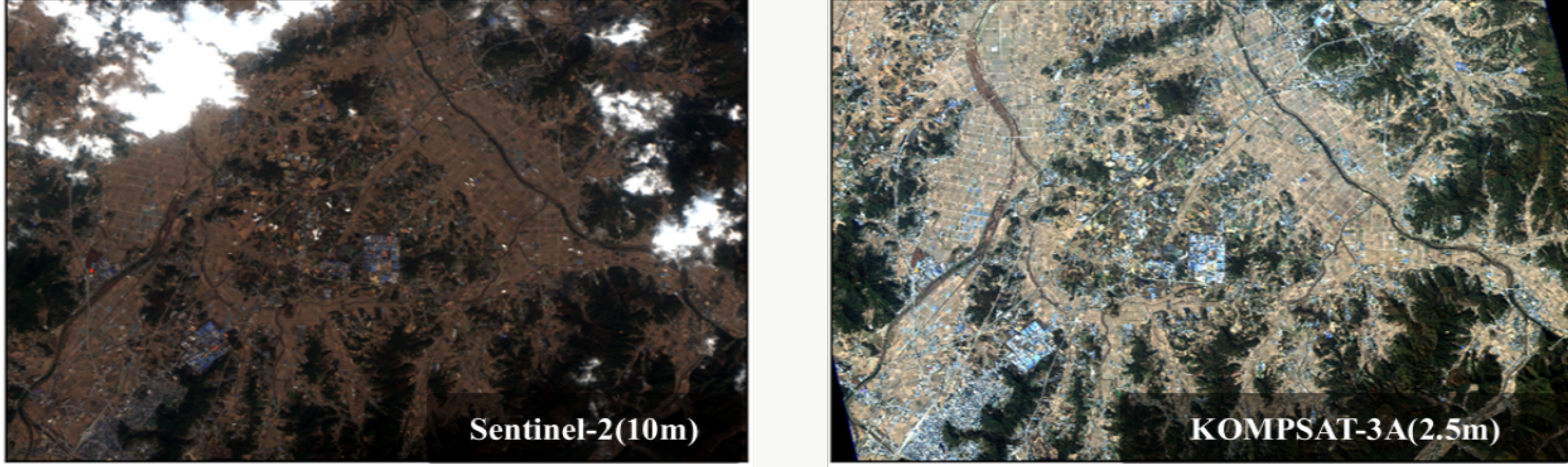


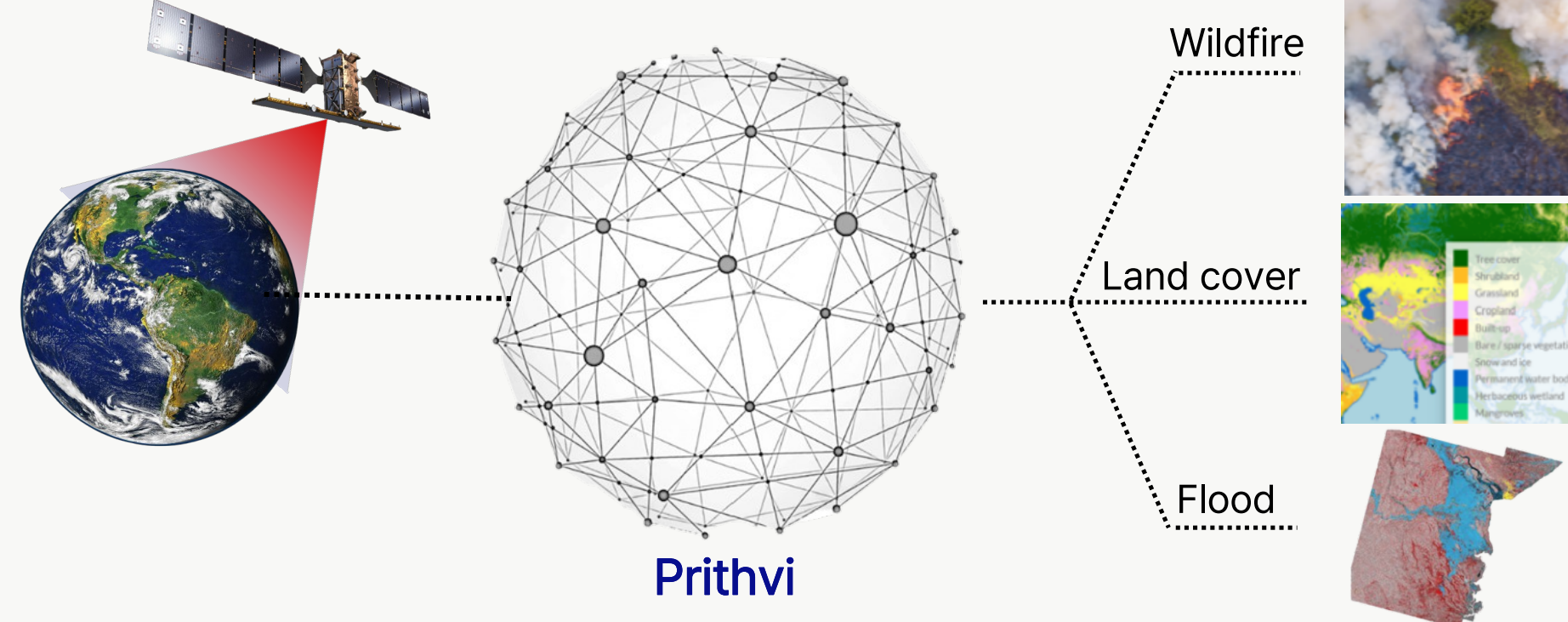


## 연구 배경

- 유럽우주국(ESA)에서 지구 관측 프로그램을 위해 제작한 Sentinel-2는 5일의 짧은 재방문 주기와 전면 무료 개방으로 전 지구적 모니터링에 최적화된 데이터



- 고해상도 영상인 KOMPSAT-3A와 Sentinel-2는 센서 간 물리 분광적 특성 차이가 존재
- 2.5m급으로 초해상화 할 수 있다면 예산을 절감하면서 광역적 정밀 분석이 가능



- Prithvi는 NASA HLS 아카이브의 420만 개 글로벌 시계열 데이터를 학습한 600M 스케일의 아키텍처. 방대한 지표면 패턴을 이미 이해하고 있기에 학습된 Prithvi를 가져와 파인튜닝 한다면 적은 데이터로도 위성 영상 초해상화(SR)가 가능

## 연구 목적

- 서로 다른 두 위성의 센서 시뮬레이션 학습 데이터셋 구축
- 이를 활용하여 Prithvi-EO-2.0 기반 Sentinel-2 영상 초해상화 프레임워크 제안
- 초해상화 후 공간적 디테일 복원과 분광 정보 보존 성능 검증

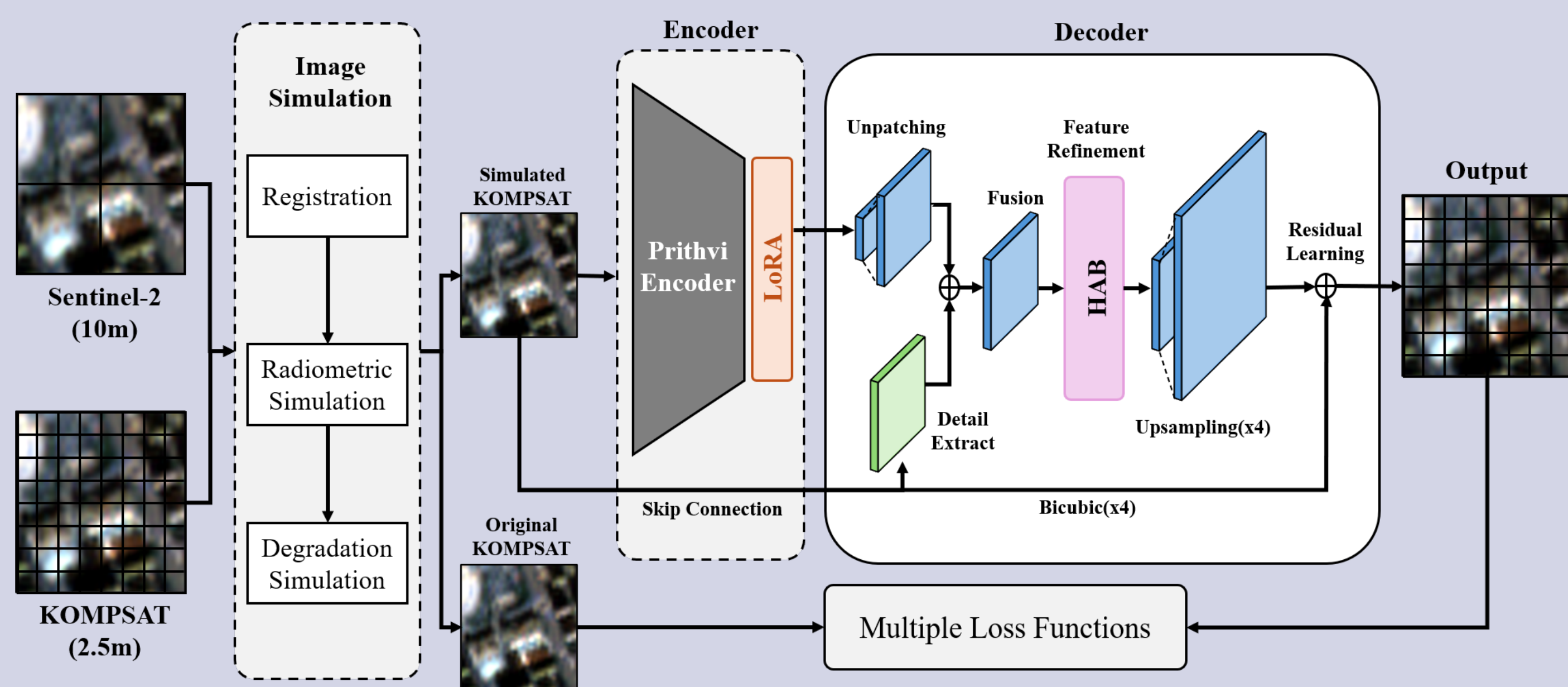
## 연구 방법

### 데이터셋



- 서울, 대전, 김제를 대상으로, K3A와 S2 영상 519쌍 확보

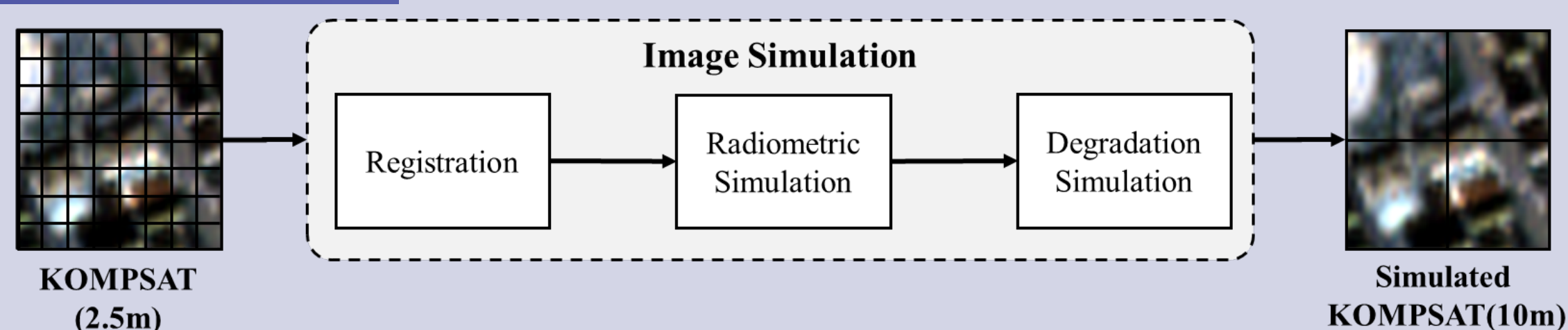
### 전체 프레임워크



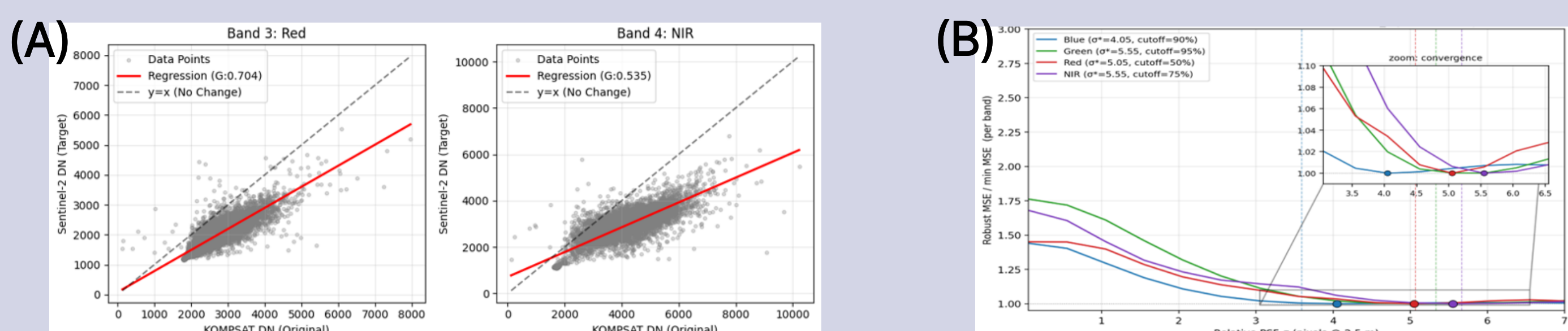
### Dataset Construction → Model Architecture & Training

- 데이터셋 구축: 센서 특성을 모사해 가상의 Sentinel-2 영상(10m)을 생성
- Prithvi 파운데이션 모델을 활용한 초해상화 모델 구축 (Input: 224x224, output: 448x448)

### 영상 시뮬레이션

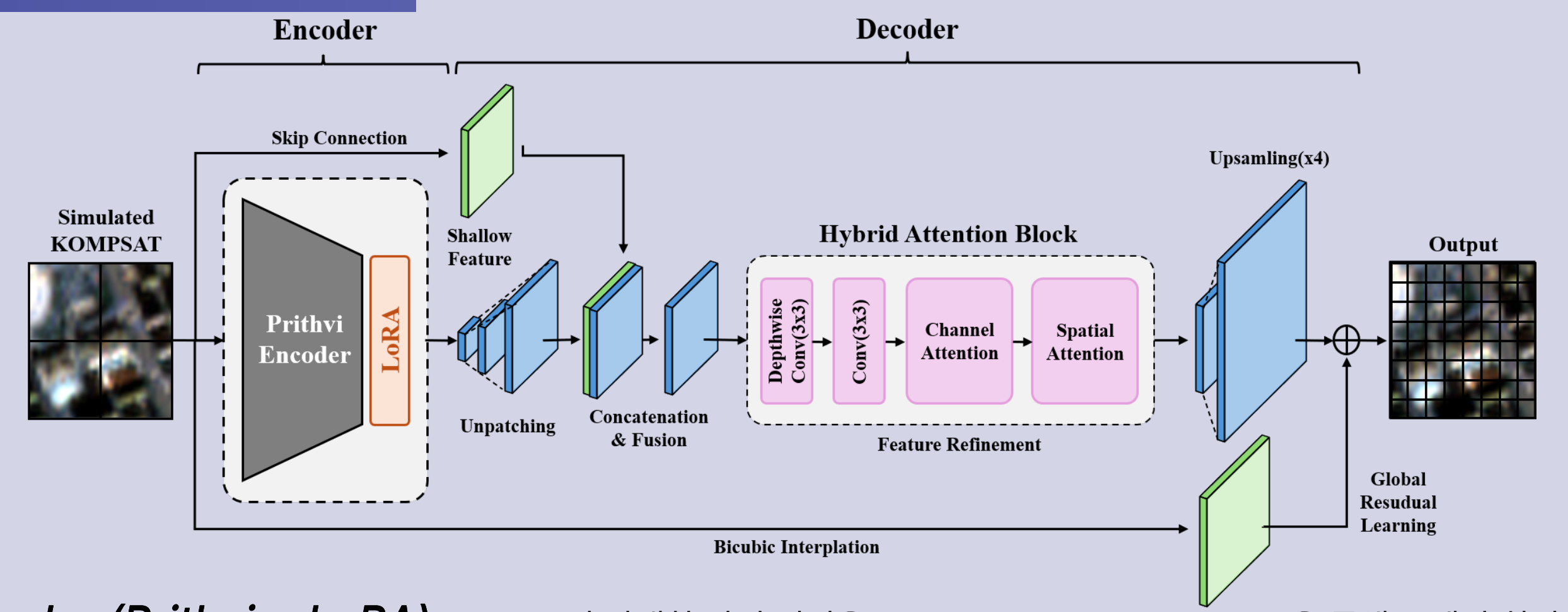


- 서로 다른 격자와 좌표계를 지닌 KOMPSAT-3A와 Sentinel-2 영상을 공통 격자에 정합
- KOMPSAT-3A의 방사특성, 정확산함수가 Sentinel-2와 같아지게 시뮬레이션



- (A) x축(KOMPSAT-3A)과 y축(Sentinel-2)의 픽셀 값 선형 매칭
- (B): 최적의 정확산함수 값을 도출하기 위한 두 영상의 가우시안블러에 따른 MSE 값

## 디코더 모델 구조



- Encoder (Prithvi + LoRA)**: Prithvi의 방대한 사전 지식을 보존, Low-rank Adaptation을 통해 도메인 최적화
- Skip Connection**: 저해상도 영상의 공간적 특징을 직접 전달하여 세부 지형 정보 손실을 방지
- Hybrid Attention Block**: 채널 및 공간 어텐션 메커니즘으로 해상도 복원에 핵심적인 영역에 집중
- Residual Learning**: Bicubic 보간을 기저로 잔차만 예측하여 모델 수렴 속도 및 학습 안정성을 확보

## 최적화 및 검증

### (A) 다중 손실 함수

$$\mathcal{L}_{total} = \lambda_1 \mathcal{L}_{L1} + \lambda_2 \mathcal{L}_{edge} + \lambda_3 \mathcal{L}_{sam}$$

$\mathcal{L}_{L1}$ : 픽셀 간 절대 오차

$\mathcal{L}_{edge}$ : 경계선 그래디언트 오차

$\mathcal{L}_{sam}$ : 분광 유사도 오차

$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 는 그리드 탐색을 통해 최적의 가중치 선정 (각각 1.0, 0.3, 0.15)

- 다중 손실함수를 통해 픽셀 단위 복원 정확도, 경계선 선명도, 분광 특성 보존을 동시에 최적화

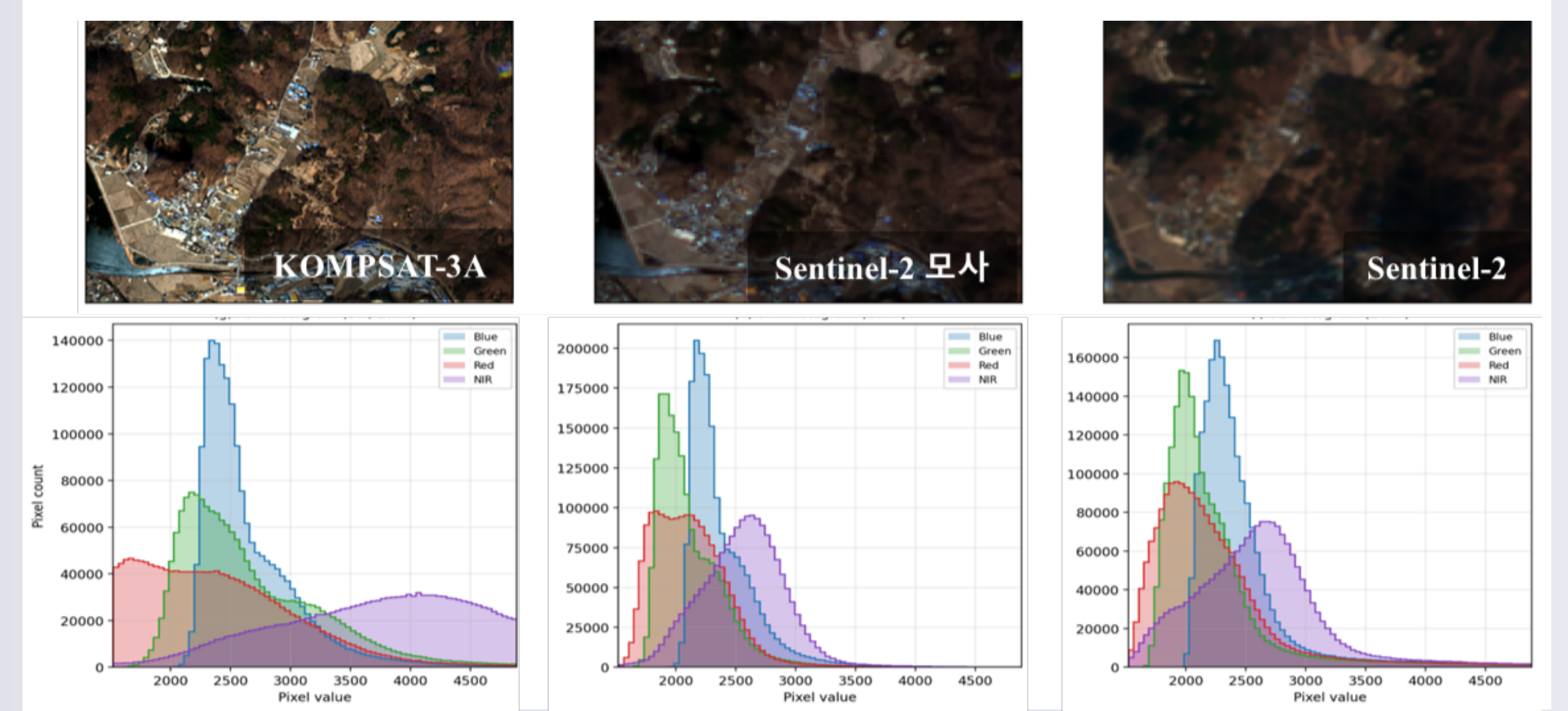
### (B) Ablation Study

Case	PSNR	SSIM	SAM	Edge RMSE
Base(Bicubic)	21.912	0.672	0.089	0.115
Proposed Model	23.441 (+1.529)	0.702 (+0.031)	0.086 (-0.002)	0.115 (-0.0004)
w/o Skip connection	22.958 (+1.046)	0.698 (+0.026)	0.094 (+0.006)	0.120 (+0.005)
w/o HAB	22.982 (+1.070)	0.691 (+0.020)	0.095 (+0.007)	0.111 (-0.004)
w/o Residual Learning	23.267 (+1.355)	0.697 (+0.025)	0.090 (+0.001)	0.115 (+0.0002)

- Ablation Study 결과: 제안 모델이 최적의 성능

## 연구 결과

### 영상 시뮬레이션 결과



- 영상 시뮬레이션 결과, 단순 보간법 대비 RMSE와 MAE가 각각 62.05%, 69.3% 감소
- 모사된 영상의 색감 변화와 Sentinel-2와 비슷한 밴드별 히스토그램 분포를 통해 시각적으로 확인

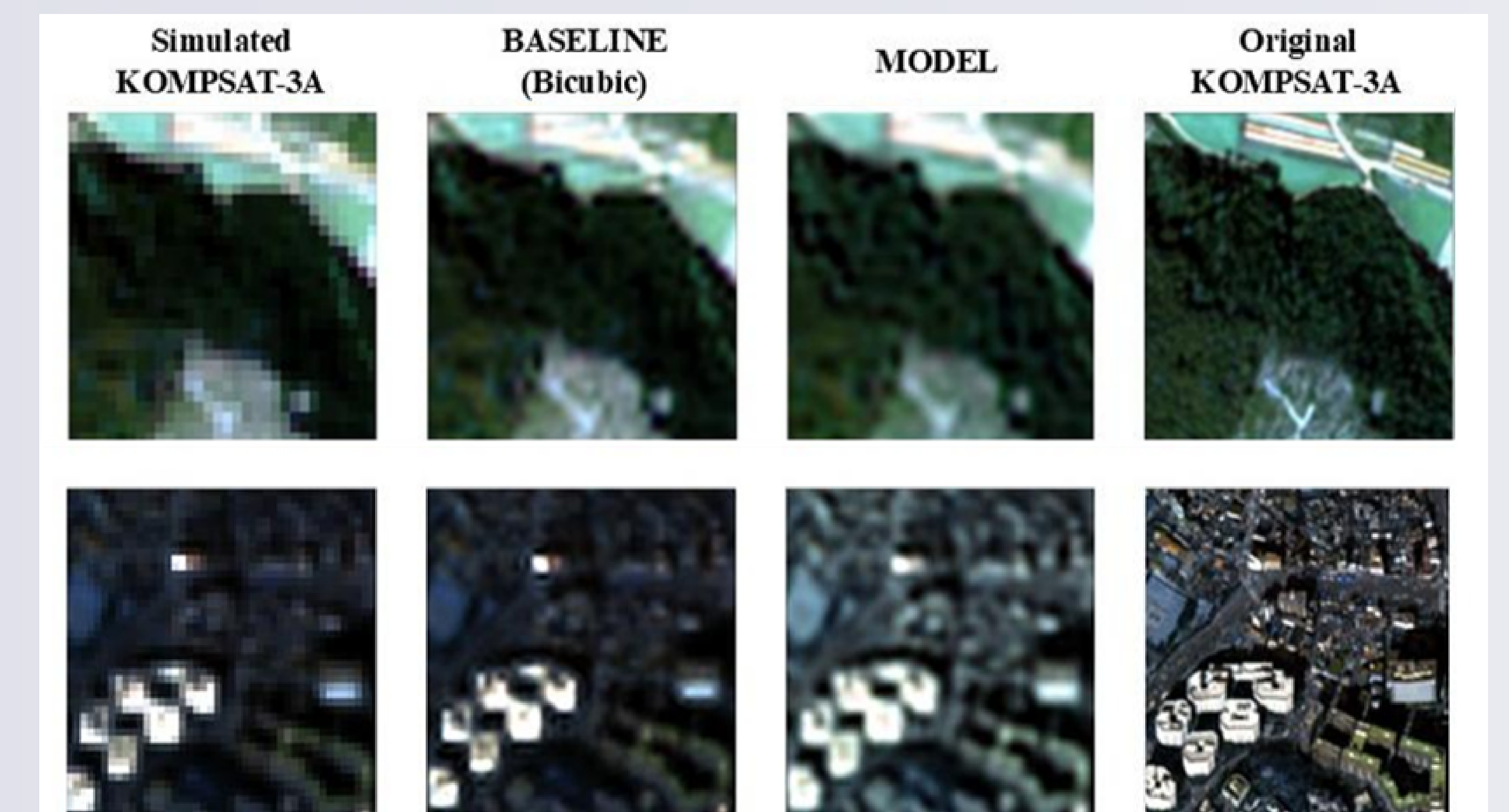
### 초해상화 결과

#### 1. 정량적 분석

Metric	Bicubic	Model	Gain(%)
전반적 화질 개선: PSNR(↑)	23.242	28.741	+23.66% 향상
지형지물 구조 보존: SSIM(↑)	0.769	0.824	+7.15% 향상
분광 특성 보존: SAM(↓)	0.083	0.055	-33.73% 감소
경계 선명도 증가: Edge RMSE(↓)	0.138	0.103	-25.36% 감소

- 통계적 검증을 통해 전 지표의 성능 향상의 타당성 입증

#### 2. 정성적 분석



- 산림의 디테일과 도심지의 구조물 경계를 복원해내는 유의미한 결과를 도출

## 결론

- 센서의 물리적 특성 데이터와 Prithvi 파운데이션 모델을 결합해 Sentinel-2 (10m)를 2.5m급으로 향상시키는 초해상화 프레임워크 제안
- 모든 평가 지표의 개선을 달성하였으며, 공간 디테일 복원 및 분광 정보 보존 능력 확인
- 원격탐사 초해상화에 대규모 사전 학습 모델을 도입함으로써, 제한된 학습 데이터만으로도 정밀한 광역 분석이 가능해진다는 점에서 활용 타당성을 입증