



U-Net 기반 회귀 모델과 Sentinel-1/2 위성영상을 활용한 미국 주요 도심지 건물 높이 추정

윤아영¹, 임태석¹, 이보람², 배태석², 김상완^{2*}¹ 세종대학교 에너지자원공학과^{2*} 세종대학교 지구자원시스템공학과 (e-mail: swkim@sejong.edu)

ABSTRACT

대규모 도시 지역에서의 건물 높이 추정은 도시 구조 분석과 관리에 필수적이다. LiDAR (Light Detection and Ranging)은 높은 정밀도를 제공하지만 비용과 관측 주기 제약으로 시·공간적 연속적인 자료 획득에 한계가 있다. 이를 보완하기 위해 Sentinel 위성 자료를 활용한 연구가 진행되어 왔으며, 이중 Nascetti et al. (2023)에서 개발된 방법은 Sentinel-1 SAR (Synthetic Aperture Radar) 밴드 VV, VH (Ascending, Descending) 자료와 Sentinel-2 MSI (MultiSpectral Imager) 밴드 4·3·2·8·12 자료의 시계열 영상을 입력자료로 활용하여 U-Net 기반의 딥러닝 모델을 개발하고 최종적으로 건물 높이를 산출하였다. 해당 연구는 네덜란드·에스토니아·스위스·독일의 주요 도시에서 RMSE 약 1.89m의 정확도를 보였다. 본 연구에서는 Nascetti et al. (2023)이 제안한 U-Net 기반 이중 인코더 구조를 적용하였으며, SAR 영상은 단일 편파 및 incidence angle 자료를 추가하여 모델을 새롭게 학습시켰다. 학습은 미국 주요 도시 지역 자료를 기반으로 수행하였고 학습된 모델은 학습 지역 외 미국 주요 도심지에 적용하여 건물 높이를 산출하였다. 성능 평가는 USGS 3DEP와 인디애나 주 정부 및 USDA NRCS에서 제공하는 LiDAR 기반 nDHM 자료를 활용하였으며 그 결과 RMSE 지표에서 약 3.62m의 정확도를 보였다. 이는 LiDAR 자료 획득이 불가능한 지역에 대해서도 위성 자료를 활용한 건물 높이 산출이 가능함을 시사하며 향후 모델 개선과 다양한 기법과의 비교 분석을 통해 범용적 활용 가능성이 확장될 수 있을 것으로 판단된다.

INTRODUCTION

- Sentinel-1 SAR 영상 후방산란(backscatter)과 여러 물리적 특성들 간의 상관관계를 분석한 연구가 수행됨 (Koppel et al., 2017), 그 중 (b)와 같이 후방산란과 건물의 높이 값이 가장 강한 양의 상관관계를 보임
- 또한 SAR look angle 입력 자료가 딥러닝 기반 건물 높이 추정 성능에 미치는 영향을 분석한 연구가 수행됨 (Recla & Schmitt, 2023), (c)와 같이 look angle 입력 자료를 활용한 모델이 실제 건물 높이에 대해 더 정확한 값을 보임
- 본 연구의 딥러닝 모델이 Sentinel-1 SAR 영상으로부터 이러한 건물에 따른 후방산란 패턴을, Sentinel-2 MSI를 통해 식생 특성 등을 학습하여 건물 높이를 추정함

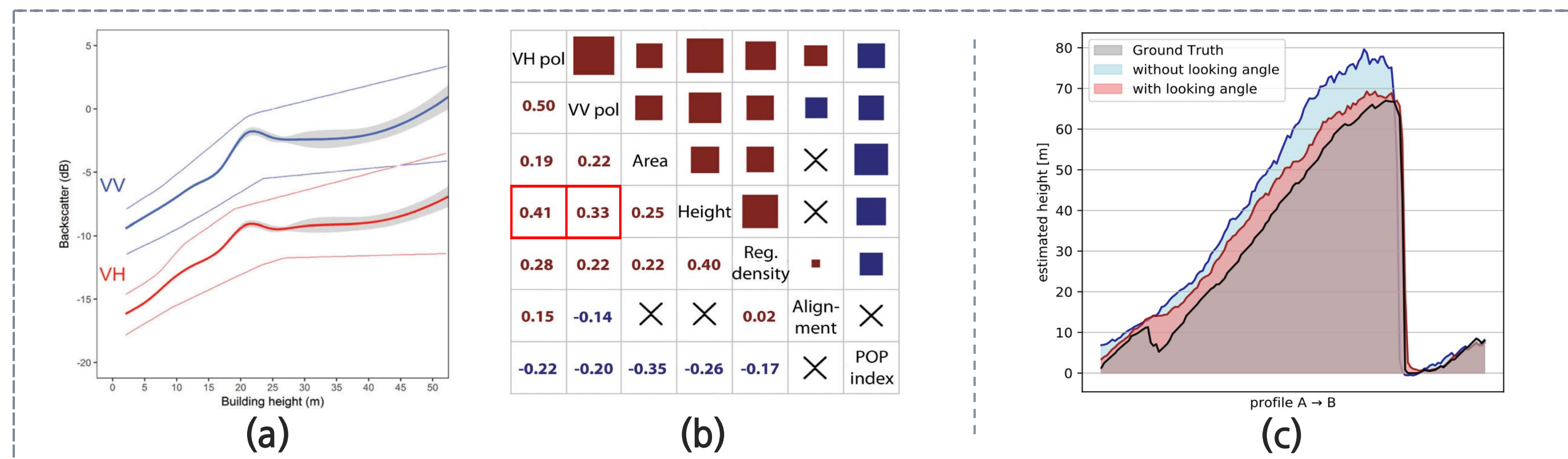


Fig 1. (a) Sentinel-1 VV and VH backscatter sensitivity to building height
(b) Correlogram of the physical parameters of building
(c) Building Height with/without look Angle

STUDY AREA

- 학습 지역은 미국의 주요 도시인 Los Angeles(LA), New York, Boston
검증 지역은 마찬가지로 미국 주요 도시에 해당하는 Chicago로 선정
- 고층 건물이 많이 존재하는 지역을 기준으로 선정

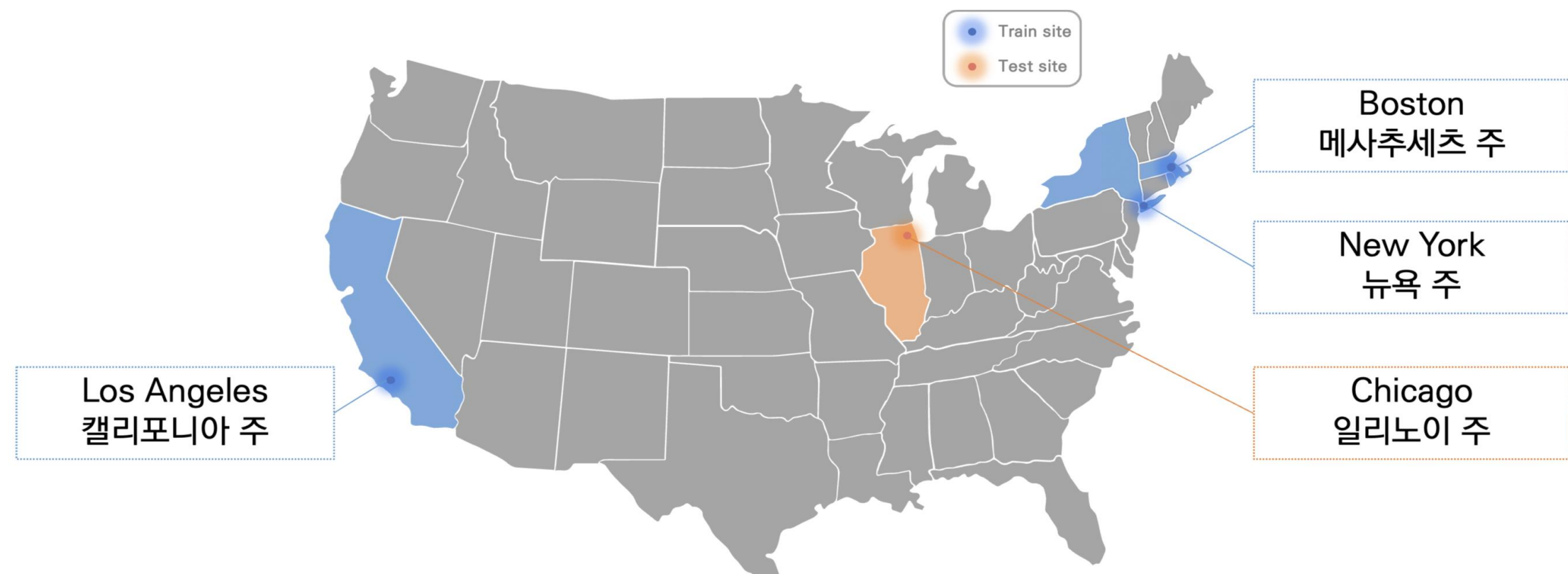


Fig 2. Study Area of Train site and Test site

DATABASE

❖ Reference Data

- nDHM: LiDAR 기반 nDHM 자료, 건물의 높이 정보로 이루어져 있음
- Sentinel-1/2에 맞춰 크기 128*128, 해상도 10m, UTM(WGS 84) 좌표계로 정합

❖ Satellite Data

- Google Earth Engine에서 제공되는 Sentinel-1, Sentinel-2 영상 활용
- Sentinel-1 SAR data: VV, VH, incidence angle 자료 활용, GRD 영상
- Sentinel-2 MSI data: R(665nm), G(560nm), B(490nm), NIR(842nm), SWIR(2190nm) 밴드 활용, 두 위성 모두 하나의 label data 당 10개의 시계열 영상 활용

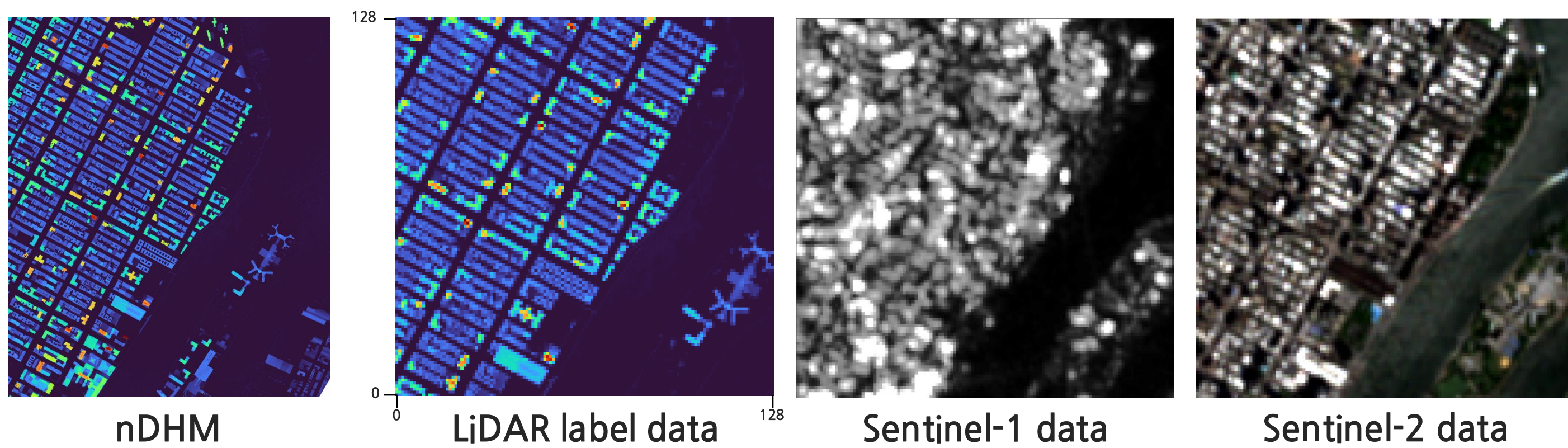


Fig 3. Deep Learning Model for building height estimation

U-NET BASED CNN MODEL

- Nascetti et al. (2023)에서 제안된 모델 U-Net 기반의 이중 Encoder-Decoder 구조
- 본 연구에서는 Sentinel-1 SAR 입력 자료로 incidence angle 밴드를 추가로 활용
- Sentinel-1 SAR 및 Sentinel-2 MSI 시계열 영상을 각각 독립된 ResNet50 CNN Encoder를 통해 특징을 추출한 뒤, Skip connection을 통해 Decoder로 전달
- Decoder는 UpSampling · Convolutional · BatchNormalization Layer로 구성되어 있으며 마지막 1*1 Convolution과 ReLU 회귀층을 거쳐 연속적인 높이 값을 산출

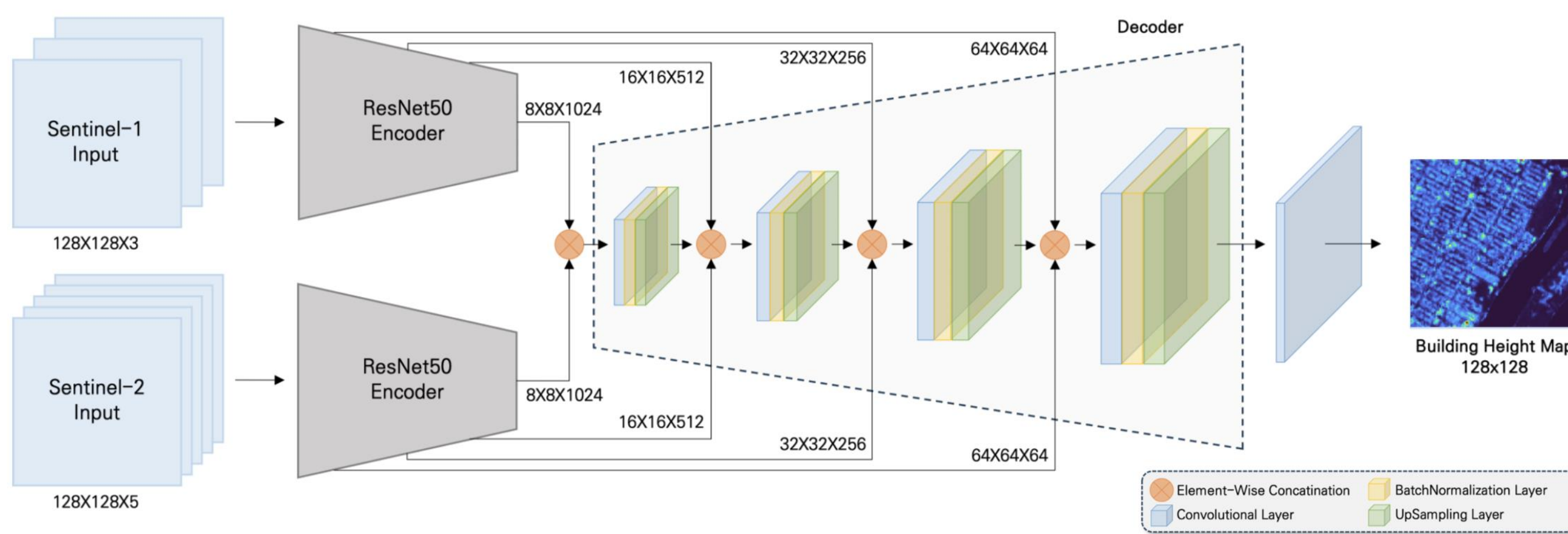


Fig 4. (a), (b) Validation example results from the Chicago city
(c) Scatter plot for predicted values in (b)

CONCLUSION

- Sentinel-1 SAR incidence angle 자료를 추가하여 새롭게 학습시킨 후 레퍼런스 자료와의 상호 비교 결과 유사한 경향성을 나타냄
- 이는 LiDAR 자료 획득이 불가능한 지역에서도 단일 방향 궤도 위성 자료와 incidence angle 자료를 추가하여 딥러닝 모델을 학습시킨 후 안정적인 건물 높이 추정이 가능함을 시사
- 향후 딥러닝 모델 개선과 건물 높이 추정 연구에서 다양한 기법과의 비교 분석을 통해 범용적 활용 가능성이 확장될 수 있을 것으로 기대