국토계획
pISSN: 1226-7147, eISSN: 2383-9171
https://doi.org/10.17208/jkpa.2026.10.61.5.50

Check for updates

Journal of Korea Planning Association Vol.61, No.5 (2026)
대한국토·도시계획학회지 「국토계획」 제61권 제5호 pp.50-63

호우 피해의 추세 변화와 공간적 군집성을 결합한 복합 취약 지역 유형화 연구

: 2014~2023년 전국 시·군·구를 대상으로*,**,***

Classification of Composite Vulnerability Types Based on Temporal Trends and Spatial Clustering of Heavy Rainfall Damage

: Focusing on Municipalities (Si·Gun·Gu) in South Korea, 2014–2023

김민정**** · 김민석***** · 정주철******
Kim, Min-Jung · Kim, Min-Seok · Jung, Ju-Chul

Abstract

This study was conducted as a follow-up study to "Study on Characteristics of Area Types Based on Rainfall Damage Amounts" and developed a composite vulnerability typology by integrating temporal trends and spatial clustering characteristics of heavy rainfall damage. All municipalities (Si, Gun, and Gu) in South Korea were targeted and heavy rainfall damage data from 2014 to 2023 were utilized. For temporal analysis, the Mann-Kendall test, Sen's slope, and Pettitt test were employed to examine damage trends, quantify their magnitude, and detect change points. For spatial analysis, Global Moran's I and Local Indicators of Spatial Association examined spatial autocorrelation and local clustering patterns.

A total of 16 of the 229 municipalities exhibited a statistically significant increasing damage trends, while approximately 61% displayed worsening damage structures or new damage following detected change points. Global Moran's I confirmed positive spatial autocorrelation, with high-high and low-low clusters concentrated in the central and southeastern inland regions, respectively. Integrating temporal and spatial dimensions with the existing magnitude-based classification yielded seven composite risk types. In particular, the Low-Damage Rising Trend Type identified emerging risk areas not captured by magnitude-based classification alone.

This study interprets heavy rainfall damage through temporal persistence and spatial clustering, providing a basis for prioritizing disaster management and establishing region-specific adaptation strategies.

주제어 호우피해액, Mann-Kendall, Sen's Slope, Pettitt, Moran's I
Keywords Flood Damage Amount, Mann-Kendall, Sen's slope, Pettitt, Moran's I

* 본 연구는 기후에너지환경부 「기후변화특성화대학원사업」의 지원으로 수행되었음.
** 이 성과는 정부(기후에너지환경부)의 재원으로 한국환경산업기술원 녹색복원 특성화대학원 사업의 지원을 받아 수행된 연구임.
*** 이 논문은 "호우 피해액 기반 지역 유형별 특성 연구"(김민정 외, 2026)를 수정·보완하였음.
**** Master's Candidate, Pusan National University (First Author: jeongs@pusan.ac.kr)
***** Professor, Pusan National University (minseok.kim@pusan.ac.kr)
****** Professor, Pusan National University (Corresponding Author: jcjung@pusan.ac.kr)

Ⅰ. 서 론

1. 연구의 배경 및 목적

최근 기후변화로 인해 강수의 시·공간적 변동성이 증가하면서 집중호우로 인한 피해 규모와 발생 양상이 변화하고 있다. 특히 단시간에 많은 강우가 집중되는 극한강우의 빈도가 증가함에 따라 기존에 상대적으로 안전하다고 인식되던 지역에서도 대규모 피해가 발생하고 있으며, 동일 지역에서도 과거와는 다른 형태의 피해가 나타나고 있다. 이러한 변화는 호우 피해를 단순한 자연재난으로 이해하기보다 지역의 사회·경제적 특성과 결합된 복합적인 위험으로 인식할 필요가 있음을 시사한다(IPCC, 2023). 지금까지의 호우 피해 연구는 주로 특정 시점의 피해 규모를 기준으로 취약 지역을 도출하거나 물리적 환경 및 사회·경제적 특성을 활용하여 위험 지역을 분류하는 데 초점을 두어 왔다. 이러한 연구들은 지역별 취약성을 파악하고 재난관리의 우선순위를 설정하는 데 기여하였으나, 피해가 시간의 흐름에 따라 어떻게 변화하고 있는지, 그리고 인접 지역 간 어떠한 공간적 상호작용을 통해 위험이 형성되는지에 대해서는 충분히 설명하지 못하였다. 그러나 최근의 호우 피해는 특정 지역에 국한된 일회성 현상이 아니라 장기적인 증가 추세를 보이거나 인접 지역과 유사한 양상으로 나타나는 경우가 증가하고 있다. 이는 동일한 피해 규모를 나타내는 지역이라 하더라도 미래의 위험 방향성과 공간적 파급 특성이 서로 다를 수 있음을 의미한다. 따라서 효과적인 재난관리와 기후변화 적응 정책을 수립하기 위해서는 현재의 피해 수준뿐만 아니라 시간적 지속성 및 공간적 군집성을 함께 고려한 통합적 접근이 요구된다. 이에 본 연구는 호우 피해의 시·공간적 특성을 종합적으로 고려한 복합 위험 지역 유형화를 수행하고자 한다. 특히 기존 연구에서 제시된 지역 유형 분류 결과를 기반으로 시간적 변화 양상과 공간적 군집 특성을 추가적으로 반영함으로써 단순한 피해 규모 중심의 평가를 넘어 미래 위험의 방향성과 지역 간 상호작용을 고려한 새로운 위험 해석 체계를 제시하고자 한다. 이를 통해 지역별 호우 피해의 특성을 보다 정교하게 이해하고 유형별 맞춤형 재난관리 전략 수립을 위한 기초자료를 제공하는 데 연구의 목적이 있다.

Ⅱ. 선행연구 고찰

1. 호우 피해의 개념 및 연구 동향

예로부터 호우 피해는 단순한 자연현상의 결과로 다루어졌으나, 관련 연구가 축적되면서 지역의 사회·경제적 조건과 맞물려 나타나는 복합적 위험이라는 인식으로 전환되어 왔다. 이러한 흐름을 이론적으로 뒷받침한 것이 Cutter(1996)의 hazards-of-place 모델로, 그는 생물물리적 위험(biophysical vulnerability)과 사회적 취약성(social vulnerability)이 특정 장소에서 결합하여 재난 위험을 형성한다는 개념적 틀을 제시하였다. 이후에도 Cutter et al.(2003)은 이를 계량화한 사회적 취약성 지수(Social Vulnerability Index, SoVI)를 개발하여 지역 간 취약성을 비교할 수 있게 하였다. 이는 위험이 기후 관련 위해(hazard), 노출(exposure), 취약성(vulnerability)의 상호작용으로 발생한다는 IPCC(2023)의 관점과도 같은 맥락에 있다. 본 연구가 피해 규모와 시간적 추세, 공간적 군집성을 함께 살펴보는 것도 이러한 흐름과 무관하지 않다. 피해 규모는 노출과 취약성이 실제로 발현된 결과이고, 시간적 추세는 그 위험이 시간이 갈수록 심화되고 있는지를, 공간적 군집성은 그 위험이 인접 지역으로 확산되거나 상호작용하는지를 보여주기 때문이다.

국내에서는 이러한 문제의식이 제도화된 진단 체계로 구현되어 있다. 국토교통부는 2015년부터 도시·군기본계획 수립 시 재해취약성분석을 의무화하여 지형·기후 특성을 반영한 재해 취약지역을 사전에 진단하도록 하고 있으며, 행정안전부는 자연재해대책법에 근거하여 자연재해저감 종합계획(구 풍수해저감종합계획)을 통해 지자체별로 10년 단위 재해 위험요인 조사·저감대책을 수립하도록 하고, 상습침수지역 등은 자연재해위험개선지구로 지정·관리하고 있다. 그러나 이러한 제도는 대체로 국토교통부 지침 및 자연재해대책법에 근거하여 특정 시점을 기준으로 위험을 진단·수립하도록 설계되어 있어 피해가 시간에 따라 어떻게 변화하는지, 인접 지역 간 상호작용이 위험을 어떻게 증폭시키는지를 반영하는 데는 한계가 있다. 본 연구가 시도하는 시계열 추세 및 공간 군집 분석의 결합은 이러한 기존 제도적 진단 체계가 포착하지 못하는 동태적·관계적 위험 차원을 보완하는 시도로 이해할 수 있다.

호우 피해의 결정요인과 취약성을 실증적으로 규명한 국내 연구도 축적되어 왔다. 정준호·허인혜(2014)는 강원도를 사례로 소득·인구·물가수준을 통제하는 정규화 방법을 적용하여 자연재해 피해액의 시간 추세를 검정하고, 패널 토빗 모형을 통해 기후 및 사회·경제적 변수가 피해에 미치는 영향을 분석하였다. 김지수 외(2013)는 서울 지역을 대상으로 IPCC 취약성 모델에 기반하여 홍수 취약성의 공간적 분포를 분석하였으며, 박지수·임철희(2023)는 서울시 행정동 단위에서 기후불평등 지수와 홍수리스크 지수를 결합하여 홍수불평등의 공간적 패턴을 규명하였다. 이들 연구는 공통적으로 피해 규모의 결정요인이나 사회·경제적 취약성에 초점을 맞추고 있으나, 피해의 시간적 추세와 공간적 군집성을 통계적 검정을 통해 결합적으로 다룬 사례는 찾아보기 어렵다.

2. 시공간 분석 연구

비모수적 추세검정 기법인 Mann-Kendall 검정과 Sen's slope는 자료의 분포에 대한 가정이 필요하지 않다는 장점 때문에 기상·수문 분야에서 널리 활용되어 왔다. 김광섭·김종필(2011)과 진대현 외(2021)는 국내 극한강수 및 기온의 경향성을 분석하는 데 이 기법을 적용하였으며, Mohammad et al.(2022)과 Rahman and Dawood(2017)는 각각 위성 기반 에어로졸 광학두께와 기온 자료의 시공간적 추세 분석에 이를 활용하였다. 다만 이러한 선례는 대체로 기온, 강수량과 같이 연속적으로 관측되는 물리 변수를 대상으로 하며, 본 연구가 다루는 호우피해액과 같이 보고 체계에 기반하고 0 값이 다수 존재하며 우측으로 크게 치우친 분포를 갖는 자료에 적용한 사례는 상대적으로 드물다. 정준호·허인혜(2014)가 자연재해 피해액 자체의 시계열 추세를 검정한 국내의 예외적 사례에 해당하며, 본 연구는 이러한 시도를 전국 단위와 시·군·구 규모로 확장하고 Pettitt 검정을 결합하여 변화점까지 함께 탐지한다는 점에서 차별성을 갖는다.

공간적 측면에서는 Anselin(1988, 1995)이 정립한 전역적 Moran's I와 국지적 공간연관지표(LISA)가 공간적 자기상관 및 국지적 군집을 식별하는 표준적 방법으로 자리잡아 왔으며, 국내에서도 마약범죄의 공간적 영향요인(공정배 외, 2023), 도로교통소음 기반 건강영향지수의 공간적 군집(김수비 외, 2026) 등 다양한 분야에 응용되어 왔다. 재난·재해 분야에서도 김지수 외(2013)의 서울 지역 홍수 취약성의 공간적 분포 분석, 박지수·임철희(2023)의 서울시 홍수불평등의 공간적 평가 등에서 공간분석 기법이 활용된 바 있으나, 이들 연구는 대체로 대도시 내부(행정동 단위)를 대상으로 하며 전국 시·군·구 단위에서 호우피해액의 공간적 군집을 체계적으로 규명한 연구는 제한적이다. 본 연구는 전국 229개 시·군·구를 대상으로 Global Moran's I와 LISA를 적용함으로써 이러한 공백을 보완하고자 한다.

3. 기존 연구(김민정 외, 2026)

호우 피해는 단순한 자연재난을 넘어 지역의 구조적·공간적 취약성이 복합적으로 작용하는 사회적 위험으로 인식되고 있으며, 이를 체계적으로 진단하기 위한 연구가 지속적으로 이루어지고 있다. 피해 규모 기반 취약지역 분류 연구와 관련하여 김민정 외(2026)는 2014~2023년 전국 시·군·구를 대상으로 인구·면적·지역 내 총생산(Gross Regional Domestic Product, GRDP)을 기준으로 정규화한 호우피해액을 활용하여 지역별 피해 특성을 분석하였다. 지역 간 규모 차이로 인한 왜곡을 최소화하기 위해 피해액을 인구·면적·GRDP 각각으로 나눈 값을 표준화 지표로 삼았으며, 이 중 GRDP는 인구 규모와 반드시 비례하지 않는다는 선행연구 결과를 고려하여 1인당 GRDP가 아닌 지자체 단위의 전체 GRDP를 기준으로 산정하였다. 구체적으로 각 기준별 피해액을 Z-Score로 표준화한 후 평균 이상인 경우 1을, 평균 미만인 경우 0의 값을 부여하는 방식으로 총 8개의 유형(000~111)으로 지역을 구분하였으며, 이 중 세 기준을 모두 충족하는 111 유형이 인구·면적·경제 규모 대비 피해가 가장 심각한 '복합 고위험 지역'에 해당한다. 이후 세 기준 모두에서 평균을 상회하는 111 유형에 해당하는 지역을 대상으로 Weibull 공식 기반 빈도분석을 통해 피해의 발생 빈도와 규모 특성을 파악하였다. 분석 결과 전국 시·군·구 중 23개 지역이 111형으로 분류되었으며, 이들은 한강·금강·낙동강·영산강 등 4대강의 상·중·하류 유역과 일부 연안·저지대 지역에 집중 분포하는 것으로 나타났다. 이 가운데 충청북도 충주시(재현기간 24년), 경상북도 예천군(12년)과 같이 건당 피해액은 크지만 발생이 드문 대규모·저빈도형 지역이 있는 반면, 충청남도 논산시·예산군(재현기간 1년 내외)처럼 건당 피해액은 상대적으로 작지만 거의 매년 반복되는 소규모·고빈도형 지역도 확인되어 동일한 111형이라 하더라도 요구되는 방재 전략이 상이함을 시사하였다. 해당 연구는 호우 피해를 단일 지표가 아닌 인구, 면적, 경제 규모를 동시에 고려한 다차원적 관점에서 접근하였으며, 피해 규모와 발생 빈도를 통합적으로 평가하였다는 점에서 의의를 가진다.

그러나 기존 연구는 두 가지 측면에서 추가적인 보완이 요구된다. 첫째, Weibull 빈도분석은 관측값을 크기순으로 배열한 후 순위에 따라 재현기간을 산정하는 방법으로, 피해가 발생한 시점의 순서와 시간적 변동 양상을 고려하지 못한다. 즉 특정 지역의 피해 규모가 점진적으로 증가하고 있는지, 감소하고 있는지, 혹은 특정 시점을 기점으로 급격한 변화가 발생하였는지에 대한 시계열적 특성을 반영하기 어렵다. 최근 기후변화의 영향으로 호우의 강도와 발생 패턴이 변화하고 있다는 점을 고려할 때, 단순 빈도분석만으로는 지역별 위험도의 동태적 변화를 충분히 설명하는 데 한계가 있다. 둘째, 기존 연구에서는 각 시·군·구를 공간적으로 독립된 분석 단위로 가정하였다. 그러나 호우 피해는 인접 지역 간의 수문학적 연결성과 공간적 상호작용에 의해 영향을 받는 대표적인 공간 현상이다. 특히 동일 수계에 속한 지역들은 상류 유역에서 발생한 집중호우가 하류 지역의 침수 피해로 이어질 수 있으며, 인접 지역 간 유사한 피해 패턴이 나타날 가능성이 높다. 따라서 행정구역 간 독립성을 전제로 한 분석은 실제 피해의 공간적 확산 구조를 직·간접적으로 반영하는 데 한계가 있으며, 피해의 공간적 군집 양상과 핵심 취약 권역을 식별하는 데 한계를 가질 수 있다.

이에 본 연구는 김민정 외(2026)에서 도출된 111형 복합 고위험 지역을 검증·확장하기 위한 후속연구로서, 이 지역들이 실제로 어떠한 시간적·공간적 특성을 갖는지를 규명함으로써 기존 연구의 범위를 확장하고 방법론적 한계를 보완하고자 한다. 먼저 Weibull 빈도분석이 갖는 시간 정보 부재 문제를 보완하기 위해

Mann-Kendall 추세 검정과 Sen's slope 추정을 적용하여 전국 시·군·구의 연도별 호우 피해액 시계열에서 통계적으로 유의한 추세의 존재 여부와 변화 정도를 분석한다. 이를 통해 단순한 피해 규모와 빈도뿐만 아니라 피해 위험의 증가·감소 경향을 함께 고려할 수 있다. 또한 Pettitt 검정을 적용하여 피해 양상이 구조적으로 변화한 시점을 탐지함으로써 시계열적 변화의 특성을 보다 다각적으로 파악하고자 한다. 다음으로 공간적 독립성 가정을 완화하기 위해 Global Moran's I와 LISA(Local Indicators of Spatial Association)를 활용한 공간 자기상관 분석을 수행한다. 마지막으로 본 연구는 기존 연구에서 도출된 피해 규모 기반 유형화 결과와 공간 클러스터 분석 결과, 그리고 시계열 추세 분석 결과를 통합하여 규모, 공간, 추세를 포괄하는 삼차원 복합 위험 유형을 도출하고자 한다. 즉 본 연구는 김민정 외(2026)가 제시한 111형 고위험 지역이 피해 규모 측면에서 도출된 결과인지 혹은 시간적 변화와 공간적 군집성을 고려하더라도 지속적으로 위험한 지역인지를 검증한다는 점에서 기존 연구와 차별화된다. 이러한 접근은 피해 규모 중심의 기존 위험 진단을 시간적 변화와 공간적 군집성 관점으로 확장함으로써 피해의 지속성 및 공간적 집중 양상을 함께 고려한 복합적 위험 특성을 파악할 수 있다는 점에서 의의가 있다. 또한 유형별 위험 특성에 대한 보다 정교한 이해를 통해 취약지역 진단과 정책 대응 방향 설정에 필요한 기초자료를 제공할 수 있을 것으로 판단된다. 이상의 내용을 바탕으로 본 연구의 분석 흐름을 정리하면 〈Figure 1〉과 같다.

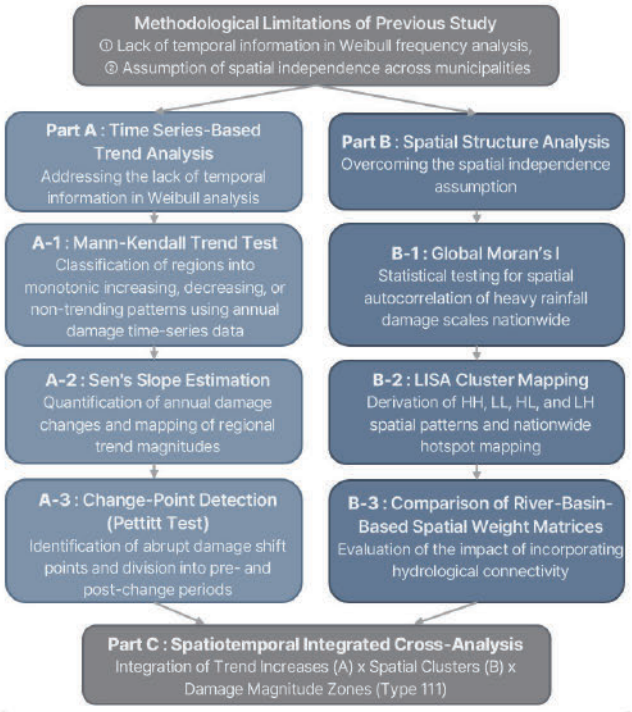


Figure 1. Research framework

Ⅲ. 연구 방법

1. 연구 대상 및 자료

본 연구의 공간적 범위는 전국 229개 시·군·구이며, 시간적 범위는 2014년부터 2023년까지 10개년이다. 분석에 사용한 호우 피해 자료는 행정안전부에서 발간하는 국민안전 24의 「재해연보」와 '자연재난상황통계'에서 각 시·군·구의 연도별 호우 피해액을 수집하였다. 호우 피해액은 연도별로 명목가치가 상이하므로 연차 간 비교가 가능하도록 물가 수준을 통제할 필요가 있다. 이에 본 연구는 분석 기간 중 가장 최근 시점인 2023년을 기준 연도로 하여 화폐기준가치연도를 적용해 2014~2023년 호우 피해액을 2023년의 화폐가치로 환산하였다. 이러한 실질화 과정을 통해 물가 상승분이 시계열 추세 분석 결과에 상방(upward bias)를 유발할 가능성을 통제하였다. 또한 파트 B(공간 구조 분석)에서 활용한 정규화 합성지수 구축을 위해 인구, 면적, 지역내 총생산(GRDP) 자료를 추가로 수집하였다. 이때 KOSIS 국가통계포털에서 제공하는 자료를 사용하였다. 추가로 각 〈Figure〉에 사용된 지도의 경우 각 지도 SHP 파일을 QGIS 3.44.4 프로그램을 활용해서 제작하였다. 대한민국 행정 경계지도 SHP 파일은 국토교통부에서 제작한 브이월드의 디지털 트윈국토 중 '(센서스 경계)시군구 경계' 파일을 사용하였고, 수계 정보의 경우 WAMIS 지도정보서비스의 하천망도(국가하천)을 다운로드 받아 이용하였다.

본 연구에서 활용한 정규화 호우 피해액은 절대적인 피해 규모를 나타내는 지표가 아니라, 지역의 인구·면적·경제 규모에 따른 차이를 통제한 이후에도 나타나는 상대적 피해 강도를 의미한다. 따라서 본 연구의 유형화는 단순히 피해 규모가 큰 지역을 식별하는 것이 아니라 지역 규모를 고려하더라도 상대적으로 높은 피해가 발생하는 지역의 특성을 파악하는 데 목적이 있다. 이는 IPCC(2023)가 제시한 위험 개념에서 노출(exposure)의 영향을 일부 통제함으로써 지역의 상대적 취약성(vulnerability)을 보다 효과적으로 진단하기 위한 접근으로 이해할 수 있다.

한편 본 연구는 피해 규모, 시간적 변화, 공간적 군집성이라는 서로 다른 차원의 위험 특성을 종합적으로 분석하기 위하여 분석 목적에 따라 서로 다른 형태의 피해 지표를 활용하였다. 추세 분석은 특정 지역의 피해 규모가 시간에 따라 증가 또는 감소하는 양상을 파악하는 데 목적이 있으므로 원자료인 호우 피해액을 활용하였다. 이는 재난 복구 예산 편성 및 재정 대응 정책이 실제 피해 규모의 변화에 직접적으로 영향을 받기 때문이다. 반면 공간 군집 분석은 지역 간 상대적 취약성의 공간적 분포를 파악하는 데 목적이 있으므로 절대 피해액에 내재된 규모 효과를 통제한 정규화 호우피해액을 활용하였다. 즉 추세 분석은 피해 규모의 시간적 변화를, 공간 분석은 규모 효과를 고려한 상대적 취약성의 공간적 분포를 진단하기 위한 과정이며, 두 분석은 서로 다른 연구

질문에 대응하는 상호보완적 분석 체계로 이해할 수 있다.

2. 추세 검정

1) Mann-Kendall 검정

본 연구에서는 전국 시·군·구의 10년 동안의 시계열 추세 변화 분석을 하기 위해 비모수적 검정 기법 중 하나인 Mann-Kendall 검정을 이용하였다. Mann-Kendall 추세 검정법은 Mann(1945)에 의해 처음 제안되었으며, 이후 Kendall(1975)이 검정통계량의 분포를 정립하였다. 이 방법은 자료의 분포에 대한 특정 가정을 요구하지 않는 비모수적 검정 기법으로, 결측치가 존재하거나 자료가 불완전한 경우에도 적용이 가능하다는 장점을 가진다. 또한 세계기상기구(World Meteorological Organization, WMO)에서 널리 권장하는 추세 분석 기법으로 알려져 있으며, 다양한 분야에서 시계열 자료의 추세 및 패턴 변화를 탐지하는 데 활용되고 있다(김광섭·김종필, 2011; 진대현 외, 2021; Mohammad et al., 2022). Mann-Kendall 검정은 시계열 자료에 대해 식 (1)과 같은 통계량 S를 사용한다.

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^{n} sgn(X_j - X_i) \tag{1}$$

여기서 n은 관측치의 개수, X_j는 j번째 관측값이며, sgn은 부호함수(sign function)를 의미한다. 부호함수는 식 (2)와 같이 정의된다.

$$sgn(X_j - X_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } (X_j - X_i) > 0 \\ 0 & \text{if } (X_j - X_i) = 0 \\ -1 & \text{if } (X_j - X_i) < 0 \end{cases} \tag{2}$$

즉 후행 시점의 관측값이 선행 시점보다 크면 +1, 같으면 0, 작으면 -1을 부여한다. 자료가 서로 독립적이며 동일한 분포를 따른다는 가정 하에서 Kendall은 통계량 S의 기댓값과 분산을 식 (3)과 같이 제시하였다.

$$E(S) = 0 \tag{3}$$

$$Var(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^{m} t_i(t_i-1)(2t_i+5)}{18} \tag{4}$$

여기서 m은 동일한 관측값을 갖는 집단의 수를 의미하며, t_i는 각 집단에 속한 관측치의 개수이다. 이후 표본의 수인 n이 10보다 클 때, S와 Var(S)를 이용하여 표준정규분포를 따르는 검정통계량 Z는 식 (5)와 같이 계산된다.

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{Var(S)}} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{Var(S)}} & S < 0 \end{cases} \tag{5}$$

검정 결과, 유의수준 α에서 $-Z_{1-\alpha/2} \le Z \le Z_{1-\alpha/2}$를 만족하면 "추세가 존재하지 않는다"라는 귀무가설을 채택한다. 반면 해당 범위를 벗어나는 경우 귀무가설을 기각하고 "추세가 존재한다"라는 대립가설을 채택한다. 또한 Z값의 부호에 따라 추세의 방향을 판단할 수 있다. Z>0이면 증가 추세, Z<0이면 감소 추세를 의미한다(김광섭·김종필, 2011; 진대현 외, 2021; Mohammad et al., 2022).

2) Sen's slope

Sen's slope는 Sen(1968)이 제안한 비모수적 추세 분석 기법으로, 시계열 자료의 추세 방향과 변화율을 정량적으로 평가하는 데 사용된다. Sen's slope는 식 (6)과 같은 선형 방정식을 기반으로 산정된다.

$$f(t) = Qt + B \tag{6}$$

여기서 f(t)는 시계열 자료를 나타내는 시간의 함수, t는 시간, B는 상수항, Q는 추세의 기울기를 의미한다. Q는 식 (7)을 통해 산정된다.

$$Q_i = \frac{x_j - x_k}{j - k} \qquad Q_i \tag{7}$$

다음 식에서 x_j와 x_k는 각각 시점 j와 k의 관측값을 의미하며, $j > k$이고 $i = 1, 2, \ldots, N$이다. 즉 모든 가능한 관측치 쌍에 대해 기울기 Q_i를 계산한다. 이후 계산된 N개의 잔차분산 Q_i값에 대해 중앙값을 구하여 Sen's slope를 산정한다. 중앙값 Q_{med}는 식 (8)과 같이 정의할 수 있다.

$$Q_{med} = \begin{cases} Q_{\frac{N+1}{2}}; & \text{if } N \text{is odd} \\ \frac{Q_{\frac{N}{2}} + Q_{\frac{N+2}{2}}}{2}; & \text{if } N \text{is even} \end{cases} \tag{8}$$

이와 같은 방법으로 추정된 기울기가 양수인 경우 증가 추세를, 음수인 경우 감소 추세를 의미하며, 0인 경우에는 유의한 추세가 존재하지 않음을 나타낸다(진대현 외, 2021; Mohammad et al., 2022). Sen's slope는 자료의 분포에 대한 가정을 필요로 하지 않으며, 이상치의 영향에 비교적 강건한 특성을 가져 시계열 자료의 추세 분석에 널리 활용되고 있다(Salmi et al., 2002; Rahman and Dawood, 2017).

3) Pettitt 검정

Pettitt 검정은 자료의 분포 형태에 대한 가정을 요구하지 않는 비모수적 검정 방법으로, 변화점 탐지를 위해 널리 활용되고 있다. 전체 시점 T의 시계열 자료에 대해 특정 시점 t에 변동이 있는지 검정하기 위해 시계열 관측값의 순위를 이용해 통계량 $U_{t,T}$를 계산한다.

$$U_{t,T} = \sum_{i=1}^{t} \sum_{j=t+1}^{T} sgn(X_i - X_j) \ (t = 1, \ldots, N) \tag{9}$$

$$sgn(X_i - X_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } (X_i - X_j) > 0 \\ 0 & \text{if } (X_i - X_j) = 0 \\ -1 & \text{if } (X_i - X_j) < 0 \end{cases} \tag{10}$$

$U_{t,T}$은 1에서 N까지의 모든 확률 변수에 대해 평가한다. 각 시점에서 산출된 통계량 중 가장 큰 값을 Pettitt 검정통계량 K_T로 정의하며, 이는 식 (11)과 같이 나타낼 수 있다.

$$K_T = \max \mid U_{t,T} \mid, 1 \le t \le T \tag{11}$$

또한 Pettitt 검정의 유의확률 P는 식 (12)와 같이 계산된다.

$$P \simeq 2\exp\left(\frac{-6K_T^2}{T^2 + T^3}\right) \tag{12}$$

본 연구에서는 Pettitt 검정을 통해 호우 피해가 상승하는 지점을 기준으로 변동점 이전 기간과 변동점 이후 기간으로 나누어 시계열 분석을 진행하였다(진대현 외, 2021; 오미주 외, 2024; Li et al., 2025).

3. 공간 분석

1) Global Moran's I

도시 현상은 본질적으로 공간적 상호의존성을 지닌다. 호우 피해는 강우 특성뿐만 아니라 지형, 토지이용, 배수체계, 인구 및 자산 분포 등 다양한 공간적 요인의 영향을 받기 때문에 인접 지역 간 유사한 피해 양상이 나타날 가능성이 높다. 특히 특정 지역에서 발생한 호우 피해는 인접 지역의 수문·지형적 특성과 연계되어 공간적으로 군집하는 경향을 보일 수 있으며, 이로 인해 호우 피해의 공간적 자기상관(spatial autocorrelation)이 존재할 가능성이 있다. 이러한 공간적 의존성을 고려하지 않을 경우 피해의 공간적 분포 특성을 정확하게 파악하기 어려우며, 취약지역 분석 결과의 신뢰성이 저하될 수 있다(Anselin, 1988).

이에 본 연구는 호우 피해의 공간적 분포 특성을 파악하기 위해 전역적 Moran's I 통계량과 국지적 공간 자기상관 지표인 LISA (Local Indicators of Spatial Association) 분석을 수행하였다. 전역적 Moran's I는 연구 대상 전체 지역에 대한 공간적 자기상관의 존재 여부와 강도를 평가하는 지표로, 해당 지역의 값이 인접 지역의 값과 어떤 관계를 지니는지 나타낸다. 전역적 Moran's I는 -1에서 1 사이의 값을 가지며, 통계량이 양(+)의 방향으로 유의할 경우 유사한 피해 수준을 보이는 지역들이 공간적으로 군집하고 있음을 의미한다. 반면 -1에 가까울수록 상이한 값을 지니는 지역들이 서로 인접해 있음을 가리킨다. 추가로 0에 가깝거나 통계적으로 유의하지 않은 경우에는 공간적 자기상관이 없는 무작위적 분포로 해석된다. 전역적 Moran's I는 식 (13)을 통해 산출된다(Anselin, 1995; 공정배 외, 2023; 김수비 외, 2026).

$$I = \frac{N}{W} \times \frac{\sum_i \sum_j w_{ij}(X_i - \overline{X})(X_j - \overline{X})}{\sum_i (X_i - \overline{X})^2} \tag{13}$$

이때 N은 총관측치의 개수, W는 공간 가중치 행렬의 합, X_i는 각 지역 i에서의 변숫값, $\overline{X}$는 특정 변수의 평균, w_{ij}는 지역 i와 j 사이의 공간 가중치를 의미한다(김수비 외, 2026).

2) LISA 분석

전역적 Moran's I는 연구 대상 지역 전체에 대한 공간적 자기상관을 측정함으로써 공간적 군집의 존재 여부와 그 정도를 파악할 수 있다. 그러나 해당 지표는 전역적 수준의 분석 결과를 제공하므로 군집이 형성된 구체적인 위치나 개별 지역의 공간적 특성을 식별하는 데에는 한계가 있다. 이에 Anselin은 지역 단위의 공간적 자기상관 특성을 분석할 수 있는 LISA(Local Indicators of Spatial Association)를 제안하였다. LISA 분석은 전체 연구 지역의 공간적 자기상관을 개별 공간 단위로 분해하여 각 지역이 주변 지역과 어떠한 공간적 관계를 형성하고 있는지 파악할 수 있도록 하는 방법이다. 분석 결과는 통계적 유의성에 따라 총 4가지 유형으로 구분되는데, HH(High-High), LL(Low-Low), HL(High-Low), LH(Low-High)로 나눠진다. 4가지 유형 중 HH 유형과 LL 유형은 특정 지역과 그 지역을 둘러싼 지역들이 인접한 값을 가지는 경우이며, HL 유형과 LH 유형은 해당 지역과 그 인접 지역의 값이 상이하게 나타나 공간적 이상치를 가지는 지역이다. LISA 분석은 식 (14)를 통해 산출된다(Anselin, 1995; 공정배 외, 2023; 김수비 외(2026).

$$I_i = \frac{(Z_i - \overline{Z})}{S_z^2} \times \sum_{j=1}^{n} [w_{ij} \times (Z_j - \overline{Z})] \tag{14}$$

여기서 n은 분석한 공간 단위의 개수, S_z^2는 변수의 분산, w_{ij}

는 지역 i와 j 사이의 공간 가중치, Z_i, Z_j는 지역 i와 j의 변수, $\bar{Z}$ 변수의 평균을 의미한다(김수비 외, 2026).

Ⅳ. 연구 결과

1. 파트 A – 시간 구조 보완

첫 번째 파트에서는 Mann-Kendall 추세 검정법을 통해 전국 시·군·구의 2014년부터 2023년까지의 10년간 시계열 추세 변화를 분석하였다. 분석 결과, 총 229개 시·군·구 중 16개 지역에서 통계적으로 유의한 증가 추세가 확인되었다. 반면 유의한 감소 추세를 나타내는 지역은 관찰되지 않았다(〈Figure 2〉 참고). 증가 추세 지역은 전국적으로 무작위하게 분포하기보다는 일정한 공간적 패턴을 보였다. 공간적 분포를 살펴보면, 유의한 증가 추세 지역은 서부 내륙의 충청남도 일원(공주시, 홍성군, 보령시, 청양군 등)과 강원도 원주시, 경기도 고양시 등 중부권에 집중적으로 분포하고 있음을 확인할 수 있다. 반면 동해안 지역 및 경상도 지역에서는 유의한 추세가 나타나지 않아 지역별 피해 증가의 공간적 불균등성이 뚜렷하게 관찰된다. 특히 이전 연구(김민정 외, 2026)에서 도출된 111형 복합 고위험 지역과 일부 중첩되는 특징이 있어 이미 피해 취약도가 높은 지역에서 피해의 시계열적 증가세까지 동시에 나타나고 있음이 확인된다.

Mann-Kendall 추세 검정이 피해 추세의 존재 여부를 판단하는 데 초점을 둔다면, Sen's slope 분석은 피해 변화의 강도를 정량적으로 파악할 수 있다는 장점이 있다. 유의수준 5%를 기준으로 Mann-Kendall 검정을 통과한 지역을 대상으로 Sen's slope를 산정한 결과(〈Figure 3〉 참고), 증가 추세를 보이는 지역들 간에도 피해 증가 속도에는 상당한 차이가 존재하는 것으로 나타났다. Sen's slope 값이 높은 지역은 충청남도 공주시(+197,311천 원/년), 강원도 원주시(+192,594천 원/년), 충청남도 보령시(+175,542천 원/년), 충청남도 홍성군(+134,540천 원/년)으로, 이들 지역에서는 연간 피해 증가율이 다른 지역에 비해 현저히 높게 나타났다. 반면 동일하게 증가 추세로 분류된 지역이라 하더라도 Sen's slope 값이 낮은 지역의 경우 비교적 완만한 증가 양상을 보였다(〈Table 1〉 참고).

지속적 증가 추세 지역의 연도별 시계열 그래프(Figure 4)를 살펴보면 대부분의 지역에서 2021~2023년에 피해가 급증하는 공통적인 패턴이 관찰된다. 특히 2023년도에 피해가 극단적으로 집중된 지역이 다수 존재하며, 이러한 최근 연도의 피해 급증이 Sen's slope의 강한 상향 경사를 형성하는 주요 원인임을 확인할 수 있다. 이는 분석 기간의 후반부, 특히 최근 2~3년간의 극단적 피해 사례가 Sen's slope 추정값을 상향 편의시킬 수 있음을 시사한다. 이러한 결과는 기후변화에 따른 강수 강도 증가와 홍수 위험 확대를 전망한 기존 연구 결과와도 유사한 경향을 보인다(Jung et al., 2012; Jung et al., 2025). 따라서 향후 분석 기간이 연장될 경우 현재 확인된 증가 추세가 더욱 뚜렷하게 나타날 가능성이 있다.

Pettitt 검정을 통한 호우피해액 시계열의 구조적 변화점 탐지 분석은 자기상관 제거 후 수행되었으며, K 통계량 상위 50개 지역을 중심으로 결과를 제시하였다(〈Figure 5〉 참고). 변화점 탐

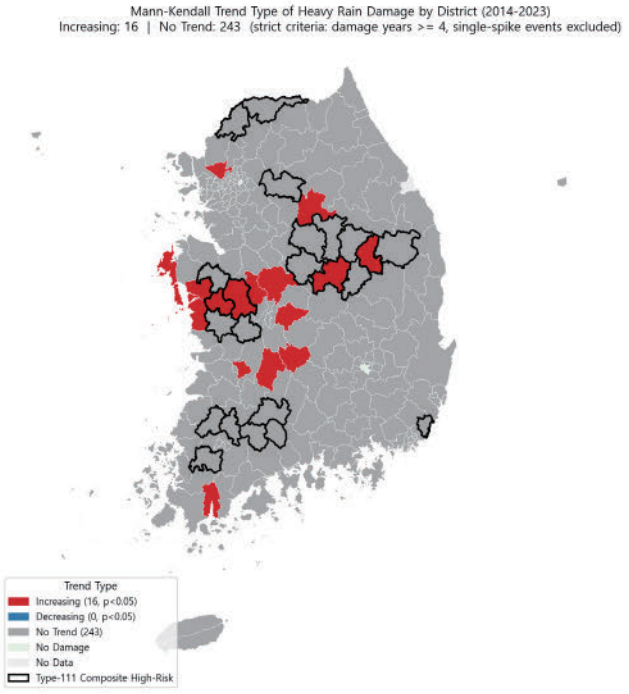


Figure 2. Mann–Kendall trend analysis of heavy rainfall damage costs across South Korean municipalities

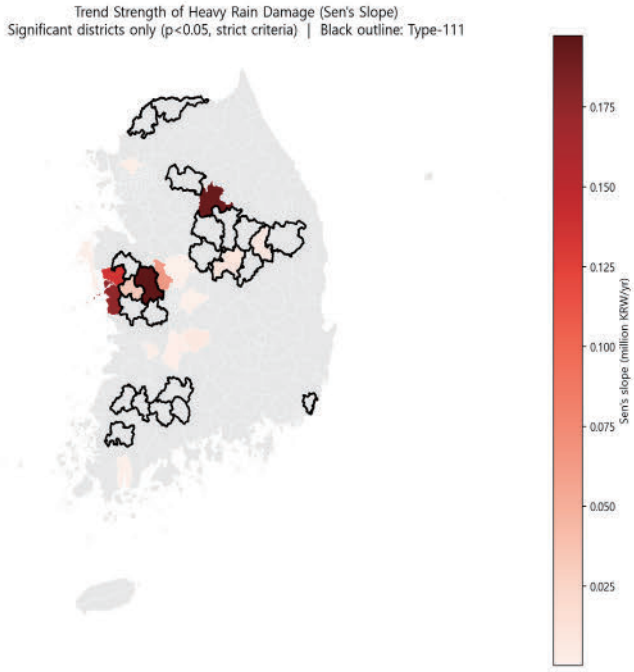


Figure 3. Sen's slope analysis of heavy rainfall damage costs across South Korean municipalities

Table1. Sen's slope results for regions exhibiting significant increasing trends (p <0.05)

Region	Sen's slope (KRW/year)	Classified as type 111
Gongju-si, Chungcheongnam-do	+197,311	Included
Wonju-si, Gangwon-do	+192,594	-
Boryeong-si, Chungcheongnam-do	+175,542	-
Hongseong-gun, Chungcheongnam-do	+134,540	-
Sejong City	+62,156	-
Cheongyang-gun, Chungcheongnam-do	+32,014	-
Mungyeong-si, Gyeongsangbuk-do	+8,667	Included
Muju-gun, Jeonbuk-do	+5,519	-
Yeongju-si, Gyeongsangbuk-do	+5,200	Included
Goyang-si, Gyeonggi-do	+2,000	Included
Jinan-gun, Jeonbuk-do	+1,014	-
Jeonju-si, Jeonbuk-do	+1,000	-
Taean-gun, Chungcheongnam-do	+900	-
Gangjin-gun, Jeollanam-do	+500	-
Cheongju-si, Chungcheongbuk-do	+333	-
Okcheon-gun, Chungcheongbuk-do	+172	-

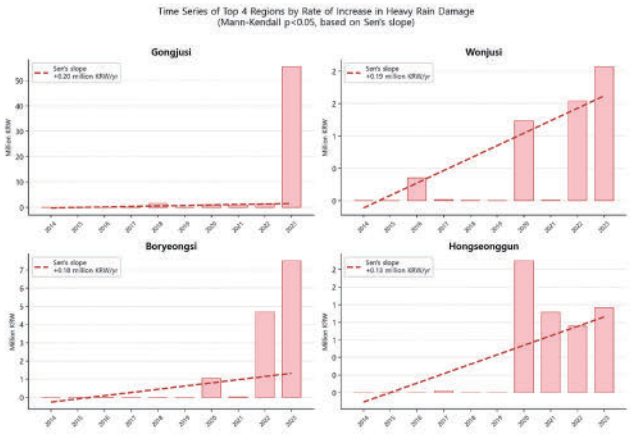


Figure 4. Time-series graphs of the top four regions with the largest Sen's slope estimates for heavy rainfall damage costs

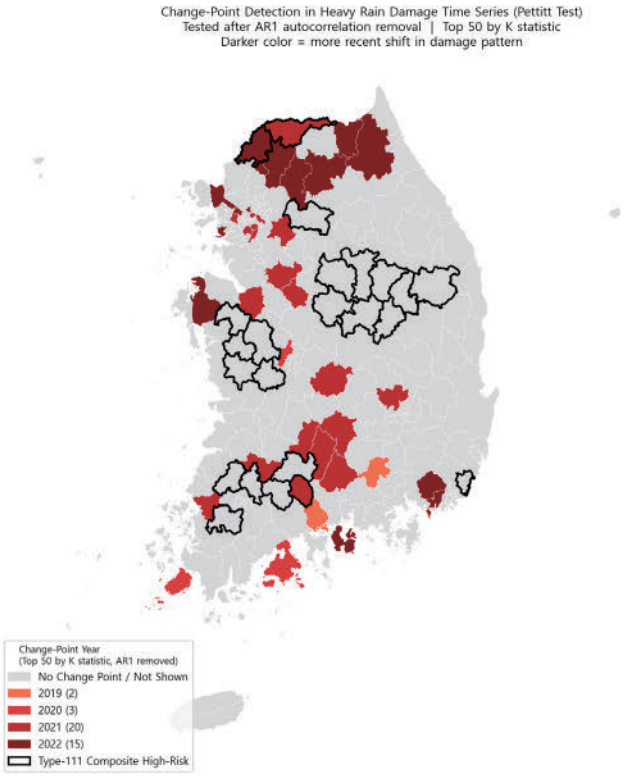


Figure 5. Pettitt change-point analysis of heavy rainfall damage costs across South Korean municipalities

지에서 색이 진할수록 최근 연도에 피해 구조의 변화가 발생하였음을 의미하며, 회색 지역은 유의한 변화점이 탐지되지 않았거나 상위 50개에 포함되지 않은 지역이다. 변화점 탐지 결과, 상위 50개 지역의 변화점 연도 분포는 2021년(20개소, 40%), 2022년(15개소, 30%), 2020년(3개소, 6%), 2019년(2개소, 4%) 순으로 나타나 전체의 약 70%에 해당하는 35개 지역이 2021~2022년을 전후로 피해 구조의 변화를 경험한 것으로 분석되었다. 이는 2020년대 초반 이후 우리나라의 호우 피해 패턴이 구조적으로 변화하였음을 통계적으로 시사하며, 기후변화로 인한 극한강우 빈도 및 강도 증가와의 연관성을 고려할 필요가 있다. 공간적으로는 경기도 북부 및 수도권 일부 지역에서 2021~2022년의 변화점이 집중적으로 관찰되며, 전라남·북도 서·남해안 일부 지역에서도 동일한 시기의 변화점이 탐지되었다. 반면 경상도 동부 및 강원도 영동 지역은 변화점 미탐지 지역(회색)으로 남아있어 피해 구조 변화의 공간적 불균등성이 Pettitt 분석에서도 일관되게 확인된다.

Pettitt 변화점 기준 이전과 이후의 평균 호우 피해액 비율을 산출하여 피해 구조 변화의 크기를 정량화하였다. 유의한 변화점이 탐지되지 않은 지역은 전체 시계열을 5:5로 분할하여 전반기와 후반기 평균을 비교하였다. 피해 비율의 크기에 따라 (1) 3배 이상 증가, (2) 신규 피해 발생(이전 기간 피해 없음), (3) 1.5~3배 증가, (4) 유사 수준 유지, (5) 감소, (6) 피해 없음의 6개 범주로 분류하였다. 분석 결과(〈Figure 6〉 참고), 전국 229개 시·군·구 중 약 115개(약 50%)에서 변화점 이후 피해액이 변화점 이전 대비 3배 이상 증가한 것으로 나타났으며, 이전 기간에는 피해가 전무하였으나 이후 기간에 신규로 피해가 발생하기 시작한 지역도 24개소(약 11%)에 달했다. 이를 합산하면 전체 지역의 약 61%에 해당하는 139개 지역에서 실질적인 피해 구조의 악화 또는 신규 피해 등장이 확인되었다. 3배 이상 증가 지역은 전국에 광범위하게 분포하며, 특히 수도권 일부, 충청권, 전라권, 경상북도 내륙 지역에 밀집되어 있다. 반면 감소 지역은 경상도 동부 해안 및 강원도 영동, 경기도 일부 지역에 산재하여 분포하고 있으며, 이는 해당 지역의 수방 시설 강화 또는 강우 패턴의 변화 등 복합적 요인에 의한 결과로 해석된다. 주목할 점은 1.5~3배 증가와 신규 피해 발생 지역이 상당수 포함되어 있다는 것이다. 신규 피해 발생 지역의 경우 과거에는 호우 피해를 경험하지 않았던 지역이 새롭게 피해 권역으로 편입되고 있음을 의미하므로(Jung et al., 2025) 기존의 피해 이력 기반 위험도 평가 체계만으로는 신흥 위험 지역을 포착하기 어려울 수 있다는 점에서 방재 정책적 시사점이 크다.

2. 파트 B – 공간 구조 분석

두 번째 파트에서도 마찬가지로 연도별 호우피해액을 기준으로 Global Moran's I와 LISA 클러스터 매핑을 적용하였다. 다만 호우피해액 원자료는 일부 지역에서 피해가 없거나 매우 작은 값에 몰려 있는 반면, 또 다른 지역에서는 대규모 침수·산사태 등으로 인해 매우 큰 값을 보이는 전형적인 우측 편포(right-skewed) 분포를 나타낸다. 이러한 분포 상태에서 공간적 자기상관 분석을 그대로 적용할 경우 소수의 극단값이 전체 공간 패턴을 지배하고, 나머지 대다수 지역 간의 상대적 차이는 압축되어 실제 공간 군집 구조가 왜곡될 우려가 있다(Zischg et al., 2018). 이에 본 연구에서는 피해가 전혀 없는 지역(0원)의 값을 보존하면서 분포의 왜도를 완화하기 위해 log(x+1) 변환을 적용한 호우피해액을 기준으로 분석을 수행하였다. 이는 호우피해액 값이 0인 지역을 변환 후에도 0으로 유지하면서 극단값의 영향력을 줄여 전체 분포를 정규분포에 근사하게 완화하는 효과를 가진다(Anselin, 1995). 그 결과는 〈Figure 7〉과 같이 나타났다.

분석 결과, Global Moran's I는 0.1976(p = 0.001)으로 산출되어, 전국 시·군·구 단위에서 호우피해액의 공간적 자기상관이 통계적으로 유의한 수준에서 존재함을 확인하였다. HH(고-고) 군집은 특정 대도시권에 국한되지 않고 충청권 내륙을 중심으로 가장 넓게 형성되었으며, 이는 금강 및 남한강 수계가 교차하는 산지·평야 혼재 지형과 관련이 있는 것으로 판단된다. 특히 금강 수

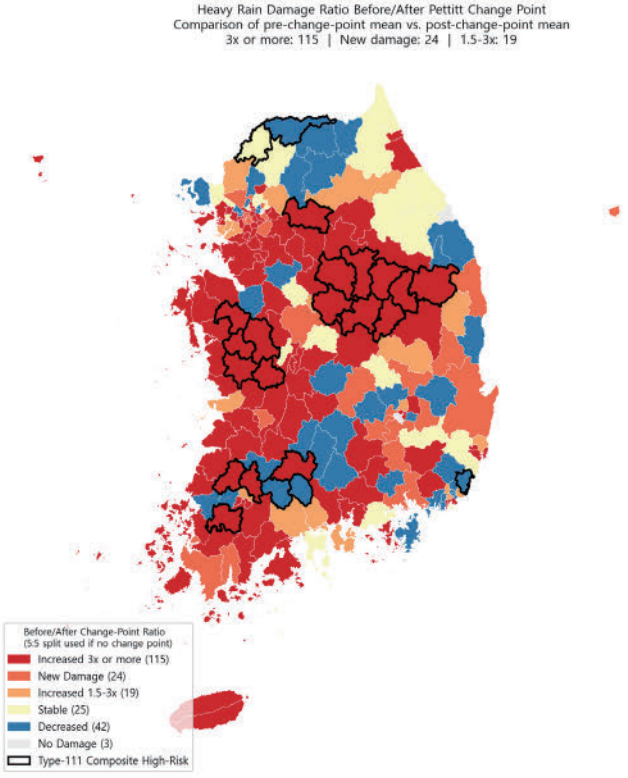


Figure 6. Proportion of heavy rainfall damage before and after the change point identified by the Pettitt test

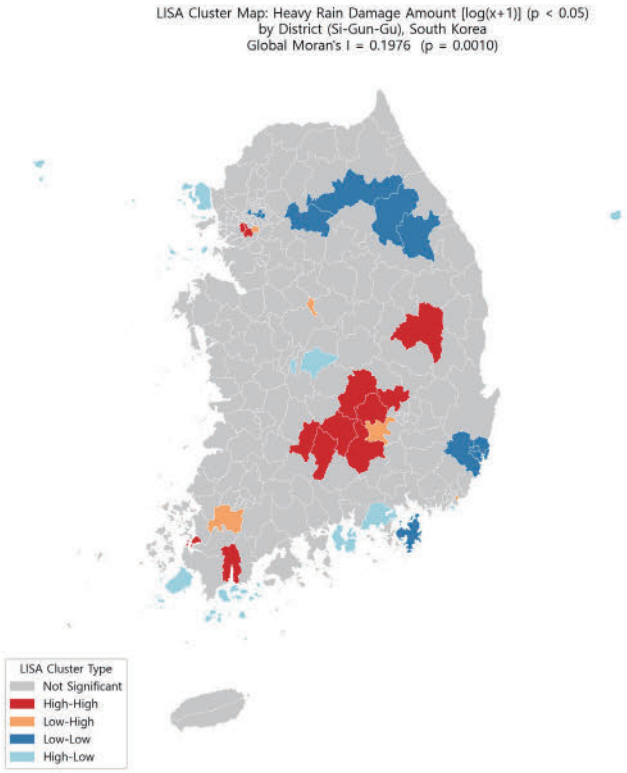


Figure 7. LISA cluster map of heavy rainfall damage costs across South Korean municipalities

계를 중심으로 한 하천 범람, 국지성 집중호우 및 도시화에 따른 불투수면 증가 등이 복합적으로 작용하여 침수 피해가 반복적으로 발생해온 것으로 추정할 수 있다(이경진·차정우, 2015). 이와 함께 경상북도 북부 지역에서도 별도의 HH 군집이 확인되었는데, 이 지역은 앞서 파트 A의 시계열 추세 분석에서 유의한 증가 추세가 확인된 영주시·문경시 일대와 공간적으로 상당 부분 중첩되어 시간적 악화와 공간적 집중이 함께 나타나는 지역으로 해석할 수 있다. 이 밖에도 경기·인천 접경부와 전라남도 남서해안 일부 지역에서 상대적으로 규모가 작은 HH 군집이 고립된 형태로 나타났다. 반면 경기 북부에서 강원 북부에 이르는 지역, 경상남도 동남부, 그리고 남해안 도서 지역을 중심으로 형성된 LL 군집은 주변 지역과 함께 상대적으로 낮은 피해 부담을 나타내는 지역으로 해석할 수 있다. 이는 해당 지역이 절대적으로 안전한 지역임을 의미하는 것은 아니다. 다만 본 연구에서 활용한 log(x+1) 변환 기준 피해액으로 볼 때, 주변 지역과 비교하여 상대적으로 낮은 수준의 피해가 공간적으로 함께 나타났음을 의미한다. 특히 강원 북부 및 경남 동남부 내륙 지역은 일부 거점 도시를 제외하면 상대적으로 낮은 인구 밀도와 분산된 정주 체계를 보이고 있으며, 이에 따라 특정 지역에 피해가 집중되기보다는 공간적으로 분산되는 경향이 존재할 가능성이 있다. 남해안 도서 지역의 경우는 정주 인구 자체가 적어 절대적 피해 규모가 작게 산출되었을 가능성도 함께 고려할 필요가 있다. 또한 이러한 저피해 군집의 형성은 지역별 방재 인프라 수준, 재난 대응 역량 및 적응 능력의 차이와도 관련될 수 있다. 실제로 기존 연구에서는 가구 및 지역 단위의 재정적 자본이 홍수에 대한 적응 역량을 좌우하는 핵심 요인 중 하나로 작용함을 보고한 바 있으며, 사회적 취약성 지표를 통해 인구·경제적 특성이 재해 피해의 공간적 격차를 설명하는 주요 변수임이 확인된 바 있다(Cutter et al., 2003). 따라서 본 연구의 LL 군집은 물리적 강우 노출이 낮다는 점뿐 아니라 지역의 사회·경제적 대응 역량이 상대적으로 양호하게 작동하고 있을 가능성을 함께 시사하는 것으로 해석할 수 있다.

한편 공간 가중치 행렬의 정의 방식에 따른 분석 결과의 안정성을 확인하기 위해 Queen(행정경계), Rook(면 인접), 수계 기반(4대강) 세 가지 행렬을 적용하여 Global Moran's I를 비교하였다(〈Figure 8〉 참고). Queen 기준(행정경계)은 상하좌우뿐 아니라 대각선 방향까지 포함하여 경계를 공유하거나 꼭짓점만 맞닿아 있는 지역 단위까지 모두 인접으로 간주하는 방식이다. 행정경계 폴리곤을 기준으로 할 때 꼭짓점 한 점만 공유해도 인접 관계가 성립하므로 각 지역이 가지는 이웃의 수가 상대적으로 많아지고, 공간적 연결성이 넓게 정의된다. Rook 기준(면 인접)은 경계선을 실제로 공유하는 지역 단위만 인접으로 인정하는 방식이다. 꼭짓점만 맞닿은 지역은 인접으로 보지 않기 때문에 Queen에 비해 각 지역의 이웃 수가 적고 공간적 연결 구조가 보다 엄격하게 정의된다(최명섭 외, 2007). 연구 결과, 두 행렬에서 산출된

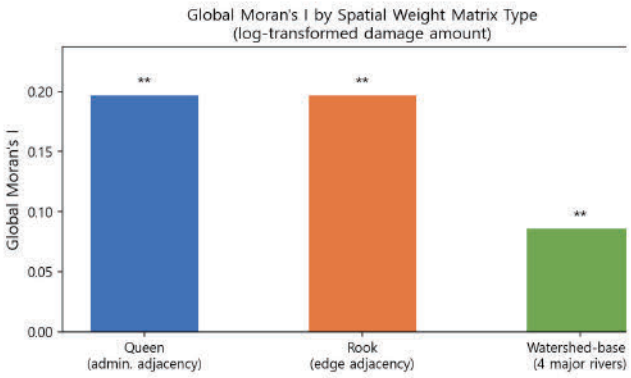


Figure 8. Comparison of global Moran's I results by spatial weight matrix

Global Moran's I 값이 약 0.1976으로 거의 동일하게 나타났다. 수계 기반 행렬(4대강)은 행정경계가 아닌 수문학적 연결성을 기준으로 인접 관계를 정의한 방식이다. 한강·낙동강·금강·영산강의 4대강 유역 체계를 바탕으로, 동일 유역 내 또는 상·하류로 직접 연결되는 지역 단위들을 인접으로 설정하였다. 이는 호우 피해가 강우 지점에서 하류로 전파되는 수문학적 경로를 따른다는 가정에 근거한 것으로, 행정경계 기반 인접성으로는 포착하기 어려운 유역 내 상·하류 간 피해 연동 패턴을 탐지하기 위해 이용하였다. 다만 본 연구 결과에서 수계 기반 행렬의 global Moran's I가 행정경계 기반에 비해 낮게 산출된 것(약 0.0865)은 실제 호우 피해의 공간적 군집 패턴이 수문학적 유역 경계보다는 지리적 근접성 및 행정 단위 간 인접성과 더 강하게 연동되어 있음을 시사한다.

3. 파트 C – 통합 교차 분석

본 연구는 호우 피해의 다차원적 위험을 통합적으로 평가하기 위해 시계열 추세(Mann-Kendall 검정), 공간적 군집성(LISA 분석), 피해 규모(존 유형)의 세 가지 차원을 결합한 복합 위험 유형 분류 체계를 구축하였다. 각 차원은 독립적인 분석 방법론에 근거하며, 이를 교차함으로써 지역별 위험의 성격을 보다 정밀하게 구분할 수 있다. 먼저 피해 규모 차원에서 고위험(111형)과 저위험으로 구분한 뒤, 각각을 다시 시계열 추세의 유의성 여부와 공간적 군집 유형(HH/HL/LL)의 조합에 따라 세분화하였다. 고위험군은 추세와 공간적 군집성의 조합에 따라 네 유형으로 나뉜다. 유형 A(삼중 고위험형)는 유의한 증가 추세와 HH 군집, 높은 피해 규모를 모두 충족하는 지역이며, 유형 B(고위험 군집형)는 증가 추세는 확인되지 않지만 HH 군집과 높은 피해 규모를 보이는 지역이다. 유형 C(고위험 추세형)는 증가 추세는 뚜렷하나 공간적 군집성이 HH가 아닌 HL(국지적 고립형)로 나타나는 지역이며, 유형 D(고위험 안정형)는 증가 추세와 공간적 군집성이 모두 확인되지 않으면서도 피해 규모 자체는 높은 수준을 유지하는

지역이다. 저위험군은 공간적으로 LL 군집에 속하는 지역을 대상으로, 추세의 유의성 여부에 따라 다시 두 유형으로 구분하였다. 유형 E(저피해 증가추세형)는 현재 시점의 피해 규모는 낮지만 통계적으로 유의한 증가 추세가 확인되는 지역으로, 향후 고위험 유형으로 전환될 가능성이 있는 지역을 사전에 식별하기 위한 범주이다. 반면 유형 F(저피해 군집형)는 피해 규모와 증가 추세 모두 낮은 수준을 유지하는 지역으로, 주변 지역과 함께 안정적인 저위험 상태를 보이는 지역이다. 마지막으로 유형 G(기타)는 위 여섯 유형의 조건에 해당하지 않는 나머지 지역을 포괄한다. 이 세 차원의 조합 결과 총 7개의 복합 위험 유형이 도출되었으며, 그 정의 및 특성은 〈Table 2〉와 같다. 유형별 해당 지역 수를 정리하면 유형 A(삼중 고위험형) 0개소, 유형 B(고위험 군집형) 0개소, 유형 C(고위험 추세형) 4개소(청양군, 영주시, 공주시, 문경시), 유형 D(고위험 안정형) 19개소(논산시, 예산군, 나주시, 장성군, 양평군, 충주시, 기장군, 제천시, 연천군, 곡성군, 부여군, 남원시, 철원군, 담양군, 단양군, 괴산군, 구례군, 예천군, 봉화군), 유형 E(저피해 증가추세형)는 수도권 북부 접경 및 서해안 일부에서 산발적으로 확인되었고, 유형 F(저피해 군집형)는 경기 북부에서 강원 북부 일대 및 남해안 도서 지역에서 광범위하게 나타났다(〈Figure 9〉, 〈Figure 10〉 참고).

분석 결과에서 가장 주목할 점은, 피해 규모·공간 군집·시계열 추세 세 조건을 모두 충족하는 유형 A와, 공간적으로 뚜렷한 HH 군집을 형성하면서 고피해를 보이는 유형 B에 해당하는 지역이 단 한 곳도 확인되지 않았다는 것이다. 즉 전국 시·군·구 가운데 고피해·증가추세 조건을 충족하는 지역은 존재하지만, 이러한 지역들이 주변 지역과 함께 광역적 HH 군집을 형성하는 경우는 나타나지 않았다. 영주시와 문경시, 공주시와 청양군은 고피해·증가추세 조건은 충족하였으나, 공간적 군집성 측면에서는 HH가 아닌 HL(국지적 고립형)로 나타나 유형 C(고위험 추세형)로 분류되었다. 이는 두 지역의 위험이 주변 지역과 연동된 광역적 현상이라기보다 해당 지역에 국지적으로 집중된 고립형 위험의 성격을 가짐을 시사한다. 이 가운데 청양군은 4개 지역 중 가장 높은 수치를 보였으며(〈Figure 10〉 참고), 영주시와 문경시는 산지·분지 혼재 지형과 급경사 유역이라는 지형적 취약성에 더하여 시계열 분석에서 유의한 증가 추세가 지속적으로 확인되고 있다는 점에서 여전히 우선 관리가 필요한 지역이다. 공주시 역시 동일한 유형에 속하며, 충청권 내륙의 HH 군집(Figure 7)과 지리적으로 인접해 있어 네 지역 가운데서도 광역 군집으로 편입될 잠재적 가능성이 상대적으로 높은 지역으로 판단된다. 이러한 결과는 정책적으로도 중요한 함의를 가진다. 유형 C 지역의 위험이 광역적으로 연계된 것이 아니라 국지적으로 고립된 형태로 나타난다는 점에서 대응 전략 역시 유역 단위의 광역 연계 체계보다는 지자체 단위의 집중적 시설 보강에 우선순위를 둘 필요가 있다. 다만 네 지역 모두 통계적으로 유의한 피해 증가 추세가 지속되고 있는 만큼 향후 인접 지역으로 위험이 확산되어 광역 군집(유형 A 또는 B)으로 전환될 가능성은 배제할 수 없으며, 특히 충청권 HH 군집과 인접한 공주시를 중심으로 한 선제적 모니터링이 요구된다.

유형 D(고위험 안정형)에 해당하는 19개 지역은 개별적으로 높은 피해 규모를 경험하였으나, 통계적으로 유의한 공간적 군집성과 시간적 증가 추세가 모두 확인되지 않은 지역이다. 충주시·제천시·단양군·괴산군은 남한강 및 충주호 수계와 연결된 산지·하천 복합 지형에, 남원시·곡성군·구례군은 섬진강 수계에, 예천군·봉화군은 낙동강 지류 유역에 각각 위치하여 지형적으로 침수·범람 위험에 노출되어 있다. 이들 지역은 과거부터 일정 수준 이상의 피해 위험이 존재해 왔으나 최근 10년간 추가적인 악화 양상은 확인되지 않는 지역으로, 기존 방재체계를 유지하면서 국지적 취약요인을 개선하는 방향의 관리가 요구된다.

유형 E(저피해 증가추세형)는 현재 시점에서는 고위험 조건을

Table 2. Classification of composite flood risk types

Type	Classification	Trend (M-K)	Spatial cluster (LISA)	Magnitude	Description
A	Triple high-risk type	↑	HH	↑	Satisfies all high-risk conditions in terms of trend, spatial clustering, and magnitude
B	Clustered high-risk type	-	HH	↑	Significant spatial clustering identified despite the absence of an increasing trend; high damage magnitude
C	Trend-driven high-risk type	↑	HL	↑	Increasing trend identified; weak spatial clustering but high damage magnitude
D	Stable high-risk type	-	HL	↑	No significant trend or clustering observed, but damage magnitude remains high
E	Low-damage rising trend type	↑	LL	-	Satisfies the rising-trend condition despite not meeting the high-risk magnitude condition
F	Low-damage cluster type	-	LL	-	Low damage magnitude within low-risk spatial clusters
G	Other type	-	-	-	Regions not classified into the above categories

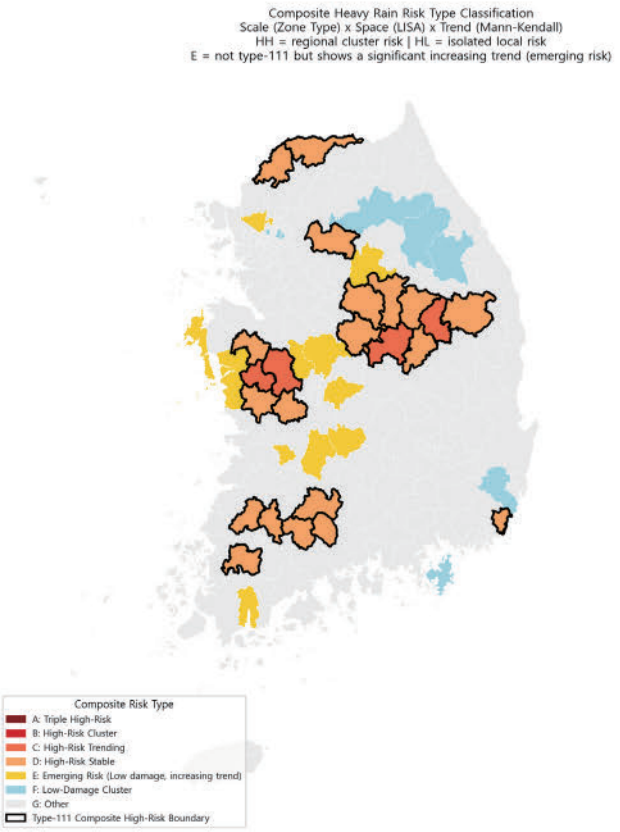


Figure 9 Classification results of composite heavy rainfall risk types

충족하지 않지만, 통계적으로 유의한 증가 추세가 확인되는 지역으로, 향후 유형 C 또는 D로 전환될 가능성이 있는 잠재적 관찰 대상이다. 유형 F(저피해 군집형)는 경기 북부에서 강원 북부 및 남해안 도서 지역을 중심으로 광범위하게 나타났으며, 이는 파트 B의 LL 군집(Figure 7)과 공간적으로 대체로 일치한다. 유형 G(기타)는 위 유형에 해당하지 않는 나머지 대다수 지역으로, 현재 시점에서 복합 고위험 조건을 충족하지 않으나 기후변화에 따른 극한강우 빈도 증가를 고려할 때 지속적인 모니터링이 요구되는 잠재적 관찰 대상 지역으로 해석할 수 있다.

V. 결 론

1. 연구의 시사점

본 연구는 호우 피해를 단순한 피해 규모의 관점에서 벗어나 시간적 변화와 공간적 상호작용을 함께 고려하였다는 점에서 의의를 가진다. 기존의 취약지역 분석은 현재의 피해 수준을 중심으로 위험지역을 파악하는 데 초점을 두었으나, 본 연구에서는 피해의 증가 여부와 공간적 군집 특성을 동시에 반영함으로써 동일한 고위험 지역이라 하더라도 서로 다른 관리 전략이 필요함을 확인하였다. 도출된 복합 위험 유형은 유형별로 차별화된 정책 대

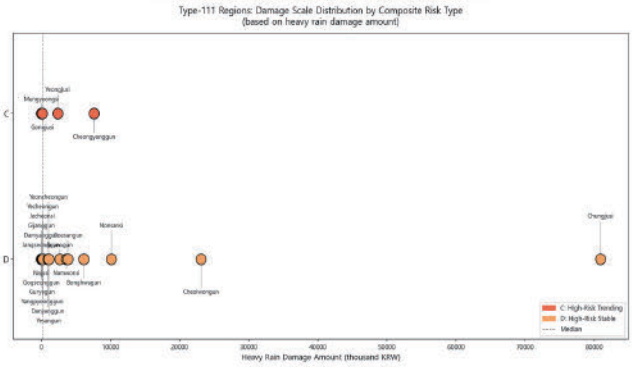


Figure 10 Spatial distribution of damage magnitude by type 111 regional classification

응의 필요성을 제시한다. 유형 A(삼중 고위험형)에 해당하는 영주시와 문경시는 피해 규모가 높고 인접 지역과 광역 위험 군집을 형성하며 장기적 증가 추세까지 나타나는 지역으로, 구조적 방재시설 확충과 더불어 유역 단위의 통합적 홍수관리 체계 구축 및 중·장기적 기후변화 적응 전략이 동시에 요구되는 최우선 관리 대상 지역이다. 유형 B(고위험 군집형)는 현재의 높은 위험 수준이 광역적으로 고착화된 지역으로, 인접 지역과의 연계적 방재체계를 유지하면서 국지적 취약요인을 집중적으로 개선하는 전략이 필요하다. 유형 C(고위험 추세형)는 현재 주변 지역과의 공간적 연계성은 낮지만 위험이 지속적으로 증가하고 있어 향후 광역 위험 군집으로 전환될 가능성이 있는 잠재적 위험 지역으로, 선제적 모니터링과 예방적 투자가 요구된다. 유형 D(고위험 안정형)는 기존 방재체계의 유지·관리와 함께 피해 재발 억제를 위한 시설 보강이 필요한 지역이다. 유형 E(저피해 증가추세형)는 현재 피해 규모는 작지만 증가 추세가 나타난 지역으로, 향후 피해 확대에 대비한 지속적인 모니터링과 선제적 방재 관리가 필요하다. 유형 F(저피해 군집형)는 상대적으로 낮은 피해 수준을 보이는 지역으로, 현재의 상태를 유지하기 위한 기초 방재 역량을 확보하고 피해 양상의 변화를 지속적으로 관찰할 필요가 있다. 이처럼 저피해 지역을 추세 유의성에 따라 세분화함으로써 현재는 위험이 낮지만 향후 고위험 지역으로 전환될 가능성이 있는 지역을 사전에 식별할 수 있다는 점에서 본 연구의 기여가 크다고 할 수 있다.

또한 본 연구에서 제시한 복합 위험 유형은 중앙정부 차원의 재난관리 우선순위 설정뿐만 아니라 지방자치단체의 지역 맞춤형 방재계획 수립에도 활용될 수 있을 것으로 기대된다. Pettitt 변화점 분석에서 확인된 바와 같이 전국 지역의 약 61%에서 피해 구조의 실질적 악화 또는 신규 피해 등장이 확인된 만큼 피해 이력 중심의 사후적 위험 평가 체계를 시간적 추세와 공간적 군집 특성을 반영한 선제적·동태적 위험 관리 체계로 전환할 필요성이 있다.

2. 연구의 한계

본 연구는 호우 피해의 시간적·공간적 특성을 통합적으로 분석하였다는 점에서 의의를 가지지만, 몇 가지 한계가 존재한다.

첫째, 분석 기간을 2014년부터 2023년까지의 10년으로 설정함에 따라 보다 장기적인 기후변화 영향을 충분히 반영하지 못하였다. 특히 Sen's slope 분석에서 확인되었듯이 2021~2023년의 극단적 피해 집중이 추세 추정값에 상향 영향을 미칠 수 있어 단기간의 이상 강우 이벤트가 구조적 추세로 과대 해석될 위험이 있다.

둘째, 본 연구는 피해액 자료를 중심으로 분석을 수행하였기 때문에 인명 피해, 기반시설 피해, 사회적 취약계층 분포 등 다양한 재난 영향 요소를 포함하지 못하였다. 피해액 자료는 보고 체계에 따른 누락이나 과소 신고의 가능성이 있으며, 이는 일부 지역의 위험도를 과소평가하는 요인으로 작용할 수 있다.

셋째, 공간 분석 과정에서 행정구역 단위를 적용하였다는 한계가 있다. 수계 기반 가중치 행렬 비교 분석에서 행정경계 기반의 공간 군집성이 더 높게 나타났으나, 이는 행정구역 단위와 실제 수문학적 유역 경계 사이의 공간적 불일치에서 비롯된 결과일 수 있다. 향후 연구에서는 표준 중권역 또는 소권역 유역 단위를 공간 분석의 기본 단위로 설정하여 수문학적 연결성을 보다 정밀하게 반영할 필요가 있다.

마지막으로, 본 연구에서 제시한 복합 위험 유형은 현재의 시·공간적 특성을 종합한 결과로서 미래 피해를 직접적으로 예측하는 것은 아니다. 특히 유형 C(고위험 추세형) 지역이 향후 실제로 유형 A 또는 B로 전환되는 조건과 시점, 그리고 전환을 촉발하는 물리적·사회적 요인이 무엇인지는 본 연구의 분석 범위를 넘어선다. 이는 후속 연구에서 기후변화 시나리오와 예측모형을 결합하여 다루어야 할 핵심 연구 질문으로 제안된다.

● 이 논문에서 저자(들)는 문장 다듬기와 가독성 향상을 위해서만 ChatGPT 5.5(OpenAI, 2026)를 2026년 5월 1일부터 5월 5일까지 사용하였습니다. AI가 생성한 모든 내용은 저자들이 검토·수정·검증하였고, 최종 내용에 대해 전적인 책임을 집니다.

인용문헌
References

1. 공정배·김민정·우현우·장광호, 2023. "마약 범죄에 대한 공간적 영향요인 분석 - 서울특별시를 중심으로 -", 「경찰학연구」, 23(3): 31-62.
   Gong, J., Kim, M., Yoo, H., and Jang, G., 2023. "Analysis of Spatial Influencing Factors on Drug Crimes", *The Journal of Police Science*, 23(3): 31-62.
2. 김광섭·김종필, 2011. "지역특성에 따른 여름철 극한강수 변화특성 분석", 「대한토목학회논문집 B」, 31(2B): 129-146.
   Kim, G. and Kim, J., 2011. "Characterization of the Variability of Summer Extreme Precipitation According to the Local Features", *Journal of the Korean Society of Civil Engineers* B, 31(2B): 129-146.
3. 김민정·성진·정주철, 2026. "호우 피해액 기반 지역 유형별 특성 연구", 「환경영향평가」, 35(2): 43-59.
   Kim, M., Jin, S., and Jung, J., 2026. "Study on Characteristics of Area Types Based on Rainfall Damage Amounts", *Journal of Environmental Impact Assessment*, 35(2): 43-59.
4. 김수비·김건희·이병권·홍주영, 2026. "도로교통소음 기반 소음심혈관 건강 영향지수의 공간적 군집 분석 - 대전광역시 사례를 중심으로 -", 「대한건축학회논문집」, 42(5): 283-290.
   Kim, S., Kim, G., Lee, B., and Hong, J., 2026. "Analysis of Spatial Clustering of Road Traffic Noise-Based Cardiovascular Health Impact by Noise Index - A Case Study of Daejeon, Korea -", *Journal of the Architectural Institute of Korea*, 42(5): 283-290.
5. 김지수·성효현·최광용, 2013. "도시 홍수 취약성의 공간적 분포 - 서울 지역을 중심으로 -", 「한국지역지리학회지」, 19(4): 615-626.
   Kim, J.S., Sung, H.H., and Choi, G.Y., 2013. "Spatial Patterns of Urban Flood Vulnerability in Seoul", *Journal of The Korean Association of Regional Geographers*, 19(4): 615-626.
6. 박지수·임철희, 2023. "기후불평등의 공간적 평가: 서울시 홍수 재해를 대상으로", 「한국기후변화학회지」, 14(4), 491-500.
   Park J.S. and Lim C.H., 2023. "Spatial Assessment of Climate Inequality: Focusing on Flooding in Seoul", *Journal of Climate Change Research*, 14(4): 491-500.
7. 오미주·홍다희·임경진·권현한·김태웅, 2024. "Budyko 가설 기반 기후 탄력성을 고려한 기후변동이 우리나라 중권역 유출량 변화에 미치는 영향 평가", 「한국수자원학회 논문집」, 57(4): 237-248.
   Oh, M., Hong, D., Lim, K., Kwon, H., and Kim, T., 2024, "Assessment of the Impact of Climate Variability on Runoff Change of Middle-sized Watersheds in Korea Using Budyko Hypothesis-based Equation", *Journal of Korea Water Resources Association*, 57(4): 237-248.
8. 이경진·차정우, 2015. "지리 및 배수특성을 고려한 농경지 침수 취약성 지도 작성 연구 - 충청남도를 대상으로 -", 「농촌계획」, 21(2): 127-135.
   Lee, G. and Cha, J., 2015. "Mapping Inundation of Vulnerable Agricultural Land by Considering the Characteristics of Drainage and Terrain Types - Case Study in Chungcheongnam-do -", *Journal of the Korean Society of Rural Planning*, 21(2): 127-135.
9. 정준호·허인혜, 2014. "자연재해 직접 피해액의 추세 및 그 결정요인에 대한 분석: 강원도의 사례", 「사회과학연구」, 53(1): 77-99.
   Jeong, J.H. and Heo, I.H., 2014. "An Analysis of the Time Trend of Direct Economic Damages from Natural Disasters and Their Determinants: The Case of Gangwon-do", *Journal of Social Science*, 53(1): 77-99.
10. 진대현·장성환·김희경·이영섭, 2021. "Mann-Kendall 비모수

검정과 Sen's slope를 이용한 최근 40년 남한지역 계절별 평균기온의 경향성 분석", 「응용통계연구」, 34(3): 439-447.
Jin, D., Jang, S., Kim, H., and Lee, Y., 2021, "A Trend Analysis of Seasonal Average Temperatures over 40 Years in South Korea Using Mann-Kendall Test and Sen's Slope", *The Korean Journal of Applied Statistics*, 34(3): 439-447.

11. 최명섭·김아영·김의준, 2007. "도로시설의 공간적 경제누출효과: 제조업 생산함수를 이용하여", 「한국지역개발학회지」, 19(4): 139-150.
Choi, M., Kim, A., and Kim, E., 2007. "The Spatial Economic Spill-over Effects of Road StockUsing Production Function of Manufacturing Industry", *Journal of the Korean Regional Development Association*, 19(4): 139-150.
12. Anselin, L., 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer Academic Publishers.
13. Anselin, L., 1995. "Local Indicators of Spatial Association-LISA", *Geographical Analysis*, 27(2): 93-115.
14. Cutter, S.L., 1996. "Vulnerability to Environmental Hazards", *Progress in Human Geography*, 20(4): 529–539.
15. Cutter, S.L., Boruff, B.J., and Shirley, W.L., 2003. "Social Vulnerability to Environmental Hazards", *Social Science Quarterly*, 84(2): 242–261.
16. IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change), 2023. *Climate Change 2023: Synthesis Report Summary for Policymakers*, Geneva, Switzerland: IPCC
17. Jung, I.W., Chang, H.J., Bae, D.H., 2012. "Spatially-explicit Assessment of Flood Risk Caused by Climate Change in South Korea", *KSCE Journal of Civil Engineering*, 17(1): 233-243.
18. Jung, K.C., Yoo, J.H., Shin, S.Y., Kim, J.E., and Min, I.K., 2025. "Forward-looking Flood Defense Based on High-resolution Risk Assessment: Lessons from the Nakdong River Basin", *Journal of Environmental Management*, 376: 124526.
19. Li, J., Sun, Z., Yang, S., Chu, Z., and Huang, Y., 2025. "Study on Identification of Dam Safety Monitoring Data Based on Pettitt's Non-parametric Test Method", Paper presented at the CMSDA 2024: 2024 4th International Conference on Computational Modeling, Simulation and Data Analysis, 222-226, Hangzhou, China.
20. Mann, H.B., 1945. "Nonparametric Tests Against Trend", *Econometrica*, 13(3): 245-259.
21. Mohammad, L., Mondal, I., Bandyopadhyay, J., Quoc, B.P., Nguyen, X.C., Cham, D.D., and Al-Quraishi, A.M.F., 2022. "Assessment of Spatio-temporal Trends of Satellite-based Aerosol Optical Depth Using Mann-Kendall Test and Sen's Slope Estimator Model", *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 13(1): 1270-1298.
22. Rahman, A. and Dawood, M., 2017. "Spatio-statistical Analysis of Temperature Fluctuation Using Mann-Kendall and Sen's Slope Approach", *Climate Dynamics*, 48: 783-797.
23. Salmi, T., Määttä, A., Anttila, P., Ruoho-Airola, T., and Amnell, T., 2002. *Detecting Trends of Annual Values of Atmospheric Pollutants by the Mann-Kendall Test and Sen's Slope Estimates —The Excel Template Application MAKESENS*, Helsinki, Finland: Finnish Meteorological Institute.
24. Sen, P.K., 1968. "Estimates of the Regression Coefficient Based on Kendall's Tau", *Journal of the American Statistical Association*, 63(324): 1379-1389.
25. Zischg, A.P., Mosimann, M., Frossard, L., Keiler, M., and Weingartner, R., 2018. "A Robust and Transferable Model for the Prediction of Flood Losses on Household Contents", *Water*, 10(11): 1596.

Date Received	2026-06-18
Reviewed(1st)	2026-07-18
Date Revised	2026-07-25
Reviewed(2nd)	2026-08-10
Date Accepted	2026-08-10
Final Received	2026-08-11