

임계치를 활용한 지역별 폭염 회복탄력성 측정 및 유형화

이지윤* · 강정은**†

*부산대학교 도시공학과 박사수료, **부산대학교 도시공학과 교수

Measurement and typology of regional heatwave resilience using thresholds

Lee, Ji Yoon* and Kang, Jung Eun**†

*Ph.D. Candidate, Dept. of Urban Planning and Engineering, Pusan National University, Busan, Korea

**Professor, Dept. of Urban Planning and Engineering, Pusan National University, Busan, Korea

ABSTRACT

This study aims to quantitatively assess the resilience of 229 local governments in South Korea against heatwaves using the Relative Disaster Resilience Framework (Zobel et al., 2021). This method is an extension of the Resilience Triangle Theory that incorporates both loss magnitude and recovery time. The framework allows flexible and objective evaluation by employing resilience thresholds of zero cases of heat illness and average electricity consumption during the milder spring and autumn seasons. Physical resilience was assessed using the number of cases of heat illness, while socioeconomic resilience was evaluated through summer electricity usage. Results showed that socioeconomic resilience was generally higher than physical resilience, indicating that energy systems recover more effectively than public health systems during heatwave events. Latent profile analysis revealed three distinct regional groups: Group 1 (43.7%) with high physical and socioeconomic resilience, Group 2 (50.7%) with low physical but high socioeconomic resilience, and Group 3 (5.7%) with high physical but low socioeconomic resilience. These groupings provide critical insights into differentiated policy responses. Group 2 regions require improved access to emergency medical services and heatwave shelters, while Group 3 regions might benefit from enhanced energy efficiency programs and demand-side energy management. By combining quantitative metrics with a flexible theoretical framework, this study offers a replicable method for evaluating urban resilience to heatwaves. The findings can inform evidence-based policymaking and support the development of tailored local adaptation strategies in response to increasing climate-related risks.

Key words : Heatwave, Resilience, Threshold-Based Measurement, Heat-Related Illness, Power Consumption, Latent Profile Analysis

1. 서론

IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change)에 의하면 2011~2020년에 전 지구 지표면 온도는 1850~1900년 대비 1.1°C 증가하였으며, 이러한 기후변화는 인간의 건강, 생계 및 주요 기반시설에 부정적 영향을 미치고 있다(IPCC, 2023). 특히 폭염 증가는 인간의 사망률과

질병률을 높이고, 정신건강 악화, 생계 위기 및 문화 상실 과도 관련이 있다(IPCC, 2023). 세계기상기구(WMO)에 따르면 2023년은 역대 가장 따뜻한 해로 7월과 8월은 역사상 가장 높은 기온을 기록했다. 우리나라도 6월~8월 모두 평년보다 기온이 높았으며, 온열질환 감시체계 운영 기간 중 신고된 온열질환자 수는 사망자 32명 포함 총 2,818명으로 2022년 대비 80.2% 증가하였다(Korea

†Corresponding author : jekang@pusan.ac.kr (2, Busandaehak-ro 63beon-gil, Geumjeong-gu, Busan, Korea. Tel. +82-51-510-2451)

ORCID 이지윤 0000-0001-8080-6466

강정은 0000-0002-4144-5984

Meteorological Administration, 2024).

재난재해 중 극한 고온 및 고온다습한 환경으로 인한 직접적인 피해 중 하나는 온열질환 발생률 증가 및 그에 따른 사망률 증가이다(IPCC, 2023). 온열질환은 연쇄적인 염증 반응이 시작되었을 때 적절한 조치를 취하지 않으면 여러 장기들의 기능저하 및 사망으로 이어질 수 있으므로 (Knochel and Bouchama, 2002), 질환 발생에 대한 신속한 인식, 즉각적인 냉각 및 수분 보충 등의 대응이 필요하다 (O'Malley, 2007). 따라서 폭염은 단순한 불쾌한 날씨 현상이 아니라 공중보건의 심각한 위협이 된다. 특히 폭염에 의한 건강 영향은 나이, 기저질환, 소득, 교육수준, 지역에 따라 차이가 나며, 미래에는 고령화, 도시개발, 정책 등 여러 사회경제적, 의학적 요인에 따라 차이가 날 것으로 보인다(Korea Disease Control and Prevention Agency, 2020). 폭염은 온열질환 발생에만 국한되지 않으며, 기존 만성질환의 악화, 정신건강 악영향에 따른 개인적·사회적 손실 등 복합적 건강 영향을 미친다. 또 다른 피해로는 사회경제적 부문으로, 의료 시스템 부담 증가, 인프라 또는 에너지 시스템의 과중한 부담을 들 수 있다. 특히 전력사용량의 증가와 이에 따른 부차적인 사회경제적 피해가 두드러진다. 여름철 폭염 기간의 냉방은 전력수요의 증가로 이어지고, 폭염이 지속될 경우 정전으로 이어질 수 있다 (Hatvani-Kovacs et al., 2016). 과도한 냉방은 오히려 폭염 현상을 악화시키고 냉방에 대한 의존도가 높아지는 부분도 존재한다(Candido et al., 2010).

이처럼 기후변화에 대한 위협성이 커짐에 따라 우리나라뿐만 아니라 전 세계적으로 기후변화로 인한 피해를 줄이려는 적응 노력이 이루어지고 있다. 우리나라의 기후변화 적응 정책은 유엔기후변화협약의 국내 이행을 위하여 온실가스 감축과 함께 다루어지다가, 적응의 시급성과 중요성이 부각됨에 따라 2008년에 최초의 국가 단위 기후위기 적응대책인 「국가 기후변화 적응 종합계획」이 수립되었다. 이후 법정계획인 「국가 기후변화 적응대책」이 5년 단위로 수립되어 부문별로 다양한 대책들이 마련되었다.

현재까지의 적응 계획 및 행동은 여러 부문과 지역에서 편익을 창출하고 있으나, 주요 대책들이 피해 발생 이후 즉각적이고 단기적인 대응에 초점이 맞추고 있어(IPCC, 2023) 불확실성이 높은 기후변화 영향에 제대로 대응하지 못하거나, 경우에 따라서는 오적응(Maladaptive actions or Maladaptation)의 사례도 있다. 오적응이란 적응 조치가 온실가스 배출의 증가, 기후변화에 대한 취약성 증

가, 복지 감소, 사회 불평등 증가 등의 부정적인 결과나 리스크 증가로 이어지는 경우를 의미한다(IPCC, 2023). 또한 기후변화로 인한 피해가 인명, 생태계, 기반시설 등 다양한 분야에서 상호 복합적으로 연계되어 나타나므로 단일 피해에 대한 대응도 중요하지만 복합적인 피해에 대응할 수 있는 지역사회 전반의 역량이 강조될 필요가 있다.

이러한 상황에서 불확실성과 복합성이 두드러지는 기후변화와 같은 외부 충격에 적절하게 대응하기 위한 체계의 역량을 판단하는 개념(Davoudi, 2012)인 회복탄력성(resilience)이 관심을 받고 있다. 회복탄력성은 다양한 분야에서 사용되고 있으며, 재난재해 분야를 중심으로 지역사회 차원의 역량인 회복탄력성을 측정하고자 하는 노력이 진행되었다. 지자체 회복탄력성을 정량적으로 측정하기 위한 대표적인 방법론인 '회복탄력성 삼각형 이론(Bruneau et al., 2003)'이 다양한 분야와 지역에 적용되었다(Aldrich and Meyer, 2015; Datola, 2023; Koliou et al., 2020). 회복탄력성 삼각형 이론은 회복탄력성을 정량적으로 측정할 수 있다는 점에서 의미가 크지만, 각기 다른 두 시스템의 회복탄력성 비교가 어렵다는 한계점이 존재했다. Zobel et al. (2021)은 이러한 한계점을 보완하여 정량적 측정과 함께 비교를 위한 기준점을 선정하고, 의사결정자의 주관성도 함께 반영할 수 있는 상대적 회복탄력성 측정 프레임워크를 제안하였다.

기후변화로 인해 폭염 발생 빈도와 강도가 지속적으로 증가하면서 도시의 생명, 안전 및 기반 시스템에 심각한 영향을 초래하고 있다. 그러나 동일한 폭염 조건에서도 지역별 피해 수준은 상이하게 나타나며, 이는 각 지역의 회복탄력성에 따라 결정된다. 이러한 문제의식에서 출발하여, 본 연구는 폭염에 대한 지역별 회복탄력성을 정량적으로 평가하고, 그 결과를 바탕으로 지자체의 유형을 도출함으로써 맞춤형 정책 수립에 기초자료를 제공하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 Zobel et al. (2021)이 제안한 상대적 재난 회복탄력성 측정 프레임워크를 활용하였으며, 폭염으로 인한 영향은 신체적 영향(매개변수: 온열질환자)과 사회경제적 영향(매개변수: 전력사용량)으로 구분하여 각각의 회복탄력성을 정량적으로 산출하였다. 이후, 측정된 회복탄력성 값을 활용하여 전국 229개 지자체를 대상으로 잠재 프로파일 분석을 실시하고, 회복탄력성 수준에 따른 유형화를 수행하였다. 본 연구는 정량적 측정에 기반한 회복탄력성 진단 방법을 제시함으로써, 지역 맞춤형 피해 저감 및 적응 정책 수립에 실질적인 기초자

료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

2. 회복탄력성의 개념 및 측정에 관한 선행연구

회복탄력성이라는 개념은 환경 분야부터 재료 공학, 심리학, 사회학, 경제학에 이르기까지 다양한 분야에서 사용되고 있다(Bruneau et al., 2003). Holling (1973)은 물리적 개념이었던 회복탄력성을 생태학에 적용하기 위해 시스템 내 관계의 지속성을 결정하며 시스템이 변화를 흡수하고 여전히 지속될 수 있는 능력으로 정의하였다. 해당 연구는 회복탄력성을 시스템이 정상 상태로 돌아가는 속도에 관점을 둔 공학적 회복탄력성(engineering resilience), 그리고 충격 이후 시스템이 회복하는 데 걸리는 시간과 얼마나 많은 교란(disturbance)을 견디고 임계치 이내로 유지될 수 있는지를 중점적으로 보는 생태학적 회복탄력성(ecological resilience)을 분류하여 설명하였다. 어떤 체계가 충격으로 변화하기 전에 흡수가능한 교란의 정도라는 것은 곧 해당 체계가 지속할 수 있는 능력과 적응할 수 있는 능력(Adger, 2000)을 의미한다. 이러한 생태학적 회복탄력성은 단일의 안정적인 균형(정상 상태) 외에 또 다른 여러 균형 및 대안적인 형태의 안정성을 인정한다는 점에서 공학적 회복탄력성과 차이가 있다. 이와 같은 생태학적 회복탄력성은 사회생태학적(social-ecological) 또는 진화적(evolutionary) 회복탄력성으로 개념이 확장되어 사회 전반에 적용되기 시작하였다(Davoudi, 2012). 이러한 관점에서 회복탄력성은 정상으로의 복귀만을 의미하는 것이 아니라, 복잡한 사회생태 시스템이 스트레스와 충격에 대응하여 변화하고 적응하며 변화하는 능력으로 이해할 수 있다(Carpenter et al., 2005).

기후변화 적응 분야에서도 회복탄력성이 다양하게 논의되고 있으며(Engle et al., 2014; Kim and Lim, 2016; Tyler and Moench, 2012), 기후변화 회복탄력성 논의의 핵심은 어떤 사회 또는 도시가 스스로 기후변화 리스크를 줄이고 잘 버틸 수 있는지로 연결된다(Johnson and Blackburn, 2014). 이를 폭염의 관점으로 적용한다면 열 스트레스에 대한 도시 시스템의 충격을 줄이거나 보호하고 충격으로부터 신속하게 회복할 수 있는 속성을 폭염 회복탄력성이라 할 수 있다.

회복탄력성의 중요성이 강조됨에 따라 연구자들은 회복탄력성을 정량적으로 측정하고자 노력하였다. 회복탄력성의 개념 자체가 시스템 간 또는 시스템 내 여러 하부시스템 간 복잡한 상호작용의 결과로 나타나므로 이를 직접

측정하는 것은 쉬운 일이 아니다. 다수의 선행연구(Cutter et al., 2008; Feldmeyer et al., 2019)는 회복탄력성에 대한 조작적 정의를 내리고 이를 기반으로 구성요소 및 지표를 선정하고 지수를 계산하는 연구를 수행하였다. 이러한 방법론은 이해하기 쉽고 다양한 분야의 지표를 반영할 수 있다는 장점이 있지만, 본질적으로 지표의 선정 기준, 지표를 통합하여 지수를 도출하는 방법, 가중치 산정 등에 유의해야 한다.

Bruneau et al. (2003)은 지표법의 단점을 보완하고 보다 정량적으로 회복탄력성을 측정하기 위해 측정 매개변수를 선정하고 ‘회복탄력성 삼각형’을 활용할 것을 제안하였다. 해당 연구는 재난(지진) 발생 후 커뮤니티의 인프라가 손상되고 이에 따라 사회 시스템 기능에 문제가 발생했으나 시간에 따라 인프라가 복구되는 실제 사례를 기반으로 시간과 손실의 함수로 회복탄력성을 정량적으로 측정하고자 하였다. Bruneau et al. (2003)에 의해 제안된 회복탄력성 삼각형 이론은 도시·지역 단위에서의 회복탄력성 측정 프레임워크로 많은 연구자들이 활용하고 있으며, 상수도 내진 시스템(Chang and Shinozuka, 2004), 전력망 시스템(Jufri et al., 2019), 도시 교통망(Serdar et al., 2022) 등 도시의 여러 시스템의 회복탄력성 측정에도 활용되었다. 그뿐만 아니라 도시 전반에 걸친 회복탄력성 평가를 위한 포괄적인 프레임워크로도 널리 적용되었다(Aldrich and Meyer, 2015; Datola, 2023; Koliou et al., 2020). 많은 연구자들이 ‘회복탄력성 삼각형 이론’을 활용함에 따라 그 한계점도 지적되고 있는데, 가장 큰 한계점은 도시, 인프라, 시스템 등 특정 대상 사이의 비교가 불가능하다는 점이다. 회복탄력성 삼각형 이론은 회복력을 삼각형의 면적의 함수로 계산하므로, 대상이 되는 객체가 각기 다른 손실의 정도와 회복 시간을 가지더라도 동일한 회복탄력성 값을 나타낼 수 있다는 한계가 있다. 즉, 초기 손실의 규모와 복구시간의 빠르기가 각각 반영되기 어렵다는 의미이다.

Bruneau et al. (2003)의 연구를 기반으로 회복탄력성 정량화 방법으로 4R 프레임워크가 있다. 이는 회복탄력성의 특성을 네 가지 핵심 요소—강건성(Robustness), 대체성(Redundancy), 자원동원성(Resourcefulness), 신속성(Rapidity)—로 정의하는 접근법이다. 이 프레임워크는 원래 지진공학 관점으로 개발되었으나, 현재 다양한 분야에 적용되고 있다. 여기서 강건성은 충격에 저항할 수 있는 능력을, 대체성은 자원 대체나 대안적 과정을 수행할 수 있는 능력을, 자원동원성은 재난에 대한 창의적 해결책과

적응적 대응 능력을, 신속성은 운영을 신속하게 복원할 수 있는 능력을 의미한다. 이러한 4R 접근법은 기술적, 조직적, 사회적, 경제적 차원으로 구분하여 회복탄력성을 측정하는 이차원적 매트릭스 모델로 발전하였다. 이 프레임워크를 통해 회복탄력성은 단순히 충격 이후 회복 시간만을 측정하는 것이 아니라, 다양한 속성과 차원에서 종합적으로 평가될 수 있게 되었다. 한편, Simonovic and Arunkumar (2016)는 회복탄력성을 시간과 공간에서 동적으로 변화하는 측정치로 정량화하는 방법을 제안하였다. 이 연구는 물 부족이라는 맥락에서 회복탄력성을 측정하였지만, 그 방법론은 다양한 분야에 적용이 가능하다. 동적 회복탄력성 접근법은 시스템의 교란 흡수력, 적응력, 회복력을 시간의 함수로 표현함으로써 시스템의 회복탄력성이 시간에 따라 어떻게 변화하는지 추적할 수 있게 한다. 이는 정적인 측정 방식이 아닌, 시간과 공간 차원을 모두 고려한 동적인 회복탄력성 측정을 가능하게 한다. 이러한 동적 측정 접근법은 지속 가능한 발전과 회복탄력성을 연결하는 실질적인 연결고리를 제공하며, 기후변화 적응 분야에서 특히 유용하게 활용될 수 있다.

이후 Zobel et al. (2021)은 ‘회복탄력성 삼각형 이론’의 장점인 정량적 측정이 가능하다는 점을 유지하면서, 비교가 어렵다는 점을 개선하기 위해 제안된 ‘예측된 재난 회복탄력성(predicted disaster resilience)(Zobel, 2011)’을 확장했다. 기존의 회복탄력성 측정 프레임워크에 추가적으로 의사결정자의 주관성을 반영하여 상대적 회복탄력성을 정량화할 수 있도록 한 것이다. 이는 도시, 인프라 또는 시스템 등의 특정 객체가 충격에 대응하여 실제로 어느 정도의 회복탄력성을 발휘했는지에 대해서 의사결정자의 인식을 바탕으로 상향 또는 하향 조정을 할 수 있다는 의미이다(Zobel et al., 2021). 회복탄력성을 측정하는 기준을 의사결정자가 결정하는 것은 지역 또는 시스템의 맥락 속에서 의사결정 과정과 향후의 정책적 방향 및 행위까지 제안할 수 있는 토대가 된다. ‘예측된 재난 회복탄력성’은 시스템 간 비교를 위해 회복탄력성 트레이드 오프(trade off) 곡선을 통해 손실과 복구시간 간의 상호작용을 그대로 표현할 수 있도록 하였다. 기존의 회복력 삼각형이 삼각형의 면적을 추정하였다면, 예측된 재난 회복탄력성 프레임워크에서는 곡선 아래 면적을 근사치로 계산한다. 이를 통해 초기 손실과 복구시간이 바뀔 때 회복탄력성 값을 통해 반영될 수 있도록 하였다. 또한, ‘예측된 재난 회복탄력성’을 측정하는 과정에서 비즈니스 연속성 관리(BCM, business continuity management) 분야의

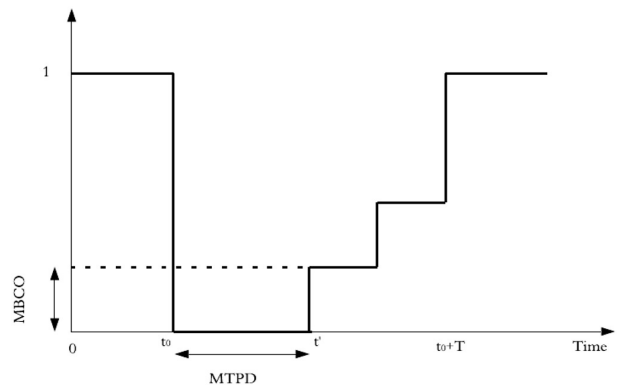


Fig. 1. Threshold-based resilience concept using the Minimum Baseline Capacity Objective (MBCO) (Torabi et al., 2014; Zobel et al., 2021)

최소 비즈니스 연속성 목표(MBCO, minimum business continuity objective) 개념을 차용하여 ‘임계값’ 개념을 적용하였다. Fig. 1에서 보여주는 MBCO는 충격 발생 시 시스템이 제공해야 하는 최소 수준의 제품 또는 서비스를 뜻한다. 다시 말하면 허용 가능한 수준의 피해를 의미하는 임계값이 될 수 있다. 해당 프레임워크는 각 시스템 지표가 다르거나 손실 규모가 상이할지라도 일관된 기준으로 비교할 수 있다는 장점이 있다. 이를 통해 지역의 의사결정자가 회복탄력성 전략을 직접 비교하고, 과거 피해와 미래 회복탄력성에 대한 시뮬레이션이 가능하다는 점 역시 높게 평가받는다. 또한 임계값(MBCO) 매개변수를 객관적으로 선택할 수도 있고, 의사결정자가 회복탄력성 결과에 대한 해석을 더 잘 반영하기 위하여 주관적인 값을 선택할 수 있다는 특징이 있다.

매개변수를 통한 데이터 기반의 객관성과 의사결정자 기반의 유연한 해석을 모두 고려하여 회복탄력성 측정을 적용한 연구로는 COVID-19 팬데믹 이후의 공급망(supply chain)의 회복탄력성 정량화(Alikhani et al., 2023; Ghadge et al., 2022; Ivanov, 2021)를 시도한 연구가 대부분이다. 국내에서는 다수의 연구가 재난 회복탄력성을 다루고 있었으나, 폭염에 초점을 맞춘 연구는 미비한 실정이다. 재난 회복탄력성으로 확대해서 살펴보면 회복탄력성 비용지수 활용 방안(Lee and Byun, 2020; Yu et al., 2014), 지표 구성 및 지수 도출(Kim et al., 2015) 등 다양한 방법으로 접근한 연구들이 있으나, 회복탄력성의 동적인 변화 또는 복구시간을 반영하는 데 한계가 있다.

기후변화로 인한 도시의 충격과 그에 따른 회복탄력성

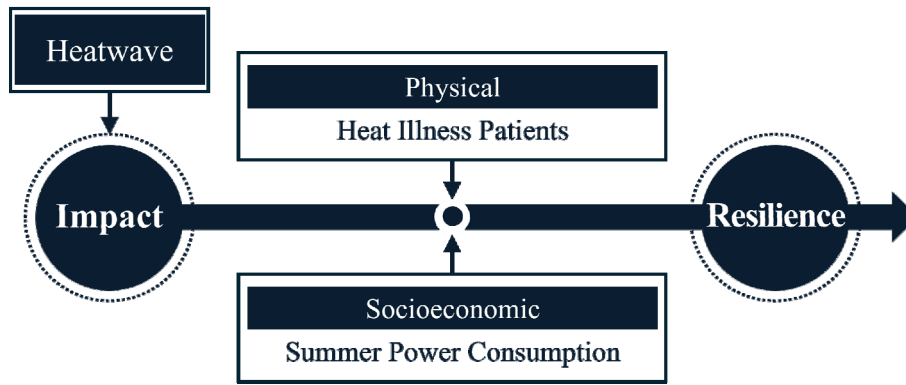


Fig. 2. Framework of the study

Table 1. Measurement indicators of heatwave resilience

Resilience Type	Indicator	Source	Temporal Range	Spatial Range
Physical	Heat Illness Patients	Electricity data open portal system, Korea Electric Power Corporation	June to August (2021 ~ 2023)	229 Si-gun-gu (cities & districts)
Socio-economic	Average power consumption per household in summer	Heat-related illness surveillance system, Korea Disease Control and Prevention Agency	June to August (2014 ~ 2023)	229 Si-gun-gu (cities & districts)

을 정량적으로 살펴보고 정책적 접근을 위한 해석에 있어 해당 프레임워크의 적용 가능성은 매우 높다고 볼 수 있다. 특히 폭염은 자연재해 중 가장 인명피해가 큰 기상재해이며, 다른 재난에 비해 영향 범위가 광범위하고 장기간 지속된다는 특징이 있다. 그러므로 지역 폭염 피해 자체를 줄이고 빠른 회복 기능을 위해 회복탄력성 측면의 정책적 접근이 반드시 필요한 실정이다. 이에 본 연구에서는 상대적 회복탄력성 측정 프레임워크를 활용하여 폭염에 대한 회복탄력성을 지자체별로 측정하고, 전국의 지자체를 비교해보고자 한다.

3. 연구방법론

3.1. 지역별 폭염 회복탄력성 평가 프레임워크 및 데이터

본 연구에서는 상대적 회복탄력성 측정 프레임워크를 활용하여 지역별 폭염 회복탄력성을 평가하고, 진단 결과를 바탕으로 잠재 프로파일 분석을 수행하여 지역 유형화를 하고자 한다.

먼저 폭염 회복탄력성을 측정하기 위해서는 지역에서 나타나는 폭염의 영향을 선정할 필요가 있다. 본 연구는 폭염의 영향을 시민들의 건강에 대한 영향(매개변수: 온열질환자)과 사회경제적 영향(매개변수: 전력사용량)으로 구분하여 각각 측정하였다(Fig. 2).

폭염 회복탄력성을 위한 측정변수들은 Table 1과 같다. 온열질환자 수는 질병관리청 온열질환 감시체계의 2021년 ~ 2023년의 6월 ~ 8월 전국 시군구 데이터를 사용하였다. 온열질환 감시체계는 여름철 온열질환(열사병, 열탈진, 열경련, 열실신, 열부종 등) 발생 현황을 모니터링하고, 신속한 정보공유로 국민의 주의 환기 및 예방활동 유도를 목적으로 하며, 전국 응급실 운영 의료기관에서 폭염으로 인한 온열질환자 및 온열질환 추정 사망자 수를 신고한 데이터이다. 이때 온열질환 발생 수를 활용하였는데, 이는 지역 인구수 대비 비율보다 발생 수 자체에 의미가 있기 때문이다. 발생 수는 폭염으로 인한 절대적인 건강 영향을 대표하며(Dettori et al., 2021), 온열질환 발병 환자 수는 필요한 응급의료 자원, 냉방시설, 의료진, 병상 등의 양을 직접 결정한다(Ward, 2013). 특히 온열질환은

급성 질환으로 신속한 대응을 위해 발생 수 자체가 중요한 지표가 된다(Ward, 2013). 한편, 여름철 전력사용량은 한국전력 전력데이터 개방포털시스템의 2014년~2023년의 전국 시군구 가구 평균 전력사용량 데이터를 사용하였다. 가구 평균 전력사용량은 교육용, 산업용 등이 아닌 순수한 가정용 전력사용량을 파악할 수 있으며, 6월~8월의 월별 데이터를 사용하였다.

3.2. 폭염 회복탄력성 측정을 위한 상대적 재난 회복탄력성 방법론

지역별 폭염 회복탄력성을 측정하고 비교하기 위하여 상대적 회복탄력성 측정 방법론을 적용하였다. 해당 방법은 ‘예측된 회복탄력성 삼각형 이론(Fig. 3)’을 기반으로 하며, 시스템이 입은 손실(X)과 시스템의 복구시간(T)에

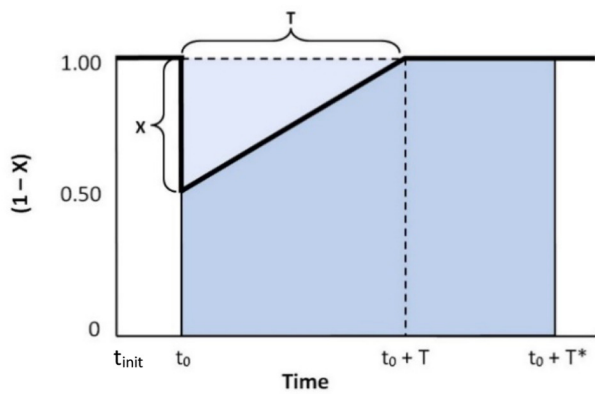


Fig. 3. Predicted resilience (Zobel et al., 2021)

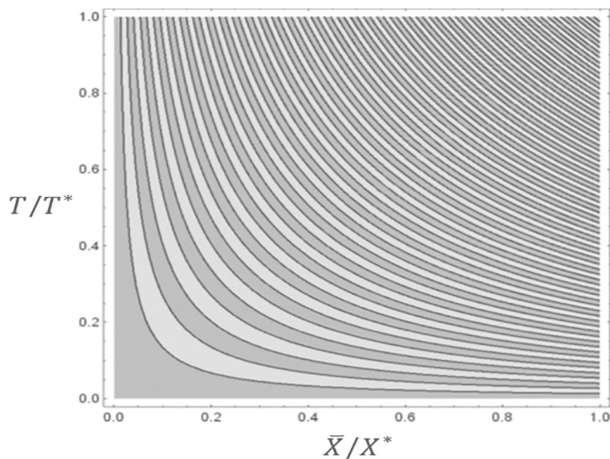


Fig. 4. Generalized predicted resilience tradeoff curves (Zobel et al., 2021)

대한 수식 (1)에서부터 시작한다. 예측된 회복탄력성은 시스템 성능에 대한 매개변수로 나타낸 곡선 아래 면적을 근사치로 계산하고, 최종적으로 해당 면적과 복구시간과의 비율로 계산된다.

$$R(X, T) = \frac{T^* - \frac{XT}{2}}{T^*} = 1 - \frac{XT}{2T^*} \tag{1}$$

$$X \in [0, 1], T \in [0, T^*]$$

이를 한 단계 발전시켜 손실과 복구시간 간의 상충관계를 증점적으로 보기 위하여 Fig. 4와 같은 곡선 아래의 상대 영역을 사용한다. 회복탄력성 트레이드 오프 곡선은 회복탄력성을 정량화하고 시각화하기 접근 방식을 제공하며, 이는 곧 재해에 서로 다른 시스템이 얼마나 잘 대응할 수 있는지 비교할 수 있음을 의미한다. 곡선은 회복탄력성이 클수록 좌측 하단에 위치하게 된다.

위와 같은 과정으로 구축된 정량적 회복탄력성 측정값을 정책을 수립하는 의사결정자나 사회 전반이 합리적으로 받아들일 수 있느냐는 것은 또 다른 문제가 된다. 다시 말해 시스템이 충격으로 인해 손실이 발생하였을 때 실제로 어느 정도의 회복탄력성이 발휘되었는지 평가하기 위한 기준이 필요하다. 상대적 회복탄력성 측정 프레임워크에서는 앞서 언급한 임계값(X^*)과 최대 허용 시간(T^*)이 회복탄력성의 기준을 조정할 수 있게끔하는 역할을 한다. 이때, 임계값과 임계시간을 조정하더라도 계산된 회복탄력성 값이 특정 시스템의 실제 성능을 적절하게 반영할 수 있도록 하는 것이 중요하다. 따라서 같은 하나의 충격에서의 각기 다른 시스템의 회복탄력성 수준을 동일하게 비교 및 평가하려면 주어진 클래스 c에 대해 고정된 임계치를 선택할 수 있게끔 해야 한다(수식 (2)). 결과적으로 측정된 상대적인 회복탄력성 값은 분야에 상관없이 단위가 항상 없으며, 0~1 사이의 값을 가지게 된다. 이때, 0일수록 시스템 기능에 대한 곡선 아래 면적의 값이 작다는 의미이므로 회복탄력성이 낮음을 뜻한다. 반대로, 1에 가까운 값일수록 회복탄력성이 크다고 해석할 수 있다.

$$R_c(\bar{X}, T) = 1 - \frac{\bar{X}T}{X_c^* T_c^*} \tag{2}$$

$$\bar{X} \in [0, X_c^*], T \in [0, T_c^*]$$

3.3. 잠재 프로파일 분석 기반의 지역 유형화

지자체별 시민 건강 및 사회경제적 폭염 회복탄력성 측정 결과를 기반으로 지역을 유형화하고자 하며, 이때 잠재 프로파일 분석(LPA, latent profile analysis)을 활용하였다. 잠재 프로파일 분석은 잠재집단 분석(LCA, latent class analysis)의 한 종류인 범주형 잠재변수 모델링 접근법이며, 특정 변수 집합을 기반으로 모집단 내 잠재 하위 집단을 식별하는 데 중점을 둔다(Collins and Lanza, 2010; Howard and Hoffman, 2018). 즉, LPA는 객체들이 다양한 확률에 의해 프로파일이 다른 범주(하위 집단)로 유형화될 수 있음을 가정하고 있다. 프로파일은 관찰변수를 바탕으로 도출된 잠재적인 특성 정보를 뜻하며, 클래스, 그룹, 클러스터 등으로 불린다(Sang et al., 2018; Vermunt and Magidson, 2002; Wang and Hanges, 2011).

잠재 프로파일 모형은 수식 (3)으로 표현할 수 있다. μ_{ik} 및 σ_{ik} 는 변수 i 에 대한 프로파일(k)별 평균 및 분산을 나타내고, π_k 는 프로파일 k 에 속하는 N 개의 참가자 비율을 나타낸다. 잠재집단의 수를 증가시키면서 모형을 추정 한 후, 모형 간 비교를 통해 가장 적합한 잠재집단의 수를 결정한다. 일반적으로 정보 지수(information-theoretic methods), 우도비 검정법(likelihood ratio statistical test methods), 엔트로피 지수(entropy-based criterion)를 조합하여 살펴본다(Tein et al., 2013).

$$\sigma_i^2 = \sum_{k=1}^K \pi_k (\mu_{ik} - \mu_i)^2 + \sum_{k=1}^K \pi_k \sigma_{ik}^2 \quad (3)$$

모델 선택에 가장 많이 사용되는 정보 지수는 AIC (Akaike Information Criterion)와 BIC (Bayesian Information Criterion)가 있다. 정보 지수는 상대적으로 적

은 매개변수를 사용하여 높은 로그 확률값을 생성하는 모델을 선호하며, 일반적으로 값이 낮을수록 더 잘 맞음을 의미한다. LPA 모델 적합도를 평가하는 두 번째 방법은 우도비 검정이다. 이 검정법은 서로 다른 두 모델의 상대적 적합도를 비교한다. 단, LPA에서는 기존의 LR (likelihood ratio) 검정에 필요한 가정을 충족하지 못하기 때문에 BLRT (bootstrap likelihood ratio test, 부트스트랩 가능성 확률 테스트)를 대신하여 사용한다(McCutcheon, 1987; McLachlan and Peel, 2000). BLRT는 $k-1$ 번째 클래스와 k 번째 클래스의 확률 테스트를 수행하고, p 값이 작으면 k 번째 클래스가 $k-1$ 번째 클래스 모델보다 관찰된 데이터에 훨씬 더 잘 맞는다는 것을 나타낸다. 마지막으로, 엔트로피 지수는 분류의 불확실성을 기반으로 한다(Celeux and Soromenho, 1996). 기본적으로 분류 불확실성은 개별 수준에서 사후 확률로 평가되며, 엔트로피는 집계된 분류 불확실성의 척도이다. 분류의 불확실성은 클래스 간 사후 확률이 매우 유사할 때 높게 나타난다. 정규화된 엔트로피 지수는 0~1 사이의 값을 가지며, 값이 높을수록 모델이 더 적합하다고 해석할 수 있다(Celeux and Soromenho, 1996).

4. 분석결과 및 고찰

4.1. 상대적 회복탄력성 프레임워크를 활용한 폭염 회복탄력성 평가

상대적 회복탄력성 방법론을 활용한 폭염 회복탄력성 평가 결과를 살펴보기에 앞서 중간지표인 온열질환자 수 (2021년~2023년 6월~8월)와 여름철 가구당 전력사용량 (2014년~2023년 6월~8월)의 기초통계량을 살펴보았다.

온열질환자 수의 경향을 살펴보면, 2021년과 2022년에

Table 2. Descriptive statistics of heat illness patients

Statistics	2021			2022			2023		
	Jun	Jul	Aug	Jun	Jul	Aug	Jun	Jul	Aug
Mean	0.47	3.80	1.57	0.83	3.63	1.98	0.82	4.31	6.41
S.D	0.82	4.57	2.39	1.32	4.00	3.13	1.28	4.65	6.85
Skewness	1.97	2.16	2.68	2.83	1.60	4.32	2.26	1.70	1.80
Kurtosis	3.85	6.15	9.87	12.48	2.49	28.74	6.01	2.71	3.15
Min	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Max	4	28	17	10	20	29	7	23	35

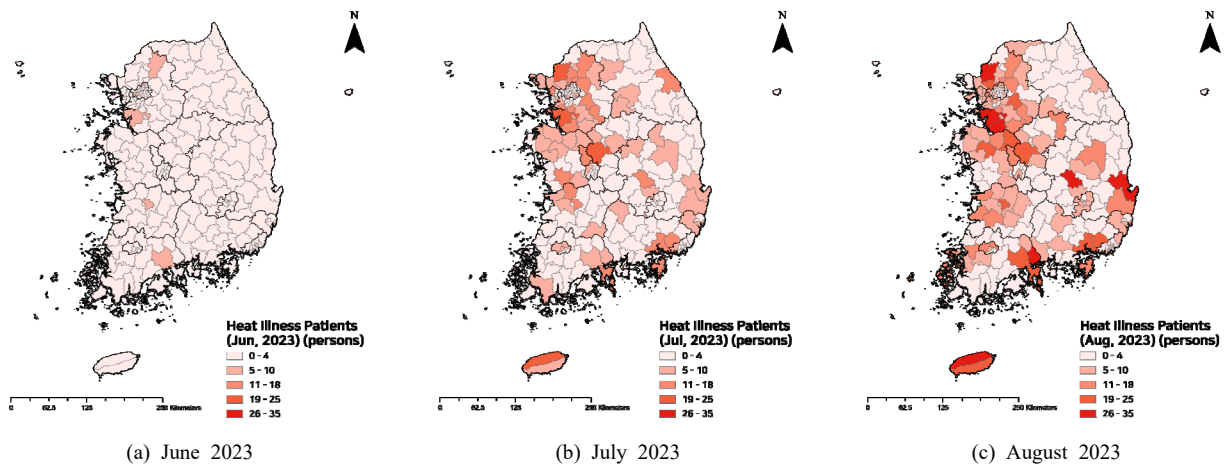


Fig. 5. Distribution of heat illness patients (June to August 2023)

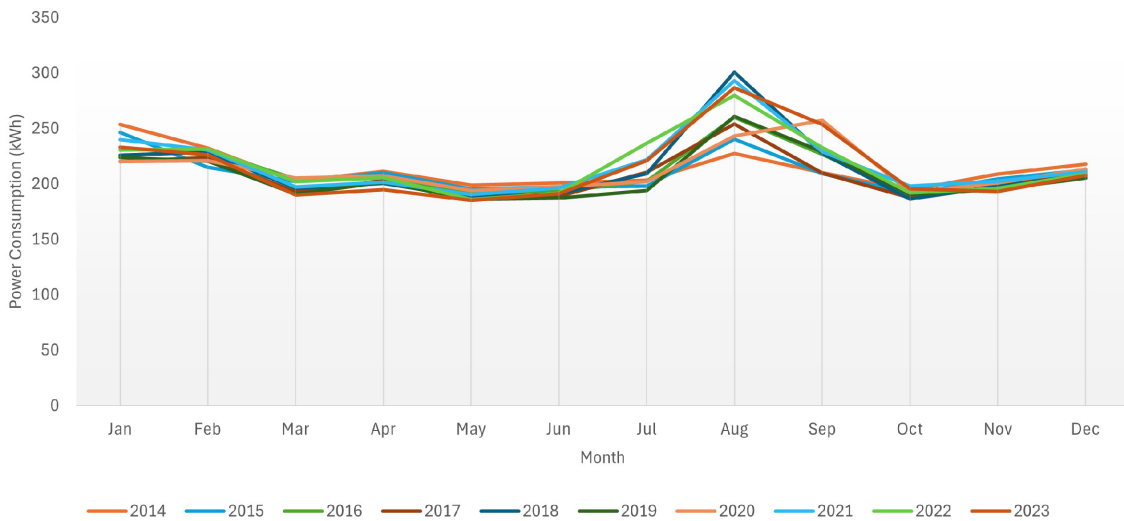


Fig. 6. Monthly trend graph of power consumption (2014 ~ 2023)

는 전국적으로 7월달에 가장 많이 발생하였으나, 2023년에는 8월에 가장 높은 수치를 보인다. 특히 2023년에는 평균 약 6명(6.41), 최대 35명으로 3개년 중 폭염 피해가 제일 컸던 기간임을 알 수 있다(Table 2). Fig. 5는 2023년 여름의 지역별 온열질환자 수를 나타내며, 2023년 8월 기준 온열질환자 수 발생 상위 5개의 지역은 경기도 화성시(35명), 경상북도 구미시(31명), 제주특별자치도 제주시(31명), 전라남도 광양시(28명), 경기도 파주시(27명)로 나타났다.

2014년 ~ 2023년의 가구당 평균 전력사용량 데이터의 월별 추이선(Fig. 6)을 살펴보면 8월이 가장 많으며, 7월, 6월 순으로 나타난다. Table 3에서 보여주듯 연도별 평균

전력사용량은 지속적으로 증가하는 경향을 보이며, 특히 폭염이 심했던 2018년, 2021년, 2022년은 약 230 kWh 이상의 높은 값을 보였다. Fig. 7은 2023년의 지역별 평균 전력사용량이며, 전국 평균 전력사용량인 228.98 kWh를 초과한 지역이 159개이다. 그중 상위 5개 지역은 서울특별시 서초구(426.78 kWh), 인천광역시 연수구(425.77 kWh), 경기도 과천시(410.92 kWh), 경기도 김포시(402.91 kWh), 서울광역시 강남구(402.26 kWh)로 대부분 수도권 지역으로 나타났다.

수집된 데이터를 기반으로 상대적 회복탄력성 평가를 위해 우선 임계값을 도출하였다. 임계값(MBCO)은 지역 사회가 감당할 수 있는 최소한의 역량으로 볼 수 있다. 온

Table 3. Descriptive statistics of summer power consumption

Statistics	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Mean	208.16	209.31	216.09	215.14	230.49	211.16	211.15	233.13	232.03	228.98
S.D	29.67	30.22	34.04	34.53	41.29	36.42	36.70	48.50	48.11	49.70
Skewness	0.21	0.21	0.23	0.23	0.23	0.23	0.19	0.21	0.08	0.10
Kurtosis	-0.88	-0.83	-0.86	-0.91	-0.98	-0.91	-0.96	-0.89	-1.03	-1.01
Min	153.28	150.59	155.13	155.78	160.01	145.86	145.38	147.38	145.35	137.56
Max	286.97	294.51	313.17	309.97	340.15	309.49	303.24	357.95	344.19	341.43

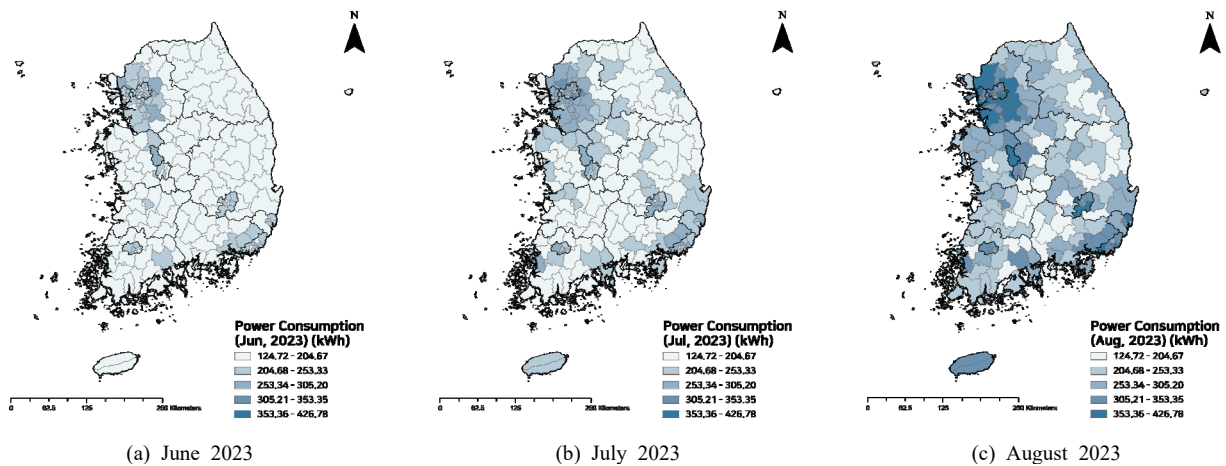


Fig. 7. Distribution of power consumption (June to August 2023)

열질환자 수를 기반으로 하는 신체적 폭염 회복탄력성의 MBCO는 0명으로 설정하였다. 급성 질환, 신속한 대응의 필요성, 질환 발생 수 자체의 중요성 등 온열질환에 대한 특성을 고려하였을 때, 온열질환 발병 자체를 폭염에 의한 피해라고 산정함이 적합하다고 판단하였다. 따라서 지역이 감당할 수 있는 최소치에 해당하는 임계값은 0명, 즉 온열질환이 발생하지 않음으로 상정하였다. 여름철 전력 사용량 기반의 사회경제적 폭염 회복탄력성의 MBCO는 봄·가을 평균 전력사용량으로 설정하였다. Fig. 6을 통해 알 수 있듯이 여름과 겨울은 냉난방을 위한 에너지가 더 많이 소모된다. 그런 맥락에서 도시가 유지해야 하는 최소한의 역량을 여름과 겨울을 제외한 봄·가을의 전력사용량으로 보았다.

상대적 폭염 회복탄력성 평가 결과는 Table 4와 같다. 우선, 우리나라 지자체의 평균적인 폭염 회복탄력성은 0.7로 나타났으며, 일반적으로 폭염에 대한 사회경제적 회복

탄력성(0.72)이 신체적 회복탄력성(0.67)보다 높게 나타났다(Table 4). 전력사용량 기반의 폭염에 대한 사회경제적 회복탄력성은 최솟값이 0.55로 전국이 전반적으로 높은 수치를 보이고 있다. 온열질환자 수 기반의 신체적 회복탄력성은 최솟값이 0.5 이하의 낮은 수치를 보인 지역도 있으나, 동시에 최댓값은 사회경제적 회복탄력성 이상의 높은 값을 가지는 지역도 나타나 지역 간 격차가 큼을 알 수 있었다.

폭염 회복탄력성을 지역별로 구체적으로 살펴보면 다음과 같다(Fig. 8, Fig. 9). 온열질환자 수를 기반으로 하는 폭염에 대한 신체적 회복탄력성의 상위 5개 지역은 부산광역시 중구(0.89), 강원도 홍천군(0.89), 전라남도 완도군(0.89), 경상북도 영양군(0.89), 경상북도 고령군(0.89)이며, 대체로 연구기간 동안 온열질환자가 최소치(1명~2명)로 발생한 지역들이다. 반면, 신체적 회복탄력성이 낮은 지역들은 제주특별자치도 제주시(0.42), 경상북도 안동

Table 4. Descriptive statistics of heatwave resilience using predicted disaster resilience methodology

Statistics	Heatwave resilience based on heat illness patients	Heatwave resilience based on power consumption	Average heatwave resilience
Mean	0.67	0.72	0.70
S.D	0.10	0.04	0.05
Skewness	0.04	-1.17	-0.04
Kurtosis	-0.57	3.05	-0.40
Min	0.42	0.55	0.57
Max	0.89	0.80	0.82

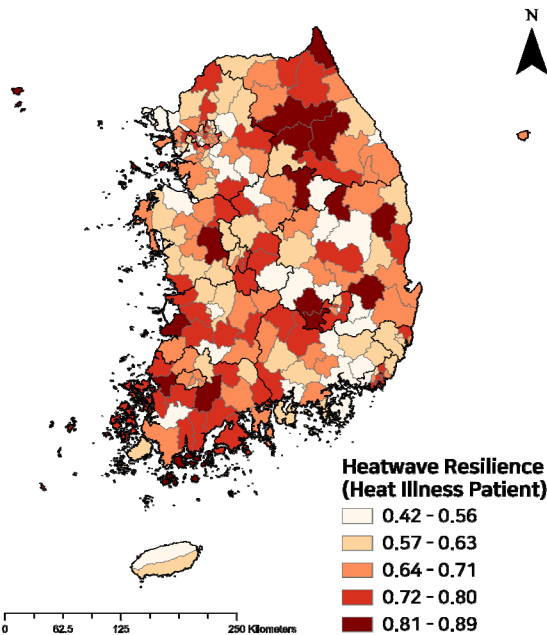


Fig. 8. Heatwave resilience based on heat illness patients

시(0.47), 서울특별시 도봉구(0.48), 경상남도 사천시(0.48), 경기도 성남시(0.49)이며, 연구기간 동안 꾸준히 1명 이상의 온열질환자 피해가 발생하였고 총 피해가 최대 162명에 이르렀다. 한편, 여름철 전력사용량 기반의 폭염에 대한 사회경제적 회복탄력성의 상위 5개 지역은 경상북도 상주시(0.80), 경상남도 창원군(0.67), 충청북도 옥천군(0.76), 경상북도 문경시(0.72), 충청남도 논산시(0.71)이

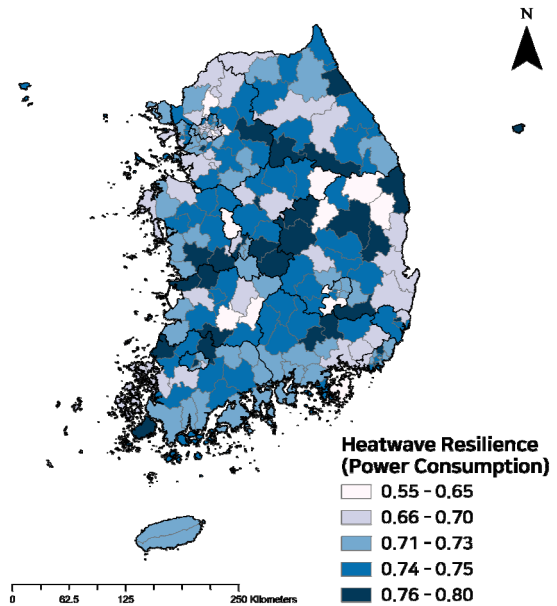


Fig. 9. Heatwave resilience based on power consumption

며, 하위 5개 지역은 전라북도 장수군(0.55), 경상북도 영양군(0.60), 세종특별자치시(0.61), 전라북도 임실군(0.61), 경상북도 예천군(0.62)으로 나타났다.

4.2. 잠재 프로파일 분석을 활용한 폭염 회복탄력성 지역 유형화

본 연구는 폭염에 대한 신체적, 사회경제적 회복탄력성 값을 기반으로 잠재 프로파일 분석을 진행하여 전국의 229개 시군구를 분류하였다. 우선, 가장 적절한 잠재집단 수를 설정하기 위하여 적합도 지수를 살펴보았다(Table 5).

통계 모델 집합 중에서 가장 적절한 모델을 선택하기 위하여 AIC (Akaike Information Criteria), BIC (Bayesian Information Criteria)를 우선적으로 검토하였다. AIC와 BIC는 값이 낮을수록 더 나은 모델 적합도를 나타낸다 (Masyn, 2013). 또한 분류 불확실성의 척도인 엔트로피는 각 LPA 모델이 데이터를 얼마나 잘 분할하는지를 측정한다(Celeux, G. and Soromenho, 1996). 엔트로피는 0에서 1까지의 값을 가지며, 값이 높을수록 데이터의 프로파일 적합도가 높음을 나타낸다(Tein et al., 2013). 한편, BLRT (bootstrap likelihood ratio test)를 사용하여 적합성을 평가하였다. 하나(k)의 모델과 프로파일이 하나 적은 모델(k-1)을 비교하여 p값이 0.05 미만이면 '프로파일 수가 k-1

Table 5. Fitness index of latent groups

Classes	AIC	BIC	Entropy	prob_min	Prob_max	n_min	n_max	BLRT_p
1	1305.74	1319.48	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	
2	1305.52	1329.56	0.50	0.79	0.89	0.44	0.56	0.13
3	1275.51	1309.84	0.59	0.75	0.89	0.06	0.51	0.01
4	1279.77	1324.41	0.54	0.37	0.88	0.04	0.44	0.45
5	1285.68	1340.62	0.46	0.38	0.90	0.05	0.33	0.85
6	1291.56	1356.80	0.44	0.13	0.92	0.05	0.34	0.79

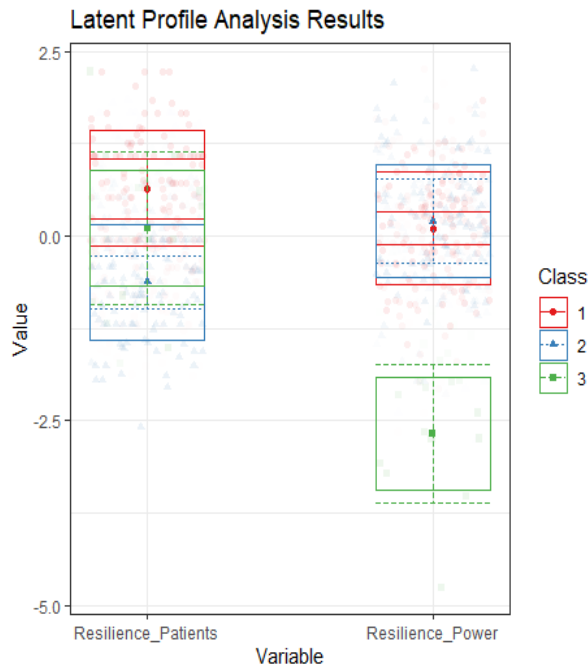


Fig. 10. Heatwave resilience by latent groups

개인 모형과 k개인 모형의 적합도 차이는 없다’는 귀무가설을 기각한다. 따라서 프로파일 수가 k개인 현재 모형이 더 나은 모형임을 확인할 수 있다(Masyn, 2013). 본 연구에서는 최대 6개의 클래스 분류 적합도를 검사하였고, 이 중 AIC, BIC 값이 가장 작으며, BLRT 값도 유의한 클래스가 3개인 모형을 최종 채택하였다.

Fig. 10은 앞서 선정된 대로 신체적 폭염 회복탄력성과 사회경제적 폭염 회복탄력성 각각의 3개 집단 영역을 나타낸 그래프이다. 잠재집단은 각각 상자로 표현되었으며, 점은 각 집단의 평균값이고, 박스는 각 집단의 표준편차를 의미한다. 분산분석의 결과(Table 6), 각 그룹은 모두 95% 신뢰수준에서 집단의 평균이 유의미하게 차이가 있음을 알 수 있다. Scheffe 사후검증 결과, 온열질환자 수

기반의 회복탄력성은 Group 1, Group 2, Group 3에서 통계적으로 유의한 차이가 있었으며, 전력사용량 기반의 회복탄력성은 Group 1과 Group 3, Group 2와 Group 3에서 유의미하게 차이가 났다. 잠재집단 간 평균을 구체적으로 살펴보면, 온열질환자 수 기반의 폭염에 대한 신체적 회복탄력성에서는 Group 1이 0.757로 가장 높고, 그다음으로 Group 3 (0.638), Group 2 (0.597) 순서로 높았다. 전력사용량 기반의 사회경제적 회복탄력성에서는 Group 1 (0.722)과 Group 2 (0.730)가 비슷한 높은 값을 보인 반면, Group 3은 0.626으로 가장 낮은 값을 보이고 있었다.

각 집단의 특징을 종합하여 각각 ‘폭염에 대한 신체적 및 사회경제적 회복탄력성이 모두 높은 지역’(Group 1), ‘폭염에 대한 신체적 회복탄력성이 낮고 사회경제적 회복탄력성이 높은 지역’(Group 2), ‘폭염에 대한 신체적 회복탄력성이 높고 사회경제적 회복탄력성이 낮은 지역’(Group 3)으로 설명하였다.

각 집단의 공간적 분포(Fig. 11)와 함께 해당 지역 (Table 9)을 살펴보면 다음과 같다. 전국 229개 시군구 중에서 약 43.7%에 해당하는 100개 시군구에서 폭염에 대한 회복탄력성이 두 부문 모두 높은 것(Group 1)으로 나타났다. 이들은 전국적으로 골고루 분포되어 있다. 그중에서도 부산광역시는 전체 16개 시군구 중 12개(75%)가 Group 1에 속해 가장 회복탄력성이 높은 지역으로 나타났다. 충청북도와 전라남도의 63.6% 지역이 Group 1에 다수 해당하는 것으로 나타났다.

229개 시군구 중 116개 시군구(약 50.7%)가 두 번째 유형(Group 2)에 속하여 많은 지자체가 폭염에 대해 온열질환자 피해 가능성이 큰, 다시 말해 신체적 회복탄력성이 낮은 반면 전력에 대한 회복탄력성은 높은 그룹에 속했다. Group 2에 속한 지역들도 전국적으로 고르게 분포하고 있는 편이나, 광주광역시, 울산광역시, 경상남도에서 Group 2에 속한 지자체 비율이 높게 나타났다. 이 지역들

Table 6. ANOVA results of latent groups

Type		Mean	S.D	Min	Max	F (Scheffe)
Physical Heatwave Resilience (Heat illness patients)	Group 1 (a) (n=100)	0.757	0.056	0.667	0.889	189.907*** b<c<a
	Group 2 (b) (n=116)	0.597	0.056	0.419	0.674	
	Group 3 (c) (n=13)	0.638	0.103	0.524	0.889	
Socioeconomic Heatwave Resilience (Power consumption)	Group 1 (a) (n=100)	0.722	0.025	0.664	0.785	92.124*** a,c<b
	Group 2 (b) (n=116)	0.730	0.027	0.651	0.800	
	Group 3 (c) (n=13)	0.626	0.029	0.553	0.661	

***p<0.001

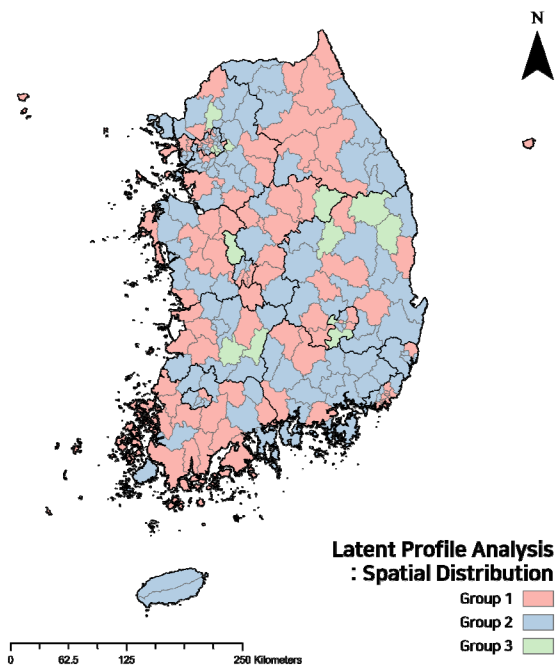


Fig. 11. Spatial distribution by LPA results

은 온열질환자 피해는 다소 발생할 수 있으나, 전력사용량 증가로 인한 사회경제적 피해는 적을 것으로 예상된다. 이 지역에서는 여름철 폭염에 대한 건강 영향, 즉 온열질환 발생을 대비한 대책을 우선적으로 마련해야 하는 지역이다.

우리나라 대부분의 지자체(216개)는 Group 1 또는 Group 2로 분류되어 폭염으로 인한 사회경제적 피해는

상대적으로 낮음을 확인할 수 있었다. 이는 우리나라 대부분의 지역에서 안정적인 전력 사용에 기반한 사회경제적 회복탄력성이 높다는 것을 의미한다.

반면, Group 3에 속하는 13개의 지자체는 여름철 온열질환 피해는 적을 수 있지만, 사회경제적 회복탄력성이 낮아 과도한 전력 사용으로 인한 피해 가능성이 큰 지역들이다. 서울시의 서초구, 강남구, 대구광역시의 중구, 달성군, 세종특별자치시, 경기도의 하남시, 양주시 등은 도시지역으로 Group 3에 포함되어 있으며, 충청북도의 단양군, 전라북도의 장수군, 임실군, 경상북도의 영양군, 예천군, 봉화군 등은 농촌지역으로 Group 3에 포함되어 있다. Group 3 내에서도 사회경제적으로 부유하고 전력사용량 자체가 많아 회복탄력성이 낮게 나타나는 지역과 평소에는 전력사용량이 적으나 여름철 상대적으로 급증하여 회복탄력성이 낮게 나타나는 지역으로 구분할 수 있다. 이들 지역은 지역별 여건은 다르지만, 여름철 폭염에 대비한 전력 수급 안정화 대책을 우선적으로 준비할 필요가 있다.

4.3. 결과 고찰

본 연구는 온열질환자 수와 여름철 전력사용량을 중간 지표로 활용하여, 전국 229개 지자체를 대상으로 상대적 회복탄력성 프레임워크를 적용하였다. 분석 결과, 전반적으로 사회경제적 회복탄력성이 신체적 회복탄력성보다 높은 값을 나타냈다. 이는 우리나라 대부분의 지역에서 폭염 시 전력공급이나 소비의 안정성은 비교적 잘 유지되

Table 7. Results of region classification

Type	Regions
<p>Group 1 Regions with high physical and socioeconomic heatwave resilience</p>	<p>Seoul (Jongno-gu, Jung-gu, Yongsan-gu, Gangbuk-gu, Seodaemun-gu, Mapo-gu, Yangcheon-gu, Gangseo-gu, Geumcheon-gu, Gangdong-gu), Busan (Jung-gu, Seo-gu, Dong-gu, Yeongdo-gu, Busanjin-gu, Dongnae-gu, Nam-gu, Haeundae-gu, Saha-gu, Geumjeong-gu, Yeonje-gu, Suyeong-gu), Daegu (Dong-gu, Seo-gu, Suseong-gu), Incheon (Jung-gu, Dong-gu, Bupyeong-gu, Gyeong-gu, Seo-gu, Ongjin-gun), Gwangju (Buk-gu), Daejeon (Dong-gu, Jung-gu, Seo-gu), Ulsan (Buk-gu), Gyeonggi (Anyang-si, Gwangmyeong-si, Goyang-si, Gwacheon-si, Anseong-si, Hwaseong-si, Yeosu-si, Yeoncheon-gun, Yangpyeong-gun), Gangwon (Sokcho-si, Hongcheon-gun, Hoengseong-gun, Yeongwol-gun, Pyeongchang-gun, Yanggu-gun, Inje-gun, Goseong-gun), Chungbuk (Chungju-si, Jecheon-si, Boeun-gun, Okcheon-gun, Jincheon-gun, Goesan-gun, Jeungpyeong-gun), Chungnam (Cheonan-si, Gongju-si, Asan-si, Gyeryong-si, Geumsan-gun, Seocheon-gun, Cheongyang-gun, Yesan-gun, Taean-gun), Jeonbuk (Gunsan-si, Jeongeup-si, Gimje-si, Jinan-gun, Buan-gun), Jeonnam (Naju-si, Gwangyang-si, Gokseong-gun, Goheung-gun, Boseong-gun, Hwasun-gun, Jangheung-gun, Gangjin-gun, Haenam-gun, Muan-gun, Hampyeong-gun, Yeonggwang-gun, Wando-gun, Sinan-gun), Gyeongbuk (Gumi-si, Yeongju-si, Yeongcheon-si, Uiseong-gun, Yeongdeok-gun, Goryeong-gun, Seongju-gun, Ulleung-gun), Gyeongnam (Goseong-gun, Hadong-gun, Geochang-gun, Hapcheon-gun)</p>
<p>Group 2 Regions with low physical and high socioeconomic heatwave resilience</p>	<p>Seoul (Seongdong-gu, Gwangjin-gu, Dongdaemun-gu, Jungnang-gu, Seongbuk-gu, Dobong-gu, Nowon-gu, Eunpyeong-gu, Guro-gu, Yeongdeungpo-gu, Dongjak-gu, Gwanak-gu, Songpa-gu), Busan (Buk-gu, Gangseo-gu, Sasang-gu, Gijang-gun), Daegu (Nam-gu, Buk-gu, Dalseo-gu), Incheon (Yeonsu-gu, Namdong-gu, Michuhol-gu, Ganghwa-gun), Gwangju (Dong-gu, Seo-gu, Nam-gu, Gwangsan-gu), Daejeon (Yuseong-gu, Daedeok-gu), Ulsan (Jung-gu, Nam-gu, Dong-gu, Ulju-gun), Gyeonggi (Suwon-si, Seongnam-si, Uijeongbu-si, Bucheon-si, Pyeongtaek-si, Dongducheon-si, Ansan-si, Guri-si, Namyangju-si, Osan-si, Siheung-si, Gunpo-si, Uiwang-si, Yongin-si, Paju-si, Icheon-si, Gimpo-si, Gwangju-si, Pocheon-si, Gapyeong-gun), Gangwon (Chuncheon-si, Wonju-si, Gangneung-si, Donghae-si, Taebaek-si, Samcheok-si, Jeongseon-gun, Cheorwon-gun, Hwacheon-gun, Yangyang-gun), Chungbuk (Cheongju-si, Yeongdong-gun, Eumseong-gun), Chungnam (Boryeong-si, Seosan-si, Nonsan-si, Dangjin-si, Buyeo-gun, Hongseong-gun), Jeonbuk (Jeonju-si, Iksan-si, Namwon-si, Wanju-gun, Muju-gun, Sunchang-gun, Gochang-gun), Jeonnam (Mokpo-si, Yeosu-si, Suncheon-si, Damyang-gun, Gurye-gun, Yeongam-gun, Jangseong-gun, Jindo-gun), Gyeongbuk (Pohang-si, Gyeongju-si, Gimcheon-si, Andong-si, Sangju-si, Mungyeong-si, Gyeongsan-si, Gunwi-gun, Cheongsong-gun, Cheongdo-gun, Chilgok-gun, Uljin-gun), Gyeongnam (Jinju-si, Tongyeong-si, Sacheon-si, Gimhae-si, Miryang-si, Geoje-si, Yangsan-si, Changwon-si, Uiryeong-gun, Haman-gun, Changnyeong-gun, Namhae-gun, Sancheong-gun, Hamyang-gun), Jeju (Jeju-si, Seogwipo-si)</p>
<p>Group 3 Regions with high physical and low socioeconomic heatwave resilience</p>	<p>Seoul (Seocho-gu, Gangnam-gu), Daegu (Jung-gu, Dalseong-gun), Sejong (Sejong-si), Gyeonggi (Hanam-si, Yangju-si), Chungbuk (Danyang-gun), Jeonbuk (Jangsu-gun, Imsil-gun), Gyeongbuk (Yeongyang-gun, Yecheon-gun, Bonghwa-gun)</p>

고 있으나, 온열질환 발생 및 회복 측면에서는 상대적으로 취약할 수 있음을 시사한다. 특히 일부 지역에서는 온열질환자 수가 높은 수준으로 유지되며, 회복에 소요되는 시간도 길게 나타났다.

이러한 회복탄력성 수치를 바탕으로 전국 229개 지자체를 대상으로 잠재 프로파일 분석(Latent Profile Analysis, LPA)을 실시한 결과, 가장 적절한 잠재집단의 수는 3개로 나타났다. 첫 번째 집단(Group 1)은 신체적 회복탄력성과 사회경제적 회복탄력성이 모두 높은 지역으로, 총 100개의 지자체가 포함되었다. 이들은 폭염에 대한 대응 역량이 전반적으로 높은 지역으로 해석된다. 두 번째

집단(Group 2)은 사회경제적 회복탄력성은 높은 반면 신체적 회복탄력성은 낮은 지자체들로 구성되었으며, 총 116개 지자체가 이에 해당하였다. 이 지역들은 온열질환 발생에 대한 대응이 상대적으로 미흡한 것으로 판단된다. 마지막으로 세 번째 집단(Group 3)은 신체적 회복탄력성은 높지만 사회경제적 회복탄력성이 낮은 지역으로, 총 13개 지자체가 해당하였다.

이러한 유형화 결과는 각 지역의 회복탄력성 특성에 따라 상이한 정책 대응이 필요함을 보여준다. 예를 들어, Group 2에 해당하는 지자체들은 온열질환자 발생에 대한 회복력이 낮은 만큼 보건 및 예방 중심의 대응이 필요하

다. 구체적으로는 무더위쉼터 설치 확대, 응급의료시설 접근성 향상, 폭염 취약계층을 대상으로 한 복지 정책 확대와 같은 대책이 우선적으로 추진되어야 한다. 반면, Group 3은 여름철 전력사용량에 대한 회복력이 낮은 지역으로, 과도한 에너지 소비를 방지할 수 있도록 에너지 효율 개선 정책이 요구된다. 예를 들어, 고효율 가전제품 보급, 에너지 절약형 주거환경 조성, 수요관리 프로그램 도입 등의 정책이 효과적일 수 있다.

상대적 회복탄력성 측정을 통해 각 지자체의 회복력 수준을 다차원적으로 비교하고, 그 결과를 기반으로 유형별 맞춤형 정책 수립이 가능하다는 점에서 본 연구의 분석 결과는 실질적인 정책 기초자료로 활용될 가능성을 보여준다.

5. 결론

본 연구는 도시 기후재난 중 하나인 폭염을 대상으로 ‘회복력 삼각형 이론’을 확장한 상대적 회복탄력성 프레임워크를 활용하여 우리나라 229개 시군구의 폭염 회복탄력성을 정량적으로 측정하고 이를 기반으로 유형화하였다. 이 프레임워크는 충격 발생 시 시스템 손실 규모와 복구시간이라는 두 요소를 모두 고려할 수 있는 이점이 있으며, 임계치 개념을 활용한 유연한 접근이 가능하다는 점에서 기존의 정태적인 회복탄력성 측정 방식보다 진일보한 방법론으로 평가된다.

폭염으로 인한 신체적 영향(온열질환자 수)과 사회경제적 영향(여름철 전력사용량)을 중간지표로 설정하여 각 지자체의 회복탄력성을 독립적으로 측정하였고, 측정된 수치를 기반으로 잠재 프로파일 분석(LPA)을 통해 전국 지자체를 세 유형으로 분류하였다. 이러한 방식은 단순 순위화가 아닌 다차원 회복탄력성 프로파일을 반영한 정책 분류 기준을 제공한다는 점에서 활용도가 높다.

본 연구의 의의는 다음과 같다. 첫째, 비교적 최근 제안된 상대적 회복탄력성 프레임워크를 실제 폭염 재난에 적용하고 지역 단위에서의 실증 분석을 수행함으로써 회복탄력성의 측정 가능성과 활용 가능성을 제시했다는 점이다. 둘째, 기존의 평균 기반 또는 피해액 기반 접근을 넘어 건강 영향과 에너지 사용이라는 이중 측면을 통합하여 도시 시스템의 복합적 대응 역량을 파악하고자 하였다는 점에서도 이론적·실무적으로 기여할 수 있다.

다만, 본 연구는 폭염으로 인한 영향 지표로 온열질환자 수와 전력사용량 두 가지 항목만을 고려하였다는 점에

서 한계가 있다. 회복탄력성은 본질적으로 다차원적인 개념이므로, 추후 연구에서는 폭염에 대한 보다 다양한 하부 요소를 반영한 정교한 모델링이 필요하다.

향후 연구에서는 다음과 같은 구체적인 방향이 요구된다. 첫째, 회복탄력성의 원인요인을 밝히는 회귀 기반 분석이나 공간적 자기상관성을 반영한 GWR (Geographically Weighted Regression) 등을 통해 지역 간 회복력 차이의 원인을 설명할 필요가 있다. 둘째, 정량적으로 도출된 회복탄력성 결과를 기반으로 폭염 대응 정책의 우선순위 설정 또는 맞춤형 전략 수립이 가능하도록 연결하는 연구가 중요하다. 특히 온열질환 회복탄력성이 낮은 지역은 무더위쉼터 설치, 응급의료 접근성 개선, 폭염 취약계층 지원 등 보건 및 예방 중심의 정책이, 반대로 전력사용 회복탄력성이 낮은 지역은 에너지 효율 개선, 고효율 가전 보급, 수요관리 정책이 유효한 대응 수단이 될 수 있다.

결론적으로, 본 연구는 데이터 기반의 유연한 회복탄력성 측정 방법을 폭염이라는 실질적 재난에 적용한 연구 중 하나로, 향후 도시 재난 대응 정책 수립 시 실증적 근거자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

사사

이 논문은 부산대학교 기본연구지원사업(2년)에 의하여 연구되었음.

본 연구는 한국환경정책학회 2024 추계학술대회(2024.10.30.)에 발표된 내용을 기반으로 수행되었음.

Reference

- Adger WN. 2000. Social and ecological resilience: Are they related? *Prog Hum Geogr* 24(3): 347-364. doi: 10.1191/030913200701540465
- Aldrich DP, Meyer MA. 2015. Social capital and community resilience. *Am Behav Sci* 59(2): 254-269.
- Alikhani R, Ranjbar A, Jamali A, Torabi SA, Zobel CW. 2023. Towards increasing synergistic effects of resilience strategies in supply chain network design. *Omega* 116: 102819. doi: 10.1016/j.omega.2022.102819
- Bruneau M, Chang SE, Eguchi RT, Lee GC, O'Rourke TD, Reinhorn AM, Shinozuka M, Tierney K, Wallace

- WA, von Winterfeldt D. 2003. A framework to quantitatively assess and enhance the seismic resilience of communities. *Earthquake Spectra* 19(4): 733-752. doi: 10.1193/1.1623497
- Candido C, de Dear R, Lamberts R, Bittencourt L. 2010. Cooling exposure in hot humid climates: Are occupants 'addicted'? *Archit Sci Rev* 53(1): 59-64. doi: 10.3763/asre.2009.0100
- Carpenter SR, Westley F, Turner MG. 2005. Surrogates for resilience of Social-Ecological systems. *Ecosystems* 8(8): 941-944. doi: 10.1007/s10021-005-0170-y
- Celeux G, Soromenho G. 1996. An entropy criterion for assessing the number of clusters in a mixture model. *J Classif* 13(2): 195-212. doi: 10.1007/BF01246098
- Chang SE, Shinozuka M. 2004. Measuring improvements in the disaster resilience of communities. *Earthquake Spectra* 20(3): 739-755. doi: 10.1193/1.1775796
- Collins L, Lanza S. 2010. Latent class and latent transition analysis: With applications in the social, behavioral, and health sciences.
- Cutter SL, Barnes L, Berry M, Burton C, Evans E, Tate E, Webb J. 2008. A place-based model for understanding community resilience to natural disasters. *Global Environ Change* 18(4): 598-606. doi: 10.1016/j.gloenvcha.2008.07.013
- Datola G. 2023. Implementing urban resilience in urban planning: A comprehensive framework for urban resilience evaluation. *Sustainable Cities Soc* 98: 104821.
- Davoudi S. 2012. Resilience: A bridging concept or a dead end? *Plann Theory Pract* 13(2): 299-307. doi: 10.1080/14649357.2012.677124
- Dettori JR, Norvell DC, Chapman JR. 2021. Risks, rates and odds: What's the difference and why does it matter? *Global Spine J* 11(7): 1156-1158. doi: 10.1177/21925682211029640
- Engle NL, de Bremond A, Malone EL, Moss RH. 2014. Towards a resilience indicator framework for making climate-change adaptation decisions. *Mitigation Adapt Strat Global Change* 19(8): 1295-1312. doi: 10.1007/s11027-013-9475-x
- Feldmeyer D, Wilden D, Kind C, Kaiser T, Goldschmidt R, Diller C, Birkmann J. 2019. Indicators for monitoring urban climate change resilience and adaptation. *Sustainability* 11(10): 2931. doi: 10.3390/su1102931
- Ghadge A, Er M, Ivanov D, and Chaudhuri A. 2022. Visualisation of ripple effect in supply chains under long-term, simultaneous disruptions: A system dynamics approach. *Int J Prod Res* 60(20): 6173-6186. doi: 10.1080/00207543.2021.1987547
- Hatvani-Kovacs G, Belusko M, Pockett J, Boland J. 2016. Assessment of heatwave impacts. *Procedia Eng* 169: 316-223. doi: 10.1016/j.proeng.2016.10.039
- Holling CS. 1973. Resilience and stability of ecological systems. *Annu Rev Ecol Syst* 4: 1-23. doi: 10.1017/9781009177856.038
- Howard MC, Hoffman ME. 2018. Variable-centered, person-centered, and person-specific approaches. *Organ Res Methods* 21(4): 846-876. doi: 10.1177/1094428117744021
- IPCC. 2023. Climate change 2023: Synthesis report. contribution of working groups I, II and III to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change. Switzerland: IPCC.
- Ivanov D. 2021. Supply chain viability and the COVID-19 pandemic: A conceptual and formal generalisation of four major adaptation strategies. *Int J Prod Res* 59(12): 3535-3552. doi: 10.1080/00207543.2021.1890852
- Johnson C, Blackburn S. 2014. Advocacy for urban resilience: UNISDR's making cities resilient campaign. *Environ Urban* 26(1): 29-52. doi: 10.1177/0956247813518684
- Jufri FH, Widiputra V, Jung J. 2019. State-of-the-art review on power grid resilience to extreme weather events: Definitions, frameworks, quantitative assessment methodologies, and enhancement strategies. *Appl Energy* 239: 1049-1065.
- Kim D, Lim U. 2016. Urban resilience in climate change adaptation: A conceptual framework. *Sustainability*.

- 8(4): 405. doi: 10.3390/su8040405
- Kim D, Song SK, Lee HY, Kang S, Kwon TJ, Kim S, Nam KC, Yoon DK, Lee DK, Jung JC, et al. 2015. Urban climate resilience: Operationalization and evaluation (I). Korea.
- Knochel JP, Bouchama A. 2002. Heat stroke. *N Engl J Med* 346(25): 1978-1988. doi: 10.1056/NEJMra011089
- Koliou M, van de Lindt JW, McAllister TP, Ellingwood BR, Dillard M, Cutler H. 2020. State of the research in community resilience: Progress and challenges. *Sustainable Resilient Infrastruct* 5(3): 131-151.
- Korea Disease Control and Prevention Agency. 2020. The 1st climate health impact assessment report.
- Korea Meteorological Administration. 2024. 2023 extreme climate report. Korea: Korea Meteorological Administration.
- Lee G, Byun B. 2020. Analysis of the impact of local government capacity on disaster resilience: Focusing on 17 metropolitan local governments. *J Environ Policy Administration* 28(4): 239-262. doi: 10.15301/jepa.2020.28.4.239
- Masyn KE. 2013. Latent class analysis and finite mixture modeling. In: Little TD (ed). *The Oxford handbook of quantitative methods*. New York, NY: Oxford University Press. p. 551.
- McCutcheon AL. 1987. *Latent class analysis*. Newbury Park, CA: Sage.
- McLachlan GJ, Peel D. 2000. *Finite mixture models*. New York: Wiley.
- O'Malley PG. 2007. Heat waves and heat-related illness. *JAMA* 298(8): 917-919. doi: 10.1001/jama.298.8.917
- Sang EW, Jebb AT, Tay L, Parrigon S. 2018. Putting the "person" in the center. *Organ Res Methods* 21(4): 814-845. doi: 10.1177/1094428117752467
- Serdar MZ, Koç M, Al-Ghamdi SG. 2022. Urban transportation networks resilience: Indicators, disturbances, and assessment methods. *Sustainable Cities Soc* 76: 103452.
- Simonovic SP, Arunkumar R. 2016. Quantification of resilience to water scarcity, a dynamic measure in time and space. *Proc Int Assoc Hydrol Sci* 373: 13-17. doi: 10.5194/piahs-373-13-2016
- Tein J, Coxe S, Cham H. 2013. Statistical power to detect the correct number of classes in latent profile analysis. *Struct Equation Model* 20(4): 640-657. doi: 10.1080/10705511.2013.824781.
- Torabi SA, Rezaei Soufi H, Sahebjamnia N. 2014. A new framework for business impact analysis in business continuity management (with a case study). *Saf Sci* 68: 309-323. doi: 10.1016/j.ssci.2014.04.017.
- Tyler S, Moench M. 2012. A framework for urban climate resilience. *Climate Dev* 4(4): 311-326. doi: 10.1080/17565529.2012.745389.
- Vermunt JK, Magidson J. 2002. Latent class cluster analysis. In: Hagenaaers J, McCutcheon A (eds). *Applied latent class analysis*. Cambridge University Press. p. 89.
- Wang M, Hanges PJ. 2011. Latent class procedures: Applications to organizational research. *Organ Res Methods* 14(1): 24-31. doi: 10.1177/1094428110383988.
- Ward MM. 2013. Estimating disease prevalence and incidence using administrative data: Some assembly required. *J Rheumatol* 40(8): 1241. doi: 10.3899/jrheum.130675
- Yu S, An H, Kim S, Lee K, Kim J. 2014. Impact analysis of disaster recovery using resilience cost index. *J Environ Policy Administration* 22(1): 31-54. doi: 10.15301/jepa.2014.22.1.31
- Zobel CW. 2011. Representing perceived tradeoffs in defining disaster resilience. *Decis Support Syst* 50(2): 394-403. doi: 10.1016/j.dss.2010.10.001.
- Zobel CW, MacKenzie CA, Baghersad M, Li Y. 2021. Establishing a frame of reference for measuring disaster resilience. *Decis Support Syst* 140: 113406. doi: 10.1016/j.dss.2020.113406