

정보 은닉을 강화한 디스플레이 기반 통신 기법 연구

이대규, *정성윤
영남대학교

dleorb0305@naver.com, *syjung@ynu.ac.kr (*:교신저자)

Research on Display Field Communication techniques with enhanced information hiding

Dae Gyu Lee, *Sung Yoon Jung (*:corresponding author)
Yeungnam Univ.

요약

Display Field Communication (DFC) 기술은 디스플레이에서 카메라로 정보를 전달하는 기술이다. 기존 QR code는 고유한 패턴으로 인해 일부 상황에서 사용이 제한되므로 본 논문은 DFC 기술을 통해 이미지에 정보를 자연스럽게 은닉하는 개선된 성능의 딥러닝 모델을 제안한다.

I. 서론

Quick Response (QR) code는 온라인에서 정보를 빠르게 접근할 수 있다. 작은 이미지로 많은 정보를 전달할 수 있다. 예를 들어, 사이트 주소를 2진 문자열로 변환하여 삽입하는 경우 수신기에서 신호를 복조하여 사용자를 사이트로 이동하게 만들 수 있다. 사용하기 쉽고 편리하여 여러 플랫폼에서 선호된다. 하지만 QR code는 정보를 식별하고 구분하기 위한 고유한 패턴으로 인해 이미지의 역할을 수행하기 어렵다. 이로 인해 일부 플랫폼에서 사용이 제한된다.

Display Field Communication (DFC) 기술은 이미지에 정보를 숨김으로써 QR code에서 발생하는 한계점을 극복한다. 현실 세계에 존재하는 이미지 안에 정보를 삽입하여 정보를 전달한다. 정보를 삽입하면 기존 이미지의 화질 왜곡이 발생하지만, 정보를 은닉하면서 이미지의 역할을 수행하기 위해 기존 이미지의 화질 왜곡을 최소화하는 방향으로 삽입한다. 이미지에 정보를 효과적으로 삽입하기 위해 딥러닝 기술을 활용한다.

II. 본론

2.1 송신기

송신기는 원본 이미지의 화질을 최대한 보장하고 정보의 존재를 숨기면서 정보를 삽입한다. 정보의 존재를 숨기기 위해 정보의 특징과 원본 이미지의 특징을 조합하여 삽입한다. 원본 이미지의 화질을 최대한 보장하기 위해 생성된 이미지와 원본 이미지의 차이를 손실 함수로 설계한다. 그림 1은 전체 알고리즘 요약이다. 송신기는 2진 문자열과 이미지를 입력 받아 정보가 삽입된 이미지를 생성한다.

본 논문에서는 송신기 네트워크 구조로 U-Net 구조 [1]를 선택한다. U-Net 구조는 이미지를 압축하고 복원하는 과정을 통해 다양한 차원의 특징을 조합할 수 있다. Skip connection을 통해 원본 이미지에 존재하는 특징을 유지하면서 정보를 삽입한다. 송신기는 $M \times N \times 3$ 크기의 이미지와 L 비트의 정보를 입력 받는다. 이미지 안에 L 비트의 정보를 검출되지 못하도록 정보를 이미지의 전체 영역에 퍼져서 삽입한다. 송신기는 정보가 삽입된 이미지와 잔차 이미지를 출력한다. 잔차

이미지는 정보가 삽입된 부분을 확인하기 위한 이미지로, 정보가 삽입된 이미지와 원본 이미지의 차이를 나타낸다.

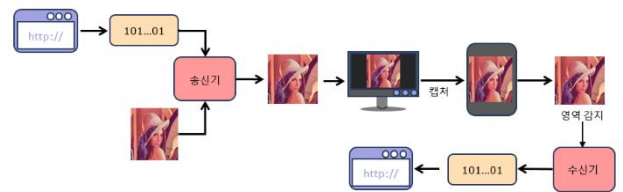


그림 1. 전체 알고리즘 요약

2.2 수신기

수신기는 정보가 삽입된 이미지를 입력 받아 삽입된 정보를 효과적으로 찾도록 훈련한다. 그림 1처럼 송신기에서 얻은 정보가 삽입된 이미지는 디스플레이나 프린터기를 통해 현실 세계로 배포된다. 이 과정에서 왜곡을 겪으므로 왜곡에 강인하도록 훈련한다. 수신기 네트워크 구조는 Spatial Transformer Network (STN) [2], 여러 개의 Convolution Layer와 Deep Layer로 구성한다. 입력 받은 이미지를 STN을 통해 공간적인 왜곡을 보정한 뒤, 이미지에서 정보를 식별한다.

2.3 손실 함수

손실 함수는 이미지의 화질을 좋은 상태로 유지하고 삽입된 정보를 효과적으로 복조하기 위해 설계한다. 송신기와 수신기는 동시에 학습한다. 송신기에서 발생한 손실과 수신기에서 발생한 손실을 동시에 계산하여 총 손실을 줄이는 방향으로 학습한다.

송신기에서의 손실은 L2 손실, Learned Perceptual Image Patch Similarity (LPIPS) [3] 손실, 이미지 손실 등이 있다. L2 손실은 과적합으로 인해 일반적인 상황에서 사용하기 어려운 문제를 해결하기 위해 사용한다. LPIPS 손실은 두 이미지 간의 차이를 사람의 관점에서 해석하기 위해 학습된 모델로 도출한 손실이다. 이미지 손실은 입력 이미지와 정보가 삽입된 이미지 간의 차이를 통해 구한 손실이다. 수신기에서의 손실은 정보를 효과적으로 검출하도록 학습한다. 디코더 손실은 검출한 정보와 삽입한 정보의 차이를 나타낸다.

2.4 모의 실험

실험 결과는 StegaStamp [4]와 비교하여 성능을 검증한다. 훈련은 MIRFLICKR [5]에서 제공한 2.5 만 장의 이미지를 사용한다. 실험 결과에 관한 검증은 훈련할 때 사용하지 않은 이미지 1000 장을 사용하여 진행한다. 이때 실험 데이터셋은 MS COCO [6]에서 제공하는 이미지 중 천 장을 무작위로 선택하여 실험한다.

본 논문에서는 입력 이미지의 크기를 (400, 400, 3)으로 하고, 정보의 크기를 100 bit로 하여 실험한다. 100 bit 중 44 bit는 Error Correction Code (ECC)로 사용하여 에러를 보정하는데 사용하고, 56 bit의 정보를 8 글자의 유니코드로 삽입한다.



그림 2. StegaStamp와 제안된 모델의 결과 비교

그림 2에서 (가)는 StegaStamp를 통해 정보를 삽입한 결과이고, (나)는 본 논문에서 제안한 모델을 통해 정보를 삽입한 결과이다. 1 열은 원본 이미지, 2 열은 정보가 삽입된 이미지, 3 열은 잔차 이미지이다. 그림 2는 본 논문에서 제안한 모델과 StegaStamp의 실험 결과를 비교한다. StegaStamp는 원본 이미지에 edge가 적을 때 이미지의 가장자리에 삽입되는 정보의 비율이 많아지는데, 이는 삽입된 정보의 존재를 노출한다. 본 논문에서 제안한 모델은 송신기에서 Max Pooling을 사용하여 강한 특징을 유지하면서 정보를 삽입한다. 이를 통해 이미지의 가장자리에 정보가 삽입되는 것을 줄여 정보의 은닉을 강화한다.

| | StegaStamp [4] | Proposed |
|-----|----------------|----------|
| BER | 1.46% | 0.79% |

표 1. BER 비교

Bit Error Rate(BER)은 총 비트에서 에러가 발생한 비트의 비율을 의미한다. 표 1은 StegaStamp와 제안된 모델의 BER이다. StegaStamp는 BER이 1.46%, 제안된 모델은 BER이 0.79%으로, 성능이 개선된 것을 확인 가능하다.

| | StegaStamp [4] | Proposed |
|----------|----------------|----------|
| PSNR | 27.0762 | 28.0795 |
| SSIM [7] | 0.8998 | 0.9155 |

표 2. PSNR 및 SSIM 비교

표 2는 StegaStamp와 제안된 모델에서 생성한 이미지의 화질을 비교한다. Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)은 노이즈에 대한 최대 신호의 비율을 의미한다. StegaStamp는 27.0762이고, 제안한 모델이 28.0795으로 더 높은 품질의 이미지를 제공한다. Structural Similarity Index Measure (SSIM) [7]는 원본 이미지와

정보가 삽입된 이미지 간의 유사성을 측정한다. SSIM을 통해 비교하면 StegaStamp는 0.8998이고 제안한 모델은 0.9155으로 약 0.015 정도의 차이를 보인다. SSIM는 높은 값을 가질수록 이미지의 품질이 좋으므로 제안한 모델에서 생성한 이미지의 품질이 더 좋은 것을 확인 가능하다.

III. 결론

DFC 기술은 이미지 안에 정보를 자연스럽게 삽입하는 기술로, 이미지의 역할을 수행하면서 정보를 전달 가능하다. 하지만, 정보를 삽입하면서 이미지에 왜곡이 발생한다. 본 논문에서는 정보를 은닉하면서 정보를 자연스럽게 삽입하기 위한 방법을 제안한다. 이미지의 가장자리에 정보가 삽입되는 비율을 줄여 정보의 존재를 은닉하고 강한 특징을 우선적으로 남김으로써 생성한 이미지의 화질을 좋은 상태로 유지한다. 이러한 기초 연구를 통해 다양한 플랫폼에서 사용하기 적합할 수 있을 것으로 기대한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2023년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구(P0017011, 2023년 산업혁신인재성장지원사업)입니다.

참고 문헌

- [1] O.Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," in Proc. Int. Conf. Med. Image Comput. Comput. Assist. Intervention, 2015, pp. 234-241
- [2] M. Jaderberg et al., "Spatial transformer networks," in Proc. Adv. Neural Informat. Process. Syst., 2015, pp. 2017-2025
- [3] R. Zhang, P. Isola, A. A. Efros, E. Shechtman, and O. Wang, "The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric," in Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), Salt Lake City, UT, USA, Jun. 2018, pp. 586-595.
- [4] M. Tancik, B. Mildenhall and R. Ng, "StegaStamp: Invisible hyperlinks in physical photographs", Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., pp. 2114-2123, 2020.
- [5] M. J. Huiskes, B. Thomee, and M. S. Lew, "New trends and ideas in visual concept detection: The MIR flickr retrieval evaluation initiative," in Proc. Int. Conf. Multimedia Inf. Retr. (MIR), 2010, pp. 527-536
- [6] T.-Y. Lin et al., "Microsoft COCO: Common objects in context," in Proc. Eur. Conf. Comput. Vis., 2014, pp. 740-755
- [7] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," IEEE Trans. Image Process., vol. 13, no. 4, pp. 600-612, Apr. 2004.