

심층신경망 모형을 이용한 서울시 도시공원 및 녹지공간의 열섬저감효과 분석

김병찬* · 강재우* · 박찬** · 김현진***

*서울시립대학교 조경학과 학부생 · **서울시립대학교 조경학과 부교수 · ***서울시립대학교 조경학과 졸업생

Analysis of Urban Heat Island (UHI) Alleviating Effect of Urban Parks and Green Space in Seoul Using Deep Neural Network (DNN) Model

Kim, Byeong-chan* · Kang, Jae-woo* · Park, Chan** · Kim, Hyun-jin***

*Undergraduate Student, Dept. of Landscape Architecture, College of Urban Science, The University of Seoul

**Associate Professor, Dept. of Landscape Architecture, College of Urban Science, The University of Seoul

***Former Student, Dept. of Landscape Architecture, College of Urban Science, The University of Seoul

ABSTRACT

The Urban Heat Island (UHI) Effect has intensified due to urbanization and heat management at the urban level is treated as an important issue. Green space improvement projects and environmental policies are being implemented as a way to alleviate Urban Heat Islands. Several studies have been conducted to analyze the correlation between urban green areas and heat with linear regression models. However, linear regression models have limitations explaining the correlation between heat and the multitude of variables as heat is a result of a combination of non-linear factors. This study evaluated the Heat Island alleviating effects in Seoul during the summer by using a deep neural network model methodology, which has strengths in areas where it is difficult to analyze data with existing statistical analysis methods due to variable factors and a large amount of data. Wide-area data was acquired using Landsat 8. Seoul was divided into a grid (30m x 30m) and the heat island reduction variables were enter in each grid space to create a data structure that is needed for the construction of a deep neural network using ArcGIS 10.7 and Python3.7 with Keras. This deep neural network was used to analyze the correlation between land surface temperature and the variables. We confirmed that the deep neural network model has high explanatory accuracy. It was found that the cooling effect by NDVI was the greatest, and cooling effects due to the park size and green space proximity were also shown. Previous studies showed that the cooling effects related to park size was 2°C-3°C, and the proximity effect was found to lower the temperature 0.3°C-2.3°C. There is a possibility of overestimation of the results of previous studies. The results of this study can provide objective information for the justification and more effective formation of new urban green areas to alleviate the Urban Heat Island phenomenon in the future.

Key Words: Urban Heat Island Effect, Urban Park and Green Space, Landsat, Land Surface Temperature, Deep Learning

Corresponding author: Chan Park, Associate Professor, Dept. of Landscape Architecture, College of Urban Science, The University of Seoul, Seoul 02504, Korea, Tel.: +82-2-6490-2849, E-mail: chaneparkmomo7@uos.ac.kr

국문초록

도시화로 인한 도시열섬현상(Urban Heat Island)이 심화되면서 도시차원의 열 관리가 중요한 이슈로 다뤄지고, 도시열섬현상완화 방안으로 녹지사업과 환경정책이 시행되고 있고, 도시공원 및 녹지와 열의 관계를 분석하는 다수의 연구가 수행되었다. 하지만 열이라는 특성은 다수의 요인이 복합적으로 얹혀있어 선형적 상관관계를 통한 해석에 한계가 있다. 본 연구는 변수요인들이 다양하고 데이터의 양이 방대하여 기존의 통계분석방식으로는 분석하기 어려운 분야에서 강점을 갖는 심층신경망 모형 방법론을 사용하여 여름철 서울지역의 공원 및 녹지의 열섬저감효과를 평가하는 것을 목표로 연구를 진행하였다. 이를 위해서 Landsat 8 인공위성영상을 활용하여 동시간의 광역적인 데이터를 취득하였고, ArcGis 10.7을 이용하여 서울시를 30m×30m 그리드로 격자화하여, 각 격자에 열섬저감을 측정할 수 있는 환경변수를 구축하였다. Python 3.7과 Keras를 이용하여 심층신경망 모형을 생성하여 지표면 온도와 변수 간의 관계를 분석하였다. 분석 결과, 인공신경망 모형은 높은 설명력을 가지는 것을 확인하였다. 또한 일반적인 연구 결과와 마찬가지로 인접 녹지와와의 거리가 가까울수록, 공원면적이 커질수록, 공원의 식생활동도가 높을수록 지표면 온도가 낮아짐을 확인하였다. 식생활동도에 의한 냉각효과가 많이 있는 것을 확인하였고, 일부 선행연구에서 녹지에 인접할수록 0.3℃ ~ 2.3℃ 저감될 수 있는 특성이 나타나고, 공원의 크기가 크면 2℃~3℃ 저감효과가 나타난다는 결과를 보이고 있는데, 본 연구결과와 비교해 보면 도출된 효과가 과대평가되었을 가능성을 확인하였다. 본 연구의 결과는 향후 도시열섬현상 완화를 위해 새로운 도시녹지를 조성시 효과적인 녹지 구성을 위한 정보로 활용될 수 있다.

주제어: 도시열섬현상, 도시공원 및 녹지, 위성영상, 지표면온도, 덩러닝

1. 서론

기후 변화에 관한 정부간 협의체(IPCC) 보고서에 의하면 최근 도시화로 인한 도시 열섬현상(Urban heat island effect)이 국제적으로 심화될 것으로 분석되고 있다. 도시공간의 불투수성 피복의 증대로 인한 지표면 열 수지의 변화, 연료 소비에 따른 인공 열 증가, 오염물질의 방출량 증가, 도시를 덮은 대기오염물질에 의한 온실효과, 고층건물에 의한 환기의 어려움 등이 도시열섬현상의 원인으로 밝혀지고 있다(Yoon, 2012). 도시민의 건강 악화, 도시 폭염으로 인한 피해를 막기 위하여 사용하는 냉방 에너지로 인해 다시 가속되는 열섬현상, 생태계 변화 등이 도시열섬현상으로 인해 발생하는 피해이다. 이처럼 도시열섬으로 인해 많은 피해 및 변화가 일어나기 때문에 도시차원의 열관리는 매우 중요하게 다뤄지고 있다.

이러한 이유로 도시차원의 열관리 측면에서 공원 및 녹지의 효과와 관련된 연구가 많이 진행되었다. 공원을 규모에 따른 열섬저감효과를 분석하는 연구(Park and Cho, 2016a)가 시도되었으며, Oh and Hong(2005)의 연구처럼 공원·녹지 및 토지의 이용형태, 지형, 건폐율 등의 변수와 지표면 온도의 관계를 분석하는 연구도 진행된 바 있다. Koo et al.(2011)는 용도지역별 정규식생지수와 지표면 온도와의 관계를 분석하였고, Yun et al.(2013)과 Piao(2017) 등은 녹지 확대의 효과를 정량적으로 분석하였다. Yoon and Ahn(2009)은 녹지에 의한 온도저감이 일어나는 공간의 수혜면적과 인구를 산출하였고, Kim et al.(2018a)은 도시공원의 규모와 형태에 따라 주변지역에 대

한 지표면온도와 건물에너지소비저감 영향범위를 분석하였다. 또한 도시열섬현상을 진단하고 녹지계획을 제안하는 선행연구도 존재했다. 대구시의 도시열섬 완화방안인 그린네트워크사업을 제안에 대한 연구(Cha et al., 2007)와 여름철을 대상으로 인공배열, 바람길 형성 등급, 온냉감을 고려한 열환경 유형에 따른 적절한 녹지 관리방안을 제안한 연구가 대표적이다(Joo et al., 2014).

도시공원 및 녹지가 갖는 효과를 분석하기 위해서 많은 연구에서 위성영상자료를 사용하고 있는 것으로 확인되었다(Kim et al., 2014; An and Hong, 2015; Park and Cho, 2016a; Piao, 2017; Kim et al., 2018b). 일부 연구에서는 현장조사 결과와 위성영상을 결합하거나, 현장조사 결과를 활용한 통계적 분석이 이루어지고 있었다(Jo and An, 2006; Kim, 2012; Ki et al., 2012; Park et al., 2017).

국외의 경우도 국내와 유사한 많은 연구가 진행되었다. Lin et al.(2015)은 공원의 규모에 따라 냉각범위를 분석하는 연구를 진행하였고, Cheng et al.(2015)은 중국 상하이의 도시공원의 규모와 주변 토지피복유형에 따른 지표면 온도를 활용한 온도저감효과를 분석하였다. Kong et al.(2014)은 중국 난징에 위치한 도시공원을 대상으로 녹지와 온도 간의 상관분석을 실시하고, 규모에 따른 녹지 및 도시의 민감성 분석을 실시하였다. Feyisa et al.(2014)은 에티오피아의 21개 공원을 대상으로 다중 선형 회귀 모델을 사용하여 냉각 거리와 공원의 물리적 특성 간의 연관성을 조사했다.

국내외로 도시공원 및 녹지가 열관리에 미치는 효과를 알아

보기 위해서 많은 연구가 수행되었으나, 열이라는 특성은 다수의 요인이 복합적으로 얹힌 결과로 지표면 온도와 여러 인자들의 관계가 선형적으로만 나타나지 않는 특성이 있어서 회귀분석으로는 최적의 모형을 찾기 어렵다(Kim and Hong, 2004). 이러한 문제점을 보완하고, 입력변수가 불완전하고 변동의 폭이 넓은 경우에도 해석이 가능한 딥러닝 모델이(Kim and Lee, 2008) 공원 및 녹지의 효과를 분석하는데 사용될 수 있다. 딥러닝 모형은 기후변화, 도시환경의 변화와 같이 변수요인들이 다양하고, 데이터의 양이 방대하여 기존의 통계분석방식으로는 분석하기 어려운 분야에서 강점을 가지고 있다.

따라서 본 연구에서는 서울시 공원 및 녹지 등을 중심으로 공원 및 녹지의 특성 및 공간적 인접성에 따른 온도저감 효과를 지표면 온도 데이터와 딥러닝 모형의 일종인 심층신경망(DNN: deep neural network)을 이용하여 지표면온도(LST: land surface temperature)와 온도 영향 변수 간의 복합적인 관계를 분석하고, 선행연구의 비교분석을 통해서 각 특성을 논의하였다.

II. 연구범위 및 방법

1. 연구범위 및 변수선정

국내 Park and Cho(2016a)의 연구에서 지표면 온도를 활용하여 분석한 공원녹지에 의한 온도저감 효과 범위가 50~150m 인 것으로 나타나고 있고, 국외의 경우 Lin *et al.*(2015)의 연구에서 300m로 나타나고 있었다. 이에 본 연구에서는 외국 연구

에서 나타난 최대범위까지 포함하여 분석하기 위해서 서울에 위치한 도시공원과 공원 주변 300m 이내 지역을 연구의 공간적 범위로 한정하였고, 시간적 범위는 도시열섬현상의 피해가 가장 심각한 7~8월의 여름으로 설정하였다.

딥러닝 분석을 위한 독립변수 선정 과정은 총 3단계에 걸쳐 진행하였다. 1차 독립변수 추출에서는 학위논문, 학술지논문, 해의논문 등 문헌 연구를 통해서 온도저감과 관련있는 분석변수를 다음 Table 1과 같이 추출하였다. 2차 독립변수 추출에서는 자료의 수집가능 여부 즉, GIS상에서 공간 정보 구축이 가능한지 여부로 선별하였다. 선별 결과, 식생유형, 식생구조는 변수에서 제외되었다. 3차 독립변수 추출에서는 비슷한 개념을 갖는 변수들을 정리하고, 연구 목적의 적합 여부에 따라 선별하였다. Normalized difference vegetation index (NDVI)의 경우, 토지이용현황도로 파악할 수 없는 자세한 녹지 비율을 분석하는데 유용하기 때문에(Ko *et al.*, 2019) 녹지를 및 녹피율을 포함하는 변수로 통합하여 변수화 하였고, Normalized difference built-up index (NDBI)의 경우, 공원의 토지피복율 중 포장율을 분석하는데 유용하기 때문에(Lee *et al.*, 2010) 피복 종류 관련 변수로 활용하였다. 선행연구에서 사용되었던 녹지분포나 모양 등은 기준을 명확히 설정할 수 없어 제외하였다. 이를 통해 도출된 독립변수는 공원의 면적, 공원의 고도, NDVI, NDBI, 건폐율, 공원까지의 거리이다.

공원 및 녹지의 특성 및 공간적 인접성에 따라 선행연구에서는 LST값과 공원 내부온도와 공원 외부 온도의 차이를 종속변수로 설정하는 방법이 있었다. 본 연구에서는 공원 외부 건폐율, 공원까지의 거리변수 등 다른 요소들과의 복합적인 분석을

Table 1. List of studies and variables that have verified the cooling effect of park and green space

| | Kim <i>et al.</i> (2014) | Kim <i>et al.</i> (2018a) | Park and Cho (2016a) | Yun <i>et al.</i> (2013) | Kim <i>et al.</i> (2018b) | Park <i>et al.</i> (2017) | Piao (2017) | An and Hong (2015) | Chia <i>et al.</i> (2007) | Oh and Hong (2005) | Jo and Ahn (2006) | Joo <i>et al.</i> (2014) | Ki <i>et al.</i> (2012) | Kim (2012) | Koo <i>et al.</i> (2011) | Feyisa <i>et al.</i> (2014) | Cheng <i>et al.</i> (2015) | Kong <i>et al.</i> (2014) | Lin <i>et al.</i> (2015) | Park and Cho (2016b) |
|-----------------------------|--------------------------|---------------------------|----------------------|--------------------------|---------------------------|---------------------------|-------------|--------------------|---------------------------|--------------------|-------------------|--------------------------|-------------------------|------------|--------------------------|-----------------------------|----------------------------|---------------------------|--------------------------|----------------------|
| Shape of park | | | | | o | | | | | | | | | | | o | | | | o |
| Area of park | | | o | o | o | | o | o | | o | | | | | | o | o | | o | o |
| Elevation of park | | | | | | | | | | | | | | | | o | | | | |
| Land cover | o | | | | | o | o | | | | o | | o | o | | | | o | | |
| NDBI | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| NDVI | | | | | | | | | | | | | | | o | o | | | | o |
| Vegetation type | o | | | | | | o | o | | | | | o | o | | o | | | | |
| Vegetation structure | | | | | | | | o | | o | | | o | o | | o | | | | |
| Green area ratio | | | | | | | | | | o | o | | o | o | | | | o | | |
| Building | | o | | | | o | | | | | | | | | | | | | | |
| Distribution of green space | | | | | | | | | o | | | o | | | | | | | o | |
| Distance from park | | o | | | | | o | | | o | | | | | | | | | o | |

위해서 LST를 활용하였다.

2. 데이터 수집 및 전처리

국가공간정보포털을 통해 행정경계데이터, 공원데이터, 건물물데이터, DEM데이터, 수역데이터를 수집하였다. 인공위성영상의 경우, USGS를 통해서 자료를 획득하였으며, 인공위성 특성 상 지표면의 정보를 파악하기 위해서 구름량이 가장 적은 2017년 8월 26일(Scene Cloud Cover: 11.71 / Land Cloud Cover: 16.4)로 선택하고, 위성영상이 한반도 상공을 지나가는 시간인 오전 11시 08분으로 취득하여 활용하였다. 위성영상을 제외한 공간데이터는 정확한 관계분석을 위해 데이터의 시점을 Landsat 8 위성영상 취득시점인 2017년 8월 26일에 근접하도록 데이터를 수집하였다. 공원데이터는 지정고시일 기준으로 2017년 이후에 지정된 공원은 제외하였다. 또한 데이터의 모든 좌표계를 위성영상 좌표계인 WGS 1984 UTM ZONE 52N으로 변환하였다. 인공신경망 모형 구축에 필요한 데이터 구조는 ArcGIS 10.7을 이용하여 데이터를 전처리하였다. 전처리는 서울시 행정경계 크기에 맞추어 서울시를 Landsat 8 영상의 해상도인 30m×30m 그리드를 만들어 격자화하고, 격자에 각 변수값을 입력하였다. 공원의 규모에 따른 효과분석에 활용하는 공원 면적 데이터는 북한산국립공원, 수락산, 관악산 등 대규모 산지의 경우 제외하고, 도시공원을 대상으로 하였다. 공원에 해당하는 필지는 그 공원의 고유 면적을 모두 동일하게 할당하고, 그렇지 않은 지역은 0으로 처리하였다. 건폐율에 대한 데이터는 기존 건폐율 개념인 '건물면적/필지면적의 비율' 대신 '그리드 격자 내 건축물 면적/그리드 격자의 면적(900m)의 비율'로 계산하여 정리하였다. 고도 데이터는 국토지리정보원에서 제공하는 수치표고모델(DEM)의 해상도가 90m×90m로 제공되기 때문에 30m×30m로 변환하였고, 공원 및 녹지까지의 거리 데이터는 그리드의 개별 격자 중심점에서 인접녹지까지의 최단 거리로 설정하였다. 수역도 온도에 미치는 영향이 있어서 공원 및 녹지로 설정하였다. LST, NDVI, NDBI는 Landsat 8 자료를 활용하여 계산하였다. Landsat 8는 OLI (Operational Land Imager)는 1~9번의 9개의 Band와 TIRS (Thermal Infrared Sensor)의 10번과 11번 Band를 가지고 있다. OLI 센서는 30m의 공간해상도를 가지고 있고, TIRS 센서는 100m의 공간해상도를 가지고 있다. TIRS 자료는 OLI 센서 자료와 해상도 일치를 위해 30m 해상도로 제공되고 있다. TIRS 자료는 지표면온도를 계산하기 위해 사용되는데, Band11은 Band10보다 대기에 대한 영향을 많이 받기 때문에 온도가 다소 낮게 측정되는 경우가 있다. 따라서 본 연구에서는 Band10을 사용하였다. USGS에서 취득한 인공위성영상의 OLI 센서 자료의 지표면 특성을 계산하기 위해서는 센서에 도달하는 반사도를 계산할 필요가 있다. 반사도 계산에서 사용되는 방정식은 USGS에서 제공하는

식 1을 사용하였다.

$$\rho_{\lambda}' = M_{\rho} \times Q_{cal} + A_{\rho} \quad (\text{식 1})$$

여기서 ρ_{λ}' 는 계산된 반사도(reflectance)이고, M_{ρ} 는 해당 밴드에 해당하는 Reflectance multiplicative scaling factor 상수이며, A_{ρ} 은 해당 밴드에 대한 Reflectance additive scaling factor 상수이다. Q_{cal} 은 해당 픽셀의 값을 의미한다.

위 계산된 식 1을 바탕으로 계산된 반사도를 다시 태양고도와 태양방위각을 고려한 식 2를 이용하여 위성영상을 보정하였다.

$$\rho_{\lambda} = \frac{\rho_{\lambda}'}{\sin(\theta_{sz})} = \frac{\rho_{\lambda}'}{\cos(\theta_{se})} \quad (\text{식 2})$$

여기서 ρ_{λ} 는 보정된 반사도이고, θ_{sz} 는 태양의 천정 각도, θ_{se} 는 태양의 일조 각도이다. 보정된 반사도를 통해 NDVI(normalization difference vegetation index)와 NDBI(normalization difference built index)를 계산하는 식은 각각 다음과 같다(식 3, 식 4, Figure 1, Figure 2 참조).

$$NDVI = \frac{NIR(band5) - RED(band4)}{NIR(band5) + RED(band4)} \quad (\text{식 3})$$

$$NDBI = \frac{SWIR(band6) - NIR(band4)}{SWIR(band6) + NIR(band4)} \quad (\text{식 4})$$

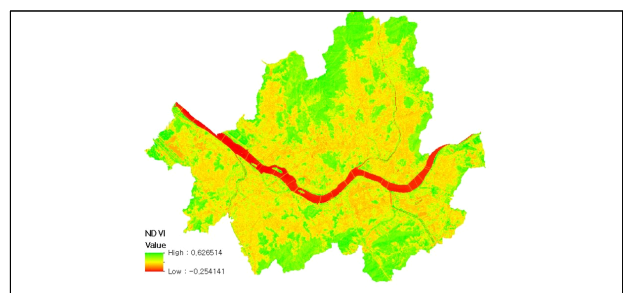


Figure 1. NDVI

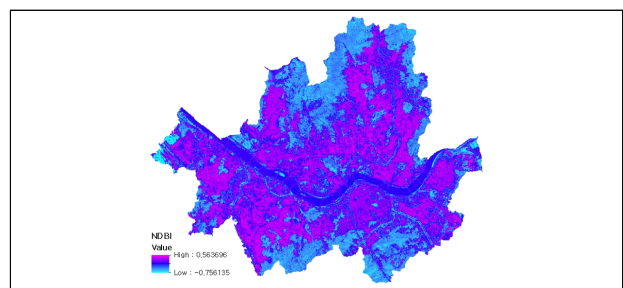


Figure 2. NDBI

중속변수인 지표면온도(LST) 값을 계산하는 과정은 다음과 같다. USGS에서 취득한 인공위성영상의 TIRS 자료의 지표면 특성을 계산하기 위해서는 센서에 도달하는 복사량을 계산할 필요가 있다. 복사량 계산에서 사용되는 방정식은 USGS에서 제공하는 식 5를 사용하였다.

$$L_{\lambda} = M_L \times Q_{cal} + A_L \quad (\text{식 } 5)$$

여기서 L_{λ} 는 계산된 복사량(Radiance)이고, M_L 은 해당 밴드에 해당하는 Radiance multiplicative scaling factor 상수이며, A_L 은 해당 밴드에 대한 Radiance additive scaling factor 상수이다. Q_{cal} 은 해당 픽셀의 값을 의미한다.

$$T = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_{\lambda}} + 1\right)} - 273.15 \quad (\text{식 } 6)$$

계산된 복사량 L_{λ} 을 이용하여 지구 표면의 방출에너지, 즉 밝기온도 T 를 계산했다(식 6 참조). 여기서 K_1 과 K_2 는 해당하는 Landsat 적외선 밴드에 해당하는 계수이고, -273.15 는 절대온도(K)를 섭씨온도(°C)로 변환하는 과정이다. 지표면온도(LST) 값을 얻기 위해서는 지표면 방출률(ϵ)을 통해 보정이 되어야 한다. 지표면 방출률은 NDVI를 이용하여 P_v 를 계산하는 방법(식 7 참조)이 가장 널리 사용되고 있어 본 연구에서는 NDVI 지수를 통하여 방출률을 계산하였다(식 8 참조).

$$P_v = \left[\frac{(NDVI - NDVI_{\min})}{(NDVI_{\max} - NDVI_{\min})} \right]^2 \quad (\text{식 } 7)$$

$$Emissivity(\epsilon) = 0.004 \times P_v + 0.986 \quad (\text{식 } 8)$$

이후 방출률을 통해 보정한 지표면 온도(LST)를 계산하였다(식 9, Figure 3 참조).

$$LST = \frac{T}{\left(1 + \frac{0.00115 \times T}{1.4388}\right) \times \ln(\epsilon)} \quad (\text{식 } 9)$$

독립변수 데이터와 종속변수 데이터를 연구목적에 맞게 전처리한 이후 서울시 행정경계를 30m×30m 그리드로 만든 격자로 변환된 자료에 각 그리드에 위치한 독립변수와 종속변수의 정보를 입력하였다. 하나의 격자는 통계분석 시에 하나의 표본이 되며, 총 474,004개의 표본이 존재한다.

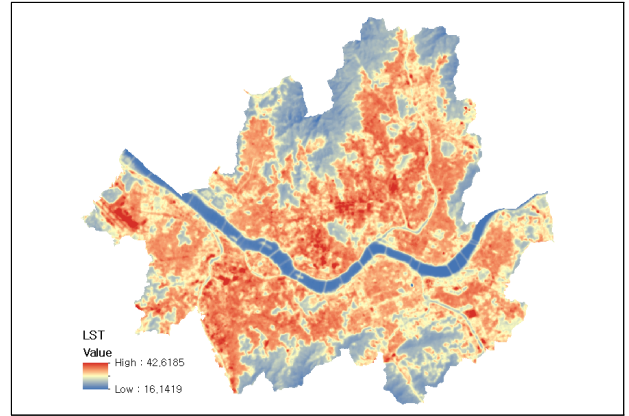


Figure 3. LST

3. 인공신경망 모형 설계

심층신경망 모형 설계는 Python 3.7을 이용하였으며, 보다 정교한 모형을 구축하기 위해 데이터 코딩을 통해 전처리과정을 거쳤다. 은닉 계층 수와 각 은닉 계층 노드의 수는 여러 조건에서의 모형 생성을 통해 데이터 분석에 적합한 비율을 찾았다. 계층 수는 4개, 각 은닉 계층의 노드의 수는 64개-128개-128개-64개로 구성하였다. 계층을 넘어가면서 입력값들의 통과 여부를 결정하는 활성화 함수로는 LeakyRelu를 사용했다. 신경망 구조에서 결과값의 오차를 구하여 역전파 방법으로 가중치들을 업데이트하는 방법인 가중치 초기화로는 he-initialization을 사용하고, 가중치 최적화 기법은 adadelata 방법을 사용했다. 예상 값과 실제 값의 차이를 보여주는 손실 함수로는 mean squared error를 사용했다. 모형의 성능은 mean absolute error (MAE)와 mean absolute percentage error (MAPE)를 동시에 활용해 측정했다.

변수별 데이터의 측정단위가 다르면 인공신경망 모형에서 그 관계 분석에 부정적 영향을 미칠 수 있으므로, 종속변수와 각각의 독립변수에 대해 정규화를 수행함으로써 변수의 단위를 일정하게 맞췄다. 모형 설계는 먼저 심층신경망모형의 학습 데이터에 의한 과적합(overfitting)을 방지하기 위해서 데이터의 80%를 훈련 데이터 집합으로, 20%를 시험데이터 집합으로 나누었다.

4. LST와 독립변수 간의 관계 분석

1) 순열 중요도(Permutation Importance)

모형의 적합성을 판단하기 위해 순열 중요도를 사용하였다. 인공신경망 모형에서 독립변수의 중요도를 정확히 측정하기 어려우므로, 순열중요도는 각각의 독립변수가 모형의 성능에 영향을 파악해 간접적으로 독립변수의 중요도를 산정하는 방법이다. 순열중요도의 경우, 방향성을 갖는 변수는 중요도가 높

게 나오고, 방향성을 갖지 않는 변수는 중요도가 낮게 나오는 특성이 있다. 즉, 선형함수일수록 중요도가 높게 나타나고, 비선형함수일수록 중요도가 낮게 나타난다. 본 연구에서는 이상치를 제거하지 않은 서울시 전체 데이터와 이상치를 제거한 데이터를 비교하는 동시에 일반적인 이론 및 선행연구에서 도시 열섬현상에 영향을 주는 요소들과 일치하는지 확인함으로써 생성한 모형의 적합성을 평가했다.

2) 변수별 LST와의 관계 분석

$$P = \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 f_j(R(x_1), \dots, x_t, \dots, R(x_n)) \quad (\text{식 } 10)$$

x_t : 평가 대상 독립변수
 x_k : 관계 평가 대상 독립변수 ($k=1 \dots n \mid k \neq t$)
 R : 특정 독립변수의 데이터 집합값 중 평균값을 선택해 반환하는 함수
 f_j : j 번째 생성한 열섬저감효과분석 모형
 $n=6$ (독립변수의 개수)
 $j=5$ (생성된 모형의 개수)
 P : 5개의 열섬저감효과분석 모형의 LST값들의 평균 (최종 LST값)

모형을 통한 특정 독립변수 x_t 의 LST와의 관계 분석은 다음과 같이 진행한다. 인공신경망 특성상 같은 데이터셋으로 학습을 시켜도 모형 생성 시마다 조금씩 달라지는 것을 보완하기 위해서 학습과정을 총 5번으로 하여 5개의 모형(f)을 생성하였다. 그리고 각각의 모형에서 x_t 를 제외한 독립변수들인 x_k 들의 고정값 $R(x_k)$ 를 구한다. $R(x_k)$ 는 전체 데이터 셋에서 x_k 의 평균값이다. x_k 의 평균값을 넣는 이유는 평가대상독립변수 외의 값은 고정되어야 평가대상 독립변수만의 LST와의 관계가 평가되기 때문이다. 그 이후 $R(x_k)$ 들과 x_t 를 입력값으로 앞서 생성된 5개의 모형의 LST값 $f_{1,2,3,4,5}$ 를 평균내어 최종 LST값을 구하고, 그래프를 생성하였다.

III. 연구결과

1. 모형 정확도 및 적합성 평가

심층신경망 모형을 사용하여 공원녹지의 열섬저감효과에 관한 비선형 함수관계를 포착할 수 있었고, 서울지역의 도시열섬현상에 영향을 주는 변수들의 효과를 확인할 수 있었다. 생성한 모형의 MAE는 0.0496으로, 약 1.20℃ 정도의 오차를 가졌으며, MAPE의 경우 10.09로 약 89.90%의 설명력을 보였다(Table 2 참조).

Table 2. Model accuracy evaluation

| Evaluation index | Value | Conversion value |
|--------------------------------------|---------|------------------|
| Mean absolute error(MAE) | 0.0496 | 1.21℃ |
| Mean absolute percentage error(MAPE) | 10.0932 | 89.90% |

독립변수별 순열 중요도는 다음과 같이 계산되었다. NDVI의 경우, 순열중요도가 낮게 나타났는데, NDVI의 경우 한강의 영향으로 음의 값에서도 LST는 음의 값을 띄고, 녹지의 영향으로 양의 값으로 갈수록 LST는 음의 값을 띄어 방향성이 없는 변수이기 때문에 중요도가 낮게 나타났다. 또한 NDBI의 중요도가 높은 것이 확인되어 여름철 도시열섬현상의 원인인 불투수성피복 증가에 대한 지표면 열 수지의 변화라는 Yoon(2012)의 연구와 일치하는 것을 확인할 수 있었다. 일반적으로 고도가 높을수록 지표면 온도가 낮다는 이론과 일치했으며, 이상치를 제거하기 전 고도의 순열중요도 값은 0.0023으로 이상치 제거 후 순열중요도 값인 0.0025와 차이가 거의 없어 모형이 일반적으로 적합한 결과를 보여줌을 확인할 수 있었다(Table 3 참조).

Table 3. Permutation importance

| Independent variable | Value | Percentage |
|----------------------|--------|------------|
| NDBI | 0.0061 | 44.52% |
| Area | 0.0033 | 24.08% |
| Elevation | 0.0025 | 18.24% |
| Distance | 0.0011 | 8.02% |
| Building | 0.0006 | 4.37% |
| NDVI | 0.0001 | 0.72% |

2. LST와 독립변수 간의 관계 추정

1) 인접녹지와의 거리

녹지와의 거리가 100m 미만인 구간은 녹지의 거리가 가까울수록 더 큰 냉각효과가 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 녹지 인접성과 LST와의 상관성은 0.54로 높게 나타났고, 이러한 관계는 Figure 4와 같이 녹지로부터 100m 떨어진 지점의 지표면 온도를 평균 약 0.5℃ 저감시키는 효과가 나타난다. Figure 4의 그래프를 살펴보면, 0m 지점부터 기온이 점차 완만해지다가 100m 지점에서 최고점을 찍고, 약 150m 지점까지 다시 온도가

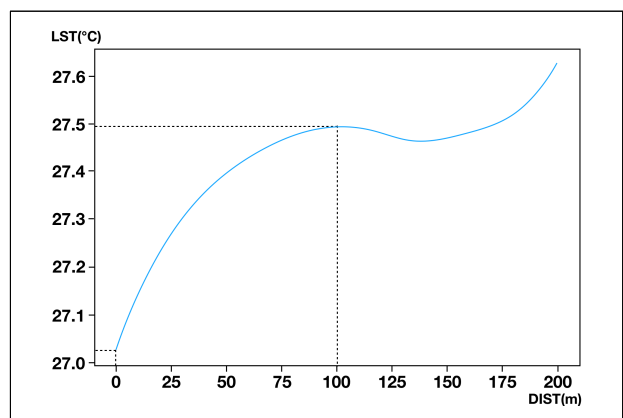


Figure 4. Cooling effect by green space proximity

낮아지고 150m 지점 이후 다시 기온기가 가팔라지면서 온도가 높아지는 양상을 보인다. 이는 녹지로부터 떨어진 약 100m 지점까지는 녹지의 영향을 받는 것으로 해석되고, 100m 지점 이후에는 고도, 토지이용 등 다른 저감요인을 더 받는 것을 알 수 있다. 그리고 150m지점 이후는 녹지에 대한 효과는 나타나지 않는 것을 확인할 수 있었다.

본 연구에서는 서울시 도시공원 면적의 평균값인 105,797m² 면적의 공원이 평균 100m까지 온도저감효과가 지속되는 것을 확인하였다. 인접녹지와와의 거리에 따른 냉각효과를 선행연구를 비교해 보면 Lin *et al.*(2015)의 연구에서 200,000m²의 공원이 평균 200m의 냉각효과 범위를 가진다는 결과가 있는데, 이와 유사한 경향을 보이는 것을 확인하였다. 또한, Kim *et al.*(2018b)의 연구에서 상업지역은 0~200m, 주거지역은 100~150m로 비슷한 냉각효과 범위를 가졌지만, 주거지역에서 2.3℃, 상업지역에서 평균 0.3℃의 냉각강도를 보이는 특성에 있어서는 차이가 있었다. 마지막으로 에티오피아를 대상으로 한 Feyisa *et al.* (2014)의 연구에는 공원의 냉각범위는 모양과 크기에 따라 다르지만 240m라고 분석하였는데, 이는 서울과 에티오피아의 도시구조의 차이로 인한 오차라고 해석된다.

2) 공원 면적

공원의 면적과 LST와의 상관성은 -0.45로 나타났으며, 일반적으로 공원면적이 커질수록 온도저감효과가 있다. 하지만 y 값의 편차를 보면 약 0.9℃로 x 값의 편차가 약 2.3km²에 비해 작은 것으로 보아 공원 면적 대비 온도저감효과는 미비하다는 것을 확인할 수 있었다. Figure 5의 그래프를 살펴보면, 면적이 커질수록 기온기가 완만해지는 것을 확인할 수 있다. 이는 공원이 커질수록 냉각효과가 커지지만 면적이 2.3km²이상인 공원은 약 28.28℃로 냉각효과가 거의 일정해지는 것을 확인할 수 있다. 또한 0.5℃의 냉각효과가 있고 기온기가 완만해지기 시작할 때 경제적 가치 대비 냉각효과가 가장 좋다. 즉, 공원의

면적대비 냉각효과강도는 0.85km²와 1.2km²사이의 공원이 가장 효율적이라고 해석할 수 있다. 선행연구의 연구결과와 비교해보면 면적이 큰 공원은 효과가 크다는 결과(Kim *et al.*, 2018b; Feyisa *et al.*, 2014; Cheng *et al.*, 2015)는 비슷했으나, Park and Cho(2016a)의 연구에서 나타난 6,000~100,000m²의 공원이 2~3℃의 냉각효과가 있다는 결과와는 일치하지 않았다.

3) NDVI(정규식생지수)

Figure 6의 그래프를 살펴보면 그래프의 x 값 중 0 이하의 범위에서 LST가 낮아지는 것을 볼 수 있다. 이는 NDVI 지수가 음의 값을 갖는 수역의 영향인 것으로 확인된다. 따라서 수역의 영향에 따른 냉각효과를 확인하기 위해서는 LST 최고점인 0이하의 범위를 보아야 하고, 식생의 영향에 따른 냉각효과를 확인하기 위해서는 LST의 최고점인 0 이상의 범위를 살펴보아야 한다. 수역의 영향에 따른 최대온도저감효과는 약 2.5℃이고, 식생의 영향에 따른 최대온도저감효과는 약 2.0℃로 수역 영향과 0.5℃의 차이를 가진다. 그래프의 기온기를 확인해 보면, 0 지점 이후 NDVI가 높을수록 기온기가 가팔라지는 것을 알 수 있다. 입력 데이터의 NDVI와 LST의 상관성은 -0.32로 나타났지만, 아래 그림의 관계에서 보여주듯이 딥러닝을 이용하면 식생활력도가 높을수록 온도저감에 효과있는 것을 확인할 수 있다.

도시공원의 저감효과를 효과적으로 분석하기 위해 Table 4와 같이 데이터셋에서 공원에 속하는 모든 그리드의 NDVI 데이터 분포도를 구축하여 비교하였는데, 총 470,004개의 그리드 중 공원에 속하는 그리드는 61,578개이고, 서울에 위치한 도시공원의 NDVI 평균은 0.36이며 표준편차는 0.10이었는데, 이를 적용하여 서울시에 존재하는 도시공원의 평균적 효과를 분석해 보면, 평균 1℃의 냉각효과를 갖는다고 볼 수 있다.

본 연구의 연구결과를 선행연구와 비교해 보면 Park and Cho (2016b)의 연구결과와 같이 NDVI는 냉각강도와 비선형적으로

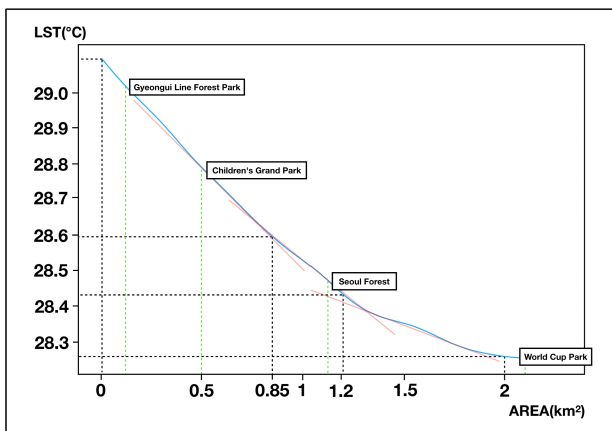


Figure 5. Cooling effect by area

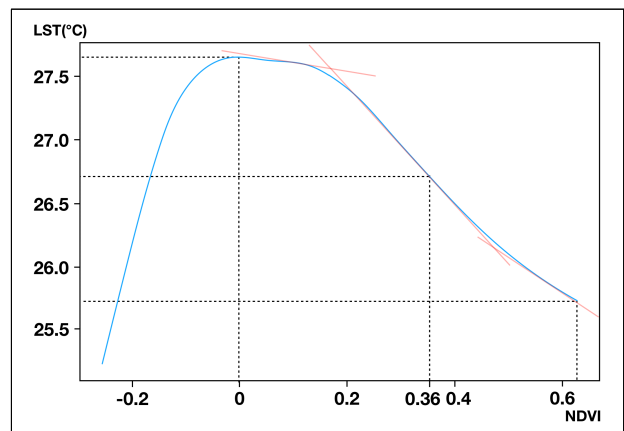
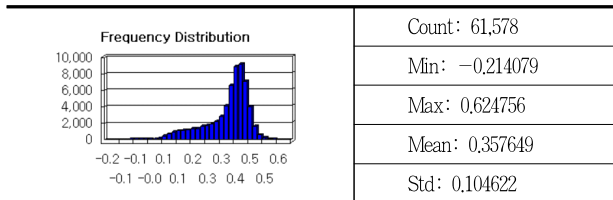


Figure 6. Cooling effect by NDVI

Table 4. Statistics of NDVI of urban parks in Seoul



비례관계에 해당했으며, Feyisa *et al.*(2014)의 연구와 마찬가지로 NDVI가 커질수록 냉각강도가 커지는 것이 확인되었다. 또한 공원의 면적과 관련하여 6,000~100,000m² 면적에 해당하는 공원이 냉각강도가 2~3℃라는 결과를 도출한 선행연구 Park and Cho(2016a)에서는 분석방법의 한계로 인하여 공원의 면적과 NDVI의 영향이 복합적으로 나타난 결과로 해석된다. 100,000m² 면적의 공원의 면적에 의한 냉각강도가 약 0.5℃이고, 이 때 NDVI가 0.6이라면 2.0℃가 추가 저감되어 총 2.5℃의 냉각강도를 갖게 된다. 이는 선행연구에서 제시한 2~3℃ 범위 내이므로 의미가 있다고 생각되며, 선행연구에서 도출된 NDVI의 영향이 포함되어 공원의 면적의 영향이 과대평가된 것으로 판단된다.

4) NDBI(정규시가지지수), 건폐율

NDBI와 건폐율은 시가지데이터로 NDBI 또는 건폐율이 증

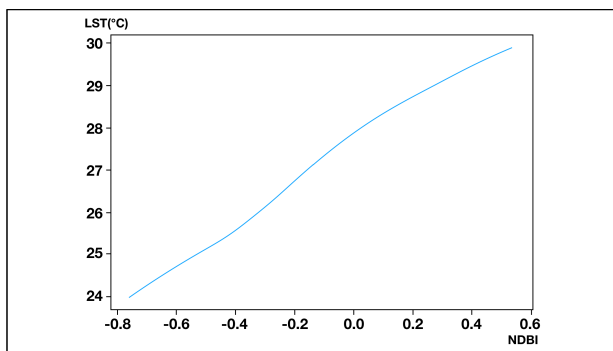


Figure 7. Cooling effect by NDBI

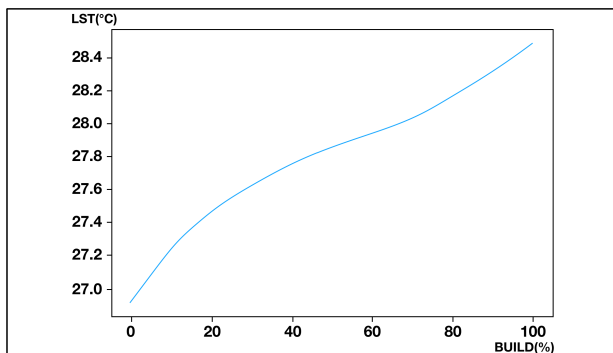


Figure 8. Cooling effect by building

가함에 따라 LST가 증가하는 경향을 보이고 있다. 실제 상관성은 각 0.68과 0.59로 나타났다. 따라서 온도와 NDBI, 온도와 건폐율의 관계는 양의 상관관계를 띄고 있고, 두 변수는 온도 상승요인이라는 것을 알 수 있다. 또한 온도 폭을 봤을 때 NDBI는 약 6℃, 건폐율은 약 1.4℃의 차이가 나는 것을 보아 도시열섬현상의 주요 원인이 도시화라는 것을 확인할 수 있다 (Figure 7, Figure 8 참조).

5) 고도

고도가 증가함에 따라 LST는 감소하는 경향을 보이고 있다 ($r = -0.50$). 고도와 온도는 음의 상관관계를 띄고 있기 때문에 고도는 온도저감요인이라는 것을 알 수 있다. 이는 Feyisa *et al.*(2014)의 연구결과와 일치하며, 고도가 높으면 온도는 낮다는 일반적인 이론과도 일치하였다(Figure 9 참조).

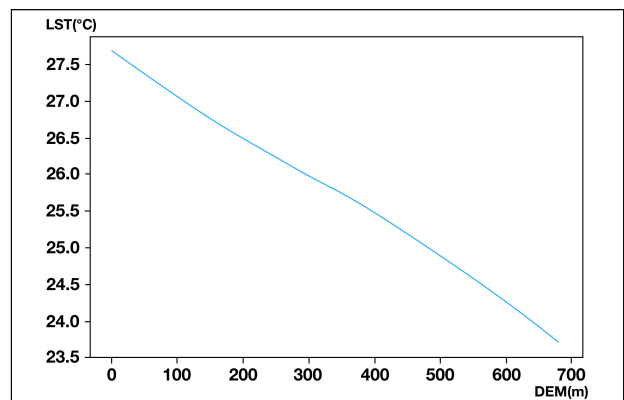


Figure 9. Cooling effect by elevation

6) LST와 기상청 측정망(AWS)와의 관계와 의미

일반적인 연구 결과와 마찬가지로 인접 녹지와의 거리가 가까울수록, 공원면적이 커질수록, 공원의 식생활동도가 높을수록 지표면온도가 낮아짐을 확인하였다. 식생활동도에 의한 냉각효과가 많이 있는 것을 확인하였고, 일부 선행연구에서 녹지에 인접할수록 0.3℃~2.3℃ 저감될 수 있는 특성이 나타나고, 공원의 크기가 크면 2℃~3℃ 저감효과가 나타난다는 결과를 보이고 있다. 본 연구결과에서 공원의 인접성과 공원의 면적에 따른 효과로 나타난 0.5℃의 저감효과를 볼 때, 각 영향이 과대평가된 것으로 판단된다. 또한, 영상 취득 당시 서울지역의 평균 풍속은 2.0m/s였고, 습도는 30%였다. 기상측정망이 있는 지역의 LST는 25℃에서 35℃까지 분포를 보였으나, 기온은 25℃에서 29℃ 범위를 보였다. LST와 실제 기온과의 관계가 있지만, 실제 기상정보에 비해 온도의 범위가 과대 추정되기 때문에 이러한 영향까지 고려하면, 과대추정 가능성이 존재한다. Gallo *et al.*(2011)의 연구에서 지표면 온도와 기온과의 관계가 날씨의 여부에 따라서 r^2 이 0.83에서 0.98까지 보이는 것을 살

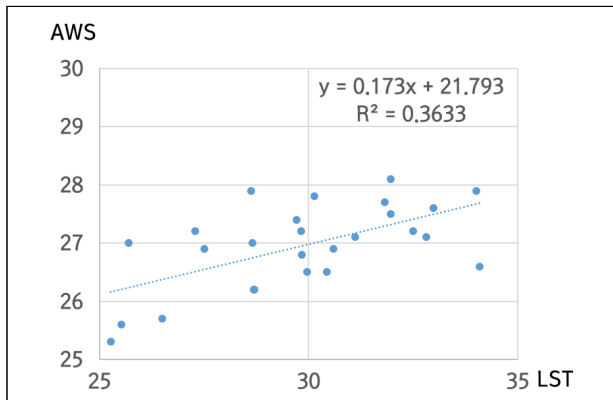


Figure 10. Relationship between LST and AWS

퍼블 때 본 연구에서 사용된 지표면 온도와 기온은 낮은 설명력을 보이고 있다. 서울의 도시구조가 복잡하고, 다양한 토지피복 특성을 갖고 있는 특성을 감안하고, 본 연구에서 공원녹지 주변 300m 범위 내 공간만을 가지고 분석하였기 때문에 연구 결과의 해석에 한계는 있지만, 연구결과가 갖는 시사점이 있다고 판단된다. 이러한 오차를 최소화하고, 공원의 효과를 제대로 확인하기 위해서는 향후 실제 기상정보를 활용한 연구가 필요하지만, 현재 공원녹지의 온도저감 효과 등을 공간적으로 분석하는데 있어서는 LST를 활용한 분석이 최선인 것으로 판단된다(Figure 10 참조).

IV. 결론

본 연구에서는 인공신경망 모형을 통해 2017년 8월 26일 서울시 도시공원녹지를 대상으로 공원의 면적, 정규식생지수, 정규시가지지수, 공원 외부의 건폐율, 인접 녹지와의 거리에 대한 지표면온도의 냉각효과를 분석하였다. 그 결과, 모형의 정확도는 89.90%로 매우 높은 설명력을 가졌고, 인접 녹지와의 거리가 가까울수록, 공원면적이 커질수록, 공원의 식생활력도가 높을수록 지표온도가 낮아짐을 확인할 수 있었다. 본 연구는 기존연구방법에서 사용하지 않은 심층신경망이라는 새로운 방법론을 이용하여 도시공원의 열섬저감요인과 열섬현상간의 복합적인 관계해석이 가능토록 하여 보다 해석 가능한 관계를 찾았다는 점에서 의의를 갖는다. 이를 통해 식생활력도에 의한 냉각효과가 가장 큰 것을 확인할 수 있었고, 일부 선행연구에서 면적에 의한 냉각효과는 과대평가되었을 가능성을 확인했다. 이러한 해석 데이터는 녹지사업과 환경정책의 효율성을 제대로 평가할 수 있는 근거가 될 수 있다. 공원 및 녹지의 열섬저감 효과를 극대화하기 위해서는 공원 녹지와 다른 녹지의 거리는 약 200m 이내로 조성하고, 0.83km²~1.2km²이내의 공원 녹지를 조성하는 것이 경제적이면서 열섬현상 저하에 효과적인 것을 확인하였다. 그리고 공원 녹지 조성 시 수공간을 적절히 배

치하며, 공원 녹지의 식생활력도는 약 0.38이상을 유지하는 것이 중요한 사항임을 확인하였다.

본 연구의 한계와 추후 발전방향은 다음과 같다. Landsat8 위성영상은 30×30m 해상도를 가지는데, 이 해상도는 도시의 세부적 정보들을 다루지 못하는 한계가 존재한다. 이는 고해상도의 위성영상을 취득하게 되면 더 세부적 분석 가능할 것으로 예상된다. 그리고 위성영상 평면적 특성으로 공원 녹지의 식생층위구조, 식생 종류까지 조사할 수 없는 점이 존재하였는데, 이는 Lidar 등의 실측과 함께 연구가 진행되면 보다 정확한 결과가 나올 것으로 예상된다. 또한 위성영상 시간적 특성으로 위성이 한반도 상공을 지나가는 시간인 오전 11시의 데이터들 중 2017년 8월 26일의 단시간 데이터를 분석했다는 점에서 본 연구의 결과가 보편적이지 않을 수 있는데, 추후 다른 년도와 계절의 데이터들을 비교분석하고, 실제 기상데이터를 활용할 수 있는 방법을 찾아 적용해서 열섬저감효과를 정리하면 열섬저감효과에 대한 종합적 결론이 나올 것으로 생각된다. 광범위한 데이터 취득을 위해 LST데이터를 사용했는데, 이는 실제 기온과 다소 상이할 수 있다. 실측 기온을 활용하여 LST데이터를 보정하여 사용하면 더 설득력 있는 결과가 나올 것으로 예상된다.

References

1. An, M. Y. and S. H. Hong(2015) Relationship between changing vegetation type and temperature in urban forest, Korean Journal of Environment and Ecology 2015(2): 55-55.
2. Cha, J. G., E. H. Jung, J. W. Ryu and D. W. Kim(2007) Constructing a green network and wind corridor to alleviate the urban heat-island, Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies 10(1): 102-112.
3. Cheng, X., B. Wei, G. Chen, J. Li and C. Song(2015) Influence of park size and its surrounding urban landscape patterns on the park cooling effect, Journal of Urban Planning and Development 141(3): A4014002.
4. Feyisa, G. L., K. Dons and H. Meilby(2014) Efficiency of parks in mitigating urban heat island effect: An example from Addis Ababa, Landscape and Urban Planning 123: 87-95.
5. Gallo, K., R. Hale, D. Tarpley, and Y. Yu(2011) Evaluation of the relationship between air and land surface temperature under clear- and cloudy-sky conditions, J. Appl. Meteor. Climatol. 50: 767-775.
6. Jo, H. G. and T. W. An(2006) Exploring relationships between urban tree plantings and microclimate amelioration, Journal of the Korean Institute of Landscape Architecture 34(5): 70-75.
7. Joo, C. H., J. H. Kim and Y. H. Yoon(2014) A study on green space management planning considering urban thermal environment, Journal of Environmental Science International 23(7): 1349-1358.
8. Ki, K. S., B. H. Han and J. Y. Hur(2012) A study of factors influencing of temperature according to the land cover and planting structure in the city park - A case study of central park in Bundang gu, Seongnam -, Korean Journal of Environment and Ecology 26(5): 801-811.
9. Kim, G. H., Y. G. Lee, J. H. Kim, H. W. Choi and B. J. Kim(2018b)

- Analysis of the cooling effects in urban green areas using the landsat 8 satellite data, Korean Journal of Remote Sensing 34(2): 167-178.
10. Kim, H. S.(2012) The Difference in Temperature according to the Land Coverage and Vegetation Structure of Large-Scale Green Area in Seoul, Master Thesis, University of Seoul, Korea.
 11. Kim, K. J., D. J. Kim, C. H. Lee and S. I. Lee(2018a) Analysis on influence range of reducing the surface temperature and building energy consumption by urban park size and shape, Journal of the Korean Regional Development Association 30(2): 155-176.
 12. Kim, M. K., S. P. Kim, N. H. Kim and H. G. Sohn(2014) Urbanization and urban heat island analysis using landsat imagery: Sejong city as a case study, Journal of the Korean Society of Civil Engineers 34(3): 1033-1041.
 13. Kim, S. J. and S. Y. Lee(2008) A study on the determining model of office rents -Based on multiple regression and artificial neural networks-, Journal of the Korean Regional Science Association 24(2): 3-26.
 14. Kim, T. H. and H. K. Hong(2004) A study on apartment price models using regression model and neural network model, Korea Research Institute for Human Settlements 43: 183-200.
 15. Ko, Y. J., K. H. Cho and W. C. Kim(2019) Analysis of environmental equity of green space services in Seoul -The case of Jung-gu, Seongdong-gu and Dongdaemun-gu-, Journal of the Korean Institute of Landscape Architecture 47(2): 100-116.
 16. Kong, F., H. Yin, P. James, L. R. Hutyrá and H. S. He(2014) Effects of spatial pattern of greenspace on urban cooling in a large metropolitan area of eastern China, Landscape and Urban Planning 128: 35-47.
 17. Koo, S., G. S. Jung and H. H. Yoo(2011) Analysis of correlation between urban temperature and NDVI of landsat imagery, The Korean Society for Geo-Spatial Information System 2011(5): 181-182.
 18. Lee, W. S., S. G. Jung, K. H. Park and K. T. Kim(2010). Analysis of urban thermal environment for environment-friendly spatial plan, Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies 13(1): 142-154.
 19. Lin, W., T. Yu, X. Chang, W. Wu and Y. Zhang(2015) Calculating cooling extents of green parks using remote sensing: Method and test, Landscape and Urban Planning 134: 66-75.
 20. Oh, K. S. and J. J. Hong(2005) The relationship between urban spatial elements and the urban heat island effect, Journal of The Urban Design Institute of Korea 6(1): 47-63.
 21. Park, J. H. and G. H. Cho(2016a) Influence of park size on the park cooling effect - Focused on Ilsan new town in Korea -. Journal of Korea Planning Association 51(5): 247-261.
 22. Park, J. H. and G. H. Cho(2016b) Examining the association between physical characteristics of green space and land surface temperature: A case study of Ulsan, Korea, Sustainability 8(8): 777.
 23. Park, S. K., S. M. Jo, C. J. Hyun, H. Y. Kong, S. H. Kim and Y. K. Shin(2017). Air temperature modification of an urban neighborhood park in summer - Hyowon Park, Suwon-si, Gyeonggi-do -. Journal of Environmental Science International 26(9): 1057-1072.
 24. Piao, Y.(2017) Analysis of Relationship between Green Space Distribution and Temperature in Cheongju Using Landsat Data, Master Thesis, Korea National University of Education, Korea.
 25. Yoon, G. H.(2012) A Study on Apartment Housing Model Development for Mitigation of Urban Heat Island Effect, Master Thesis, ChungAng University, Korea.
 26. Yoon, M. H. and T. M. Ahn(2009). An application of satellite image analysis to visualize the effects of urban green areas on temperature, Journal of the Korean Institute of Landscape Architecture 37(3): 46-53.
 27. Yun, H. C., M. K. Kim and K. Y. Jung(2013) Analysis of temperature change by forest growth for mitigation of the urban heat island, Journal of the Korean Society of Surveying Geodesy Photogrammetry and Cartography 31(2): 143-150.

Received : 30 June, 2020

Revised : 24 July, 2020 (1st)

04 August, 2020 (2nd)

Accepted : 04 August, 2020

3인익명 심사필