

무선 영상 전송 위한 이중 대역 Deep JSCC 적용 기법

이승현, 오성현, 김정곤*

한국공학대학교 전자공학부

seng0424@tukorea.ac.kr, osh119@tukorea.ac.kr, jgkim@tukorea.ac.kr*

Dual Band Deep JSCC for Wireless Transmission

Seung Hyun Lee, Sung Hyun Oh, Jeong Gon Kim*

Dept. of Electronic Engineering, Tech University of Korea

요약

본 논문은 무선 채널 환경에서 자율주행 영상 전송을 위한 Dual-Band JSCC(Joint Source Channel Coding)을 제안한다. 입력 영상은 5×5 Gaussian Blur로 얻은 저주파 성분과 Residual 고주파 성분으로 분리되어 각각 독립적인 Encoder-Channel Decoder 경로로 전송된다. 각 경로의 Latent는 전력 정규화 후 동일 SNR(Signal to Noise Ratio)의 AWGN(Additive White Gaussian Noise) 채널을 통과한다. 수신단에서는 pre-Sigmoid 복원본을 1×1 Convolution-Sigmoid 게이트로 가중합해 최종 출력을 얻는다. 성능 검증은 Deep JSCC, UEP(Unequal Error Protection) 기반 Latent Separation 및 Layer Separation과 공정 비교로 수행되었으며, 동일 전송률과 전력 조건을 적용하였다. 학습 시에는 epoch-batch마다 랜덤 SNR을 주입해 실제 무선 환경을 모사했다. Cityscapes(256×256) 데이터셋 실험 결과, 제안 기법은 특히 낮은 SNR에서 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio) 및 SSIM(Structural Similarity Index Map) 기준 일관된 성능 향상을 보였으며, 열악한 무선 환경에서 자율주행 시스템의 상황 인지 신뢰도를 높이는 실용적 대안이 될 수 있음을 시사한다.

I. 서론

자율주행 자동차는 V2X(Vehicle to Everything) 통신을 통해 주변 차량이나 인프라와 실시간으로 영상 정보를 교환해야 한다. 도심의 빌딩 숲이나 터널 등에서는 통신 신호가 약해지는 낮은 SNR(Signal to Noise Ratio) 환경이 빈번하게 발생하며, 이는 안전과 직결되는 심각한 문제이다. 기존 영상 코덱은 낮은 SNR 환경에서 Cliff Effect로 인해 영상이 깨지는 상황이 발생해 자율주행 시스템의 반응에 지연을 발생시킬 수 있다. 이러한 배경에서 Deep JSCC(Joint Source Channel Coding)가 제안되어 Source Coding과 Channel Coding을 단일 신경망을 통합함으로써, 제한된 대역-지연 조건에서 강건한 화질을 입증해왔다. 초기 연구들은 AWGN(Additive White Gaussian Noise) 채널에서 전통 분리 설계 대비 경쟁력 있는 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)-SSIM(Structural Similarity Index Map)을 보이며, 저지연 시나리오에서 실용성을 보여주었다[1]. 이후 후속 연구들로 다양한 채널 조건과 물리 계층 제약을 모델 내에 통합했다. Deep JSCC-f는 피드백을 활용해 동일 조건에서 화질 향상 및 평균 지연 감소를 달성했다[2]. 채널 추정값 없이도 다양한 SNR에 자체 적응하도록 하는 channel-blind JSCC도 제안되어 실사용 시의 SNR 불확실성 문제를 완화하였다[3]. 또한 ViT(Vision Transformer) 등 최신 시각 Backbone을 활용한 적응형 JSCC는 MIMO(Multiple Input Multiple Output) · 가변 SNR 환경에서의 표현력과 성능을 확장하고 있다. 최근 JSCC 동향은 전송 강건성, 지연, 계산 복잡도 사이의 균형을 중심으로 빠르게 진화하고 있음을 시사한다[4].

한편, 영상 신호는 에너지의 상당 부분이 저주파 대역에 집중되고, 고주파는 세부 시각 품질을 좌우하나 채널 잡음에 취약하다는 이질성을 가진다. 전통 코딩 방식에서는 이러한 특성을 이용해 대역-계층별 자원을 달리 주는 UEP(Unequal Error Protection)를 설계해왔다.

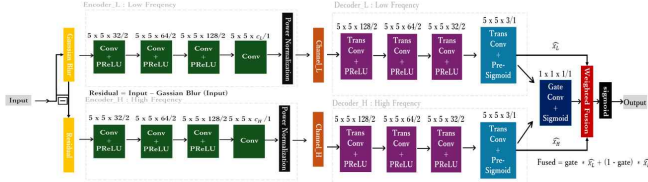
* : 교신저자

본 논문은 이러한 흐름에 착안하여, 영상 신호를 저주파와 고주파 대역으로 분리하고 이를 두 개의 독립된 신경망 경로로 전송하는 Dual-Band JSCC를 제안한다. 핵심은 고정 5×5 Gaussian Blur - Residual로 대역을 분해하고, 각 경로를 Encoder - AWGN - Decoder로 독립 처리하되 분기별 전력 정규화를 통해 전력을 맞추고 동일 SNR로 전송하며, 수신단에서 1×1 게이트로 두 복원본을 픽셀-공간별 가중 융합하도록 설계한 것이다. 본 연구의 핵심 기여는, Deep JSCC, Latent Separation, Layer Separation과의 엄격하고 공정한 비교를 통해 제안 방식의 실질적 우수성을 입증한 데에 있다. 이를 통해 채널 변동에 대한 높은 강건성과 구조적 효율성을 명확히 보일 것으로 시사한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2절에선 동일 예산, 전력, SNR 프로토콜을 포함한 실험 설계 및 PSNR-SSIM 기반 정량 및 정성적 결과, 3절에선 결론 및 향후 과제를 제시한다.

II. 본론

본 절에서는 제안하는 Dual-Band JSCC의 설계, 학습 설정, 재현성 확보 방식을 순서대로 기술한다. 전체 파이프라인은 [그림 1]과 같이 입력 영상의 정규화, 저주파 · 고주파 대역 분해, 분기별 Encoder-Channel-Decoder, 두 분기 출력의 gate 융합, 최종 Sigmoid, 역 정규화로 이어진다. 저주파는 고정 5×5 Gaussian Blur를 통해 추출하고, 고주파는 원본에서 저주파를 뺀 Residual로 정의하여 역할을 명확히 분리한다. 두 분기는 총 4개의 Convolution 블록을 통해 3번의 Down-sampling을 거쳐 Latent 표현을 만든다. 이후 각 Latent는 샘플별 평균 전력이 0.5가 되도록 정규화되어, 총 전송 전력 1.0을 두 경로가 공평하게 나누어 사용한다. 채널은 AWGN 하에서 두 분기 모두 동일 SNR로 통과한다. Decoder에선 분기별로 총 4개의 Transpose Convolution 블록을 통해 Up-sampling 하며, 마지막 Decoder의 Transpose Convolution 블록에서의 pre-Sigmoid logit

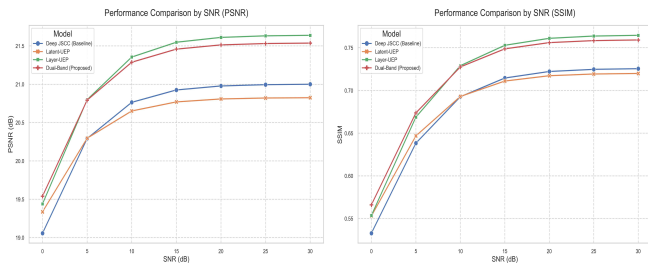


[그림 1] Dual Band JSCC 전체 파이프라인

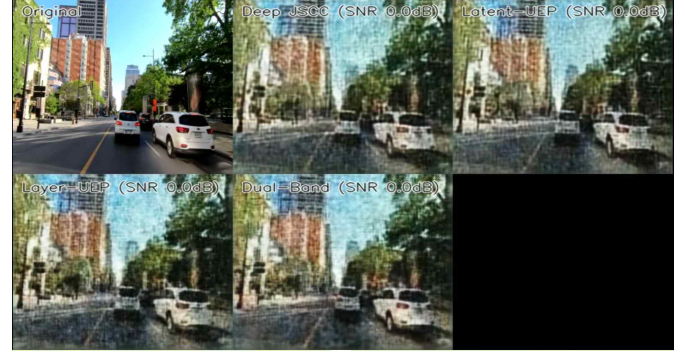
을 1×1 Convolution-Sigmoid로 산출한 gate로 픽셀-공간별 가중합을 진행하고, 단일 Sigmoid를 통해 최종 복원 영상을 얻는다.

제안 방식의 우수성을 검증하기 위해, 표준 Deep JSCC, 기존 UEP 기법인 Latent Separation과 Layer Separation, 그리고 주파수 대역을 독립된 경로로 분리하여 차등적으로 보호하는 새로운 UEP 방식인 제안 모델을 포함하여 총 4개의 모델을 구성했다. 공정한 비교를 위해 모든 모델은 동일한 학습 파라미터를 공유한다. 총 전송 심볼 비율은 0.2, 샘플별 평균 전력은 1.0, 학습 epoch는 30, 배치 크기는 64, 학습률은 $2 \cdot 10^{-4}$ 의 동일한 하이퍼파라미터를 공유하며, 손실 함수는 MSE(Mean Square Error)를 공통으로 사용하여 공정성을 확보했다. 추가적으로 연산 효율을 위해 AMP(Automatic Mixed Precision)를 활성화하여 학습을 진행했다. 모든 학습과 평가는 Cityscapes 데이터셋을 256×256 의 고정된 해상도로 리사이징하여 수행되었다. 이는 실험의 효율성과 재현성을 확보하고 제안 방식의 구조적 우월성이 해상도와 무관하게 나타남을 보이기 위함이다. 학습 중에는 0-30dB 사이의 SNR을 매배치마다 무작위로 샘플링하여 적용하였으며, 최종 성능 평가는 0, 5, 10, 15, 20, 25, 30dB의 고정된 SNR 환경에서 PSNR-SSIM을 측정하여 진행한다.

[그림 2]의 정량적 성능 그래프를 보면, 제안 모델이 낮은 SNR 구간에서 가장 강건함을 보인다. 이는 [그림 3]의 시각 비교에서도 확인되는데, Layer Separation 방식은 두 분기의 pre-Sigmoid를 단순 합산을 진행하기 때문에 고주파 분기의 잡음이 저주파 복원에 그대로 섞이는 오류 결합이 발생한다. 특히 0 dB 와 같은 잡음이 큰 채널 상황에선 고주파와 logit이 큰 변동을 만들어 구조 윤곽이 무너지는 경향을 보인다. 반면 제안 모델은 두 분기를 독립 decoder로 복원한 뒤 1×1 gate-sigmoid로 픽셀-공간별 가중치를 학습하여, 낮은 SNR에서는 gate가 자연스럽게 저주파 쪽으로 무게를 두도록 유도된다. 그 결과 구조 정보 손실을 억제하고 PSNR-SSIM이 우세해진다. 한편 높은 SNR에서는 Layer Separation 방식이 미세 질감 복원에서 근소한 이점을 보이기도 한다. 잡음이 적을 때는 가중치 공유 decoder가 두 대역을 통합적으로 재구성하며, UEP 이득이 남아있어 세부 텍스처가 풍부한 반면, 제안 모델은 동일 SNR 설계이기 때문에 고주파 분기의 최대 이득이 상대적으로 제한될 수 있다. 이처럼 낮은 SNR 강건성은 제안 방식의 장점, 높은 SNR 미세 이득은 Layer Separation 방식의 장점으로 정리되며, 이는 코드 구현의 gate 가중합과 단순 합산, 동일 SNR과 차등 SNR의 구조적 차이에서 기인한다.



[그림 2] SNR에 따른 모델별 성능 비교 (좌) PSNR (우) SSIM



[그림 3] SNR에 따른 모델별 시각적 품질 비교

III. 결론

본 논문은 자율주행의 안전성 향상을 위해, 영상의 주파수 대역을 분리하여 독립적으로 전송하는 Dual-Band JSCC 기법을 제안했다. 실험 결과, 제안 모델은 채널 오류가 심각한 낮은 SNR 환경에서 오류 전파를 효과적으로 차단하여, 다른 UEP 기법들보다 안정적으로 이미지의 핵심 정보를 보존했다. 높은 SNR 환경에서는 Layer Separation 방식이 미세 질감에서 근소한 우위를 보였으나, 최악의 상황에서의 신뢰도가 시스템 전체의 안전을 좌우하는 자율주행 분야에서는 제안 모델의 강건함이 더 큰 실용적 가치를 지닌다. 다만, 본 연구는 초기 파일럿 규모로 수행되어, 학습 예산 및 하이퍼파라미터 탐색이 제한적이었고, 일부 SNR 구간에선 뚜렷한 경향을 일반화하기 어렵다는 한계가 있다.

향후에는 더 긴 학습과 다중 seed 반복을 수행하고, 핵심 하이퍼파라미터의 체계적 sweep으로 일반화 가능한 경향을 검증할 예정이다. 또한, 주파수 대역 분해기인 Gaussian Blur를 학습형 모듈로 전환하여 SNR에 따라 가중이 적응적으로 변화하도록 하여, 낮은 SNR의 강건성과 높은 SNR의 세부 복원력을 동시에 높일 계획이다. 현재는 AWGN 모의 채널 평가를 실측 채널로 검증 범위를 확대하고, 지연-연산량 제약을 고려한 실시간 성능 평가도 병행할 예정이다. 향후 연구 방향으로선 보행자나 교통 표지판 등 의미론적 중요 영역에 전송 자원을 우선 배분하는 시맨틱 통신 기반 모델로 연구를 확장할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2024-00415938, 2024년 산업혁신인재성장지원사업)

참 고 문 헌

- [1] Bourtsoulatz, E., Kurka, D. B., Gündüz, D., "Deep Joint Source-Channel Coding for Wireless Image Transmission," IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, vol. 5, no. 3, pp. 567 - 579, Sept. 2019.
- [2] Kurka, D. B., Gündüz, D., "DeepJSCC-f: Deep Joint Source-Channel Coding of Images with Feedback," IEEE Journal on Selected Areas in Information Theory, vol. 1, no. 1, pp. 178 - 193, May 2020.
- [3] Yuan, H., Xiong, Y., Zhang, X., "Channel-Blind Joint Source-Channel Coding for Wireless Image Transmission," Sensors, vol. 24, no. 12, 4005, 2024.
- [4] Song, M., Kim, S., Jeong, S., "Deep Joint Source-Channel Coding for Wireless Image Transmission: A Review," Electronics, vol. 12, no. 22, 4637, 2023.