의 MCS를 선택하는 기법을 제안한다. 제안된 기법은 시변동성이 높은 수중 통신에서 높은 전송률과 통신 신뢰성을 동시에 만족시킬 수 있는 가능성을 보여준다.

### II. 본론

그림 1은 기계 학습을 이용한 최적의 MCS 선택 기법을 적용한 시스템을 나타낸다. 송신단에서  $K$ 개의 비트를 가지는 원 신호는 채널 부호화 과정을 통하여  $N$ 개의 비트로 부호화되며, 부호화된 비트는 직접 수열 확산 스펙트럼(DSSS : Direct Sequence Spread Spectrum) 방식을 적용하여  $SF$  비트의 의사잡음코드(Pseudo noise code)로 신호를 확산시켜 좁은 대역의 간섭을 효과적으로 분산시켜서 수신 SNR을 향상시키며, RAKE 수신기를 사용하여 다중 경로 간섭을 완화시킨다.

동기 획득 및 채널 추정을 위한 파일럿 비트  $n$ 개를 부호화된 비트 앞쪽에 배치하여 패킷 데이터를 구성한다. 패킷 데이터의 비트 열  $P$ 를 차등 변조한 신호  $s(t)$ 를 송신한다. 차등 변조는 DBPSK/DQPSK(Differential Binary Phase Shift Keying/Differential Quadrature Phase Shift Keying)를 사용하였다. 송신 신호는 수중 채널의 영향(신호 감쇠, 다중 경로 등)을 받아 수신되며, 채널 추정으로 RSNR(Received SNR)을 획득한다. 수신 신호  $r(t)$ 는 차등 복조되어 파일럿의 오류율(P-BER : Pilot Bit Error Rate)을 획득한다.

복조된 데이터는 채널 복호기에 의해 복호되며, 복호된 데이터는 다시 재부호기(Re-encoder)에서 재부호화되어 복조 데이터와 비교하여 추정 오류율(EC-BER : Estimated Coded BER)을 획득한다. EC-BER은 수신된 신호의 품질과 부호화 및 복호화 과정의 정확성을 평가하는 데 사용될 수 있으며, 이를 통해 통신 시스템의 전체적인 신뢰성을 평가할 수 있다.

획득한 SNR, RSNR, P-BER, EC-BER를 채널 상태 정보(CSI : Channel State Information)로서 이를 활용하여, 기계 학습을 통해 다양한 채널 환경에 적응적으로 대응할 수 있는 최적의 MCS 선택하는 기법을 제안한다. 기계 학습에서 입력인 CSI는 채널의 품질 및 수신 신호의 신뢰도를 종합적으로 반영할 수 있는 지표로 활용된다.

CSI 정보를 기반으로 random forest 분류기를 학습시켜, 각 채널 상태에서의 최적 MCS 모드를 예측하고, 이를 통해 전송의 신뢰성과 데이터 전

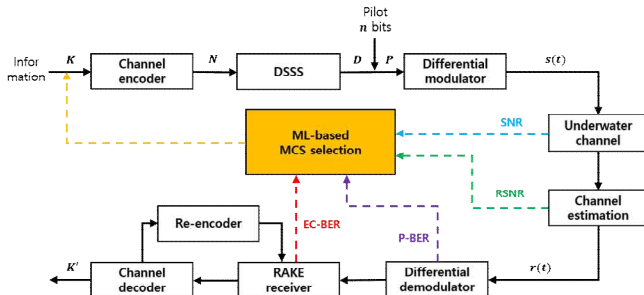


그림 1. 기계 학습을 이용한 최적의 MCS 선택 기법을 적용한 시스템  
Fig 1. System model with weighted sensor diversity method

송률을 동시에 향상시키는 것을 목표로 한다. 통신 신뢰성과 전송률을 함께 고려하기 위해, EC-BER과 MCS에 따른 전송률  $TR$ 을 고려한 성능 점수를 정의하였다. 성능 점수  $PS$ 는 다음 식과 같이 계산된다.

$$PS = (1 - \frac{EC-BER}{100}) * TR$$

$TR$ 는 각 MCS 모드에 따른 상대적인 전송률(Normalized transmission rate)을 의미한다. 이 성능 점수  $PS$ 는 EC-BER(%)이 낮을수록, 그리고 전송률이 높을수록 높은 점수를 가지도록 설계되어 있으며, 이를 기반으로 최적의 MCS를 선택하도록 기계 학습 모델을 학습하였다. 즉, 높은 데이터 전송률을 유지하면서도 낮은 오류율을 만족시키는 MCS를 선택할 수 있도록 하는 기준 지표로 활용된다. EC-BER과 같이 실제 복호 결과를 기반으로 한 성능 지표를 추가함으로써, 기존의 SNR 기반의 MCS 선택 방식보다 높은 예측 정확도와 적응성을 확보할 수 있다.

표 1. MCS 모드

Table 1. MCS modes

MCS mode	Input $K$ [bits]	$SF$	Modulation	Turbo code coding rate	Symbol size	$TR$
1	48	64	DQPSK	1/2	3072	1
2	32	64	DQPSK	1/3	3072	0.666
3	24	64	DBPSK	1/2	3072	0.5
4	16	64	DBPSK	1/3	3072	0.333

표 1은 4가지의 MCS 모드의 파라미터를 나타낸다. 각 MCS 모드는 입력 비트 수  $K$ , 변조 방식, 터보 부호화에 따라 구성된다. 모든 모드에서  $SF$ 는 64로 동일하게 설정하였으며, 총 심볼 수 3072를 가진다. MCS 모드 1은 DQPSK 변조와 부호화를 1/2를 적용한 가장 높은 전송률을 가지며, 반면 모드 4는 DBPSK 변조와 부호화를 1/3을 적용한 가장 낮은 전송률을 가진다. 각 모드의 상대적인 전송률을 계산하여 나타내었다. 이는 MCS 모드 1의 전송률(1)을 기준으로 정규화한 값으로, 각 모드의 상대적인 성능 점수  $PS$  비교를 용이하게 한다.

본 논문에서는 다양한 채널 환경을 반영한 데이터셋을 생성하기 위해, 각 MCS 모드에 대해 다양한 SNR과 다중 경로 환경을 조합하여 모의 실험을 수행하였다. 이 데이터셋에는 SNR, RSNR, P-BER, EC-BER과 같은 채널 상태 정보 및 통신 성능 지표가 포함되어 있으며, 이를 random forest 알고리즘을 활용한 기계 학습 모델을 학습하였다. 학습된 모델은 입력된 채널 상태 정보를 기반으로 최적의 MCS 모드를 예측할 수 있도록 설계되었다.

학습된 모델의 성능은 정확도(accuracy)와 혼동 행렬(confusion matrix)을 통해 평가하였다. 또한, EC-BER 값을 기반으로 하는 정책 기준을 도입하여, 예측된 채널 상태가 양호할 경우(즉, EC-BER이 일정 기준 미만)에는 높은 전송률을 가진 MCS 모드를 선택함으로써 전송 효율을 향상시켰다. 반대로, 예측된 채널 상태가 열악할 경우(EC-BER이 일정 기준 이상)에는 오류에 강인한 모드를 선택함으로써 통신 신뢰성을 확보하는 방식을 적용하였다. 이를 통해 정책 기준을 도입한 경우, 정확도가 향상됨을 확인하였으며, 이는 제안된 방식이 시스템의 성능을 전송률과 신뢰도 측면에서 균형있게 향상시킬 수 있다고 사료된다.

### III. 결론

본 논문에서는 수중 통신 환경에서의 신뢰성과 전송률을 모두 고려한 최적의 MCS 선택 기법을 제안하였다. DBPSK/DQPSK 변조 방식과 Turbo 부호화, DSSS 확산, RAKE 수신기를 결합한 송수신 구조를 기반으로, 다양한 채널 조건에서 모의 실험 데이터를 생성하였다. 이 데이터는 SNR, RSNR, P-BER, EC-BER 등의 채널 상태 정보를 포함하며, 이를 random forest 기반의 분류기에 적용하여 최적의 MCS 모드를 예측하였다. 예측된 MCS 모드의 성능 점수를 평가한 결과, 제안된 방식은 기존 SNR 임계값 기반 방식보다 높은 전송률과 신뢰성을 향상시켰으며, 그리고 EC-BER 값을 기반으로 하는 정책 기준을 도입한 경우에 정확도가 향상됨을 확인하였다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2023년도 정부 방위사업청의 재원으로 국방기술진흥연구소의 지원을 받아 수행된 연구임. (KRIT-CT-23-035, 기뢰탐지용 무인잠수정 군집 운용 기술, '23~'28)

### 참 고 문 헌

- [1] L. Wan, H. Zhou, X. Xu, Y. Huang, S. Zhou, Z. Shi and J. H. Cui, "Adaptive modulation and coding for underwater acoustic OFDM," IEEE Journal of Oceanic Engineering, 40(2), pp. 327-336, 2014.
- [2] J. H. Byun and O. H. Jo, "Machine Learning-based MCS Prediction Models for Link Adaptation in Underwater Networks," Journal of Convergence for Information Technology, 10(5), pp. 1-7, 2020.
- [3] S. G. Kim, S. M. Kim and H. Baek, "Implementation of an Underwater Acoustic Mobile Modem Based on the Direct Sequence Spread Spectrum Scheme," The Korean Institute of Communications and Information Sciences, 47(8) pp. 1170-1184, 2022.