

무선 이미지 전송을 위한 딥러닝 기반의 효율적인 결합 소스-채널 부호화

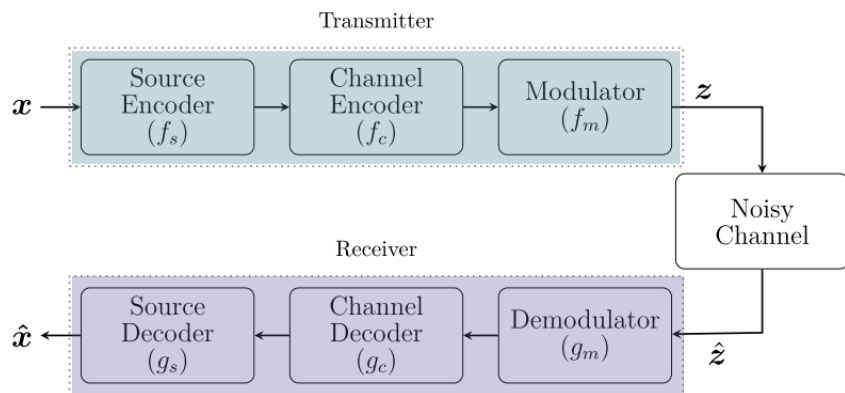


임수빈°, 김정현°, 송홍엽*
순천향대학교°, 연세대학교*

qlstn9150@gmail.com, kimjh@sch.ac.kr, hysong@yonsei.ac.kr

연구 배경

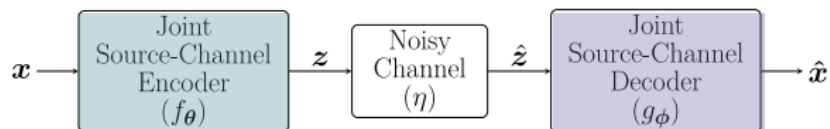
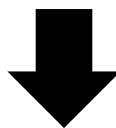
■ 결합 소스-채널 부호화의 사용



<소스, 채널 부호화의 분리>

소스 부호화 : 압축 알고리즘을 통해 이미지 픽셀들 간의 상관관계를 줄이고 전송되는 정보량을 줄임 ex) JPEG, JPEG2000

채널 부호화 : 오류정정부호를 통해 무선 채널 환경에서 발생하는 오류를 극복함 ex) LDPC, Turbo, Polar code

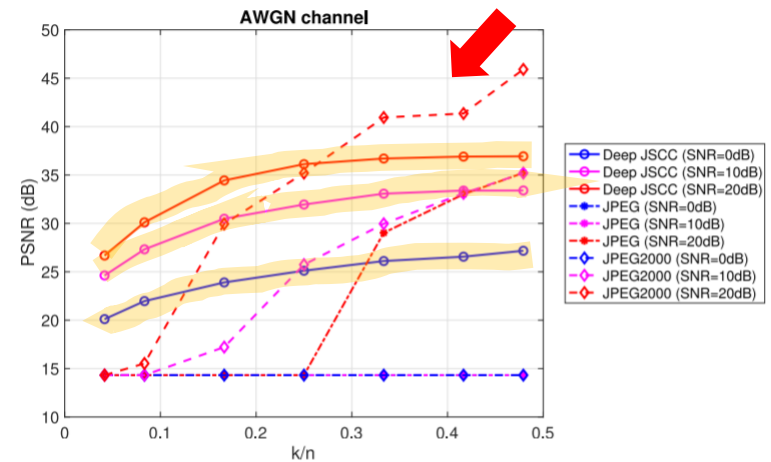
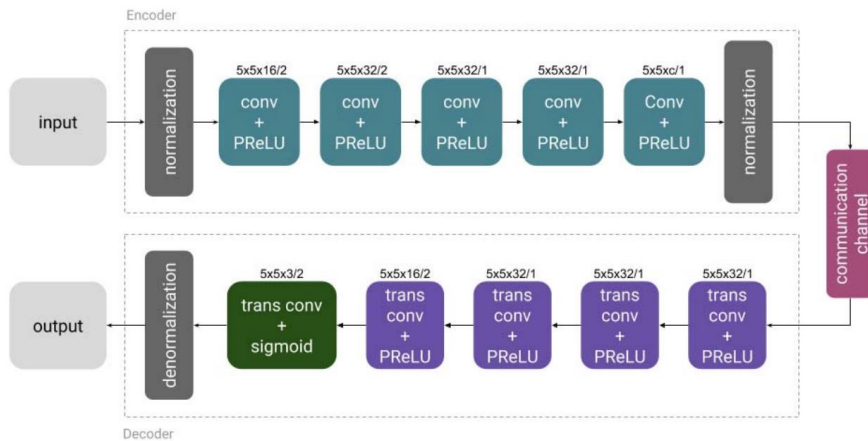


<소스-채널 부호화의 결합>

소스 압축률과 채널 부호율을 가변적으로 적용하여 대역폭 사용의 효율을 높임

사전 연구

■ Deep JSCC (Deep Joint Source-Channel Coding)



딥러닝 기반의 결합 소스-채널 부호화 (Deep JSCC)는 대역폭 압축률(k/n)의 변화에도 급격한 성능 저하를 겪지 않는 장점이 있지만, 일부 채널 환경(SNR)에서는 여전히 기존의 분리된 기법보다 낮은 성능을 보임

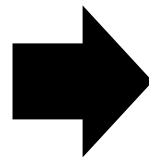
E. Boutsoulatze, D. Burth Kurka, and D. Gündüz, "Deep Joint Source-Channel Coding for Wireless Image Transmission," IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, vol. 5, no. 3, pp. 567-579, Sep. 2019.

연구 목표

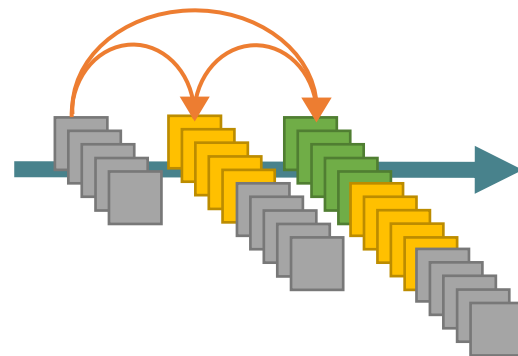
- 결합 소스-채널 부호화의 성능 개선

Deep JSCC에서 사용한 단순한 구조의 CNN에
층 간 연결을 추가한 DenseNet 기법을 송수신기에 활용함으로써
이미지 특징 추출 기능을 향상시킴

단순한 구조의 CNN의
feature map

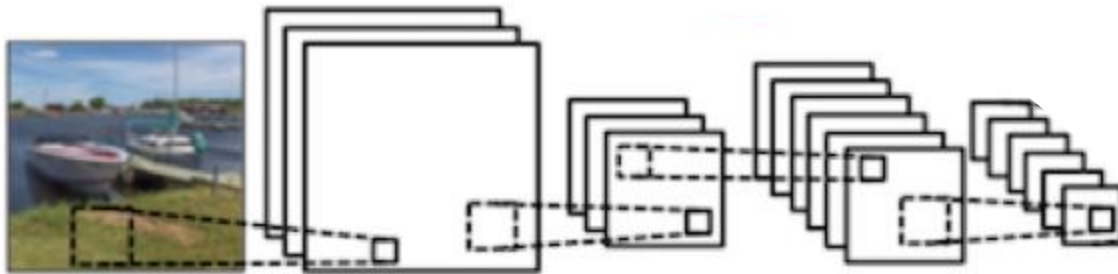


DenseNet의
feature map



개선 방안

- CNN 구조에서의 특징 추출



필터와의 합성곱 연산 또는 풀링을 통해
이미지의 특징을 추출한 피쳐맵을 생성

층이 점점 깊어지게 되면, 이전의 정보가 사라지는 문제 발생

개선 방안

- DenseNet 기법 사용

DenseNet의 순방향 전파

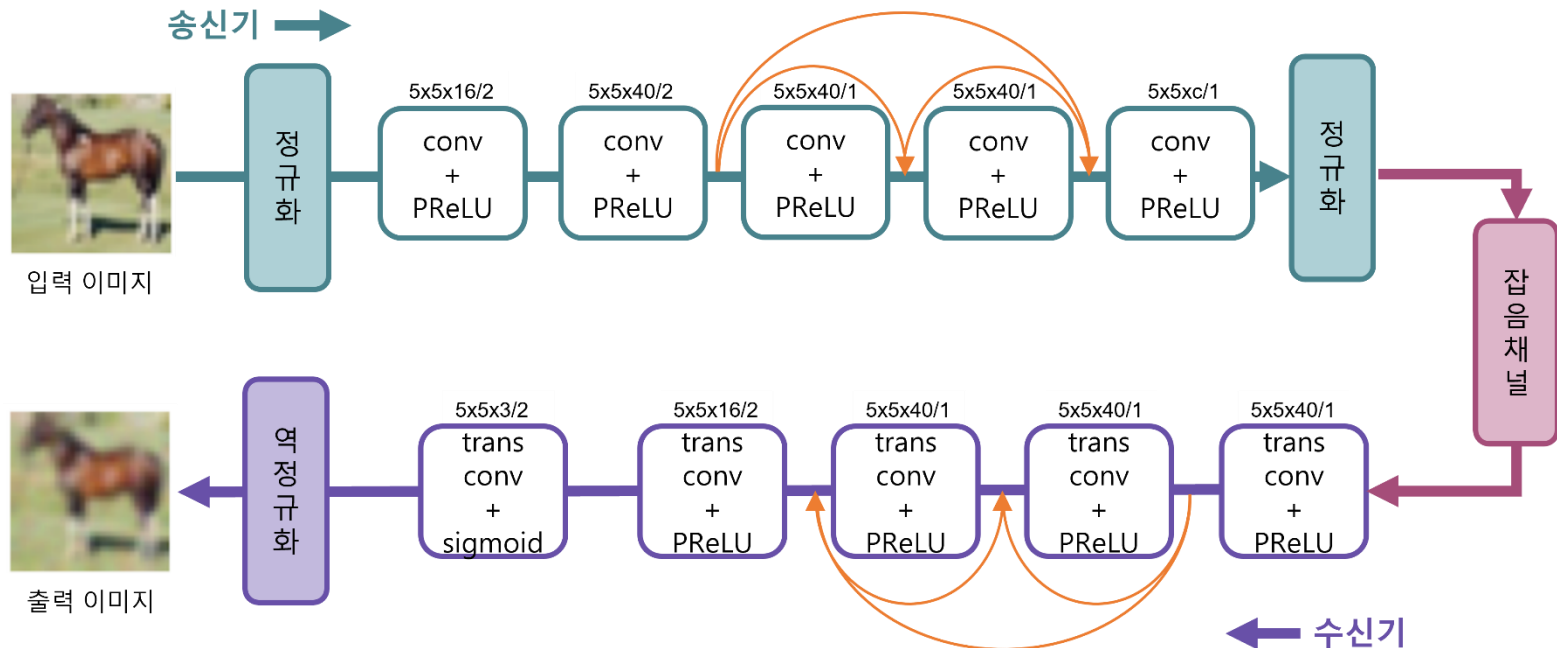


각 층은 이전 층의 피쳐맵을 연결(concatenate)하는 방식으로 입력 받음

- 이전 정보와 현재 정보가 섞이지 않음
- 정보가 손실되는 것을 방지

제안 모델

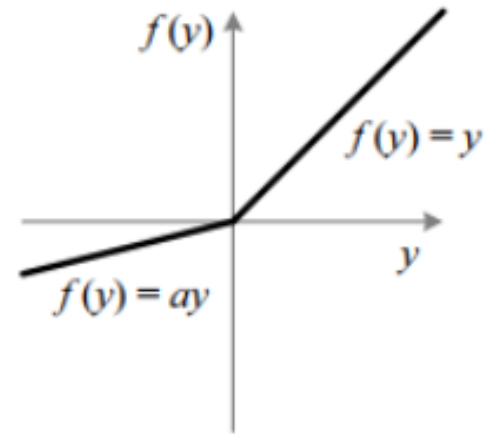
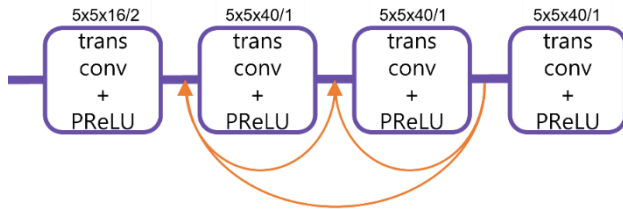
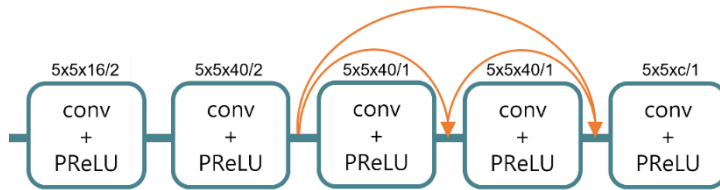
■ 전체 구조



- 송신기의 첫번째 정규화 0~255 -> 0~1픽셀 / 수신기의 역정규화 0~1 -> 0~255픽셀
- 두번째 정규화는 송신 전력 1을 만족하게 함
- 각 블록 위에 쓰여진 표기는 필터 가로×필터 세로×필터 수/스트라이드 간격을 의미

제안 모델

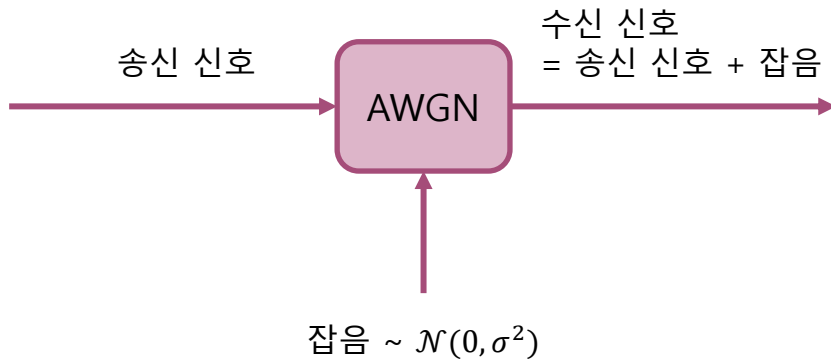
■ 활성화 함수 PReLU



- 은닉층에서 가장 많이 사용되는 ReLU 계열 함수 사용
- y 가 음수인 영역에서도 학습 가능
- 각 층마다 알맞은 파라미터 α 를 학습

실험 환경

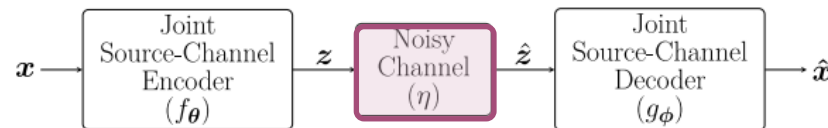
- 잡음채널 AWGN
(Additive White Gaussian Noise)



- SNR (Signal-to-Noise Ratio)

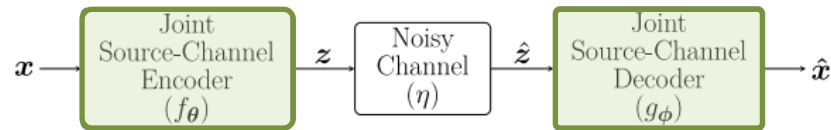
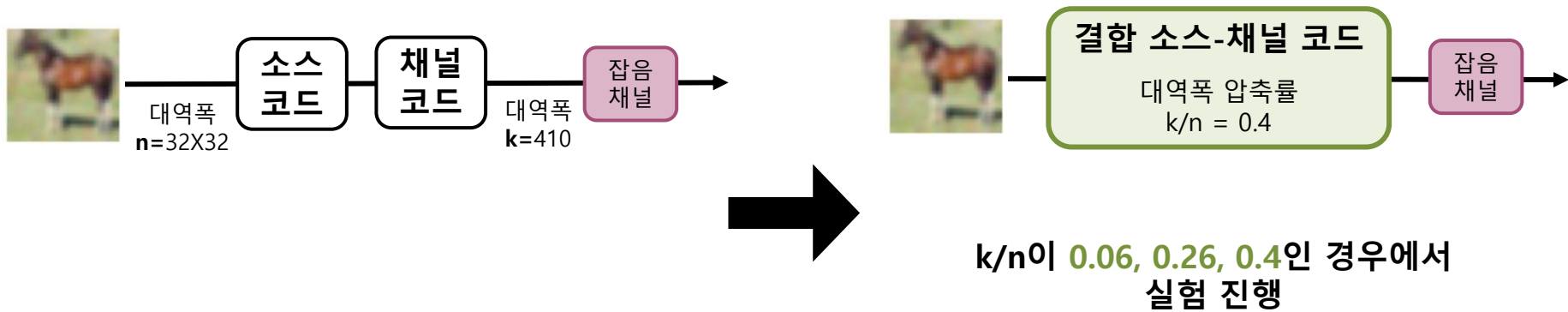
$$(SNR)_{dB} = 10 \log_{10} \frac{\text{signal power}}{\text{noise power}}$$

- SNR이 클수록 채널 환경이 좋음
- SNR이 **0, 10, 20dB**인 경우에서 실험 진행



실험 환경

- 대역폭 압축률 k/n



데이터 및 파라미터 설정

■ CIFAR-10 데이터셋



- 10개 클래스
- 32x32 픽셀의 컬러 이미지
- 학습 이미지 50,000장
- 테스트 이미지 10,000장

■ 파라미터 설정 값

손실 함수	평균제곱오차(MSE)
최적화 방법	Adam, 학습률=0.001
배치 크기	100
반복 수	20

성능 평가 지표

■ PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)

신호가 가질 수 있는 최대 전력에 대한 잡음 비율
주로 이미지 압축에서 화질 손실 정보를 평가할 때 사용

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{MAX^2}{MSE} (dB)$$

- MAX: 이미지의 한 픽셀이 가질 수 있는 최대값
- MSE: 송신 이미지와 수신 이미지의 픽셀 간의 평균제곱오차



Original image



PSNR 25.8699dB



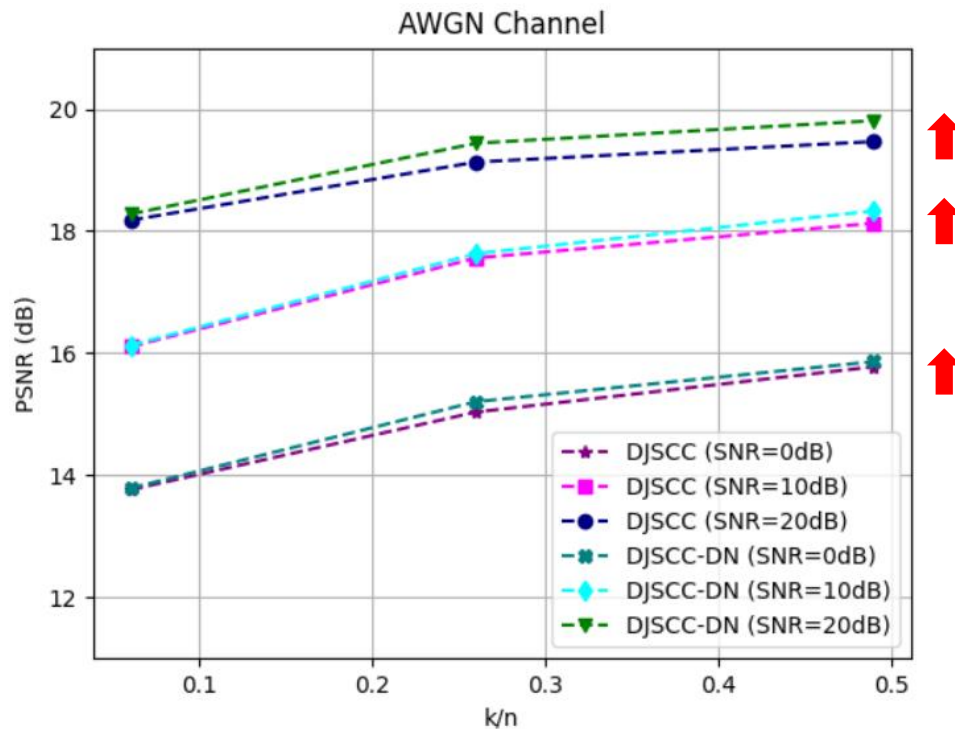
PSNR 30.9394dB



PSNR 34.8227dB

성능 평가 그래프

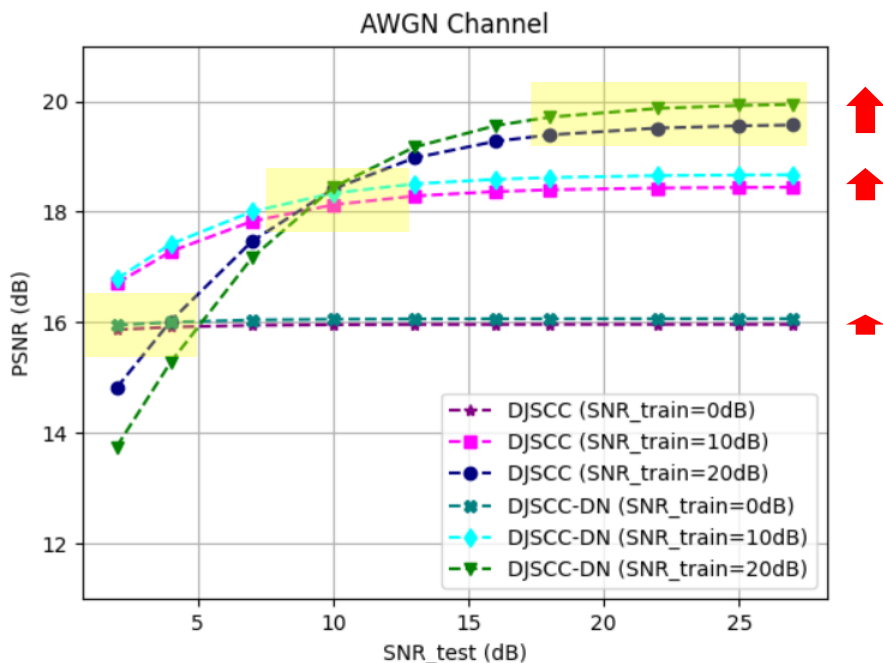
- 대역폭 압축률(k/n)에 따른 성능 비교



각 채널 환경(SNR=0, 10, 20dB)에서 모든 대역폭 압축률(k/n)에 대해 제안하는 DJSCC-DN 기법이 기존 기법 대비 **같거나 더 나은 성능을 보임**

성능 평가 그래프

- 다양한 테스트 환경에서의 SNR에 따른 성능 비교



- 대역폭 압축률을 0.49로 고정하여 실험
- 타겟 학습 환경(SNR=0, 10, 20dB)과 유사한 테스트 환경(SNR)에서 제안기법이 기존기법 대비 **같거나 더 나은 성능을 보임**
- 특히 채널 환경이 좋을수록 **격차는 크게 증가**

향후 연구

- 다양한 환경에서 실험, 새로운 신경망 구조 활용하여 추가 성능 개선
- 다양한 크기의 이미지에서 성능을 확인하기 위해 여러 데이터셋에 적용
- JPEG, JPEG2000 등 기존의 분리된 소스-채널 부호화와의 성능 비교
- 성능 평가지표로 PSNR 뿐만 아니라 SSIM도 동시에 활용

경청해주셔서 감사합니다.
