

# 도로 주변 지역의 CCTV영상을 이용한 야간시간대 미세먼지 농도 추정 Estimation of PM concentrations at night time using CCTV images in the area around the road

원태연<sup>1)</sup> · 어양담<sup>2)</sup> · 조수민<sup>3)</sup> · 송준영<sup>4)</sup> · 윤준희<sup>5)</sup>

Won, Taeyeon · Eo, Yang Dam · Jo, Su Min · Song, Junyoung · Youn, Junhee

## Abstract

In this study, experiments were conducted to estimate the PM concentrations by learning the nighttime CCTV images of various PM concentrations environments. In the case of daytime images, there have been many related studies, and the various texture and brightness information of images is well expressed, so the information affecting learning is clear. However, nighttime images contain less information than daytime images, and studies using only nighttime images are rare. Therefore, we conducted an experiment combining nighttime images with non-uniform characteristics due to light sources such as vehicles and streetlights and building roofs, building walls, and streetlights with relatively constant light sources as an ROI (Region of Interest). After that, the correlation was analyzed compared to the daytime experiment to see if deep learning-based PM concentrations estimation was possible with nighttime images. As a result of the experiment, the result of roof ROI learning was the highest, and the combined learning model with the entire image showed more improved results. Overall,  $R^2$  exceeded 0.9, indicating that PM estimation is possible from nighttime CCTV images, and it was calculated that additional combined learning of weather data did not significantly affect the experimental results.

Keywords : Particulate Matter, CCTV, Deep Learning, ROI, Weather data

## 초 록

본 연구는 다양한 미세먼지 농도 환경의 야간 CCTV 영상을 학습 시켜 영상에 의한 미세먼지 농도 추정에 대한 실험을 진행하였다. 주간 영상의 경우 많은 관련 연구가 존재하였고, 영상의 다양한 텍스처와 밝기 정보가 잘 표현 되어 학습에 영향을 주는 정보가 뚜렷하다. 하지만 야간 영상의 경우 주간 영상에 비해 담고 있는 정보가 적고 야간 영상만 사용한 연구가 드물다. 따라서 차량과 가로등 같은 광원 때문에 특징이 균일하지 못한 야간 촬영 영상들과 비교적 광원이 일정한 건물 지붕, 건물 벽, 가로등을 ROI로 결합한 실험을 진행하였다. 이후 야간 영상으로 딥러닝 기반 미세먼지 농도 추정이 가능한지 상관도를 주간 실험과 비교 분석하였다. 실험 결과, 지붕 ROI (Region of Interest) 학습한 경우의 결과 값이 가장 높았고, 전체 영상과의 결합 학습모델은 더 향상된 결과를 보여주었다. 전체적으로  $R^2$ 가 0.9를 상회하여 야간 CCTV 영상으로부터 미세먼지 추정이 가능함을 나타내고 있고, 날씨 자료의 추가 결합 학습은 실험 결과에 크게 영향을 주지 않은 것으로 계산되었다.

핵심어 : 미세먼지, CCTV, 딥러닝, ROI, 날씨자료

Received 2021. 11. 03, Revised 2021. 11. 30, Accepted 2021. 12. 05

1) Dept. of Advanced Technology Fusion, M.S. student, Konkuk University, Seoul, Korea (E-mail: teadone@konkuk.ac.kr)

2) Corresponding Author, Member, Professor, Dept. of Civil and Environmental Engineering, Konkuk University, Seoul, Korea (E-mail: eoandrew@konkuk.ac.kr)

3) Dept. of Advanced Technology Fusion, M.S. student, Konkuk University, Seoul, Korea (E-mail: jsm302@konkuk.ac.kr)

4) Member, Dept. of Advanced Technology Fusion, M.S. student, Konkuk University, Seoul, Korea (E-mail: songjy95@konkuk.ac.kr)

5) Member, Dept. of Future and Smart Construction Research, Research fellow, Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology, Goyang, Korea (E-mail: younj@kict.re.kr)

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## 1. 서론

미세먼지 발생이 빈번해지고 인체 건강에 미치는 위험이 규명되어 미세먼지 관리에 기본이 되는 미세먼지 측정에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 이에 따라 미세먼지 측정기는 여러 가지 종류가 개발되어 설치 운영 중에 있고 최근 들어서는 저가의 측정기 상용화와 미세먼지 농도 값의 상관성도 연구 중에 있다(Won *et al.*, 2021; Park *et al.*, 2016). 그런데 측정기들은 지상에 설치되어 파손의 우려도 있고, 설치유지비도 지속적으로 투입되는 문제점이 있을 수 있으며 설치된 곳의 공간적 위치에 따라 사람들이 느끼는 체감농도와 큰 차이가 날 수도 있다.

일반 카메라 영상을 이용한 미세먼지 측정은 시정측정과 마찬가지로 인간의 시각적 느낌과 유사하고 CCTV를 이용하는 경우 기존 설치된 인프라체계를 이용할 수 있는 장점이 있어서 관련 연구가 진행된 바 있다(Kim *et al.*, 2009; Won *et al.*, 2021; Bo *et al.*, 2018). 최근 들어서 여러 시간대와 농도별로 촬영된 영상들을 학습하여 딥러닝 기법에 기반한 미세먼지 농도를 추정하는 연구가 진행되고 있다(Chakma, *et al.*, 2017; Bo *et al.*, 2018). 그런데 지금까지 진행된 연구들은 주로 영상이 포함하는 여러 재질과 배경을 학습에 포함하는 주간 영상을 대상으로 하고 있어서 야간시간대의 미세먼지 농도 추정이 되어야 24시간 내내 농도 추정이 가능하게 되고 그 실용성이 높아진다고 할 수 있다. 야간 미세먼지 발생과 농도 특성은 도로 주변과 녹지지역 간 그리고 시간대별 풍속에 의해 영향을 받는데 주간과 달리 야간에는 농도저감률의 선형관계성을 발견하지 못했고(Choi *et al.*, 2019), PM10이 고농도로 발생할 때 주거지역과 도로변지역에서 오전 시간대 농도가 훨씬 높은 반면, 공업지역에서는 밤 시간대 농도가 높게 나타나는 연구 결과가 발표되는 등 주간과 야간시간대의 미세먼지 농도 특성이 다르게 나타난다(Lee *et al.*, 2012). 따라서 주간 미세먼지를 연장해서 추정하거나 일반적인 야간 미세먼지 농도를 추정하는 건 매우 현실적이지 못하여 실제 야간 미세먼지 측정은 반드시 필요하다. 그런데 야간 영상을 이용한 미세먼지 측정의 경우, 야간 영상 내에서 특징을 확보하기가 쉽지 않고, 주변의 광원 빈도와 크기에 따라 특징의 변화를 야기할 수 있다. 최근까지는 야간 영상을 이용한 미세먼지 농도 측정 연구가 드물고, 안개 영상의 경우 시정측정에서와 같이 ROI(Region of Interest)와 같은 별도의 보조 설비 또는 목표물을 설치하여 측정하는 방법을 주로 사용하고 있다(Kwon, 2004). 본 연구에서는 공공 포탈 상에 공개되는 CCTV 영상 중 야간시간대에 촬영된 영상과 광량이 비교적 일정한 건물

지붕, 건물 벽, 가로등을 ROI를 결합하여 사용하였다. 서울시에서 공개하는 미세먼지 농도를 포함한 S-DoT 자료를 영상과 결합 후 학습하여 미세먼지 농도 추정을 하는 실험을 진행하였고, 기상청 자료 추가 융합 학습이 정확도에 미치는 영향도 함께 살펴보았다.

## 2. 연구방법

야간 영상은 주간 영상과 다른 조명환경을 가지고 있고, 색상이외의 여러 정보를 처리하기엔 매우 제한적인 내용을 가지고 있다. 따라서 학습한 주간 영상을 야간 영상에 적용하기엔 문제가 있으므로 주간과 야간을 별도로 구분하여 학습과 처리를 하여 왔다(Cho and Park, 2013). 미세먼지 농도에 따라 빛 번짐과 같은 현상이 영상에서 표현될 수 있지만, 이것은 Fig.1의 (a)와 (b) 경우 같이 주변 건물의 빛, 자동차 등 도로 위의 빛 그리고 영상을 구성하는 여러 자연 인공지물의 재질 등 복잡하게 영향 받게 된다. 본 연구에서는 미세먼지를 추정하는데 ROI를 고려한 영상을 농도추정에 활용하거나(Liu *et al.*, 2016) 딥러닝 학습자료로 정확도를 향상시키는 점을 고려하여 ROI 영상을 추출하도록 한다(Won *et al.*, 2020). 즉, 위치가 고정되어 있으면서 야간시간에 비교적 밝기가 변하지 않는 건물의 벽, 지붕, 그리고 규칙적으로 켜져 있는 가로등의 광원을 이용하도록 한다. Fig.2는 실험에 사용할 벽, 지붕, 가로등에 대한 ROI를 보여주고 있다.

전통적인 방법으로는 도로 영역과 도로 외 영역의 분리, CCTV 카메라의 설치 높이, 도로의 경사도, CCTV, 카메라의 각도 등의 변수들을 모두 고려해야 하나(Kim *et al.*, 2009), 본 연구에서 도입하는 영상 딥러닝 과정에서 센티미터 단위까지의 위치정확도를 요구하지 않으므로 영상 학습과 관심 영역 추출에서 기하학적 정확성은 크게 고려하지 않았다. 그런데 도로 교통 상황 CCTV의 경우 시간대에 따라 촬영 각도가 조금씩 달라지고, 바람 등에 의해 영상 간 기하학적 정합이 조금씩 달라지게 된다. 따라서 본 연구에서는 촬영 각도의 변화가 크게 달라지지 않는 것을 육안으로 확인 한 바, 영상 간 정합은 단순 위치 이동량 추출과 적용을 위해 phase correlation 기법을 실험 영상에 적용하여 기하학적 위치 정합을 시켰다. 위상상관 기법(Phase correlation)은 푸리에 이동 정리(Fourier shift theorem)를 기반으로 영상 간의 변위와 회전, 축척을 통해 영상 간 정합 이동량을 추출하는 기법으로서 공간영역에서의 변위를 주파수 영역 상에서 위상의 변위로 표현할 수 있다는 것에 기반한다(Yun *et al.*, 2021; Choi *et al.*, 2002).

기상자료의 경우, 기온, 풍속에 미세먼지 농도에 영향을 주

는 것으로 되어 있고, 초미세먼지의 경우 습도, 풍속, 풍향, 강수량, 온도가 농도변화에 영향을 주는 것으로 발표된 바 있다 (Park, 2017; Lee *et al.*, 2017). 본 연구에서는 야간시간대에 한정한 실험대상이고 강수에 의한 영상 처리의 오류를 최소화하는 것을 감안하여 습도와 풍속을 기상자료로 활용하였고, 이것은 주간을 대상으로 한 실험과 일관성을 유지하였다 (Won *et al.*, 2021).

영상 학습은 ROI 영상과 기상자료를 동기화하여 진행하였다. 분류용은 학습된 영상들의 미세먼지 농도를 함께 학습시켜서 탐지된 가로등 영역의 미세먼지 농도를 추정하도록 한다. 이때 미세먼지 농도는 30분 단위의 평균농도로 학습하고, 미세먼지 추정은 주간 영상기반의 미세먼지 추정 결과와의 비교를 위해 동일한 알고리즘인 vgg-16을 이용하였다(Won *et al.*, 2021). vgg-16은 VGGNET 계열의 하나로서, 작은 합성곱 필터(convolutional filter)를 계속 삽입하여 깊이를 증가시키면서도 단순한 파이프라인 구조를 가지게 되어 우수한 성능을 얻도록 한다. 특히 주간실험 결과와의 일관성을 위해 모델의 마지막 분류기를 단일노드(single node)로 설정했으며 손실 함수를 MSE (Mean Squared Error)로 변경했다(Won *et al.*, 2020). 결과 값 평가는 학습에 사용되지 않은 실제 측정값을 이용하여 추정된 미세먼지 농도 값과의 결정계수( $R^2$ : coefficient of determination)와 평균 제곱근 오차(RMSE: Root Mean Square Error)를 계산하였다.

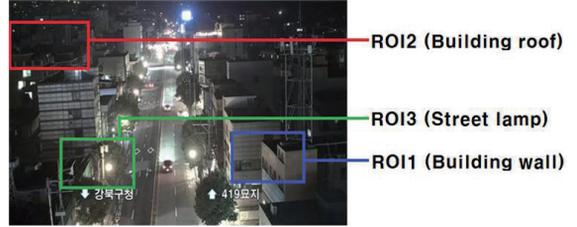


Fig.2. ROIs used in the experiment

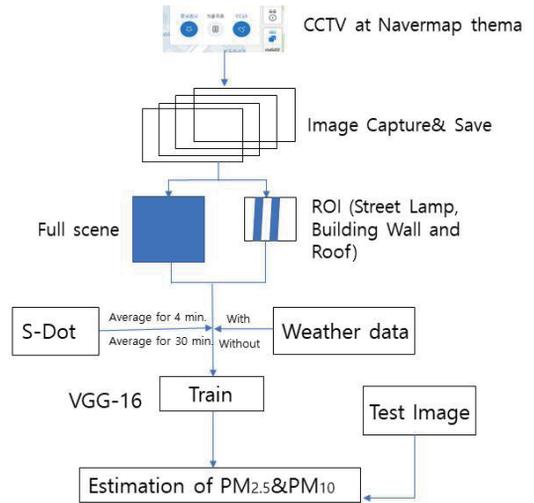


Fig.3. Experiment flow



(a) The scene with few cars



(b) The scene with lots of cars

Fig.1. CCTV scene at night in the experimental area.

### 3. 실험 및 분석

#### 3.1 실험 자료와 전처리

Fig.3과 같이 학습에 필요한 미세먼지 실측자료는 서울시 스마트도시서비스팀에서 제공받은 S-DoT 센서 자료를 이용하였고, 영상자료는 네이버 지도(Naver map: <https://map.naver.com/>)의 CCTV 영상을 가공하여 사용하였다. 실험지역은 S-DoT 센서가 설치되었으며 도로 교통 CCTV가 인접한 지역들 중 선정하였다. 서울시 스마트도시서비스팀에서 제공받은 위치정보와 네이버 지도의 CCTV 위치정보를 사용하여 도로 교통 CCTV가 바라보는 방향에 S-DoT 센서가 위치한 강북구 수유동으로 선정하였다. 실험지역에 위치한 CCTV 영상의 화면을 네이버 지도에서 750px\*500px의 크기로 매분마다 저장하여 실험에 사용하였으며 기간은 2020년 9월 10일부터 2021년 1월 1일까지 획득하였다. 획득된 영상 중에 주간 영상과 시야 방향이 크게 다른 영상들을 제외하였다. 즉, 교통 CCTV 영상은 시야 방향이 완전히 고정되어 있지 않아서

S-DoT 센서가 설치된 방향으로 촬영된 영상만을 학습과 테스트 자료로 활용하였다.

실험대상인 야간 영상 시각의 기준은 한국천문연구원 (<https://astro.kasi.re.kr/>)에서 제공하는 일출, 일몰 정보를 사용하여 일몰 시간 + 30분부터 일출 시간 - 30분까지로 하였다.

추가적으로 일출 시간, 일몰 시간 정보를 사용하여 선별한 결과 최종적으로 15706장의 영상이 남았다. 하지만 S-DoT 센서도 간혹 고장 및 점검으로 인해 기록되지 않아, 촬영 시각에 지상 측정자료가 존재하는 영상만을 추가로 선별한 결과 총 9334장의 영상을 사용할 수 있었다.

서울시 S-DoT 에 제공되는 미세먼지 자료는 광산란방식의 간이 측정기(2등급)을 사용하고 있고(<https://www.data.go.kr/data/15061244/fileData.do>), 측정된 미세먼지 농도 측정값 중 급격하게 증가, 감소하는 비정상 값들은 제거된 상태에서 일반인에게 제공되고 있으며, Table 1에 획득된 데이터의 예시를 보여주었다. 습도와 풍속 자료는 한국 기상청에서 제공하는 1분 단위 Excel파일(.xls)로 획득 정리하였으며, Table 2에 획득된 데이터의 예시를 보여주었다. 또한 획득한 영상과 서울시 S-DoT 미세먼지 측정값이 존재하는지 여부를 확인해 동시간대 측정값이 존재하는 날짜, 시간을 확인하여 그에 해당하는 영상, S-DoT 측정값, 기상청 분 단위 데이터를 추출하였다.

Table 1. Example of the S-DoT data

Temperature (°C)	Relative humidity (%)	PM10 with correction (µg/m³)	PM2.5 with correction (µg/m³)	datetime
23.0999	95	24	10	202008010000
23.0999	96	25	9	202008010002
23.0999	96	9	3	202008010004
23.0999	96	5	2	202008010006
23.0999	96	4	2	202008010008
23.2	96	4	2	202008010012
23.2999	96	4	2	202008010014
23.5	96	4	2	202008010052
23.5	96	4	2	202008010054
23.5	96	4	2	202008010056
23.5	96	3	1	202008010058
23.5999	96	7	5	202008010100
23.5999	96	7	5	202008010102
23.5999	96	8	5	202008010104
23.5999	96	5	3	202008010106
23.5999	96	8	5	202008010108
23.5999	96	7	5	202008010110
23.5999	96	8	5	202008010112
23.5999	96	8	5	202008010114
23.5999	96	5	3	202008010116

Table 2. Example of the KMA weather data

datetime	Wind speed(m/s)	Relative humidity(%)
202009010001	1.2	81.7
202009010002	1.8	81.7
202009010003	2.2	81.8
202009010004	0.8	81.8
202009010005	1.7	81.7
202009010006	1.9	81.6
202009010007	0.8	81.8
202009010008	0.5	81.7
202009010009	1.1	81.7
202009010010	1	81.7
202009010011	1.2	81.7
202009010012	0.6	81.7
202009010013	1.3	81.8
202009010014	1.3	81.8
202009010015	0	81.8
202009010016	0.6	81.8
202009010017	1	81.8
202009010018	0.7	81.7
202009010019	0.6	81.7
202009010020	1.2	81.7

Fig.2 와 같이 가로등, 벽, 지붕을 추출할 때, 각각의 영역을 별도로 설정하도록 한다. CCTV 영상에서 건물과 자동차 영역을 최대한 배제한 경계를 설정하고, 이 영역 안에서 bounding box 중심이 있는 것만을 대상으로 한다. 여기서 학습에 사용한 미세먼지 농도 값은 기상관측 30분 단위 평균값으로 하여 국가 기상청 제공 방식과 유사하게 진행하였다.

미세먼지 지상 측정값은 30분 단위로 평균한 자료를 사용하였으며 실험에 사용된 평균자료에 대한 분포는 PM2.5 최댓값 27, 최솟값 0, 평균 3.492, 표준편차 3.118 이고, PM10 최댓값 36, 최솟값 0, 평균 4.683, 표준편차 4.192로서 다소 안정적인 미세먼지 농도 분포를 가진 자료가 학습에 사용되었다.

### 3.2 결과 분석

기상청에서 획득한 습도, 풍속 데이터와 S-DoT 자료에서 획득한 미세먼지 농도, 야간 도로 CCTV로부터 획득한 영상들을 결합하여 학습시키고, 학습 모델이 구축되면 야간 CCTV 영상과 습도, 풍속을 모델에 입력해 미세먼지 농도를 추정한다. 추정된 미세먼지 농도 값과 실제 미세먼지 농도 값을 비교하고 R<sup>2</sup>과 RMSE 값을 계산한 결과를 Table 3에 나타내었다. ROI 가로등의 경우 주변 도로에서 발생하는 자동

차의 불빛에 영향을 적게 받을 것으로 예상하였고, 지붕과 벽은 도로와 거리를 최대한 이격된 곳을 ROI 영역으로 설정하여 실험하였다. 딥러닝 학습 환경은 주간 영상과의 비교를 위해 최대한 유사하게 진행하여 batch\_size 48, epochs 200, optimizer Adam, 학습률 0.002, 손실함수는 평균 제곱 오차로 학습되었다. 그리고 VGG-16 알고리즘을 이용하였다. 학습 데이터는 전체 데이터의 80%인 7467장, 테스트 데이터는 20%인 1867장으로 사용하였으며, 실험은 Windows 10 운영체제에서 Cpu Intel I9-10980xe, Ram 128Gb, Gpu Nvidia RTX 3090 24Gb로 진행되었다.

**Table 3. The results of the experiment with ROI**

	R <sup>2</sup>		RMSE	
	PM2.5	PM10	PM2.5	PM10
ROI(building wall) + Weather data	0.938	0.948	0.780	0.943
ROI(roof) + Weather data	0.940	0.967	0.751	0.757
ROI(street lamp) + Weather data	0.930	0.949	0.811	0.933
Full scene + Weather data	0.924	0.954	0.847	0.892
Full scene+ROI (roof)+Weather data	0.964	0.971	0.585	0.701

우선, 벽 ROI, 지붕 ROI, 가로등 ROI, 전체영상 각각에 기상청 자료를 결합시켜 학습한 결과, 4가지 경우 모두 R<sup>2</sup>가 0.9를 상회하는 것으로 계산되었다. 4가지 경우 중 가장 좋은 결과는 지붕 ROI 학습한 것으로서 PM2.5 R<sup>2</sup>는 0.940, RMSE는 0.751이며, PM10 R<sup>2</sup>는 0.967, RMSE는 0.757로 나타났다. 이것은 벽, 가로등, 전체영상 학습 경우는 차량의 불빛 등 외부의 불빛과 접하게 되는 면이 마주하고 있는 반면, 지붕의 면은 도로를 향하고 있지 않아서 상대적으로 차량 불빛의 영향을 덜 받았을 거라고 판단하였다. 가로등 ROI를 적용한 실험값의 경우 다른 실험값에 비하여 대체로 낮게 나왔는데, 이는 가로등이 자체 발광에도 불구하고 도로와 인접해 있어서 예상과 달리 차량 불빛에 영향을 받는 것으로 추측할 수 있고 이것은 도로에서 어느 정도 떨어진 곳의 벽면이나 지붕의 결과가 더 양호한 결과로 입증될 수 있다. 대부분의 결과 값이 R<sup>2</sup>가 0.9 이상으로 좋은 결과 값이 나온 것은 실험 자료의 실제 미세먼지농도 분포가 좁은 영향도 있지만, 야간 CCTV 영상으로부터 미세먼지 농도 추정 적용 가능성을 충분히 보여

주고 있다고 판단하였다.

가장 양호한 지붕 ROI의 실험값과 전체영상과의 결합 학습 결과가 결정계수를 더 증가시키는지 실험하여, PM 2.5의 경우 R<sup>2</sup> 0.964, RMSE는 0.585이며, PM10의 경우 R<sup>2</sup>는 0.971, RMSE는 0.701로서 결정계수 증가와 함께 RMSE 값이 더 개선되는 결과를 보여주고 있다. Won *et al.*(2021)에서 주간 영상에 대하여 적용한 결과, PM2.5 농도 20분 평균값을 학습시킨 경우와 PM10 경우 모두 R<sup>2</sup>값이 0.955로 나와서 주간 실험 영상을 대상으로 한 결과와 야간 영상의 경우 모두 매우 높은 상관성을 보여주고 있다(Won *et al.*, 2021). 주간 실험에 사용한 미세먼지 자료에 비하여 야간 실험에 사용한 미세먼지 자료의 분포가 평균값 주위에 모여 있기 때문에 미세먼지 측정기 외의 국소영역을 사용한 야간 실험과 유사한 결과를 도출한 것으로 보인다.

기상청에서 제공한 자료가 학습모델 정확도에 미치는 영향을 판단하고자 기상청 자료를 제외한 야간 CCTV 영상과 S-DoT 자료만을 결합하여 학습시킬 때 어떠한 결과 값을 얻을 수 있을지 추가 실험을 진행하였다. 실험 결과, 기상자료를 포함하지 않은 실험값의 PM2.5 R<sup>2</sup>는 0.939, RMSE는 0.762이며, PM10 R<sup>2</sup>는 0.960. RMSE는 0.828로 전체 데이터의 R<sup>2</sup>가 0.90 이상으로 높은 상관성을 보여주었다. 이것으로부터 충분한 야간 CCTV 영상의 확보가 된다면 기상자료 없이 단순히 공개된 CCTV 영상만으로도 어느 정도의 정확도를 갖춘 미세먼지 농도 추정 가능성을 나타내고 있다.

대부분의 지상관측 미세먼지 간이측정기의 농도 관측값 주기가 5분 평균으로 주어진다. S-DoT 자료는 2분 간격으로 제공되므로 지상관측 미세먼지 간이측정기의 간격과 유사하도록 영상 촬영 시점을 기준으로 앞, 뒤 2분 총 4분 평균을 내어 3개의 값을 추출한 후 실험을 진행하였다. 먼저, 4분 단위 평균을 계산한 실험 자료는 PM2.5의 경우, 최댓값 28, 최솟값 0, 평균 3.706, 표준편차 3.098이고 PM10의 경우, 최댓값 39, 최솟값 0, 평균 4.840. 표준편차 4.185로 계산되었다. 실험 결과, PM2.5 R<sup>2</sup>는 0.963, RMSE는 0.793이며, PM10 R<sup>2</sup>는 0.958, RMSE는 0.629로, R<sup>2</sup>가 0.95 이상의 높은 정확도의 결과를 얻을 수 있었다.

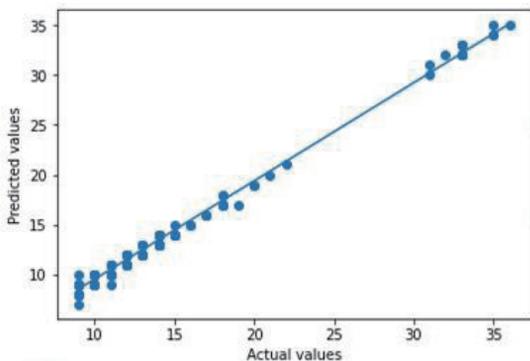
실험 자료의 미세먼지 농도분포가 평균에 많이 집중되어 있어서 실험 결과의 신뢰성을 확인하기 위해 학습에 사용된 자료의 평균과 표준편차 범위 밖의 자료에 대한 농도추정치를 비교하였다. PM 2.5의 경우, 4분 평균 실험에서 평균값 3.7, 최댓값 28, 표준편차 3.09를 보여주어 테스트 데이터에서 7에서 28 사이의 미세먼지 값들을 지닌 영상들을 추출하여 지붕 (ROI2), Full scene, 기상청 자료로 학습이 된 모델을 사용해

예측을 진행하였다. 30분 평균 실험에서는 평균값 3.4, 최댓값 27, 표준편차 3.11를 보여줘 7이상의 미세먼지 값을 지닌 영상들을 추출하여 지붕(ROI2), Full scene, 기상청 자료로 학습이 된 모델을 사용해 예측을 진행하였다. 그 결과는 Table 4와 같이 RMSE 0.747를 보여 주었다.

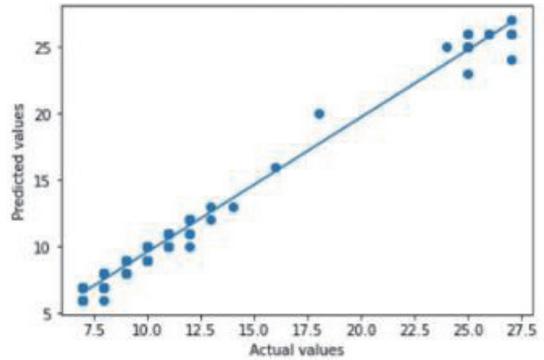
PM 10의 경우, 4분 평균 실험에서 평균값 4.8, 최댓값 39, 표준편차 4.18을 보여주어 테스트 데이터에서 9에서 39 사이의 미세먼지 값을 지닌 영상들을 추출하여 지붕(ROI2), Full scene, 기상청 자료로 학습이 된 모델을 사용해 예측을 진행하였다. 30분 평균 실험에서는 평균값 4.6, 최댓값 36, 표준편차 4.19를 보여줘 9이상의 미세먼지 값을 지닌 영상들을 추출하여 지붕(ROI2), Full scene, 기상청 자료로 학습이 된 모델을 사용해 예측을 진행하였다. 그 결과는 Table 4와 같이 RMSE 0.744를 보여 주었다. 평균값 주변에 대부분의 값이 모여 있는 편향된 데이터로 학습을 진행하였기 때문에, PM2.5와 PM10의 미세먼지 평균값+표준편차 값 보다 큰 값의 범위의 값들만 사용하여 기존 학습된 모델에 평가를 진행한 결과는 Figs.4, 5와 같다. PM10의 경우 9이상의 값을 평가에 사용하였고, PM2.5의 경우 7이상의 값들을 평가에 사용하였다. 그 결과 높은 상관성을 보여주었다는 것을 확인할 수 있었다.

**Table 4. The results of the evaluation with ROI(roof) about more than sum of the mean and standard deviation PM concentrations**

	R <sup>2</sup>		RMSE	
	PM2.5	PM10	PM2.5	PM10
ROI(roof)+ Weather data	0.979	0.985	0.747	0.744



**Fig.4. The results of the evaluation with ROI(roof) about more than sum of the mean and standard deviation PM10 concentrations**



**Fig.5. The results of the evaluation with ROI(roof) about more than sum of the mean and standard deviation PM2.5 concentrations**

#### 4. 결론

실험을 통해 CCTV 영상으로부터 야간 미세먼지 농도 추정 가능성을 확인하였다. 실험 결과, 선택한 ROI와 전체영역에 대해 기상청 자료를 결합시켜 학습시킨 4가지 경우 모두 R<sup>2</sup> 0.9를 상회하였고, 그중에서도 지붕 ROI 학습한 것이 가장 양호한 결과를 가져왔다. 가장 좋은 결과를 나타낸 지붕 ROI와 전체영상을 결합시켜 학습하였을 때, 결정계수는 증가하고 RMSE는 축소하여 Won *et al.*(2021)에서의 주간에 대한 실험 결과 값과 유사한 경향을 보이고 이것은 국소영역과 전체영역을 결합한 학습 방법이 좋은 결과를 가져온 것이라 판단할 수 있다. 기상청 자료가 정확도에 기여하는 정도를 확인하기 위해 기상청 자료를 제외한 값을 대상으로 실험한 결과, R<sup>2</sup> 0.9 이상으로 기상자료 없이 야간 CCTV 영상만으로도 미세먼지 추정이 가능함을 확인하였다. 따라서 일반 대중들이 쉽게 접할 수 있는 야간 CCTV 영상과 S-DoT 자료만으로 실시간으로 미세먼지 농도를 측정할 수 있는 APP을 개발하여 공공으로 활용 될 수 있다고 판단하였다.

또한 지상관측 간이측정기의 농도 관측 주기와 유사한 간격을 주기 위해 추가 실험을 진행하였고, 그 결과 R<sup>2</sup>는 0.95 이상인 높은 상관성을 보여주었다. 그러나 야간에 대한 미세먼지 농도를 사용하였기에 주간에 비해 미세먼지 농도의 범위가 좁았으며, 이로 인해 기상 자료가 제외된 실험에서도 주간에 비해 좋은 결과를 얻은 것으로 추정한다. 추후 연구로는 실용성 향상을 위해 더 많은 학습 자료를 확보하여 미세먼지 농도 수준 단계별로 영상 추정 농도 값과의 상관성을 계산하고, 현장 적용 제고를 위해 여러 지역 특성별로 농도 추정 상관성을 계산하여 결과를 분석할 필요가 있다.

## 감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2019R1A2C1085618).

## References

- Bo, Q., Yang, W., Rijal, N., Xie, Y., Feng, U., and Zhang, J. (2018), Particle pollution estimation from images using convolutional neural network and weather Features, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 7-10 October, Athens, Greece, pp. 3433-3437.
- Chakma, A., Vizena, B., Cao, T., Lin, J., and Zhang, J. (2017), Image-based air quality analysis using deep convolutional neural network. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 17-20 September, Beijing, China, pp. 3949-3952.
- Cho, C.S. and Park, J.I. (2013), Improved glare region modeling using super pixel, *Korean Society of Broadcast Engineers Summer Conference 2013*, 26-28 June, JeJu, Korea, pp. 319-321.
- Choi, Y.H., Seong, Y.K., Jung, S.Y., and Choi, T.S. (2002), Image mosaicking with automatic scene segmentation for video indexing, *Proceedings of Symposium of the Korean Institute of Communications and Information Sciences*, pp. 335-338(4 pages).
- Choi, T.Y., Kang, D.I., and Cha, J.G. (2019), A study on the effects of green space and wind speed on roadside PM10 concentration, *Proceedings of Korean Society of Environment and Ecology Conference*. 29(2), 26 April, Wonju, Korea, pp. 67~68.
- Jin, J.K. and Jin, J.I. (2021), A study on the effect of traffic congestion on particulate matter concentration in Seoul : Big data approach, *Journal of Korea Planning Association*, Vol. 56, No. 1, pp. 121-136. (in Korean with English abstract)
- Kim, B.K., Chang I.S., Park K.B., Cho J.S., and Lee M.J. (2009), A study of non-ROI real-time CCTV visibility measurements for highway fog warning system, *Proceedings of the KAIS(The Korea Academia-Industrial cooperation Society) Spring Conference*. unpaginated CD-ROM.(in Korean)
- Kwon, T.M., (2004), *An Atmospheric Visibility Measurements Using Video Cameras: Relative Visibility*, Univ. of Minesota Duluth.
- Lee, J.H., Kim, Y.M., and Kim, Y.k. (2017), Spatial panel analysis for PM2.5 concentration in Korea, *Journal of The Korean Data and Information Science Society*, Vol. 28(3), pp. 473-481(9 pages).(in Korean)
- Lee, Y.K., Lee, K.J., Lee, J.S., and Shin, E.S. (2012), Regional characteristics of particle size distribution of PM10, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment(J. KOSAE)*, Vol. 28, No. 6, pp. 666~674.(in Korean with English abstract)
- Liu, C., Tsow, F., Zou, Y., and Tao, N. (2016), *Particle Pollution Estimation Based on Image Analysis*. PLoS ONE 11(2): e0145955. doi:10.1371/journal.pone.0145955.
- Park, C.S. (2017), Variations of PM10 concentration in Seoul during 2015 and relationships to weather condition, *Journal of the Association of Korean Photo-Geographers*, Vol. 27, No. 2, pp. 47-64.(in Korean with English abstract)
- Park, S.S., Yu, G.H., Kim, Y.J., Rho, S.G., and Ryu, J.H. (2016), Field evaluation of real-time fine particle monitor using light scattering technique. *J. of the Korean Society for Environmental Analysis*, Vol. 19, No. 1, pp. 44-53.(in Korean with English abstract)
- Simonyan, K. and Zisserman, A. (2014), Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, *ICLR 2015*, 7-9 May, San Diego, CA, pp. 1~14.
- Won, T., Eo, Y.D., Sung, H., Chong, K.S., and Youn, J. (2020), Effect of the learning image combinations and weather parameters in the PM estimation from CCTV images, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 38, No. 6, pp. 573-581.(in Korean with English abstract)
- Won, T., Eo, Y.D., Sung, H., Chong, K.S., Youn, J., and Lee, G.W. (2021), Particulate Matter Estimation from Public Weather Data and Closed-Circuit Television Images, *KSCE Journal of Civil Engineering* (in press)
- Yun, Y., Kim, T., Oh, J., and Han, Y. (2021), Analysis of co-registration performance according to geometric processing level of KOMPSAT-3/3A reference image, *Korean Journal of Remote Sensing*, Vol. 37, No. 2, pp. 221~232.(in Korean with English abstract)