

GAN을 사용한 모아레 패턴의 위상 맵 복원

Moire Pattern Phase Map Reconstruction using GAN

○김 태 정¹, 하 민 호², 박 태 형^{3*}¹⁾ 충북대학교 정보통신공학부 (TEL: 043-271-3240 E-mail : flejdkflel@naver.com)²⁾ 충북대학교 제어로봇공학전공 (TEL: 043-271-3240, E-mail : minho6988@gmail.com)³⁾ 충북대학교 지능로봇공학과 (TEL: 043-261-3240, E-mail : taehpark@cbnu.ac.kr)**Abstract**

In this paper, a deep learning model, Generative Adversarial Networks(GAN), was designed to remove and reconstruct the light reflection and shadow areas that interfere with the height measurement of the PCB phase map of the moire pattern. GAN allows the model to generate images and style them as desired. We are able to find optimal hyperparameters with high similarity to the correct image to check the gan performance for PCB phase map reconstruction.

Keywords Generative Adversarial Networks, Moire Pattern, PCB, Phase Map

1. 서론

모아레 패턴은 주기적인 무늬가 겹쳐 나타나는 더 큰 무늬를 뜻하며 0, 90, 180, 270도 이동된 위상 이미지로 위상 맵을 계산하여 높이를 추정한다. 딥러닝 모델인 적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Networks, GAN)은 그림 1과 같이 입력 이미지와 정답 이미지를 모델이 학습하여 정답 이미지를 모방하여 생성하고 사용자가 원하는 스타일을 입힐 수 있다.

본 논문에서는 PCB 기판에 모아레 패턴을 투영시켜 높이 측정을 목표로 한다. 하지만 단 방향으로 패턴을 투영하기에 소자 뒤로 그림자가 발생한다. 그리고 소자의 표면에 반사되어 올바른 높이 측정에 오류가 발생한다. 본 논문에서는 반사 및 그림자 영역을 제거 및 복원하고자 GAN을 사용하였다.

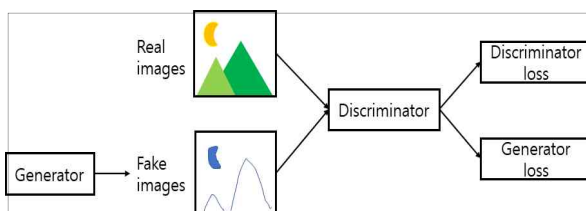


그림 1. GAN 모델 구조

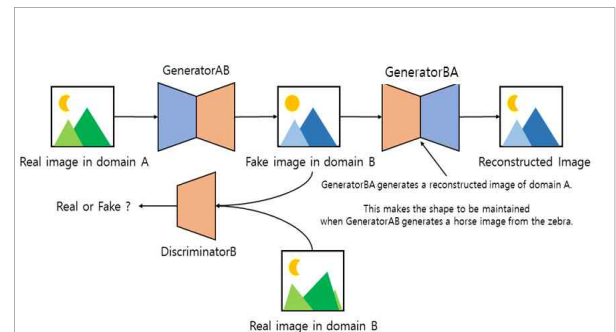


그림 2. Cycle GAN 모델 구조

2. 본론

GAN 모델은 기존의 인공신경망과 달리 두 개의 인공신경망이 경쟁하는 방식으로 학습이 이루어진다. 먼저 A 신경망이 실제 PCB 위상 맵 이미지 정보를 학습하고, B 신경망이 임의의 이미지를 생성한다. A는 실제 PCB 위상 맵 이미지와 B가 생성한 이미지를 판별하고, B는 실제 이미지와 더욱 비슷한 이미지를 생성해내는 방향으로 학습을 진행한다.

본 논문에서는 그림 2와 같이 GAN 모델에서 발전된 Cycle-Consistent Generative Adversarial Networks(Cycle GAN) 모델[2]은 실제와 같은 이미지 생성에 그치지 않고, 원하는 특정 스타일을 이미지에 입혀 생성할 수 있다. Cycle GAN을 활용하여 빛 반사 및 그림자가 있는 PCB 모아레 패턴 위상 맵 이미지를 반사 및 그림자가 없는 정상

※본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지역지능화혁신인재양성(Grand ICT연구센터) 사업(IITP-2023-2020-0-01462)과 AI 기술을 적용한 고성능 모아레 패턴 방식 3D카메라 시스템개발(2022-0-00795)의 연구결과로 수행되었음

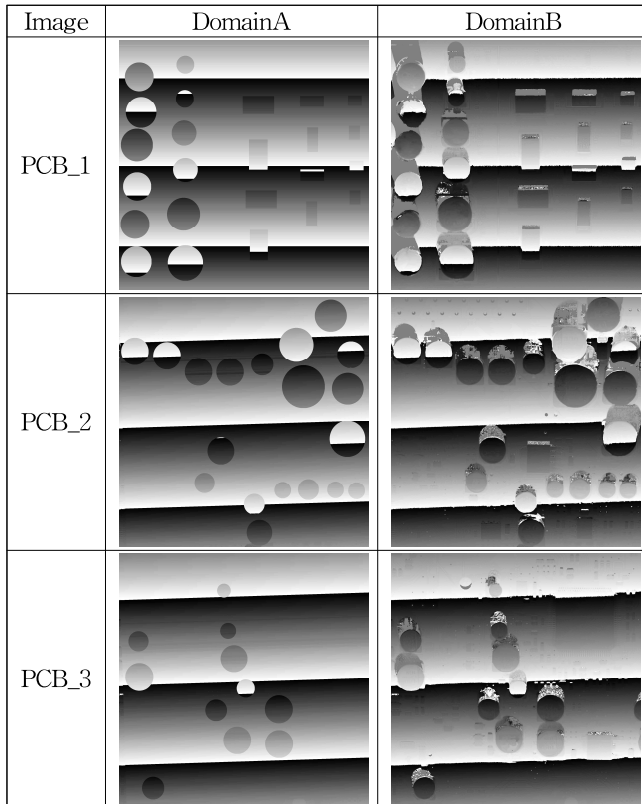


그림 3. Cycle GAN 학습을 위한 PCB 모아레 패턴 위상 맵 이미지

모아레 패턴 위상 맵 이미지로 스타일을 입혀 생성하였다.

그림 3과 같이 CycleGAN 모델을 학습시키기 위한 이미지이다. DomainA는 반사 및 그림자가 있는 위상 맵 이미지, DomainB는 반사 및 그림자가 없는 위상 맵 이미지이다. 학습이 시작되면 기존의 GAN과 동일한 방식으로 학습이 진행되지만, CycleGAN의 경우 DomainA에서 DomainB로, DomainB에서 DomainA로의 학습이 진행되면서 기존의 입력된 이미지에 대한 정보를 잃지 않으면서 DomainB이미지를 DomainA이미지와 같이 스타일을 입혀 학습하는 것이 가능해진다.

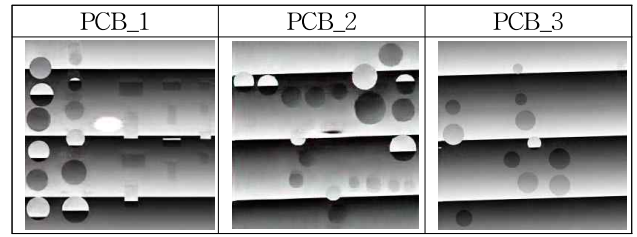


그림 4. Cycle GAN 모델의 이미지 생성 결과

3. 실험

실험을 위해 i7 기반에 CPU를 사용하였고 GPU는 GTX Geforce 3070를 사용하였다. 그림 3의 이미지 데이터셋으로 학습된 모델에 반사와 그림자 영역이 있는 PCB 위상 맵을 입력으로 넣었고, 결과로 나온 PCB 복구 위상 맵과 정답 이미지와의 픽셀 유사도를 비교하였다. 본 논문에서는 CycleGAN의 하이퍼파라미터를 변경해 가며 최적의 하이퍼파라미터를 찾았다. 실험 결과 Activation function은 ELU로, Optimizer를 Adam으로 설정하였을 때가 96% 이상의 유사도를 보였다. 유사도가 높을수록 Cycle GAN이 정답 이미지와 유사한 복원 이미지를 만들었다. 실험 결과는 표 1과 같고, 모델의 생성 결과는 그림 4와 같다.

4. 결론

본 논문에서는 PCB 모아레 패턴 위상 맵에서의 반사 영역과 그림자 영역을 복원하기 위해 CycleGAN을 이용하였다. 실험 결과 Activation function은 ELU로, Optimizer를 Adam으로 설정하였을 때가 가장 성능이 좋았다. 추후 연구에서는 전체 PCB 이미지가 아닌 소자마다 복원을 진행하여 정확한 복원을 목표로 하겠다.

참고문헌

- [1] ZHU, Jun-Yan, et al. "Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks". *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2017. p. 2223-2232.

표 1. PCB별 학습 파라미터에 따른 Cycle GAN 생성 이미지와 정답 이미지 사이 유사도 [%]

Activate Function	ReLU		ELU	
Optimizer	SGD	Adam	SGD	Adam
PCB_1	90.0	93.6	91.4	98.3
PCB_2	88.7	93.1	90.7	96.6
PCB_3	92.8	95.4	94.0	99.1