

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제25권 제6호, 2020년 11월 (JBE Vol. 25, No. 6, November 2020)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2020.25.6.935>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

## 위상 홀로그램을 위한 딥러닝 기반의 초고해상도

김 우 석<sup>a)</sup>, 박 병 서<sup>a)</sup>, 김 진 겸<sup>a)</sup>, 오 관 정<sup>b)</sup>, 김 진 응<sup>b)</sup>, 김 동 육<sup>a)</sup>, 서 영 호<sup>a)</sup><sup>‡</sup>

## Deep Learning-based Super Resolution for Phase-only Holograms

Woosuk Kim<sup>a)</sup>, Byung-Seo Park<sup>a)</sup>, Jin-Kyung Kim<sup>a)</sup>, Kwan-Jung Oh<sup>b)</sup>, Jin-Woong Kim<sup>b)</sup>,  
Dong-Wook Kim<sup>a)</sup>, and Young-Ho Seo<sup>a)</sup><sup>‡</sup>

### 요 약

본 논문에서는 위상 홀로그램의 고해상도 디스플레이를 위하여 딥러닝을 사용하는 방법을 제안한다. 일반적인 보간법을 사용하면 복원결과의 밝기가 낮아지고 노이즈와 잔상이 생기는 문제점이 발생한다. 이를 해결하고자 SISR(Single-Image Super Resolution) 분야에서 좋은 성능을 보였던 신경망 구조로 홀로그램을 학습시켰다. 그 결과로 복원결과에서 발생한 문제를 개선하며 해상도를 증가시킬 수 있었다. 또한 성능을 높이기 위해 채널 수를 조절하여 동일한 학습 시에 0.3dB 이상의 결과 상승을 보였다.

### Abstract

In this paper, we propose a method using deep learning for high-resolution display of phase holograms. If a general interpolation method is used, the brightness of the reconstruction result is lowered, and noise and afterimages occur. To solve this problem, a hologram was trained with a neural network structure that showed good performance in the single-image super resolution (SISR). As a result, it was possible to improve the problem that occurred in the reconstruction result and increase the resolution. In addition, by adjusting the number of channels to increase performance, the result increased by more than 0.3dB in same training.

Keyword : hologram, deep learning, super resolution, convolutional neural network, image processing

a) 광운대학교 전자재료공학과(Kwangwoon university Electronic Materials Engineering)

a) 한국전자통신연구원(ETRI)

‡ Corresponding Author : 서영호(Young-Ho Seo)

E-mail: yhseo@kw.ac.kr

Tel: +82-2-940-8362

ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-1046-395X>

※이 논문의 연구 결과 중 일부는 “2020년 한국방송·미디어공학회 학계학술대회”에서 발표한 바 있음.

※이 논문은 2019년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2018R1D1A1B07043220).

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education in 2020 (NRF-2020R1D1A1B07043220).

※본 연구는 Giga Korea 사업의 디지털 홀로그래픽 테이블탑형 단말 기술 개발 사업[GK20D0100]의 지원에 의해 수행되었습니다.

This work was supported by Giga KOREA project, [GK20D0100, Development of Tele- communications Terminal with Digital Holographic Table-top Display].

· Manuscript received October 5, 2020; Revised October 29, 2020; Accepted October 29, 2020.

## I. 서 론

홀로그래피는 데니스 가보르에 의해 최초로 제안되었다<sup>[1]</sup>. 아날로그 홀로그래피는 특수한 재료로 만들어진 홀로그램 필름에 3차원 정보를 기록하는 방식이지만, 많은 조건이 요구되는 촬영 시스템으로 다소 제한적인 기술이다<sup>[2]</sup>. 최근에는 이를 개선하여 가상의 물체를 컴퓨터 생성 홀로그램 (CGH)으로 생성한 디지털 홀로그램에 대한 연구가 가장 주류이다<sup>[3]</sup>. 디지털 홀로그램을 디스플레이 하기 위해서는 디지털 공간광변조기(Spatial Light Modulator)가 필수적이며, 완벽한 디스플레이를 위해서는 복소수 진폭의 데이터 값을 디스플레이 할 수 있는 공간광변조기가 요구된다. 하지만, 현재 기술적으로 가능한 공간광변조기는 진폭(Amplitude) 또는 위상(Phase)만 표현이 가능하여, 현재 홀로그램 디스플레이에는 단일 위상 공간광변조기가 보편적으로 사용되고 있다<sup>[4]</sup>. 이러한 홀로그램 디스플레이 환경에 맞게 변환한 홀로그램이 위상 홀로그램(Phase-only Hologram)이다.

디스플레이 기술의 발전에 따라, 고해상도 영상의 디스플레이가 가능해지면서 고해상도 디스플레이에 대한 다양한 연구가 이어지고 있으며, 최근에는 저해상도 이미지를 고해상도 이미지로 변환하는 딥러닝 기반의 SR(Super Resolution) 분야에 많은 연구가 이루어지고 있다<sup>[5-12]</sup>. 홀로그램 또한 고해상도의 디스플레이를 위해선 고해상도의 홀로그램이 필요하다. 하지만, 기존에 생성한 저해상도의 홀로그램을 고해상도로 변환하기 위해서는 저해상도 홀로그램 생성에 사용된 정보와 고해상도 홀로그램 생성에 필요한 정보, 그리고 많은 연산 량이 요구된다. 고해상도 영상

획득에 적용하는 보간법 알고리즘을 적용할 수 있지만, 홀로그램의 중요한 정보가 고해상도 변환 중에 변질되어 복원 결과가 매우 변질되는 결과를 초래한다. 이러한 이유로 고해상도 홀로그램을 위한 여러 연구가 이루어지고 있으며<sup>[13-14]</sup>, 고해상도의 홀로그램을 위한 연구 중 딥러닝 기반의 GAN(Generative Adversarial Network) 신경망 모델로 홀로그램의 고해상도 변환을 제안한 연구도 제안되었다<sup>[15]</sup>. 그 외에도 홀로그램의 초고해상도를 위한 딥러닝 기반의 다양한 방법이 제안되고 있다<sup>[16-17]</sup>. 본 연구에서는 고해상도의 위상 홀로그램을 획득하고자, 고해상도 영상 획득을 위한 딥러닝 기반의 초고해상도 분야에서 제안된 신경망으로 포인트 클라우드로부터 생성한 위상 홀로그램을 학습시킨다. 일반적인 보간법과의 차이 및 획득한 고해상도 위상 홀로그램의 특성을 확인하고 성능 개선을 위한 실험 결과를 보인다. 2장에선 딥러닝 학습과 평가에 사용된 위상 홀로그램에 대해 설명하고, 일반적인 보간법을 사용하여 발생하는 문제점에 대해 서술한다. 3장에서는 위상 홀로그램 생성과 사용된 신경망 구조, 복원과 평가 등의 전체 시스템에 대해 서술한다. 4장에서는 사용된 파라미터와 실험 결과를 서술하고 5장에서 결론을 맺는다.

## II. 위상 홀로그램 (Phase-only Hologram)

### 1. 홀로그램 생성

디지털 홀로그램 생성을 위해선 생성하기 위한 목표 물

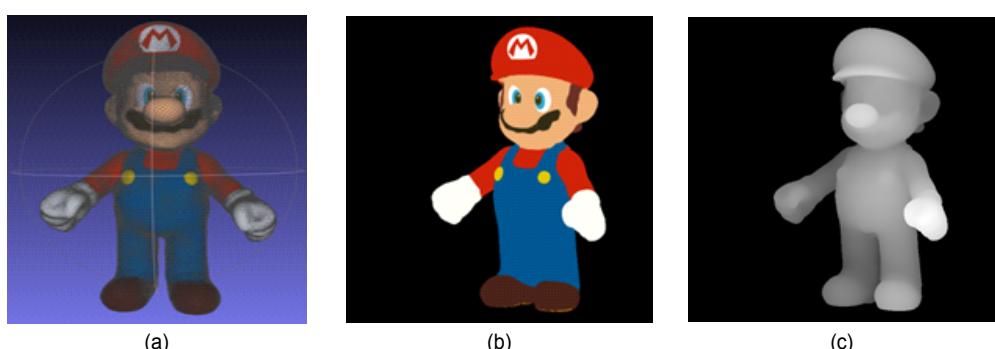


그림 1. 홀로그램 생성에 필요한 색상 및 깊이 정보 (a) 포인트 클라우드, (b) RGB 영상, (c) 깊이 영상

Fig. 1. RGB and Depth data required for hologram generation (a) point Cloud, (b) RGB image, (c) depth map



그림 2. 위상 홀로그램과 복원 결과 (a) 위상 홀로그램, (b) 복원 결과

Fig. 2. Phase-only hologram and reconstruction result (a) phase-only hologram, (b) reconstruction result

체로부터 반사된 빛의 정보와 해당 물체의 거리정보가 필요하다. 본 연구에서 홀로그램에 사용되는 빛의 강도(Intensity) 및 깊이(Depth) 정보는 포인트 클라우드(Point Cloud)로부터 추출하여 사용한다. 사용된 포인트 클라우드는 한국전자통신연구원에서 제작되어 배포한 것을 사용하였으며, 그림 1은 CGH에 사용된 데이터 중 하나이다.

그림 1(a)는 MeshLab을 사용하여 포인트 클라우드를 한 시점에서 본 모습이며, 그림 1(b)와 (c)는 어느 한 시점에서 추출한 컬러 및 깊이 영상이다. 그림 2는 위 RGB, Depth

정보를 기반으로 생성한 홀로그램과 그 복원 결과이다. 그림 2(a)는 홀로그램이며, 그림 2(b)는 복원 결과이다. 홀로그램을 생성할 때, 홀로그램의 시야각을 넓히기 위한 랜덤 위상 값을 추가로 사용하였으며, 입력과 출력 데이터는 모두 SLM에 실제 사용하기 위한 8bit 데이터가 사용되었다.

## 2. 보간법을 사용한 고해상도 변환

그림 3은 위 방법으로 생성한 홀로그램을 보간법을 사용

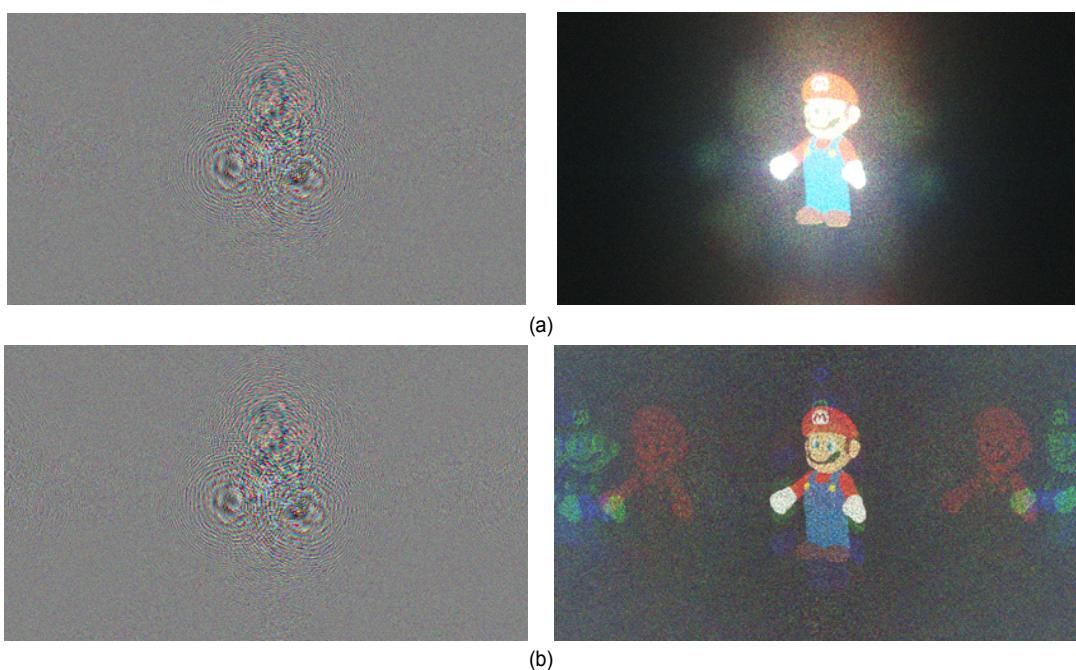


그림 3. 보간법 사용 결과 (a) 원본, (b) 쌍 입방 보간법

Fig. 3. Interpolation Result (a) original, (b) bicubic interpolation

하여 변환한 홀로그램과 비교한 결과이다. 그림 3(a)는 원본 홀로그램과 그 복원 결과이며, 그림 3(b)는 쌍 입방 보간법으로 해상도를 증가시킨 홀로그램과 복원 결과이다. 복원 결과에서 형태를 유지하지만, 밝기가 크게 저하되며, 원본에 없던 공간에 노이즈와 잔상이 나타나는 것을 확인 할 수 있다. 이는 해상도가 증가하면 생성된 홀로그램의 화소 값이 잘못될 경우, 복원되어야 할 물체의 위치 정보가 변질되어 원래 없어야 할 곳에 잔상이 발생하기 때문이다. 또한, 물체의 거리 정보가 변질되어 복원한 거리에서 초점이 맞지 않아 노이즈 같은 현상이 발생한다. 위 두 개의 현상 때문에, 기존에 복원되어야 할 위치에 정보들이 흩어지면서 밝기도 감소하게 된다. 최 근접, 쌍 선형 등의 보간법을 사용해도 해당 문제가 발생하며, 이것은 보간 알고리즘이 고해상도의 홀로그램을 획득하는 데 적합하지 않다는 것을 의미한다.

### III. 홀로그램 Super Resolution

#### 1. 신경망 구조

본 논문에서 사용된 기본적인 신경망 구조는 SISR 분야에서 사용된 AWSRN(Adaptive Weighted Super-Resolution Network)이며<sup>[12]</sup>, 그림 4와 5은 AWSRN의 주요 구조들이다. 그림 4(a)는 AWSRN의 가장 기본적인 구조인 AWRU

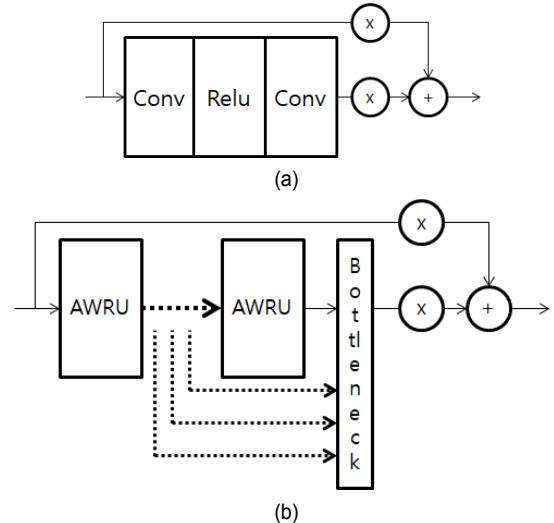


그림 4. AWSRN 구조 1 (a) AWRU, (b) LFB

Fig. 4. AWSRN structure 1 (a) AWRU, (b) LFB

(Adaptive Weighted Residual Units)이다. 기본적인 형태는 합성곱 신경망에서 가장 많이 쓰이는 잔차 블록 구조와 유사하며, 필터의 개수를 동일하게 가져가던 기존과 달리 활성화 함수 전 후의 합성곱 층에서 필터의 개수를 증가시켜 채널 수가 증가하고 감소하는 구조이다. 그림 4(b)는 LFB(Local Fusion Block)구조이며, AWRU를 순차적으로 사용하며 각각에서 나온 결과를 채널단위로 연결한다. 그리고 추가적인 합성곱 연산을 통해 입력과 동일한 채널 수로 변경하여 LSC(Long Skip Connection) 연산이 이루어

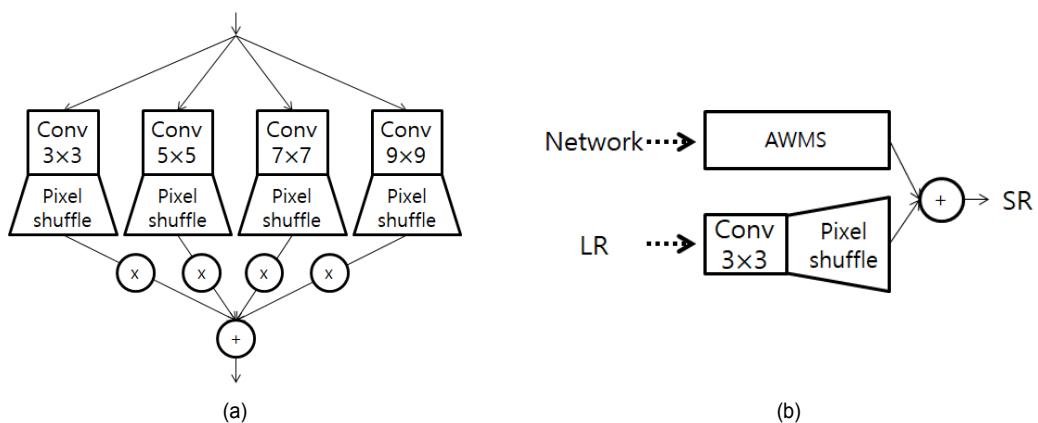


그림 5. AWSRN 구조 2 (a) AWMS, (b) 최종 출력

Fig. 5. AWSRN structure 2 (a) AWMS, (b) Last output

진다. 그림 5(a)는 LR(Low Resolution)로부터 위 구조를 사용하여 추출한 특징을 PS(Pixel Shuffle layer)를 사용하여 해상도를 증가시킨다. 여기서 다양한 크기의 필터링을 통해 여러 개의 출력을 만들고 모두 더한다. 마지막으로 그림 5(b)와 같이 LR로부터 PS를 사용한 것과 더하는 것으로 결과를 출력한다. 각 구조에서 SC(Skip Connection)전에 상수 값과 곱셈이 되는데, AWRU 및 LFB에선 1을 AWMS에선 0.25가 곱해진다.

해당 신경망 구조는 적은 가중치(Lightweight)를 사용한 SR을 위해 설계되었으며, 실제로 적은 메모리와 가중치가 사용된다. 해당 신경망은 합성곱 채널 수로 32개 사용하며, AWRU에서 128개로 4배만큼 증가시켜 사용한다. 하지만, 홀로그램의 특징을 추출하고, 다음 계층으로 가져갈 정보로써 너무 감소시키고 함축하게 될 것이기 때문에, 실제 실험에서는 채널 수를 64개로 증가시켰으며, 32개와 64개를 사용하였을 때 결과의 차이를 비교하였다.

## 2. 학습 방법

고해상도의 홀로그램을 생성하기 위한 전반의 과정은 그림 6과 같다. 2절에서 소개한 것과 같이 포인트 클라우드로부터 추출한 정보를 기반으로 홀로그램을 생성한다. 생성

한 홀로그램을 다양한 방법을 사용하여 저해상도의 홀로그램을 생성한다. 여기서 원본 홀로그램을 신경망 학습의 정답이 될 HR(High Resolution)으로 사용하고, 생성한 저해상도 홀로그램을 신경망의 입력인 LR로 사용한다. 이를 학습과 평가에 사용하기 위해 데이터 세트의 일부를 분리한다. 준비된 데이터 세트를 사용하여 신경망을 충분히 학습시켜 최종적으로 고해상도 홀로그램으로 변환을 시켜주기 위한 신경망의 가중치를 얻는다. 해당 가중치를 사용하여, 학습에 사용되지 않은 저해상도 홀로그램을 고해상도로 홀로그램으로 변환한 결과와 각각의 복원 결과를 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)를 사용하여 비교한다.

## IV. 실험 및 결과

사용된 포인트 클라우드는 총 7가지이며, 각각의 포인트 클라우드로부터 시점을 달리하여 33개의 컬러, 깊이 이미지를 생성하였다. 포인트 클라우드와 마찬가지로 MATLAB 기반의 CGH 소프트웨어는 한국전자통신연구원에서 제작되어 배포한 것을 사용하였다. 여기서 생성한 이미지와 홀로그램의 해상도는 모두  $1920 \times 1080$ 이다. 홀로그램 생성에선 SLM의 화소크기는  $8\mu\text{m}$ , RGB 파장은 각각 660nm, 532nm,

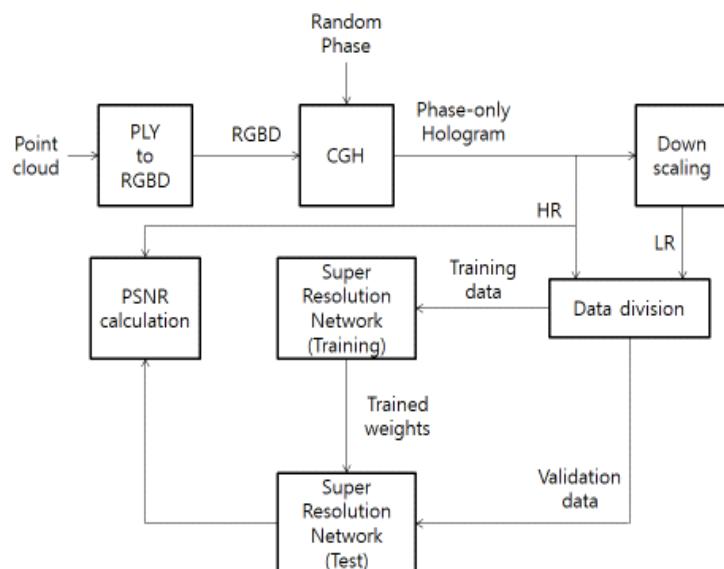


그림 6. 홀로그램 초고해상도를 위한 방법  
Fig. 6. Method for super resolution of holograms

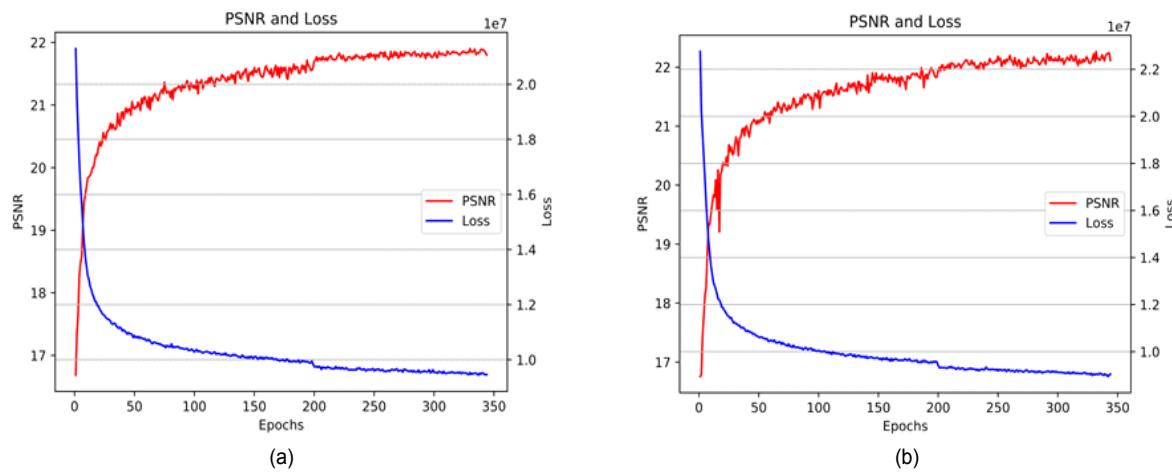


그림 7. 학습 결과 (a) 32 채널, (b) 64 채널

Fig. 7. Learning result (a) 32 channel, (b) 64 channel

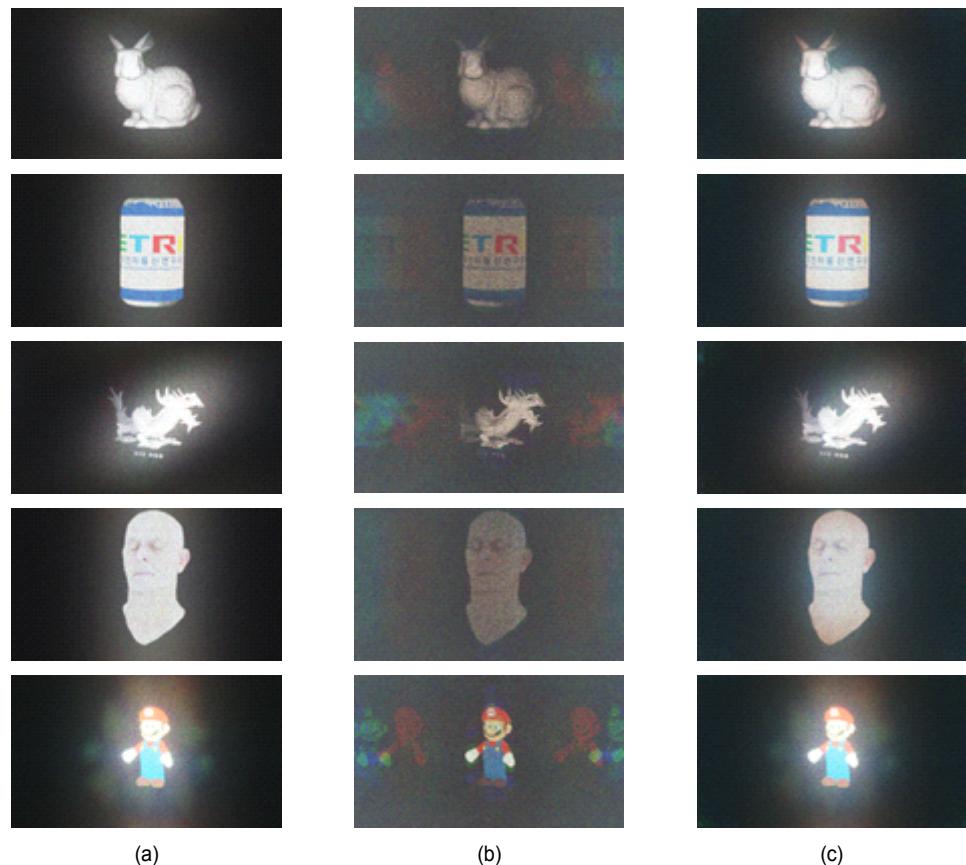


그림 8. 복원 결과 (a) 원본, (b) 쌍 입방 보간법, (c) 64 채널 AWSRN

Fig. 8. Reconstruction result (a) Bicubic interpolation, (b) 64 channel AWSRN

473nm 등의 모든 파라미터를 동일하게 하여 생성하였다. LR을 생성하기 위하여 OPENCV를 사용한 여러가지 보간법을 사용하였으며, 총 1050개의 학습용 데이터와 35개의 평가용 데이터가 신경망 학습에 사용되었다. 학습율(learning rate)은 0.001, 감소 단계(decay step)은 200 에폭(epoch)이다. AWRU에서 들어나는 채널 수는 128로 고정하였으며, 기본 채널 수는 64개로 하였다. GPU는 RTX2080ti가 사용되었다. PSNR은 기존에 SISR에서 사용하는 방식이 아닌 0~255를 0~1로 정규화 하여, 모든 픽셀 값에 대하여 구했다. 오차 합수는 L1, 배치사이즈는 16을 사용하였다. 학습 시엔 랜덤한 위치에서 48×48 단위로 잘라서 사용하였다.

그림 7은 채널 수에 따라 학습 진행 결과이다. 그래프의 PSNR은 평가용 데이터의 평균이며, 64 채널을 사용하는 경우가 32채널을 사용하는 경우보다 동일한 에폭에서 0.3dB 이상 차이를 보였다.

이후 64채널은 1000 에폭까지 학습을 진행하였으며, 그림 8은 OPENCV와 신경망을 사용한 결과를 복원하여 원본과 비교한 것이다. 그림 8(a)는 원본 홀로그램에 대한 복원 결과이며, 그림 8(b)는 쌍 입방 방법으로 해상도를 감소시키고 증가시킨 결과이다. 그림 8(c)는 쌍 입방 보간법으로 감소시키고 학습시킨 신경망의 가중치로 해상도를 증가시킨 결과이다.

보간법을 사용한 결과에서 보이던 잡음과 잔상이 확실하게 줄어드는 것을 확인 할 수 있으며, 밝기가 감소하는 문제 또한 개선되는 것을 확인 할 수 있다. 마리오 데이터를 기준으로 홀로그램과 복원결과의 PSNR은 쌍 입방 보간법에서 20.31dB 및 10.56dB이고, 신경망 결과에서 30.96dB 및 17.64dB을 보였다.

## V. 결 론

본 논문에서는 고해상도 홀로그램을 획득하기 위해 기존에 SISR 분야에 적용된 초고해상도 신경망을 사용하는 방안을 제시한다. 일반적인 보간법을 사용하여 해상도를 증가시킬 때 발생하는 문제점을 보완할 수 있는 가능성을 보였으며, 성능 또한 우수함을 나타내었다. 포인트 클라우드로부터 생성한 다양한 홀로그램에 대해서도 좋은 결과를

보였으며, 합성곱 신경망의 각 레이어의 필터 수를 늘리는 것으로 성능 향상이 가능함을 보였다. 이를 통해 본 논문이 앞으로 계속될 고해상도 홀로그램 획득과 복원 결과를 개선시킬 연구들에 도움이 될 것으로 기대된다.

## 참 고 문 헌 (References)

- [1] Dennis Gabor, "A new microscopic principle," *Nature*, 161, pp. 777 - 778, 1948.
- [2] P. Hariharan, "Basics of Holography," Cambridge University Press, May 2002.
- [3] W. Osten, A. Faridian, P. Gao, K. Körner, D. Naik, G. Pedrini, Al. Kumar Singh, M. Takeda, and M. Wilke, "Recent advances in digital holography [Invited]," *Appl. Opt.* 53, G44-G63, 2014.
- [4] H. J. Gang, N. Kim, H. H. Song, S. G. Kim, T. G. Kim, W. S. Choe, M. S. Yun, S. C. Kim, S. H. Lee, E. S. Kim, H. J. Choe, H. Kim, J. H. Park, S. U. Min, G. H. Choe, D. G. Nam, S. H. Hong, G. M. Jeong, and G. H. Seo, "Digital holography technology trend," *Information display*, Vol.12, No.3, pp.18-50, Jun. 2011
- [5] C. Dong, C. C. Loy, K. He and X. Tang, "Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 38, no. 2, pp. 295-307, 1 Feb. 2016.
- [6] J. Kim, J. K. Lee, and K. M. Lee, "Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 1646 - 1654, Jun. 2016.
- [7] W. Shi, J. Caballero, F. Huszar, J. Totz, A. P. Aitken, R. Bishop, D. Rueckert, and Z. Wang, "Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 1874 - 1883, Jun. 2016.
- [8] B. Lim, S. Son, H. Kim, S. Nah, and K. M. Lee, "Enhanced deep residual networks for single image super-resolution," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. Workshops*, pp. 1132 - 1140, May 2017.
- [9] Y. Zhang, K. Li, K. Li, L. Wang, B. Zhong, and Y. Fu, "Image super-resolution using very deep residual channel attention networks," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, pp. 286-301 2018.
- [10] X. Chu, B. Zhang, H. Ma, R. Xu, J. Li, and Q. Li, "Fast, accurate and lightweight super-resolution with neural architecture search," *arXiv: 1901.07261*, Jan. 2019, <https://arxiv.org/abs/1901.07261> (accessed Sep. 1, 2020).
- [11] N. Ahn, B. Kang, and K.-A. Sohn, "Fast, accurate, and, lightweight superresolution with cascading residual network," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, pp. 252 - 268, 2018.
- [12] C. Wang, Z. Li, and J. Shi, "Lightweight image super-resolution with adaptive weighted learning network," *arXiv:1904.02358*, Apr. 2019, <https://arxiv.org/abs/1904.02358> (accessed Sep. 1, 2020).
- [13] N. Verrier and C. Fournier, "Digital holography super-resolution for

- accurate three-dimensional reconstruction of particle holograms,” Opt. Lett., Vol. 40, No. 2, pp. 217-220, Jan. 2015.
- [14] C. Fournier, F. Jolivet, L. Denis, N. Verrier, E. Thiebaut, C. Allier, and T. Fournel, “Pixel super-resolution in digital holography by regularized reconstruction,” Appl. Opt., Vol. 56, No. 1, pp. 69-77, Jan. 2017.
- [15] T. Liu, K. De Haan, Y. Rivenson, Z. Wei, X. Zeng, Y. Zhang, and A. Ozcan, “Deep learning-based super-resolution in coherent imaging systems,” Scientific reports, Vol.9, No.1, pp.1-13, Mar. 2019.
- [16] Z. Luo, A. Yurt, R. stahl, A. Lambrechts, V. Reumers, D. Braeken, and L. Lagae, “Pixel super-resolution for lens-free holographic microscopy using deep learning neural networks,” Optics Express, Vol.27, No.10, pp.13581-13595, May 2019.
- [17] W. S. Kim, D. W. Kim, and Y. H. Seo, “Hologram Super-Resolution Using a Single Reverse Inceptionbased Deep Learning,” In Proceedings of the Korean Society of Broadcast Engineers Conference, Kwangwoon Square & 80th Anniversary Hall, pp. 214-215, 2019.

---

## 저자 소개

---

### 김우석



- 2018 8월 : 국립 한경대학교 전기전자제어공학과 졸업
- 2018 9월 ~ 현재 : 광운대학교 일반대학원(석박통합과정)
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-2463-8987>
- 주관심분야 : 디지털 홀로그래피, 2D/3D 영상 처리 및 압축, 고해상도 영상처리

### 박병서



- 2019 2월 : 광운대학교 경영학과 졸업
- 2019 3월 ~ 현재 : 광운대학교 일반대학원(석박통합과정)
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0003-3396-8264>
- 주관심분야 : 포인트 클리우드, 딥러닝, 2D/3D 영상 처리

### 김진경



- 2019 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 졸업
- 2019 3월 ~ 현재 : 광운대학교 일반대학원(석박통합과정)
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-8526-2610>
- 주관심분야 : 디지털 홀로그래피, 2D/3D 영상 처리 및 압축

### 오관정



- 2002년 8월 : 전남대학교 정보통신공학과 학사
- 2005년 2월 : 광주과학기술원 정보통신공학과 석사
- 2010년 2월 : 광주과학기술원 정보통신공학과 박사
- 2010년 6월 ~ 2013년 2월 : 삼성전자 종합기술원 전문연구원
- 2013년 3월 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 방송 미디어연구소 선임연구원
- 소속기관 : 한국전자통신연구원 방송 미디어연구소
- 주관심분야 : 디지털 홀로그래피, 2D/3D 영상 처리 및 압축, 실감미디어

---

저자소개

---



김진웅

- 1981년 2월 : 서울대학교 공과대학 전자공학과 학사
- 1993년 8월 : 미국 Texas A&M 대학교 전기공학과 박사
- 2004년 7월 ~ 2005년 6월 : 미국 Columbia 대학교 객원연구원
- 1983년 3월 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 책임연구원 / 실감방송미디어연구부장
- 주관심분야 : 디지털 방송 기술, 3DTV 방송, UHDTV 방송, Audio 및 Video 압축부호화, 멀티미디어 시스템, 홀로그램 기술



김동욱

- 1983년 2월 : 한양대학교 전자공학과 졸업(공학사)
- 1985년 2월 : 한양대학교 공학석사
- 1991년 9월 : Georgia공과대학 전기공학과(공학박사)
- 1992년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전자재료공학과 정교수
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0001-6106-9894>
- 주관심분야 : 3D 영상처리, 디지털 홀로그램, 디지털 VLSI Testability, VLSI CAD, DSP설계, Wireless Communication



서영호

- 1999년 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 졸업(공학사)
- 2001년 2월 : 광운대학교 일반대학원 졸업(공학석사)
- 2004년 8월 : 광운대학교 일반대학원 졸업(공학박사)
- 2005년 9월 ~ 2008년 2월 : 한성대학교 조교수
- 2008년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전자재료공학과 교수
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0003-1046-395X>
- 주관심분야 : 실감미디어, 2D/3D 영상 신호처리, 디지털 홀로그램