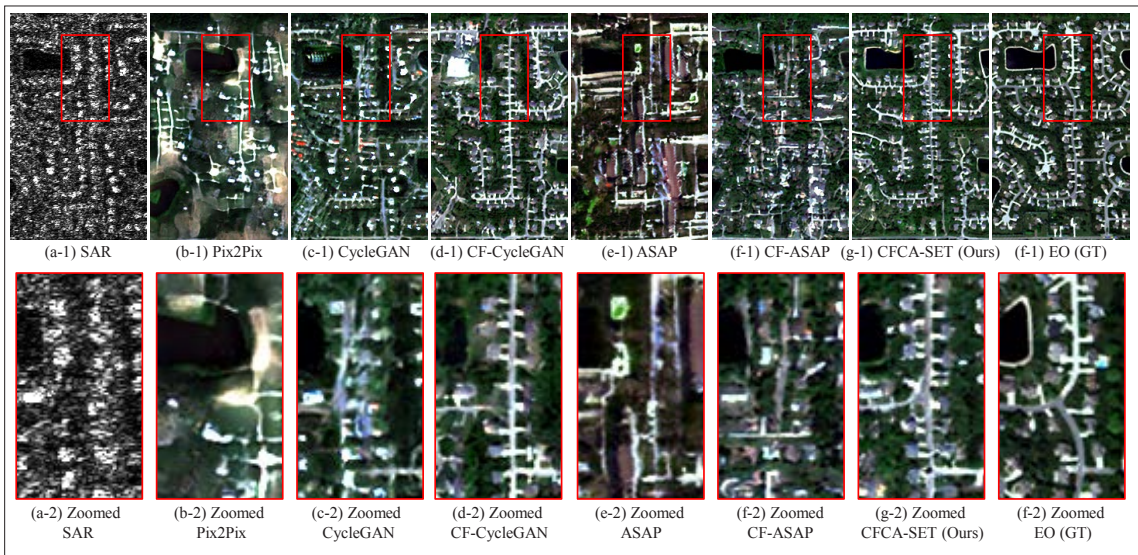


컨텍스트 인지적, 비정합 강건적 및 신뢰성 유도형 생성형 모델을 이용한 레이더 영상으로부터 광학 영상으로의 변환 연구

이재협 / KAIST 비디오 및 이미지 컴퓨팅 연구실

전 세계적으로 원격탐사 연구에 있어서 딥러닝 기반 컴퓨터 비전의 다양한 방법 및 기술들이 연구되고 있는데[1, 2, 3], 최근 인공위성 원격탐사 연구 및 개발에서 가장 중요한 변화 중 하나는 기존에 활발하게 활용되고 있던 광

학영상 (Electro-Optical, EO)과 큰 차이를 보이는 위성 합성개구레이더 (Synthetic aperture radar, SAR) 영상을 획득할 수 있는 위성이 발사됨으로써, 보다 다양한 방식의 원격탐사 연구 및 개발이 이뤄지고 있다는 점이다. 특



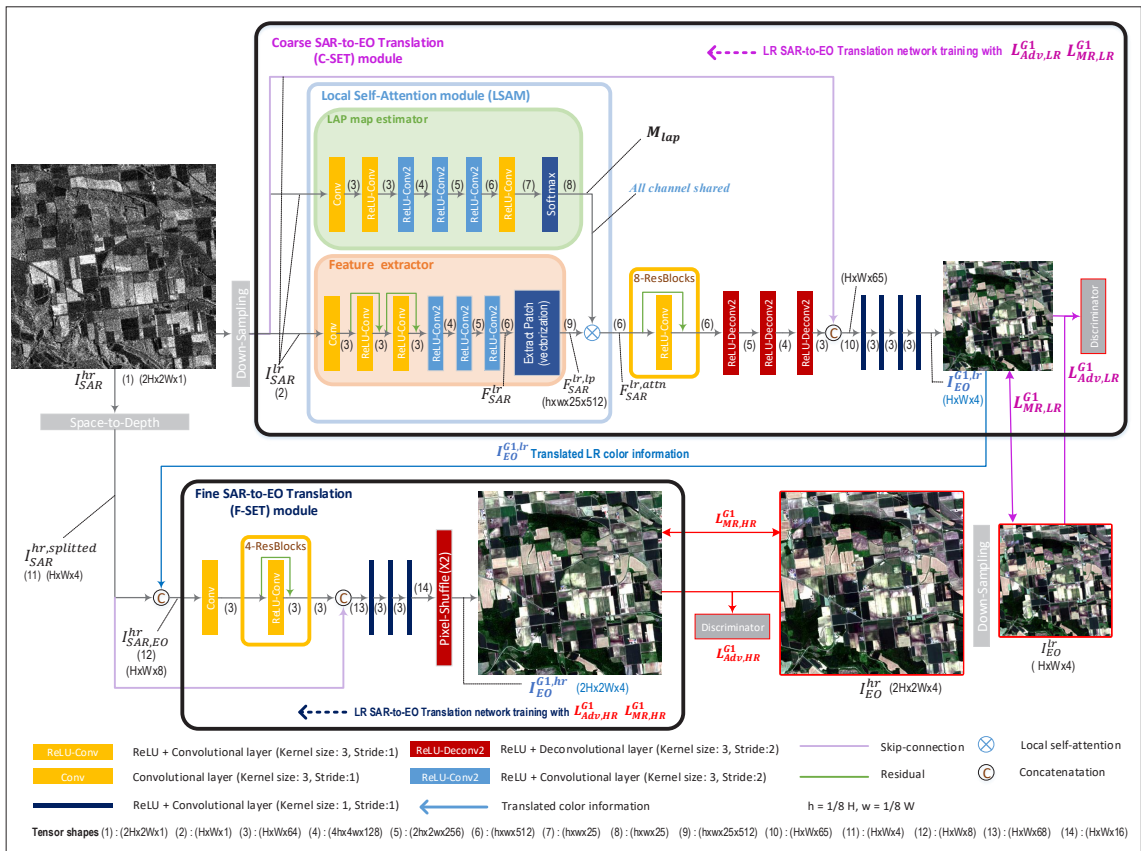
<그림 1> 선행 자연영상 image-to-image translation 방법인 Pix2Pix, ASAP, CycleGAN과 제안 Coarse-to-Fine 방법을 적용한 (CF-CycleGAN, CF-ASAP)과 기존 제안 CFCA-SET [1] 방법의 SAR-to-EO Translation 결과 영상

졸업논문 소개

히, SAR 영상은 날씨와 시간 조건에 상관없이 얻을 수 있기 때문에 군사, 감시 정찰 등의 분야에 있어서 활용도가 매우 높다. 그러나 SAR 영상은 Radar 영상으로서 인공위성에 부착된 신호를 수신하며 영상을 생성 및 수집하게 된다. 하지만 이러한 과정에서 다양한 마이크로웨이브의 산란 및 간섭으로 안테나에서 방출된 마이크로웨이브가 지표면 및 다양한 객체와의 물리적 접촉 정도에 따라서 반사되는 다양한 신호적 잡음 (speckle noise)과 모호한 의미적 특성이 있어 해석하기가 어려우며 이해가 쉽지 않

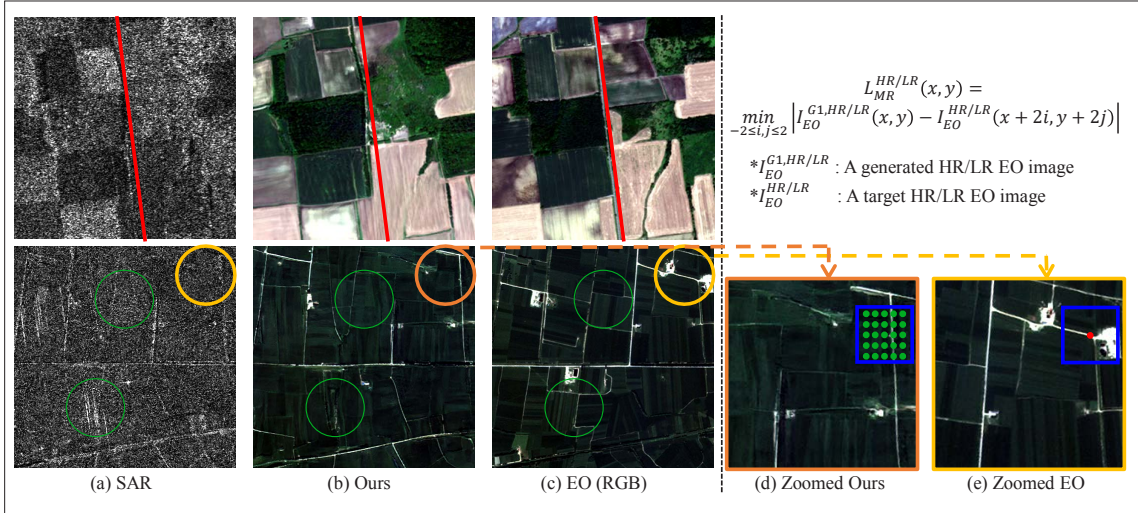
다. 따라서 보다 영상의 이해 및 분석이 용이한 광학영상으로 변환하는 연구가 필요하고 다양한 딥러닝 기반 SAR-to-EO 변환 알고리즘들이[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10] 제안되어 왔다.

본 학위논문에서는 효과적으로 고해상도 SAR 영상을 고해상도 광학영상으로 변환할 수 있는 연구방법, Coarse-to-Fine SAR-to-EO translation, CFCA-SET[1]을 제안한다. <그림 2>에서 볼 수 있듯, 빠른 구동 시간 및 연산 시에 필요한 GPU 메모리를 최소화하기 위하여



<그림 2> 제안 coarse-to-fine context-aware SAR-to-EO translation (CFCA-SET) 네트워크 아키텍처. Coarse SAR-to-EO translation (C-SET) 모듈을 통해서 저해상도 EO 영상을 생성한 뒤, 뒤의 Fine SAR-to-EO translation (F-SET) 모듈을 통하여 고해상도 SAR 영상과 저해상도 변환 EO 영상을 융합하여 고해상도 EO 영상을 생성하는 프레임워크를 제안함

졸업논문 소개



<그림 3> Misalignment-alignment 손실함수의 연산 방법. 특정 윈도우 사이즈 내에서 상하좌우 방향으로 평행이동된 타겟 이미지와 생성 이미지 간에 손실 함수를 측정 후 최소값을 손실함수로 활용하여 네트워크를 학습함

<표 1> KOMPSAT-5, 3A 데이터셋을 활용하여 학습 및 테스트한 정량적 비교 테이블. 학습 시간은 세그멘테이션 네트워크 선 학습 시간을 포함하여 측정하였음

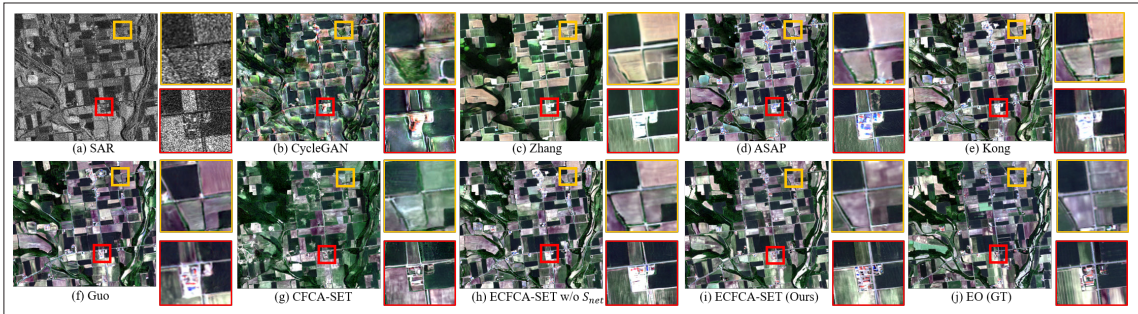
Methods	PSNR ↑	ERGAS ↓	SSIM ↑	SAM ↓	DS ↓	QNR ↑	CHD ↓	LPIPS ↓	FID ↓	FLOPs ↓	Test (s)	Training (day)
Wang*[8]	13.69	20.2	0.41	0.27	0.51	0.42	0.51	0.29	147.39	32.83 G	0.09	21.4
Guo*[4]	16.95	16.8	0.46	0.24	0.31	0.65	0.25	0.28	116.58	66.04 G	0.22	29.9
Zhang*[9]	16.28	21.3	0.45	0.25	0.49	0.47	0.46	0.25	124.70	16.45 G	0.06	12.7
Kong*[6]	16.01	18.1	0.45	0.25	0.33	0.64	0.42	0.27	113.51	39.95 G	0.14	27.0
CFCA-SET[1]	21.80	11.6	0.55	0.15	0.27	0.67	0.22	0.23	76.15	17.26 G	0.06	18.1
Pix2Pix [5]	14.18	21.3	0.45	0.24	0.49	0.47	0.55	0.28	152.10	18.30 G	0.07	12.9
CycleGAN [10]	16.65	17.3	0.47	0.26	0.33	0.64	0.36	0.28	121.26	57.3 G	0.14	37.8
ASAP [7]	15.73	19.1	0.47	0.26	0.33	0.64	0.42	0.26	132.04	2.51 G	0.01	11.6
ECFCA-SET (Ours)	22.16	10.9	0.58	0.14	0.24	0.68	0.17	0.21	71.90	3.16 G	0.01	9.2
ECFCA-SET w/o S_{net}	20.89	12.5	0.52	0.20	0.37	0.56	0.33	0.27	94.07	3.16 G	0.01	5.8

기존 제안 방법들의 코드가 공개되지 않은 경우 "*"와 같이 구현, 학습 및 테스트를 따로 하였음을 표기하였음

저해상도에서 고해상도의 Coarse-to-Fine SAR-to-EO translation 프레임워크를 제안하였다. 뿐만 아니라, SAR 입력 영상에서 단순히 컬러 광학영상 (RGB)만을 생성하는 것에 그치지 않고 추가적으로 근적외선 (Near Infra-Red) 영상으로의 변환 부가 학습으로, 본 제안 CFCA-SET 프레임워크는 두 단계 교육으로 구성된다: 1) 저해상도

SAR-EO translation 모듈은 SAR 신호적 잡음 및 스펙트럼 노이즈에 강인한 지역적 자기 집중 모듈을 통해 저해상도 변환 단계에서 학습되며 2) 최종 출력 결과 영상은 고해상도의 컬러 EO 영상으로 고해상도 광학영상 생성 모듈로 변환된다. 또한, <그림 3>에서 볼 수 있듯, 본 제안 CFCA-SET은 SAR 영상을 광학영상으로의 변환 네트워크

졸업논문 소개



<그림 4> Segmentation 손실함수를 추가적으로 학습에 활용하는 경우, (i)에서 볼 수 있듯 입력 SAR 영상에 존재하는 컨텍스트에 맞게 도로 및 건물을 효과적으로 보존한 EO 영상을 생성할 수 있음을 보임

를 학습 시에 SAR-광학영상쌍에 대하여 부분적으로 정렬이 어긋난 문제를 처음으로 지적하고 이를 효과적으로 다룰 수 있는 misalignment-resistant 손실 함수를 제안한다. 이에 더하여 군사적, 감시 정찰 목적으로 활용되는 본 연구의 특성에 따라 거짓 객체 및 잘못된 컨텍스트의 광학영상 생성을 방지하기 위하여 라벨링 데이터를 추가적으로 활용하며 Enhanced CFCA-SET, ECFCA-SET을 제안한다. 본 라벨링 데이터를 활용하여 세그멘테이션 네트워크를 선 학습 진행 후, 기 학습된 세그멘테이션 네트워크를 활용하여 세그멘테이션 손실 함수[3]를 추가적으로 학습에 이용하여 거짓 객체 생성을 효과적으로 방지한다. <그림 4>에서 볼 수 있듯, 입력 SAR 영상에 존재하는 컨텍스트에 맞게 도로 및 건물을 효과적으로 보존한 EO 영상

를 생성할 수 있음을 보였다. 마지막으로, 위성 SAR-EO 영상쌍을 구축하는 것은 매우 큰 비용이 들며 많은 시간이 소요된다는 문제가 있었다. 이러한 문제를 효과적으로 해결하기 위하여 확산 모델을 활용하여 네트워크의 학습을 더욱 어렵게 설계하며 성능 개선을 이루어내었다. 총 아홉 가지의 성능 평가 메트릭, PSNR, SSIM, ERGAS, SAM, DS, QNR, Color histogram distance, FID와 LPIPS 등을 통하여, 본 제안 방법 MR 손실함수, 세그멘테이션 손실함수, 부가적 학습 손실 함수 (부분적 적응적 학습 손실 함수), 그리고 확산 모델 기반 데이터 증진 기법을 활용하여 제안 CFCA-SET 모델이 다른 방법들과 비교하여 정성적, 정량적으로 우수함을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] J. Lee, H. Cho, D. Seo, H.-H. Kim, J. Jeong, and M. Kim, "CFCA-SET: Coarse-to-fine context-aware sar-to-eo translation with auxiliary learning of sar-to-nir translation," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 61, pp. 1~18, 2023.
- [2] J. Lee, S. Seo, and M. Kim, "SIPSA-net: Shift-invariant pan sharpening with moving object alignment for satellite imagery," in *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2021, pp. 10 161~10 169.
- [3] J. Lee, H.-H. Kim, D. Seo, and M. Kim, "Segmentation-guided context learning using eo object labels for stable sar-to-eo translation," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 21, pp. 1~5, 2024.
- [4] J. Guo, C. He, M. Zhang, Y. Li, X. Gao, and B. Song, "Edge-preserving convolutional generative adversarial networks for sar-to-optical image translation," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 18, 2021.
- [5] P. Isola, J.-Y. Zhu, T. Zhou, and A. A. Efros, "Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks," in *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, pp. 5967~5976.
- [6] Y. Kong, S. Liu, and X. Peng, "Multi-scale translation method from sar to optical remote sensing images based on conditional generative adversarial network," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 43, no. 8, pp. 2837~2860, 2022.
- [7] T. R. Shaham, M. Gharbi, R. Zhang, E. Shechtman, and T. Michaeli, "Spatially-Adaptive Pixelwise Networks for Fast Image Translation," in *CVPR*, 2021.
- [8] P. Wang and V. M. Patel, "Generating high quality visible images from SAR images using CNNs," in *2018 IEEE Radar Conference (RadarConf18)*, 2018, pp. 0570~0575.
- [9] J. Zhang, J. Zhou, and X. Lu, "Feature-guided sar-to-optical image translation," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 925~937, 2020.
- [10] J.-Y. Zhu, T. Park, P. Isola, and A. Efros, "Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks," in *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017, pp. 2242~2251.



이 재 협

- Ph.D. : 2024, 한국과학기술원 전기 및 전자공학부
- M.S. : 2020, 한국과학기술원 전기 및 전자공학부
- B.S. : 2018, 한국과학기술원 전기 및 전자공학부
- Research Interests : Image restoration, Deep learning, Multi-spectral image processing, Radar image processing