

Research Paper

# 인구 추정을 기반으로 한 인구집단별 폭염 취약지역 분포 예측에 관한 연구

김유현 · 김동현

부산대학교

## A Study on Estimating Heat Vulnerable Areas by Demographic Group based on Population Estimates

Yu-Hyun Kim · Donghyun Kim

Pusan National University

**요약:** 본 연구는 다가올 미래 폭염의 영향을 최소화하기 위해 폭염 적응전략 수립에 선행하여 유아인구, 생산가능인구, 고령인구의 세 인구집단별 폭염 취약지역의 공간적 분포를 예측하였다. 이에 먼저 기계학습 모형과 설명가능한 기계학습 모형을 통해 인구집단별 미래 인구값을 추정하고, 추정값을 해석하였다. 인구 추정 결과, 세 인구집단 모두 2042년까지 지속적으로 감소할 것으로 전망되었다. 인구집단별 인구 추정값과 미래 폭염일수를 중첩하여 도출한 미래 폭염 취약지역은 세 인구집단 모두에 대해 주로 내륙지역에 위치할 것으로 예측되었다. 인구집단별 폭염 취약지역의 미래 공간적 분포를 예측한 결과, 국토의 동부보다는 서부가 취약하며, 유아인구에 대한 폭염 취약지역은 서울과 수도권 남부, 대도시 지역 등에서, 생산가능인구에 대한 폭염 취약지역은 서울, 수도권 남부, 충청권 등에 위치할 것으로 나타났다. 정확한 인구 추정 분석은 미래 폭염의 영향에 사전적·효과적으로 대처하는 데 필수적인 단계로서, 이를 통해 폭염의 잠재적 영향을 사전에 예측하고 정책의 우선순위를 설정하는 데 기여할 수 있다.

**주요어:** 소지역 추정, 폭염 취약지역, XGBoost, SHAP

**Abstract:** In order to minimize the impact of future heat waves, this study predicts the spatial distribution of heat vulnerable areas by three demographic groups: young population, working-age population, and old population, prior to establishing heat wave adaptation strategies. First, the future population values of each demographic group were estimated through machine learning and explainable AI, and the estimates were interpreted. The population estimates showed that all three demographic groups are expected to continue to decline until 2042. The future heat wave vulnerable areas, derived by overlaying population estimates and future heat wave days by demographic group, were predicted to be mainly inland for all three demographic groups. The spatial distribution of future

heat vulnerable areas by demographic group showed that the western part of the country is more vulnerable than the eastern part, and that the heat vulnerable areas for the young population will be located in Seoul, the southern part of the Seoul metropolitan area, and metropolitan areas, while the heat vulnerable areas for the working-age population will be located in Seoul, the southern part of the Seoul metropolitan area, and the Chungcheongbuk-do region. Accurate population estimation analysis is an essential step in proactively and effectively dealing with the effects of future heat waves, and the results of this study can be used as a basis for heat adaptation policies.

**Keywords:** Small Area Estimation, Heat Vulnerable Area, XGBoost, SHAP

## I. 서론

전세계적으로 기후변화의 영향은 다양한 형태로 나타나고 있다. 이러한 변화는 단기적인 환경 변화를 포함해 기상 재해나 생태계 파괴와 같은 환경적 위기를 초래하고 있으며, 이는 경제 활동뿐만 아니라 인류의 지속 가능한 삶에도 심각한 위협으로 작용하고 있다(Lee et al. 2014). IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change)는 평가보고서에서 최고 수준의 완화정책을 적용하더라도 앞으로 수십 년간 지금보다 더 심각한 기후변화 영향을 피하기는 어려울 것으로 예상하고 있으며, 부정적인 영향의 빈도와 강도는 계속해서 증가할 것으로 전망하고 있다. 최근의 논의에서는 기후변화 완화정책만으로는 기후변화로 인한 부정적인 영향을 충분히 줄이는 데 한계가 있다고 인식하고 있으며, 이에 따라 변화하는 기후에 적응할 수 있는 능력을 강화하는 정책의 수립과 이행이 매우 중요한 과제로 떠오르고 있다(IPCC 2014; IPCC 2023).

IPCC는 기후변화로 인한 환경위험 중에서 특히 폭염에 주목하고 있다(IPCC 2014; IPCC 2023). IPCC의 6차 평가보고서에 따르면 전 지구 표면 온도는 산업화 이전(1860~1900년) 대비 현재(2011~2020년) 1.09°C 상승한 것으로 나타났다(IPCC 2023). 한반도 기후변화 전망보고서(2021)에 따르면 21세기 말(2081~2100년) 우리나라의 연평균 기온은 온실가스 배출 정도에 따라 현재(1995~2014년) 대비 2.6°C~7.0°C 증가할 것으로 전망된다. 이는 전 지구 평균보다도 훨씬 높은 수치이다. 실제로 우리나라는 유례없는 폭염으로 인해 인명 피해, 대기·수질 피해, 산업 피해, 사회기반시설·건물 피해 등 건강상·재산상 피해가 크게 발생하고 있

며(Choi et al. 2018), 이러한 폭염 현상의 발생빈도는 특히 도시화 또는 산업화가 진행되어 인구밀도가 높으며, 해양에서 떨어진 내륙의 대도시 지역을 중심으로 뚜렷하게 증가하고 있다(Choi & Kwon 2005). 폭염은 최고 기온이 상승하고 발생 빈도가 잦아지며 지속 기간이 길어질수록 산업, 경제, 인명 등에 미치는 직·간접적인 파급효과가 크기 때문에 개인 차원을 넘어 국가와 정부가 관리해야 하는 하나의 재난이 되었다. 이러한 상황에서 최근 IPCC를 비롯한 국내외 기후 관련 협의체와 정부 기관들은 폭염에 대응하기 위해 이상고온으로 인한 피해를 최소화할 수 있는 적응 전략과 대책을 신속히 마련해야 한다는 점을 강조하고 있다.

초과사망과 같은 폭염으로 인한 피해에 대한 보고가 이루어지면서 고온의 영향에 대한 관심뿐만 아니라 사회경제적 취약 인구집단에 대한 연구의 필요성도 제기되고 있다. 기후변화의 영향은 모든 계층이나 지역에 동일하게 나타나는 것이 아니라 물리적·사회적·환경적 불평등 간의 상호작용으로 인해 환경약자, 특히 기후변화 취약계층에 피해가 집중되기 때문이다(Choi et al. 2018). 기후변화 취약계층에 대한 법적·사전적인 정의는 명확하지 않지만, 취약계층과 기후변화를 결합하여 그 의미를 찾아본다면, 기후변화에 취약한 지역에 거주하거나, 기후변화에 대응할 수 있는 능력 또는 적응능력이 부족하며, 기후변화의 영향을 민감하게 받는 계층을 가리킨다고 이해할 수 있다(Choi et al. 2018). 기존의 연구들은 열악한 환경조건에 더하여 기후변화에 대한 사회경제적 대응력이 부족하여 피해가 가중될 수 있는 집단을 기후변화 취약계층으로 간주하고 있으며, 이는 노인, 영유아, 만성질환자, 야외근로자 및 특정 직업 종사자, 사회경제적 지위가 낮은 집단이 포함된

다(Diaz et al. 2002; Lee et al. 2014; Choi et al. 2018).

동일한 맥락에서 폭염 취약지역은 폭염의 영향에 민감하게 노출되는 지역으로, 폭염에 대한 적응 능력이 부족하거나 대응 자원이 제한된 지역을 의미한다. 이러한 지역은 기후적 요인뿐만 아니라 사회경제적 요인, 환경적 조건 등이 복합적으로 작용하여 폭염으로 인한 피해가 가중될 가능성이 높다. 이에 따라 도시계획 및 정책적 차원에서 폭염 취약지역을 분석하고 미리 예측하는 것은 해당 지역에서의 피해를 최소화하고, 지역 맞춤형 대응책을 마련하며, 폭염으로 인한 사회적·경제적 불평등을 완화하기 위한 필수적인 과정으로 볼 수 있다. 특히 기후변화로 인해 폭염의 빈도와 강도가 증가하는 현실에서, 취약지역을 선제적으로 파악하는 것은 보다 효과적인 자원 배분과 정책 수립을 가능하게 하여 궁극적으로 폭염으로 인한 사회적 비용을 줄이는데 기여할 수 있다.

폭염 취약지역을 효과적으로 분석하고 예측하기 위해서는 해당 지역의 미래 인구 분포를 추정하는 과정이 선행되어야 한다. 정책적 차원에서는 인구 추정을 통해 동일 지역 내에서도 폭염으로 인한 영향을 받을 가능성이 높은 인구 규모 및 분포를 예측함으로써, 제한된 자원을 보다 효율적으로 배분하고 대응 전략의 우선순위를 설정할 수 있기 때문이다. 또한 인구 변화에 따른 도시 구조적 변화를 고려하여 장기적인 폭염 대응 계획을 수립할 수 있다. 고령화와 인구 감소와 같은 인구 구조적 변화가 폭염 취약성에 미치는 영향을 반영한다면, 보다 세밀하고 지속가능한 지역 맞춤형 대책을 마련할 수 있어 폭염 대응의 효과성과 공정성을 동시에 제고할 수 있다.

하지만 지금까지의 국내 폭염 관련 연구들은 대부분 취약성 평가를 진행하는 데 그치거나, 폭염 취약계층이 누구인지를 정의하는 데 관심을 가져왔다(Koo et al. 2015; Choi et al. 2018; Kim et al. 2020). 폭염 취약계층에 대한 공간적인 측면에서의 관심과 이에 대한 인구 추정 과정의 중요성에 대한 관심은 부족한 것으로 보이며, 더욱 강화된 기후변화 적응대책의 타당성을 확보하기 위해서라도 폭염 취약지역의 공간적 분포를 입증하는 것은 필수적으로 보인다. 또한, 다가올 미래 폭염의 영향을 최소화하기 위해 폭염 적응전략의 수립 및

추진에 선행하여 미래 인구의 공간적 분포를 추정하는 것이 필요하다.

본 연구는 미래 인구집단별 폭염 취약지역의 공간적 분포를 예측하는 데 목적이 있다. 이에 폭염 취약계층으로 논의되고 있는 인구집단인 유아인구, 생산가능인구, 고령인구에 대한 2042년 인구값을 추정하고, 탐색적 공간자료분석의 응용을 통해 각 인구집단별 추정값과 미래 폭염일수를 중첩하여 미래 폭염 취약지역의 공간적 패턴을 실증적으로 예측 및 분석하고자 한다.

## II. 이론적 배경 및 선행연구 검토

### 1. 인간에게 그 피해가 직접적인 폭염의 영향

폭염은 여러 기후재난 중에서도 건강 피해가 가장 높은 재난으로 평가되고 있다. 지금까지 많은 연구들이 폭염으로 인한 건강악화의 관계성을 보고해 왔다. 전 세계적으로 폭염의 건강피해는 초과사망자 혹은 온열질환에 의한 사망자로 집계되고 있다(Kim et al. 2014). 초과사망자는 특정 기간 동안 평균적으로 예상되는 사망자 수와 실제 사망자 수 간의 차이를 나타낸다(Kim et al. 2014, Park et al. 2016; Park & Chae 2020). 뿐만 아니라 폭염에 의해 중병을 앓고 있던 사람들의 사망시기가 앞당겨지는 현상 등 폭염의 간접적인 영향까지 보고되고 있다(Hajat et al. 2005). 온열질환 사망자는 과도한 자연열 노출에 의해 열사병으로 사망한 피해를 나타낸다(Kim et al. 2014; Park et al. 2016).

Park et al. (2016)의 연구에서는 폭염발생 빈도가 온열질환 사망자에 미치는 지역별 영향을 살펴보았는데, 폭염이 많이 발생한 지역에서 폭염으로 인한 사망률 또한 높게 나타났다. 폭염과 사망률 간의 관계가 적은 지역의 상관계수 또한 24%로 나타났다. Lee et al. (2016)는 폭염 발생으로 인한 초과사망 위험 감소에 대한 인간 생명 가치를 통계적으로 산출하는 것을 목적으로 서울시 30세~75세 성인을 대상으로 지불의사금액을 추정하고, 이를 근거로 통계적 인간 생명 가치를 산출하였다. 분석 결과, 폭염으로 인한 초과사망 위험 감소를 위한 지불의사금액은 1인당 월평균 18,210원으로 산출되었다. 이를 기반으로 통계적 인간 생명 가치를 산출할 경우, 3억 6,976만원, 65세 이상 폭염 취약 인구집단

의 경우 2억 702만원, 65세 미만 폭염 비취약 인구집단의 경우 4억 2,266만원으로 계산되었다. 고온이 사망에 미치는 영향에 대한 메타분석을 수행한 Woo et al. (2019)의 분석 결과, 기온이 1°C 증가할 때 사망의 위험이 5% 증가하며, 비폭염 기간에 비해 폭염 기간에 사망의 위험이 8% 증가하였다. 75세 이상 고령 인구집단에서는 고온과 관계 없이 사망의 위험이 통계적으로 유의하게 증가함을 확인하였다. Park and Chae (2020)는 2011~2017년 대비 2018년의 온열질환자 수가 1.4~2.7배 높게 나타난 것과 인구 10만명당 초과사망률이 2.2~6.9배 높게 나타난 것을 확인하였다. 또한, 도시에 비해 농촌의 온열질환 발생률이 약 2배 높고, 초과사망률 역시 농촌에서 더욱 높게 나타난 것을 확인하였다.

## 2. 기후변화 취약계층에 대한 폭염의 영향

취약성 개념은 식량안보, 빈곤·자연재해, 전염병 분야 연구에서 주로 논의되어 왔던 개념이지만, 최근 유례없는 기후변화의 규모와 속도로 인해 기후변화 담론의 쟁점이 되고 있다(Choi et al. 2018). 이에 따라 기후변화 취약계층 개념을 정의하려는 시도가 적극적으로 수행되어왔다.

일반적인 취약계층의 정의는 개인의 사회적 위치, 생애과정, 사고 등이 복합적으로 작용하여 결정된다(Choi 2018). 국외 주요 연구들은 취약계층 구분 시 사회적 취약계층과 경제적 취약계층으로 구분한다(Green et al. 2009; Abate & Kronk 2013). 최근의 기후변화에 대한 논의에서 취약계층은 기후변화로 인해 발생한 피해에 민감하거나 적절히 대처할 수 없는 인구집단으로 통용되고 있다(IPCC 2007).

기후변화로 인한 위험의 규모와 불확실성의 추세가 증가하면서 더욱 문제가 되는 것은 그 피해가 환경약자 또는 기후변화 취약계층에게 더 크고 빈번하게 발생하고 있다는 것이다(Park et al. 2013; Choi et al. 2018). 즉, 기후변화의 피해는 모든 계층이나 지역에 동일한 수준으로 발생하는 것이 아니라, 이에 대응할 물리적·사회적·환경적 자원이 부족한 지역과 기후변화에 대처하고 회복하는 적응능력이 부족한 계층에게 더 크게 나타날 수 있다(Park et al. 2013; Choi et al. 2018). 이러한 기후변화 취약계층에 대해 일반적으로는 아동, 장애

인, 노인 등 생물학적 취약계층에서부터 저소득층, 이주민, 난민 등 사회적으로 고립되고 열악한 사회경제적 취약계층까지를 포함하고 있다(Lee et al. 2014; Choi et al. 2018).

기후변화 취약계층에 대한 논의는 기존의 개인적 속성을 대상으로 한 사회경제적 논의를 넘어서 지역적 수준에서 나타날 수 있는 영향과 복합적으로 구성된다. 기후변화의 영향이 심하게 나타나는 공간에서 인구구조, 재정구조, 의료시설 등 사회경제적 기반의 빈약함이 복합적으로 나타나 피해에 대응 및 복구할 수 있는 능력이 특정 계층에 나타난다는 것이다(Choi et al. 2018; Choi & Han 2021). 폭염 또한 지역의 사회·인구·환경적 요인들로 인해 지역마다, 또는 지역 내에서 각기 다른 영향을 미친다. 이는 같은 수준의 건강, 나이, 생활환경을 가진 개인이더라도 지역의 특징적인 속성으로 인해 타 지역 인구와 비교하여 상대적으로 더 취약하게 되는 원인이 된다(Choi & Han 2021). 폭염에 대한 적응능력은 주로 지역의 경제적 능력과 연계된다(Chan et al. 2012; Lee et al. 2014; Kim et al. 2024). 국내 연구로 Kim et al. (2024)는 지역 내 사회복지 예산과 환경보호 예산의 비중 증가가 고령층 폭염 질환 사망률을 감소시키는 것으로 보고하였다. 이는 가속화되는 폭염의 영향과 더불어 지역의 예산 비중을 확대하여 지역 수준의 기후변화 대응이 이루어져야 함을 보여주며, 해당 조건을 갖추지 못한 지역은 폭염 취약지역이 될 가능성을 가리킨다. Choi et al. (2018)는 폭염 적응능력이 상대적으로 우수한 지역과 취약한 지역을 선정하여 비교·분석하였는데, 폭염에 더 취약한 지역의 경우 무더위쉼터, 의료시설 등 폭염 취약성을 경감시킬 수 있는 적응능력 수준이 낮은 경우가 많았다.

폭염 취약지역이 나타나는 것 외에 폭염이 초래하는 또 다른 부작용은 폭염 취약지역 내에서도 폭염 취약계층별로 그 피해가 계층적으로 나타난다는 것이다. 이는 인구구조와도 밀접한 관련성이 있으며, 특히 면역체계가 약하거나 대응자원이 부족한 저소득층 및 노년층, 유년층이 그 대상이 된다. 특히 고령인구는 만성 질환 및 경제적 능력 저하, 의료 서비스를 포함한 사회적 자본에 대한 낮은 접근성 등으로 인해 취약지역 내에서도 폭염에 가장 큰 영향을 받는다(Jung et al. 2014).

더욱이 소득이 없는 노인이거나 독거노인일수록 폭염에 더욱 취약하다(Lee et al. 2014). Lee et al. (2014)는 소득이 없는 노인의 비율, 독거노인의 비율이 높을수록 폭염과 같은 이상기후에 대해 취약한 것으로 분석하였다. Bae et al. (2020)는 충북 청주시를 대상으로 취약계층 거주가능성이 높은 동시에 폭염 노출 위험 수준이 높은 지역을 탐색하여 폭염 취약지역을 도출하였다. 연구결과, 폭염 노출 위험성과 취약계층 거주 가능성은 유의수준 5% 이내의 공간적 자기상관성을 갖는 것으로 나타나 폭염 노출 가능성이 높은 지역에 폭염 적응이 어려운 취약계층이 많이 거주할 가능성도 높은 것으로 나타났다. 이에 폭염 노출이 높은 지역이면서 신체적 취약성이 높은 인구가 많이 거주하는 집계구는 주로 구도심지역으로 나타났다.

본 연구 또한 기존 연구를 검토한 내용에 따라 유아 인구, 생산가능인구, 고령인구의 세 폭염 취약계층에 대해 연구를 진행하였으며, 세 인구집단을 선정한 이유는 다음과 같다. 유아인구는 생리적, 행동적, 환경적 요인으로 인해 폭염에 특히 취약한 인구집단으로 알려져 있다(Bae et al. 2020). 유아인구는 성인에 비해 체온 조절 능력이 미숙하고 신체 크기에 비해 피부 면적이 넓어 외부 열에 더 민감하게 반응하고, 열사병과 탈수 같은 열 관련 질환에 걸릴 위험이 높다. 행동적으로는 유아가 자신의 몸 상태를 인지하거나 폭염 환경에서 스스로 벗어날 능력이 부족하다는 점이 문제를 악화시킨다. 환경적으로는 주거환경의 냉방 상태가 열악하거나 적절한 보호자가 부재할 경우 위험이 증가한다. 생산가능인구는 경제 활동과 사회적 역할로 인해 폭염에 대한 취약성을 가지는 집단이다. 이들은 직업적 요인으로 인해 폭염에 노출될 가능성이 높는데, 특히 야외에서 일하는 노동자들은 지속적인 고온 환경에서 장시간 신체활동을 수행해야 하므로 건강 위험에 직면한다(Deschenes & Greenstone 2007; Dell et al. 2008). 실내 근로자라 하더라도 냉방 시설이 미비하거나 열악한 작업 환경에서 근무할 시 폭염 스트레스로 인한 생산성 저하와 건강 문제가 발생할 수 있다. 고령인구는 노화로 인해 체온 조절 능력이 저하되고, 심혈관계 및 신장 기능이 약화되어 고온 환경에 적응하거나 위험을 예방하기 어렵다(Jung et al. 2014; Choi et al. 2018). 사회적으

로는 고령자의 경우 종종 고립되거나 제한된 사회적 네트워크로 인해 도움을 받을 수 있는 서비스에 접근하기 어려운 경우가 많다. 경제적 제약 또한 냉방시설 사용이나 적절한 대처를 방해하는 요소가 되며, 고령자가 생활하는 주거환경 또한 열에 취약한 경우가 많아 해당 인구집단의 건강 피해가 더 큰 것으로 보고되고 있다(Choi et al. 2018).

### 3. 폭염 취약지역 분석을 위한 인구 추정

미래 폭염으로 인한 위험에 대응하기 위해서는 폭염 취약지역의 공간적 분포를 분석하고, 이러한 지역의 공간적 분포를 사전에 예측하는 것이 무엇보다 필수적이다. 이에 따라 폭염의 피해로 인한 취약성은 주로 인간에게 나타나기에 폭염 취약지역을 판단하기 위해서는 여타 사회경제적 요소들보다도 폭염의 실제적 영향을 받을 가능성이 있는 인구의 거주 여부를 파악하는 것이 선행되어야 한다. 폭염 취약지역을 파악하는 것에 앞서 선행되는 인구 추정 단계는 기존의 인구추계 방법론들과 상이한 초점을 갖는다. 최근 인구의 분포는 국지적인 관점에서 논의되고 있을 뿐만 아니라, 폭염의 영향 또한 동일한 지역 내 거주자라 할지라도 개인이 처한 여건에 따라 다르게 나타나기 때문에(Choi et al. 2018) 미시적인 관점에서 인구 추정을 진행하는 것이 무엇보다 중요하다고 볼 수 있다.

폭염으로 인한 미래 피해 추정은 다양하게 거론된다. 기후변화로 인한 하절기 폭염 발생 빈도 및 강도의 증가는 인간에게 직접적인 영향 및 부담을 끼치는 것으로 알려져 있으나, 이러한 피해를 정확히 추정하기 위해 보다 고도화된 장래인구추계 방법을 사용한 연구는 미진한 상태이다. 국내 미래 폭염으로 인한 영향을 추정한 연구들은 폭염으로 인한 사망자 수를 추정하거나(Lee et al. 2014; Park & Chae 2020), 미래 사회 여건을 현재 시점의 사회 여건과 동일시하였거나(Ministry of Environment, 2005), 인구 추정값을 적용한 연구라 할지라도 전통적인 인구추계 방법론만을 사용하는 등 다양한 한계점을 갖는다(Kim et al. 2019).

기존 연구들의 한계점을 보완하기 위한 대안 중 하나인 소지역 추정은 대상지역의 규모가 작거나 지역에 배분된 표본의 수가 작아 정확한 추정이 힘들 때 이를

극복하기 위해 이용되는 통계적 추정 방법이다(Kim 2019). 즉, 추정하고자 하는 세부 영역에 작은 규모의 표본이 배정되어 자료의 수가 충분하지 않아 추정의 결과가 나쁠 것으로 예상되는 경우 표본규모를 확대하지 않고 표집오차의 증가를 줄이면서 추정에 대한 정확성을 높일 수 있도록 통계를 생산하는 기법이다(Kim 2019; Kim & Song 2023). 이러한 소지역 추정에 대한 수요는 신뢰할 수 있는 인구추계 결과에 대한 요구로서, 지방자치단체나 민간 분야 뿐만 아니라 학술 분야에서 증대되고 있다.

인구추계 기법 중 가장 널리 사용되고 있는 것은 코호트 요인법으로, 이는 인구 증감의 3가지 요소에 대한 개별적인 추정이 가능할 뿐만 아니라 성, 연령대별 추정이 가능하다는 점에서 대표적인 인구추계 기법으로 사용되고 있다. 우리나라 통계청 역시 코호트 요인법에 기반하여 인구추계 결과를 제시하고 있다. 하지만 코호트 요인법은 행정구역 단위의 출생, 사망, 인구가동에 대한 자료를 요구함으로써 미시적 지역에 대해서는 적용이 불가능하다는 큰 한계점을 갖는다. 이에 따라 최근에는 빅데이터 활용이 활발해지고 인공지능 기술이 발전하면서 기계학습을 활용한 인구추계방법이 다수 활용되고 있는 실정이다(Kim et al. 2019; Kim & Song 2023).

본 연구 또한 인구 추정을 진행함에 있어 기계학습을 이용한 소지역 추정을 진행하였다. 코호트 요인법 및 회귀 기반의 기존 인구추계 기법들은 인구 변화를 설명함에 있어 인구 밀도 등과 같은 인구통계학적 요인만을 고려하여, 다른 이론과 인구 변화에 영향을 미칠 수 있는 잠재적인 요소의 정보를 바탕으로 한 관점보다는 불필요하게 좁은 인구통계학적 관점으로부터 변수를 한정적으로 선택하는 경향이 있다(Chi 2009). 인구 증감은 인구학적 특성뿐만 아니라 사회경제적 특성, 물리적 인프라, 환경적 특성, 문화적 자원, 법적 제약에 의해서도 영향을 받는다(Chi & Voss 2011).

인구 변화에 중요한 영향을 미치는 것으로 알려진 사회경제적 조건에는 고용률, 범죄율, 학생 수, 소득 증가 및 소득 분배, 공공 인프라, 신규 주택, 부동산 가치, 공공 서비스 수준 등이 있다(Chi 2009; Chi & Wang 2018; Hilario et al. 2021). 고용률과 소득의 증가는 경제적 안

정성을 증가시켜 출산율을 높이거나 특정 지역으로의 이주를 촉진할 수 있다. 학생 수와 같은 지표는 해당 지역의 청년층 인구 밀집도를 나타내며, 장기적으로 지역의 인구 재생산력에 영향을 미친다. 공공 인프라 및 공공 서비스 수준은 지역의 생활 편의성을 높여 인구 유입을 촉진하며, 신규 주택 공급과 부동산 가치는 특정 지역의 정주 가능성과 인구 밀도를 결정짓는 요인이 된다. 이처럼 사회경제적 조건들은 개인과 가구의 삶의 질에 직접적인 영향을 미치며, 이는 인구의 이동, 증가, 또는 감소를 유도하여 장기적인 인구구조 변화를 초래한다.

교통 접근성은 지역 경제 성장과 발전은 물론 인구 증가에도 중요한 영향요인으로 작용한다. 교통 접근성은 경제 성장 또는 감소, 고용 변화, 사회구조 변화, 환경 변화 등을 통해 간접적으로 인구구조 변화에 영향을 미치기 때문이다(Chi 2009). 교통 접근성 및 교통 인프라가 인구 증감에 영향을 미치는 관계성에 대한 많은 이론 및 실증연구들이 존재하며, 본 연구들은 교통 접근성을 나타내는 대표적인 변수들로 중심 도시와의 접근성, 고속도로와의 접근성, 공항과의 접근성, 고속철도와의 접근성, 평균 출퇴근 거리 등을 이용하고 있다(Chi & Wang 2018; Hilario et al. 2021; Wilson et al. 2022).

또한, 인구 증가율은 토지 개발 가능성에 의해 제한될 수 있다. 지역의 토지 개발 가능성은 습지, 경사도와 같은 지리물리학적 특성과 용도지역 및 교통 인프라와 같은 토지이용, 문화 및 역사적 자원 등에 의해 결정된다. 토지이용은 주거, 상업, 산업, 공공 시설 등 다양한 용도로의 개발 가능성을 나타내며, 이는 해당 지역이 수용할 수 있는 인구 규모와 밀접하게 연결된다. 예를 들어 주거지로 개발 가능한 토지가 많을수록 신규 주택 공급이 늘어나 인구 유입이 촉진될 수 있다. 반면, 토지압축도가 높은 지역은 추가 개발 여력이 부족해지고, 이로 인해 주택 공급 제한, 인구 밀집 증가, 그리고 생활 환경의 질 저하로 이어져 인구 유출을 초래할 수 있다. 또한, 토지 개발 가능성은 지역 경제 활동, 기반 시설 확충, 교통 접근성 개선과도 연결되어 장기적으로 인구 변화에 영향을 미친다. 이러한 토지 개발 가능성은 여러 변수가 아닌 하나의 지수로 표현되는 경우

가 많으며(Chi 2009), 보다 명확한 토지 개발과 인구 증감 사이의 상호작용을 보기 위해 주로 격자와 같은 작은 픽셀 단위에서 집계된다.

추가적으로 국외 연구에서는 미래 인구 증감에 환경 및 자연자원 특성이 결정적인 영향을 미치는 것으로 보고되고 있다. 인구 증감에 영향을 미치는 요인으로는 조망권, 자원 채취, 자연재해 발생 가능성 등이 있다(Chi 2009; Raftery & Ševčíková, 2023). 이러한 환경 및 자연자원 특성은 지역 내 거주자의 편의성으로 인식되어 지역 내 경제 발전과 이주에 영향을 미치는 데 중요한 역할을 하는 것으로 알려져 있고, 특히 서구 국가 맥락에 보다 적합한 것으로 알려져 있다.

### III. 연구자료 및 연구방법

본 연구는 폭염 취약지역을 도출하기 위해 먼저 폭염 취약계층으로 논의되고 있는 세 인구집단에 대한 미래 인구값을 추정한다. 다음으로 인구집단별 추정값과 미래 폭염일수를 증첩하여 폭염 취약지역을 도출한다. 미래 인구값 추정을 위해 기준연도는 2018년, 목표연도는 2042년으로 설정하였고, 분석의 단위는 대한민국 전체를 500m 격자 단위로 설정하였다. 이를 위해 2018~2022년 자료를 이용하여 모형을 학습시키고, 2018~2022년에 대한 예측의 정확성을 평가한 뒤 2022~2042년에 대해 4년 단위로 인구 추정을 수행하였다.

국내 인구총조사는 매 5년마다 실시되고 있지만, 본 연구에서는 데이터 구득의 한계로 인해 모형을 학습시키는 데 있어 4년 간격의 자료를 이용하였고, 이후 미래 인구 추정 과정과의 정합성을 위해 4년 단위로 인구를 추정하게 되었다. 또한, 국내 도시기본계획은 기준시점으로부터 20년을 기준으로 수립되고 있기에 모형을 학습시킨 2018~2022년의 20년 뒤인 2042년을 목표연도로 설정하게 되었다. 분석의 단위인 500m 격자 크기는 도시계획 상에서 주로 인간의 일상 생활권 혹은 도보 이동권으로 간주된다(Perry 1966; Oh 2012). 이는 사람들이 폭염의 영향을 실제로 체감하고 생활환경 내에서 대응할 수 있는 공간적 범위를 반영한 것으로, 폭염 취약성을 분석하는 데 적합한 단위로 볼 수 있다. 또한 격자 단위는 기존의 행정구역 기반 분석에서 나타나는

경계 효과를 최소화하고, 공간적으로 불균질한 폭염 취약성을 세밀하게 파악할 수 있다는 점에서 중요한 의미를 갖는다.

#### 1. 연구자료

본 연구가 사용한 연구자료는 Table 1과 같다. 본 연구는 선행연구를 바탕으로 폭염에 대한 기후변화 취약계층을 유아인구, 생산가능인구, 고령인구로 구성하였다. 유아인구는 6세 미만 인구, 생산가능인구는 15~65세 인구, 고령인구는 65세 이상 인구를 가리킨다. 기존 연구들은 면역력 감퇴, 저항력 약화로 인해 외부 환경 변화에 더욱 민감하게 반응하는 고령인구를 공통적인 폭염 취약계층으로 포함하고 있다(Jung et al. 2014; Choi et al. 2018). 영유아 및 청소년층 또한 폭염과 같은 고온현상이 발생했을 때 사망위험이 증가하고, 응급실을 방문하거나 병원에 입원하는 등 의료처치가 필요한 상황이 빈번하게 발생하는 것으로 보고되는 인구집단이다(Bae et al. 2020). 또한, 기후재해의 빈도와 강도가 강해짐에 따라 기온 상승은 노동자들의 생산성 및 건강 저하를 초래할 수 있어 경제적 측면에서 노동인구, 즉 생산가능인구 또한 새로운 취약계층으로 보고되고 있다(Deschenes & Greenstone 2007; Dell et al. 2008).

기존 연구들은 미래 인구값을 추정하는 데 있어 사회적 인프라 및 경제 수준에 대한 중요성을 강조해왔으며(Chi & Wang 2018; Hilario et al. 2021), 지역경제 측면에서 높은 고용률이나 높은 평균 가구소득과 같은 더 나은 경제적 조건들이 인구 추정에 보다 기여하는 것으로 알려져 있다(Chi & Wang 2018). 국내 환경부 또한 폭염의 영향을 감소시킬 수 있는 역량을 반영하기 위해 인구당 의료기관 수, 소방서 인력, GRDP 등 사회경제적 지표를 적용하고 있다. Chi and Wang (2018)은 인구 추정의 정확성을 위해 교통, 범죄율, 토지이용과 같은 근린환경 조건이 중요하다고 언급하고 있으며, 이는 원하는 생활 조건이 지속적인 인구 유입을 유발할 것이라는 가설을 기반으로 하고 있다.

본 연구에서 미래 인구값 추정을 위해 투입한 설명변수는 노후주택 비율, 공원 접근성, 병원 접근성, 신규 건축물 수, 경찰서 접근성, 고속·고속화철도 접근성, 주차장 접근성, 노인여가복지시설 접근성, 초등학교 접

Table 1. Variable definitions

Variables		Definition	Source
Dependent variable	Total	Total population	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Early childhood	Population under 6	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Working age	Population ages 15~65	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Old	Population ages 65+	National Geographic Information Institute (2018~2022)
Independent variable	House	Percentage of total buildings in the grid that are more than 20 years old	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Park	Road travel distance from the center of the grid to the nearest livability park	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Hospital	Driving distance from the center of the grid to the nearest hospital	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Newbuilding	Number of new buildings (approved 9 years or less)	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Police	Accessibility to police stations	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Railway	Accessibility to high speed/rapid transit	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Lot	Accessibility to parking lots	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Senior	Accessibility to recreational facilities for the elderly	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Elem	Accessibility to elementary school	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Play	Accessibility to performing arts	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Lib	Accessibility to library	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Complex	Land use (building) complexity	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Compress	Land use (building) compression	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Price	Average individual house price	National Geographic Information Institute (2018~2022)
	Income	Average annual income	KCB (2018~2022)
	Occ1~Occ7	Large company, general, professional, managerial, self-employed, professional self-employed, other (housewife, student, unemployed)	KCB (2018~2022)
Commute	Average commuting distance to work	KCB (2018~2022)	
Alone	Number of single-person households	KCB (2018~2022)	

근성, 공연문화시설 접근성, 도서관 접근성, 토지이용(건물)복합도, 토지이용(건물)압축도, 평균 개별주택 가격, 평균 연소득, 직종, 출퇴근 평균 거리, 1인 가구 수이다. 사회 인프라 수준은 공원 접근성, 병원 접근성, 경찰서 접근성, 고속·고속화철도 접근성, 주차장 접근성, 노인여가복지시설 접근성, 초등학교 접근성, 공연문화시설 접근성, 도서관 접근성, 1인 가구 수, 출퇴근 평균 거리를 포함한다. 경제적 환경은 평균 연소득, 직종, 노후주택 비율, 신규 건축물 수, 평균 개별주택가격으로 측정된다. 토지이용 및 개발은 토지이용(건물)복합도, 토지이용(건물)압축도를 통해 측정한다.

## 2. 연구방법

인구집단별 미래 인구값 추정은 기계학습 기법인 XGBoost 모형을 이용하였다. 기계학습 모형은 전통적인 통계학으로 분석하기 힘든 다양한 형태의 자료들에 대한 분석이 가능하며, 비선형 변수 간의 복잡한 상호작용을 파악 가능케 한다(Kim & Song 2023). 그러나 일반적으로 기계학습 모형은 특성변수와 목적변수 간의 관계를 설명하기 어려운 블랙박스라는 한계점이 존재하여 인과관계 설명에 제약이 따른다. 이런 제약을 극복할 수 있는 대안으로 최근 기계학습 모형 판단에 대한 이유를 사람이 이해할 수 있는 방식으로 제시하는 설명가능한 기계학습이 주목을 받고 있다. 따라서 본 연구에서 미래 인구값 추정을 위한 연구모형으로는 XGBoost 모형을 활용하고, XGBoost 인구 추정 결과값의 블랙박스를 해결하고자 설명가능한 기계학습 모형 중 하나인 SHAP를 이용하여 인구 추정 결과값을 해석하였다.

본 연구는 인구 추정을 진행하기에 앞서 본 연구가

채택한 연구모형의 신뢰성과 정확성을 판별하기 위해 기존 인구추계 연구에서 전통적으로 사용되는 방법들과 최근의 소지역 인구추계 연구들에서 주요하게 거론되고 있는 알고리즘을 모두 이용하여 인구 추정을 사전에 진행해보고, 그 중 가장 우수한 성능을 보인 모형을 본 연구의 연구모형으로서 최종 선택하는 과정을 거쳤다. 이에 사전에 비교 검증을 위해 적용했던 방법론들은 선형 회귀모형, Random Forest, XGBoost 알고리즘이다. 세 연구모형을 이용하여 2020년의 인구값을 추정해보고, 실제 2020년 인구값과 비교하여 각 모형의 정확성을 MAE, MAPE, RMSE 지표로 판별한 과정 및 결과는 Figure 1과 같다. 이 중 전반적으로 XGBoost 알고리즘이 더 나은 정확성과 신뢰성을 보여주었기에 저자는 해당 모형을 본 연구의 최종 연구모형으로 채택하여 연구를 진행하였다.

XGBoost는 약한 분류기를 세트로 묶어 정확도를 예측하는 앙상블 기법인 부스팅 기술을 기본적으로 사용한다. XGBoost의 앙상블 특징은 다른 기계학습 모형보다 빠르게 분석할 수 있고, 과적합을 방지할 수 있다는 것이다. XGboost는 CART(Classification and Regression Trees)라는 모델로 구성되어 있으며, CART를 통해 분류기를 계속 생성하며 적합한 모형을 찾는다. CART는 데이터의 특성에 따라 노드를 구분한다. XGBoost는 CART를 훈련시킬 목적함수의 과적합을 방지하기 위한 정규화 함수를 추가하여 기존 모형들의 한계점을 극복하였다. 식 1은 각 CART를 훈련시킬 목적함수이며, 실제값, 예측값의 차이를 최소화하는 방향으로 수행된다.

$$obj(\theta) = \sum_i^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \tag{1}$$



Figure 1. Evaluation of the accuracy of future population estimates

XGBoost 모형의 인구 추정 결과값을 해석하기 위해 변수별 기여도 도출이 가능한 설명가능한 기계학습 모형 중 하나인 샐플리 값을 이용하였다. SHAP 모형은 전체 성과를 창출하는 데 각 변수가 얼마나 기여했는지를 수치로 표현하는 샐플리 값과 변수 간 독립성을 이용하는 모형이다(Ahn 2020). 각 변수의 기여도는 모든 변수를 조합하였을 때 나오는 성과와 해당 변수를 제외했을 때 나오는 성과의 차이를 각각 계산한 뒤 해당 값들을 가중평균하여 측정한다(Lee et al. 2021). 샐플리 값을 구하는 방식은 식 2와 같은데,  $\phi_i$ 는 변수  $i$ 의 샐플리 값이며,  $n$ 은 전체 변수 수,  $f_x(z)$ 는 모든 변수의 기여도,  $f_x(z \setminus i)$ 는 변수  $i$ 를 제외하고 나머지 변수들을 이용해 구한 기여도를 의미한다(Ahn 2020).

$$\phi_i(f, x) = \sum_{z' \subset z} \frac{|z'|!(n-|z'| - 1)!}{n!} \cdot [f_x(z) - f_x(z \setminus i)] \quad (2)$$

## IV. 연구결과

### 1. 인구집단별 미래 인구값 추정

기계학습 모형을 통해 추정된 2042년 미래 폭염 취약 계층별 인구값은 Figure 2와 같다. 2042년 국내 총인구 추정값은 33,851,141명, 고령인구 추정값은 5,950,106

명, 유아인구 추정값은 1,581,894명, 생산가능인구 추정값은 23,966,207명이다. 총인구의 경우 2026년~2030년 사이 급격한 하락세를 보이다 이후 잠깐의 상승세를 보인 뒤 다시 하락하는 경향을 보이는 것으로 나타났다. 고령인구의 경우 2030년~2034년을 제외한 나머지 시계열 모두 완만한 하락세를 보인다. 유아인구의 경우 하락세와 상승세가 반복하는 경향을 보인다. 생산가능인구의 경우 전반적으로 지속적인 하락세를 갖는 것으로 나타났다.

본 결과에 따르면 2020년~2030년 사이에 급격한 고령화 비중을 확인할 수 있다. 즉, 우리나라는 2030년까지 증가하는 고령인구만큼의 유아인구를 보유하지 못하는 나이 피라미드의 상향을 지속적으로 경험할 것으로 보인다. 이러한 급격한 고령화는 2030년 이후 모든 연령대에서의 인구 감소 과정을 겪으며 완화되고, 전반적인 자연 인구 감소가 시작될 것으로 추정된다. 특히 2035년 이후에는 모든 연령층의 인구가 급속하게 감소하여 일부 연구 및 통계자료와 일치하는 우리나라 인구 감소 전망 상황을 보여준다.

### 2. 미래 인구값 추정에 대한 변수별 기여도 해석

XGBoost 모형을 통해 미래 인구값을 추정된 뒤 본 추정값을 해석하기 위해 SHAP 모형을 적용한 결과는

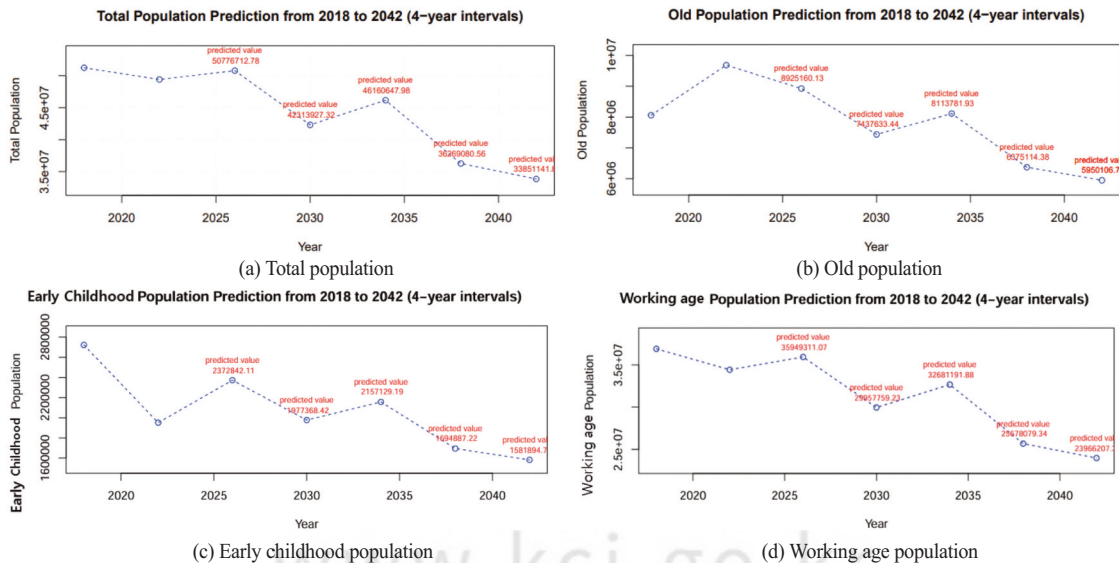


Figure 2. Estimated population

Figure 3과 같다. 미래 인구 추정에 결정적으로 작용하는 변수는 토지이용압축도, 초등학교 접근성, 도서관 접근성, 노후주택 비율, 신규 건축물 수, 평균 개별주택 가격, 병원 접근성, 1인 가구 수, 일반 직종, 기타 직종, 공원 접근성, 전문직종, 토지이용복합도, 평균 연소득 인 것으로 나타났다. 구체적으로 토지이용압축도, 토지이용복합도, 평균 연소득의 경우, 새플리 값의 붉은 점이 y축을 기준으로 양(+)의 방향에 존재하여 그 값이 클수록 인구 추정에 있어 크게 기여한다고 볼 수 있다. 압축적인 경제성장과 산업구조의 변화가 인구구조 또한 특정 지역으로 유도하고 있음을 알 수 있다. 이와 반대로, 초등학교 접근성, 도서관 접근성, 병원 접근성, 공원 접근성의 경우에는 새플리 값의 푸른 점이 y축을 기준으로 양(+)의 방향에 존재하여 그 값이 작을수록 인구 추정에 크게 기여하는 것으로 나타났다. 해당 값들이 작을수록 사회적 인프라와 가까워짐을 의미하는데, 이는 사회적 인프라 접근성과 함께 삶의 질 향상이 고려된 것으로 이해할 수 있다.

노후주택 비율과 신규 건축물 수, 평균 개별주택가격, 1인 가구 수의 경우, 붉은 새플리 값이 y축을 기준으로

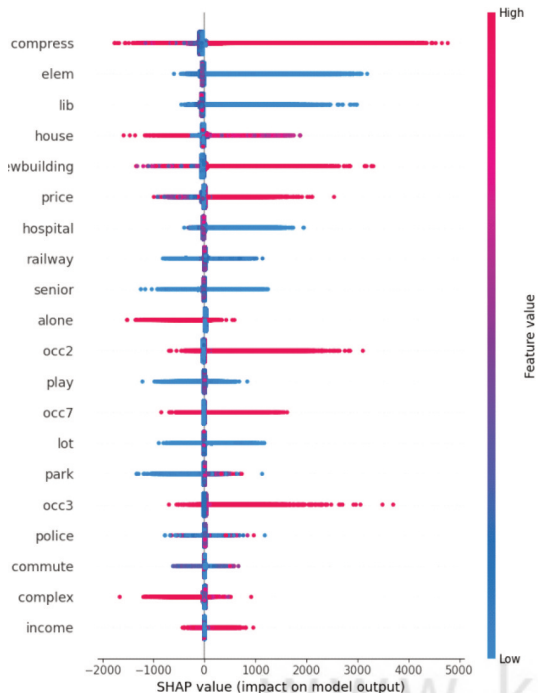


Figure 3. Shapley value by variables

음(-)의 방향에 존재하여 대체로 그 값이 클수록 인구 추정에 부정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 높은 노후주택 비율과 높은 개별주택가격의 경우 인구가 거주지를 선택하는데 있어 방해하는 요인으로 작용하고, 신규 건축물 수 또한 높은 지가를 초래하여 많은 인구를 유입시키기에 부정적인 조건으로 작용하기 때문인 것으로 판단된다. 고속철도 접근성, 노인여가복지 시설, 공연문화시설 접근성, 주차장 접근성, 경찰서 접근성, 출퇴근 평균 거리의 경우 그 값이 크고 작음에 상관 없이 인구 추정에 유의한 영향을 미치지 않는다.

### 3. 인구집단별 미래 폭염 취약지역 도출

미래 폭염 취약지역을 도출하기 위해 추정된 인구집단별 미래 인구값과 미래 폭염일수를 이용하여 중첩분석을 실시하였다. 500m 격자단위로 제공되지 않는 KCB 자료와 폭염일수 자료는 R의 spatial join 기능과 QGIS의 buffer 기능을 사용하여 500m 격자단위로 전환하여 분석을 진행하였다.

500m 격자단위 미래 폭염 취약계층 추정값의 분포는 Figure 4와 같다. 중첩분석을 통해 미래 인구의 분포를 분석했을 때, 수도권 및 대도시권을 중심으로 집중하여 분포하는 경향을 확인할 수 있다. 그 중 특히 수도권에 인구가 집중하여 분포할 것임을 확인할 수 있는데, 상대적으로 인구 피라미드의 중간층인 생산가능인구의 밀도가 높으며 인구 유입에 기여하는 토지이용압축도와 토지이용복합도가 높은 지역이기 때문인 것으로 판단된다. 당분간 지속되는 고령화 현상으로 인해 고령인구는 상대적으로 전국 전반에 걸쳐 분포할 것으로 전망되며, 유아 인구는 수도권, 대도시 및 일부 도시에, 생산가능인구는 수도권과 대도시를 중심으로 분포할 것으로 전망된다.

인구집단별 미래 폭염 취약지역을 추정된 결과는 Figure 5와 같다. 폭염일수와 추정된 취약계층별 인구값을 각 3등분 하여 가장 낮은 값이 폭염의 영향이 덜하고 인구값 역시 낮은 곳을 의미하도록 1~3 점수를 배분하였다. 폭염 영향이 가장 심하고 인구값 또한 높은 지역을 A등급(6점)으로, 다음 두 단계의 값(5점, 4점)을 B등급으로, 그 다음 두 단계의 값(3점, 2점)을 C등급으로 설정하였다.

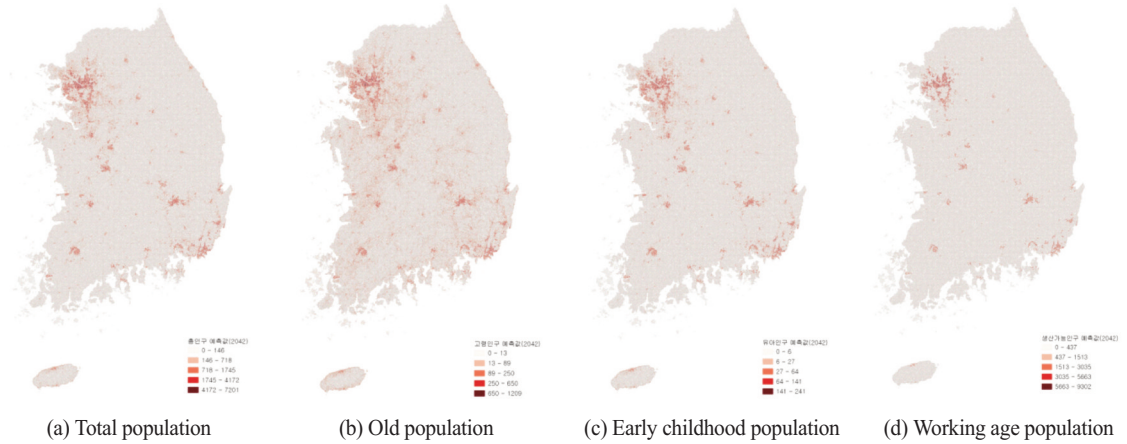


Figure 4. Spatial distribution of estimated population

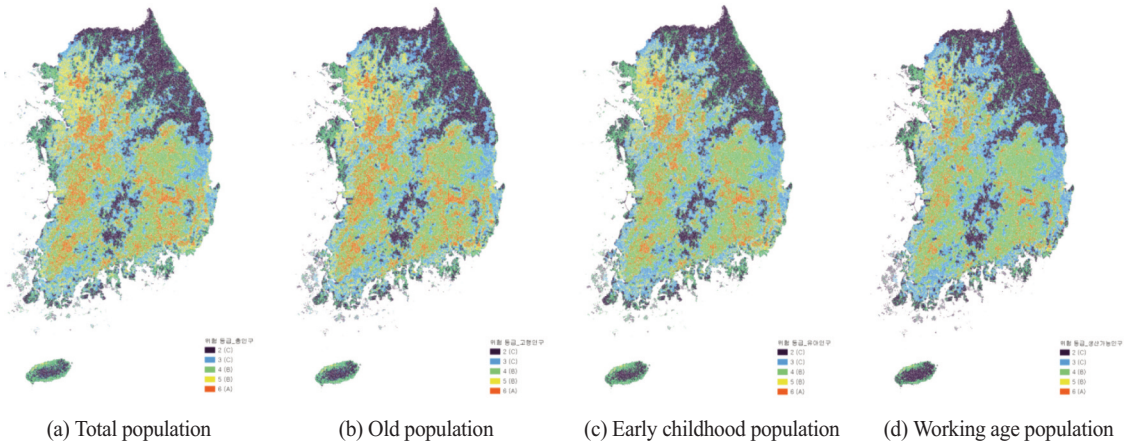


Figure 5. Spatial distribution of vulnerable area to heatwave

미래 폭염 취약지역의 분포는 취약계층 추정값 분포 (Figure 4)와 유사한 양상을 보인다. 대체로 고위험등급인 A등급은 내륙지역에 위치한 것으로 나타났으며, 상대적으로 덜 취약한 집단인 B등급과 C등급은 해안 및 산간지역에 위치한 것으로 나타났다. 총인구와 고령인구의 분포는 유사하며 국토의 동부보다는 서부에 취약지역이 다수 나타났다. 유아인구의 경우 서울, 수도권 남부, 대도시지역 등에서, 생산가능인구의 경우는 서울과 수도권 남부, 충청권 등에서 취약지역이 다수 분포할 것으로 추정되었다. 다만, 점수를 기준으로 해석할 경우 6점과 5점을 지나는 지역의 분포는 수도권과 대도시 지역에 집중되어 취약지역이 나타날 것으로 확인되었다.

## V. 결론

본 연구는 대한민국 전체 500m 격자 단위의 인구 추정값을 기반으로 미래 인구집단별 폭염 취약지역 분포를 추정하였다. 먼저, 기계학습 모형과 설명가능한 기계학습 모형을 통해 인구집단별 미래 인구값을 추정하였다. 추정된 인구값은 2042년까지 지속적으로 감소하는 경향으로 나타났다. 미래 인구집단별 추정값과 미래 폭염일수를 중첩하여 도출한 미래 폭염 취약지역은 세 인구집단 모두에 대해 주로 내륙지역에 위치할 것으로 나타났다. 총인구와 고령인구의 분포는 유사하고, 국토의 동부보다는 서부가 취약하며, 유아 인구는 서울과 수도권 남부, 대도시 지역 등에서, 생산가능 인구는 서울, 수도권 남부, 충청권 등에 주로 위치하여

미래에는 해당 지역들에 열 취약지역이 다수 분포할 것으로 추정되었다. 본 연구결과에 따른 정책적 시사점은 다음과 같다.

첫째, 폭염으로 인한 피해를 줄이기 위해서는 지역적 수준의 기후변화 적응정책이 수립되어야 한다. 미래 폭염의 피해는 공간단위별로 상이하게 나타날 것으로 추정되기에 지역 특성에 맞게 의료 서비스 및 사회복지 서비스, 건강관리 정책 등 기후변화 적응을 위한 세부정책들이 시행될 필요가 있다. 둘째, 폭염으로 인한 피해 및 취약성은 같은 취약지역 내에서도 인구집단에 따라 다르게 나타나기 때문에 해당 지역의 인구구조 특성을 고려하여 기후변화 적응정책 및 도시계획을 수립하여야 한다. 보다 취약한 연령층이 밀집하여 거주하는 지역의 경우, 기후변화 적응정책 뿐만 아니라 회복력 개념을 도입한 방재형 도시계획을 수립할 필요가 있다(Kim et al. 2016). 셋째, 연구결과에 의하면 미래 폭염에 대한 고위험등급은 주로 내륙지역, 상대적으로 덜 위험한 등급은 주로 해안 및 산간지역에 위치하여 기후변화에 따른 집단 간 분리가 나타났다. 즉, 가속화되는 기후변화 영향으로 인한 미래 폭염 취약지역은 위험등급별로 공간적 분리가 뚜렷하게 나타날 것임을 전망할 수 있다. 기후변화로 인한 거주 분리 현상은 여러 선행연구 및 여러 국가에서도 이미 대두되고 있기에(Jesdale et al. 2013; Mitchell & Chakraborty 2018; Chakraborty et al. 2023), 환경 위험에 대한 불평등한 노출을 완화할 수 있는 환경 정의 정책이 요구된다. 넷째, 정확한 인구 추정 분석은 미래 폭염의 영향에 사전적·효과적으로 대처하고 적응하는 데 필수적이다. 앞서 살펴본 바와 같이 인구구조에 따라 폭염 취약성이 달라질 수 있고, 잠재적 취약성 및 영향에 따라 정책 방향 또한 바뀔 수 있기 때문이다. 인구 추정을 통해 폭염의 잠재적 영향을 사전에 예측하고, 이를 기반으로 지역별 우선순위를 설정하는 것 또한 기후 회복력 증진과 취약계층 보호를 위한 핵심적인 과정으로 볼 수 있다. 추가적으로 본 연구는 폭염 취약지역을 시각화함에 있어 폭염 취약계층이 많이 거주할 것으로 예상되는 지역을 확인한 정보를 바탕으로 지도를 표현하였으며, 이는 인구의 절대적인 규모를 바탕으로 하고 있다. 이러한 접근은 취약계층이 집중된 지역을 파악함으로써

폭염 대응 자원 배분의 우선순위를 설정하고 정책적 개입이 필요한 지역을 효과적으로 식별하는 데 유용하다. 특히 폭염은 대규모의 인구에 영향을 미칠수록 사회적·경제적 피해가 증가할 가능성이 크기 때문에, 절대적인 취약계층 규모를 고려한 분석은 위험 지역의 잠재적 피해를 평가하는 데 중요한 시사점을 제공한다. 이는 폭염 대응 계획 수립에서 취약지역을 선제적으로 지원하고, 폭염 완화 시설 설치 및 정책적 지원을 집중적으로 제공해야 할 지역을 구체적으로 파악하는 데 기여할 수 있다.

본 연구는 다음의 한계점들을 갖는다. 먼저, 미래 인구값을 추정하는 과정에서 기계학습 모형을 활용하여 예측의 정확성을 높여긴 하였으나 여전히 불확실성을 내포하고 있다는 한계가 있다. 기계학습 모형 학습 시 2018년~2022년의 4년간 자료만을 이용한 것 또한 추정의 정확성을 담보하기에 부족하다고 할 수 있다. 둘째, 본 연구는 미래 인구집단별 폭염 취약지역의 공간적 분포를 예측하는 것을 목적으로, 2042년 단년도에 대한 미래 폭염 피해만을 추정하였다. 이는 본 연구가 장기간에 걸친 폭염의 누적적인 영향과 폭염의 증가 속도 등 시계열적인 변화를 보지는 못했다는 점에서 한계를 갖는 바이다. 이에 향후 연구에서는 시차를 고려하여 시계열적 분석이 가능한 방법론 및 장기간의 시계열 데이터를 적용하여 미래 폭염 피해의 변화가 어떠한 흐름으로 나타날지에 대한 결과를 제공할 수 있어야 할 것이다.

그럼에도 불구하고 본 연구는 대한민국 전체 500m 격자 단위 수준에서 미래 인구집단별 폭염 취약지역의 공간적 분포를 추정함으로써, 소생활권 수준에서의 폭염의 영향을 세밀하게 평가하고 제시하였다는 데 의의가 있다. 이러한 연구 결과는 기존 행정구역 단위 분석의 한계를 보완하고, 보다 정밀한 공간적 대응 전략을 수립할 수 있는 기반을 마련하였다는 점에서 의미가 있다. 또한 기존 선행연구들에서 살펴본 초과사망자 수가 아닌, 폭염의 영향을 받을 가능성이 있는 미래 인구집단별 자료를 통하여 폭염과 관련된 구조적·비구조적 대책이 적용되어야 할 지역의 우선순위를 파악하는데 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

## 사사

이 논문은 2020년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2020S1A3A2A01095064).

## References

- Abate R, Kronk EA. 2013. Climate change and indigenous peoples: The search for legal remedies. Edward Elgar Publishing.
- Ahn JH. 2020. Explainable AI, Dissecting AI. [Korean Literature]
- Bae MK, Kim BE, Lee CY. 2020. Analysis on the spatial relationship between the residential area of the vulnerable groups and the hazardous area during the heat wave, *Journal of Environmental Policy and Administration*, 28(3); 243-280. [Korean Literature]
- Chakraborty TC, Newman AJ, Qian Y, Hsu A, Sheriff G. 2023. Residential segregation and outdoor urban moist heat stress disparities in the United States, *One Earth*, 6(6); 738-750.
- Chan EYY, Goggins WB, Kim JJ, Griffiths SM. 2012. A study of intracity variation of temperature-related mortality and socioeconomic status among the Chinese population in Hong Kong, *J Epidemiol Community Health*, 66(4); 322-327.
- Chi G. 2009. Can knowledge improve population forecasts at subcounty levels?. *Demography*, 46(2), 405-427.
- Chi G, Voss PR. 2011. Small-area population forecasting: Borrowing strength across space and time. *Population, Space and Place*, 17(5), 505-520.
- Chi G, Wang D. 2018. Population projection accuracy: The impacts of sociodemographics, accessibility, land use, and neighbour characteristics, *Population, space and place*, 24(5); e2129.
- Choi C, Kwon WT. 2005. Spatial-temporal patterns and recent changes of tropical night phenomenon in South Korea, *Journal of the Korean Geographical Society*, 40(6); 730-747. [Korean Literature]
- Choi KH. 2018. A Study on Legislation and Policy for Support of Climate Change Vulnerable Class, *Ewha Law Journal*, 22(3); 227-252. [Korean Literature]
- Choi YS, Kim JW, Lim U. 2018. An analysis on the spatial patterns of heat wave vulnerable areas and adaptive capacity vulnerable areas in Seoul, *Journal of Korea Planning Association*, 53(7); 87-107. [Korean Literature]
- Dell M, Jones BF, Olken BA. 2008. Climate change and economic growth: Evidence from the last half century. National Bureau of Economic Research.
- Deschênes O, Greenstone M. 2011. Climate change, mortality, and adaptation: Evidence from annual fluctuations in weather in the US. *American Economic Journal: Applied Economics*, 3(4); 152-185.
- Díaz J, Jordán A, García R, López C, Alberdi J, Hernández E, Otero A. 2002. Heat waves in Madrid 1986-1997: effects on the health of the elderly, *International archives of occupational and environmental health*, 75; 163-170.
- Green D, Jackson S, Morrison J. 2009. Risks from climate change to indigenous communities in the tropical north of Australia.
- Hajat S, Armstrong BG, Gouveia N, Wilkinson P. 2005. Mortality displacement of heat-related deaths: a comparison of Delhi, Sao Paulo, and London, *Epidemiology*, 16(5); 613-620.
- Hilario L, Duka JA, Mabalot MI, Domingo J, Vergara KA, Villanueva-Jerez MJ, Sarmiento, CJ. 2021. Forecasting urban population distribution of Iloilo City using GIS and spatial autocorrelation models, *The International Archives of the*

- Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 46; 185-192.
- Hyerim C, Han W. 2021. Heat Wave Disaster Vulnerability Assessment and Identification of Vulnerable Area Characteristics Considering Medical Vulnerability, *The Korea Spatial Planning Review*, 110; 63-79. [Korean Literature]
- IPCC. 2007. *Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the IPCC.*
- IPCC. 2014. *Climate Change 2014: Synthesis Report.*
- IPCC. 2023. *Climate Change 2023: Synthesis Report.*
- Jesdale BM, Morello-Frosch R, Cushing L. 2013. The racial/ethnic distribution of heat risk-related land cover in relation to residential segregation, *Environmental health perspectives*, 121(7); 811-817.
- Jung J, Kim IG, Lee DG, Shin J, Kim BJ. 2014. Study on the vulnerability regarding high temperature related mortality in Korea, *Journal of the Korean geographical society*, 49(2); 245-263. [Korean Literature]
- Kim DW, Chung JH, Lee JS, Lee JS. 2014. Characteristics of heat wave mortality in Korea, *Atmosphere*, 24(2); 225-234. [Korean Literature]
- Kim K, Park B, Heo J, Yoon KJ. 2020. Assessment of heat wave vulnerability in busan using the IPCC climate change vulnerability assessment framework, *The Korea Spatial Planning Review*, 104; 23-38. [Korean Literature]
- Kim SH, Kim HS, Kim SY, Choi SW. 2024. Environmental protection, social welfare, and climate resilience: Addressing heat illness mortality in elderly populations, *Journal of Climate Change Research*, 15(3); 355-371. [Korean Literature]
- Kim SJ, Song JM. 2023. Influencing Factors of Commuting Time by Income Class : A Machine Learning Approach, *Journal of the Korea Planning Association*, 58(6); 85-99. [Korean Literature]
- Kim SY. 2019. Research the latest trends in small area estimation techniques.
- Kim TH, Baek JI, Ban YU. 2016. Analyzing the relationship between health damage caused by heat wave and socioeconomic factors, *Crisisonomy*, 12(5); 67-78. [Korean Literature]
- Koo YS, Kim JE, Kim JS, Lee SH. 2015. Study on the improvement of adaptation ability by vulnerability analysis of heat wave-The case of Busan Metropolitan City, *J. Korean Reg. Dev. Assoc*, 27(5); 331-348. [Korean Literature]
- Lee JJ, Lee YR, Lim DH, Ahn HC. 2021. A study on the employee turnover prediction using XGBoost and SHAP, *The Journal of Information Systems*, 30(4); 21-42. [Korean Literature]
- Lee NY, Cho YS, Lym JM. 2014. Effect of Climate Change on Mortality Rate Analysis of Vulnerable Populations, *Health and Social Welfare Review*, 34(1); 456-484. [Korean Literature]
- Lee S, Sin H, Kim D. 2016. Economic Valuation of Statistical Life in Life Loss of Heat Waves Attributed to the Climate Change, *Korean J. Health Econ. Policy*, 22; 51-78. [Korean Literature]
- Ministry of Environment. 2005. *Climate change health impacts and adaptation measures.*
- Mitchell BC, Chakraborty J. 2018. Exploring the relationship between residential segregation and thermal inequity in 20 US cities, *Local Environment*, 23(8); 796-813.
- Oh PR. 2012. A study on the neighborhood unit theory and the actual condition analysis of the neighborhood unit plan: Focused on the neighborhood unit plan in urban master plans. *Seoul Studies*, 13(4), p1-20.
- Park J, Chae Y. 2020. Analysis of heat-related illness and excess mortality by heat waves in South

- Korea in 2018, *Journal of the Korean Geographical Society*, 55(4); 391-408. [Korean Literature]
- Park J, Bae HJ, Seo YW. 2013. A study of environmental welfare policy for climate and environment-susceptible populations (I). *Korea Environ. Inst*, 2013, 1398-1632. [Korean Literature]
- Park JE, Heo BY, Woo YS. 2016. A study on human damage due to heat wave by region, *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, 16(1); 103-109. [Korean Literature]
- Perry CA. 1966. The neighborhood unit formula. *Urban Housing*, 94-109.
- Raftery AE, Ševčíková H. 2023. Probabilistic population forecasting: Short to very long-term. *International Journal of Forecasting*, 39(1), 73-97.
- Sim CS, Kim OS, Han JH, Song SK, Na KS, Kim KH. 2019. A Projected Population Exposed to Future Hot Weather Events Considering the Korean Society with Low Birth Rate and Rapid Aging: For Supporting Regional Policy Measures.
- Wilson T, Grossman I, Alexander M, Rees P, Temple J. 2022. Methods for small area population forecasts: State-of-the-art and research needs. *Population Research and Policy Review*, 41(3), 865-898.
- Woo KS, Kim DE, Chae SM. 2019. High temperature-related mortality in Korea: a meta-analysis of the empirical evidence, *Health and Social Welfare Review*, 39(2); 10-36. [Korean Literature]
- Yoon KJ, Heo J, Park B, Keewook K. 2020. A Study on the Improvement of Heat Wave Adaptation through Questionnaire Survey on the Heat Wave Cognition in Busan, *The Korea Spatial Planning Review*, 107; 79-92. [Korean Literature]