


# 기계학습 기반 지표면온도 상세화를 통한 COVID-19가 대구 도시 열섬에 미치는 영향 분석

김영석<sup>1</sup>, 이시우<sup>1</sup>, 조동진<sup>2</sup>, 임정호<sup>3\*</sup> 

<sup>1</sup>울산과학기술원 지구환경도시건설공학과 석/박사통합과정생

<sup>2</sup>서울대학교 환경계획연구소 박사후연구원

<sup>3</sup>울산과학기술원 지구환경도시건설공학과 교수

## Impact of COVID-19 on the Urban Heat Island in Daegu Using Downscaled Land Surface Temperature

Youngseok Kim<sup>1</sup>, Siwoo Lee<sup>1</sup>, Dongjin Cho<sup>2</sup>, Jungho Im<sup>3\*</sup> 

<sup>1</sup>Combined MS/PhD Student, Department of Civil, Urban, Earth, and Environmental Engineering, Ulsan National Institute of Science and Technology, Ulsan, Republic of Korea

<sup>2</sup>Postdoctoral Researcher, Environmental Planning Institute, Seoul National University, Seoul, Republic of Korea

<sup>3</sup>Professor, Department of Civil, Urban, Earth, and Environmental Engineering, Ulsan National Institute of Science and Technology, Ulsan, Republic of Korea

**Abstract:** The COVID-19 pandemic significantly reduced human activities globally, leading to various changes in urban environments. Previous studies analyzing the pandemic's impact on urban heat islands (UHI) have heavily relied on the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) land surface temperature (LST) dataset with a spatial resolution of 1 km. However, such a coarse resolution of MODIS failed to adequately capture the complexity of urban structures, making it difficult to explore the change of UHI accurately. The objective of this study is to analyze the impact of changes in human activities on UHI before and after the COVID-19 pandemic using downscaled MODIS 250 m LST in Daegu Metropolitan City, South Korea. The spatial downscaling process employed a local linear forest model, with Lasso feature selection used to extract input kernels with high spatial correlation. The validation was conducted using reference LST data from Landsat and ECOSTRESS that overlapped with MODIS LST. The downscaled LST<sub>250m</sub> had a correlation coefficient ( $r$ ) of 0.790–0.929 and a root mean square error (RMSE) of 0.731–1.333°C during the daytime, and an  $r$  of 0.892 and RMSE of 0.771°C at night. Compared to MODIS LST<sub>1km</sub> (daytime:  $r$  of 0.771–0.882, RMSE of 0.990–1.497°C; nighttime:  $r$  of 0.857, RMSE of 0.906°C), the downscaled LST<sub>250m</sub> exhibited better accuracy. The intensity of surface UHI (SUHI) was calculated using the LST<sub>250m</sub> to analyze its spatiotemporal changes. The average normalized SUHI intensity before and after COVID-19 at the administrative district level revealed varied across regions. Residential areas showed an increase in normalized SUHI intensity during the night, while commercial areas exhibited a decrease, which was associated with the landcover ratio within each district. The results showed that such changes were dominant in residential, commercial, and transportation areas that were highly associated with human activities. The exploration of the impact of changes in human activities by COVID-19 on UHI using downscaled LST

**Received:** November 15, 2024

**Revised:** December 3, 2024

**Accepted:** December 3, 2024

**Published:** December 31, 2024

**Corresponding author:**

Jungho Im

E-mail: [ersgis@unist.ac.kr](mailto:ersgis@unist.ac.kr)

data will contribute to a further understanding of urban climate change and our knowledge of urban resilience.

**Keywords:** Land surface temperature, Spatial downscaling, MODIS, Local linear forest, COVID-19

**요약:** COVID-19 팬데믹(Pandemic)은 전 세계적으로 인간 활동을 감소시켜 도시 환경에 다양한 변화를 초래했다. 도시 열섬(Urban Heat Island, UHI) 현상에 대한 팬데믹의 영향을 분석한 연구들은 있지만, 대부분 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)의 1 km 공간해상도 지표면온도(Land Surface Temperature, LST)를 사용했다는 한계가 있다. MODIS의 1 km 해상도는 복잡한 도시 구조를 충분히 반영하지 못해 UHI를 정확하게 이해하는 데 어려움이 있다. 본 연구는 대구광역시를 대상으로 MODIS의 1 km 공간해상도 LST를 250 m 해상도로 상세화하여 COVID-19 팬데믹 전후의 인간 활동 변화가 UHI에 미치는 영향을 분석하였다. LST 상세화에는 지역 선형 포레스트 모델을 활용하였으며, 라쏘(Lasso) 변수 선택을 통해 높은 상관성을 보이는 입력 커널을 선별하였다. 검증에는 MODIS LST와 겹치는 날짜의 Landsat, ECOSTRESS LST 자료를 레퍼런스로 활용하였다. 모델 검증 결과, 상세화 된 LST<sub>250m</sub>는 낮 시간대에 0.790–0.929의 상관계수(Correlation Coefficient, r) 및 0.731–1.333 °C의 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)를, 밤 시간대에 0.892의 r 및 0.771 °C의 RMSE를 보였다. 상세화 된 LST<sub>250m</sub>는 레퍼런스 LST와의 비교에서 기존 낮(r: 0.771–0.882, RMSE: 0.990–1.497°C)과 밤(r: 0.857, RMSE: 0.906°C) MODIS LST<sub>1km</sub>보다 더 높은 상관성과 낮은 오차를 보였다. COVID-19 팬데믹 전후 대구시의 Surface UHI (SUHI) 강도를 계산 및 정규화하여 행정동 단위로 분석한 결과, 지역별로 상이한 변화가 확인되었다. 밤 시간대에는 거주 지역에서 정규화 된 SUHI 강도가 증가하는 반면, 상업 지역에서는 감소하는 경향이 두드러졌다. 이러한 변화는 행정동 내 토지피복 비율과 밀접하게 연관되어 있으며, 인간 활동과 관련된 주거, 상업, 교통 지역에서 그 영향이 뚜렷하게 나타났다. 본 연구는 고해상도 LST를 활용해 COVID-19로 인한 인간 활동 변화가 UHI에 미치는 영향을 규명하며, 이 결과는 도시 기후 변화에 대한 이해를 심화하는 데 기여할 것으로 기대된다.

**주요어:** 지표면온도, 공간상세화, MODIS, 지역 선형 포레스트, COVID-19

## 1. 서론

코로나바이러스감염증-19 (COVID-19)는 2020년 8월 기준으로 약 2,500만 명의 확진 사례와 80만 명의 사망자를 기록하며, 전 세계적으로 사회·경제 전반에 걸쳐 심대한 영향을 끼쳤다(World Health Organization, 2020). COVID-19의 확산을 막기 위해 많은 도시들이 봉쇄령(Lockdown)을 내리고 산업 및 상업 활동을 포함한 여러 사회적 활동을 제한하였다(Tian et al., 2020; Nicola et al., 2020). 이러한 조치로 인한 인간 활동 감소는 도시 열환경과 에너지 소비 감소, 대기질 개선 등 다양한 환경 변화를 초래했다(Ali et al., 2021; Jamei et al., 2022). COVID-19 팬데믹(Pandemic)은 인간 활동의 급격한 감소로 인한 도시 환경, 특히 열환경에 미치는 영향을 분석할 수 있는 사례를 제공하며, 외부 충격에 대한 도시의 반응과 회복 과정을 평가할 수 있는 특별한 연구 기회를 마련하였다. 도시가 환경적 위기에 직면했을 때 도시 회복력(Urban Resilience)을 이해하기 위해, COVID-19 기간 전후의 열환경 변화를 상세히 분석할 필요가 있다.

위성 기반 지표면온도(Land Surface Temperature, LST) 자료는 광범위한 공간 범위와 시계열 연속성을 갖추고 있어 열환경 분석 연구에

활발히 활용되고 있다(Cao et al., 2022; Gao et al., 2022; Yoo et al., 2023). 특히, 미국항공우주국(National Aeronautics and Space Administration, NASA) Aqua 및 Terra 위성에 탑재되어 있는 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) 센서는 하루 4회 LST 자료를 제공한다(Terra: 10:30 AM, 10:30 PM; Aqua: 1:30 AM, 1:30 PM). 이러한 MODIS LST의 높은 시간해상도(4회/일)는 모니터링에 적합하여 COVID-19 전후 열환경 변화 연구에 활발히 사용되고 있다(Alqasemi et al., 2021; El Kenawy et al., 2021; Parida et al., 2021; Jamei et al., 2022). Hadibasyir et al. (2020)은 COVID-19 Lockdown 동안 중국 우한시에서 평균 LST가 감소한 것을 확인하였으며, Liu et al. (2022)은 중국 320개 도시를 대상으로 Lockdown 동안 도시 지역 온도가 교외 지역보다 높은 도시 열섬(Urban Heat Island, UHI) 현상이 감소하였음을 보였다. 그러나 선행연구에서 사용된 MODIS LST의 1 km 공간해상도는 복잡한 도시 구조를 충분히 반영하지 못하여, 도시 내 상세한 열환경 분석에 한계가 있다(Yoo et al., 2017). 이러한 이유로 대부분의 연구는 도시 지역 전체를 대상으로 평균적인 LST 또는 UHI의 감소에 대한 일반적인 결과만을 도출하는데 그쳤다. 일부 연구에서는 토지피복 유형별로 도시 열환경의 공간적 변화를 분석하였으나, 대체

로 건설 지역과 비건설 지역(Built-up, Non Built-up)으로 구분하여 도시 내부의 세부적 공간 특성을 반영하지 못하였다(Hadibasyir et al., 2020; Jallu et al., 2022).

도시 내 열환경의 상세한 분석을 위해 도시 지역의 LST 공간상세화(Downscaling) 기법이 다양하게 활용되고 있다. LST Downscaling은 저해상도 LST의 공간해상도를 고해상도로 변환하는 방법으로, 그중 커널 기반 기법(Kernel-driven method)이 가장 널리 사용된다(Yoo et al., 2020). Kernel-driven method는 고해상도 커널(입력 변수)을 저해상도 LST와 동일한 해상도로 평균 집계(Aggregation)한 후, 이들 간의 통계적 관계를 활용해 고해상도 LST를 추정하는 방식이다. 최근에는 다양한 기계학습 기법이 LST Downscaling에 적용되고 있다(Li et al., 2019; Lezama Valdes et al., 2021; Lee et al., 2023). 대표적으로, Bartkowiak et al. (2019)은 기계학습 기법인 랜덤 포레스트(Random Forest, RF)를 사용해 낮 시간대의 MODIS LST를 250 m 해상도로 상세화시켰다. 이와 같은 LST Downscaling 기법들은 MODIS LST 자료의 낮은 공간 해상도 한계를 극복하고, 높은 시·공간 해상도로 제공해 도시 내 장기간의 열환경 변화를 상세히 분석할 수 있도록 한다(Yoo et al., 2017; Xu et al., 2021). 특히, Yoo et al. (2022)은 기존 기법이 동일하거나 인접한 고해상도 LST를 커널로 사용하는데 비해, 공간 분포가 유사한 다른 날짜의 고해상도 LST를 활용하여 Downscaling을 수행할 수 있음을 보여주었다. 이 기법은 밤 시간대의 LST가 태양

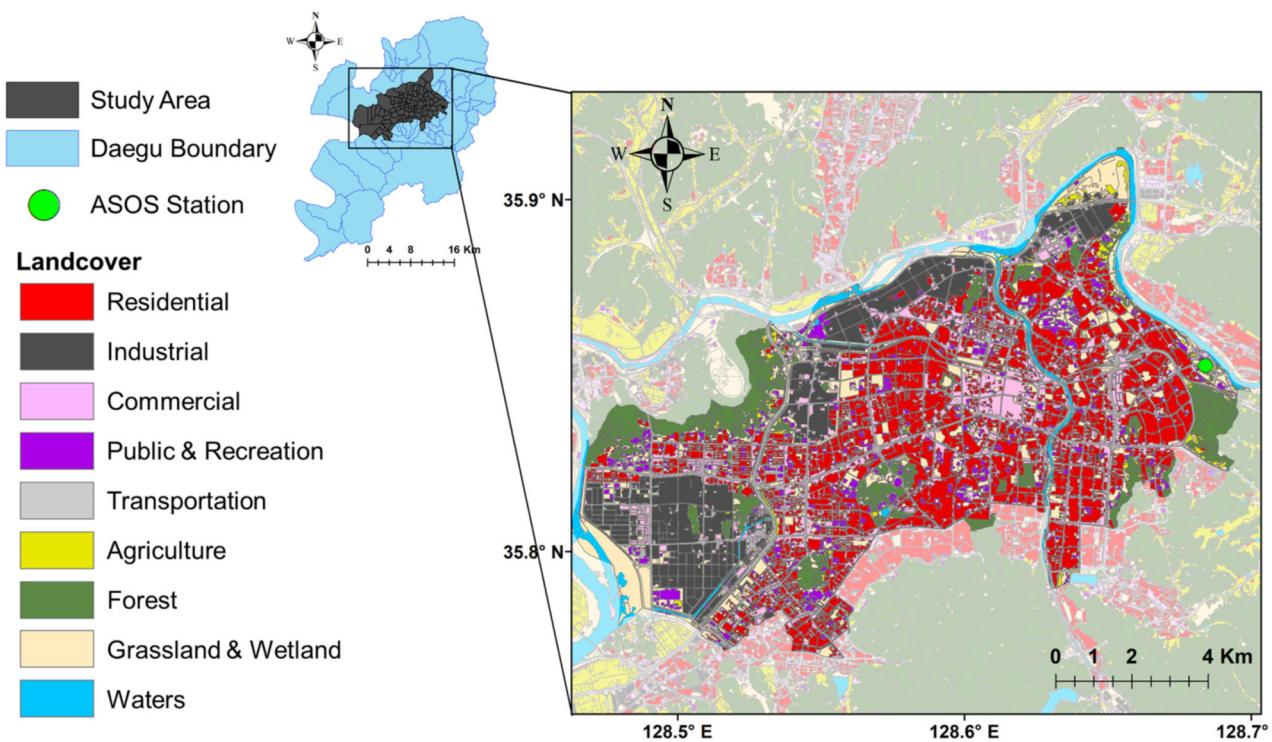
복사의 영향 없이 날짜 간 공간 분포가 유사하다는 가정을 기반으로 하고 있다. 하지만 Landsat에서 추출된 고해상도 LST와 MODIS LST를 낮 시간대의 여러 날짜 간 비교한 결과, 특정 날짜들 간 분포가 유사한 패턴을 보이는 사례가 확인되었다. 이는 Yoo et al. (2022)의 접근법이 낮 시간대에도 확장 가능성이 있음을 보여주며, 이를 낮 LST Downscaling에 적용하려는 새로운 시도를 제안한다.

본 연구에서는 COVID-19 팬데믹 전후 대구광역시에서 인간활동 변화가 UHI에 미치는 영향을 고해상도 LST 자료를 활용해 상세히 분석하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 MODIS LST 자료의 1 km 공간해상도를 250 m로 상세화 하였으며, 특히 Landsat과 MODIS LST를 바탕으로 Yoo et al. (2022)의 기법을 낮 시간대에 확장 적용하여 기존 Downscaling 기법의 단점을 보완하였다. 본 연구는 고해상도 LST 자료를 통해 COVID-19 팬데믹이 대구 내 열환경에 미친 상이한 공간적 변동을 상세히 파악하고 인간활동 감소가 도시 내 미치는 영향을 규명하였다.

## 2. 연구 지역 및 자료

### 2.1. 연구 지역

본 연구지역은 대구광역시로, COVID-19 팬데믹 동안 국내에서 큰 영향을 받은 대표적인 도시이다. COVID-19 주간 발생보고서에 따



**Fig. 1.** Study area (Daegu Metropolitan City) with land cover types classified by the Ministry of Environment based on 2023 data. The black area within Daegu represents the focus area of this study, and the green circle indicates the location of the Automated Synoptic Observing System (ASOS) station.

르면, 2020년 4월 18일 기준 대구의 COVID-19 확진자 수는 6,832명으로 전국 확진자의 64%를 차지한다(Fig. 1). 이는 신천지 관련 대규모 집단 감염의 결과로, 정부는 이에 대응해 다중 이용시설의 운영을 통제하는 강화된 거리두기 정책(2020년 3월 22일~4월 7일)을 시행했고, 이로 인해 인구 이동이 크게 감소하였다(Kim et al., 2020b). 대구광역시는 COVID-19 팬데믹으로 인한 인간활동 감소에 의한 도시 열환경 변화를 분석하기에 적합한 도시로 판단된다. 연구기간은 팬데믹 전(Pre COVID, 2017~2019년), 팬데믹 중(Mid COVID, 2020년), 팬데믹 후(Post COVID, 2023년)로 구분하였으며, 주요 분석 시기는 신천지 관련 집단 감염이 발생한 3월과 4월로 설정하였다. 2021년은 국내 COVID-19 확진자 2년 발생 보고서(Yang et al., 2022)에 따르면, 2020년에 비해 확진자 수가 상대적으로 적었으며, Nowcast 지표로 분석한 실질적인 인구 이동 패턴에서도 팬데믹 후와 유의미한 차이를 보이지 않아 팬데믹 중 기간에서 제외하였다. 또한, 2022년은 워드 코로나(with Corona)를 통한 단계적 일상회복 시기로 COVID-19의 영향이 완전히 없어졌다고 판단하기 어려워 Post COVID 기간에서 제외하였다. 따라서, 본 연구에서는 Pre COVID 기간을 다년도로 설정하여 팬데믹 이전의 연도별 변동성을 줄이고 변화의 기준을 마련하였다. Mid와 Post COVID 기간은 팬데믹으로 인한 짧은 시기 동안의 변화에 초점을 맞추기 위해 단일 연도로 설정하였다.

## 2.2. 연구 자료

공간상세화의 종속변수로는 Terra 위성의 MODIS 낮과 밤 일일  $LST_{1km}$  (MOD11A1) 자료를 활용하였으며, 연구 기간(2017~2020년 및 2023년 3월과 4월) 동안 운량이 10% 이하인 맑은 날의 데이터를 사용하였다. 연구기간 동안 낮 시간대 109개, 밤 시간대 112개의 MODIS  $LST_{1km}$  자료를 수집하였다. Aqua 위성은 밤 시간대 관측(1:30 AM)이 사회적 거리두기 이후 시간대에 해당되어 COVID-19의 영향을 분석하는 데 적합하지 않아 연구에서 제외하였다. 또한, 8일 평균 LST를 제공하는 MODIS MOD11A2 자료는 연구기간인 3월과 4월 외의 정보를 포함하고 있어 연구기간과 데이터의 시간적 불일치 문제로 사용하지 않았다.

공간상세화에 사용되는 입력변수는 낮, 밤, 보조변수로 세가지 유형으로 구분하였다(Table 1). 낮의 고해상도 위성 자료로는 Landsat 8 OLI/TIRS 및 Landsat 9 OLI-2/TIRS-2의 LST를 주요 입력변수로 사용하였다. Landsat 8과 9의 OLI 계열 센서는 가시광선, 근적외선 및 적외선 대역을 포함한 9개의 밴드를 30 m 해상도로 제공하며, TIRS 계열 센서는 2개의 열 적외선 밴드를 100 m 해상도로 수집하여 최종적으로 30 m로 재배열(Resampling)한 데이터를 제공한다. 본 연구에서는 United States Geological Survey (USGS)에서 제공한 2013년부터 2024년 사이의 운량이 10% 이하인 맑은 날 촬영된 Landsat 8 및 Landsat 9 위성 영상 63장을 수집하였다. LST 추출 방식은 Landsat 8의 경우 Salih

et al. (2018)을 참고했으며, Landsat 9은 메타데이터에 따라 밴드별 상수를 변경하여 적용하였다. 또한, Band 4 (Red, 0.636–0.673  $\mu\text{m}$ )와 Band 5 (NIR, 0.851–0.879  $\mu\text{m}$ )를 활용하여 정규식생지수(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)를 계산하고(식 1), Band 5 (NIR, 0.851–0.879)와 Band 6 (SWIR 1, 1.566–1.651)를 이용하여 정규시가지화지수(Normalized Difference Built-up Index, NDBI)를 계산하였다(식 2).

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (1)$$

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR} \quad (2)$$

밤의 고해상도 위성 자료로 Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) 밤 LST (AST\_08)와 ECOSystem Spaceborne Thermal Radiometer Experiment (ECOSTRESS) 밤 LST (ECO2LSTE)를 주요 입력변수로 사용하였다. Terra 위성의 ASTER 센서는 5개의 열적외선 대역을 활용하여 LST를 생성하며 90 m 해상도로 제공한다. 본 연구에서는 NASA의 Earthdata Search를 통해 제공된 2000년부터 2024년 사이의 운량이 10% 이하인 맑은 날 촬영된 ASTER 밤 LST 2장을 수집하였다. 국제우주정거장(International Space Station)의 ECOSTRESS는 물리 기반의 온도 및 방출율 분리 알고리즘을 통해 5개의 열적외선 대역에서 대기 보정된 LST와 방출율을 70 m 해상도로 제공한다. 본 연구에서는 NASA Jet Propulsion Laboratory에서 제공하는 2018년부터 2024년 사이의 맑은 날 촬영된 ECOSTRESS 밤 LST 4장을 수집하였다. 수집된 모든 고해상도 위성 자료는 250 m 해상도로 평균 집계하였다.

보조변수로는 Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) 위성의 수치표고모델(Digital Elevation Model, DEM) 자료와 환경부 대분류 토지피복도를 이용하여 계산된 변수를 사용하였다. 30 m 해상도의 SRTM DEM 자료를 250 m 해상도로 Bilinear 내삽(Resampling)하여 고도(Elevation) 자료를 구축하였으며, 이를 기반으로 ArcGIS (Esri)를 활용하여 경사(Slope), 향(Aspect), 일사량(Area solar radiation)을 계산하였다. 향은 각도 값으로 표기되기 때문에, Beers et al. (1966)이 제안한 Transformed Aspect로 변환하였다. 구축된 고도, 경사, 향은 낮과 밤 모두의 입력변수로 사용되었으며, 밤에는 태양의 영향이 없으므로 일사량은 낮의 변수로만 활용하였다. 환경공간정보서비스에서 제공하는 30 m 해상도의 대분류 토지피복도 자료를 이용하여, 시가화 건조 지역(코드 100번), 농업 지역(코드 200번), 식생 지역(코드 300번 및 400번), 수역 지역(코드 700번)을 추출하고, 250 m 해상도 픽셀 내 포함된 각 지역의 면적 비율을 계산하였다. 이때, 시가화 건조, 농업, 식생 지역의 면적 비율은 입력변수로 사용되었으며, 수역 지역의 면적 비율은 물 영역을 마스킹(Masking)하여 모델링 과정에서 제외하는 데 활용하였다.

**Table 1.** Summary of input variables used for spatial downscaling of land surface temperature (LST)

Source	Variables	Spatial Resolution	Time of Use
Landsat 8/9 (OLI/TIRS)	Land Surface Temperature (LST)	100 m	Day
	Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	30 m	Day
	Normalized Difference Built-up Index (NDBI)	30 m	Day
ASTER	Nighttime LST	90 m	Night
ECOSTRESS	Nighttime LST	70 m	Night
SRTM DEM	Elevation, Slope, Aspect	30 m	Day / Night
	Solar radiation	30 m	Day
Landcover from Ministry of Environment	Percentage (%) of urban, forest, agriculture, water	30 m	Day / Night

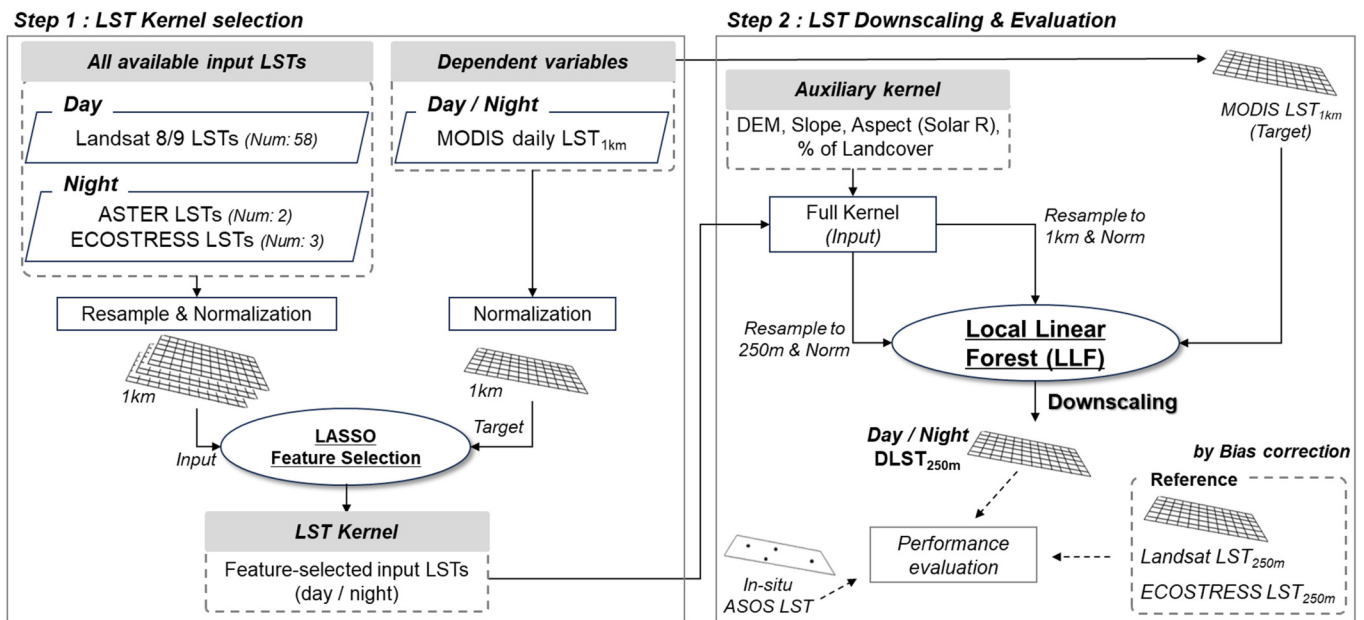
### 3. 연구 방법

#### 3.1. LST 공간상세화

LST 공간 상세화 방법은 두 단계로 구성된다(Fig. 2). 본 연구에서는 Yoo et al. (2022)이 제안한 지역적 선형 포레스트(Local Linear Forest, LLF)를 활용한 밤 LST 공간상세화 기법을 응용하였다. 해당 연구에서는 야간의 경우 태양의 영향이 없기 때문에 여러 날짜에서 LST 분포가 유사할 수 있다는 가정하에 상세화를 수행하였다. 그러나 Landsat과 MODIS LST를 비교한 결과, 낮 시간대에도 다른 날짜에서 LST 분포가 유사한 경우가 있음을 확인하여 낮에도 동일한 접근을 적용하였다.

첫 번째 단계는 고해상도 LST 커널 선택이다. 본 연구에서는 MODIS 저해상도 LST와 수집된 모든 고해상도 LST (낮: Landsat 8/9 총 58장,

밤: ASTER 2장, ECOSTRESS 3장) 간 공간 분포가 유사한 날짜를 선택하여 입력변수로 활용하였다. 이를 위해 모든 Landsat 8/9, ASTER, ECOSTRESS LST를 1 km 해상도로 평균 집계한 후, 표준 정규화를 적용하여 공간 분포를 추출하였다. MODIS LST<sub>1km</sub>를 종속 변수로, 1 km 해상도로 집계된 고해상도 LST를 입력변수로 하여 라쏘 변수 선택(Tibshirani, 1996)을 수행하였다. 라쏘 회귀는 잔차 제곱합을 최소화하는 동시에 회귀 계수의 절대값 합이 일정 값을 초과하지 않도록 제약을 가해 일부 계수를 0으로 만들어 해석 가능한 모델을 제공하며, 중요한 특성을 선택하는 데 효과적이다. 낮과 밤의 고해상도 LST 데이터를 입력 커널로 선정하는 방식은 가용 날짜수의 차이에 따라 상이하게 설정하였다. 낮의 경우, 사용 가능한 고해상도 LST의 날짜 수가 총 58개로 밤(총 5개)에 비해 상대적으로 많았다. 이에 따라 밤에 사용할 수 있는 날짜 수(5개)를 기준으로 3가지 스킴(Scheme1: 1장,



**Fig. 2.** Processing flow diagram for land surface temperature (LST) spatial downscaling based on the kernel-driven local linear forest (LLF) model in this study.

Scheme2: 3장, Scheme3: 5장)으로 나누어 최적의 입력 커널 개수를 선정하였다. 선정된 날짜의 Landsat LST, NDVI, NDBI를 입력 커널로 활용하였으며, 각 스킴별 결과는 Supplementary Information의 Table S1에 제시하였다. 밤의 경우, 회귀 계수가 0.4 미만일 때 기존 MODIS LST<sub>1km</sub>와의 공간 분포가 급격히 달라지는 경향을 확인하였다. 이를 바탕으로, 회귀 계수가 0.4 이상인 모든 ASTER 및 ECOSTRESS LST를 입력 커널로 활용하였다.

두 번째 단계는 공간상세화 및 검증이다. 선택된 LST 커널과 보조 변수를 포함한 최종 입력 커널은 1 km 해상도로 평균 집계 후, MODIS LST를 종속변수로 사용하여 각 날짜에 대해 LLF 모델을 학습시켰다. 학습된 모델에 기존의 250 m 해상도의 입력 커널을 적용하여 최종적으로 날짜별 낮과 밤 고해상도 LST<sub>250m</sub>를 추출하였다. 낮의 경우 2018년 4월 25일, 2020년 4월 14일 2020년 4월 30일, 2023년 3월 6일, 2023년 4월 7일에 촬영된 Landsat LST 자료가, 밤의 경우 2020년 11월 12일에 촬영된 ECOSTRESS LST 자료가 MODIS LST와 겹치는 날짜로서 검증용으로 사용되었다. 특히 밤의 경우 연구 기간 내에 겹치는 날짜가 없었기 때문에 다른 계절의 데이터를 이용하여 검증을 수행하였다. 검증 시에는 위성영상 간 차이(i.e. 촬영 시간, 센서 특성)를 보정하기 위해 두 위성 간 선형 회귀 관계(i.e.,  $LST_{MODIS} = a \times LST_{Landsat \& ECOSTRESS} + b$ )를 활용하여 바이어스 보정(bias correction)을 적용하였다. 추가적으로, 대구 중관기상관측(Automated Synoptic Observing System, ASOS) 지점의 지면온도 자료를 활용하여 연구 기간 동안 모델링 된 모든 날짜에 대해 In-situ 검증을 수행하였다. 검증 지표로는 상관계수(Correlation coefficient, r), 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)를 사용하였다. r과 RMSE는 회귀 분석 및 기계학습 모델의 성능 평가에서 널리 활용되는 대표적인 검증지표이다(Stock and Subramaniam, 2022; Mudiyansele et al., 2022).

### 3.2. 기계학습 알고리즘

RF는 앙상블 기반 통계적 기계학습 기법으로, 다수의 독립적인 의사결정나무(Decision Tree)를 결합하여 예측 성능을 높인다(Breiman, 2001). RF는 입력 자료에서 중복을 허용한 무작위 샘플을 추출하여 각 트리를 학습하고, 모든 트리의 예측 결과를 평균하여 최종 출력을 계산한다. 그러나 RF는 입력 자료의 범위를 벗어난 값에 대한 외삽이 불가능하다는 한계가 있다. 이 한계를 보완하기 위해 개발된 LLF는 모든 트리의 단순 평균 대신, 각 트리의 리프 노드에서 국소 선형 회귀(Local Linear Regression)를 적용하여 예측을 수행한다. LLF는 예측 지점과 동일한 리프 노드에 속하는 학습 샘플의 비율을 가중치로 사용하여 국소 선형 회귀를 적용하며, 이를 통해 보다 부드럽고 정확한 외삽을 가능하게 한다(Friedberg et al., 2020). 본 연구에서는 R 통계 소프트웨어의 “grf” 패키지(버전 2.0.2)를 사용하여 LLF 모델을 구축하였다.

### 3.3. 기간별 SUHI 시계열 변화 분석

COVID-19 팬데믹 동안 SUHI 강도 변화를 분석하기 위해 팬데믹 전, 중, 후 기간별 낮과 밤의 DLST<sub>250m</sub>를 평균하여 사용하였다. 본 연구에서는 기후에 따른 영향을 배제하고 도시 공간 내 인간활동에 의한 영향을 파악하기 위해 보정 작업을 수행하였다. 환경부 대분류 토지피복도를 바탕으로 농업 지역을 교외 지역으로, 시가지 건조 지역을 도시 지역으로 정의하였으며, 교외 지역은 인간 활동이 없는 것으로 가정하여 이 지역의 온도 변화는 기후에 영향을 반영하는 것으로 간주하였다. 이에 따라, 교외 지역과 도시 지역 간 온도 차이를 계산하여 도시 지역의 온도에서 해당 차이를 차감하는 디트렌드(Detrend) 작업을 수행하였다. 이후, 도시 지역 비율이 90% 이상인 대구 행정동 내 LST 픽셀에 대해 교외 지역의 평균 LST를 차감하여 픽셀 단위의 SUHI 강도를 계산하였다(식 3). 계산된 SUHI 강도를 원본 값으로 사용할 경우, 최고 및 최저 온도의 영향을 받아 분석에 제한이 있을 수 있다. 이를 보완하기 위해, 대구 행정동 내 SUHI 강도의 최대값과 최소값을 기준으로 0에서 1 사이로 정규화하여, COVID-19 팬데믹 전, 중, 후의 정규화된 SUHI (Normalized SUHI) 강도 변화를 시공간적으로 분석하였다. 또한, 인간 활동 변화가 정규화된 SUHI 강도에 미치는 영향을 구체적으로 분석하기 위해 환경부 중분류 토지피복도를 활용하여 인간 활동과 관련이 높은 토지 피복(주거, 공업, 상업, 교통)과의 관계를 확인하였다.

$$SUHI = LST_{Urban} - LST_{Rural} \tag{3}$$

## 4. 연구 결과 및 토의

### 4.1. LST Downscaling 평가

동일 날짜의 Landsat 및 ECOSTRESS LST를 기준으로 LLF 모델 기반 DLST<sub>250m</sub>의 정확도 평가 결과와 기존 MODIS LST<sub>1km</sub>와의 비교 결과를 나타내었다(Table 2). 낮의 경우, 3가지 Scheme 중 Scheme 2가 우수한 성능을 보여 낮은 scheme2 결과를 보여준다. 낮 시간대의 DLST<sub>250m</sub>는 r 값이 0.790–0.929, RMSE 값이 0.731–1.333°C 범위에 분포한다. 반면, 밤 시간대의 경우, r 값은 0.892, RMSE 값은 0.771°C로 나타났다. 낮 시간대의 정확도는 날짜별로 편차가 발생하는데, 이는 태양 복사의 영향을 반영한 결과로 판단된다. 본 연구에서 사용한 LLF 기반 상세화 기법은 밤 시간대의 LST에 중점을 뒀으며(Yoo et al., 2022), 낮 시간대의 높은 상관성을 보이는 커널을 사용했음에도 불구하고 태양 복사의 영향을 완전히 상쇄하기 어려운 것으로 보인다. LLF 모델 기반 DLST<sub>250m</sub>의 정확도는 기존 MODIS LST<sub>1km</sub>보다 낮과 밤의 모든 날짜에서 우수하게 나타났으며, 이는 상세화 된 LST가 더 높은 설명력을 가지며 공간적 변이를 세밀하게 포착할 수 있음을 의미한다.

**Table 2.** Daytime and nighttime comparative evaluation of land surface temperature (LST) downscaling between DLST<sub>250m</sub> by local linear forest (LLF) model and original MODIS LST<sub>1km</sub>

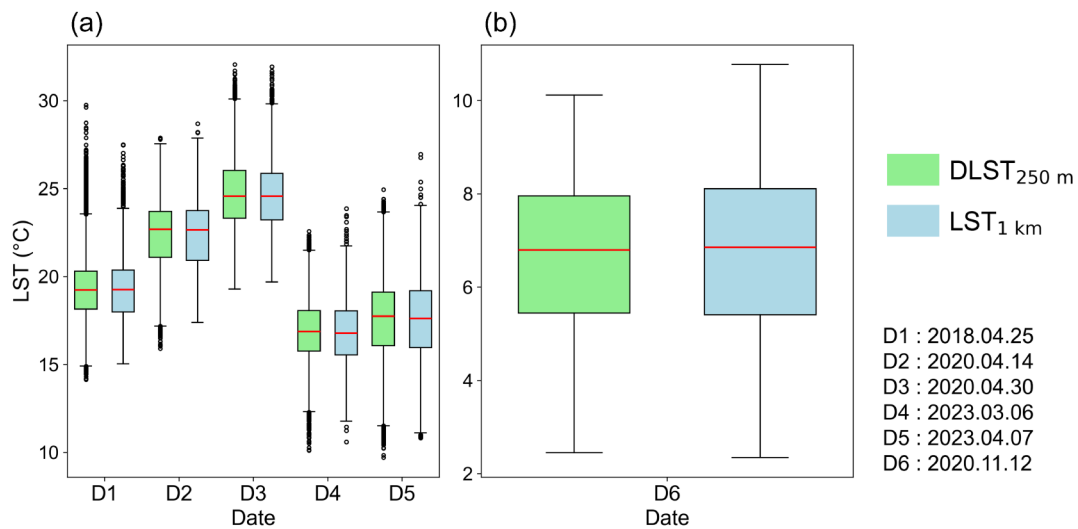
Date	DLST <sub>250m</sub> by LLF model		Original MODIS LST <sub>1km</sub>		
	r	RMSE (°C)	r	RMSE (°C)	
Daytime (Scheme 2)	2018.04.25	0.838	1.140	0.818	1.316
	2020.04.14	0.790	1.333	0.771	1.497
	2020.04.30	0.833	1.236	0.786	1.478
	2023.03.06	0.929	0.731	0.863	0.990
	2023.04.07	0.898	1.199	0.882	1.309
Nighttime	2020.11.12	0.892	0.771	0.857	0.906

Daytime and nighttime DLST<sub>250m</sub> data were compared with bias-corrected Landsat/ECOSTRESS LST<sub>250m</sub>, and MODIS LST<sub>1km</sub> was compared with bias-corrected Landsat/ECOSTRESS LST<sub>1km</sub>. Daytime results are based on Scheme 2.

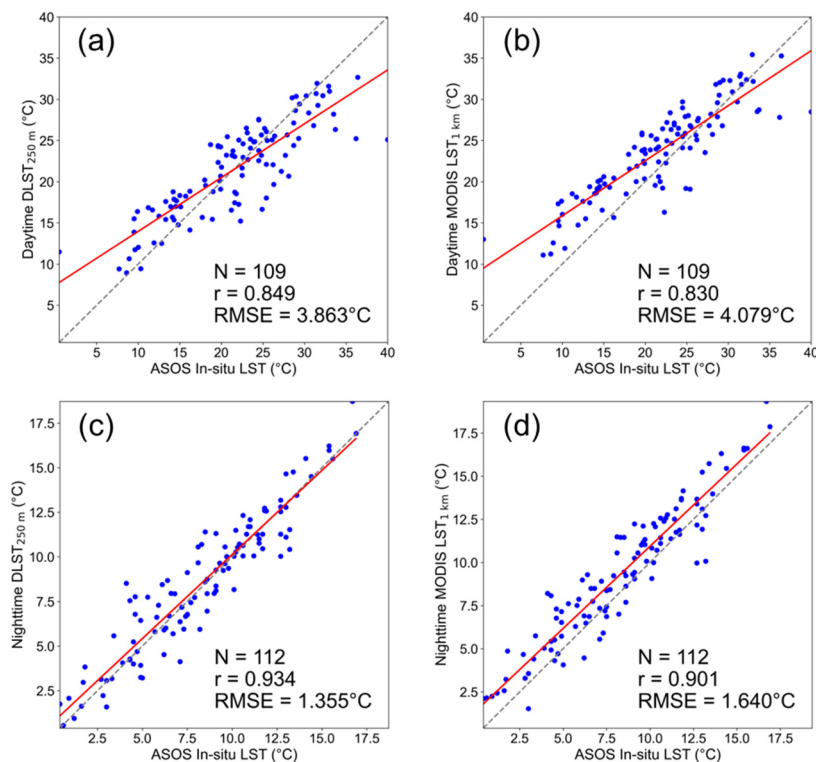
Fig. 3은 본 연구에서의 LLF 모델이 선행 연구와 비교해 가지는 이 점을 추가로 보여준다. Yoo et al. (2017)의 RF 기반 LST Downscaling 에서 기존 MODIS LST<sub>1km</sub>에 비해 좁은 온도 범위를 나타냈으며, 이는 단순 평균 방식으로 입력 자료의 범위를 벗어난 값에 대한 외삽이 불가능하다는 RF의 한계를 보여준다. 그러나 본 연구의 LLF 모델 기반 DLST<sub>250m</sub>는 선행 연구에 비해 기존 MODIS LST의 극단 값을 보다 잘 반영하며, 외삽의 한계를 보완한 개선된 성능을 보여준다. 추가적으로, ASOS In-situ 지면 온도와의 상관관계를 통해 LLF 모델 기반 DLST<sub>250m</sub>의 성능을 평가하였다. 일별 모델링 된 모든 날짜의 낮 시간대에 대해 DLST<sub>250m</sub>와 In-situ 지면온도의 일치도는 r: 0.849, RMSE: 3.863°C로 나타났으며, 기존 MODIS LST<sub>1km</sub>의 경우 r: 0.830, RMSE: 4.079°C로 나타났다. 또한, 밤 시간대에는 일별 DLST<sub>250m</sub>와 In-situ 지면온도의 일치도가 r: 0.934, RMSE: 1.355°C로 나타났다(Fig. 4). 이러한 결과는 LLF 기반 DLST<sub>250m</sub>가 In-situ 지면온도와의 상관성이 기존 MODIS LST<sub>1km</sub>보다 높아, 고해상도 LST를 활용한 COVID-19 팬데

믹 전후 열환경 분석에 있어 더욱 유용한 데이터를 제공할 수 있음을 시사한다. 따라서 본 연구에서 제안한 상세화 기법과 DLST<sub>250m</sub>는 기존 MODIS LST 1 km보다 높은 설명력을 가지며, 도시 열환경 분석의 정확성을 향상시키는 데 기여할 수 있을 것으로 판단된다.

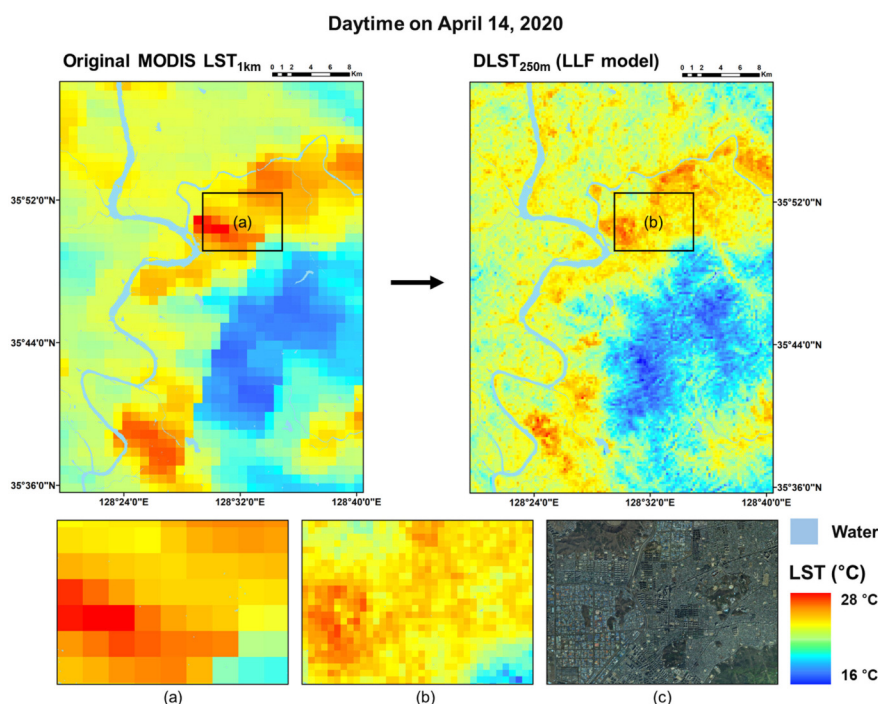
Fig. 5와 6은 각각 낮(2020년 4월 4일)과 밤(2020년 11월 12일)의 기존 MODIS LST<sub>1km</sub> LLF 기반 DLST<sub>250m</sub>의 공간 분포를 나타낸다. 검증 날짜 중 한 날짜를 예시로 선택하여 도시 공간 내의 온도 분포를 비교한 결과(Figs. 5a-c, Figs. 6a-c), LLF 기반 DLST<sub>250m</sub>는 기존 MODIS LST<sub>1km</sub>에 비해 도심 지역의 세부적인 특징을 더욱 잘 파악하는 것으로 나타났다. 특히, Fig. 5(b)와 Fig. 6(b)에 제시된 LST<sub>250m</sub>는 Fig. 5(c)와 Fig. 6(c)의 위성 영상을 참조했을 때, 공업 단지 내 녹지 영역과 도시 외곽의 산지를 상세히 반영하고 있음을 확인할 수 있다. 반면, Fig. 5(a)와 Fig. 6(a)의 MODIS LST<sub>1km</sub>는 저해상도의 한계로 인해 세부 지형을 포착하지 못하고, 공간적 분포가 과도하게 평균화 되어 나타난다(Clinton and Gong, 2013; Peng et al., 2012). 이러한 결과는 상세화



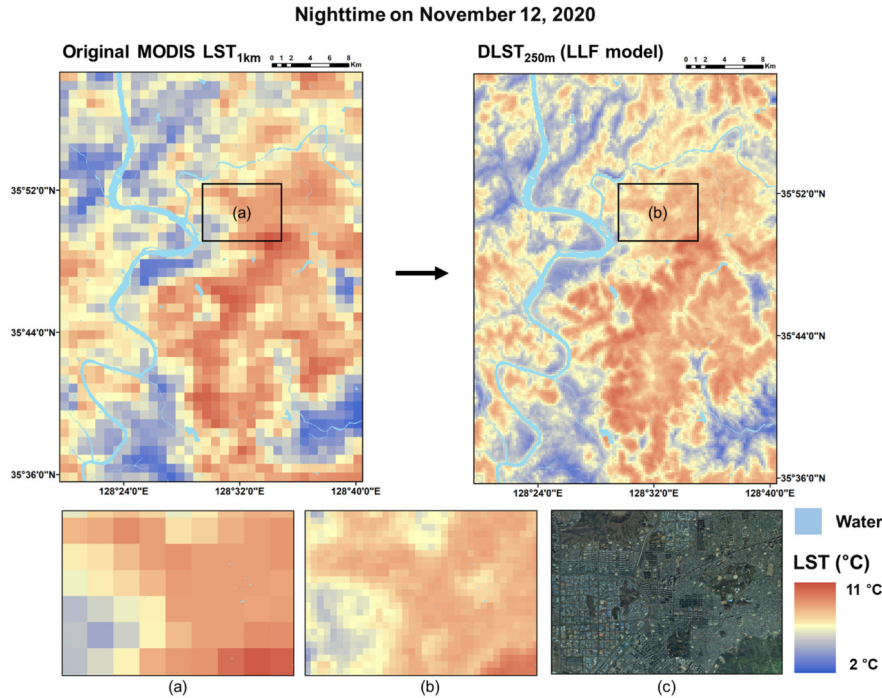
**Fig. 3.** Temperature distribution of DLST<sub>250m</sub> and original MODIS LST<sub>1km</sub> for dates D1 to D6, shown for (a) daytime and (b) nighttime.



**Fig. 4.** Comparison of In-situ validation between 250 m and 1 km scales. (a) Scatterplot of DLST<sub>250m</sub> versus ASOS In-situ LST at day (10:00 AM). (b) Scatterplot of MODIS LST<sub>1km</sub> versus ASOS In-situ LST at day (10:00 AM). (c) Scatterplot of DLST<sub>250m</sub> versus ASOS In-situ LST at night (10:00 PM). (d) Scatterplot of MODIS LST<sub>1 km</sub> versus ASOS In-situ LST at night (10:00 PM).



**Fig. 5.** Daytime land surface temperature (LST) distribution on April 14, 2020. The original MODIS LST<sub>1km</sub> (left) and the DLST<sub>250m</sub> generated by the local linear forest (LLF) model (right) are shown. (a) and (b) show the urban area distribution in LST<sub>1km</sub> and DLST<sub>250m</sub>, respectively, while (c) is the satellite image of the same zoomed area adapted from Kakao Map using Arcmap.



**Fig. 6.** Nighttime land surface temperature (LST) distribution on November 12, 2020. The original MODIS LST<sub>1km</sub> (left) and the DLST<sub>250m</sub> generated by the local linear forest (LLF) model (right) are shown. (a) and (b) show the urban area distribution in LST<sub>1km</sub> and DLST<sub>250m</sub>, respectively, while (c) is the satellite image of the same zoomed area adapted from Kakao Map using Arcmap.

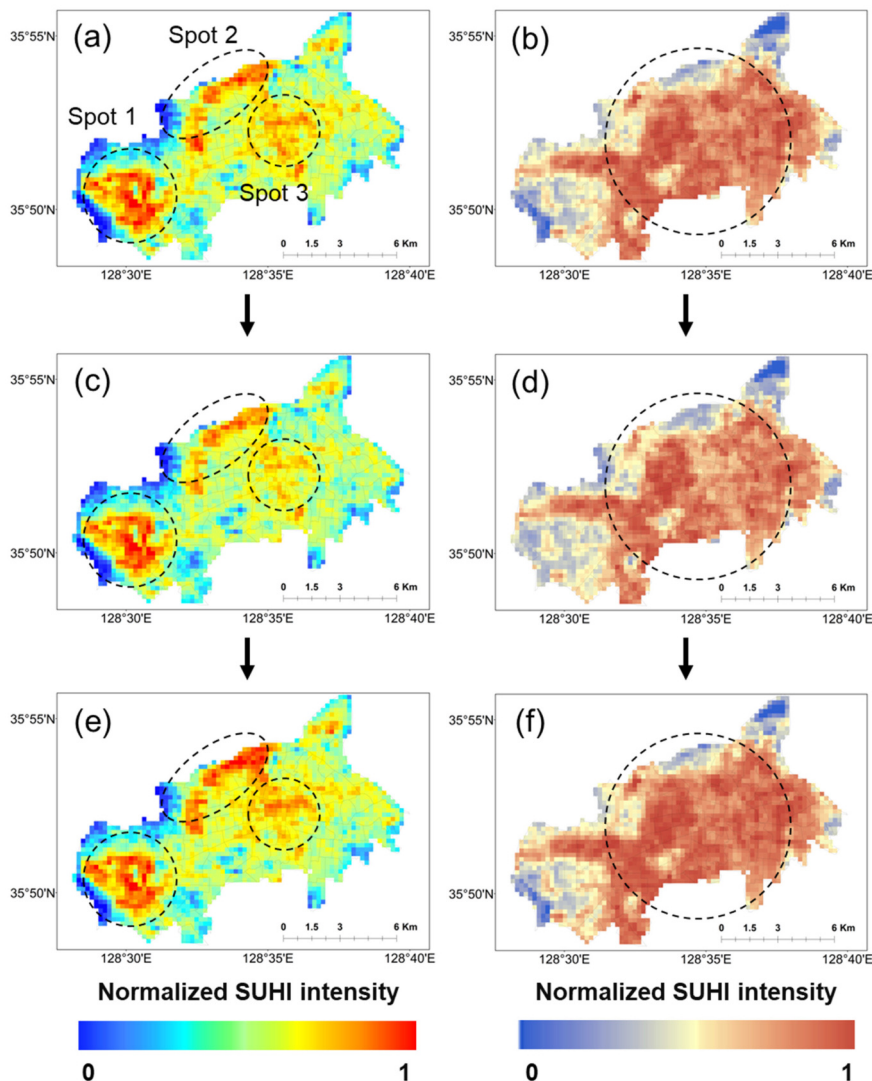
된 LST가 도시 내 다양한 토지 피복 특성을 보다 정밀하게 구분할 수 있는 잠재력을 지니고 있음을 보여주며, COVID-19 팬데믹 전후 열환경 변화를 평가하는 데 있어 DLST<sub>250m</sub>의 활용 가능성을 보여준다.

#### 4.2. 정규화된 SUHI 강도의 시간적 변화 분석

일별 모델링 된 DLST<sub>250m</sub>를 연도별로 평균하여 각 연도를 대표하는 LST를 구축하고, 교외 지역을 기준으로 보정한 후 SUHI 강도를 계산하였다. 이후 표준 정규화를 통해 정규화된 SUHI 강도의 분포를 확인하였다(Fig. 7). 낮 시간대에는 도시 내 세 구역(Spot 1, Spot 2, Spot 3)에서 정규화된 SUHI 강도가 주변 지역에 비해 상대적으로 높게 나타났다. 연구 지역의 토지피복 특성(Fig. 1)과 함께 정규화된 SUHI 강도 분포를 살펴보면, Spot 1과 Spot 2는 공업 단지로 주로 구성되어 있고, Spot 3은 주거 및 상업 단지가 밀집된 구역이다. 낮 시간대의 COVID 전후 변화(Figs. 7a, c, e)를 살펴보면, Mid COVID 기간 동안 Spot 2와 Spot 3에서 정규화된 SUHI 강도가 상대적으로 감소하는 경향이 나타난다. 밤 시간대에는 낮에 비해 도시 내 전체적으로 정규화된 SUHI 강도가 높게 나타나며, SUHI 강도는 Mid COVID 기간에 도시 중심부에서 상대적으로 감소하는 경향을 보인다(Figs. 7b, d, f). 낮과 밤에 나타나는 정규화된 SUHI 분포 차이는 태양 복사 영향에 의한 것으로, 낮에는 피복 유형에 따라 UHI 강도가 다르게 나타난다. 반면 밤에는 주간 축적된 열이 방출되면서 도시 전체가 열을 머금어

UHI가 도시 전역에 높게 분포하는 경향이 있다(Ko and Cho, 2020).

COVID-19 전후의 정규화된 SUHI 강도의 시간적 변화를 분석하기 위해 연구 지역의 전체 행정구역을 대상으로 Zonal 평균을 계산하여 평균 정규화된 SUHI 강도의 변화를 파악하였다(Table 3). 낮과 밤 모두 Pre COVID에서 Mid COVID로 갈 때 SUHI 강도가 감소하고, Mid COVID에서 Post COVID로 갈 때는 증가하는 경향을 보였다. 그러나 이러한 변화는 낮과 밤 사이에서 차이를 보이며, 특히 낮 시간대에 더 두드러진 변화를 나타낸다. 낮 시간대의 경우 Pre COVID에서 Mid COVID로 -8.5% 감소하였고, Mid COVID에서 Post COVID로 10.7% 증가한 반면, 밤 시간대에는 Pre COVID에서 Mid COVID로 -0.8% 감소하고, Mid COVID에서 Post COVID로 2.0% 증가하였다. 또한, 표준편차를 통해 변동성을 살펴본 결과, 각 시기별 변화에서 큰 차이는 나타나지 않았으며, 모든 시기에서 낮과 밤의 표준편차가 ±0.07에서 ±0.11의 범위에 분포하였다. Liu et al. (2022)은 중국의 도시들을 대상으로 수행한 연구에서 낮의 SUHI 강도는 0.25°C, 밤은 0.23°C 감소하는 경향을 확인하였다. 해당 연구에서는 정규화를 적용하지 않아 본 연구와 방법론이 다르지만, 낮과 밤의 SUHI 강도 감소 경향이 유사하다는 점에서 본 연구와 차이가 있다. 중국의 경우는 Lockdown으로 인해 강제적인 규제가 이루어진 반면, 본 연구기간 동안 한국은 강화된 사회적 거리두기를 시행하여 강제성에 차이가 있었으며, 인구 및 도시 규모 또한 차이를 보이기 때문에 결과 해석에



**Fig. 7.** Spatial distribution of normalized surface urban heat islands (SUHI) intensity. (a) Pre COVID, (c) Mid COVID, and (e) Post COVID represent daytime. (b) Pre COVID, (d) Mid COVID, and (f) Post COVID represent nighttime. The circles show hot spot locations.

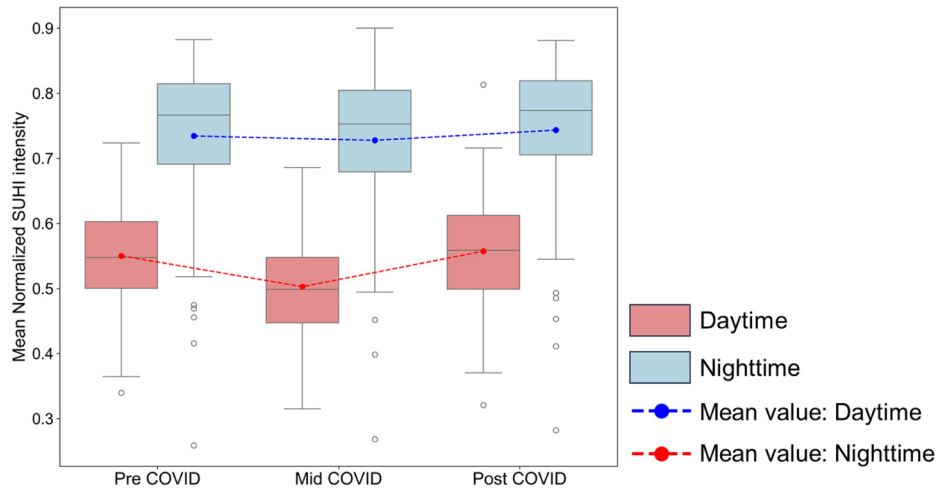
**Table 3.** Temporal changes in zonal mean normalized surface urban heat islands (SUHI) intensity and standard deviation by administrative district level during daytime and nighttime (change rate from the previous period)

Period	Mean Normalized SUHI Intensity			Standard Deviation		
	Pre COVID	Mid COVID	Post COVID	Pre COVID	Mid COVID	Post COVID
Daytime	0.550	0.503 (-8.5%)	0.557 (+10.7%)	±0.077	±0.075	±0.085
Nighttime	0.734	0.728 (-0.8%)	0.743 (+2.0%)	±0.115	±0.117	±0.110

있어 이러한 요인들을 고려할 필요가 있다.

정규화된 SUHI 강도의 시간적 변화를 도시 전체가 아니라 행정동 단위에서의 차이를 확인하기 위해, 총 92개의 행정동을 대상으로 zonal 평균을 계산하여 boxplot 형태로 시각화 하였다(Fig. 8). 낮 시간대의 경우, Table 3와 유사하게 Mid COVID 기간은 다른 두 시기에 비해 큰 감소를 보이며, 전체적으로 min과 max 값이 감소하는 경향을

나타낸다. 밤 시간대의 경우, Mid COVID에서 낮과 달리 유의미한 감소를 보이지 않지만, max 값이 증가하고 min 값이 감소하는 특징적인 양상을 보인다. 이러한 변화는 Table 3와 같이 도시 전체 분석만으로는 세부적인 공간적 변화를 충분히 반영하지 못함을 보여주며, COVID-19 기간 동안 도시 내 각 행정동에서 정규화된 SUHI 강도의 편차가 존재함을 시사한다. 본 연구에서는 이러한 편차에 주목하여,



**Fig. 8.** Temporal changes in zonal mean normalized surface urban heat island (SUHI) intensity by administrative district, illustrated using box plots for daytime and nighttime.

**Table 4.** Temporal changes in zonal mean normalized surface urban heat islands (SUHI) intensity by land cover class (Residential, Industrial, Commercial, and Transportation) for daytime and nighttime (change rate from the previous period)

Class	Mean Normalized SUHI Intensity (Daytime)			Mean Normalized SUHI Intensity (Nighttime)		
	Pre COVID	Mid COVID	Post COVID	Pre COVID	Mid COVID	Post COVID
Residential	0.539	0.492 (-8.8%)	0.538 (+9.4%)	0.775	0.774 (-0.1%)	0.782 (+1.0%)
Industrial	0.719	0.694 (-3.5%)	0.743 (+7.0%)	0.447	0.438 (-2.2%)	0.449 (+2.6%)
Commercial	0.589	0.542 (-8.1%)	0.601 (+10.9%)	0.706	0.692 (-1.9%)	0.716 (+3.4%)
Transportation	0.556	0.513 (-7.8%)	0.563 (+9.7%)	0.703	0.693 (-1.4%)	0.717 (+3.4%)

특히 밤 시간대에 나타난 min과 max 값의 변동성을 기반으로 도시 내 행정동별 SUHI 강도의 세부적인 차이를 분석할 필요성을 강조한다. 이는 도시 내부에서 행정동 간 열환경 변화가 상이하게 나타날 수 있음을 보여주며, 도시의 열환경을 이해하고 관리하기 위해 세부적인 공간 분석이 필요함을 시사한다.

행정동 단위 분석 외에, 토지피복 유형에 따른 정규화된 SUHI 강도의 시간적 변화를 확인하기 위해 시가화 건조 지역을 기준으로 거주, 공업, 상업, 교통 지역을 대상으로 낮과 밤의 정규화된 SUHI 강도를 Zonal 평균하여 COVID-19 전후의 변화를 분석하였다(Table 4). 낮과 밤 모두 Mid COVID 시기에는 정규화된 SUHI 강도가 감소하고, Post COVID 시기에는 증가하는 경향을 보였다. 낮 시간대에서는 거주, 상업, 교통 지역이 Mid COVID와 Post COVID 시기에 ±7% 이상의 큰 변화를 보였으며, 공업 지역은 Mid COVID에 -3.5%, Post COVID에 +7.0%의 변화를 보였다. 대구시의 COVID-19 기간 동안 상업(-53%) 및 주거(-16%) 지역의 유동 인구 감소에 비해 공업(13%) 지역은 상대적으로 적은 변화를 보였다(Cho et al., 2022). 또한, 교통 지역의 경우 대중교통 이용량(법인택시 -58%, 시내버스 -43%, 도시철도 -36%)이 크게 감소했다는(Kim et al., 2020a)을 고려할 때, 낮 시간대의 공업 지역이 타 지역에 비해 정규화된 SUHI 강도 변화가 적은 것은 이러

한 활동성의 차이로 설명될 수 있다. 반면, 공업 지역은 Mid COVID 시기에 -2.2%로 큰 감소를 보였는데 이는 공업 지역이 야간 활동이 적은 특성으로 인해 주야간 온도 차이가 크게 나타나는 곳이므로, COVID-19로 인한 활동 감소가 야간 SUHI 강도에 영향을 미친 것으로 해석된다(Lee and Hong, 2007). 주거 지역은 Mid COVID 시기에 -0.1%로 가장 작은 감소를 보였으며, 이는 강화된 사회적 거리두기로 인한 야간 외출 감소로 가정에서 발생하는 열의 영향이 커진 결과로 판단된다. 추가적으로, 야간 정규화된 SUHI 강도의 변화는 조명도 데이터를 통해 분석하면 더 명확한 결과를 얻을 수 있을 것으로 기대된다.

### 4.3. 정규화된 SUHI 강도의 공간적 변화 분석

낮과 밤 시간대의 행정동 단위로 zonal 평균한 정규화된 SUHI 강도의 공간적 변화 결과는 Fig. 9와 Fig. 10에 제시되어 있다. 낮 시간대의 정규화된 SUHI 강도는 Mid COVID 기간에 전반적으로 감소하는 양상을 보이며, 특히 중심 지역과 그 주변에서 두드러지게 나타난다. 본 연구지역의 토지피복 특성(Fig. 1)과 관련 지어 보면, 상업 및 주거 지역이 밀집한 이 지역들은 낮 동안 유동인구 변화와 같은 인간 활동에 큰 영향을 받는 곳으로 추정된다. Post COVID 기간에는 정규화된

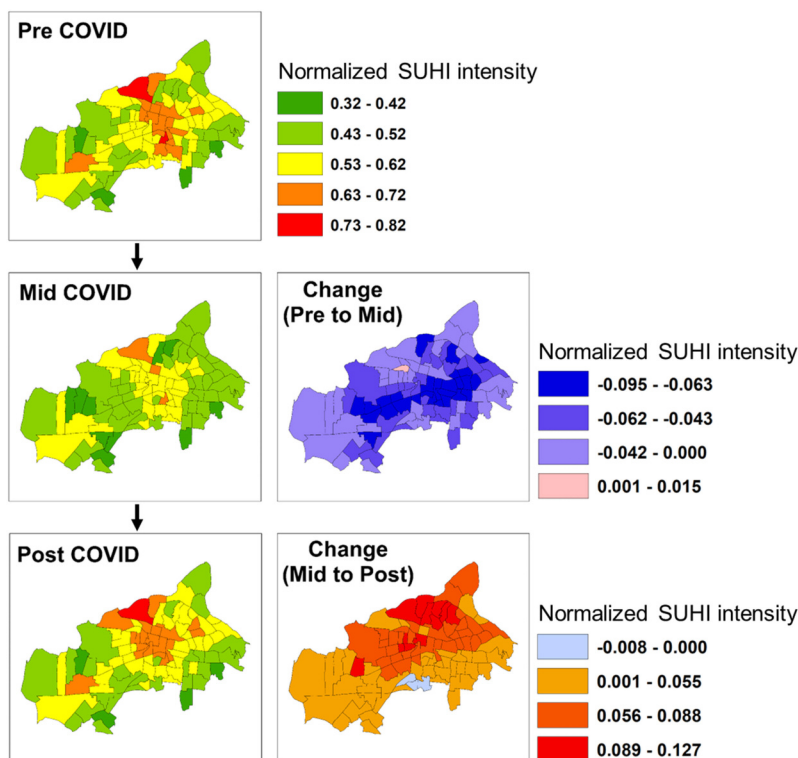


Fig. 9. Spatial distribution of normalized daytime surface urban heat island (SUHI) intensity by administrative district-level for Pre COVID, Mid COVID, Post COVID (left, top to bottom) and changes from Pre to Mid-COVID and Mid to Post-COVID (right, top to bottom).

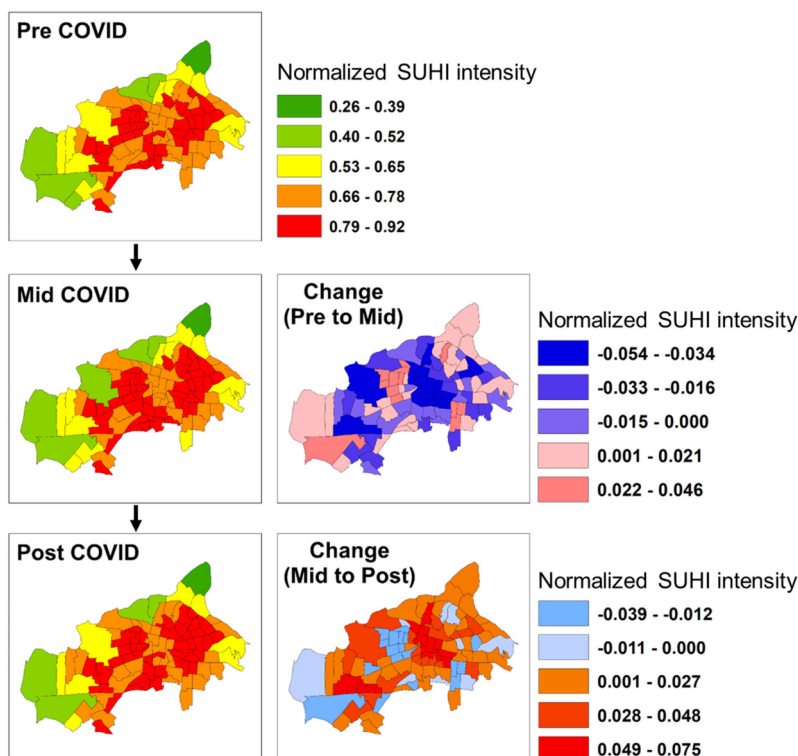


Fig. 10. Spatial distribution of normalized Nighttime surface urban heat island (SUHI) intensity by administrative district-level for Pre COVID, Mid COVID, Post COVID (left, top to bottom) and changes from Pre to Mid-COVID and Mid to Post-COVID (right, top to bottom).

**Table 5.** Correlation analysis between the landcover ratio for each class by administrative district level and changes in normalized surface urban heat island (SUHI) intensity during COVID-19 periods, shown separately for daytime and nighttime. (probability value, p-value)

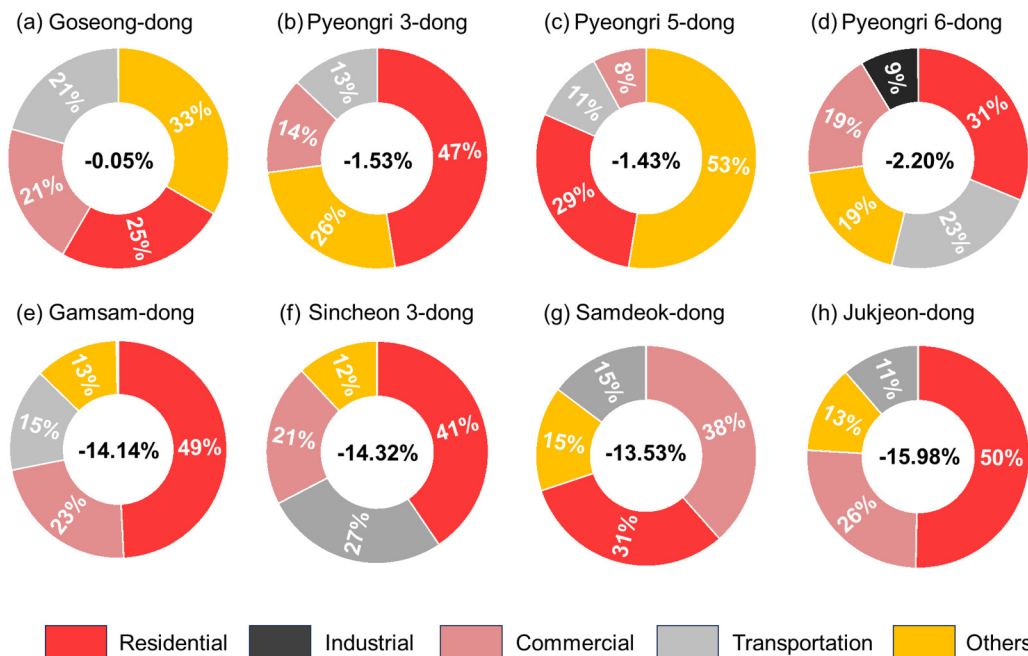
Class	Correlation Coefficient (Daytime)		Correlation Coefficient (Nighttime)	
	Pre to Mid	Mid to Post	Pre to Mid	Mid to Post
Residential	-0.033 (0.756)	-0.058 (0.582)	0.283 (0.006)	-0.426 (0.000)
Commercial	-0.310 (0.003)	0.162 (0.122)	-0.346 (0.001)	0.279 (0.001)
Transportation	-0.207 (0.048)	0.138 (0.189)	-0.282 (0.006)	0.345 (0.001)

SUHI 강도가 전반적으로 증가하는 경향을 보이며, 특히 북쪽의 공업 지역에서 증가가 뚜렷하게 나타난다. Table 4와 비교하면, 낮 시간대의 Post COVID 기간에 공업 지역의 정규화된 SUHI 강도는 +7.0%로 다른 지역(거주, 상업, 교통)에 비해 상대적으로 작은 증가 폭을 보인다. 그러나 Fig. 9의 'Change (Mid to Post)' 지도를 통해 공업 지역 내에서도 북쪽 지역은 0.089 이상의 높은 증가를, 서쪽 공업 지역은 0.055 이하의 낮은 증가를 보이는 것을 확인할 수 있다. 이는 도시 전체의 평균적인 분석만으로는 공업 지역의 변화 특성을 충분히 반영하지 못하고, 행정동 단위에서의 세부적인 변화가 상이함을 시사한다.

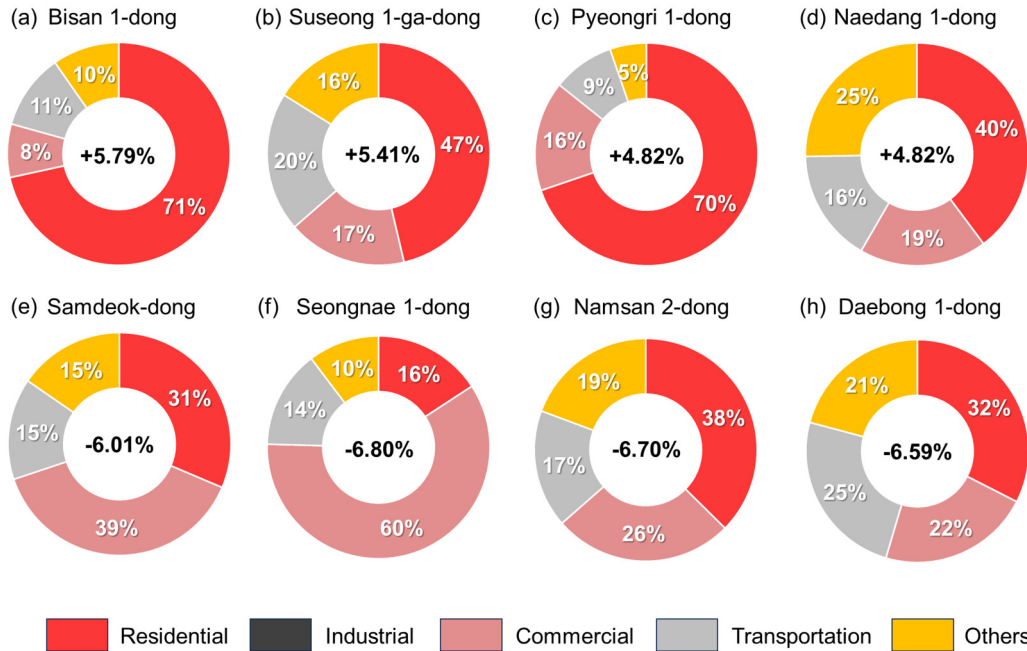
밤 시간대의 경우, Mid COVID와 Post COVID 시기에 걸쳐 도시 내부의 정규화된 SUHI 강도가 낮과는 다르게 변화한다. Mid COVID 기간에는 중심 상업 지역에서 가장 큰 감소가 나타나고, 주변 거주 지역에서 가장 큰 증가가 나타나는 패턴을 보인다. Table 4에서는 밤 시간대 Mid COVID 기간 동안 거주 지역의 정규화된 SUHI 강도가 -0.1%

감소하는 경향을 보이지만, 공간적으로 세분화하여 행정동 단위로 분석했을 때, 거주 지역 내에서도 정규화된 SUHI 강도에 대한 증감이 다양하게 나타나는 것을 알 수 있다. 또한, Post COVID 기간에도 거주 지역은 +1%의 증가 경향을 나타내지만, 공간적으로 세분화했을 때는 거주 지역 내에서 상이한 결과가 나타난다. 이러한 결과는 도시 전체를 단순 평균으로 분석하는 것보다, COVID-19 기간 동안의 인간 활동 변화를 고려하여 토지피복 및 행정동 단위로 더욱 세밀하게 분석할 필요성을 강조한다.

행정동 내부의 토지피복 유형이 SUHI 강도에 미치는 영향을 보다 상세히 분석하기 위해, 각 토지피복 유형별 면적 비율과 정규화된 SUHI 강도 변화간의 상관관계를 살펴보았다 (Table 5). 또한, COVID-19 기간 동안 정규화된 SUHI 강도의 변화가 크게 차이 나는 행정동을 사례로 나누어 토지피복 유형에 따른 차이점을 비교 분석하였다. 행정동 내에서 거주, 상업, 교통 지역을 중심으로 면적 비율을 구분하였고, 각 지역에서 비율이 0%인 행정동은 제외하고 분석을 수행



**Fig. 11.** Daytime land cover composition by administrative district: (a–d) show the district with the smallest decrease, and (e–h) with the largest decrease in normalized surface urban heat islands (SUHI) intensity. The central value in each pie chart represents the change in normalized SUHI intensity.



**Fig. 12.** Nighttime land cover composition by administrative district: (a–d) show the district with the largest increase, and (e–h) with the largest decrease in normalized surface urban heat islands (SUHI) intensity. The central value in each pie chart represents the change in normalized SUHI intensity.

하였다.

낮 시간대 Mid COVID 기간 동안 상업과 교통 지역은 정규화된 SUHI 강도와 음의 상관관계를 나타내, 행정동 내 상업 및 교통 지역의 비율이 높을수록 정규화된 SUHI 강도가 감소하는 경향이 있음을 확인하였다. 반면, Table 4와 Fig. 9에 따르면 낮 시간대 거주 지역은 전반적으로 SUHI 강도가 감소하는 경향을 보였으나, 본 상관분석에서는 상관계수가 -0.033이고 p-value가 0.756으로 나타나 유의미한 상관관계를 확인할 수 없었다. 밤 시간대의 Mid COVID 기간에서는 상업과 교통 지역이 낮보다 더 강한 음의 상관관계를 나타냈다. 이는 밤 시간대의 상업 및 교통 지역에서 인간활동 감소가 정규화된 SUHI 강도에 더 큰 영향을 미쳤을 가능성을 시사한다. 또한, 거주 지역은 밤 시간대에 양의 상관관계를 보여, 거주 지역 비율이 높을수록 정규화된 SUHI 강도가 증가하는 경향을 보였다. 이는 야간에 주거 지역에서 열 방출이 정규화된 SUHI 강도 상승에 기여할 수 있음을 의미한다. 공업 지역의 경우 92개 행정동 중 상당수에서 면적 비율이 0으로 나타나 본 분석에서는 제외하였다. 관련 분석은 행정구역별로 다양한 토지피복 환경을 포함하는 새로운 연구 지역에 적용해 볼 필요가 있다.

이후 Mid COVID 시기 동안 정규화된 SUHI 강도가 크게 감소한 행정동과 감소 폭이 적은 행정동을 각 4개씩 선정하여 토지피복 비율을 비교한 결과(Fig. 11), 감소 폭이 큰 행정동(Figs. 11e, f, g, h)은 인간 활동과 무관한 피복(Others)의 비율이 상대적으로 낮게 나타났다. 이를 통해 낮 시간대에 인간 활동과 관련된 피복이 많은 행정동일수

록 SUHI에 더 큰 영향을 받는 경향이 있음을 확인할 수 있었다. 밤 시간대에는 정규화된 SUHI 강도의 증가 폭이 큰 행정동과 감소 폭이 큰 행정동을 비교한 결과(Fig. 12), 증가폭이 큰 행정동은 주거 비율이 높았고, 감소 폭이 큰 행정동은 상업 비율이 높은 차이를 보였다. 각 행정동 내부 토지피복 유형이 정규화된 SUHI 강도 변화에 미치는 영향 분석은 COVID-19 전후 도시 내 열환경 변화와 인간 활동의 관계를 보다 구체적으로 비교할 수 있는 근거 마련에 도움이 되었다.

본 연구를 통해 행정동 단위에서 정규화된 SUHI 강도가 서로 다른 양상을 보인다는 점을 확인하였고, 이러한 차이의 원인을 토지피복도를 활용해 분석해 보았다. 본 연구는 COVID-19 전후의 열환경 변화 분석을 도시 전체의 일반적인 감소 경향만 파악하는 데 그치지 않고, 상세화된 LST 자료를 이용하여 도시 내에서 발생하는 세부적인 변화를 살펴보았다는데 의의가 있다. 이를 통해 열환경 변화의 공간적 편차와 그 원인을 보다 정밀하게 이해할 수 있었다. 이러한 접근은 향후 도시 열환경 관리 및 정책 수립에 중요한 기초자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

### 5. 결론

본 연구는 COVID-19가 대구광역시의 UHI에 미치는 영향을 분석하고 도시 내 열환경 변화의 공간적 특성을 파악하기 위해 MODIS Terra 1 km 해상도 낮과 밤 LST 자료를 기계학습 기반으로 상세화 하였다. LLF 모델을 활용하여 MODIS LST<sub>1km</sub>를 250 m 해상도로 상세화 하

였으며, 연구 기간은 팬데믹 이전(2017~2019년), 팬데믹 중(2020년), 팬데믹 후(2023년)로 설정하였다. 고해상도 입력 자료로는 Landsat 8과 9, ASTER, ECOSTRESS의 LST 자료가 사용되었고, 라쏘 변수 선택을 통해 높은 상관성을 보이는 입력 커널을 선별하였다. 상세화된 DLST<sub>250m</sub>는 MODIS LST<sub>1km</sub>보다 높은 정확도를 보였으며, 특히 도심 지역의 세부적인 특징을 기존 MODIS LST보다 더 잘 반영하는 것으로 나타났다.

COVID-19 전후 행정동 단위에서 정규화된 SUHI 강도를 분석한 결과, 단순히 감소하거나 증가하는 전체적 경향과 달리 지역별로 상이한 변화가 관찰되었다. 특히, 밤 시간대에는 상업 지역과 주거 지역 간의 열 환경 변화가 뚜렷하게 나타났으며, 거주 지역의 경우 열 방출로 인해 정규화된 SUHI 강도가 증가하는 경향을 보였다. 행정동 내 토지피복 비율과 정규화된 SUHI 강도 간의 관계를 분석한 결과, SUHI 강도 변화의 차이가 큰 행정동에서 낮과 밤 모두 토지피복 비율과 높은 연관성을 보이는 것으로 나타났다.

본 연구는 250 m 해상도로 상세화를 수행했으나, 인간활동의 세부적인 변화를 파악하기 위해 더 높은 해상도(i.e. 100 m, 30 m)의 LST 상세화 기법을 고려할 필요가 있다. 또한, 연구지역인 대구는 공업 지역이 특정 행정동에 밀집되어 있어 전체 행정동의 대표성을 확보하기 어려워 상관분석에 한계가 있었다. 행정동별 다양한 토지피복 특성과 높은 인구 밀도를 가진 서울과 같은 지역으로 연구를 확장한다면, 도시 내 인간 활동과 열환경 변화의 복잡한 상호작용을 보다 정밀히 이해할 수 있을 것으로 기대된다.

이 연구는 COVID-19라는 외부 충격이 도시 열환경에 미친 영향을 인간 활동과 연관 지어 상세히 분석함으로써, 도시 회복력을 이해하고, 지속 가능한 도시 열환경 관리 및 정책 수립에 기여할 수 있는 중요한 기초자료를 제공한다. 나아가 본 연구에서 제안한 분석 기법은 다양한 연구 지역에 적용될 수 있으며, 이를 통해 전 세계적으로 도시 열환경 변화와 인간 활동 간의 상호작용을 체계적으로 이해하는 데 기여할 수 있을 것이다.

## 사사

본 결과물은 환경부의 재원으로 한국환경산업기술원의 관측기반 온실가스 공간정보지도 구축 기술개발사업(RS-2023-00232066)과 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었습니다(No. NRF-2021R1A2C2008561).

## Conflict of Interest

No potential conflict of interest relevant to this article was reported.

## References

- Ali, G., Abbas, S., Qamer, F. M., Wong, M. S., Rasul, G., Irteza, S. M., et al., 2021. Environmental impacts of shifts in energy, emissions, and urban heat island during the COVID-19 lockdown across Pakistan. *Journal of Cleaner Production*, 291, 125806. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125806>
- Alqasemi, A. S., Hereher, M. E., Kaplan, G., Al-Quraishi, A. M. F., and Saibi, H., 2021. Impact of COVID-19 lockdown upon the air quality and surface urban heat island intensity over the United Arab Emirates. *Science of the Total Environment*, 767, 144330. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.144330>
- Bartkowiak, P., Castelli, M., and Notarnicola, C., 2019. Downscaling land surface temperature from MODIS dataset with random forest approach over alpine vegetated areas. *Remote Sensing*, 11(11), 1319. <https://doi.org/10.3390/rs11111319>
- Beers, T. W., Dress, P. E., Wensel, L. C., 1966. Notes and observations: Aspect transformation in site productivity research. *Journal of Forestry*, 64(10), 691–692.
- Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Cao, S., Cai, Y., Du, M., Weng, Q., and Lu, L., 2022. Seasonal and diurnal surface urban heat islands in China: An investigation of driving factors with three-dimensional urban morphological parameters. *GIScience & Remote Sensing*, 59(1), 1121–1142. <https://doi.org/10.1080/15481603.2022.2100100>
- Cho, H. W., Kim, D. S., and Lee, S. S., 2022. Examining the characteristics of floating population distribution in the urbanized area of Daegu Metropolitan City before and after COVID-19: An application of hotspot analysis. *Journal of Korea Planning Association*, 57(2), 5–17. <https://doi.org/10.17208/jkpa.2022.04.57.2.5>
- Clinton, N., and Gong, P., 2013. MODIS detected surface urban heat islands and sinks: Global locations and controls. *Remote Sensing of Environment*, 134, 294–304. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.03.008>
- El Kenawy, A. M., Lopez-Moreno, J. I., McCabe, M. F., Domínguez-Castro, F., Peña-Angulo, D., Gaber, I. M., et al., 2021. The impact of COVID-19 lockdowns on surface urban heat island changes and air-quality improvements across 21 major cities in the Middle East. *Environmental Pollution*, 288, 117802. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2021.117802>
- Friedberg, R., Tibshirani, J., Athey, S., and Wager, S., 2020. Local linear forests. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 30(2), 503–517. <https://doi.org/10.1080/10618600.2020.1831930>
- Gao, J., Meng, Q., Zhang, L., and Hu, D., 2022. How does the ambient

- environment respond to the industrial heat island effects? An innovative and comprehensive methodological paradigm for quantifying the varied cooling effects of different landscapes. *GIScience & Remote Sensing*, 59(1), 1643–1659. <https://doi.org/10.1080/15481603.2022.2127463>
- Hadibasyir, H. Z., Rijal, S. S., and Sari, D. R., 2020. Comparison of land surface temperature during and before the emergence of COVID-19 using MODIS imagery in Wuhan City, China. *Forum Geografi*, 34(1), 1–15. <https://doi.org/10.23917/forgeo.v34i1.10862>
- Jallu, S. B., Shaik, R. U., Srivastav, R., and Pignatta, G., 2022. Assessing the effect of COVID-19 lockdown on surface urban heat island for different land use/cover types using remote sensing. *Energy Nexus*, 5, 100056. <https://doi.org/10.1016/j.nexus.2022.100056>
- Jamei, E., Jamei, Y., Seyedmahmoudian, M., Horan, B., Mekhilef, S., and Stojcevski, A., 2022. Investigating the impacts of COVID-19 lockdown on air quality, surface urban heat island, air temperature and lighting energy consumption in city of Melbourne. *Energy Strategy Reviews*, 44, 100963. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2022.100963>
- Kim, J. H., Kim, H. J., and Kim, K. U., 2020a. COVID-19 Spread and change in urban traffic demand: Based on the case study of Daegu metropolitan city in the first half of 2020. *KRIHS Issue Report*, 21, 1–8.
- Kim, M., Kweon, S., Lee, J. H., Baek, S., Yoo, H., Park, Y., et al., 2020b. Weekly report on the COVID-19 situation in the Republic of Korea (as of April 18, 2020). *Public Health Weekly Report*, 13(17), 1078–1091.
- Ko, Y. J., and Cho, K. H., 2020. Analysis of areas vulnerable to urban heat island using hotspot analysis - A case study in Jeonju City, Jeollabuk-do -. *Journal of the Korean Institute of Landscape Architecture*, 48(5), 67–79. <https://doi.org/10.9715/KILA.2020.48.5.067>
- Lee, K. G., and Hong, W. H. 2007. The study on the heat island and cool island according to trend toward higher temperature in urban: Case study of Taegu Metropolitan City. *Journal of the Architectural Institute of Korea Planning & Design*, 23(8), 219–228.
- Lee, S., Yoo, C., Im, J., Cho, D., Lee, Y., and Bae, D., 2023. A hybrid machine learning approach to investigate the changing urban thermal environment by dynamic land cover transformation: A case study of Suwon, Republic of Korea. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 122, 103408. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103408>
- Lezama Valdes, L. M., Katurji, M., and Meyer, H., 2021. A machine learning based downscaling approach to produce high spatio-temporal resolution land surface temperature of the Antarctic dry valleys from MODIS data. *Remote Sensing*, 13(22), 4673. <https://doi.org/10.3390/rs13224673>
- Li, W., Ni, L., Li, Z. L., Duan, S. B., and Wu, H., 2019. Evaluation of machine learning algorithms in spatial downscaling of MODIS land surface temperature. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(7), 2299–2307. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2896923>
- Liu, Z., Lai, J., Zhan, W., Bechtel, B., Voogt, J., Quan, J., et al., 2022. Urban heat islands significantly reduced by COVID-19 lockdown. *Geophysical Research Letters*, 49(2), e2021GL096842. <https://doi.org/10.1029/2021GL096842>
- Mudiyanselage, S. S. J. D., Abd-Elrahman, A., Wilkinson, B., and Lecours, V., 2022. Satellite-derived bathymetry using machine learning and optimal Sentinel-2 imagery in South-West Florida coastal waters. *GIScience & Remote Sensing*, 59(1), 1143–1158. <https://doi.org/10.1080/15481603.2022.2100597>
- Nicola, M., Alsafi, Z., Sohrabi, C., Kerwan, A., Al-Jabir, A., Iosifidis, C., et al., 2020. The socio-economic implications of the coronavirus pandemic (COVID-19): A review. *International Journal of Surgery*, 78, 185–193. <https://doi.org/10.1016/j.ijss.2020.04.018>
- Parida, B. R., Bar, S., Kaskaoutis, D., Pandey, A. C., Polade, S. D., and Goswami, S., 2021. Impact of COVID-19 induced lockdown on land surface temperature, aerosol, and urban heat in Europe and North America. *Sustainable Cities and Society*, 75, 103336. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103336>
- Peng, S., Piao, S., Ciais, P., Friedlingstein, P., Otle, C., Bréon, F. M., et al., 2012. Surface urban heat island across 419 global big cities. *Environmental Science & Technology*, 46(2), 696–703. <https://doi.org/10.1021/es2030438>
- Salih, M. M., Jasim, O. Z., Hassoon, K. I., and Abdalkadhum, A. J., 2018. Land surface temperature retrieval from LANDSAT-8 thermal infrared sensor data and validation with infrared thermometer camera. *International Journal of Engineering & Technology*, 7(4.20), 608–612. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i4.20.27402>
- Stock, A., and Subramaniam, A., 2022. Iterative spatial leave-one-out cross-validation and gap-filling based data augmentation for supervised learning applications in marine remote sensing. *GIScience & Remote Sensing*, 59(1), 1281–1300. <https://doi.org/10.1080/15481603.2022.2107113>
- Tian, H., Liu, Y., Li, Y., Wu, C. H., Chen, B., Kraemer, M. U., et al., 2020. An investigation of transmission control measures during the first 50 days of the COVID-19 epidemic in China. *Science*, 368(6491), 638–642. <https://doi.org/10.1126/science.abb6105>
- Tibshirani, R., 1996. Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 58(1), 267–288. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x>

World Health Organization, 2020. *Coronavirus disease (COVID-19) - Weekly epidemiological, update 1*. World Health Organization. <https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/333905/nCoV-weekly-sitrep1-eng.pdf>

Xu, N., Deng, F., Liu, B., Li, C., Fu, H., Yang, H., et al., 2021. Changes in the urban surface thermal environment of a Chinese coastal city revealed by downscaling MODIS LST with random forest algorithm. *Journal of Meteorological Research*, 35, 759–774. <https://doi.org/10.1007/s13351-021-0023-4>

Yang, S., Jang, J., Park, S. Y., Ahn, S. H., Kim, S. S., Park, S. B., et al., 2022. COVID-19 outbreak report from January 20, 2020, to January 19, 2022, in the Republic of Korea. *Public Health Weekly Report*, 15(13), 796–805.

Yoo, C., Im, J., Cho, D., Lee, Y., Bae, D., and Sismanidis, P., 2022. Downscaling MODIS nighttime land surface temperatures in urban areas using ASTER thermal data through local linear forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 110, 102827. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102827>

Yoo, C., Im, J., Park, S., and Cho, D., 2017. Thermal characteristics of Daegu using land cover data and satellite-derived surface temperature downscaled based on machine learning. *Korean Journal of Remote Sensing*, 33(6–2), 1101–1118. <https://doi.org/10.7780/kjrs.2017.33.6.2.6>

Yoo, C., Im, J., Park, S., and Cho, D., 2020. Spatial downscaling of MODIS land surface temperature: Recent research trends, challenges, and future directions. *Korean Journal of Remote Sensing*, 36(4), 609–626. <https://doi.org/10.7780/kjrs.2020.36.4.9>

Yoo, C., Im, J., Weng, Q., Cho, D., Kang, E., and Shin, Y., 2023. Diurnal urban heat risk assessment using extreme air temperatures and real-time population data in Seoul. *Iscience*, 26(11), 108123. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2023.108123>

### Supplementary Information

**Table S1.** Comparative evaluation of land surface temperature (LST) downscaling for each scheme (Scheme 1, Scheme 2, Scheme 3)

	Date	DLST <sub>250m</sub> by LLF Model	
		r	RMSE (°C)
Scheme1 (#num: 1)	2018.04.25	0.818	1.214
	2020.04.14	0.777	1.376
	2020.04.30	0.854	1.132
	2023.03.06	0.914	0.800
	2023.04.07	0.888	1.254
Scheme2 (#num: 3)	2018.04.25	0.838	1.140
	2020.04.14	0.790	1.333
	2020.04.30	0.833	1.236
	2023.03.06	0.929	0.731
	2023.04.07	0.898	1.199
Scheme3 (#num: 5)	2018.04.25	0.833	1.167
	2020.04.14	0.762	1.481
	2020.04.30	0.824	1.287
	2023.03.06	0.905	0.840
	2023.04.07	0.894	1.224

DLST<sub>250m</sub> was compared with bias-corrected Landsat LST250m. The scheme with the best performance is highlighted in bold. The notation (#num) indicates the number of high-resolution LST input kernels used in each scheme.