Landsat 8 대기 반사도와 딥러닝 모델을 이용한 서울시 PM_{10} 시공간 해상도 향상

Improving Spatial-temporal Resolution of PM_{10} in Seoul Using Landsat 8 Atmospheric Reflectivity and Deep Learning Model

백창선 $^{1)}$ • 염재홍 $^{2)}$ Baek, Chang — Sun • Yom, Jae — Hong

- 1) 세종대학교 대학원 지구정보공학과 석사과정 (E-mail:kwsxfk8332@gmail.com)
- 2) 교신저자·정회원·세종대학교 환경에너지공간융합학과 교수 (E-mail:jhyom@gmail.com)

초 록

최근 한반도에서 고농도 미세먼지 관측 일수가 증가하면서 이로 인한 사회적 문제가 대두되고 있다. 현재 서울시를 기준으로 24개의 도시 대기 관측소와 15개의 도로변 대기 관측소를 통해 미세먼지 농도를 제공하고 있으나 미세먼지 특성상 토지 피복, 기상 조건에 대한 의존성이 높기 때문에 관측소에서 측정되는 데이터가 서울시 전체를 대표한다고 보기에는 한계가 있다. 따라서 본 연구는 위성 영상, 기상 관측 데이터, 토지 피복도와 딥러닝 기법을 이용하여 높은 시공간 해상도의 서울시 미세먼지 영상 생성 모델을 설계하였다.

핵심어: 위성 영상, 딥러닝, 미세먼지, 시공간 해상도 향상

1. 서 론

급격한 도시화 및 중국으로부터의 황사 유입으로 인해 최근 한반도 내 고농도 미세먼지 관측 일수가 증가하고 있다. 한국 환경 공단에서는 서울시 기준 39개의 관측소로부터 미세먼지를 측정하여 1시간 단위로 농도 정보를 제공하고 있으나 기상조건(신문기 et~al.,~2007) 및 토지 이용 특성(전은정 et~al.,~2010)에 의존적인 미세먼지 특성상 관측소에서 측정된 정보가 서울시를 대표하기에는 한계가 있다. 따라서 본 연구는 Landsat 8 위성 영상의 대기반사도로부터 PM_{10} 농도를 추정한 후 딥러닝 모델을 이용하여 기상 조건과 토지 이용 특성을 고려한 높은 시공간 해상도를 갖는 서울시 PM_{10} 농도 영상을 생성한다.

2. 연구 수행 방법

2.1 데이터 및 전처리

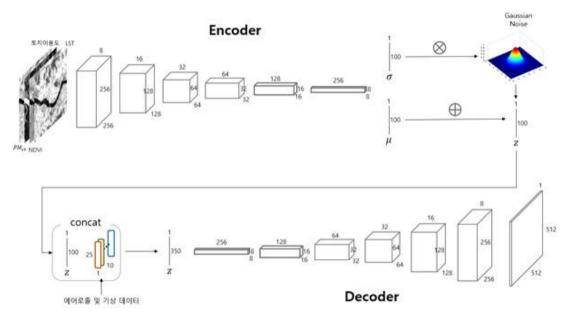
본 연구는 서울시의 2016년부터 2018년 5월까지의 Landsat 8 위성영상 20장, 동일한 날짜의 AWS(Automatic Weather System) 관측 데이터, 토지 이용도, 에어로졸 관측 데이터를 사용하였으며 Landsat 8 위성영상으로부터 정규 식생 지수(NDVI)와 지표면 온도(LST) 영상을 생성하였다. AWS와 에어로졸 데이터를 제외한 모든 영상 데이터의 좌표, 해상도,데이터 타입을 통일 시켜 주었으며 512×512 크기의 영상으로 clipping 하였다.

2.2 위성 영상과 선형 회귀를 이용한 PM_{10} 농도 추정

Landsat 8 위성 영상의 Aerosol, Blue, Green, Red 밴드 영상과 메타 데이터로부터 TOA(Top of Atmosphere) Radiance와 경로휘도(path radiance)를 구하고 이를 이용하여 각 밴드 별 지표면 반사도를 구한다. TOA Reflectance와 지표면 반사도의 차를 통해 각 밴드의 대기 반사도 값을 구하고 마스킹을 통해 관측소와 동일한 위치에 있는 픽셀들의 대기 반사도 값만을 선별한다. 선형 회귀를 통해 선별된 픽셀의 대기 반사도 값과 PM_{10} 관측 값과의 상관관계를 나타내주는 회귀 계수를 구한 후 이 회귀 계수 값을 이용하여 PM_{10} 농도 값 추정 영상을 획득한다(Saraswat et al., 2017, Nguyen et al., 2014).

2.3 Conditional VAE(Variational Autoencoder)를 이용한 모델 트레이닝

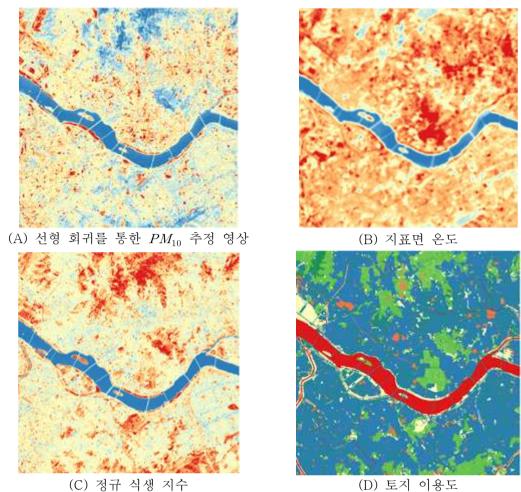
Conditional VAE는 잠재변수에 조건을 부여하여 특정한 결과가 도출되도록 유도하는 VAE 모델이다(Kingma et al., 2014). 본 연구의 Conditional VAE 모델은 [그림 1]과 같다. Input으로는 선형 회귀를 통한 PM_{10} 농도 추정 영상, NDVI, LST, 토지 이용도를 사용하였으며([그림 2]), encoder를 거친 잠재변수 z에 input과 동일한 날짜의 AWS, 에어로졸데이터를 추가하여 decoder로 전달해 주었다. 2016, 2017년 데이터를 사용하여 학습을 수행하였고 2018년 데이터를 이용해 모델을 검증하였다.



[그림 1] 본 연구의 Conditional VAE 아키텍처

3. 결과 및 분석

학습된 Conditional VAE 모델에 검증 데이터를 적용한 결과는 [그림 3]과 같으며 각 영상의 RMSE(Root Mean Square Error)는 [표 1]과 같다. 높은 RMSE 값을 보인 3월 22일과 5월 25일은 다른 날보다 높은 PM_{10} 농도값을 보였다. 이는 학습에 사용한 데이터 중높은 PM_{10} 농도값을 보이는 날이 적었기 때문에 발생한 결과로 보인다.



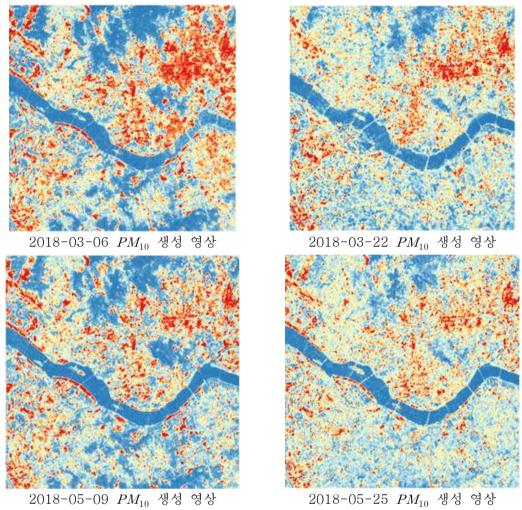
[그림 2] Conditional VAE 학습에 사용한 input 영상 예시: 선형 회귀를 통한 PM_{10} 추정 영상(A), 지표면 온도(B), 정규 식생 지수(C), 토지 이용도(D). 토지 이용도를 제외한 모든 영상은 2017년 3월 19일의 데이터

[표 1] 검증 데이터를 사용한 Conditional VAE 결과와 PM_{10} 농도 관측값의 RMSE

날짜	$RMSE(\mu g/m^3)$
2018-03-06	4.1850
2018-03-22	8.4962
2018-05-09	4.5230
2018-05-25	9.6339

4. 결 론

본 연구에서 제안한 Conditional VAE 모델은 기상, 토지 이용 등 PM_{10} 발생에 영향을 주는 인자들을 고려하여 높은 시공간 해상도의 PM_{10} 농도 영상을 제공한다. Conditional VAE 모델 학습에 사용된 데이터의 특성이 좀 더 다양하다면 더 나은 정확도를 보일 것으로 판단된다.



[그림 3] Conditional VAE에 검증 데이터를 적용한 날짜별 영상

감사의 글

본 연구는 한국연구재단 이공분야기초연구사업(NRF-2018R1D1A1B07043821)의 지원으로 수행 되었습니다.

참고문헌

Kingma, D. P., Mohamed, S., Rezende, D. J., & Welling, M. (2014). Semi-supervised learning with deep generative models. In Advances in neural information processing systems (pp. 3581-3589).

Saraswat, I., Mishra, R. K., & Kumar, A. (2017). Estimation of PM10 concentration from Landsat 8 OLI satellite imagery over Delhi, India. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 8, 251-257.

Nguyen, N. H., & Tran, V. A. (2014). Estimation of PM10 from AOT of satellite Landsat image over Hanoi city.

신문기, 이충대, 하현섭, 최춘석, & 김용희. (2007). 기상인자가 미세먼지 농도에 미치는 영향. 한국대기환경학회지 (국문), 23(3), 322-331.

전은정, 우형택 & 김수봉. (2010). 도시지역 토지이용특성과 PM10 농도에 관한 연구. 한국환경과학회, 462-463