

중첩 미상 신호 분류를 위한 ViT 기반 자동 변조 분류 알고리즘

조운설¹, 김한빛¹, 박현우¹, 박지연², 지영근², 주형준², 최재각², 임상훈², 김기훈², 김선우¹

¹ 한양대학교 융합전자공학과, ² 한화시스템

¹{sopoysc, dante0813, stark95, remero}@hanyang.ac.kr

²{bjj0914, younggun.ji, junie.ju, jaekark.choi, sh.im, kihun19.kim}@hanwha.com

ViT based Automatic Modulation Classification for Overlapped Unknown Signal

YunSeol Cho¹, Hanvit Kim¹, Hyunwoo Park¹, Jiyeon Park², Younggun Ji², Hyungjun Ju², Jaekark Choi², Sanghun Lim², Kihun Kim², and Sunwoo Kim¹

¹Department of Electronic Engineering, Hanyang University

²Tactical Communication System Team, Hanwha Systems

요약

본 논문은 중첩 미상 신호의 변조 분류를 위한 ViT (vision transformer) 기반 자동 변조 분류 알고리즘을 제시한다. 다양한 변조 신호가 중첩되는 실제 수신 신호에 적용이 용이하도록 중첩 미상 신호 수신 환경을 고려하며, 기존 딥러닝 모델의 복잡한 모델 구조를 개선한 ViT 알고리즘을 적용한다. 시뮬레이션 결과, 신호의 변조 기법에 따라 시간-주파수 이미지가 다르게 나타나며, 제안 알고리즘을 통한 중첩 미상 신호의 변조 분류가 가능함을 확인하였다.

I. 서론

자동 변조 분류는 특정 주파수 대역에서 신호의 변조 방식을 식별하는 알고리즘으로 주파수 스펙트럼의 효율적 관리, 신호 복조 등에 활용된다 [1]. 단일 신호에 대한 변조 분류 연구는 지난 20년간 활발히 이루어졌으나 중첩 미상 신호 분류에 적용 시 스펙트럼 관리 효율성의 저하를 야기한다 [2]. 이를 해결하기 위한 기존 딥러닝 기반 중첩 변조 분류 알고리즘은 계층적인 다수의 레이어로 인하여 복잡한 모델 구조를 가지는 기술적 한계점이 존재한다 [3]. 따라서 본 논문에서는 모델 구조가 단순한 딥러닝 ViT (vision transformer) [4]를 적용한 중첩 미상 신호의 변조 분류 알고리즘을 제안하고 성능을 분석한다.

II. ViT 기반 자동 변조 분류 알고리즘

그림 1은 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 모식도이다. 제안 알고리즘의 입력 데이터인 중첩 미상 신호는 다수의 신호 I/Q 데이터가 중첩되어 형성되며, 수신 신호의 이미지 변환을 위하여 STFT를 적용하고, ViT를 통하여 변조 분류 결과를 출력한다.

A. ViT 적용을 위한 신호 전처리

ViT는 2021년 구글 리서치 브레인팀이 개발한 이미지 인식 분야 트랜스포머 아키텍처로, 이미지 분할, 선형 변환, 위치 정보 추가, transformer encoding으로 구성된 단순한 모델 구조를 가진다. 이러한 구조는 알고리즘 구현을 용이하게 하며, 특히 대규모 데이터셋에 대하여 유연한 확장성을 가진다. ViT 기반의 중첩 미상 신호 변조 분류는 신호 데이터를 이미지로 변환하는 전처리 과정을 필요로 한다.

본 논문은 K 개의 미상 신호가 시간 영역에서 중첩된 시나리오를 고려하며, 수신 신호 모델은 다음과 같다.

$$r(t) = \sum_{k=1}^K r_k(t) + n(t), \quad (1)$$

$r_k(t)$, $n(t)$ 는 각각 신호원으로부터 수신한 k 번째 미상 신호,

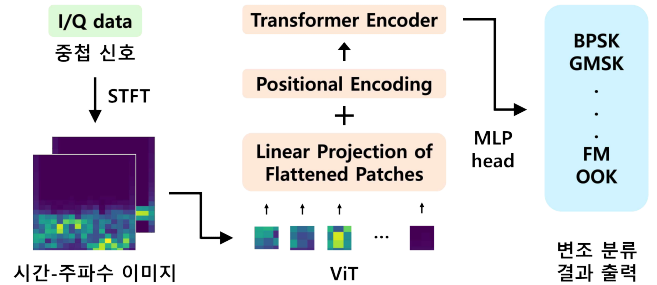


그림 1 ViT 기반 제안 알고리즘의 모식도

수신 신호의 가우시안 잡음이다. $r_k(t)$ 는 신호의 I 데이터와 Q 데이터가 더해진 형태이다.

제안 알고리즘에서는 STFT(short time Fourier transform)를 통하여 수신 신호를 시간-주파수 이미지로 변환한다. STFT는 신호를 시간 영역에서 여러 구간으로 분할하여 각 구간의 신호를 푸리에 변환하는 기법으로, 시간 흐름에 따른 신호의 주파수 대역 변화를 나타낸다. STFT의 수식은 다음과 같다.

$$y(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} r(t) \omega(t - \tau) e^{-i\omega t} dt, \quad (2)$$

$\omega(\tau)$ 는 신호를 구간 별로 나누어 시간 및 주파수 정보를 추출하는 윈도우 함수이며, τ 는 신호의 시간 인덱스이다.

B. ViT 기반 제안 알고리즘

ViT 모델은 네 단계로 이루어진다 [4]. 먼저 시간-주파수 이미지의 병렬적 처리를 위하여 이미지를 다수의 작은 이미지 패치로 분할한다. 각 이미지 패치는 픽셀 정보에 따라 벡터화된 후 위치 정보가 더해지는 positional encoding 과정을 거쳐 transformer encoder의 입력으로 사용된다. Transformer encoder는 다수의 layer로 구성되어 이미지 패치 간 관계를 학습하고 비선형 변환을 통하여 복잡한 데이터를 처리한다.

모델의 출력 데이터는 class token를 사용한 이미지 분류기인 MLP (multi layer perceptron) head를 거쳐

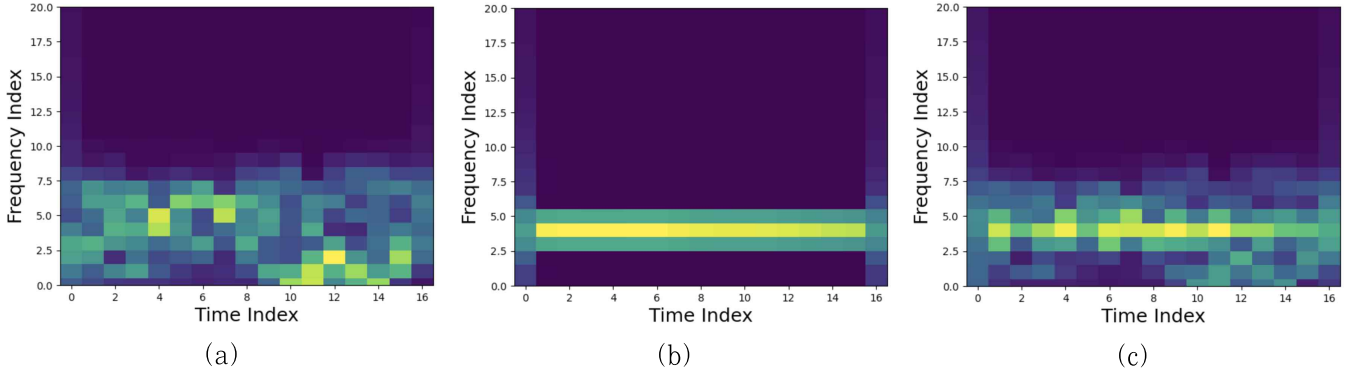


그림 2 STFT 결과 (a) GMSK 변조 신호, (b) AM DSB-SC 변조 신호, (c) 중첩 미상 신호

최종적으로 미상 신호의 변조 기법을 분류한다. 제안 알고리즘의 출력 결과는 중첩 미상 신호에 포함된 개별 신호의 K 개 변조 기법이다.

III. 시뮬레이션 결과

본 논문은 RadioML 2018.01A. 데이터셋을 학습 데이터로 이용한다. 데이터 셋에 포함되는 변조 기법 후보는 총 24 종이며 표 1에서 확인 가능하다. 본 시뮬레이션에서는 이 중 GMSK (Gaussian filtered minimum shift keying), AM DSB-SC (amplitude modulation double side band - suppressed carrier)를 활용하여 중첩 미상 신호를 생성한다.

그림 2는 개별 신호 및 중첩 미상 신호의 STFT 결과 생성된 시간-주파수 이미지이다. GMSK 신호는 주파수 스펙트럼이 넓은 대역에 분산된 시간-주파수 이미지를 갖는다. 반면 AM DSB-SC 신호는 고정된 주파수 성분을 가지므로 주파수 스펙트럼이 특정 대역에 집중된 시간-주파수 이미지를 갖는다. 중첩 미상 신호의 이미지는 두 개별 신호 이미지가 더해진 형태이다.

그림 3은 SNR에 따른 중첩 미상 신호의 변조 분류 성능 그래프로, 모델이 학습한 24개 변조 기법 중 중첩 미상 신호에 포함된 2개 변조 기법의 분류 정확도를 나타낸다. 중첩 미상 신호에 포함된 GMSK, AM DSB-SC 각각의 변조 분류 정확도는 SNR 0 dB에서 53.4%, 56.2%, SNR 10 dB에서 93.0%, 97.2%를 달성한다. 변조 분류 성능 분석 결과, 신호의 이미지 변환 및 ViT를 통한 중첩 미상 신호의 변조 분류가 가능하며, 주파수 스펙트럼이 특정 대역에 집중된 AM DSB-SC 신호의 분류 성능이 우수한 것을 알 수 있다.

표 1. 변조 분류 실험 환경

파라미터	값
신호원 개수	2
변조 기법 후보	32PSK, 16APSK, 32QAM, FM, GMSK, 32APSK, OQPSK, 8ASK, BPSK, 8PSK, AM-SSB-SC, 4ASK, 16PSK, 64APSK, 128QAM, 128APSK, AM-DSB-SC, AM-SSB-WC, 64QAM, QPSK, 256QAM, AM-DSB-WC, OOK, 16QAM
epoch	25
iteration	1000

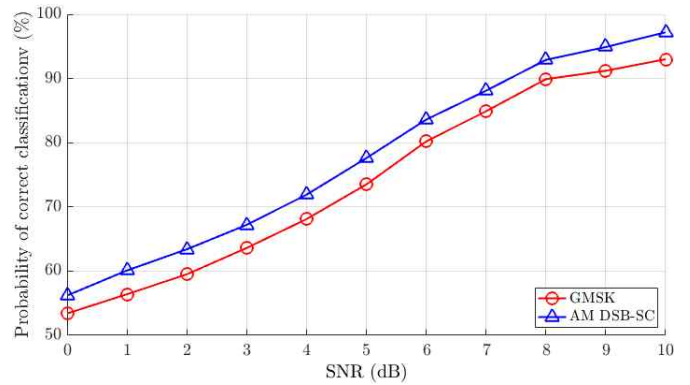


그림 5 SNR에 따른 변조 분류 성능

IV. 결론

본 논문은 중첩 미상 신호의 변조 분류를 위한 ViT 기반 자동 변조 분류 알고리즘을 제안하고 성능을 분석한다. 기존 딥러닝 기반 알고리즘의 복잡한 모델 구조를 4단계로 단순화한 ViT를 적용하며, STFT를 통하여 수신 신호를 이미지로 변환하고 ViT의 입력으로 사용한다. 시뮬레이션을 통하여 각 변조 신호 및 중첩 미상 신호의 시간-주파수 이미지에 따른 변조 분류가 가능하며, 이미지의 주파수 스펙트럼 형태에 따라 분류 정확도 차이가 발생하는 것을 알 수 있다. 향후 연구에서는 수신 신호의 도래각 탐지 추가를 위하여 배열 안테나 시스템을 고려할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024년도 한화시스템(주)의 재원을 지원 받아 수행된 연구임
참고 문헌

- [1] T. J. O'Shea, T. Roy and T. C. Clancy, "Over-the-Air Deep Learning Based Radio Signal Classification," *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, vol. 12, no. 1, pp. 168-179, Feb. 2018.
- [2] S. Zhou, Z. Wu, Z. Yin, R. Zhang and Z. Yang, "Blind Modulation Classification for Overlapped Co-Channel Signals Using Capsule Networks," in *IEEE Commun. Lett.*, vol. 23, no. 10, pp. 1849-1852, Oct. 2019.
- [3] S. Huang, Y. Yao, Z. Wei, Z. Feng and P. Zhang, "Automatic Modulation Classification of Overlapped Sources Using Multiple Cumulants," in *IEEE T. VEH. TECHNOL.*, vol. 66, no. 7, pp. 6089-6101, Jul. 2017.
- [4] A. Dosovitskiy et al., "An image is worth 16×16 words: Transformers for image recognition at scale," in *Proc. ICLR*, pp. 1-21, May 2021.