

## 진폭과 위상을 이용한 딥러닝 기반의 홀로그램 생성

강지원, 이재은, 이운혁, 김동욱, 서영호  
 광운대학교  
 yhseo@kw.ac.kr

## Deep learning-based Hologram generation using Amplitude and Phase Component

Ji-Won Kang, Jae-Eun Lee, Yoon-Hyuk Lee, Dong-Wook Kim, Young-Ho Seo  
 Kwangwoon University

## 요 약

본 논문에서는 딥 러닝을 기반으로 홀로그램의 연산 간소화를 제안한다. 딥 러닝 중에서도 GAN model 을 기반으로 진행된다. Point source 에 대응되는 홀로그램 모델링 식을 이용하여 Amplitude 와 Phase 의 Component 들을 각각의 GAN 으로 훈련시켜 얻는 방법을 제안한다.

## 1. 서론

홀로그램은 광학계를 이용하여 획득하는 방법도 있지만 여러 제약조건 때문에 수학적으로 모델링하여 획득한다. 이렇게 얻어진 홀로그램을 CGH(Computer-Generated-Holography)라고 한다. 이는 홀로그램을 디지털 방식으로 생성하는 것이다. 홀로그램의 모든 픽셀은 모든 객체정보에 대해 계산되므로, 입력이나 출력의 크기가 클수록 계산의 양이 기하급수적으로 증가한다. 즉 홀로그램을 생성하기 위해서는 많은 양의 계산이 필요하기 때문에 고속으로 홀로그램을 처리하는 방법이 연구되고 있다. 실제로 소프트웨어만으로 홀로그램을 실시간으로 처리하기는 매우 어렵기 때문에 전용 하드웨어(ASIC)이나 병렬 프로세서 기반 소프트웨어로 신속하게 처리해왔다. 이외에 LUT(Look-Up-Table) [1] 방식이 제안되기도 하는데 이는 방대한 계산 양만큼 방대한 데이터 양으로 메모리 자원을 많이 차지하는 문제점이 있다.

이러한 이유로 LUT 에 미리 계산한 데이터를 저장하는 방식이 아닌 GAN(Generative Adversarial Networks) [2] 모델로 대체하는 방식을 제안한다.

## 2. CGH 생성 방법

Point Source 기반의 CGH 에서 객체는 몇 개의 자기 발광성 점들로 나뉜다. 홀로그램은 모든 포인트 소스에 대해 간섭 무늬의 중첩에 의해 합성된다. 따라서 후에 홀로그램의 생성을 위해 각각의 포인트에 대한 간섭 무늬가 필요하다. 식 (1)은 홀로그램을 모델링한 수식으로  $N$  은 object 포인트의 개수이고  $k$  는 참조파의 파수로  $2\pi/\lambda$  으로 정의된다. 여기에서  $\lambda$  는 파장을 나타낸다.  $x, y, z, A_n$  는 객체 점의 실제 좌표와 밝기이다. 우리는 홀로그램의 기본이 되는 점 한 개에 대한 Amplitude 와 Phase 성분이

필요하기에  $N$  은 1 로 고정한다.

$$I(u,v) = \sum_{n=0}^{N-1} A_n(x, y, z) e^{-i2\pi k \sqrt{(pu-px)^2 + (pv-py)^2 + z^2}} \quad (1)$$

이 식은 오일러 공식에 의해 각각 cosine 항과 sine 항으로 나누어 지는데 이는 각각 실수 부( $RE[I(u, v)]$ ), 허수 부( $IM[I(u, v)]$ )로 나뉘어진다. 그리고 이로부터 Amplitude 와 Phase 를 계산한다. 학습을 위해 Object 공간의 모든 점에 대한 Amplitude 와 Phase Component 들을 생성한다.

그림 1 은 밝기가 1 인 점에 대한 Amplitude 와 Phase Component 생성의 개략도를 나타냈다. 왼쪽의 점들이 Object Space 안의 Object Point 들이며 이들에 대한 Amplitude 와 Phase 를 생성한다.

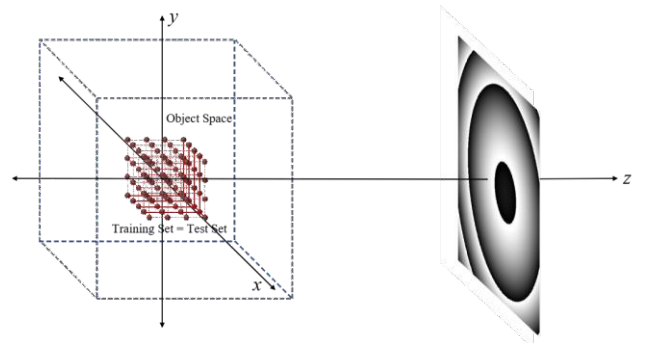


그림 1. Amplitude 와 Phase Component 생성 개략도

### 3. 실험 및 구현결과

Training dataset 의 구성 방법은 앞서 보였던 CGH 식으로 object 공간의 모든 점들을 각각 계산하여 생성했다. Object 공간은 64\*64\*64 이며 이 공간의 각각의 점들에 대응되는 Real part 와 Imaginary part 의 Pattern 들로부터 Amplitude 와 Phase 의 Component 들을 얻는다. 이를 통하여 각각 262,144 개, 총 524,288 개의 dataset 이 준비된다. 하나의 point 에 대한 정보가 기록될 크기는 256\*256 으로 정했다. 이 Dataset 을 GAN 의 Discriminator 와 Generator 에 학습시켰다. 우리의 목적은 LUT 로써 GAN 모델을 이용하는 것이다. 후에 좌표에 대한 올바른 정보가 나오는 것이 목표 이므로 Test dataset 은 Training set 과 같게 했다.

이러한 홀로그램의 생성을 위한 GAN model 의 순서도를 그림 2 에 나타냈다. x, y, z 좌표는 GAN 의 Condition 으로 넣어주었다.

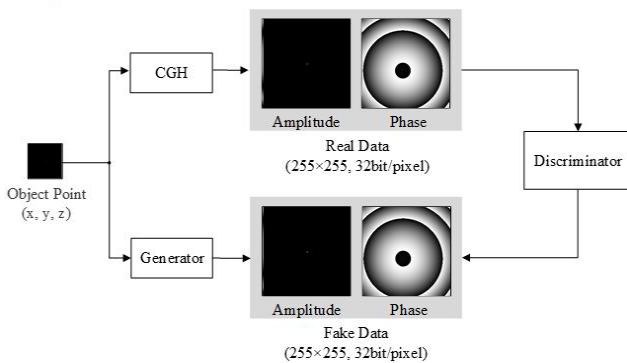


그림 2. GAN training

### 3. 결론

본 논문에서는 Amplitude 와 Phase 성분을 얻기 위하여 필수적인 큰 연산량을 감소시키기 위해 GAN model 을 LUT 로 이용하는 알고리즘을 제안한다. Object space 에 있는 각각의 점은 intensity 가 1 인 점에 대하여 Amplitude 와 Phase 성분을 GAN 을 이용하여 생성했다. 아직 생성된 결과의 크기가 작고 오차가 존재하지만 충분한 에폭(epoch)으로 overfitting 될 때까지 진행한다면 실제 응용 가능한 결과가 나오리라 기대한다.

### 감사의 글

이 논문은 2018 년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2018R1D1A1B07043220)

### 참고문헌

[1] S.C.Kim, E.S.Kim, "Efficient Generation of Computer-generated Hologram patterns Using Spatially Redundant Data on 3D Object and the

Novel Look-up Table Method", Journal of Information Display, Vol.10, No.1, March, 2009.

[2] Takeru Miyato, Toshiki Kataoka, Masanori Koyama and Yuichi Yoshida, "SPECTRAL NORMALIZATION FOR GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS", ICLR, Feb 2018.