

위상 홀로그램 압축 기술 동향

□ 최승미, 차준영, 반현민, 이태화, 김휘용 / 경희대학교

요약

홀로그래피(Holography)는 3차원 정보를 온전히 기록하고 재현할 수 있는 차세대 이미지 기술이다. 홀로그램을 재현하기 위한 공간 광 변조기(Spatial Light Modulator, SLM)는 현재 기술적으로 진폭 또는 위상 신호만을 변조할 수 있다. 특히, 위상 홀로그램은 여러 광학적 이점으로 주로 사용된다. 위상 홀로그램은 넓은 시야각을 위해 수많은 픽셀을 가질 수 있으며, 자연 영상과는 매우 다른 특성으로 기존의 자연 영상을 위한 코덱에 대해 성능의 한계가 존재한다. 이에 본고에서는 위상 홀로그램 압축을 위한 다양한 기술들에 대해 소개하고자 한다.

I. 서론

홀로그래피(Holography)는 빛의 간섭 현상을 이용하여 3차원 정보를 기록하고 재생하는 기술이다. 홀로그래피 기술은 수렴-초점 불일치 문제를 해결하며, 영상의 심도 제어, 안구 수차 보상을 제공하기 때문에 기존 근안 디스플레이(Near to Eye Display, NED)의 피로감을 감소시키고, 여러 광학적 단점을 해결한다[1].

홀로그램(Hologram)은 물체에서 반사된 빛의 간섭 패턴으로 직접 획득되거나 CGH (Computer Generated

Hologram) 방식으로 생성 가능하다. 기록된 홀로그램은 공간 광 변조 장치(Spatial Light Modulator, SLM)를 통해 재현될 수 있다. 현재 기술적으로 가능한 SLM은 동작 원리에 따라 진폭 혹은 위상 변조 SLM으로 나뉜다. 일반적으로 디지털 홀로그램의 재현에는 위상 변조 SLM이 빛을 효율적으로 사용할 수 있고 Conjugate에 의한 잡음으로부터 자유롭기 때문에 진폭 변조 방식보다 광학적으로 유리하다. 위상 변조 SLM의 장점으로 최근 위상 홀로그램 생성 및 신호처리에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

위상 홀로그램을 생성하기 위한 고전적인 방법으로는 이중 위상 방법의 이론에 기반한 Double Phase Amplitude Coding (DPAC)[2]이 존재한다. 이는 진폭 및 위상 신호를 두 개의 개별 위상 신호로 인코딩하고 이를 모자이크 패턴으로 배열하는 방법으로 간단하고 효율적이지만 일반적으로 복원 성능이 크게 저하된다. 이후 DPAC의 subsampling으로 발생하는 aliasing을 방지하기 위한 band-limiting 기반의 해결 방법도 연구되었다[3]. 또한, DPAC에 대한 대안으로 반복 최적화 기반의 Gerchberg-Saxton (GS)[4], Stochastic Gradient Descent (SGD)[5] 방식이 널리 사용된다. 반복 최적화 기반의 방법은 복원 성능을 향상시키지만 생성하는데 많은 시간이 소요된다. 최근에는 신경망의 발전에 따라 빠른 생성 시간을 갖는 신경망 기반의 위상 홀로그램 생성 기술이 좋은 성능을 보이고 있다. HoloNet[5]은 대표적인 위상 홀로그램 생성 네트워크로 hardware-in-the-loop 최적화 기법을 도입하여 디스플레이 장치에서 발생할 수 있는 아티팩트를 최소화하였다. 그러나 기존의 딥러닝 기반 홀로그램 생성 모델은 파장의 길이와 전파 거리, 디스플레이 환경에 따라 별도의 모델을 사용해야 하는 문제가 있어 실제로 사용하기에 많은 제약이 있다. [6]은 이 문제를 해결하기 위해 전파 커널을 하나의 데이터로 활용하여 전파 거리 변화에 적응적인 단일 모델 기반 위상 홀로그램 생성 모델을 연구하였다.

홀로그램의 넓은 시야각을 위해서는 매우 작은 픽셀 간격이 요구되며, 이로 인해 홀로그램은 수많은 픽셀 개수가 존재할 수 있다. 이에 큰 해상도의 홀로그램을 압축하기 위한 연구가 매우 중요시된다. 국제 표준화 기구인 ISO/IEC JCT 1/SC 29/WG1 JPEG (Joint Photographic Experts Group)에서는 2014년 JPEG Pleno라는 새로운 3차원 공간 압축 표준화를 시작했다. JPEG Pleno Holography는 최초의 홀로그램 영상 관련 표준으로 진폭, 위상, 복소 홀로그램의 데이터 표현 지원을 목적으로 하고 있다[9]. 특히, 위상 홀로그램의 광학적 장점으로 위상 홀로그램 압축을 위한 연구들이 진행되고 있다. 위상 홀로그램은 일반 자연 영상과는 달리 주기성을 갖기 때문에 HEVC (High

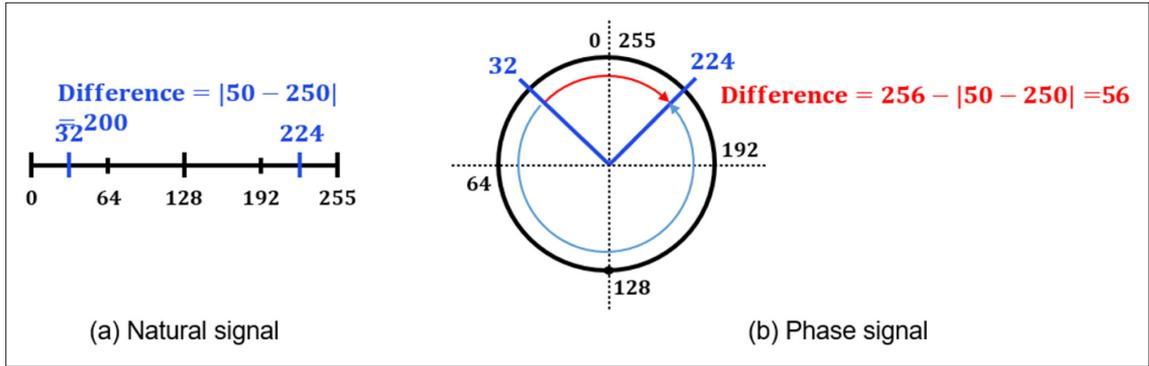
Efficiency Video Coding)[7] 또는 VVC (Versatile Video Coding)[8] 등의 자연 영상을 위한 코덱에 대해 성능의 한계가 존재한다. 따라서 최근에는 위상 홀로그램의 특성을 고려한 다양한 압축 기술이 연구되었다. 본고에서는 위상 홀로그램의 압축 연구를 중심으로 표준 코덱 기반의 압축 기술과 신경망 기반의 압축 기술에 대해 소개한다.

II. 표준 코덱 기반 위상 홀로그램 압축 기술

[10]은 주기성으로 인해 발생하는 위상 신호 간 오차 계산의 문제점을 제시하고 주기성을 고려한 위상 영역의 PSNR을 제안하였다. 이를 기반으로 [11]에서는 위상의 주기성을 고려한 오차 척도를 HEVC에 적용하여 매우 큰 압축 성능 향상을 달성하였다. [12]는 주기성이 고려된 확장된 HEVC를 Digital Holographic Microscopy (DHM) 데이터에 적용하였다. [13]은 주기성으로 발생하는 또 다른 위상 홀로그램의 특징인 shift-invariance를 제안하고 이를 해결하는 위상 홀로그램을 위한 새로운 오차 측정 방법을 소개하였다. 본 장에서는 표준 코덱 기반의 위상 압축 기술 중 가장 높은 성능을 달성한 SOTA 기술에 대해서 자세히 소개한다.

1. 위상 홀로그램의 주기성을 고려한 확장된 HEVC

수식 (1)과 (2)는 기존 자연 신호 사이의 차이 d 와 거리 D 를 계산하는 과정을 나타낸다. <그림 1>에서 볼 수 있듯이 주기성을 가진 두 신호의 차이를 측정하는 방법은 자연 신호와는 달리 두 가지 방향으로 계산될 수 있어 모호성을 갖는다. [11]의 저자들은 위상 신호 간의 차이 및 거리 계산을 위해, 수식 (3)과 (4)를 사용하여 언제나 두 신호 사이의 거리가 π 를 넘지 않도록 조정하는 Shorter Circular Difference (SCD) 방법을 제안하였다. 주기성이 고려된



<그림 1> 위상 신호의 거리 측정

SCD 연산을 HEVC의 잔차 신호 계산 과정과 비트율-왜곡 최적화 과정에서의 왜곡 측정 과정에 적용함으로써 비트 양을 크게 줄였다.

$$d = \theta_1 - \theta_2 \quad (1)$$

$$D = |d| \quad (2)$$

$$\tilde{d} = ((d + \pi) \% 2\pi) - \pi = \begin{cases} d, & \text{if } -\pi \leq d \leq \pi \\ d - 2\pi, & \text{if } d > \pi \\ d + 2\pi, & \text{if } d < -\pi \end{cases} \quad (3)$$

$$\tilde{D} = |\tilde{d}| \quad (4)$$

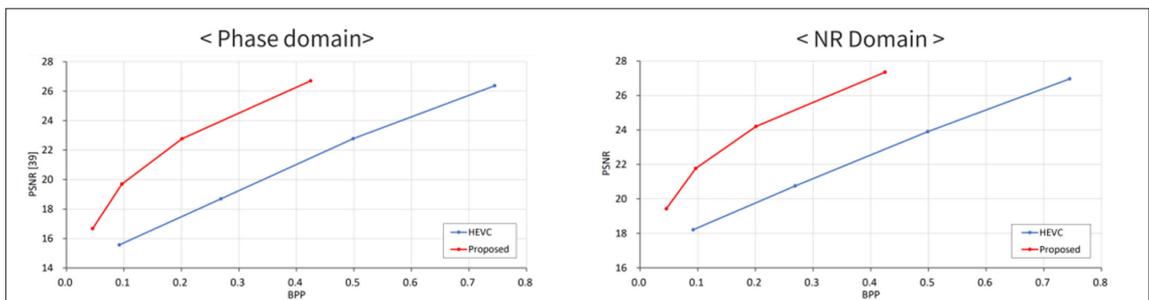
HEVC를 포함한 기존의 일반적인 이미지 신호 처리는 신호가 값의 범위를 넘어가는 경우, 최소값 또는 최대값이

되도록 수식 (5)와 같이 Clipping하는 연산을 수행한다. [11]에서는 기존 HEVC의 복원 신호 계산 과정에서 일반적인 Clipping 연산을 주기성이 고려된 Circular Clipping으로 대체하였다. Circular Clipping은 수식 (6)과 같이 wrapping을 통해 Clipping하는 방법을 의미한다.

$$\text{Clip}(s; 0, 2\pi) = \min(\max(s, 0), 2\pi) \quad (5)$$

$$\widetilde{\text{Clip}}(s; 0, 2\pi) = s \% 2\pi = \begin{cases} s, & \text{if } 0 \leq s < 2\pi \\ s - 2\pi, & \text{if } s \geq 2\pi \\ s + 2\pi, & \text{if } s < 0 \end{cases} \quad (6)$$

<표 1>과 <그림 2>는 ETRI (Electronics and Telecommunications Research Institute) database에 대해 기존 [11]에서 제안된 위상 홀로그래프를 위한 HEVC의 성능을 비교한다. ETRI database는 각 1920 x 1080 해상도의 33



<그림 2> 표준 코덱 기반 위상 홀로그래프 압축 RD-curve

<표 1> 표준 코덱 기반 위상 홀로그램 압축 성능 비교

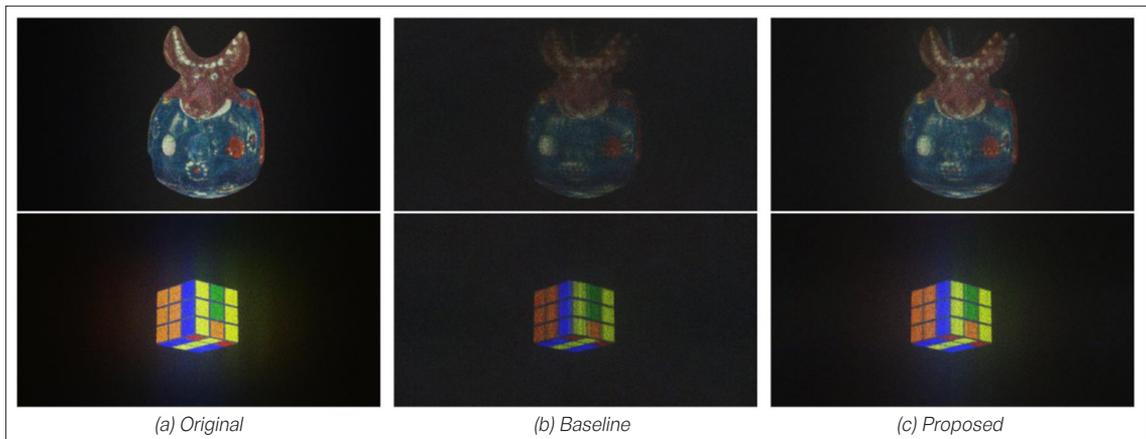
Anchor	HEVC extension for phase hologram[11]	
	Phase domain	NR domain
HEVC	-63.3%	-65.5%

frame을 갖는 8비트 표현 7개 홀로그램 영상으로 구성되었다. 제안 성능은 기존 HEVC 대비 위상 홀로그램 도메인에서 BD-rate -63.3%, 수치적 복원 도메인에서 BD-rate -65%를 달성했다.

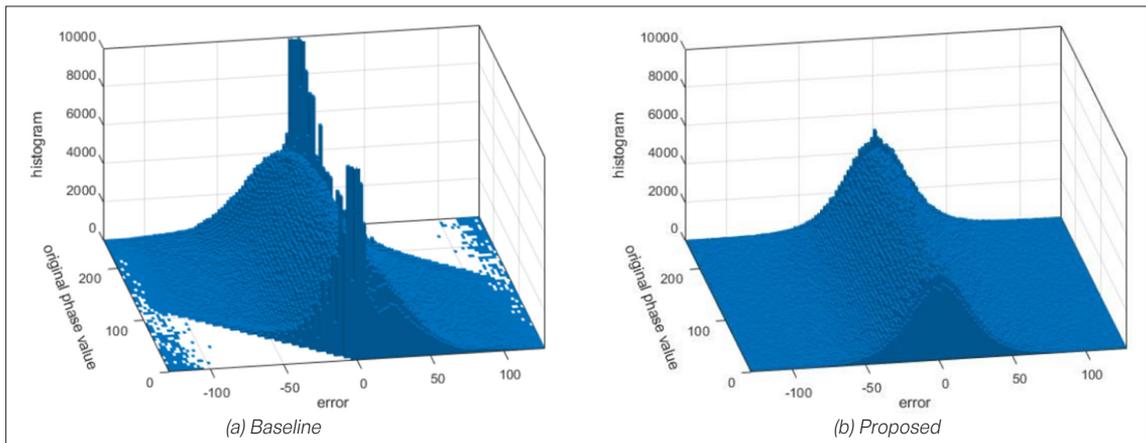
<그림 3>은 HEVC(b)와 확장된 HEVC(c)에 대해 유사한 비트율로 압축 복원된 홀로그램 영상의 주관적 화질을

보여준다. 유사 비트율 대비 확장된 HEVC로 압축 복원된 결과의 화질이 월등히 좋은 것을 확인할 수 있다.

<그림 4>는 원본 위상 홀로그램 이미지와 디코딩된 위상 홀로그램 이미지 간의 오차 히스토그램을 보여준다. 기존 HEVC(a)의 경우 Clipping 경계인 0과 255 값에 가까울 때 매우 많은 오차가 발생하는 것을 확인할 수 있다. 기존의 자연 영상을 위한 비디오 코딩 표준은 주기성이 제대로 적용되지 않아 비정상적인 형태의 히스토그램 모양을 갖는다. 반면, 확장된 HEVC(b)는 주기성이 고려된 코덱 기술로 0축을 중심으로 하는 가우시안과 유사한 히스토그램을 갖는다.



<그림 3> 표준 코덱 기반 위상 홀로그램 압축 주관적 화질



<그림 4> 위상 홀로그램을 위한 확장된 HEVC의 오차 히스토그램 분석

III. 신경망 기반 위상 홀로그램 압축 기술

본 장에서는 신경망 기반의 위상 홀로그램 압축 기술을 소개한다. 자연 영상을 위한 신경망 기반의 압축 기술은 일반적으로 Auto-encoder 기반의 구조로 대상 이미지를 반복적 또는 일괄적 방식으로 은닉 벡터를 추출하여 부호화한다[14]. 그러나 일반적인 신경망 기반의 압축 기술은 해상도에 비례하여 매우 큰 계산 복잡도가 요구되며, 표준 코덱과의 호환성을 제공하기 어렵다. [15]에서는 학습 가능한 블록 단위의 위상 홀로그램 압축 모델을 제안하여 복잡도를 줄였다. 최근에는 홀로그램의 생성과 압축을 단일 네트워크에서 동시 최적화함으로써 큰 성능 향상을 높인 연구들도 진행되고 있다. 본 장에서는 위상 홀로그램을 압축하는 대표적인 신경망 기반의 기술들에 대해 소개한다.

1. Compression of Phase-Only Holograms with JPEG Standard and Deep Learning

JPEG는 1992년 처음 제안된 디지털 이미지 압축 기술로, 기존 자연 이미지의 화질을 크게 해치지 않으면서 데이터 크기를 상당히 줄일 수 있다. 자연 이미지는 일반적으로 부드럽고 저주파수 영역에 정보가 집중되어 있어, 양자화 단계에서 고주파수 정보를 버림으로써 효율적으로 압축할 수 있다. 하지만 자연 이미지와는 달리 위상 홀로그램은 대부분의 정보가 고주파수 영역에 포함되어 있어 일반적인 JPEG 압축 기술을 적용할 경우 크게 손상될 수 있다. [16]에서는 JPEG를 통해 압축되어 손상된 위상 홀로그램의 화질을 신경망을 통해 복원하였다.

2. Deep Learning-Based Compression for Phase-Only Hologram

[17]에서는 종단간 학습이 가능한 딥러닝 기반 위상 홀로그램 압축 신경망을 처음으로 제안하였다. 특히 위상의

2π 주기성을 고려해 원본 위상 홀로그램과 압축 복원된 위상 홀로그램의 차이를 계산하여 압축 신경망 학습에 사용하였다. 가장 좋은 압축 성능을 보이는 VVC 비디오 코덱과 비교하였을 때, 수치 복원된 영역에서 38.77%의 BD-rate 감소율을 달성하였다.

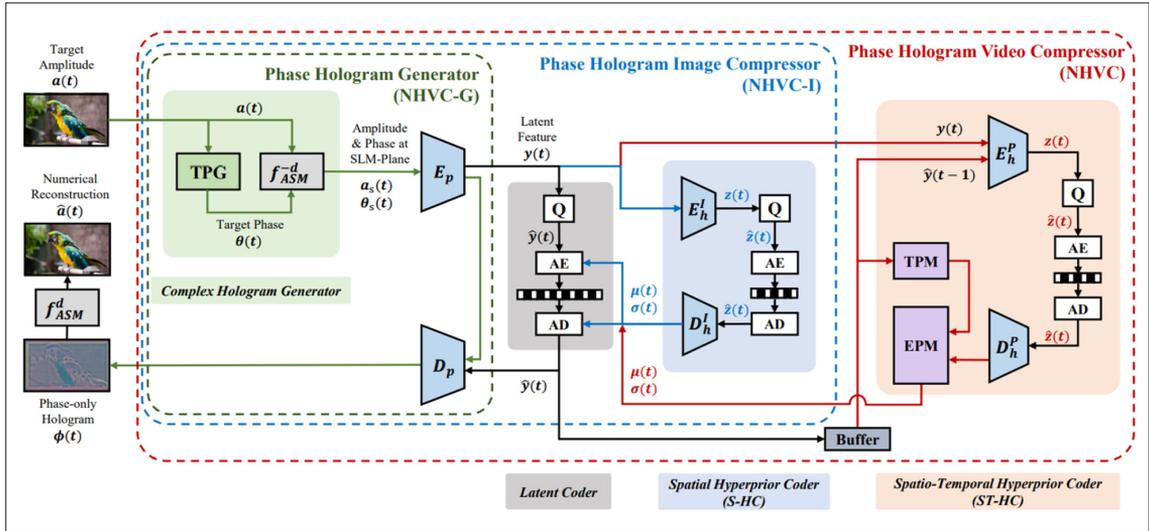
3. DPRC (Dual Phase Retrieval and Compression)

DPRC[18]는 최초로 위상 홀로그램의 생성과 압축을 동시에 제공하는 신경망 구조를 제안하였다. Initial Phase Predictor (IP) 모듈은 대상 이미지로부터 초기 위상을 생성한다. 인코더 E_p 는 대상 이미지와 초기 위상을 SLM Plane으로 전파하여 생성된 wavefield를 입력으로 받아 은닉 벡터를 추출한다. 추출된 은닉 벡터는 엔트로피 코딩 및 디코딩을 통해 비트스트림으로 추출, 복원된다. 디코더 D_p 는 인코더에서 추출된 은닉 벡터 또는 복원된 은닉 벡터를 입력으로 받아 최종 위상 홀로그램을 생성하거나 복원할 수 있다.

신경망 학습은 위상 홀로그램 생성 모듈을 최적화하는 학습 단계와 위상 홀로그램 생성 및 압축을 동시에 최적화하는 학습 단계로 이루어진다. 위상 홀로그램 생성 학습 단계에서는 손실함수로 신경망을 통해 생성된 위상 홀로그램을 수치적 복원한 결과와 대상 이미지 사이의 왜곡을 사용하였다. 위상 홀로그램 생성 및 압축 학습에 사용된 손실함수는 수식 (7)과 같이 은닉 벡터의 엔트로피인 비트율 손실함수 R 과 압축 복원된 위상 홀로그램을 수치적으로 복원한 영상과 대상 이미지 사이의 왜곡 L_r 을 가중 합하여 손실함수로 사용하였다.

$$L_C = R + \alpha_r L_r \quad (7)$$

4. NHVC (Neural Holographic Video Compression with Scalable Architecture)



<그림 5> NHVC 신경망 구조

NHVC[19]는 최초로 위상 홀로그램의 생성과 이미지 압축, 동영상 압축을 모두 동시에 제공하는 신경망 구조를 제안하였다. 또한, 이미지 압축 모델에 대해 0.5-6bpp 범위의 multi-rate를 지원하며, 비디오 압축 모델에 대해 0.15-3.5bpp 범위의 multi-rate를 지원한다.

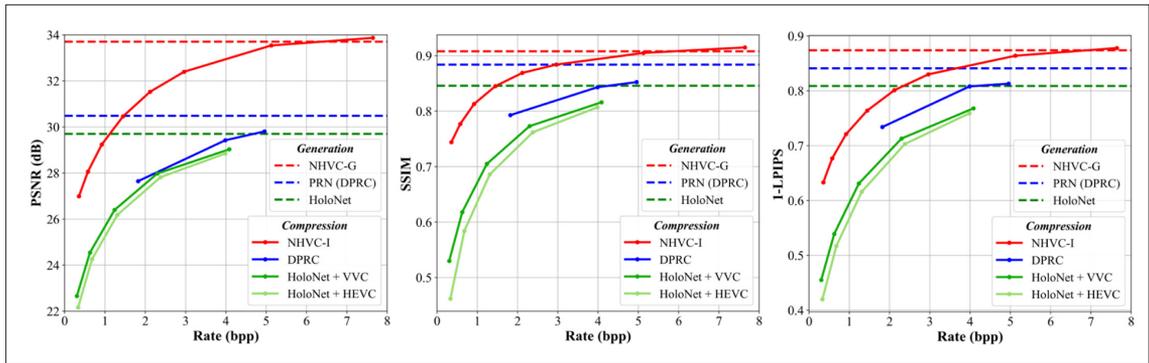
<그림 5>는 NHVC의 구조도를 보여준다. NHVC는 위상 홀로그램의 무작위성을 고려하여 Deformable Convolution을 활용하여 네트워크의 수용 필드를 확대하고, 유연한 특징 추출을 달성하였다. Target Phase Generator (TPG)를 통해 대상 이미지로부터 위상 신호를 초기화하고, 초기화된 위상 신호와 대상 이미지를 전파하여 SLM plane에서의 wavefield를 얻는다. 인코더 E_p 는 SLM plane에서의 wavefield를 입력으로 받아 은닉 벡터를 추출한다. 추출된 은닉 벡터는 DPRC와 유사하게 Latent Coder와 Spatial Hyperprior Coder (S-HC)를 통해 엔트로피 코딩을 거치거나 디코더 D_p 를 통해 위상 홀로그램을 생성할 수 있다. 위상 홀로그램 비디오 압축에는 이전 프레임의 은닉벡터를 사용하여 현재 프레임의 은닉 벡터를 추정하는 Spatio-Temporal Hyperprior Coder (ST-HC)가 사용되었다.

NHVC는 DPRC 및 VVC 표준 코덱 대비 동일 비트율에서 2dB PSNR 이상의 성능 향상을 달성하였다. 위상 홀로그램 비디오 압축에서도 기존 VVC 표준 코덱 대비 약 70%의 BD-rate 감소율을 달성하였다. <표 2>는 신경망 기반의 위상 홀로그램 압축 기술 간 성능 비교를 보여준다.

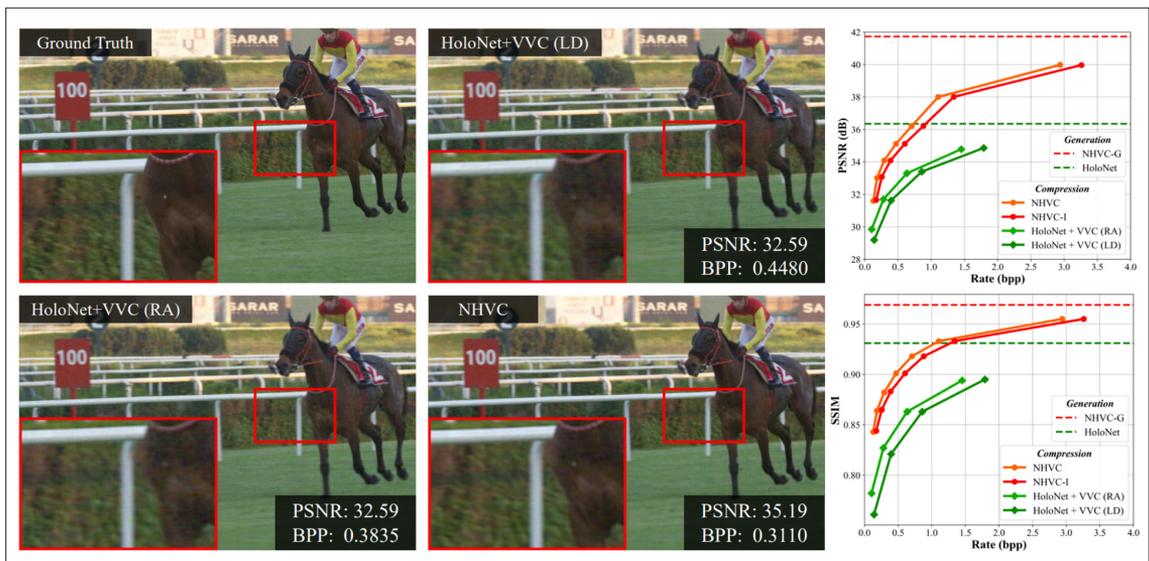
<표 2> 위상 홀로그램 이미지 압축 성능 비교

Anchor	HoloNet+HEVC	HoloNet+VVC	NHVC-I
DPRC	+56%	+41%	-65.9%

<표 2>와 <그림 6>은 DIV2K dataset[20]에 대해 HoloNet, DPRC, NHVC로 생성한 위상 홀로그램의 화질 성능과 표준 압축 코덱, DPRC, NHVC로 위상 홀로그램을 압축한 성능을 보여준다. NHVC-I는 NHVC에서 ST-HC 모듈이 제외된 이미지 압축 네트워크만을 의미한다. NHVC의 위상 홀로그램 이미지 생성 및 압축이 가장 뛰어난 성능을 보여주었다. 또한 위상의 특성을 고려하여 설계된 NHVC의 네트워크가 DPRC 보다 BD-rate -65.9%의 성능 향상을 보였다.



<그림 6> 위상 홀로그래프 이미지 생성 및 압축 RD-curve 비교



<그림 7> 위상 홀로그래프 영상 압축 주관적 화질 비교

<표 3> 위상 홀로그래프 동영상 압축 성능 비교

Anchor	HoloNet+VVC (RA)	NHVC-I	NHVC
HoloNet+VVC (LD)	-29%	-69.2%	-75.6%

성 및 압축에 대한 주관적 화질과 RD-curve를 보여준다. NHVC가 매우 작은 비트율로 가장 선명한 화질을 보였다.

IV. 결론

<표 3>은 UVG dataset[21]에 대해 HoloNet으로 생성된 위상 홀로그래프를 표준 코덱으로 압축한 성능과 NHVC로 생성 압축한 성능 비교를 보여준다. HoloNet으로 생성된 위상 홀로그래프를 표준 코덱인 HEVC와 VVC를 통해 압축한 결과보다 NHVC의 압축 성능이 매우 뛰어난 것을 확인할 수 있다. <그림 7>은 UVG dataset 위상 홀로그래프 생

본고에서는 표준 코덱 기반과 신경망 기반의 위상 홀로그래프 압축 기술 동향에 대해 소개하였다. 위상 홀로그래프 압축 기술은 향후 NED와 홀로그래프 영상 서비스의 압축 전송 기술의 근간이 될 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] Park, Jae-Hyeong, “라이트필드 및 홀로그램 기반 근안 디스플레이 기술 동향,” *Broadcasting and Media Magazine* 24,2 (2019): 39-52.
- [2] Hsueh, Chung-Kai, and Alexander A. Sawchuk, “Computer-generated double-phase holograms,” *Applied optics* 17,24 (1978): 3874-3883.
- [3] 차준영, et al. “전파 거리에 따른 위상 홀로그램 복원성능 분석 및 BL-ASM 개선 방안 연구.” *방송공학회논문지* 28,1 (2023): 3-20.
- [4] Gerchberg, Ralph W. “A practical algorithm for the determination of plane from image and diffraction pictures,” *Optik* 35,2 (1972): 237-246.
- [5] Peng, Yifan, et al. “Neural holography with camera-in-the-loop training,” *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 39,6 (2020): 1-14.
- [6] Cha, Jun Yeong, et al. “Propagation as Data (PaD): Neural phase hologram generation with variable distance support,” *2024 IEEE Conference on Virtual Reality and 3D User Interfaces Abstracts and Workshops (VRW)*, IEEE, 2024.
- [7] Sullivan, Gary J., et al. “Overview of the high efficiency video coding (HEVC) standard,” *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology* 22,12 (2012): 1649-1668.
- [8] Bross, Benjamin, et al. “Overview of the versatile video coding (VVC) standard and its applications,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 31,10 (2021): 3736-3764.
- [9] 오관정, and 박중기. “디지털 홀로그램 압축 기술 및 표준화 동향.” *전자통신동향분석* 34,6 (2019): 145-155.
- [10] Oh, Kwan-Jung, Jinwoong Kim, and Hui Yong Kim, “A new objective quality metric for phase hologram processing,” *ETRI Journal* 44,1 (2022): 94-104.
- [11] Oh, Kwan-Jung, et al. “HEVC extension for phase hologram compression,” *Optics Express* 31,6 (2023): 9146-9164.
- [12] 김영민, et al. “DHM 을 위한 간섭무늬 압축 방법과 위상 압축 방법의 성능 비교.” *방송공학회논문지* 28,1 (2023): 55-78.
- [13] Choi, Seungmi, et al. “Distribution-Shifting: Novel phase-distortion metrics for hologram processing,” *2024 IEEE Conference on Virtual Reality and 3D User Interfaces Abstracts and Workshops (VRW)*, IEEE, 2024.
- [14] 조승현, et al. “딥 러닝 기반의 이미지와 비디오 압축 기술 분석.” *방송공학회논문지* 23,3 (2018): 383-394.
- [15] 최승미, et al. “신경망 기반 블록 단위 위상 홀로그램 이미지 압축.” *방송공학회논문지* 28,1 (2023): 42-54.
- [16] Jiao, Shuming, et al. “Compression of phase-only holograms with JPEG standard and deep learning,” *Applied Sciences* 8,8 (2018): 1258.
- [17] Kim, Woosuk, et al. “Phase-only hologram video compression using a deep neural network for up-scaling and restoration,” *Applied Optics* 61,36 (2022): 10644-10657.
- [18] Wang, Yujie, et al. “Joint neural phase retrieval and compression for energy-and computation-efficient holography on the edge,” *ACM Transactions on Graphics* 41,4 (2022).
- [19] Ban, Hyunmin, et al. “NHVC: Neural Holographic Video Compression with Scalable Architecture,” *2024 IEEE Conference Virtual Reality and 3D User Interfaces (VR)*, IEEE, 2024.
- [20] E. Agustsson and R. Timofte, Ntire 2017 challenge on single image super-resolution: Dataset and study. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops, pp. 126-135, 2017, 2, 4, 5
- [21] A. Mercat, M. Viitanen, and J. Vanne, Uvg dataset: 50/120fps 4k sequences for video codec analysis and development. In Proceedings of the 11th ACM Multimedia Systems Conference, pp. 297-302, 2020, 1, 5, 6, 7

저자 소개



최승미

- 2022년 8월 : 경희대학교 소프트웨어융합학과 학사
- 2024년 2월 : 경희대학교 컴퓨터공학과 석사
- 2024년 3월 ~ 현재 : 경희대학교 컴퓨터공학과 박사
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-6402-7785>
- 주관심분야 : 영상처리 및 패턴인식, 홀로그래피, 인공지능, 비디오 부호화



차준영

- 2023년 2월 : 경희대학교 소프트웨어융합학과 학사
- 2023년 3월 ~ 현재 : 경희대학교 컴퓨터공학과 석사
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-3613-3847>
- 주관심분야 : 영상처리 및 패턴인식, 홀로그래피, 인공지능



반현민

- 2021년 8월 : 경희대학교 소프트웨어융합학과 학사
- 2021년 9월 ~ 2023년 8월 : 경희대학교 컴퓨터공학과 석사
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-5322-3556>
- 주관심분야 : 영상처리 및 패턴인식, 홀로그래피, 인공지능, 비디오 부호화



이태화

- 2019년 3월 ~ 현재 : 경희대학교 컴퓨터공학과 학사
- ORCID : <https://orcid.org/0009-0006-3829-160X>
- 주관심분야 : 영상처리 및 패턴인식, 홀로그래피, 인공지능



김휘용

- 1994년 8월 : KAIST 전기및전자공학과 공학사
- 1998년 2월 : KAIST 전기및전자공학과 공학석사
- 2004년 2월 : KAIST 전기및전자공학과 공학박사
- 2003년 8월 ~ 2005년 10월 : ㈜애드팍테크놀로지 멀티미디어팀 팀장
- 2005년 11월 ~ 2019년 8월 : 한국전자통신연구원(ETRI) 실감AV연구그룹 그룹장
- 2013년 9월 ~ 2014년 8월 : Univ. of Southern California (USC) Visiting Scholar
- 2019년 9월 ~ 2020년 2월 : 숙명여자대학교 전자공학전공 부교수
- 2020년 3월 ~ 현재 : 경희대학교 컴퓨터공학과 부교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-7308-133X>
- 주관심분야 : 비디오 부호화, 딥러닝 영상처리, 디지털 홀로그램