

CycleGAN 기반 홍수 이미지 생성 모델 설계

이정훈[°], 김경록^{°°}, 한상민^{°°}, 김재현^{°°}

아주대학교 AI 융합네트워크학과[°]

아주대학교 전자공학과^{°°}

Design of CycleGAN based flood image generation model

Jung-Hoon Lee[°] Kyeongrok Kim^{°°} Sang-Min Han^{°°} Jae-Hyun Kim^{°°}

Dept. of Artificial Intelligence Convergence Network[°]

Dept. of Electrical and Computer Engineering^{°°}

Ajou University

{geniuslee20, nowhere1104, hsm960622, jkim}@ajou.ac.kr

요 약

본 논문은 광학 이미지와 SAR 이미지를 이용하여 홍수 지역 SAR 이미지를 인위적으로 생성하는 모델을 설계하였다. 딥러닝 모델은 GAN 중 CycleGAN 을 사용하였으며, 데이터셋은 Google Earth 의 광학 이미지와 Sentinel-1 의 SAR 이미지를 사용하였다. SAR 이미지의 단점인 데이터셋의 부족은 data augmentation 을 사용하여 보충하였다. 데이터셋을 이용하여 생성한 가짜 이미지와 원본 이미지의 SSIM 과 MSE 를 측정된 결과, SSIM 은 평균 0.6808, MSE 는 평균 529.3804 의 수치가 측정되었다.

1. 서론

최근 synthetic aperture radar (SAR)과 이미지 영상처리를 융합한 기술의 발전으로 전천후로 지구의 변화를 관측하거나 선박 탐지 등 특정 대상을 판별하는 작업이 가능해지고 있다. 이에 활용 분야가 군사 목적으로 사용되었던 SAR 가 점차 민간 분야로 넓어지고 있다 [1]. 최근에는 딥러닝, 그 중에서 cycle generative adversarial network (CycleGAN)을 접목시켜 SAR 이미지를 활용하는 연구가 진행되고 있다 [2]. CycleGAN 은 서로 다른 이미지 집합 (Unpaired dataset)을 이용하여 가짜 이미지를 만들어내는 모델이다. SAR 이미지의 가장 큰 단점이 데이터셋이 적다는 것인데, CycleGAN 은 가짜 이미지를 생성하면서 이를 보완해준다. 본 논문에서는 이 딥러닝 모델을 이용하여 홍수 발생 유무를 판별할 수 있는 SAR 이미지를 생성하는 모델을 설계한다. SAR 이미지는 홍수 지역에 대한 이미지를 사용하며, Python 과 SNAP, Google Earth 를 이용한다.

2. 이론

GAN 은 딥러닝에서 대표적으로 사용하는 모델이다. GAN 은 생성자와 판별자가 서로 대립하여 성능을 개선하는 쪽으로 학습이 진행되며, 실제 데이터에 가까운 데이터를 생성하는 것이 목표이다. GAN 모델 중 본 논문에서 사용할 모델은 CycleGAN 이다. CycleGAN 은 unpaired dataset 을 사용하며, 두 개의 생성자를 이용해 데이터를 생성하고, 두 개의 판별자를 이용해 데이터를 판별한다. 생성자는 판별자를 속이기 위한 이미지를 생성하며, 판별자는 생성된 이미지의 진위 유무를 판단한다. 그림 1 은 CycleGAN 의 구조를 도식화하였다. \mathcal{L}_{cyc} 는 순환 손실 함수이며, G 와 F 는 두 개의 생성자, D_X 와 D_Y 는 두 개의 판별자, X 와 Y 는 두 개의 데이터 도메인이다. G 는 도메인 X 에 존재하는 데이터를 도메인 Y 로 변환하며, F 는 반대로 도메인 Y 에 있는 데이터를 도메인 X 로 변환한다. G 를 통해 Y 로 보내진 X 의 데이터가 다시 F 를 통해 X 로 되돌아오게 되면 $F(G(X))$ 가 된다. X 의 데이터와 $F(G(X))$ 의 데이터의 손실을 비교하는 것이 순환 일관성 손실 함수 (cycle consistency loss function)이다. 순환 일관성 손실 함수는 생성자가 생성한 이미지를 판별자가 진위 여부를 찾는 방법으로 동작하며, 식 (1)과 같다. [3]

$$\mathcal{L}_{cyc}(G, F) = \mathbb{E}_{x \sim P_{data}(x)} [\|F(G(x)) - x\|_1] + \mathbb{E}_{y \sim P_{data}(y)} [\|F(G(x)) - y\|_1], \quad (1)$$

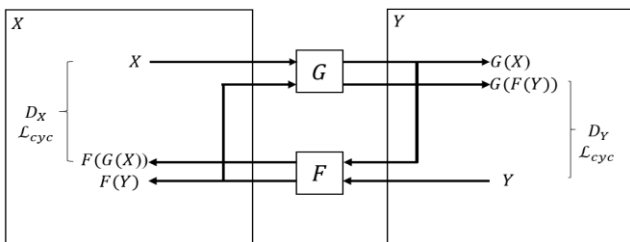


그림 1. CycleGAN 의 구조

표 1. 딥러닝 모델의 입력 파라미터

Parameter	Value
Epoch	100
Learning rate	0.0002
Batch size	1
Train dataset	696
Test dataset	106

이렇게 생성된 이미지와 원본 이미지를 비교하기 위해 구조적 유사도 지수 (structural similarity, SSIM) 와 평균 제곱 오차 (mean squared error, MSE)를 사용한다. SSIM 은 두 이미지 또는 영상 간의 유사성을 측정하는데 사용되는 지수이며, 두 이미지 간의 휘도, 대비, 구조 등 여러 변수들을 계산한다. MSE 는 두 이미지 사이의 픽셀 값의 차이에 대한 측정값이며, 예상한 값과 실제 결과가 평균적으로 얼마만큼 차이 나는지 알려주는 지표이다.

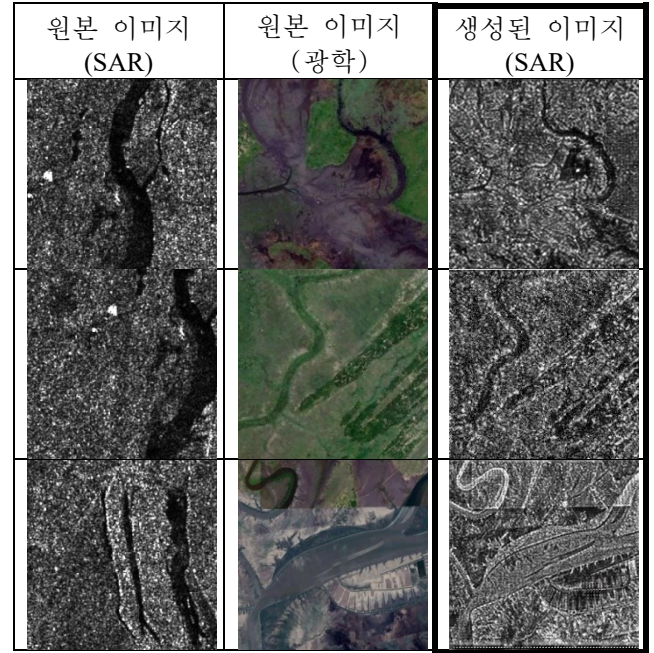
3. 설계 모델

본 논문에서 설계한 모델은 홍수 발생을 구분할 수 있는 홍수 이미지를 생성하는 모델이다. 모델의 학습 파라미터는 표 1 과 같다.

입력 데이터의 픽셀 사이즈는 256×256 이다. 데이터셋은 data augmentation 을 이용하여 입력 데이터의 개수를 증가시켰다. Data augmentation 은 회전, 반전, 리사이징 등 다양한 수단을 통해 데이터를 늘리는 방법이다. 사용한 SAR 데이터셋은 SEN12-FLOOD 이다 [4]. SEN12-FLOOD 는 2018 년 12 월부터 2019 년 5 월까지 발생한 홍수의 데이터들을 수집한 데이터셋이다. 아프리카, 중동 아시아, 호주 등 여러 지역의 홍수 지역들이 있다. 광학 이미지는 2019 년 아프리카 각 지역에서 일어난 홍수를 Google Earth 를 이용하여 획득하였다. SAR 원본 이미지와 광학 원본 이미지의 약 90 %를 train 데이터셋으로, 광학의 나머지 10 %를 test 데이터셋으로 지정한 후 진행한다.

원본 이미지들과 이를 이용하여 생성된 SAR 이미지는 표 2 와 같다. 생성된 가짜 SAR 이미지는 원본 광학 이미지로 학습이 진행되었으며, 원본 SAR 이미지를 test 를 통해 생성되었다. 본 논문에서의 딥러닝 모델을 통해 생성된 SAR 이미지가 원본 이미지와 유사하게 출력되었음을 확인하기 위해 speckle filtering 으로 노이즈를 제거한 뒤, SSIM 와 MSE 를 측정하였다. MATLAB 을 이용하여 원본 광학 이미지를 grayscale 로 변환하였다. 그 뒤 생성된 SAR 이미지는 median filter 를 사용하여 노이즈를 제거하였고, 이를 광학 이미지와의 SSIM 을 측정하였다. 측정 결과, 각각 0.7895, 0.7863, 0.4667 로 평균 0.6808 의 수치가 측정되었다. MSE 는 각각 358.9657, 396.7375, 832.4382 로 평균 529.3804 의 수치가 측정되었다.

표 2. 원본 이미지와 광학 이미지와의 비교



4. 결론

본 논문에서는 GAN 모델 중 하나인 CycleGAN 을 사용하여 SAR 홍수 데이터 생성 모델을 설계하였다. 실험 결과, 원본의 SAR 이미지와 광학 이미지를 이용하여 유사한 가짜 SAR 이미지를 만들어냈다. 이러한 SAR 영상의 변환은 구름이 낀 상황 등 특정 상황에서 광학 이미지의 단점을 보완할 수 있다. 추후 연구에서는 모델의 정확도를 개선하고, 생성된 SAR 이미지를 이용하여 강의 영역 변화에 따른 홍수 유무 판별 모델을 설계할 계획이다.

5. Acknowledgement

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음. (IITP-2021-2018-0-01424)

6. 참고 문헌

- [1] Chang Yang-Lang *et al.*, "Ship Detection Based on YOLOv2 for SAR Imagery," *Remote Sens.* 2019, vol. 11, no. 7, pp. 786-800.
- [2] L. Wang *et al.*, "SAR-to-Optical Image Translation Using Supervised Cycle-Consistent Adversarial Networks," *IEEE Access*, 2019, vol. 7, pp. 129136-129149.
- [3] J. Zhu, T. Park, P. Isola and A. A. Efros, "Unpaired Image-to-Image Translation Using Cycle-Consistent Adversarial Networks," *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Venice, Italy, 2017, pp. 2242-2251.
- [4] Clément Rambour *et al.*, "SEN12-FLOOD: a SAR and Multispectral Dataset for Flood Detection," *IEEE Dataport*, 2020.