

# 도시공간적 요인을 고려한 로지스틱 회귀분석 기반 체감더위 예측 모형 개발\*

성욱제<sup>1</sup>·박형민<sup>2</sup>·임재연<sup>3</sup>·서유진<sup>4</sup>·손정민<sup>1</sup>·민진규<sup>5</sup>·엄정희<sup>6\*</sup>

## Development of a Prediction Model for Personal Thermal Sensation on Logistic Regression Considering Urban Spatial Factors\*

Uk-Je SUNG<sup>1</sup>·Hyeong-Min PARK<sup>2</sup>·Jae-Yeon LIM<sup>3</sup>·Yu-Jin SEO<sup>4</sup>  
·Jeong-Min SON<sup>1</sup>·Jin-Kyu MIN<sup>5</sup>·Jeong-Hee EUM<sup>6\*</sup>

### 요 약

본 연구는 시민들이 직접 체감하는 더위인 체감더위를 열환경 단위로 설정하여 공간적 요인과의 상관관계를 분석하고 체감더위 예측 모형을 개발하였다. 체감더위를 수집하기 위해 리빙랩이라는 시민 참여형 연구방법론을 적용하여 시민들이 직접 체감더위를 기록하고 주변의 온도를 측정하도록 하였다. 수집한 체감더위 정보의 입력지점에 기반하여 주변 도시공간적 요소를 수집하여 통계 분석을 위한 데이터셋을 구축하였다. 구축한 데이터를 활용하여 로지스틱 회귀분석을 수행하였다. 분석 결과, 기온은 주변 공간환경에 영향을 받으며, 건물 높이, 녹지율, 도로율과 음의 상관관계를 가지고, 기온과 천공률과 양의 상관관계를 가진다고 분석되었다. 또한 도로율, 천공률, 녹지율 순으로 체감더위에 강한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 본 연구의 결과는 기후변화 대응을 위한 국지적인 열환경 대책을 마련하기 위한 열환경 평가의 기초자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

2024년 3월 7일 접수 Received on March 7, 2024 / 2024년 3월 14일 수정 Revised on March 14, 2024 / 2024년 3월 15일 심사완료 Accepted on March 15, 2024

\* 이 논문은 한국연구재단(NRF-2019R1A2C1011042)의 지원과 한국연구재단(4단계 두뇌한국(BK)21 대학원혁신지원사업)의 지원을 받아 연구되었음.

1 경북대학교 조경학과, 박사수료 / Ph.D. Candidate, Dept. of Landscape Architecture Graduate School, Kyungpook National, University

2 경북대학교 통계학과, 석사과정 / Masters Student, Department of Statistics Graduate School, Kyungpook National, University

3 경북대학교 조경학과, 석사과정 / Masters Student, Dept. of Landscape Architecture Graduate School, Kyungpook National, University

4 경북대학교 통계학과, 박사과정 / Ph.D. Student, Department of Statistics Graduate School, Kyungpook National, University

5 국립산림과학원 도시숲연구과, 연구원 / Researcher, Urban Forests Division, National Institute of Forest Science

6 경북대학교 산림과학·조경학부 조경학전공 부교수 / Associate Professor, Dept. of Landscape Architecture, Kyungpook National University

※ Corresponding Author E-mail: eumjh@knu.ac.kr

주요어 : 열환경, 회귀분석, 기계학습, 시민참여, 리빙랩

## ABSTRACT

This study analyzed the impact of urban spatial factors on the thermal environment. The personal thermal sensation was set as the unit of thermal environment to analyze its correlation with environmental factors. To collect data on personal thermal sensation, Living Lab was applied, allowing citizens to record their thermal sensation and measure the temperature. Based on the input points of the collected personal thermal sensation, nearby urban spatial elements were collected to build a dataset for statistical analysis. Logistic regression analysis was conducted to analyze the impact of each factor on personal thermal sensation. The analysis results indicate that the temperature is influenced by the surrounding spatial environment, showing a negative correlation with building height, greenery rate, and road rate, and a positive correlation with sky view factor. Furthermore, the road rate, sky view factor, and greenery rate, in that order, had a strong impact on perceived heat. The results of this study are expected to be utilized as basic data for assessing the thermal environment to prepare local thermal environment measures in response to climate change.

*KEYWORDS: Thermal Environment, Regression Analysis, Machine Learning, Citizen Participation, Living Lab*

## 서론

기후변화로 인해 폭염 및 열대야 등 도시 열환경 문제가 더욱 심화되고 있으며, 질병관리청(Korea Disease Control and Prevention Agency, KDCA)에 따르면 해가 갈수록 온열질환자 수가 증가하고 있다(KDCA, 2023). 이에, 열환경 취약 계층 및 열 스트레스에 노출된 시민들을 위한 열환경 대응 대책이 더욱 필요해지고 있다. 올바른 열환경 대응 대책을 위해서는 뒷받침할 수 있는 과학적 근거가 필요하며, 현재 이를 위한 다양한 도시 열환경 관련 기초자료가 활용되고 있다. 예를 들어, 국가기후변화적응센터는 기후변화 취약성 평가도구 시스템(VESTeP)을 제공하고 있으며, 기상청은 동네예보자료를 제공하고 있다. 하지만 이러한 자료들은 열환경에 영향을 미치는 기후적 요인, 도시공간적 요인, 인구사회적 요인 중에서 기후적 요인에 집중하고 있으며, 평가도구의 해상도가

낮아 시민들이 직접 체감하는 더위를 평가하기에는 자료가 미비하다는 한계가 있다(Lee et al., 2019). 시민들이 직접 체감하는 더위(체감 더위)에 대한 평가는 기상적 요인과 더불어 다양한 요인들이 종합적으로 고려되어야 한다(Park et al., 2017).

그 중, 토지피복 유형, 건축물의 유무, 건축물의 높이, 건물 면적, 녹지 면적, 도로 면적, 천공률 등의 도시공간적 요인(Bottyan and Unger, 2003)은 시민들이 생활하는 공간에서 체감온도에 영향을 미치는 요인들이기 때문에 상세한 열환경 평가를 위해서는 필수적인 평가 요소이다. 토지피복유형의 차이는 지표면으로 흡수되는 태양복사 에너지의 차이를 발생시키며, 이는 피복 유형별 온도 차이를 발생시킨다. 도시의 건축자재들은 알베도가 낮은 특성으로 주변 자연 지역에 비해 많은 태양열을 흡수 및 방출하고(Santamouris, 2015), 콘크리트 및 아스팔트 등의 인공포장에서는 흡과 같은 자연포장에 비해 표면온도가 더 높게 나타난다(Kolokotroni

and Giridharan, 2008; Kim et al., 2014). 주변에 녹지공간이 많은 경우 건축물이 많은 곳보다 열환경이 쾌적하며, 녹지의 경우 증발산 효과로 인해 열환경이 개선되는 효과도 있다 (Jonsson, 2004).

도시공간적 요인에 대한 열환경 연구는 기상 관측을 통해 공간별 기온의 차이를 분석하는 연구가 주로 수행 되어왔다. 도시공원의 열환경 개선효과를 관측하고자 하는 연구들은 공원의 크기 및 특성에 따라 분석하거나(Lee et al., 2009; Park and Cho, 2016; Park et al., 2017), 공원 내외의 온도를 비교하거나 (Kim et al., 2010; Zoh and Kwon, 2022), 공원 내 피복 변화에 따른 기온 차이를 분석하였다(Ryu and Lee, 2014). 또한, 다양한 도시공간에 대한 기온 비교도 수행되었다. 도시 내 존재하는 소공간의 구조별 열특성 평가(Yoon and Yeo, 2007; Lee et al., 2014)와 건축 형태에 따른 열환경 변화(Ryu et al., 2011; Kim et al., 2016) 등 건축물의 높이, 건축 재질, 피복 유형을 분석 요소로 선정하였다. 국외에서도 도시공간의 열환경을 분석하는 연구가 수행 되어왔다. 녹지의 밀도(Oliveira et al., 2011; Lehmann et al., 2014), 녹지의 크기(Dimoudi and Nikolopoulou, 2003; Georgi and Dimitriou, 2010)에 따른 열환경 변화를 분석하고 도시 구조에 대한 열환경 변화(Yin et al., 2018), 토지피복 유형에 따른 열환경 변화(Ren et al., 2016)를 분석하였다. 이러한 연구들은 기온 관측과 원격탐사기법 등 다양한 분석 방법을 활용하여 녹지가 열환경 개선에 효과적인 도시공간 요소이며, 녹지지역과 시가지지역 등 토지용도 단위에서 열환경 개선에 유리한 용도를 제시하고 있다. 하지만, 시민이 체감하는 더위에 영향을 미치는 도시공간적 요인에 대한 연구는 부족한 실정이다. 특히, 올바른 열환경 대응 대책을 수립하기 위해서는 시민이 직접 체감하는 열환경 정보를 활용할 필요가 있으며, 이를 위해서는 시민들이 생활하는 도시공간 단위에서 체감더위 기반의 열환경에 영향을 미치는 요인들을 종합적으로 고려할 필요가 있다.

따라서 본 연구는 도시 단위에서 체감더위에 영향을 미치는 도시공간적 요인을 기반으로 체감더위를 분석할 수 있는 체감더위 예측 모형을 구축하는 것을 목표로 하였다. 이를 위해, 시민 참여형 연구방법론인 리빙랩(Living Lab)을 통해 수집한 시민들의 체감더위 정보와 국가기관에서 제공하는 도시공간정보를 지리정보 데이터로 구축하였다. 이를 기반으로 체감더위에 영향을 미치는 도시공간적 요인을 파악하기 위해 로지스틱 회귀분석을 수행하여 체감더위 예측 모형을 구축하였다. 또한 기계학습 통계기법을 활용한 예측 결과와 비교함으로써 구축된 모형의 정확성과 신뢰성을 검증하였다.

본 연구는 체감더위에 영향을 미치는 도시공간적 요소를 파악하고 영향력을 평가하기 위한 기초연구로써, 기상적 요인과 더불어 도시공간적 요인을 고려한 열환경 계획 기법 및 평가 도구 개발에 활용할 수 있을 것이다. 또한 본 연구 결과를 바탕으로 열환경에 부정적인 영향을 미치는 도시공간적 요인을 사전에 고려함으로써 열환경 대응형 도시 조성에 기여할 수 있을 것이다.

## 연구방법

### 1. 연구 대상지

연구 대상지는 대구광역시 중구로 선정하였다. 대구광역시는 팔공산, 앞산 등 산으로 둘러싸인 지형적 특징을 보유하고 있으며 밀집된 시가지로 인해 열악한 도시에 속한다. 대구 기상청은 2020년 기준 전국 평균 폭염 일수가 7.7일이지만 대구 폭염 일수는 31일이었다고 발표하였다. 그 중, 대구광역시 중구는 대구 중심 시가지에 위치하여 열환경에 취약한 도시공간적 특성을 보유하고, 주간 시간대에 사람이 밀집되어 있다는 특성이 있다.

대구광역시의 총 면적은 1,499.5km<sup>2</sup>이며, 지리적으로 한반도 동남권의 중심부에 위치하고, 대구광역시는 칠곡군, 구미시, 경산시, 청도군 등의 시·군에 접해있다(그림 1 참조). 지형적

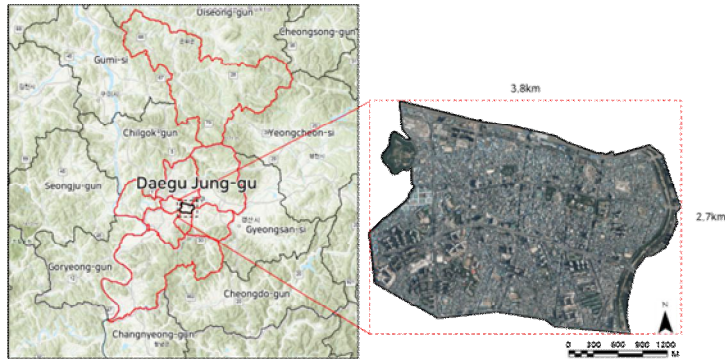


FIGURE 1. Site study

으로 남쪽의 비슬산, 북쪽의 팔공산이 위치하고 동서로는 완만한 구릉지가 위치한 분지지형을 갖추고 있다. 대구광역시의 인구는 2022년 통계청 자료를 기준으로 약 236만 명이 거주하는 대도시이며, 도시 공간구조가 단핵방사형으로 대구광역시 중구에 시가지가 밀집해 있다.

단계는 체감더위 정보의 위치에 기반하여 주변 도시공간적 요인을 수집하고 통계 데이터를 구축하였다. 마지막 단계는 로지스틱 회귀분석 모형을 적용하여 체감더위에 영향을 미치는 도시 공간 요인별 영향력을 확인하였다. 또한, 기계학습 모형과 비교를 통해 로지스틱 회귀분석 모형을 검증하였다.

2. 분석 방법

본 연구는 다음과 같은 절차에 따라 진행되었다(그림 2 참조). 첫 단계는 체감더위 정보 수집이다. 시민들의 체감더위 정보와 기온 정보를 수집하기 위해 리빙랩을 운영하였다. 두 번째

1) 리빙랩 운영을 통한 체감더위 정보 수집  
본 연구의 대상지인 대구광역시 중구를 대상으로 도시의 다양한 공간환경에서 시민들이 느끼는 체감더위 정보 수집을 위해 리빙랩(Living

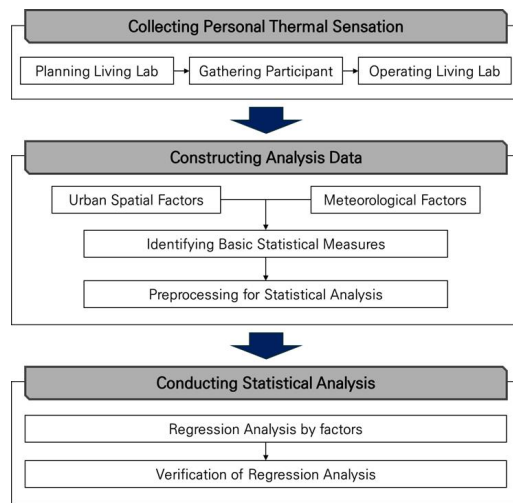


FIGURE 2. Analysis schemes for study

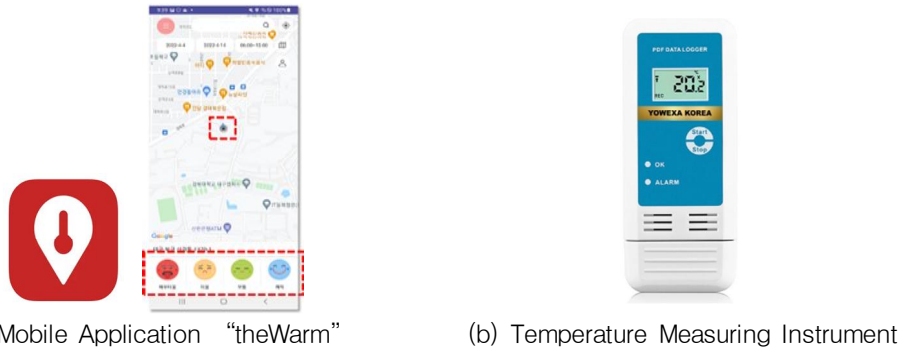


FIGURE 3. Instruments for operating Living Labs

Lab)을 시행하였다. 본 연구에서 열환경 지표로 활용하는 체감더위는 사람이 직접 체감하는 더위를 뜻하며, 개인이 현장에서 느끼는 주관적인 온열감을 의미하므로 기상청에서 계산식을 통해 수량적으로 산출하는 체감온도와는 다른 개념이다. 또한, 리빙랩은 일상생활의 실험실이라는 뜻으로, 문제발생 현장을 중심으로 전문가, 시민, 공공, 민간 협력을 통해 사회문제를 해결하는 시민참여형 연구 방법으로 사용되고 있다. 체감더위 정보를 수집하기 위해 모바일 어플리케이션 ‘더워’ 과 간이 온도 측정기를 활용하였다 (그림 3 참조).

더워 어플리케이션(Min et al., 2023; Sung et al., 2023)은 사용자가 인지하는 4단계의 체감더위 정보(매우 더움, 더움, 보통, 쾌적), 체감더위 정보를 입력한 위치의 경위도 좌표, 입력일, 입력자의 고유코드, 성별, 연령 정보를 수집할 수 있다. 리빙랩은 2023년 7월 11일~9월 15일(9주)동안 진행되었으며, 대구광역시 중구에 거주하거나 생활하여 주 3회 이상 중구를 방

문하는 시민을 대상으로 38명의 참여자를 모집하였다(표 1 참조). 리빙랩 활동을 시작하기 전 진행된 오리엔테이션을 통해, 리빙랩 활동의 참여유도를 높이기 위해 도시 열환경에 대한 심각성 및 리빙랩 활동 필요성을 설명하였으며, 더워 어플리케이션 사용 방법, 온도 측정방법 및 리빙랩 활동시 유의사항 등에 관한 교육을 실시하였다. 체감더위 정보 입력은 하루 중 ‘주간’ 과 ‘야간’ 의 더위정보 입력 및 온도 측정을 주 3회 이상 수행하도록 하였으며, 차양막 아래, 에어컨 가동으로 인해 냉기가 느껴지는 건물 앞, 환풍구 옆, 인파가 몰린 지역 등 도시공간적 특성이 아닌 인공적으로 기온에 영향을 주는 장소에서는 측정을 지양하도록 유도하였다. 또한, 개인의 주관적인 판단이 포함된 체감더위 지표를 사용하기 때문에, 체감더위 단계별 기준을 참여자에게 설명함으로써 데이터의 불확실성을 줄이고자 하였다. ‘매우 더움’ 은 너무 더워서 야외 활동을 할 수 없겠다고 생각되는 수준으로, ‘더움’ 은 덥지만 야외 활동을 참고

TABLE 1. Methods of operating Living Labs

| Category           | Living Lab   |
|--------------------|--|
| Area               | Jung-gu, Daegu   |
| Participants       | Citizens who can activate in Jung-gu, Daegu, and can utilize mobile apps and instrument  |
| Prior workshop     | Providing guidelines to use the App and measure temperature using the instrument   |
| Activity period    | July 11, 2023 ~ September 15, 2023   |
| Measurement method | Measurement frequency: at least twice a day (daytime/nighttime), 3 days per week. (a total of 6 times per week)<br>Measurement times: Daytime (12:00 PM to 4:00 PM), nighttime (9:00 PM to 11:00 PM) |

TABLE 2. Basic data utilized in analysis

| Category        | Basic Data<br>(Providing Institution)                         |
|-----------------|---|
| Green Area      | Subdivision Land Cover Map<br>(Ministry of Environment, 2022) |
| Road Area       |   |
| Building Area   | DEM<br>(Ministry of Land, Infrastructure and Transport, 2021) |
| Sky View Factor |   |
| Building Height |   |

할 수 있을 것 같다고 생각되는 수준으로 설정하였다. ‘보통’은 온열감이 느껴지는 수준이며, ‘쾌적’은 온열감이 느껴지지 않는 수준으로 설정하였다.

## 2) 분석 데이터 구축

체감더위에 영향을 미치는 도시공간적 요소를 분석하기 위한 기초 데이터를 구축하였다. 기초 데이터는 시민들의 체감더위가 입력된 위치 정보에 기반한 주변의 도시공간적 요소와 리빙랩 참여자가 입력한 기온 데이터를 포함하고 있다. 기초 데이터로 구축할 도시공간적 요소를 선정하기 위해 선행연구에서 분석된 변수를 참고하였다. 그리고 시민들에게 직접 수집한 체감더위라는 정보의 특성을 고려할 때, 체감더위가 입력될 불특정 지역에 대한 도시공간적 정보를 취득할 수 있어야 하므로 이미 공공기관을 통해 고시된 데이터에 포함되어 있는 변수로 선정하였다. 이에 따라 수집한 도시공간적 요소는 녹지율, 도로율, 평균 건폐율, 평균 건물 높이, 천공률이다. 녹지율과 도로율은 환경부의 세분류 토지피복도를 활용하였으며, 평균 건폐율, 천공률, 평균 건물 높이는 국토교통부의 연속수치지형도를 활용하였다(표 2 & 그림 4 참조). 체감더위 입력지점 주변의 데이터를 수집하기 위해

우선 중구 지역을 대상으로 각 도시공간적 요소별 공간데이터를 구축하였다. 녹지율은 토지피복도 내에서 ‘활엽수림’, ‘침엽수림’, ‘혼효림’, ‘자연초지’, ‘기타 초지’에 해당하는 면적의 합으로 계산하였고, 도로율은 토지피복도 내에서 ‘도로’에 해당하는 면적의 합으로 계산하였다. 평균 건폐율은 연속수치지형도 내에 건축물 레이어의 면적을 활용하였다. 평균 건물 높이는 연속수치지형도의 건축물 층수 정보에 근거하였고, 층고를 3.5m로 가정하여 층수의 3.5를 곱하여 높이로 환산하였다. 천공률 분석은 ArcGIS Pro의 ‘Skyline’ 함수를 활용하였는데, 수집한 도시공간 데이터를 3차원 공간 정보로 변환하여 체감더위 정보 입력지점에서 바라본 Skyline을 분석하였다(그림 5 참조). 분석된 Skyline을 2차원 그래프 형태로 변환하여 각 지점에서의 천공률을 계산하였다. 천공률은 0에서 1 사이의 값으로 표현되며 0일 경우 완전히 폐쇄된 공간을, 1은 완전 개방된 공간을 의미한다. 중구를 대상으로 수집한 도시공간적 요소 데이터를 활용하여 체감더위 정보 입력 위치 주변 100m 반경 내의 도시공간적 요소를 추출하였다. 주변 범위를 100m 반경으로 설정한 근거는 녹지공간의 온도저감효과가 지속되는 범위를 참고하였다(Kim et al.,



FIGURE 4. Spatial distribution of basic data in Jung-gu



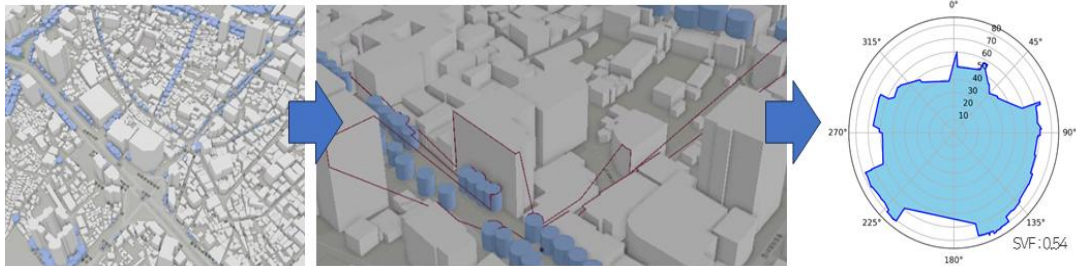


FIGURE 5. Analysis of sky view factor

2020). 녹지율, 건폐율 등 면적 기반 데이터는 버퍼의 면적 대비 각 요소가 포함된 면적을 비율로 산정하였으며, 평균 건물 높이 데이터와 천공률 같은 객체 기반 데이터는 버퍼 내 포함되는 객체를 종합하여 평균값을 산정하였다.

구축된 도시공간데이터는 체감더위 입력 지점별 도시공간적 요소와 기온 데이터가 포함되어 있으며, 기술 통계 분석을 통해 데이터의 이상치 유무를 점검하고 공선성 분석을 통해 공선성이 높은 요인을 추출하여 체감더위 영향 요인 분석의 정확도를 높이고자 하였다.

### 3) 도시공간적 요인을 고려한 체감더위 예측 모형 개발

체감더위에 영향을 미치는 다양한 도시공간적 요인을 파악하고 각 변수들의 영향력을 분석하여 체감더위 예측 모형을 개발하고자 하였다. 이를 위해 다양한 통계기법을 활용하였다.

첫째, 체감더위 예측 모형 개발을 위해 로지스틱 회귀분석을 사용하였다. 로지스틱 회귀분석은 이진 분류 문제에 사용되는 통계기법으로, 본 연구의 목적인 여러 도시공간적 요인들이 체감더위에 미치는 영향력을 파악하기 위해 사용하였다. 리빙랩을 통한 체감더위 정보 수집이 여름에 진행되었으므로 체감더위의 4단계 중 ‘쾌적’에 대한 데이터 수집이 부족할 것이라 예상되었다. 만약 데이터 수집이 충분하지 않다면 해당 단계의 학습이 부족해지고, 쾌적을 예측하는 모델의 정확성이 떨어질 수 있다. 또한, 로지스틱 회귀분석이 다중 분류 회귀분석보다 직관적인 해석이 가능하므로 체감더위 변수를 4단계

에서 2단계로 재범주화하여 로지스틱 회귀분석을 사용하였다. 따라서 ‘매우 더움’, ‘더움’은 ‘더움’으로, ‘보통’, ‘쾌적’은 ‘보통’으로 이진화하고, 로지스틱 회귀분석을 적용하여 체감더위에 영향을 미치는 여러 변수를 독립변수로 하여 모델식을 산정하고 체감더위와의 관계를 확인하였다. 분석 전, 변수가 체감더위에 미치는 영향력을 다음과 같이 예측하였다.

‘녹지율’, ‘평균 건물 높이’는 체감더위와 음의 상관관계를 가지며, ‘천공률’, ‘도로율’, ‘건폐율’은 체감더위와 양의 상관관계를 가질 것으로 예상하였다. ‘녹지율’은 녹지가 가지는 기온저감효과를 고려하였을 때, 녹지의 면적이 커질수록 그 효과가 커질 것으로 예상하였다. ‘평균 건물 높이’는 건물 높이가 높아질수록 그늘 면적이 커지므로 열환경이 개선될 것으로 예상하였다. 반면에, ‘천공률’은 그늘과 상반되는 개념으로 천공률이 커질수록 그늘이 줄어들어 열환경이 악화될 것으로 예상하였다. ‘도로율’과 ‘건폐율’은 인공 포장면적이 증가하므로 열환경이 악화될 것으로 예상하였다. 그리고, 도출된 모델식의 성능을 평가하기 위해 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선을 통해 AUC(Area Under the Curve)라는 성능평가지표를 활용하였다. ROC 곡선은 예측 모형이 정분류할 수 있는 예측 능력을 보여주는 그래프이다. 거짓 양성 비율(FPR, False Positive Rate)이 0에서 1로 변할 때 진짜 양성 비율(TPR, True Positive Rate)가 어떻게 변하는지 나타낸다. 성능평가지표인 AUC(Area Under the Curve)

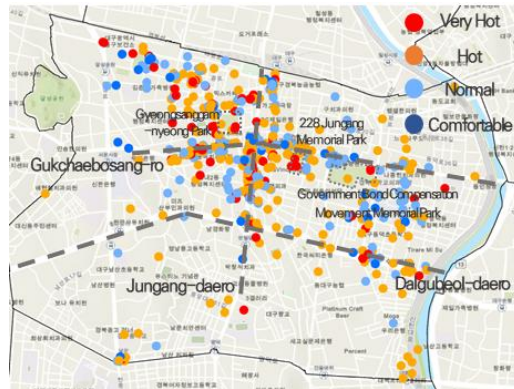


FIGURE 6. Distribution of personal thermal sensation

는 ROC 곡선의 아래 면적을 의미하며, 1에 가까울수록 모형의 성능이 더 좋다고 평가한다. 또한, 체감더위 예측 모형 구축을 위해 활용하였던 학습데이터를 예측 모형의 입력자료로 반영하였을 때, 모형이 예측한 체감더위 결과와 실제 체감더위 결과를 비교하여 모형의 예측 수행능력을 평가하였다.

둘째, 기계학습 통계기법을 사용하였다. 기계학습 모델링은 다양한 환경 요인들 간의 상호작용을 고려하여 예측을 수행할 수 있다. 수행한 로지스틱 회귀분석 결과의 정확성 및 신뢰성을 확인하기 위해 기계학습 모델링을 사용하여 체감더위와 요인들 간의 관계를 분석하였고, 두 분석 기법에 의한 결과를 비교 및 검증하였다. 기계학습 기법에는 다양한 모델링 방법이 존재하며 각각의 모델링은 장단점이 존재한다. 기계학습의 성능은 사용되는 데이터, 문제의 종류, 모형을 평가하는 기준 등에 따라 달라지므로 가장 적합한 모델링을 찾기 위해서는 다양한 모형을 실험해야 한다. 본 연구에서 사용한 기계학습 모델링은 Decision Tree, Random Forest, XGBoost, Elastic Net, Neural Networks, Support Vector Machine, 그리고 k-Nearest Neighbors로 총 7가지를 사용하였다. 또한, 모형의 일반화 성능을 평가하기 위해 학습데이터와 테스트데이터를 8:2 비율로 분류하였다. 이는 모형이 학습데이터에만 잘 맞춰져서 새로운

데이터에 대한 예측 성능이 떨어지는 과적합을 피하기 위한 것이다. 7가지 기계학습 기법의 성능평가지표(AUC)를 비교하여 가장 우수한 기계학습 기법을 선택하였다. 선택된 기법은 체감더위 예측 모형의 비교군으로 활용하여 두 모형이 유사한 예측을 수행하는지 평가하였다.

## 결과 및 고찰

### 1. 리빙랩 운영을 통한 체감더위 정보 수집

리빙랩 활동을 통해 총 1,344개의 체감더위 정보를 수집하였다. 중구 외에 위치하거나 중복 입력된 데이터, GPS 오류로 인해 위치 정보가 불량한 데이터를 제외한 후 수집된 정보의 50.6%인 680개의 정보를 본 연구에 활용하였다(그림 6 참조). 수집된 정보는 개인고유코드, 등록좌표(경위도), 체감더위 단계, 등록된 장소의 주소, 등록일시, 온도, 성별, 나이이며, GIS상에서 중구 내에 있는 정보를 확인하였을 때 등록좌표는 주로 국채보상로와 중앙대로에 밀집되어 있었다. 총 680개 데이터 중 남성이 입력한 데이터는 293개(43.09%), 여성이 입력한 데이터는 387개(56.91%)이며, 매우 더움 131개(19.27%), 더움 329개(48.38%), 보통 184개(27.06%), 쾌적 36개(5.29%)가 입력되었다. 체감더위 빈도 순서로 보았을 때, '더움'이 가장 많은 빈도(48.38%)를 차지하였고, 다음으로



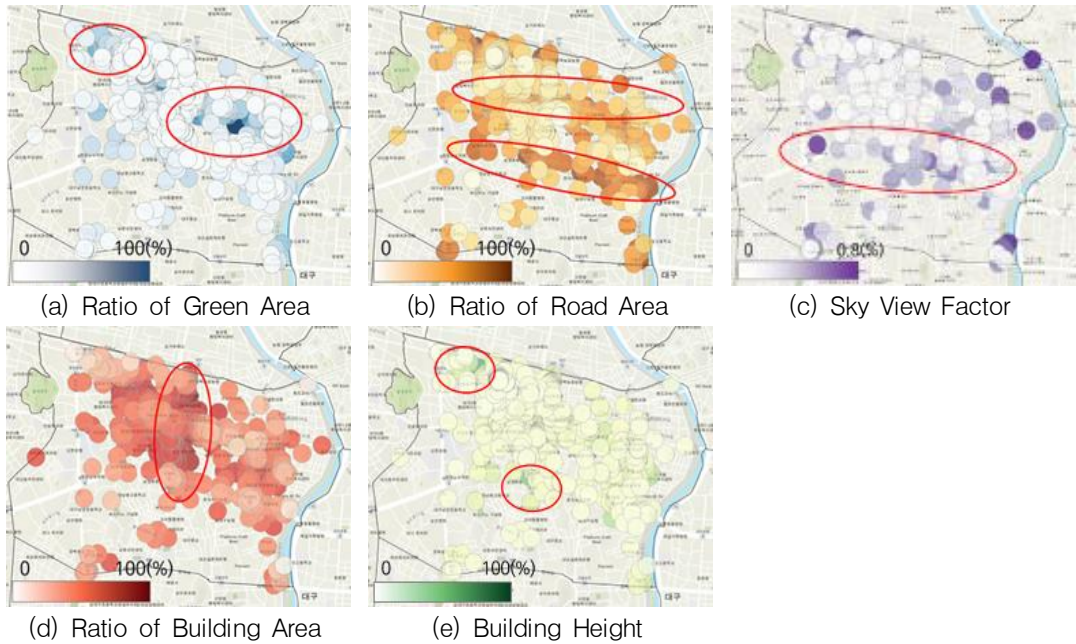


FIGURE 7. Analysis of urban spatial factors

‘보통’ (27.06%)과 ‘매우 더움’ (19.27%)의 순서로 나타났다. 쾌적에 대한 입력 빈도가 다른 단계에 비해 부족하였고, 체감더위 단계를 2단계로 재분류하는 것이 적합한 분석 방법인 것으로 판단되었다. 여름철 진행된 리빙랩임에도 ‘보통’과 ‘쾌적’의 빈도가 약 30%를 차지하므로, 도시공간적 요소에 따라 체감더위를 평가하는 것이 유의미하다고 판단되었다.

2. 분석 데이터 구축

체감더위에 영향을 미치는 도시공간적 요소를 평가하기 위해 체감더위 입력지점 100m 반경

내에 존재하는 건축물, 녹지, 도로를 대상으로 면적과 높이 데이터를 구축한 후, 녹지율, 도로 면적 비율, 건축 면적 비율, 평균 건물 높이, 천공률을 분석하였다(그림 7 참조). 녹지율의 경우, 중구 내에 위치한 국채보상운동기념공원, 2·28기념중앙공원, 경상감영공원을 중심으로 높은 면적 비율이 나타났다. 도로 면적 비율은 달구벌대로와 국채보상로를 중심으로 높은 면적 비율이 나타났다. 건물 면적 비율은 중앙대로를 중심으로 형성된 시가지 지역에서 높은 비율이 나타났으며, 건물 평균 높이는 고층 주거지역(아파트) 주변과 달구벌대로 인근에서 높은 값

TABLE 3. Descriptive statistics of each variable

| Variable               | Average | SD    | Min   | Q1    | Q2    | Q3    | Max    |
|------------------------|---------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| Temperature            | 30.03   | 8.07  | 21.00 | 28.00 | 30.00 | 31.00 | 226.00 |
| Building Height        | 15.28   | 11.90 | 3.42  | 8.95  | 12.95 | 16.47 | 127.63 |
| Ratio of Green Area    | 0.04    | 0.08  | 0.00  | 0.00  | 0.01  | 0.03  | 0.48   |
| Ratio of Road Area     | 0.36    | 0.11  | 0.15  | 0.29  | 0.34  | 0.43  | 0.67   |
| Ratio of Building Area | 0.43    | 0.11  | 0.01  | 0.35  | 0.47  | 0.51  | 0.66   |
| Sky View Factor        | 0.21    | 0.19  | 0.00  | 0.05  | 0.17  | 0.31  | 0.82   |

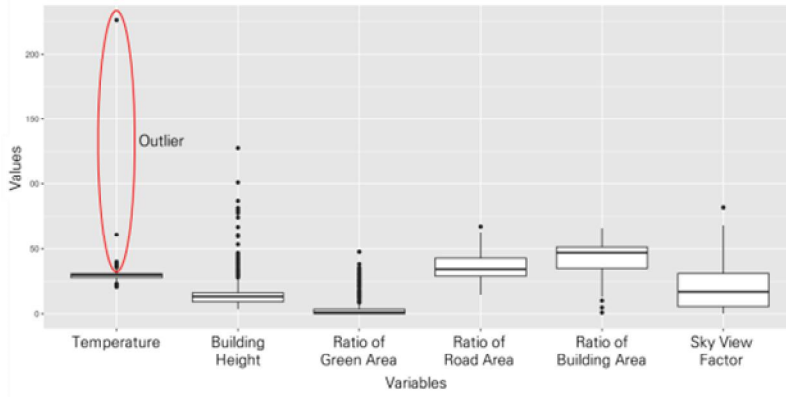


FIGURE 8. Box plots for the analysis variables

이 관찰되었다. 천공률은 수목이 빈약하고 도로 폭이 넓은 달구벌대로 인근에서 높은 값이 관찰되었고, 도로 폭이 좁거나 고층 건축물이 있는 지역에서 낮은 값이 나타났다.

구축한 데이터의 기초통계량을 확인한 결과는 다음과 같다. 우선 각 변수의 통합적 시각화를 위하여 비율 변수는 모두 100을 곱하여 사용하였다(표 3 참조). 통계치에서 일부 이상치가 존재하는 것으로 확인되어 상자그림(boxplot)을 통해 분석하였을 때(그림 8 참조), 기온 값 중 40도를 넘어서는 관측치가 있었고, 해당 기온은 종관기상관측소(ASOS, 대구 143지점)에서 관측한 동일 시각의 기온으로 대체하였다. 다른 이상치들은 이론상 존재할 수 있거나 실제 존재

하는 값이므로 그대로 사용하였다. 예를 들어 건물 높이의 경우 실제 120m 이상의 건물이 실존하고, 실제 위치에도 건물이 존재하는 것을 확인하였다. 각 변수의 분포 히스토그램을 통해 건물 높이, 천공률, 녹지율이 평균치에서 편차가 크게 나타난 것으로 확인되었다(그림 9 참조). 또한, 변수 간의 상관관계를 파악하여 변수 간의 상관성을 분석하였다(그림 10 참조). 분석 결과, 건폐율은 다른 변수와의 공선성(collinearity)이 높아 회귀분석의 유의성을 낮출 수 있다고 판단하여 변수에서 제외하였다. 하지만 기계학습 기반 모형들은 다중공선성에 안정적인 특징이 있어 건폐율을 포함하여 분석하였다.

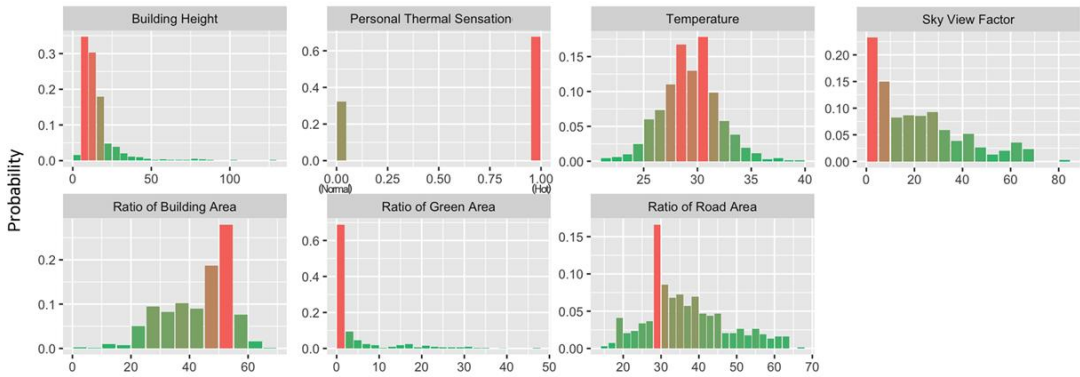


FIGURE 9. Histograms of the analysis variables

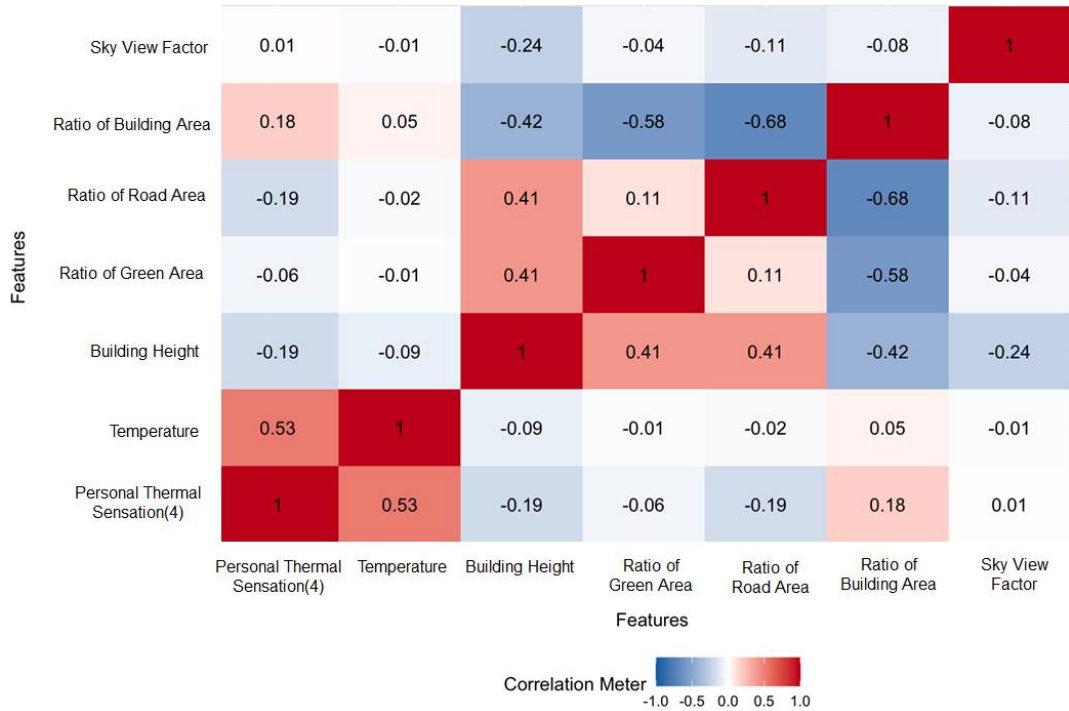


FIGURE 10. Correlation coefficients between variables

### 3. 도시공간적 요인을 고려한 체감더위 예측 모형 개발

#### 1) 로지스틱 회귀분석을 이용한 체감더위 예측 모형 개발

체감더위 예측 모형 개발을 위해 선형모형인 로지스틱 회귀분석 모형을 활용하였다. 5개의 변수(기온, 건물 높이, 녹지율, 도로율, 천공률)를 로지스틱 회귀분석의 독립변수로 설정하여 구축한 모형은 다음과 같다.

$$\log\left(\frac{\hat{\pi}(x)}{1-\hat{\pi}(x)}\right) = -11.055 + 0.4506\text{기온} - 0.0164\text{건물높이} - 0.008\text{녹지율} - 0.0320\text{도로율} + 0.0039\text{천공률} \quad \text{식(1)}$$

모형 구축 결과(표 4 참조), 기온과 천공률은 회귀계수가 양수이므로 기온과 천공률이 상승하면 체감더위가 상승하는 반면, 건물 높이, 녹지율, 도로율의 회귀계수는 음수이므로 이들이 상승하면 체감더위가 하락한다고 볼 수 있다. 변수 간 체감더위에 끼치는 영향력을 회귀계수를

통해 비교하였을 때, 도시공간 요인 중 도로율이 체감더위에 가장 강한 영향을 미치는 요인이었으며, 건물높이, 천공률, 녹지율이 그 다음으로 체감더위에 강한 영향을 미치는 요인이었다. 분석 전 예측과 분석 결과를 비교하였을 때, 도로율을 제외한 변수들은 예측과 동일하게 나타났다. 도로율은 인공피복 면적의 영향력을 평가하기 위해 반영된 변수였으나, 다른 변수의 영향력이 반영된 결과로 판단되었다. 예를 들어, 연구 대상지인 중구는 높은 건축물이 밀집되어 있는 중심 시가지 지역이므로, 건축물에 의한 영향력이 크다. 또한, 변수 간 상관관계 분석 결과(그림 10 참조), 도로율과 평균 건물 높이는 0.41의 상관관계를 가지므로, 도로율이 클수록 건물이 높아지는 것을 알 수 있다. 이에 따라 건축물에 의한 그늘 효과가 도로율에 의한 인공 피복 면적보다 큰 영향을 미쳐 예측과 다른 결과가 나왔다고 볼 수 있다. 하지만, 도로율은 건물 높이보다 강한 영향력을 보이고 있으므로,

TABLE 4. Regression coefficients and statistics of the prediction model

| Variable            | $\beta$    | SE       | z value | p value  |
|---------------------|------------|----------|---------|----------|
| Intercept           | -11.055033 | 1.329306 | -8.316  | <2e-16   |
| Temperature         | 0.450623   | 0.045585 | 9.885   | <2e-16   |
| Building height     | -0.016403  | 0.010523 | -1.559  | 0.119053 |
| Ratio of green area | -0.007998  | 0.013060 | -0.612  | 0.540259 |
| Ratio of road area  | -0.031971  | 0.009594 | -3.332  | 0.000861 |
| Sky View Factor     | 0.003887   | 0.005336 | 0.729   | 0.466286 |

평균 건물 높이뿐만 아니라 다른 변수의 영향력도 도로율에 반영된 것으로 보였다. 도로율의 정확한 영향력을 평가하기 위해서는 이후 추가적인 연구가 필요하다고 판단된다.

본 연구는 체감더위에 미치는 도시공간적 요인의 영향력을 상대적으로 파악하기 위한 모형이기 때문에 통계적으로 유의하지 않은 변수까지 모두 포함시켜 요인별 상관관계를 파악하였다. 연구 목적상 중요한 항은 비록 그 항이 통계적으로 유의하지 않더라도 모형에 포함시킨 후에 추정된 효과를 보여주는 것이 적절하다

(Agresti, 2006).

ROC(Receiver Operating Characteristic curve) 곡선을 통해 예측 모형의 분류 성능을 평가하였다(그림 11 참조). ROC 곡선은 예측 모형이 정분류할 수 있는 예측 능력을 보여주는 그래프이다. 거짓 양성 비율(FPR, False Positive Rate)이 0에서 1로 변할 때 진짜 양성 비율(TPR, True Positive Rate)가 어떻게 변하는지 나타낸다. 성능평가지표인 AUC(Area Under the Curve)는 ROC 곡선의 아래 면적을 의미하며, 1에 가까울수록 모형의 성능이 더 좋

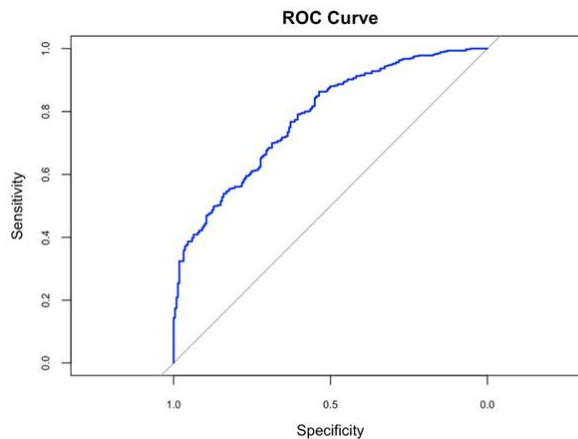


FIGURE 11. ROC Curve

TABLE 5. Classification table of personal thermal sensation based on the prediction model

| Predicted \ Actual | Normal |          | Hot   |          |
|--------------------|--------|----------|-------|----------|
|                    | Count  | Rate (%) | Count | Rate (%) |
| Normal             | 97     | 44.1     | 45    | 9.8      |
| Hot                | 123    | 55.9     | 415   | 90.2     |
| Total              | 220    | 100      | 460   | 100      |

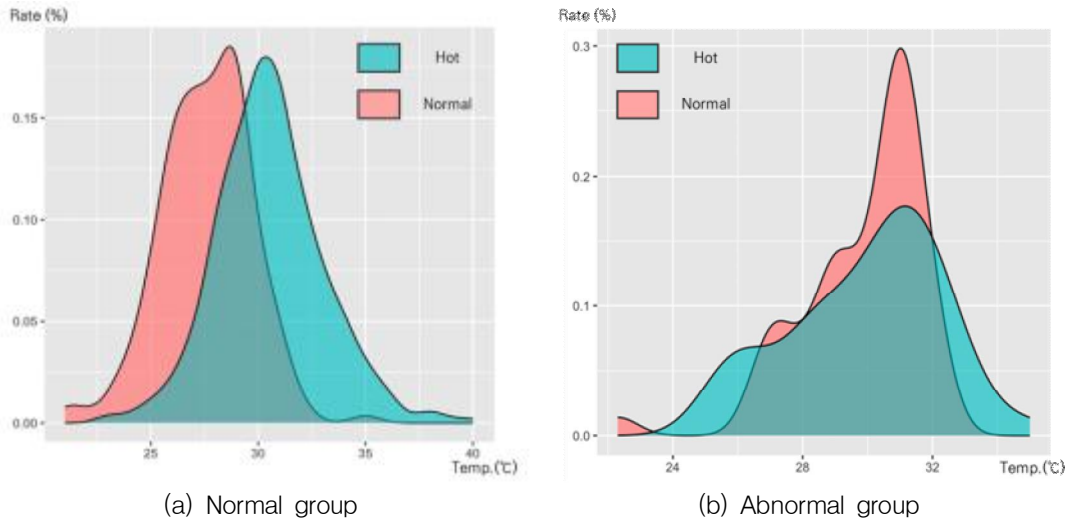


FIGURE 12. Distribution of personal thermal sensation types by temperature

다고 평가한다. 본 연구에서 도출된 체감더위 모형의 AUC값은 0.7814로 나타났다. 또한, 체감더위 예측 모형 구축을 위해 활용하였던 학습 데이터를 예측 모형의 입력자료로 반영하였을 때, 모형이 예측한 체감더위 결과와 실제 체감더위 결과를 비교하여 모형의 예측 수행능력을 평가하였다. 모형의 분류예측 결과 보통의 환경(0)보다 더운 환경(1)에 대한 분류가 잘 이루어진 것을 알 수 있었다(표 5 참조). 실제 체감더위가 더운 환경(1)이었던 데이터에 근거하여 예측하였을 때, 더움(1)으로 올바르게 예측한 경우가 415번이었고 보통(0)으로 인식한 경우가 45번이었다. 실제 체감더위가 보통(0)이었던 데이터에 근거하여 예측하였을 때 보통(0)으로 올바르게 예측한 경우가 97번이었으며, 더움(1)으로 잘못 인식한 경우가 123번이었다. 더움을 예측하는 경우가 많이 나타난 이유는 기온이 체감더위에 미치는 영향이 가장 크고 평균기온이 높은 여름철 데이터이기 때문이다.

예측 분석 결과를 바탕으로 응답자별 정분류수와 오분류수를 분류하였을 때 6명의 응답자의 체감더위 입력 기록이 정분류수보다 오분류수가 많아 이들을 이상집단으로 분류하였다. 기온에 따른 체감더위 응답 비율 분포를 분석하였을

때, 정상집단의 응답 결과는 보통의 응답이 더 옴으로 응답에 비해 낮은 기온대에 분포하였다(그림 12 참조). 하지만, 이상집단의 경우 기온에 따라 체감더위 분류가 부정확하였다. 기온은 체감더위를 분류하는 가장 영향력이 높은 변수임에도 불구하고 분류가 부정확한 것은 이상집단의 응답이 신뢰도가 떨어진다는 것을 말한다. 이상집단 데이터의 존재는 체감더위 예측 모형의 정확도를 낮출 수 있는 요인이다. 본 연구는 체감더위라는 주관적인 평가지표를 활용하였기 때문에 참여자의 판단 기준에 따라 체감더위의 분류가 부정확할 수 있고, 이는 통계 분석의 유의성을 낮추는 요소가 될 수 있다. 이를 보완하기 위해서는 개인 온열감, 나이, 성별 등 참여자의 특성을 반영하여 개인 차이를 보정할 수 있는 인문사회적 요인이 추가적으로 분석되어야 할 것이다.

2) 기계학습 기법을 이용한 체감더위 예측 모형의 검증

회귀분석에 기반한 체감더위 예측 모형의 결과를 검증하기 위해 기계학습 모형을 활용하여 체감더위 예측 모형을 구현하였다. 의사결정나무, 랜덤 포레스트, XGBoost, Elastic Net, 인

TABLE 6. Evaluation of AUC in Machine Learning

| Machine Learning Model       | Average | std   |
|------------------------------|---------|-------|
| Elastic Net                  | 0.7780  | 0.019 |
| Random Forest                | 0.7738  | 0.024 |
| Neural Networks (NN)         | 0.7726  | 0.019 |
| Support Vector Machine (SVM) | 0.7716  | 0.021 |
| Decision Tree                | 0.7341  | 0.017 |
| XGBoost                      | 0.7227  | 0.023 |
| k-Nearest Neighbors (k-NN)   | 0.7091  | 0.021 |

공신경망, SVM 그리고 KNN까지 총 7가지의 기계학습 모델을 활용하여 각 모형별 성능평가 지표(AUC)를 비교하였다(표 6 참조). 모든 예측 모형의 성능평가지표(AUC)값이 0.7~0.8사이에 위치하는데, Elastic Net이 0.7780으로 가장 높았다. 그 이후 Random Forest(0.7738), Neural Networks(0.7726), Support Vector Machine(0.7716), Decision Tree(0.7341), XGBoost(0.7227), k-Nearest Neighbors(0.7091) 순으로 나타났다. 이를 통해 로지스틱 회귀분석의 AUC 값이 0.7814로 기계학습 기법보다 높은 정확도를 가지는 것을 알 수 있다.

Elastic Net이 다른 기법들보다 우수한 성능을 보이므로, 이 모형을 선택하여 예측 성능을 확인하고 체감더위 예측 모형과 비교하였다(표 7 참조). 기계학습 기법은 테스트데이터를 활용하여 예측을 수행하므로, 전체 데이터를 활용한 로지스틱 회귀분석과 예측 데이터의 양적 차이가 있다. 따라서 각 예측에 대한 정분류수와 오분류수의 비율을 기준으로 비교하였다. Elastic Net은 보통의 환경보다 더운 환경에 대한 분류가 잘 이루어졌다. 체감더위 예측 모형과 비교하였을 때, 보통(22.7%)의 경우 예측 모형(44.1%)보다 예측 분류 성능이 낮았다. 하지만,

더움(96.7%)의 경우 예측 모형(90.2%)보다 높은 예측 성능을 보였다. 즉, 체감더위 예측 모형은 기계학습 기법보다 더움을 예측한 비율은 낮지만, 보통을 예측한 비율이 훨씬 높게 나타났다. 여름철 기온이 높은 조건에서도 도시공간적 요인에 따라 열환경의 변화를 파악하는 것이 본 연구의 목적이므로, 체감더위 예측 모형이 기계학습 기법에 비해 적절한 예측과 영향력 평가를 수행하고 있다는 것을 검증하였다.

## 결론

본 연구는 도시 단위에서 체감더위에 영향을 미치는 도시공간적 요인을 기반으로 체감더위를 분석할 수 있는 체감더위 예측 모형을 개발하였다. 시민들의 체감더위를 수집하기 위해 리빙랩을 수행하였고, 리빙랩을 통해 체감더위 정보와 기온 정보를 수집하였다. 체감더위가 수집된 위치에 기반하여 도시공간 데이터를 구축하였다. 구축한 데이터를 활용한 로지스틱 회귀분석을 통해 체감더위 예측 모형을 개발하였고, 각 요인들이 체감더위에 미치는 영향을 분석하였다. 또한, 기계학습 통계기법과 체감더위 예측 모형의 성능평가지표(AUC) 및 예측 결과 비교를 통해 모형의 성능을 검증하였다.

TABLE 7. Prediction results using Machine Learning(Elastic net)

| Predicted \ Actual | Normal |          | Hot   |          |
|--------------------|--------|----------|-------|----------|
|                    | Count  | Rate (%) | Count | Rate (%) |
| Normal             | 10     | 22.7     | 3     | 3.3      |
| Hot                | 34     | 77.3     | 89    | 96.7     |
| Total              | 44     | 100      | 92    | 100      |



리빙랩을 통해 총 1,344개의 정보를 수집하였고, 불필요한 데이터를 제외한 680개의 체감더위정보를 본 연구에 활용하였다. 입력된 데이터는 매우 더움 131개(19.27%), 더움 329개(48.38%), 보통 184개(27.06%), 쾌적은 36개(5.29%) 입력되었다. 도시공간적 요인은 건폐율, 건물 평균 높이, 녹지율, 도로율, 천공률을 수집하였다. 건폐율, 건물 평균 높이, 녹지율, 도로율은 체감더위 정보가 입력된 지점 100m 내에 존재하는 환경을 수집하였고, 면적은 비율로 나타내고 높이 정보는 객체 정보를 취합하여 평균치를 수집하였다. 천공률의 경우 3차원 도시공간 데이터를 구축하여 하늘이 개방된 비율을 0에서 1까지 값으로 표현하여 각 체감더위 입력 지점별 데이터를 구축하였다. 데이터의 기술통계량을 확인하여 이상치가 있는 데이터를 제거 및 변환하였고, 유의성을 높이기 위해 다중공선성이 높은 건폐율을 제거하였다.

요인별 체감더위와의 영향력 분석 및 체감더위 예측 모형 구축을 위해 로지스틱 회귀분석 모형을 활용하였다. 분석 결과 기온과 천공률은 체감더위와 양의 상관관계를 가지며, 건물 높이, 녹지율, 도로율은 체감더위와 음의 상관관계를 가지는 것을 확인하였다. 또한 변수 간 체감더위에 끼치는 영향력을 비교하였을 때 도로율이 가장 큰 영향력을 미쳤으며, 천공률, 녹지율 순으로 체감더위에 강한 영향을 미친다고 해석하였다. 회귀분석 모형의 AUC는 0.7814이었으며, 더움에 대한 예측률은 90%, 보통에 대한 예측률은 44.1%이었다.

체감더위 예측 모형 검증을 위해 기계학습 통계기법을 적용한 예측 결과와 비교하였다. 가장 높은 정확도가 높은 모형은 Elastic net(0.7780)이었다. 그 이후 Random Forest(0.7738), Neural Networks(0.7726), Support Vector Machine(0.7716), Decision Tree(0.7341), XGBoost(0.7227), k-Nearest Neighbors(0.7091) 순으로 나타났다. 기계학습 모형으로 구축한 예측 모형들의 AUC가 0.7~0.8 사이에 위치한 것을 보아 체감더위 예측 모형의 예측 정확도가 신뢰할 수 있

는 수준으로 평가된다. 또한, 기계학습 기법 중 가장 높은 정확도를 보인 Elastic Net은 더움에 대한 예측률이 96.7%, 보통에 대한 예측률이 22.7%이었다. 체감더위 예측 모형은 더움에 대한 예측률이 기계학습의 예측률보다 낮지만, 보통에 대한 예측에서 훨씬 높은 성능을 보였다. 기온이 높은 여름철 데이터를 활용하여 도시공간적 요인에 따라 열환경 변화를 파악하는 것이 본 연구의 목적이므로 체감더위 예측 모형이 적절한 예측을 수행하고 있다는 것을 검증하였다.

본 연구를 통해 도시 열환경 평가에 중요한 도시공간적 요인을 파악하였다. 특히 로지스틱 회귀분석을 통한 체감더위 예측 모형은 열환경을 평가할 수 있는 도구로써 사용될 수 있다. 이를 활용하면 특정 시간대의 체감더위 예상지도를 구축할 수 있으며, 세부 공간 단위별 열환경 예측을 수행할 수 있다. 또한, 예측 결과를 바탕으로 기후변화 대응을 위한 대책 마련에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구는 체감더위라는 주관적인 평가지표를 활용하였다. 참여자의 판단 기준에 따라 체감더위의 분류에 부정확한 값이 포함될 수 있고, 통계 분석의 유의성을 낮추는 요소가 될 수 있다. 이를 보완하기 위해서는 참여자의 특성이 포함된 인문사회적 요인이 추가적으로 고려되어야 한다. 인문사회적 요인은 나이, 성별, 착의량, 대사랑 등 개인적 특성을 포함하고 있다. 또한, 분석 대상지가 시가지에 위치한 중구로 한정되어 있어 건축물의 영향력이 높은 지역에 국한된 도시공간적 정보를 담고 있다. 추후 연구를 통해 다양한 도시공간을 반영할 수 있는 지역으로 공간 범위를 확대하여 도시공간적 요인의 보정이 이루어져야 할 것이다. **KAGIS**

## REFERENCES

- Agresti. 2006. An introduction to categorical data analysis. Wiley Publishing.
- Bottyan, Z. and J. Unger. 2003. A multiple linear statistical model for estimating the

- mean maximum urban heat island. *Theoretical and applied climatology* 75:233–243.
- Dimoudi, A. and M. Nikolopoulou. 2003. Vegetation in the urban environment. microclimatic analysis and benefits. *Energy and buildings* 35(1):69–76.
- Georgi, J.N. and D. Dimitriou. 2010. The contribution of urban green spaces to the improvement of environment in cities. Case study of Chania, Greece. *Building and environment* 45(6):1401–1414.
- Ren, Y., Deng, Y.Z., Zuo, S.D., Song, X.D., Liao, Y.L., Xu, C.D. and Z.W. Li. 2016. Quantifying the influences of various ecological factors on land surface temperature of urban forests. *Environmental pollution* 216:519–529.
- Ryu, N.H. and C.S. Lee. 2014. Effects for the thermal comfort index improvement of park woodlands and lawns in summer. *Journal of the Korean Institute of Landscape Architecture* 42(6):21–30 (류남형, 이춘석. 2014. 여름철 공원 수림지와 잔디밭의 온열쾌적지수 개선 효과. *한국조경학회* 42(6):21–30).
- Ryu, J.W., Jung, E.H., H. Akira. 2011. A study of evaluation of thermal environment following the alleviation of the limit on number of floors of apartment complexes. *Journal of the Korean Housing Association* 22(3):93–100 (류지원, 정응호, 아키라 호야노. 2011. 공동주택 건축물 층수완화에 따른 열환경 평가에 관한 연구. *한국주거학회* 22(3):93–100).
- Kim, B.C., Kang, J.W., Park, C. and H.J. Kim. 2020. Analysis of urban heat island alleviating effect of urban parks and green space in Seoul using deep neural network model. *Journal of the Korean Institute of Landscape Architecture* 48(4):19–28 (김병찬, 강재우, 박찬, 김현진. 2020. 심층신경망 모형을 이용한 서울시 도시공원 및 녹지공간의 열섬저감효과 분석. *한국조경학회* 48(4):19–28).
- Kim, D.W., Kim, J.K. and E.H. Jung. 2010. An analysis of micro-climate environmental changes followed by establishment of an urban park -Focused on the Junggu in Daegu City. *Journal of The Urban Design Institute of Korea* 11(2):77–94 (김대욱, 김중권, 정응호. 2010. 도시공원 조성에 따른 미기후환경의 변화 분석: 대구광역시 중구를 대상으로. *한국도시설계학회* 11(2):77–94).
- Kim, G.A., Choi, J.M. and K.H. Park. 2016. Analysis of thermal environment in buildings according to color change of roof and applicability of cool roof. *Journal of Korean Institute of Architectural Sustainable Environment and Building Systems* 10(6):409–415 (김경아, 최정민, 박경훈. 2016. 지붕 색상 변화에 따른 건축물의 열환경 및 쿨루프 적용 가능성 분석. *한국건축친환경설비학회* 10(6):409–415).
- Kim, M.K., Kim, S.P., Kim, N.H. and H.G. Sohn. 2014. Urbanization and urban heat island analysis using LANDSAT imagery: Sejong City as a case study. *Journal of Civil and Environmental Engineering Research* 34(3):1033–1041 (김미경, 김상필, 김남훈, 손홍규. 2014. LANDSAT 영상을 이용한 세종특별자치시의 도시화와 열섬현상 분석. *대한토목학회* 34(3):1033–1041).
- Korea Disease Control and Prevention

- Agency(KDCA). 2023. (질병관리청 보도자료, 2023).
- Kolokotroni, M. and R. Giridharan. 2008. Urban heat island intensity in London: An investigation of the impact of physical characteristics on changes in outdoor air temperature during summer. *Solarenergy* 82(11):986-998.
- Joh, H.D. and T.K. Kwon. 2022. Effect of urban park on thermal comfort in summer -An analysis of micromclimate data of Seoul Forest Park-. *Journal of the Korean Institute of Landscape Architecture* 50(6):30-41 (조현민, 권태경. 2022. 여름철 도시공원의 열환경 개선효과 -서울숲 미기상 관측자료 분석을 중심으로 -. *한국조경학회* 50(6):30-41).
- Jonsson, P. 2004. Vegetation as an urban climate control in the subtropical city of Gaborone, Botswana. *International Journal of Climatology; A Journal of the Royal Meteorological Society* 24(10):1307-1322.
- Lee, S.H., Lee, K.S., Jin W.C. and H.K. Song. 2009. Effect of an urban park on air temperature differences in a central business district area. *Landscape and Ecological Engineering* 5(2):183-191.
- Lee, S.M., Kweon, I. and Y.J. Kim. 2019. A study on the Influence of urban environment on the generation of thermal disease. *The Korea Contents Association* 19(12):84-92 (이수미, 권일, 김용진. 2019. 도시 환경이 온열질환 발생에 미치는 영향에 관한 연구. *한국콘텐츠학회논문지* 19(12):84-92).
- Lee, J.A., Jung, D.Y., Chon, J.H., Lee, S.M. and Y.B. Song. 2010. An Evaluation of human thermal comfort and improvement of thermal environment by spatial structure. *Journal of the Korean Institute of Landscape Architecture* 38(5):12-20 (이정아, 정대영, 전진형, 이상문, 송영배. 2010. 공간 구조별 열쾌적성 평가와 열환경 개선방안. *한국조경학회* 38(5):12-20).
- Lehmann, I., Mathey, J., Roßler, S., Brauer, A. and V. Goldberg. 2014. Urban vegetation structure types as a methodological approach for identifying ecosystem services-Application to the analysis of micro-climatic effects. *Ecological indicators* 42:58-72.
- Min, J.K., Eum, J.H., Sung, U.J. and J.M. Son. 2023. Collecting and mapping information on personal thermal sensation through the living lab program. 11th International Conference on Urban Climate.
- Oliveira, S., Andrade, H. and T. Vaz. 2011. The cooling effect of green spaces as a contribution to the mitigation of urban heat: A case study in Lisbon. *Building and Environment* 46(11):2186-2194.
- Park, C., Ha, J. and S. Lee. 2017. Association between three-dimensional built environment and urban air temperature: Seasonal and temporal differences. *Sustainability* 9(8):1338.
- Park, J.H., and G.H. Cho. 2016. 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 (박종화, 조기혁. 공원 크기에 따른 공원의 온도저감 효과 분석: 일산 신 도시를 대상으로. *국토계획* 51(5):247-261).
- Park, S.K., Jo, S.M., Hyun, C.J., Kong, H.Y., Kim, S.H. and Y.K. Shin. 2017. Air

- temperature modification of an urban neighborhood park in summer - Hyowon Park, Suwon-si, Gyeonggi-do, Journal of Environment Science society 26(9):1057-1072 (박수국, 조상만, 현철지, 공학양, 김승현, 신영규. 2017. 여름철 도시근린공원의 기온저감 효과 -경기도 수원시 효원공원-. 한국환경과학회 26(9):1057-1072).
- Santamouris, M. 2015. Regulating the damaged thermostat of the cities-Status, impacts and mitigation challenges. Energy and Buildings 91:43-56.
- Sung, U.J., Min, J.K., Jung, H.H., Son, J.M. and J.H. Eum. 2023. Construction of a thermal environment prediction map based on perceived heat using machine learning. Proceedings of 2023 Fall conference of the Korean Association of Geographic Information Studies. pp.204-205 (성옥제, 민진규, 정현화, 손정민, 엄정희. 2023. 기계학습을 활용한 체감더위 기반 열환경 예상지도 구축. 2023 한국지리정보학회 추계 학술발표논문 초록집 204-205).
- Yin, C., Yuan, M., Lu, Y., Huang, Y. and Y. Liu. 2018. Effects of urban form on the urban heat island effect based on spatial regression model. Science of the Total Environment 634:696-704.
- Yoon, S.H. and I.A. Yeo. 2007. An analysis of the urban structure and the evaluation of thermal environment of a coastal city. Journal of the Architectural Institute of Korea Planning & Design 23(12):285-294 (윤성환, 여인애. 2007. 해안역 도시의 도시구조 분석 및 열환경 평가. 대한건축학회 23(12):285-294). **KAGIS**