

Google Earth Engine과 Landsat 영상을 활용한 서울시 폭염 핫스팟의 시공간적 식별

남예경* · 이동근**† · 박채연***

*서울대학교 환경대학원 협동과정조경학 박사과정생, **서울대학교 농업생명과학대학 정교수,
***일본산업종합연구소(AIST) 국제제로에미션 연구센터 연구원

Spatio-temporal identification of urban heat hotspots in Seoul using Google Earth Engine and Landsat imagery

Nam, Ye-Kyung* · Lee, Dong-Kun**† and Park, Chae-Yeon***

**Doctoral Student, Interdisciplinary Program in Landscape Architecture, Seoul National University, Seoul, Korea*
***Professor, Dept. of Landscape Architecture and Rural System Engineering, Seoul National University, Seoul, Korea*
****Researcher, Global Zero Emission Research Center, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST), Tsukuba, Ibaraki, Japan*

ABSTRACT

Climate change intensifies heatwave frequency and severity, creating a critical environmental and public health challenge in urban environments. This study conducts a time-series analysis of heat-vulnerable areas (Cumulative Hotspot) in Seoul, South Korea, from 2014 to 2023 (May-September). Leveraging Google Earth Engine (GEE), Land Surface Temperature (LST) and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) were systematically derived from Landsat 8 and 9 datasets. Annual hotspots were identified using specific criteria ($LST \geq 33^{\circ}C$ and $NDVI \leq 0.45$). To overcome single-year analysis limitations and investigate structural urban heat vulnerability, this research innovatively introduces the concept of 'Cumulative Hotspot', an area experiencing heat vulnerability consecutively for three or more years or that recurs three or more times within a 10-year period. These criteria enable identification of persistent thermal stress, distinguishing it from transient phenomena. Analysis revealed Nowon-gu (10.21 km²), Dobong-gu (7.41 km²), and Gangseo-gu (6.56 km²) as the consistently largest cumulative hotspot areas, with Nowon-gu approximately 5.9 times larger than the Seoul area district average. These cumulative hotspots indicate distinct, persistent heat vulnerability patterns, differing significantly from general hotspots. This long-term, time-series analysis provides valuable foundational data for developing effective and targeted urban heatwave response and adaptation policies.

Key words : Cumulative Hotspot, Google Earth Engine, Time-Series Analysis, Urban Heat Hotspots, Urban Thermal Environment

1. 서론

기후변화로 인해 폭염의 빈도와 강도가 증가하고 있으며, 이는 도시 지역에서 더욱 심각한 문제로 대두되고 있

다(IPCC, 2021; Kim et al., 2023; Min et al., 2019; Park and Yoon, 2020). 특히 폭염은 인간 건강과 도시 기반시설에 직접적이고 장기적인 영향을 미치는 대표적 재난으로 인식되고 있다(Anderson and Bell, 2011; Hajat et al., 2014; Lee et al., 2020; Park and Lee, 2020). 도시 지역은

†Corresponding author : dklee7@snu.ac.kr (#9219, 200-dong, 1 Gwanak-ro, Gwanak-gu, Seoul, 08826, Korea. Tel. +82-2-880-4885)

ORCID 남예경 0000-0003-0721-3220
이동근 0000-0001-7678-2203

박채연 0000-0002-5641-892X

인구 밀도, 토지 피복, 인공열 배출 등의 요인으로 인해 열섬 현상(Urban Heat Island, UHI)이 심화되어 폭염의 영향을 더욱 크게 받는다(Lee et al., 2021; Oke, 1982; Voogt and Oke, 2003; Yang and Li, 2018). 폭염의 공간적 패턴을 이해하고 대응하기 위한 폭염 취약성 분석 연구는 지속적으로 이루어져 왔다.

그러나 기존 선행연구들은 주로 단년도 위성 영상이나 기상 관측 자료를 기반으로 특정 시점의 열환경 분석에 초점을 맞췄다(Park et al., 2021; Shin et al., 2019; Voogt and Oke, 2003; Weng et al., 2004). 이러한 단기적 분석은 도심의 구조적 열 취약성이 누적되고 반복되는 양상을 포착하기 어려우며, 해마다 기상 조건이나 관측 환경이 상이하다는 한계가 있다(Li et al., 2021; Park et al., 2022; Yoo and Lee, 2023). 위성 원격탐사 기술은 이러한 한계를 극복하는 데 탁월한 장점을 제공한다. Landsat 위성 영상과 같은 데이터는 도시 전체에 대한 동시적이고 광역적인 관측을 일관된 방식으로 제공하여 시공간적 패턴을 종합적으로 파악할 수 있도록 돕는다(Gorelick et al., 2017). 또한 장기간의 고품질 데이터를 일관된 기준으로 확보할 수 있어, 도시 열환경의 역사적 변화와 장기적 취약성 진단에 필수적인 정보를 제공한다(Wulder et al., 2019).

Zhao et al. (2014)은 도시 열환경의 지속적 변화 경향을 분석하여 정책적 개입의 시기와 위치를 제안하였으며, Lee et al. (2022)은 시계열 위성 데이터를 통해 폭염의 공간-시간적 안정성을 평가하였다. 이러한 연구들은 단발적 고온 발생이 아닌, 장기간 누적된 열 스트레스의 공간적 집중 현상이 도시의 실질적 위험 요인임을 보여준다(Choi et al., 2022; Huang et al., 2019; Yang et al., 2020). 특히 핫스팟의 시계열 변화를 분석함으로써 열환경의 구조적 고착화, 기후 불평등, 사회적 대응의 시차 문제 등을 해석할 수 있다.

본 연구는 단순 핫스팟을 넘어선 ‘누적 핫스팟’ 개념을 도입하여 이러한 장기적 관점의 분석을 수행한다. 누적 핫스팟은 특정 지역이 장기간에 걸쳐 폭염 취약성을 지속적으로 보여주고 있음을 의미하며, 도시의 구조적인 열 취약성을 진단하는 핵심 정보를 제공한다. 또한 단일 연도 데이터로는 알 수 없는 핫스팟의 장기적 추세와 발생 빈도의 변화를 파악할 수 있도록 하여, 특정 지역의 핫스팟 발생이 일회성 기상 현상인지 혹은 구조적인 도시 열환경 문제인지를 명확하게 판단할 수 있도록 한다.

기존 연구들이 충분한 시계열 분석을 수행하지 못한 주요 원인은 데이터 접근성 및 처리 역량의 한계에 있다

(Gorelick et al., 2017). Landsat 영상은 공간 해상도가 우수하나, 문순 기후 지역인 우리나라의 여름철(5월~9월)에는 잦은 구름 및 대기 산란의 영향으로 맑은 영상 확보가 어려워 물리적 제약이 발생한다. 또한, 대규모 시계열 자료 수집 및 처리에 높은 연산 자원과 시간이 소요되어 많은 연구자들이 단년도 평균 영상이나 합성 영상만을 사용하는 경우가 많았다(Choi et al., 2020; Roy et al., 2014; Weng et al., 2014).

본 연구는 이러한 한계를 극복하기 위해 Google Earth Engine (GEE)이라는 클라우드 기반 지리공간 플랫폼을 활용하였다. GEE는 수십 년치의 Landsat 영상 및 기후 관련 위성 자료를 저장하고 있으며, 사용자에게 고성능 서버에서의 대규모 병렬 처리 기능을 제공한다(Choi et al., 2022; Gorelick et al., 2017; Huang et al., 2019; Kumar and Mutanga, 2018; Lee et al., 2019). 본 연구는 GEE의 기능을 활용, 2014년부터 2023년까지 서울시 전역의 폭염 핫스팟의 시공간적 패턴을 분석하였다. 이는 단순한 고온-저습성 자료의 융합을 넘어 열 핫스팟의 ‘지속성’과 ‘반복성’을 파악하고자 하는 시도이며, 기존 연구에서 접근하기 어려웠던 장기적 열 취약 지역을 식별하는 체계적 분석 프레임워크를 제시한다는 점에서 차별성을 가진다.

2. 연구방법

본 연구에서는 서울특별시 전역을 대상으로 2014년부터 2023년까지의 확장된 여름철(5~9월) 위성 영상을 활용하여 폭염 취약지역을 시계열적으로 분석하였다. 최근 기후변화로 인해 5월의 이른 더위와 9월의 늦더위 현상이 빈번해지는 추세를 고려하여, 폭염 발생 기간을 5월부터 9월까지로 확장하였다. 이는 실제 도시 열환경 변화와 시민 건강에 미치는 영향을 포괄적으로 파악하기 위함이다. 사용된 위성 데이터는 미국 지질조사국(USGS)에서 제공하는 Landsat 8 및 Landsat 9의 Collection 2 Level-2 Surface Reflectance 및 Thermal 데이터를 기반으로 한다. Google Earth Engine (GEE)을 통해 위성 영상 수집, 전처리, 계산을 자동화하였다(Gorelick et al., 2017; Kumar and Mutanga, 2018). 연구의 전체적인 흐름은 Fig. 1과 같다.

2.1. 연구 데이터

2.1.1. Landsat 위성 영상 자료

본 연구에서는 Google Earth Engine (GEE) 플랫폼을

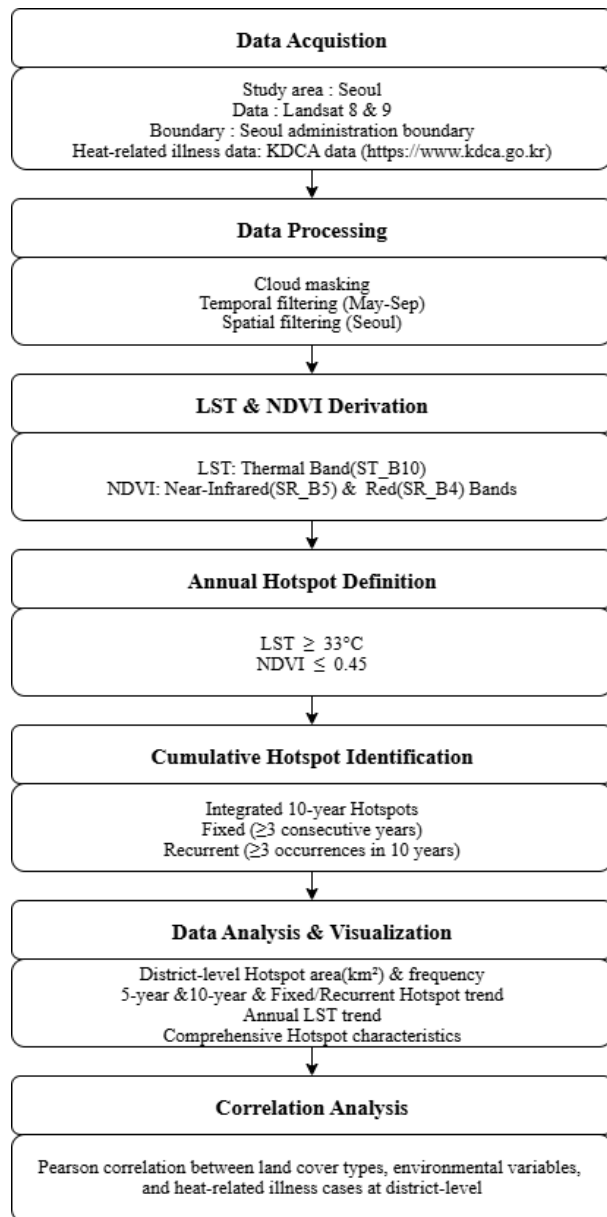


Fig. 1. Flowchart of the study

활용하여 서울시를 대상으로 Landsat 위성 영상 자료를 수집하였다. 2014년부터 2021년까지는 Landsat 8 OLI/TIRS 센서 데이터를, 2022년부터 2023년까지는 Landsat 9 OLI-2/TIRS-2 센서 데이터를 사용하였다. 분석 기간은 2014년부터 2023년까지 10년간으로 설정하였으며, 각 연도별 폭염 발생 가능성이 높은 5월부터 9월까지의 데이터를 수집 범위로 한정하였다. 이는 기존 연구들에서 여름철 도시 열환경 분석에 주로 활용되었던 기간을

고려한 것이다(Harlan et al., 2006; Tan et al., 2019).

2.1.2. 지표면 온도(LST) 및 정규 식생 지수(NDVI) 산출

지표면 온도는 위성 영상의 열적외선 밴드(Landsat 5의 B6, Landsat 8/9의 B10)를 활용하여 단일 채널 알고리즘을 통해 산출하였다(Voogt & Oke, 2003; Weng et al., 2004). NDVI는 위성 영상의 근적외선(NIR) 밴드와 적색(Red) 밴드를 이용하여 다음과 같이 산출된다:

$$NDVI = (NIR - Red) / (NIR + Red) \quad (1)$$

여기서 NIR은 근적외선 밴드의 반사율, Red는 적색 밴드의 반사율을 나타낸다. NDVI는 식생의 밀도와 활력을 나타내는 지표로, 도시 열섬 연구에서 지표면 온도와 관계 분석에 널리 활용된다(Kato & Yamaguchi, 2007; Kim et al., 2021).

정확하고 신뢰성 있는 분석을 위해 위성 영상에 대한 엄격한 전처리 과정이 필수적으로 선행되었다. 수집된 모든 Landsat 영상에 대해 QA_PIXEL 밴드를 활용하여 구름(Cloud, Bit 5), 구름 그림자(Cloud Shadow, Bit 3) 등의 영향을 엄격하게 마스킹 처리하였다. 구름은 지표면의 실제 LST 및 NDVI 값을 가려 분석의 정확성을 저해하므로, 이러한 마스킹 과정은 필수적이다(Zhu and Woodcock, 2015). 이러한 QA_PIXEL 마스킹(Fmask 알고리즘 기반)은 특히 여름철 장마기와 같이 구름 및 대기 조건의 영향을 많이 받는 시기의 영상 품질 문제를 효과적으로 처리하여 분석의 신뢰성을 확보하였다. 이는 개별 영상이 아닌 전체 시계열 이미지 컬렉션에 걸쳐 모든 유효한 픽셀을 통합하는 방식으로, 특정 시점의 구름이나 대기 영향으로 인한 데이터 공백을 최소화하여 데이터의 공간적, 시간적 연속성을 극대화한다. 이처럼 광범위한 원본 데이터를 엄격하게 전처리함으로써, 최종 산출된 LST 및 NDVI 데이터의 신뢰도와 정확성을 대폭 향상시킬 수 있었다. 그러나 서울과 같은 대도시 지역의 대기 특성(짙은 구름, 박무 등)으로 인해, 분석 기간(5월~9월) 동안 서울시 전체 영역에 걸쳐 마스킹된 픽셀을 제외한 유효한 픽셀이 '지속적으로 존재하는' 단일 Landsat 영상은 극히 드물었다. 본 연구에서는 이러한 한계를 극복하고자, Landsat ImageCollection 내의 모든 사용 가능한 영상으로부터 픽셀 단위로 마스킹되지 않은 유효한 데이터만을 통합하여 연간 평균 LST 및 NDVI를 산출하였다. 즉, 시공간적으로 흩어져 있는 맑은 픽셀들을 모두 활용하여 종합적인 분석을 수행함으로써

Table 1. Number of Landsat original images used for analysis

Year	Number of Original Images
2014	31
2015	33
2016	32
2017	29
2018	28
2019	33
2020	30
2021	26
2022	61
2023	63

분석의 정확도를 높였다. 분석에 활용된 Landsat 원본 영상의 수는 Table 1에 제시하였다.

다년간의 시계열 자료 통합은 각 픽셀에 대한 충분한 수의 유효 관측 데이터를 확보하게 하여 데이터의 중첩성을 높였다. 이는 특정 지역이 일시적인 고온 현상을 보이는 것인지, 아니면 여러 시기에 걸쳐 반복적으로 핫스팟으로 나타나는 현상인지를 명확하게 구분하여 폭염 핫스팟의 반복성 탐지 및 연구 신뢰도에 기여한다.

2.2. 핫스팟 지표 산출 및 연간 핫스팟 정의

지표면 온도(LST)는 ST_B10 열적외선 밴드를 물리 단위(켈빈 온도)로 변환한 후 섭씨 온도로 재계산하였다. 정규 식생 지수(NDVI)는 SR_B5(근적외선)와 SR_B4(적색) 밴드를 활용하여 산출하였다(Huang et al., 2019; Weng et al., 2004).

각 연도별 핫스팟은 LST가 33°C 이상이면서 NDVI가 0.45 이하인 조건을 동시에 만족하는 지역으로 정의하였다. LST 33°C는 기상청의 폭염주의보 발령 기준(기온 33°C 이상 2일 이상 유지)을 고려한 것으로, 실제 폭염으로 인한 영향이 발생하는 지표면 온도 조건을 반영하였다. NDVI 0.45 이하 기준은 도시 내 낮은 식생 밀도 또는 높은 불투수면 비율이 나타나는 지역을 의미한다. 이는 지표면 열 축적에 기여하는 주요 인자로 작용하여 폭염 취약성을 나타내는 기준으로 판단하였다. 30 m 공간 해상도를 가진 Landsat 데이터는 도시 내 다양한 토지 피복이 단일 픽셀 내에 혼재되는 ‘혼합 픽셀(mixed pixel)’ 현상을 야기할 수 있다. 이에 본 연구는 NDVI 임계값을 0.45 이하로 완화하여 혼합 픽셀 특성을 반영하고 식생이 부족한

도시의 실제 열환경 상황을 더욱 폭넓게 대변하고자 하였다. 유사하게, 선행 연구들에서도 도시 지역의 식생이 부족하거나 낮은 수준의 식생을 가진 지역에 대해 NDVI 임계값을 0.2에서 0.5 사이로 설정하여 분석한 사례들이 존재한다(Elshamy et al., 2021; Yang et al., 2023).

2.3. 시계열 핫스팟 분석 및 누적 핫스팟 식별

각 연도별 핫스팟 영상은 개별 레이어로 저장되었으며, 이 데이터를 시계열적으로 중첩하여 장기적인 열 취약성 패턴을 분석하였다. 이 과정은 다음과 같은 단계를 통해 진행되었다.

먼저, 분석 기간(2014~2023년)을 2014~2018년과 2019~2023년의 두 가지 5년 단위 구간으로 나누어 각 구간 내 핫스팟 발생 빈도 및 연속성을 파악하는 중단기 패턴 분석을 수행하였다. 이어서, 10개년(2014~2023년) 데이터를 통합하여 도시의 장기적이고 구조적인 열 취약지역을 종합적으로 식별하였다.

본 연구는 일회성 고온 현상이 아닌 도시의 구조적인 열 불평등을 야기하는 지역을 식별하고자 ‘누적 핫스팟(Cumulative Hotspot)’ 개념을 정의하였다. 누적 핫스팟은 도시의 토지 이용 및 물리적 구조로 인해 장기간에 걸쳐 열 취약성이 ‘구조적으로 고착화’되거나 ‘반복적’으로 발생하는 지역을 의미한다. 10년 전체 분석 기간을 대상으로 다음 두 가지 기준 중 하나를 만족하는 경우를 누적 핫스팟으로 식별하였다.

첫째, 3년 이상 연속으로 핫스팟이 형성된 지역이다. 이는 폭염 핫스팟이 일시적이지 않고 안정적으로 유지되는, 즉 만성적인 열 취약성을 나타내는 지표이다. 둘째, 10년 분석 기간 중 총 3회 이상 핫스팟이 반복적으로 중첩 발생한 지역이다. 이는 핫스팟이 연속되지는 않더라도 간헐적으로 유의미하게 재발하는 지역을 의미한다. ‘3년 연속’ 조건이 열 취약성의 ‘고착화된 양상’을 포착한다면, ‘3회 이상 반복’ 조건은 일회성 현상을 넘어선 유의미한 패턴을 포착하고, 특히 장기적인 열 취약지로 고착되기 전 단계의 ‘신흥 핫스팟(emerging hotspots)’을 조기에 식별하는 데 초점을 둔다(Zhang et al., 2022). 이러한 누적 핫스팟 정의는 도시의 내재적인 열 불평등을 야기하는 지속적 및 반복적인 열 취약지역을 정량적으로 식별하는 데 중점을 두었다.

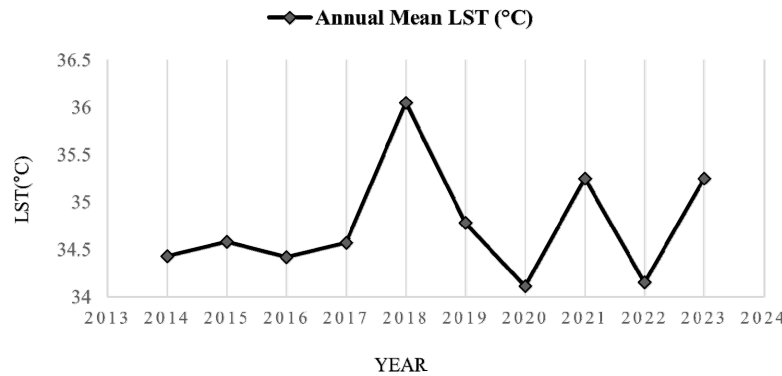


Fig. 2. Annual mean LST in Seoul (2014 ~ 2023)

2.4. 공간 분석 및 결과 추출

누적 핫스팟이 서울시 25개 자치구 중 어느 지역에 집중되는지를 파악하기 위해, 누적 핫스팟 마스크 이미지를 자치구 경계와 겹쳐 overlay 분석을 수행하였다. GEE의 reduceRegions 기능을 활용하여 각 자치구별 핫스팟 발생 빈도 및 총 누적 면적(km²)을 정량화하고, 향후 정책적 개입이 요구되는 고위험 지역을 식별하였다(Kim and Lee, 2020).

GEE의 자치구별 분석 결과는 CSV 파일로 내보내졌다. 이렇게 내보내진 CSV 통계 자료와 핫스팟 이미지들은 ArcGIS 10.5를 활용하여 자치구별 핫스팟 빈도를 나타내는 단계구분도 및 연도별/기간별 핫스팟 공간 분포도를 제작하는 데 활용되었다. 이와 같은 자동화된 클라우드 기반 분석 흐름은 반복성과 확장성이 높으며, 향후 타 도시 및 국가로의 적용 가능성도 제시한다(Choi et al., 2022).

2.5. 상관관계 분석

본 연구에서는 2021년부터 2023년까지 3개년 통합 데이터를 활용하여 서울시 25개 자치구의 토지피복 유형, 환경 변수(LST, NDVI, hotspot 면적) 및 온열질환자 수 간의 피어슨 상관관계를 분석하였다. 이 분석은 통계 소프트웨어를 사용하여 수행되었으며, 토지피복 유형별 비율과 환경 변수의 지역별 값, 그리고 온열질환자 수 간의 선형적 관계 강도와 방향을 평가하였다. 분석에 사용된 온열질환자 수는 질병관리청(<https://www.kdca.go.kr>)의 전국 온열질환 감시체계 데이터를 바탕으로 각 자치구별로 집계하였다. 이 상관관계 분석은 도시의 물리적 환경 요인이 인체 건강에 미치는 영향을 정량적으로 파악하고,

주요 위험 요소를 식별하는 데 기여한다.

3. 결과

본 연구의 결과는 서울시의 폭염 취약지역을 연도별, 중단기 5년 단위, 그리고 장기 10년 단위의 시계열 분석을 통해 단계적으로 제시하며, 최종적으로 누적 핫스팟을 식별한다.

3.1. 연도별 및 중단기 LST/핫스팟 분포

Fig. 2는 2014년부터 2023년까지 서울시의 연도별 여름철 평균 LST 분포를, Table 2는 상세 데이터를 보여준다. Fig. 3은 2014~2018년과 2019~2023년 두 개 기간 동안 서울시의 핫스팟 면적 분포를 나타낸다. 5년 단위 중단기 분석 결과, 2014~2018년 노원구(8.12 km²), 도봉구(5.58 km²), 강서구(4.46km²) 순으로 핫스팟 면적이 넓었

Table 2. Seoul's annual mean LST during summer (2014 ~ 2023)

Year	Annual Mean LST (°C)
2014	34.43
2015	34.58
2016	34.42
2017	34.57
2018	36.05
2019	34.78
2020	34.11
2021	35.25
2022	34.15
2023	35.25

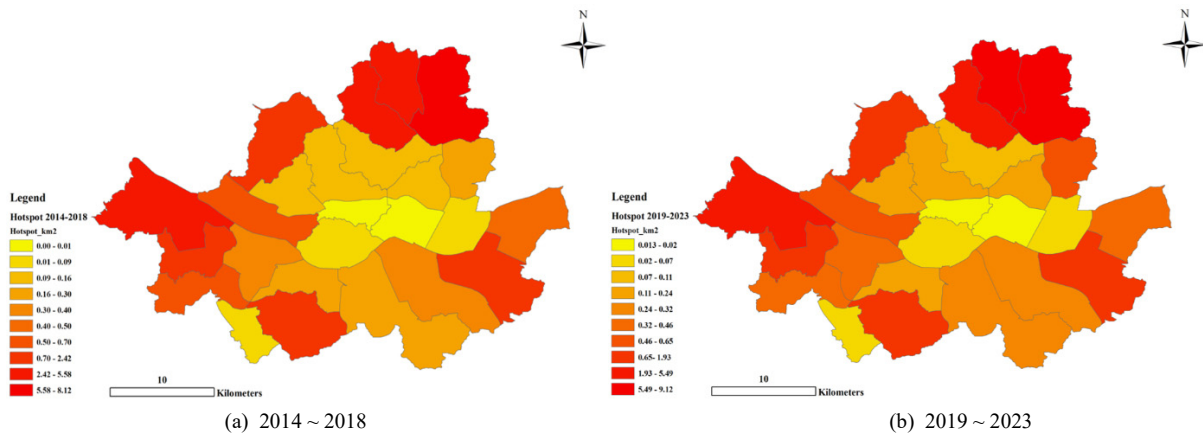


Fig. 3. Seoul's hotspot area distribution

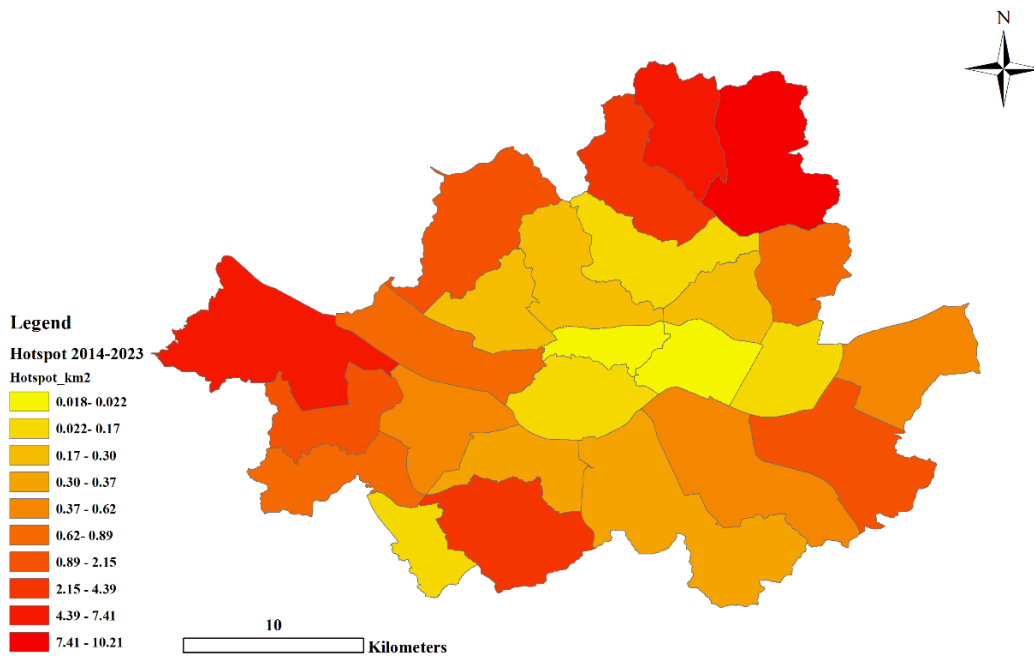


Fig. 4. Seoul's cumulative hotspot area distribution (2014 ~ 2023)

으며, 2019-2023년에도 노원구(9.12 km²), 도봉구(6.83 km²), 강서구(5.49 km²) 순으로 지속되었다. 특히, 중랑구의 핫스팟 면적은 2014~2018년 0.30 km²에서 2019~2023년 0.64km²로 약 113% 증가하며 열 취약성 심화를 보였다. 반면 구로구는 동일 기간 약 39% 감소(0.69 km² → 0.42 km²)하는 등 국지적 변동성이 나타났다. 이러한 5년 단위 분석은 폭염 핫스팟의 국지적 변동과 함께, 열 취약성이 고정되거나 반복되는 경향을 파악할 수 있도록 하며, 이는 10년 누적 핫스팟 도출의 기반을 제공한다.

3.2. 총 누적 핫스팟 및 유형별 분포

Fig. 4는 2014~2023년 전체 10년 동안 서울시의 총 누적 핫스팟 면적 분포를 보여준다. 노원구(10.21 km²), 도봉구(7.41 km²), 강서구(6.56 km²), 강북구(4.39 km²)가 가장 넓은 면적을 기록하며 장기적인 주요 열 취약 지역임을 입증한다. 이는 서울시 전체의 핫스팟 누적 정도를 직관적으로 보여준다.

Fig. 5는 본 연구의 핵심 결과인 서울시 최종 누적 핫스

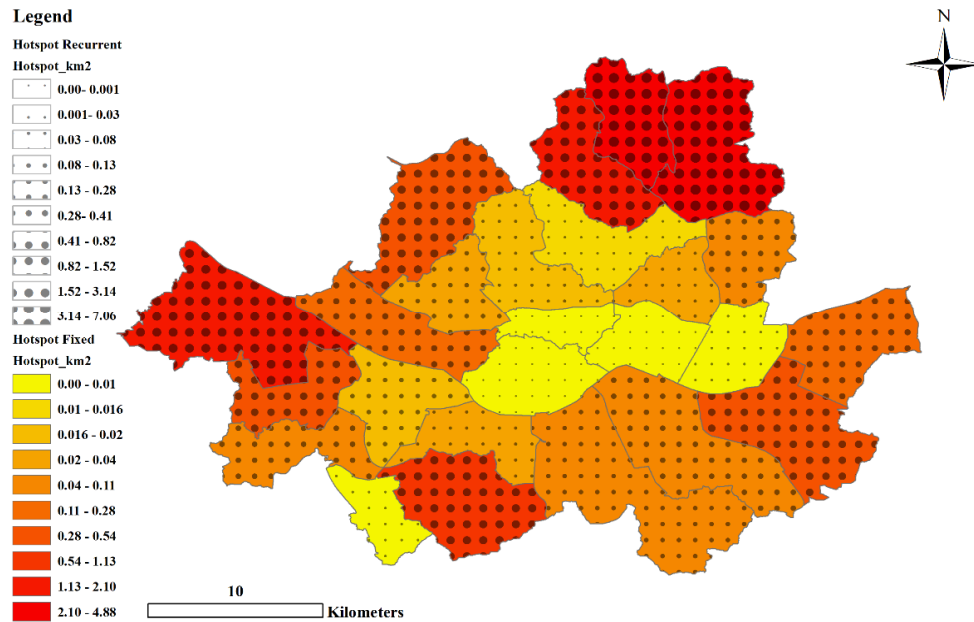


Fig. 5. Seoul's cumulative hotspot distribution by type (fixed vs. recurrent)

팟 분포를 제시하며, ‘고정형 누적 핫스팟’(3년 이상 연속 발생) 과 ‘반복형 누적 핫스팟’(10년 중 3회 이상 발생) 을 시각적으로 구분한다. ‘고정형’은 노원구(4.88 km²), 도봉구(4.07 km²), 강북구(2.09 km²) 순, ‘반복형’은 노원구(7.06 km²), 도봉구(5.09 km²) 순으로 면적이 넓었다. 최종 분석 결과, 서울시 내 반복적인 폭염 조건을 만족하는 지역은 주로 도심 및 서남부(강남구, 영등포구, 구로구, 강서구, 송파구, 서초구 등)에 집중되었다. 이들 지역은 상업·산업 밀집, 낮은 녹지율 등 공통적인 공간 특성을 지닌다. 장기 시계열 분석을 통해 단년도 분석으로는 파악하기 어려운 반복성과 구조성을 명확히 확인할 수 있었다. 일부 지역은 단기 기후 조건에 따른 일시적 고온 현상을 보였으나, 3년 이상 반복된 지역에서는 일관된 고온 및 저식생 조건이 확인되었다. 이는 폭염 대응 시 단기적 조치보다 구조적 환경 개선의 중요성을 시사한다. 누적 핫스팟은 발생 빈도를 넘어 지속성 측면에서 차별적인 양상을 보이며, 분석 기간 중 특정 지역에서 최대 10년 연속 발생하는 ‘초고위험 누적 핫스팟’도 식별되었다. 이러한 지속성은 해당 지역의 토지이용 고정성과 불투수면적 비율이 매우 높게 유지되는 것과 강한 양의 상관관계를 보였다.

Table 3은 2014년부터 2023년까지 서울시 25개 자치구 별 핫스팟 발생 연도 수, 총 누적 핫스팟 면적, 3회 이상 반복 핫스팟 면적, 그리고 3년 연속 핫스팟 면적을 보여준

다. 총 누적 핫스팟 면적 상위 자치구를 포함한 20개 자치구는 10년간 매년(10회) 핫스팟이 발생했음을 확인했다. 이는 대부분의 서울시 자치구에서 매년 일정 면적 이상의 열 취약성이 나타남을 의미한다. 그러나 발생 연도 수가 동일해도 ‘총 누적 핫스팟 면적’에는 큰 차이가 있어, 발생 연도 수만으로는 파악할 수 없는 열 취약성의 강도 및 분포 차이를 시사한다. 금천구(8년), 용산구(6년), 중구(6년), 성동구(4년), 성북구(9년)는 발생 연도에 변동성을 보였다. 이를 기반으로 한 자치구 우선 대응 전략 마련이 필요하다.

3.3. 온열질환자 수 및 환경 변수 간 상관관계 분석 결과

본 연구에서는 2021년부터 2023년까지 3개년 통합 데이터를 활용하여 서울시 25개 자치구의 토지피복 유형, 환경 변수(LST, NDVI, hotspot 면적) 및 온열질환자 수 간의 피어슨 상관계수를 분석하였다. 그 결과는 Table 4에 제시되어 있다.

피어슨 상관계수(r) 해석 시, 일반적으로 그 절대값을 기준으로 0.8 이상은 강한 상관관계, 0.4 이상 0.8 미만은 중간 정도의 상관관계, 0.4 미만은 약한 상관관계를 나타낸다(Cohen, 1988). 3개년 통합 분석 결과, 도시 환경 요인과 온열질환자 수 발생 사이에 일관되고 유의미한 상관관계가 나타났다. 이는 3년 동안의 일관된 패턴이 관계의

Table 3. Summary of hotspot characteristics by Seoul administrative district (2014 ~ 2023)

District	Number of hotspot Years	Total hotspot Area (km ²)	Recurrent hotspot Area (≥3 Occurrences) (km ²)	Fixed hotspot Area (≥3 Consecutive Years) (km ²)
Nowon-gu	10	10.21	7.06	4.88
Dobong-gu	10	7.41	5.09	4.07
Gangseo-gu	10	6.56	3.14	1.8
Gangbuk-gu	10	4.39	2.65	2.1
Gwanak-gu	10	2.8	1.52	1.13
Eunpyeong-gu	10	2.15	0.96	0.46
Songpa-gu	10	1.6	0.78	0.54
Yangcheon-gu	10	1.69	0.82	0.42
Mapo-gu	10	0.89	0.41	0.24
Guro-gu	10	0.82	0.28	0.1
Jungnang-gu	10	0.75	0.19	0.11
Gangdong-gu	10	0.62	0.37	0.28
Yeongdeungpo-gu	10	0.56	0.12	0.02
Gangnam-gu	10	0.52	0.19	0.11
Secho-gu	10	0.37	0.13	0.08
Dongjak-gu	10	0.36	0.08	0.04
Jongno-gu	10	0.3	0.06	0.02
Dongdaemun-gu	10	0.27	0.06	0.03
Seodaemun-gu	10	0.25	0.08	0.04
Geumcheon-gu	8	0.13	0.01	0
Yongsan-gu	6	0.12	0	0
Gwangjin-gu	10	0.08	0.01	0.01
Seongbuk-gu	9	0.17	0.03	0.02
Seongdong-gu	4	0.02	0	0
Jung-gu	6	0.02	0	0

Table 4. Pearson correlation coefficients between heatstroke patients and district-specific variables (2021 ~ 2023 integrated data)

Variables	Heatstroke Patients (r)	LST_mean_C_all (r)	NDVI_mean_all (r)	Hotspot km ² (r)
Land Cover Type				
Urban/Built-up Area (Total)	0.46	0.58	-0.53	0.3
Residential Area	0.42	0.56	-0.5	0.28
Commercial Area	0.38	0.53	-0.47	0.25
Transportation Area	0.37	0.51	-0.46	0.26
Public Facilities Area	0.33	0.46	-0.4	0.19
Forest Area (Total)	-0.36	-0.43	0.49	-0.21
Coniferous Forest	-0.3	-0.36	0.38	-0.17
Deciduous Forest	-0.33	-0.4	0.44	-0.19
Paddy Field	0.19	0.29	-0.24	0.09
Upland Field	0.14	0.25	-0.21	0.08
Environmental Variables				
LST_mean_C_all	0.54	1	-0.81	0.46
NDVI_mean_all	-0.41	-0.81	1	-0.34
Hotspot_km ²	0.29	0.46	-0.34	1

Note: Pearson correlation coefficient (r) measures the strength and direction of the linear relationship between two variables, ranging from -1 to +1. Values closer to ±1 indicate stronger correlation.

타당성을 강화하며, 서울시의 열 관련 건강 결과에 대한 환경적 영향이 안정적임을 시사한다.

주요 결과를 살펴보면, 시가화/건조지역(주거, 상업, 교통, 공공시설 포함) 비율은 온열질환자 수와 양의 상관관계($r=0.46$)를 보였다. 이는 도시 공간이 열 축적을 심화시켜 온열질환 위험을 증가시킴을 의미하며, 이러한 토지피복 유형은 LST 및 핫스팟 면적과도 강한 양의 상관관계를 보여 도시 열섬 현상 심화에 크게 기여한다. 반대로, 산림지역(침엽수림 및 활엽수림 포함) 비율은 온열질환자 수와 음의 상관관계($r=-0.36$)를 보였다. 이 결과는 녹지 공간이 도시 열을 완화하고 열 관련 질병 발생을 줄이는 데 중요함을 나타낸다. NDVI와의 높은 양의 상관관계($r=0.49$)는 건강한 식생이 증발산 및 그늘 제공을 통해 도시 환경을 식히는 중요성을 강조한다.

핵심 환경 지표인 LST (평균 지표면 온도)는 온열질환자 수와 가장 강력한 양의 상관관계($r=0.54$)를, NDVI (평균 정규식생지수)는 가장 강력한 음의 상관관계($r=-0.41$)를 보여주었다. 이러한 견고한 관계는 LST와 NDVI가 도시 환경에서 온열질환 취약성을 이해하고 예측하는 데 중요하고 안정적인 지표임을 재확인한다. LST와 NDVI 간의 강한 음의 상관관계($r=-0.81$)는 녹지 공간 확충이 지표면 온도 저감에 매우 효과적임을 뒷받침한다. Hotspot_k m^2 (고온 지역 면적) 또한 온열질환자 수와 지속적인 약한 양의 상관관계($r=0.29$)를 유지했다. 이는 상관관계 강도는 약하지만, 3개년 통합 데이터에서 꾸준히 (2021년 0.28, 2022년 0.29, 2023년 0.30) 양의 관계를 보이며 특정 고온 취약 지역의 존재가 온열질환 발생에 기여함을 시사한다. 복잡한 도시 환경 시스템에서는 다양한 요인이 복합적으로 작용하므로, 이 약한 양의 상관관계도 핫스팟이 실제 온열질환과 무관하지 않음을 보여주는 의미 있는 결과로 해석될 수 있다. 이는 도시 계획 및 보건 정책 수립 시 열 취약 지역에 대한 집중적인 관리 및 개입이 필요하다는 시사점을 제공한다.

4. 고찰

본 연구는 시계열 기반의 장기 폭염 분석을 통해 기존 단년도 중심의 열환경 분석에서 간과되었던 구조적 취약 지역을 도출했다는 점에서 중요한 의의를 지닌다. 폭염은 누적적 노출과 반복성에 의해 그 영향이 심화되므로 장기적 관점의 공간 분석이 필수적이다(Huang et al., 2019; Yang et al., 2020; Zhao et al., 2014). 본 연구는 ‘누적 핫

스팟’ 개념을 도입하여 10년이라는 장기 분석 기간 동안 반복적이고 지속적인 열 노출이 일어나는 도시 공간을 식별했으며, 이는 정책적 개입의 우선순위 설정에 있어 실질적인 기초 자료가 된다(Yoo et al., 2023).

누적 핫스팟 분석 결과, 서울시의 폭염 핫스팟은 특정 지역에 집중적으로 발생하며 이러한 경향은 지난 10년간 지속적으로 관찰되었다. 특히 고온의 지표면 온도와 낮은 식생 밀도를 특징으로 하는 상업 및 산업 기능 밀집 지역에서 핫스팟 발생 빈도가 높게 나타났다. 이는 도시 내 높은 불투수면 비율, 낮은 녹지율, 건물 밀도 등 복합적 요인의 상호작용 결과로 해석되며, 기존 연구에서 제시된 도시 열섬 현상과 녹지 공간의 중요성을 재확인하는 결과이기도 하다(Oke, 1982; Song et al., 2021; Yang and Li, 2018; Zhao et al., 2014). 예를 들어 노원구, 도봉구, 강서구, 강북구와 같이 지난 10년간 지속적으로 넓은 핫스팟 면적을 기록한 지역들은 각 지역의 토지 피복 특성(예: 대규모 아파트 단지 및 상업지역의 불투수면적 비중, 녹지 공간 부족 등) 및 도시 구조와 연계하여 설명될 수 있다. 선행 연구에 따르면, 불투수면적 증가와 녹지 공간 감소는 지표면 온도 상승 및 열섬 현상 심화의 주요 원인이다(Guo et al., 2023; Jamei et al., 2018; Liu et al., 2024; Peng et al., 2022; Yin et al., 2022; Zhang et al., 2022; Zheng et al., 2023).

새롭게 제안된 ‘누적 핫스팟’ 개념은 단발적인 기상 현상에 의한 일시적 취약성을 넘어, 도시 구조적인 문제로 발생하는 고질적인 열 취약성을 명확히 식별했다. ‘고정형 누적 핫스팟’은 고밀도 개발된 도심 업무지구나 산업단지에서 주로 관찰되었는데, 이는 토지 이용 변화가 거의 없는 고정적인 도시 구조가 지속적인 고온 현상을 야기함을 시사한다. 반면, ‘반복형 누적 핫스팟’은 저층 주거지나 소규모 준공업 지역 등에서 산발적으로 분포하며, 계절별 기상 조건뿐만 아니라 재개발, 인구 이동 등 도시 변화에 상대적으로 더 민감하게 반응할 수 있는 취약성을 보여주었다.

본 연구에서 제외한 특정 토지피복 유형들(예: 기타 나지, 기타 재배지, 문화·체육·휴양지역, 인공초지, 자연나지, 자연초지, 혼효림 등)은 서울시 내 면적 비중이 낮고, 도시 전체 열환경에 미치는 영향이 국지적으로 제한적이어서 본 연구의 초점인 물리적 도시 열환경 특성 분석 범위에서 제외하였다(Jamei et al., 2018; Zhang et al., 2022).

이러한 연구 결과는 도시의 지속 가능한 발전을 위한

폭염 대응 전략 수립에 중요한 시사점을 제공한다. 첫째, 누적 핫스팟으로 식별된 반복적인 열 취약 지역은 향후 도시 계획 및 재개발 사업 추진 시 열환경 개선을 위한 우선적인 고려 대상이 되어야 한다. 특정 자치구의 핫스팟 집중 현상은 서울시 전체에 일률적인 정책을 적용하기보다, 각 자치구 특성을 고려한 ‘지역 맞춤형’ 세분화된 전략이 요구됨을 보여준다. 둘째, 고정형과 반복형 누적 핫스팟 유형별 분석은 열 취약성 저감을 위한 맞춤형 대응 전략 수립에 실질적인 정보를 제공한다. 고정형 핫스팟에는 도시 숲 조성, 쿨루프 설치 등 장기적이고 영구적인 해결책이, 반복형 핫스팟에는 유연하고 신속한 조치(예: 물 뿌리기, 그늘막 설치 등)가 요구될 수 있다. 이는 예산과 행정 자원의 효율적 분배에도 기여한다(Chakraborty et al., 2019; Lee et al., 2022). 셋째, 시계열 핫스팟 분석 결과는 기후 변화 시대의 도시 관리에 중요한 통찰을 제공한다. 특정 자치구에서 핫스팟이 연도별로 증가하거나 감소하는 추세를 파악함으로써, 해당 지역의 기후 변화 적응 정책 효과를 평가하고 미래 도시 설계를 위한 기초 자료로 활용될 수 있다. 특히 10년간의 누적 데이터는 단기적 관측으로는 얻기 어려운 ‘도시 열 취약성 진화 양상’ 이해를 높인다.

본 연구는 몇 가지 한계점을 가진다. 첫째, Landsat 영상의 공간 해상도는 30 m로, 미시적 스케일에서의 매우 상세한 열 환경 변화를 포착하는 데에는 제한적일 수 있다. 둘째, LST 및 NDVI 임계값 설정과 관련하여, LST 임계값 33°C는 기상청의 폭염주의보 발령 기준(기온 33°C 이상)에서 착안하였으나, LST (지표면 온도)가 기온과 다른 물리적 특성을 지녔기에 따라, 이러한 기온 기준을 지표면 온도에 직접 적용하는 것에는 미기후적 해석에 제한이 따를 수 있다. 그럼에도 불구하고, 일부 연구에서는 지표면 온도(LST)가 33°C 이상인 지역을 핫스팟으로 추출하여 분석하고 있으며(Kim et al., 2015), 33°C 기준은 폭염 핫스팟 식별에 활용되는 유효한 지표이다. NDVI 0.45 이하 기준은 도시 내 낮은 식생 밀도 또는 높은 불투수면 비율이 나타나는 지역을 효과적으로 포착한다. 이러한 임계값 설정은 일반적인 기준을 따랐으나, 특정 도시의 미기후적 특성을 완전히 반영하지 못할 가능성이 있다. 일부 녹지 인접 지역에서 상대적으로 LST가 낮게 나타난 것은 기존 연구들(Kim et al., 2020; Park et al., 2021)과 마찬가지로 소규모 녹지나 수변공간이 국지적 열 완화 효과를 가질 수 있음을 재확인시킨다. 셋째, 온열질환자 수 데이터는 구별 집계 기준으로 3개년(2021년 ~ 2023년) 자료만

확보 가능하여, 상관관계 분석 기간이 핫스팟 분석의 10개년(2014년 ~ 2023년)에 비해 제한적이라는 한계가 있다. 넷째, 지도 시각화 시 투영법에 의한 비율 왜곡 가능성이 존재하나, 축척 표기는 정확히 적용되었으며 왜곡이 연구 결과 해석에 유의미한 영향을 미치지 않았다. 다섯째, 연구 기간(10년)은 장기적 추세 파악에 충분하지만, 더 긴 기간의 데이터 확보 시 보다 견고한 분석이 가능하다. 또한 물리적 도시 열환경 취약성 분석에 초점을 맞추었기에, 인구 구조, 경제 수준 등 기타 사회경제적 지표와의 연관성 검증은 추가적으로 다루지 못한 한계가 있다.

향후 연구에서는 이러한 한계점을 보완하고 분석의 정교성을 높이기 위한 다양한 접근이 요구된다. Landsat 외 Sentinel-2, Planet 등 고해상도 위성 영상이나 드론 및 지상 관측 자료와의 비교 및 융합 분석을 통해 열환경 변화를 더욱 미시적으로 포착할 필요가 있다. 또한, NDVI, LST 외에도 인공열, 바람, 습도 등 도시 열섬 현상에 영향을 미치는 다변수 요인을 고려한 통합 분석이 필요하며, 사회적·보건적 요인을 포함한 통합 분석은 향후 연구에서 중요하게 다루어져야 한다. 나아가 누적 핫스팟의 기준 설정(3년, 3회 반복)에 대한 타당성 검토와 민감도 분석 및 다른 대안 제시를 통해 연구 결과의 일반화 가능성을 확장하는 것이 중요하다. 궁극적으로는 분석된 핫스팟 정보를 바탕으로 실제 도시 정책 및 계획에 적용 가능한 구체적인 가이드라인을 제시하는 연구가 필요할 것이다.

5. 결론

본 연구는 GEE와 Landsat 자료를 활용하여 서울시의 폭염 핫스팟을 시계열적으로 분석하고, 3년 연속 발생 또는 10년 중 3회 이상 반복되는 지역을 ‘누적 핫스팟’으로 도출하였다. 분석 결과, 10년간 서울시에서 가장 넓은 누적 핫스팟 면적을 보인 지역은 노원구(10.21 km²)였으며, 그 뒤를 도봉구(7.41 km²), 강서구(6.56 km²), 강북구(4.39 km²)가 따랐다. 특히 노원구는 3년 연속 핫스팟(4.88 km²) 및 3회 이상 반복 핫스팟(7.06 km²)에서도 가장 넓은 면적을 기록하며 서울시 내에서 가장 지속적이고 반복적인 열 취약 지역임을 확인하였다. 이 연구 결과는 도시 내 열환경이 단기적인 기상 조건보다는 구조적 공간 특성에 의해 반복적으로 강화되며, 특히 상업지구와 산업지구 중심의 고위험 지역이 식별됨을 보여준다.

또한, 2021년부터 2023년까지의 통합 상관관계 분석을 통해 시가화/건조지역 비율과 LST, 그리고 핫스팟 면적이

온열질환자 수와 유의미한 양의 상관관계를 보인 반면, 산림지역과 NDVI는 음의 상관관계를 나타내, 도시의 물리적 환경이 온열질환 발생에 미치는 영향이 일관됨을 확인하였다. 이는 본 연구에서 식별한 물리적 핫스팟 지역이 실제 인체 건강(온열질환 발생)과 유의미하게 연관되어 있음을 추가적으로 검증하며, 연구 결과의 정책적 함의를 더욱 강화한다.

본 연구의 결과는 다음과 같은 세 가지 정책적 시사점을 제공한다. 첫째, 폭염 대응 정책은 단발적인 대책보다 누적적 고온 노출이 발생하는 공간에 대한 선별적 개입이 효과적이라는 점이다. 둘째, 열 취약 지역은 대체로 불투수면 비율이 높고 식생이 부족한 지역으로, 토지 이용 계획 및 녹지 조성 전략이 우선 적용되어야 한다. 셋째, 본 연구에서 제시된 시계열 기반 누적 핫스팟 분석 프레임워크는 클라우드 기반 플랫폼을 활용하여 효율적인 공간 정보 분석을 가능하게 하며, 이는 향후 동 단위 이하의 세밀한 정책 수립에도 적용될 수 있다(Gorelick et al., 2017; Yoo et al., 2023). 본 연구의 시계열 기반 누적 핫스팟 분석과 30 m 해상도 기반의 공간 세부 패턴 도출은 폭염 대응의 공간적 우선순위 설정과 장기적 도시 열환경 관리에 크게 기여할 것으로 기대된다.

사사

본 성과는 환경부의 재원을 지원받아 한국환경산업기술원 “신기후체제 대응 환경기술개발사업”의 연구개발을 통해 창출되었습니다(RS-2022-KE002102).

Reference

- Anderson GB, Bell ML. 2011. Heat waves in the United States: mortality risk during heat waves and effect modification by heat wave characteristics in 43 US communities. *Environ Health Perspect* 119(2): 210-218. doi: 10.1289/ehp.1002636
- Chakraborty T, Hsu A, Manya D, Sheriff G. 2019. Disproportionately higher exposure to urban heat in lower-income neighborhoods: A multi-city perspective. *Environ Res Lett* 14(10): 105003. doi: 10.1088/1748-9326/ab4679
- Choi J, Han M, Kim D. 2022. Spatiotemporal pattern analysis of land surface temperature using Google Earth Engine: A case of metropolitan Seoul. *Remote Sens* 14(2): 405. doi: 10.3390/rs14020405
- Choi J, Lee H, Kim S. 2020. Spatiotemporal analysis of urban heat island in Seoul metropolitan area using multi-source remote sensing data. *J Korean Assoc Geogr Inf Stud* 23(2): 33-47. doi: 10.11108/kagis.2020.23.2.033
- Cohen J. 1988. *Statistical power analysis for the behavioral sciences*, 2nd edn. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Elshamy M, Elmahdy SI, Elshazly A, Ali SA. 2021. Optimization of land surface temperature from Landsat 8 images using remote sensing and GIS for urban heat island mapping. *Environ Res* 198: 110468. doi: 10.1016/j.envres.2021.110468
- Gorelick N, Hancher M, Dixon M, Ilyushchenko S, Thau D, Moore R. 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sens Environ* 202: 18-27. doi: 10.1016/j.rse.2017.06.006
- Guo H, Meng X, Zeng D, Dong Z, Ma P, Liu X. 2023. Seasonal different effects of land cover on urban heat island in Nanjing, China. *Urban Clim* 52: 101518. doi: 10.1016/j.uclim.2023.101518
- Hajat S, O'Connor M, Kosatsky T. 2014. Health effects of hot weather: From awareness of risk factors to effective health protection. *The Lancet* 384(9949): 1131-1140. doi: 10.1016/S0140-6736(14)60653-X
- Harlan SL, Brazel AJ, Prashad L, Stefanov WL, Larsen L. 2006. Neighborhood microclimates and vulnerability to heat stress. *Soc Sci Med* 63(11): 2847-2863. doi: 10.1016/j.socscimed.2006.07.011
- Huang Q, Lu Y, Weng Q. 2019. Predicting urban heat island using remote sensing and social sensing data. *Sci Total Environ* 695: 133780. doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.133780
- Intergovernmental Panel on Climate Change. 2021. *Climate change 2021: The physical science basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report*

- of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press. doi: 10.1017/9781009157896
- Jamei Y, Rajagopalan P, Sun Q. 2018. Spatial structure of surface urban heat island and its relationship with vegetation and built-up areas in Melbourne, Australia. *Sci Total Environ* 646: 1110-1125. doi: 10.1016/j.scitotenv.2018.12.308
- Kato S, Yamaguchi Y. 2007. Estimation of storage heat flux in an urban area using ASTER data. *Remote Sens Environ* 110(1): 1-17. doi: 10.1016/j.rse.2007.01.002
- Kim J, Lee D, Kim H. 2020. The relationship between urban landscape patterns and land surface temperature in Seoul, Korea. *Appl Geogr* 115: 102146. doi: 10.1016/j.apgeog.2019.102146
- Kim JS, Lee DK, Sung SY, Jeong SG, Park JH. 2015. Study of vulnerable district characteristics on urban heat island according to land use using normalized index—Focused on Daegu Metropolitan City residential district. *J Korea Plann Assoc* 50(5): 59-72. doi: 10.17208/jkpa.2015.08.50.5.59
- Kim S, Lee H. 2020. Assessing urban heat risks using spatial regression and remotely sensed data (in Korean with English abstract). *J Clim Res* 15(3): 145-160. doi: 10.14383/jcr.2020.15.3.145
- Kim SY, Ryu SR, Kim MG. 2021. Evaluation of land surface temperature change according to land cover type in urban areas using satellite images (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Environ Restor Technol* 24(5): 111-123. doi: 10.13087/kosert.2021.24.5.111
- Kim Y, Park J, Choi M. 2023. Monitoring climate risks in Korean metropolitan areas using GEE (in Korean with English abstract). *Geospatial Inf Rev* 31(2): 113-129. doi: 10.33640/gir.2023.31.2.113
- Korea Disease Control and Prevention Agency. 2025. 2025 Heat-related illness surveillance system operation results; [accessed 2025 Sep 6]. https://www.kdca.go.kr/board/board.es?mid=a2030401060&bid=0004&cg_code=C01
- Kumar L, Mutanga O. 2018. Google Earth Engine applications since inception: A bibliometric analysis. *Remote Sens* 10(10): 1509. doi: 10.3390/rs10101509
- Lee H, Kim Y, Park J. 2022. Long-term spatiotemporal trends of heat vulnerability in Seoul: A remote sensing perspective. *Sustainability* 14(8): 4273. doi: 10.3390/su140804273
- Lee JS, Kim YP, Park HW. 2019. The application of Google Earth Engine for estimating urban heat island intensity in Seoul metropolitan area (in Korean with English abstract). *J Korean Geogr Soc* 54(2): 195-210. doi: 10.7478/jkgs.2019.54.2.195
- Lee JY, Choi JW, Kim HY. 2020. Impacts of extreme heat events on cardiovascular mortality in South Korea. *Int J Environ Res Public Health* 17(10): 3658. doi: 10.3390/ijerph17103658
- Lee YH, Kim DW, Park SH. 2021. Urban green space and its cooling effect on land surface temperature in Seoul: A high-resolution remote sensing approach. *Landscape Urban Plann* 216: 104245. doi: 10.1016/j.landurbplan.2021.104245
- Li D, Liao W, Xu Y. 2021. Urban heat island and air pollution: Characterization and correlation analysis using remote sensing data. *Urban Clim* 38: 100886. doi: 10.1016/j.uclim.2021.100886
- Liu Y, An Z, Ming Y. 2024. Simulating influences of land use/land cover composition and configuration on urban heat island using machine learning. *Sustainable Cities Soc* 108: 105482. doi: 10.1016/j.scs.2024.105482
- Min S, Park J, Jeong S. 2019. Recent changes in Korean heatwaves and urban adaptation strategies. *Clim Res* 78(2): 167-179. doi: 10.1127/clres/2019/0088
- Oke TR. 1982. The urban energy balance. *Progr Phys Geogr* 6(3): 341-356. doi: 10.1177/030913338200600302
- Park C, Lee Y. 2020. Urban heat risk mapping using multi-criteria decision analysis (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Geospatial Inf Sci* 28(2): 45-56. doi: 10.12672/ksigs.2020.28.2.045

- Park J, Kim H, Yoo S. 2021. Localized heat risk estimation based on microclimate analysis in Seoul. *Urban Stud* 58(12): 2457-2473. doi: 10.1177/0042098020948956
- Park J, Kim S, Lee J. 2022. Spatiotemporal analysis of urban thermal environment and its drivers in Seoul. *Urban Clim* 46: 101345. doi: 10.1016/j.uclim.2022.101345
- Park JY, Yoon JK. 2020. An assessment of health impacts of extreme heat in Korea (in Korean with English abstract). *J Environ Health Sci* 46(2): 133-142. doi: 10.5668/JEHS.2020.46.2.133
- Peng J, Zhao P, Yin G, Xu K, Tang Y, Liang W. 2022. Analysis of the impact mechanisms and driving factors of urban thermal environment evolution: A case study of Wuhan urban agglomeration, China. *Environ Monit Assess* 194(6), 416. doi: 10.1007/s10661-022-10024-w
- Roy DP, Wulder MA, Loveland TR, Woodcock CE, Allen RG, Anderson MC, Helder D, Irons JR, Johnson DM, Kennedy R, Scambos TA, Schaaf CB, Schott JR, Sheng Y, Vermote EF, Belward AS, Bindaschadler R, Cohen WB, Gao F, Hipple JD, et al. 2014. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sens Environ* 145: 154-172. doi: 10.1016/j.rse.2014.02.001
- Shin M, Lee J, Kwon J. 2019. Analysis of urban heat islands using Landsat data: A case study of Daejeon (in Korean with English abstract). *J Korea Spatial Inf Soc* 27(1): 33-45. doi: 10.12672/ksis.2019.27.1.033
- Song G, Yang J, Kim H. 2021. The relationship between urban thermal environment and green space patterns in Seoul, Korea. *Environ Res* 201: 111617. doi: 10.1016/j.envres.2021.111617
- Tan J, Zheng Y, Song G, Kalkstein LS, Kalkstein AJ, Tang X. 2019. Heat wave impacts on mortality in Shanghai, 1998 and 2003. *Int J Biometeorol* 63(8): 963-972. doi: 10.1007/s00484-019-01740-4
- Voogt JA, Oke TR. 2003. Thermal remote sensing of urban climates. *Remote Sens Environ* 86(3): 370-384. doi: 10.1016/S0034-4257(03)00073-4
- Weng Q, Liu L, Li Y. 2014. Spatiotemporal variations of urban heat islands in Shanghai and their relationships with urbanization. *Urban Clim* 10: 251-260. doi: 10.1016/j.uclim.2014.11.006
- Weng Q, Lu D, Schubring J. 2004. Estimation of land surface temperature-vegetation abundance relationship for urban heat island studies. *Remote Sens Environ* 89(4): 467-483. doi: 10.1016/j.rse.2003.11.009
- Wulder MA, Loveland TR, Roy DP, Crawford CJ, Masek JG, Woodcock CE, Allen RG, Anderson MC, Belward AS, Cohen WB, et al. 2019. Current status of Landsat program, science, and applications. *Remote Sens Environ* 225: 127-147. doi: 10.1016/j.rse.2019.02.015
- Yang L, Cai H, Huang Q. 2023. A new method for extracting urban green spaces based on deep learning and multi-source remote sensing data. *Appl Sci* 13(1): 515. doi: 10.3390/app13010515
- Yang L, Li Y. 2018. Spatiotemporal analysis of urban heat island based on land surface temperature and impervious surface area in Beijing, China. *Environ Sci Pollut Res* 25(29): 29087-29098. doi: 10.1007/s11356-018-2856-1
- Yang L, Sun L, Wang Y. 2020. Spatiotemporal pattern analysis of urban heat island and its driving factors using Landsat images and spatial statistics. *Remote Sens* 12(8): 1302. doi: 10.3390/rs12081302
- Yin J, Li Y, Feng B, Sun H, Yuan Y, Wei R. 2022. Spatial pattern impact of impervious surface density on urban heat island intensity: A case study in the Pearl River Delta, China. *Land* 11(12): 2135. doi: 10.3390/land11122135
- Yoo S, Kim J, Lee H. 2023. Integrating climate-sensitive urban planning and spatial heat vulnerability assessment in Seoul, South Korea. *Sustainable Cities Soc* 89: 104332. doi: 10.1016/j.scs.2022.104332
- Yoo S, Lee H. 2023. A spatiotemporal analysis of heat-vulnerable zones in Seoul using NDVI-LST trends (in Korean with English abstract). *Korean J Urban Environ* 43(1): 73-89. doi: 10.13076/kjsr.2023.43.1.73
- Zhang H, Yin Y, An H, Lei J, Li M, Song J, Han W.

2022. Surface urban heat island and its relationship with land cover change in five urban agglomerations in China based on GEE. *Environ Sci Pollut Res* 29: 82271-82285. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-21452-y>
- Zhang Y, Meng Q, Wang J. 2022. A multi-scale analysis of urban heat island using spatial clustering and remote sensing. *Sustainable Cities Soc* 76: 103445. doi: 10.1016/j.scs.2021.103445
- Zhao L, Lee X, Smith RB, Oleson K. 2014. Strong contributions of local background climate to urban heat islands. *Nature* 511(7508): 216-219. doi: 10.1038/nature13462
- Zheng Q, Zhu W, Cheng D, Zhang S, Zhang W, Wu M, Yang B. 2023. Identification of urban heat island effect on land use land cover changes using remote sensing and GIS in Dammam, Saudi Arabia. *Sustainable Cities Soc* 99: 104445. doi: 10.1016/j.scs.2023.104445
- Zhu Z, Woodcock CE. 2015. Tandem-X interferometry in the prediction of forest inventory attributes in managed boreal forests. *Remote Sens Environ* 159: 259-268. doi: 10.1016/j.rse.2014.12.012