

우리나라의 호우 및 피해 특성에 따른 지역 분류

강미선* · 김정은 · 강현석

국립기상과학원 예보연구부

(접수일: 2025년 7월 25일, 수정일: 2025년 8월 12일, 게재확정일: 2025년 8월 13일)

Areal Classification Based on the Characteristics of Heavy Precipitation and its Associated Damage in South Korea

Misun Kang*, Jeong Eun Kim, and Hyun-Suk Kang

Forecast Research Department, National Institute of Meteorological Sciences, Jeju, Korea

(Manuscript received 25 July 2025; revised 12 August 2025; accepted 13 August 2025)

Abstract This study quantitatively analyzed the regional characteristics of heavy precipitation and its associated damages in South Korea from May to October during the period 2016-2022. Additionally, spatial clustering based on the K-means method was performed using rainfall frequency, damage frequency, and topographic elevation. The analysis of cumulative rainfall and damage frequency showed that, in most regions, rainfall amounts associated with damage were comparable to or slightly higher than current heavy rain warning thresholds, generally within an operationally acceptable range. In the inland central regions (e.g., Chungcheongbuk-do, Chungcheongnam-do, and Gyeonggi-do), the proportion of damage relative to heavy rainfall occurrence was relatively high under intense rainfall conditions, whereas Jeju Island exhibited a high frequency of heavy rainfall but low damage occurrence. The clustering classified the country into four clusters, with consistent cluster configurations maintained under both the 3-hour and 12-hour cumulative rainfall criteria. Notably, the cluster encompassing the Seoul Metropolitan Area and southeastern coastal regions exhibited higher frequency of damage despite lower frequency of heavy rainfall, suggesting significant influences from socio-geographical factors. In contrast, the mountainous areas of Jeju, characterized by highest rainfall frequency and elevation, reported almost no damage, indicating that social exposure and physical vulnerability are critical determinants of damage rather than rainfall amount alone. These findings are expected to provide as foundational data for improving heavy rainfall warning systems and developing tailored response strategies.

Key words: Heavy rainfall, Rainfall-induced damage, K-means clustering

1. 서론

기후변화에 관한 정부간 협의체(Intergovernmental Panel on Climate Change)는 전 지구 평균기온의 상

승에 따라 폭염, 가뭄, 극한 강수 등 극한 기상 현상의 발생 빈도와 강도가 증가할 것이라고 전망하였다(Ming et al., 2021; IPCC, 2022). 이러한 변화는 우리나라에서도 명확하게 나타나고 있으며 지난 수십 년간 기후변화의 영향으로 극한 강수, 가뭄, 폭염, 열대성 저기압 등의 발생 빈도와 강도가 점차 증가해 왔다(Min et al., 2015; Ha et al., 2020; Seo et al., 2021). 특히 여름철 단기간에 국지적으로 집중되는 강한 호우의 발생이 잦아지면서, 우리나라의 평균 강수

*Corresponding Author: Misun Kang, Forecast Research Department, National Institute of Meteorological Sciences, 33 Seohobuk-ro, Seogwipo-si, Jeju 63568, Korea.
Phone: +82-64-780-6579, Fax: +82-64-780-6514
E-mail: misun0106@korea.kr

량 뿐만 아니라 극한 강수의 빈도와 강도도 뚜렷한 증가 경향을 보이고 있다(Ho et al., 2003; Baek et al., 2017; Lee et al., 2017; Kim et al., 2023). 이러한 극한 강수는 도시 침수, 산사태, 하천 범람 등 다양한 재해를 유발하고 그로 인한 인명 피해와 재산 피해 규모도 매년 증가하는 실정이다(Lee et al., 2016; Choi et al., 2017; Jeong et al., 2017).

기상청은 호우로 인한 피해를 최소화하고 사전 대비 강화를 위해 호우특보제도를 운영하고 있다. 호우특보는 호우주의보(advisory)와 호우경보(warning)로 구분되며, 호우주의보는 다소 피해가 예상되는 경우, 호우경보는 심각한 피해가 예상되는 경우에 발효된다(WMO, 1992). 호우에 의한 실제 피해는 지역별 강수 특성, 지형 조건, 도시 인프라 등의 차이에 따라 피해 양상과 규모가 상이하게 나타난다(Lee et al., 2016; Choi et al., 2017; MOIS, 2022). 그러나 현재 호우특보 기준은 전국에 동일한 임계값을 적용하고 있어 지역별 강수 특성이나 피해 양상의 차이를 충분히 반영하지 못한 실정으로, 지역별 편차를 고려한 기준 수립 및 운영 필요성이 제기되어 왔다(Kim et al., 2011; Song et al., 2016). 이에 따라, 기후 변화 대응, 수자원 관리, 재해 예방 등을 위한 기초 자료로서 호우와 피해 특성의 지역차를 고려한 보다 정교한 지역 구분이 필요한 상황이다.

이와 관련하여 우리나라 강수 분포와 지역별 강수 특성에 따라 군집 분석 기법을 기반으로 특성이 유사한 지역을 정량적으로 구분하려는 다양한 연구가 수행되어왔다(Park et al., 2009; Um et al., 2009; Ahn et al., 2018; Jo et al., 2018; Shin et al., 2018). Park et al. (2009)은 1973년부터 2007년까지의 60개 기상 관측소의 월 강수량 자료에 Ward 군집분석을 적용하여 남한 전역을 4개의 강수 특성 지역으로 구분하였다. Um et al. (2009)은 강원도의 66개 지점의 연평균 및 여름철 강수량을 활용하여 k -평균(k -means) 군집분석을 수행하였고 강원 지역을 5개의 강수 동질지역으로 분류하였다. Shin et al. (2018)은 71개 지점의 위·경도, 월별 평균 강수량, 월별 최대 강수량, 연별 평균 강수량 등 총 49개의 강수 관련 인자를 활용하여 k -중심점(k -medoids) 군집분석을 수행하였으며 우리나라를 5개의 수문학적 동질지역으로 제시하였다. 또한, Ahn et al. (2018)의 연구에서도 64개 지점의 위·경도, 고도, 월평균 강수량, 연강수량의 평균과 표준편차 등 총 17가지의 변수를 자기조직화지도(self-organizing map) 기법에 적용하여 우리나라의 강수 동질 지역을 6개로 구분하여 우리나라의 강수 특성을 정량적으로 분석하였다.

그러나 기존의 연구들은 주로 단일 또는 복수의 기상 인자를 이용하여 유사한 강수 특성을 가진 지역을

구분하였기 때문에 지역별 호우로 인한 피해 특성을 충분히 반영하지 못하는 한계가 있다. 따라서 지역별 호우 발생 특성과 함께 호우로 인한 피해 특성을 통합적으로 고려한 지역 구분 연구가 필요하다. 본 연구의 목적은 최근 7년(2016~2022년) 동안 5월부터 10월에 발생한 지역별 호우 및 그 피해 특성을 이용하여 호우와 호우피해 측면에서 유사한 특성을 보이는 지역을 군집화하고 각 군집의 특성을 제시하는 것이다. 이를 위해 군집 분석 기법 중 가장 널리 활용되는 k -means 알고리즘을 이용하였다. 더불어, 군집 분석에 앞서 현재 호우특보 기준 수립에 활용된 누적 피해 발생 비율(50 백분위수, 80 백분위수) (Kim et al., 2017)에 해당하는 강우 강도를 산정함으로써 지역별로 호우피해가 나타나는 위험 강우 강도의 차이를 분석하였다. 이러한 연구 결과는 향후 기후변화 대응과 지역 맞춤형 재해 예방 대책 수립을 위한 기초자료로 활용될 것으로 기대된다.

2. 자료 및 방법

2.1 자료

연구 대상 기간은 최근 국지적 집중호우의 변화 추세를 반영하고자 2016년부터 2022년까지의 자료 중 호우특보 사례가 빈번한 5월부터 10월로 설정하였고, 기상청 180개 육상특보구역(2022년 기준)을 대상으로 분석을 수행하였다. 호우 분석을 위해 기상청 지상관측소 712개 지점의 1시간 강수량 자료를 이용하였으며, 현행 기상청 호우특보 기준과의 비교 분석을 위해 각 지점의 3시간 및 12시간 누적강우량을 산정하여 사용하였다. 본 연구에서 활용한 관측 지점의 위치와 180개 특보구역을 Fig. 1에 나타내었다.

호우피해자료는 행정안전부 재해연보와 국가재난관리정보시스템(NDMS)에 기록된 자료를 이용하였다. 재해연보는 읍·면·동 단위로 수집된 피해 정보를 바탕으로 시·군·구 행정구역 단위로 집계된 피해액 및 복구액을 제공하며, 인명 피해, 건물·선박, 농경지·농작물, 공공·사유시설 등 다양한 분야의 피해 현황을 제공한다(MOIS, 2022). 그러나 피해 발생 기간 전체를 하나의 사례로 취급하여 통계를 제공하므로 강우가 일시적으로 소강상태를 보였거나 피해 사례 기간이 길어진 경우 실제 재해를 유발한 강우를 정확히 특정하기 어렵다는 한계가 있다(Kim et al., 2011). 또한, 재해연보에서 피해 통계는 행정구역 단위로 집계되는 반면 기상관측자료는 개별 지점 단위로 수집되므로, 피해 지역과 관측 지점 간의 공간적 불일치 문제가 발생하며, 관측 지점 밀도가 지역별로 상이하여 강우량의 지역 대푯값 선정 시 주의가 필요하다(Kim et al., 2011).

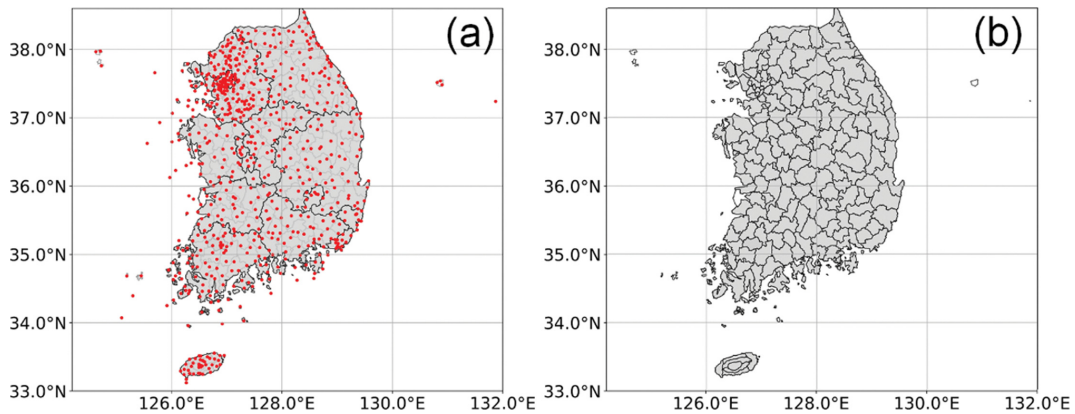


Fig. 1. (a) Spatial distribution of the 712 observation stations used in this study. (b) The 180 areas outlined in black represent the severe weather alert areas defined by Korea Meteorological Administration (as of 2022).

이러한 피해자료의 시간 및 공간적 불일치 한계를 고려하여, 호우 피해발생일을 피해 기간의 첫째 날로 고정하고 피해 발생 여부(유/무)만을 활용하였다. 또한, Kim et al. (2011) 연구에서는 강우량과 피해액 간 뚜렷한 상관성이 나타나지 않으므로 피해가 명확한 사례만을 확보하기 위해 피해액이 100만원 이상인 사례에 한해 분석을 수행하였다. 본 연구에서도 이와 같은 기준을 적용하여 피해액이 100만원 이상인 경우만 호우피해 사례로 분석에 활용하였다. 각 피해 사례에 대한 지역 대표 강우량은 국지적 강한 강우에 의한 피해 특성을 반영하고자 Kim et al. (2011)에서 제시한 방법에 따라 강우로 인한 피해는 일별 최대강수량에 의해 야기되었다고 가정하였으며 피해 발생일을 기준으로 해당 행정구역 내 위치한 관측 지점 중 피해 기간 동안 최대 3시간 및 12시간 누적강우량으로 정의하였다. 예를 들어, 2022년 7월 3일부터 7월 22일까지 경기도에서 호우피해가 발생한 경우, 이 기간 전체를 하나의 호우피해 사례로 간주하고 경기도 내 관측소 중에서 해당 기간 동안 산정된 3시간·12시간 누적강우량의 최댓값을 경기도의 대표 강우량으로 설정하였다. 재해연보상의 피해 통계는 229개 시·군·구 행정구역 단위로 집계되므로, 이를 기상청의 180개 특보구역과 공간적으로 매칭하여 지역별 분석에 활용하였다. 대부분의 행정구역은 하나의 특보구역에 대응되지만, 일부 행정 구역이 특보구역 경계와 일치하지 않는 경우에는 NDMS에 기록된 상세 주소 정보를 활용하여 해당 피해 사례를 할당하였다.

2.2 군집분석

군집분석은 관측된 특성이나 응답을 바탕으로 서로 유사한 특성이나 반응을 보이는 사례들을 동일한 집단으로 분류하는 방법이다(Lee and Jung, 2021; Lund

and Ma, 2021). 군집분석 방법 중 하나인 k -means는 계산 효율성이 높고 구현이 간단하여 대규모 기상 데이터를 처리하는데 적합하다(Zeng et al., 2020; Nie and Sun, 2021). 따라서, 본 연구에서는 호우 및 호우피해 특성에 따른 지역 분류를 위해 비지도 학습의 하나인 k -means 군집화 기법을 이용하였다. k -means 군집화 기법은 자료를 사전에 정의된 k 개의 군집으로 분할하여 각 군집 내의 자료 간 유사성을 최대화하고 군집 간 분산을 최소화한다(MacQueen, 1967; Wilks, 2011; Chong, 2021; Oti et al., 2021). k 개의 군집 초기 중심점을 무작위로 설정하고 각 군집 중심과 해당 중심에 가장 가까운 표본 간 거리의 합을 계산하여 이 합이 최소가 되도록 군집 중심을 반복적으로 조정한다. k -means 군집화 방법은 다음과 같이 정의된다(식(1)).

$$\underset{S}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (1)$$

여기서, $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ 는 데이터 포인트($x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$)를 나눈 k ($< n$) 개의 집합이다. μ_i 는 각 군집 S_i 에 속한 데이터 포인트의 평균값으로 군집의 중심점(centroid)이다. $\|x - \mu_i\|^2$ 는 데이터 포인트 x 와 클러스터 중심점 μ_i 간의 유클리드 거리의 제곱을 나타내며, 최종적으로 이 합이 최소가 되도록 하는 군집 S 를 구한다(Umargono et al., 2020; Anggreani et al., 2024).

k -means 군집화 기법은 초기 중심점을 무작위로 설정하고, k 를 사전에 결정해야 하는 제한이 있다. 초기 중심점의 무작위 설정으로 동일한 k 값에 대한 군집 결과가 달라질 수 있으므로, 이러한 변동성을 최소화하기 위해 다중 초기화(multiple random initialization) 기법을 적용하였다. 이 기법은 여러 번 무작위로 초

Table 1. Summary of input variables and data sets used for each clustering analysis.

Category	Variable	Description	Data set			
			60 mm /3 hr	110 mm /12 hr	90 mm /3 hr	180 mm /12 hr
Heavy rain	Freq. of 60 mm/3 hr	Number of days with ≥ 60 mm in 3-hour accumulated precipitation (advisory threshold)	○	×	×	×
	Freq. of 110 mm/12 hr	Number of days with 12-hour accumulated precipitation exceeding 110 mm (advisory threshold)	×	○	×	×
	Freq. of 90 mm/3 hr	Number of days with 3-hour accumulated precipitation exceeding 90 mm (warning threshold)	×	×	○	×
	Freq. of 180 mm/12 hr	Number of days with 12-hour accumulated precipitation exceeding 180 mm (warning threshold)	×	×	×	○
Damage	Freq. of heavy rain- related damage	Number of days with reported damage caused by heavy rainfall	○	○	○	○
Geography	Height	Mean altitude of individual weather advisory regions	○	○	○	○

기 중심점을 설정하여 군집화 결과의 신뢰성을 높이고, 지역 최적점에 수렴하는 문제를 방지한다(Franti and Sieranoja, 2019). 또한, 최적의 군집수 k 를 정하기 위해 팔꿈치 방법(elbow method)을 이용하였다. 이 방법은 구현이 간단하고 계산이 빠르며 k -means 기법과 연계가 용이하다고 알려져 있다(Bholowalia and Kumar, 2014; Marutho et al., 2018; Cui, 2020; Sammouda and El-Zaar, 2021). 각 k 값에 대해 초기화를 반복하여 안정적인 군집 내 제곱합(within-cluster sum of squares; WCSS)을 산정하고, k 가 증가함에 따라 WCSS의 감소율이 급격히 완만해지는 지점을 최적의 군집수로 정의한다. WCSS는 다음과 같이 정의된다(식(2)).

$$WCSS = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (2)$$

여기서 유클리드 거리($\|x - \mu_i\|^2$)를 기준으로 군집 중심점(μ_i)을 할당하고 중심점을 반복적으로 갱신하여 WCSS가 최소화 될 때까지 반복한다.

군집 분석에는 호우 발생빈도, 호우피해 발생빈도, 지형 고도의 세 가지 변수를 이용하였다. 여기서 호우 발생빈도는 기상청 호우특보 기준에 따라 호우 주의보($60 \text{ mm (3 hr)}^{-1}$, $110 \text{ mm (12 hr)}^{-1}$), 호우경보($90 \text{ mm (3 hr)}^{-1}$, $180 \text{ mm (12 hr)}^{-1}$)에 각각 도달한 횟수를 산정하였다. 특보구역별로 관측 지점 수는 1개에서 13개까지 상이하므로, 해당 구역 내 모든 관측지점의 일 최대 3시간 또는 12시간 누적강우량 중 하나

라도 기준을 충족한 경우 호우 발생빈도 1회로 간주하였다. 호우피해 발생빈도는 각 특보구역별로 피해가 발생한 일수를 의미하며, 동일한 피해 기간이라면 1일로 간주하였다. 호우 및 호우피해 발생빈도는 분석 기간 동안의 누적 빈도를 이용하였으며, 지형 고도는 각 특보구역의 평균 해발고도를 대표하는 값으로 사용하여 지형 차이가 강우 및 피해 분포에 미치는 영향을 반영하고자 하였다. 분석에 사용한 입력 변수와 각 군집 분석을 위한 데이터 셋을 Table 1에 나타내었다. 각 입력 변수들은 측정 단위와 분포 범위가 상이하므로 변수 간 스케일을 일치시키고 동등한 가중치로 분석에 활용하기 위해 Z-스코어 표준화(Z-score standardization)를 적용하였다. Z-스코어 표준화는 각 변수의 평균이 0이고 표준편차가 1인 정규 분포 형태로 변환하는 방법이다.

3. 결 과

3.1 지역별 호우와 피해 특성

지역별 피해 발생일을 기준으로 강우량 구간별 피해 빈도를 분석하였다. Figure 2는 3시간 누적 강우량을 기준으로 강우 구간별 피해 빈도, 누적 피해 빈도, 전체 피해 빈도에 대한 누적 피해 빈도의 비율인 누적 피해 비율을 나타낸 것이다. 현 호우특보 기준 설정에 활용한 호우피해 발생일 기준 누적 피해 비율의 50 백분위(호우주의보)와 80 백분위(호우경보)를 지역

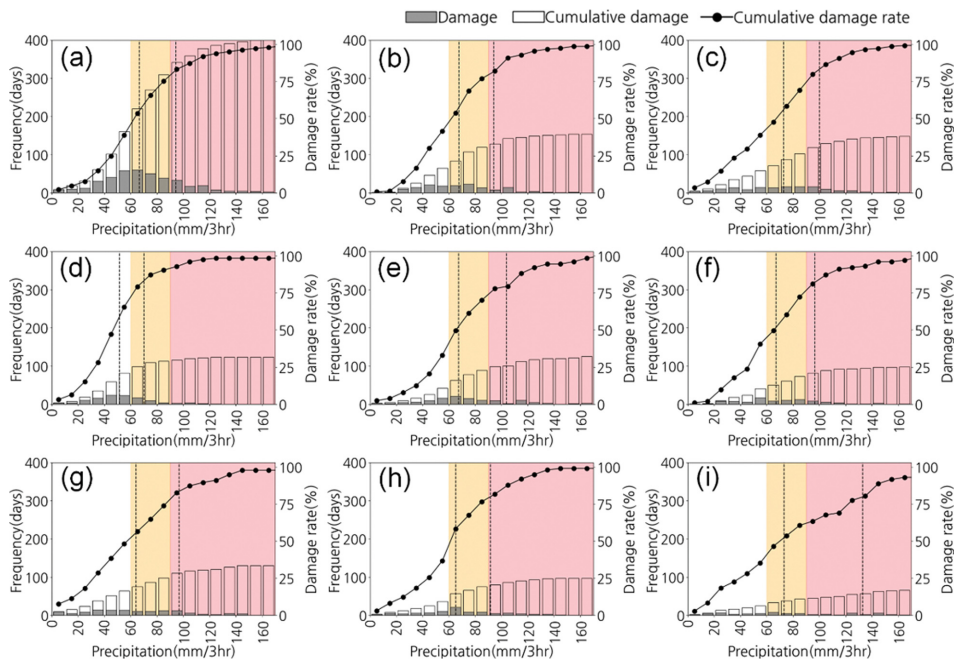


Fig. 2. The frequency of damage, cumulative damage, and cumulative damage rate across ranges of 3-hour cumulative precipitation are presented for: (a) Gyeonggi-do, (b) Gangwon-do, (c) Gyeongsangnam-do, (d) Gyeongsangbuk-do, (e) Jeollanam-do, (f) Jeollabuk-do, (g) Chungcheongnam-do, (h) Chungcheongbuk-do, and (i) Jeju-do. The vertical dashed lines indicate the cumulative damage ratios corresponding to the 50th and 80th percentiles of precipitation. The light orange and red shaded areas represent the current heavy rain advisory and heavy rain warning thresholds, respectively.

별로 도출하여(Fig. 2 세로 점선) 현행 특보 기준(주향·빨강 음영)과 비교하였다. 다만, 상세 특보구역별 피해 사례수가 충분하지 않아 누적분포곡선을 안정적으로 구성하기 어렵기 때문에 광역행정단위인 경기도(경기도·서울), 강원도, 경상남도(경상남도·부산·울산), 경상북도(경상북도·대구), 전라남도(전라남도·광주), 전라북도, 충청북도, 충청남도(충남·대전·세종), 제주도에 대해 결과를 제시하였다. 강우 구간별 피해 빈도는 대부분 지역에서 50~80 mm 구간에서 높게 나타났다. 경기도의 누적 피해 비율 기준 50 및 80 백분위 강우량은 각각 70 mm와 95 mm로, 호우주의보 기준($60 \text{ mm (3 hr)}^{-1}$) 및 호우경보 기준($90 \text{ mm (3 hr)}^{-1}$)보다 각각 10 mm, 5 mm 높은 수치로 나타났다. 이 차이는 현 호우특보 기준에 비해 상대적으로 작으며, 실제 특보 운영 시 호우 특보 기준으로 고려되는 변동성의 범주 내에 해당하므로 전체적으로는 기존 수준과 유사한 것으로 해석할 수 있다. 강원도, 경상남도, 전라남도, 전라북도, 충청남도, 충청북도도 유사한 결과를 보였다. 한편, 제주도는 다른 지역과는 달리 100 mm 이상의 높은 강우량 구간에서 피해 빈도가 상대적으로 높았으며, 50 및 80 백분위 강우량이 각각 약

70 mm, 130 mm로 현 특보기준보다 높게 분석되어 상대적으로 많은 강우량에서 피해가 주로 발생하는 특성을 보였다. 반면, 경상북도의 50 및 80 백분위 강우량은 각각 50 mm, 70 mm로 현행 특보 기준보다 낮았으며, 이는 해당 지역의 호우 발생 빈도가 상대적으로 낮아 절대적인 강수량이 크지 않음에도 불구하고 피해가 발생한 사례가 존재함을 반영한 결과로 해석된다.

Figure 3은 12시간 누적 강우량을 Fig. 2와 동일한 방식으로 분석한 결과를 제시한 것이다. 전반적인 경향은 3시간 누적 강우량 분석과 유사하였으며, 경기도, 충청북도, 충청남도, 전라북도, 경상북도에서는 50 백분위 강우량이 현 호우주의보 기준($110 \text{ mm (12 hr)}^{-1}$)보다 0~20 mm 낮고, 80 백분위 강우량은 현 호우경보($180 \text{ mm (12 hr)}^{-1}$) 기준보다 20~50 mm 낮게 분석되었다. 특히, 충청북도, 충청남도, 경상북도의 80 백분위 강우량은 호우경보 기준보다 40~50 mm 낮게 나타났으며, 이는 일부 사례에서 비교적 적은 강수량에도 피해가 발생한 결과로 해석된다. 이들 지역은 전반적으로 호우 발생 빈도가 낮고 강수량도 적은 특성을 가지므로, 분위수 값이 낮다고 하여 적은 강수량

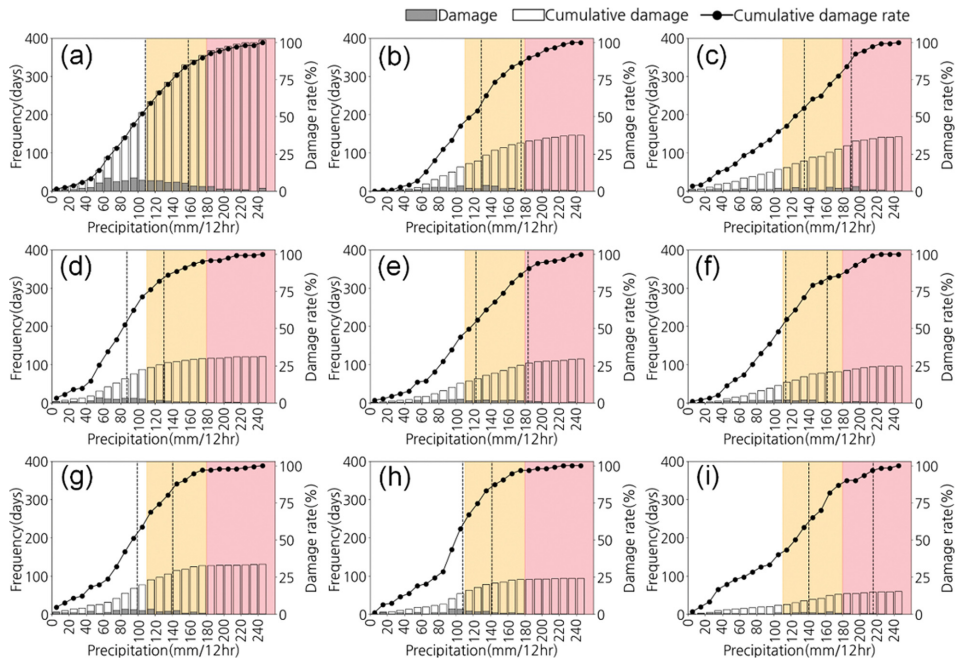


Fig. 3. Same as Fig. 2, except for the 12-hour accumulated precipitation.

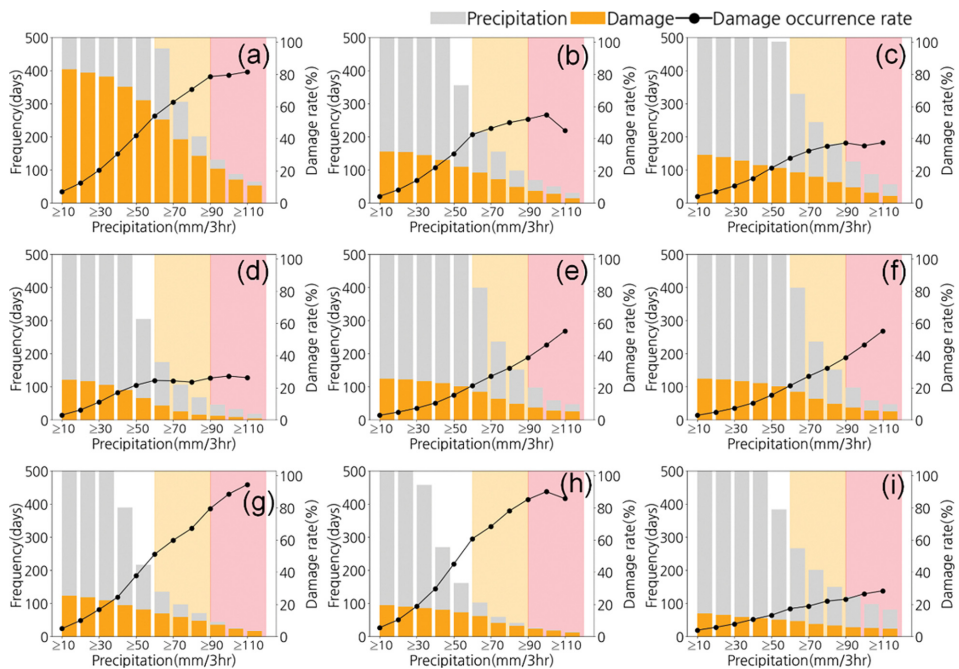


Fig. 4. The frequencies of precipitation and damage, as well as the damage rate (defined as damage frequency divided by precipitation frequency), are shown according to the intensity of 3-hour accumulated precipitation for: (a) Gyeonggi-do, (b) Gangwon-do, (c) Gyeongsangnam-do, (d) Gyeongsangbuk-do, (e) Jeollanam-do, (f) Jeollabuk-do, (g) Chungcheongnam-do, (h) Chungcheongbuk-do, and (i) Jeju-do. The light orange and red shaded areas correspond to the current heavy rain advisory and warning levels, respectively.

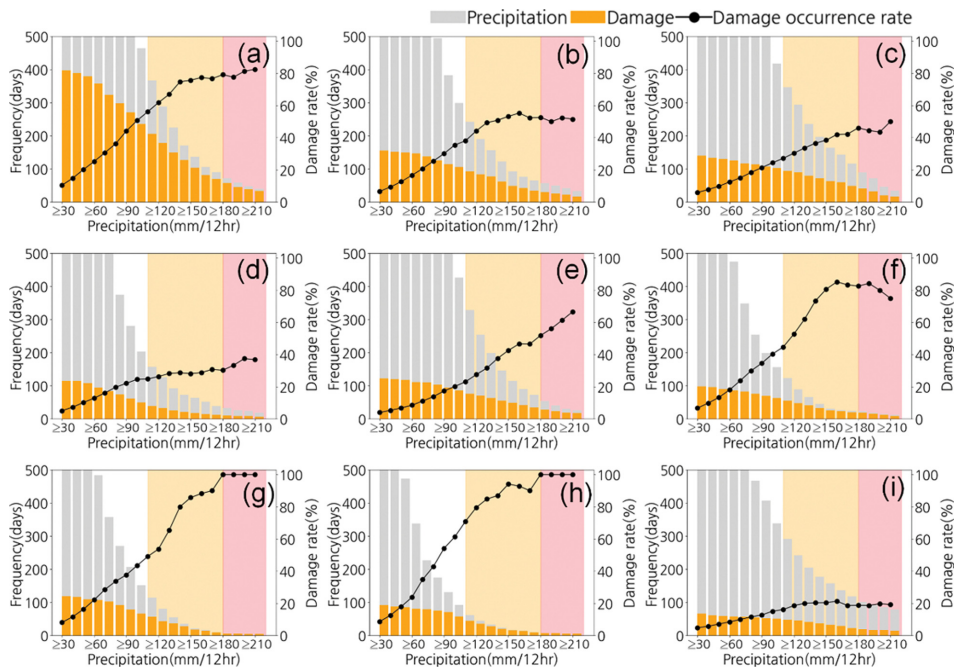


Fig. 5. Same as Fig. 4, except for the 12-hour accumulated precipitation.

구간에 피해가 집중된다고 일반화하기에는 한계가 있다. 반면 제주도는 50 및 80 백분위 강우량이 각각 현행 호우주의보와 호우경보 기준보다 30~40 mm 높게 나타났으며, 실제 피해도 높은 강우량 구간에서 주로 발생하였다. 지역별 피해를 유발하는 강우량이 다른 것은 각 지역의 지형적 특성, 인구 규모, 도시화 비율, 토지이용 등 호우 요인 외의 다양한 요인이 복합적으로 작용한 결과로 보인다(Kim et al., 2018).

Figure 4와 Fig. 5는 지역별 강우 강도에 따른 호우 및 피해 발생빈도를 나타낸 것이다. 각각 3시간 및 12시간 누적강우량에 대한 분석 결과이며, 각 강우 강도 이상에서 발생한 호우 일수와 피해 일수 간 비율(피해발생비율)과 현행 특보 기준(주황·빨강 음영)도 함께 나타내었다. 전반적으로 강우 강도가 높아질수록 호우 발생빈도와 피해 발생빈도는 감소하는 경향을 보였으나, 피해발생비율은 오히려 증가하였다. 이는 강우 강도가 높은 호우의 발생 빈도는 낮지만 일단 발생할 경우 인명 및 재산 피해로 이어질 가능성이 높다는 것을 의미한다. 따라서, 고강도 호우에 대한 특보 체계의 개선과 함께 대응 체계 구축, 기반시설에 대한 사전 점검 및 보강 등 사전 대응 전략의 고도화가 요구된다.

특히, 충청북도는 3시간 주의보 및 경보 기준에서 피해발생비율이 각각 60.8%와 85.2%, 12시간 기준에서도 각각 71.0%와 100%로 가장 높게 나타났다(Fig.

4h, Fig. 5h). 이는 높은 강우 강도의 호우 발생 시 피해로 이어질 비율이 높은 것을 의미하며, 이 지역은 재해 대응 우선순위 지역으로 고려될 수 있다. 다만, 강한 강도의 호우 발생 빈도가 낮음에도 피해가 발생함에 따라 상대적으로 피해발생비율이 높게 산출된 측면도 존재한다. 따라서 피해발생비율이 높다고 하여 해당 지역을 호우에 가장 취약하다고 일반화하기는 어렵다.

반면, 제주도는 호우 발생빈도가 상대적으로 높음에도 피해발생비율이 3시간 호우주의보 기준 및 호우경보 기준에서 각각 17.3%와 23.1%, 12시간 기준에서도 각각 16.2%와 18.8%로 다른 지역 대비 상대적으로 낮게 나타났다(Figs. 4i, 5i). 특히 제주도 산지는 지형적으로 고도와 강우 집중도가 높지만 인구 밀도와 시설 밀집도가 낮아 사회적 노출도가 제한적인 지역으로 분석되었다. 이는 물리적 위험성(강우강도)은 높지만 사회적·경제적 노출 요인이 낮은 경우 피해로 이어질 가능성이 낮다는 점을 시사하며, 향후 지역별 사회적 노출도 및 민감도 차이를 반영한 특보 기준 차등화 또는 대응 전략의 공간적 차별화가 필요함을 보여준다.

이 외에도, 3시간 주의보 기준에서 피해발생비율은 경기도(54.1%), 충청남도(51.1%), 전라북도(42.9%), 강원도(42.5%), 경상남도(27.9%) 순으로 높게 나타났으며, 경보 기준($90 \text{ mm (3 hr)}^{-1}$)에서는 전라북도(82.4%),

충청남도(79.5%), 경기도(78.6%), 강원도(52.2%), 전라남도(38.8%) 순으로 나타났다. 이러한 피해발생비율의 지역별 편차는 기존 특보 기준이 모든 지역에 동일하게 적용되기에는 한계가 있음을 시사하며, 강우강도뿐만 아니라 지역별 인구·시설 분포, 도시화율 등의 사회환경적 요인과의 연계 평가가 중요함을 보여준다. 이를 통해 향후에는 특보 기준의 지역별 차별화 또는 고강도 호우에 대한 조기 대응 체계 강화 등의 정책적 개선 방향이 도출될 수 있을 것이다.

3.2 유사 지역 구분 결과

k -means 군집분석을 수행하기 앞서, 최적의 군집 수(k)를 결정하기 위해 각 데이터셋(Table 1)에 대해 수행된 팔꿈치 기법 결과인 군집 수(k)에 따른 제곱오차합의 변화를 Fig. 6에 나타내었다. 제곱오차합은 군집 수(k)가 증가함에 따라 급격히 감소하다가 $k = 4$ 에서부터 감소율이 완만해지는 팔꿈치 형태를 보였으며, 이는 호우 발생빈도 네 가지 기준 모두에서 일관되게 확인되었다. 이러한 결과는 호우특보 기준이 달라지더라도 군집 간 공간적 특성이 비교적 안정적으로 유지됨을 의미한다.

Figure 7은 네 가지 특보 기준 별 군집 분포의 공간적 특성을 나타낸 것이다. 각 기준에 따른 군집 분포는 일부 지역에서 차이를 보였으나, 전반적으로 유사한 공간적 구조를 보였다. 군집 1은 남부 내륙 대부분 지역을 포함하고, 군집 2는 전라 동부 산지와 강

원 산지와 영서 내륙, 군집 3은 수도권과 남동해안, 제주 해안 지역 일대를 포함하며, 군집 4는 제주도 산지를 중심으로 독립된 군집을 형성하였다. Figure 8의 박스 플롯은 호우 발생빈도, 피해 발생빈도, 지형 고도에 대한 각 군집의 특성을 비교한 결과로, 각 군집의 상대적 분포 비교를 위해 전체 군집의 평균(가로 점선)에 대한 ± 1 표준편차 범위(회색 음영)를 나타내었다. 박스 플롯의 박스 상·하단은 각각 제 1사분위·3사분위 수이고 박스 내부의 선은 중앙값(median)을 의미한다. 3시간 호우주의보 기준을 살펴보면(Fig. 8a), 호우 발생빈도는 군집 1과 군집 2에서 각각 30.9 ± 17.4 회, 29.1 ± 21.5 회로 나타나 전체 평균인 38.6 ± 37.7 보다 낮았다. 이는 두 군집이 상대적으로 호우 발생이 적은 지역임을 나타낸다. 반면, 군집 3과 군집 4는 전체 평균보다 높은 발생빈도를 보였고, 특히 군집 4는 가장 높은 호우 발생빈도(406회)를 기록하였으며, 이는 제주도 산지의 지형성 강수 특성을 반영한 것이다. 피해 발생빈도는 호우 발생빈도가 가장 높았던 군집 4에서는 피해가 전혀 발생하지 않았다. 이는 지역의 사회·지리적 특성이 피해 발생 여부에 중요한 영향을 미친다는 점을 확인할 수 있었다. 반면, 군집 3은 강우 발생빈도가 상대적으로 낮은 반면, 피해가 평균 15.1 ± 4.6 회로 전체 평균인 7.8 ± 4.6 회 보다 높았으며 피해가 가장 많이 발생한 지역으로 분석되었다. 이 군집은 서울, 인천, 부산, 울산 등의 도시화 및 인구 밀집도가 높은 주요 도시 지역을 포함하며, 불투

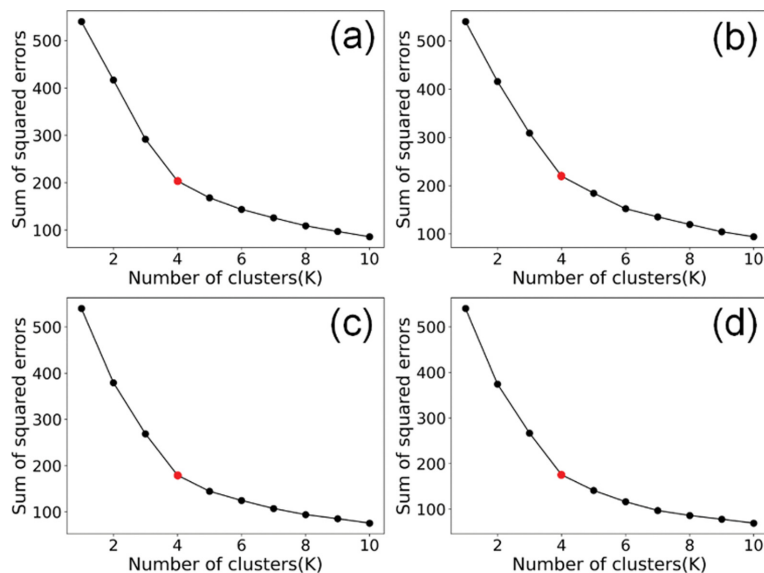


Fig. 6. Sum of squared errors for different numbers of clusters (k) using three input variables: heavy rainfall frequency, damage frequency, and elevation. Each panel corresponds to different data sets: (a) 60 mm 3 hr⁻¹, (b) 110 mm 12 hr⁻¹, (c) 90 mm 3 hr⁻¹, and (d) 180 mm 12 hr⁻¹. In all cases, the elbow is observed at $k = 4$ (red circle).

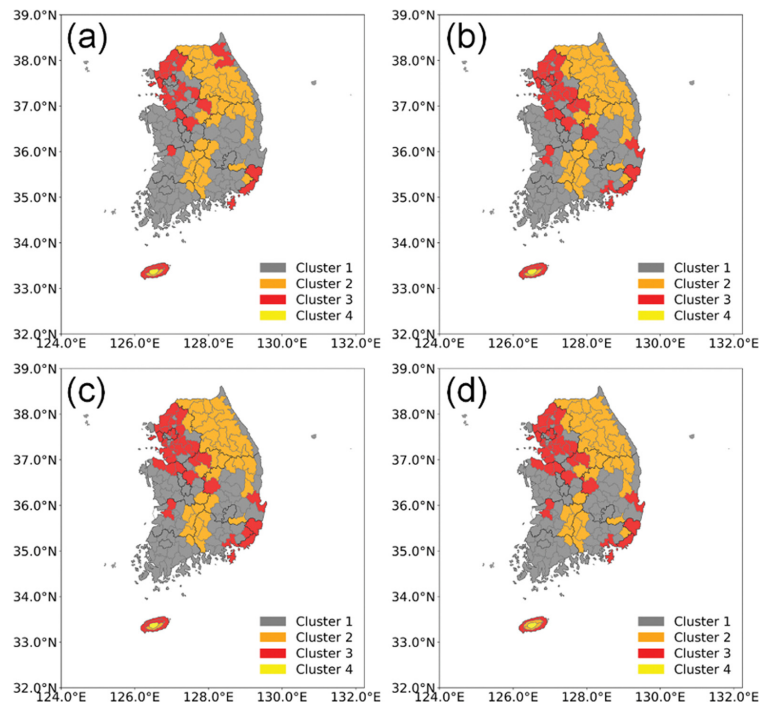


Fig. 7. Spatial distribution of k-means clustering results ($k = 4$; clusters 1-4) for 180 KMA special weather alert zones, based on three input variables: heavy rainfall frequency, damage frequency, and elevation. Each panel corresponds to different data sets: (a) $60 \text{ mm } 3 \text{ hr}^{-1}$, (b) $110 \text{ mm } 12 \text{ hr}^{-1}$, (c) $90 \text{ mm } 3 \text{ hr}^{-1}$, and (d) $180 \text{ mm } 12 \text{ hr}^{-1}$.

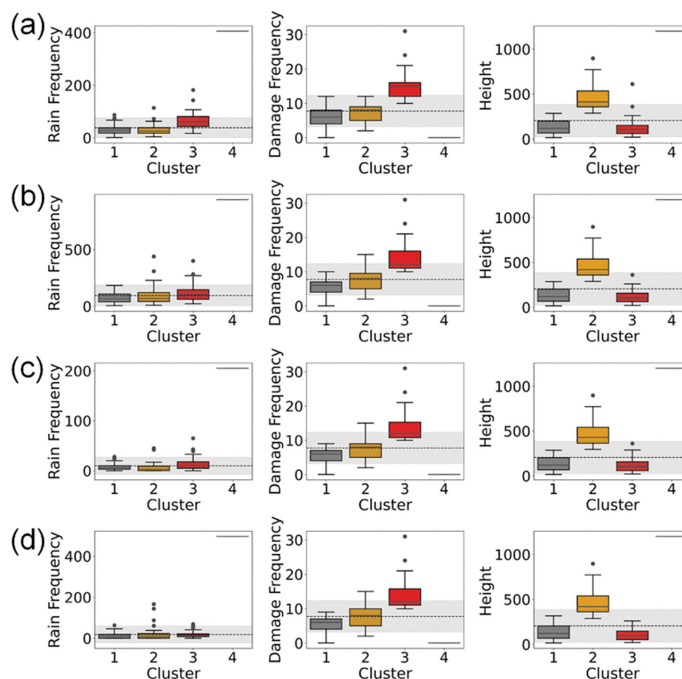


Fig. 8. Comparison of the box-whisker plots between the clusters resulted from the k-means clustering. Each panel corresponds to different data sets: (a) $60 \text{ mm } 3 \text{ hr}^{-1}$, (b) $110 \text{ mm } 12 \text{ hr}^{-1}$, (c) $90 \text{ mm } 3 \text{ hr}^{-1}$, and (d) $180 \text{ mm } 12 \text{ hr}^{-1}$.

Table 2. Average values (mean $\pm$ standard deviation) of heavy rainfall frequency, damage occurrence frequency, and elevation for cluster analysis.

	Cluster1	Cluster2	Cluster3	Cluster4
Freq. of 60 mm/3 hr	30.9 $\pm$ 17.4	29.1 $\pm$ 21.5	66.1 $\pm$ 36.6	406
Damage Freq.	6.1 $\pm$ 2.9	7.1 $\pm$ 2.9	15.1 $\pm$ 4.6	0
Height (m)	131.1 $\pm$ 76.1	454.0 $\pm$ 140.5	128.5 $\pm$ 121.1	1,200
Freq. of 110 mm 12 hr ⁻¹	77.4 $\pm$ 46.7	89.9 $\pm$ 83.1	122.3 $\pm$ 80.8	938
Damage Freq.	5.6 $\pm$ 2.5	7.3 $\pm$ 3.1	13.8 $\pm$ 4.4	0
Height (m)	132.2 $\pm$ 77.4	458.0 $\pm$ 140.8	114.5 $\pm$ 74.9	1,200
Freq. of 90 mm 3 hr ⁻¹	7.3 $\pm$ 6.2	6.8 $\pm$ 10.1	13.5 $\pm$ 12.8	205
Damage Freq.	5.5 $\pm$ 2.4	7.2 $\pm$ 3.2	13.5 $\pm$ 4.4	0
Height (m)	134.0 $\pm$ 77.4	462.5 $\pm$ 139.9	115.6 $\pm$ 78.1	1,200
Freq. of 180 mm 12 hr ⁻¹	12.4 $\pm$ 12.8	21.0 $\pm$ 36.4	18.6 $\pm$ 17.9	496
Damage Freq.	5.4 $\pm$ 2.4	7.4 $\pm$ 3.2	13.6 $\pm$ 4.4	0
Height (m)	135.9 $\pm$ 79.1	459.1 $\pm$ 139.9	105.7 $\pm$ 64.2	1,200

수면 증가, 배수 체계의 한계 기반시설 집중 등으로 인해 상대적으로 낮은 강우 빈도에도 피해가 빈번히 발생하는 지역 특성을 갖는다. 따라서 기상 요인보다는 도시화 수준 등 사회·지리적 요인의 영향을 크게 받은 것으로 해석된다. 군집 1과 군집 2는 각각 6.1 $\pm$ 2.9회와 7.1 $\pm$ 2.9회로 상대적으로 피해 발생빈도가 낮은 군집에 해당하였다. 고도는 전체 평균이 204.8 $\pm$ 171.7 m였으며, 군집 4가 1,200 m로 가장 높았고, 전라 동부 산지와 강원 산간 지역인 군집 2의 평균이 454 $\pm$ 140.5 m로 두 번째로 높은 고도를 보였다.

나머지 호우특보 기준을 이용한 군집 결과에서도 군집 1은 호우 발생빈도와 피해 발생빈도, 고도가 상대적으로 낮은 지역으로 일부 남부 내륙 지역, 군집 2는 호우 발생빈도와 피해 발생빈도가 상대적으로 낮으나 고도가 높은 지역으로 전라 동부 산지와 강원 산간 지역, 군집 3은 호우 발생빈도와 피해 발생빈도가 상대적으로 높으나 고도는 상대적으로 낮은 지역으로 수도권, 남동해안 지역, 군집 4는 제주도 산지로 호우 발생빈도와 고도는 가장 높지만 피해 발생빈도가 없는 지역의 특성을 보였다(Figs. 8b-d, Table 2). 시간 기준이 3시간에서 12시간으로 바뀔 경우 호우 발생빈도는 증가하였는데, 누적 시간 증가로 인한 빈도 상승을 반영한 것으로 보인다. 한편 피해 발생빈도는 기준 변화에도 뚜렷한 차이는 발생하지 않았다. 이는 호우 기준이 달라지더라도 각 군집에 포함된 지역 구성에 큰 변화가 없어, 결과적으로 피해 특성이 지속적으로 유사하게 나타난 것으로 해석된다. Ahn et al. (2018)은 전국을 6개 지역(수도권 및 강원영서, 서해안·내륙, 남해안, 동해안, 경상 내륙, 제주)으로 분류하였고, Shin et al. (2018)은 5개 지역(수도권 및 강원영서, 서해안·내륙, 남해안, 동해안, 경상

내륙)으로 분류하여 두 연구 간 유사한 결과를 도출하였다. 그러나 본 연구에서 최종적으로 구분된 지역은 강수량 관련 기상 인자를 기반으로 분석한 기존 선행연구의 결과와 차이를 보였으며, 이는 지역별 호우로 인한 피해 양상이 다르게 나타남에 따라 강수 특성과 피해 양상의 차이를 고려한 지역 구분을 위해서는 피해 자료를 함께 활용한 분석이 필요함을 시사한다.

4. 요약 및 토의

본 연구는 최근 7년(2016~2022년) 동안 우리나라 5월부터 10월까지 발생한 호우 및 피해 자료를 기반으로, 지역별 호우 발생 특성과 피해 양상을 정량적으로 분석하고 *k*-means 군집분석을 수행하였다. 피해 발생일을 기준으로 지역별 누적 강우량과 피해 빈도를 분석한 결과, 대부분 지역에서 누적 피해 비율의 50 및 80 백분위에 해당하는 강우량이 현행 특보 기준과 유사하거나 다소 높은 수준으로 나타났으나, 대부분 지역에서 10 mm 내외로 현업 운영에서 허용 가능한 범위였다. 특히, 충청북도, 충청남도, 경기도 등 중부 내륙 지역은 3시간 및 12시간 기준 모두에서 특보 기준 도달 이전에 피해가 발생하는 비율이 높았는데, 이는 호우가 적은 지역에도 피해가 발생할 수 있다는 점을 시사한다. 반면, 제주도의 호우 발생빈도는 높았으나 피해 발생은 적어, 이 일부 구역에 대한 특보 기준 검토가 고려될 수 있다. 또한, 강우 강도가 클수록 피해발생비율이 높아졌으며, 이는 강한 호우 발생 시 인명 및 재산 피해로 이어질 위험이 크다는 것을 의미한다. 이러한 피해발생비율의 지역별 편차는 강우 강도만으로는 지역 특성을 충분히 설명하기 어려우며,

도시화 수준, 방재 인프라 등 기상 외적인 요인과의 연계 평가가 필요함을 시사한다.

k-means 군집분석 결과, 호우 발생빈도, 피해 발생빈도, 지형 고도를 기준으로 전국을 네 개의 공간 군집으로 구분할 수 있었으며, 이러한 구조는 3시간 및 12시간 누적 강우 기준 모두에서 일관되게 유지되었다. 군집 1은 일부 남부 내륙 지역으로, 호우 및 피해 발생빈도와 고도가 모두 낮았다. 군집 2는 전라 동부 산지와 강원 산지 및 영서 내륙으로, 호우 발생빈도와 피해 발생빈도는 낮으나 고도가 상대적으로 높아 지형적 특성이 뚜렷했다. 군집 3은 수도권, 남동해안 등 도시화가 집중된 지역으로, 호우 발생빈도는 상대적으로 낮지만 피해 발생빈도가 가장 높았다. 군집 4는 제주도 산지로, 호우 발생빈도와 고도가 가장 높았으나 피해가 발생하지 않았다. 특히, 군집 3은 도시화가 집중된 지역이 포함되어 있어 높은 불투수면 비율, 인구·시설 밀집 등 사회·지리적 요인이 피해 발생에 미치는 영향을 간접적으로 보여준다. 또한, 군집 4는 물리적 강우 위험성은 매우 크지만 강우량 자체보다는 지역의 사회적 노출도 및 물리적 민감도가 피해 발생을 결정짓는 주요 요인임을 추론할 수 있다.

다만, 본 연구는 다음과 같은 몇 가지 제한점을 가진다. 첫째, 호우피해 자료의 지역별 분포가 불균형하며, 일부 지역의 피해사례일수가 적어 통계적 신뢰도와 대표성 확보에 어려움이 있다. 이는 피해 발생빈도의 과대 또는 과소 해석 가능성을 내포한다. 높은 강우강도에서는 호우 및 피해 발생빈도가 적으므로 해석에 유의가 필요하며, 향후 연구에서는 피해 자료 활용 시 피해 발생빈도뿐만 아니라 피해액, 피해 규모를 복합적으로 고려한 분석이 필요하다. 둘째, 강우량 자료는 피해 발생 기간 중 최대 강우량을 사용하였으나, 실제 피해 발생 시점과 피해 발생 위치가 정확히 일치하지 않을 가능성이 있어, 강우량과 피해 간 인과성 해석에는 유의가 필요하다. 셋째, 호우 피해는 강우량 외에도 지형, 토질, 토지이용 등 다양한 환경적 요인의 영향을 받는다. 본 연구에서는 고도 변수를 반영했으나 사회적 노출도 또는 물리적 민감도 요소를 정량적으로 포함하지 못했으며, 군집 특성 해석에 있어 이러한 요인의 영향을 받았을 것으로 추론하였다. 향후 연구에서는 지형 경사도, 토지 이용 유형, 불투수면 비율, 배수시설 밀도, 인구밀도, 건물밀집도, 도시화율 등을 포함한 통합 분석을 통해 보다 정밀한 평가가 필요하다.

그럼에도 본 연구는 호우에 의한 피해 발생 특성과 지역적 차이를 정량적으로 분석하였고, 이러한 분석 결과는 지역 맞춤형 대응 전략 수립 및 특보 기준 검토를 위한 기초자료 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

감사의 글

본 연구는 기상청 국립기상과학원 「재해기상 목표 관측·분석·활용기술 개발」(KMA2018-00123)의 일환으로 수행되었습니다.

REFERENCES

- Ahn, H., J.-Y. Shin, C. Jeong, and J.-H. Heo, 2018: Assessing applicability of self-organizing map for regional rainfall frequency analysis in South Korea. *J. Korea Water Resour. Assoc.*, **51**, 383-393, doi:10.3741/JKWRA.2018.51.5.383.
- Anggreani, D., N. Nurmisba, D. Setiawan, and L. Lukman, 2024: Optimization of K-Means clustering method by using elbow method in predicting blood requirement of Pelamonia Hospital Makassar. *IOTA J.*, **4**, 541-550, doi:10.31763/iota.v4i3.755.
- Baek, H.-J., M.-K. Kim, and W.-T. Kwon, 2017: Observed short- and long-term changes in summer precipitation over South Korea and their links to large-scale circulation anomalies. *Int. J. Climatol.*, **37**, 972-986, doi:10.1002/joc.4753.
- Bholowalia, P., and A. Kumar, 2014: EBK-means: A clustering technique based on elbow method and k-means in WSN. *Int. J. Comput. Appl.*, **105**, 17-24, doi: 10.5120/18405-9674.
- Choi, C.-H., K.-H. Park, H.-K. Park, M.-J. Lee, J.-S. Kim, and H.-S. Kim, 2017: Development of heavy rain damage prediction function for public facilities using machine learning. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, **17**, 443-450, doi:10.9798/KOSHAM.2017.17.6.443.
- Chong, B., X. Zhang, and Y. Wang, 2021: K-means clustering algorithm: A brief review. *Acad. J. Comput. Inf. Sci.*, **4**, 37-40, doi:10.25236/AJCIS.2021.040506.
- Cui, M., 2020: Introduction to the k-means clustering algorithm based on the elbow method. *Account. Audit. Finance*, **1**, 5-8, doi:10.23977/accf.2020.010102.
- Fränti, P. and Sieranoja, S., 2019: How much can k-means be improved by using better initialization and repeats?. *Pattern Recognit.*, **93**, 95-112, doi:10.1016/j.patcog.2019.04.014.
- Ha, K.-J., J.-H. Yeo, Y.-W. Seo, E.-S. Chung, J.-Y. Moon, X. Feng, Y.-W. Lee, and C.-H. Ho, 2020: What caused the extraordinarily hot 2018 summer in Korea? *J. Meteorol. Soc. Japan*, **98**, 153-167, doi:10.2151/jmsj.2020-009.
- Ho, C.-H., J.-Y. Lee, M.-H. Ahn, and H.-S. Lee, 2003: A sudden change in summer rainfall characteristics in

- Korea during the late 1970s. *Int. J. Climatol.*, **23**, 117-128, doi:10.1002/joc.864.
- IPCC, 2022: Climate change 2022: Impacts, adaptation, and vulnerability. In: Pörtner, H.-O., D. C. Roberts, M. Tignor, E. S. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Craig, S. Langsdorf, S. Löschke, V. Möller, A. Okem, and B. Rama, Eds., Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, Cambridge, UK and New York, NY, USA, 3056 pp., doi:10.1017/9781009325844.
- Jeong, J.-H., H.-U. Kim, J.-K. Shim, and B.-C. Choi, 2017: Analysis of the amount of damage per unit precipitation and the characteristics of precipitation during the heavy rainfall disaster. *J. Climate Res.*, **12**, 73-85, doi:10.14383/cri.2017.12.1.73.
- Jo, A., J. Ryu, H. Chung, Y. Choi, and S. Jeon, 2018: Applicability of various interpolation approaches for high resolution spatial mapping of climate data in Korea. *J. Environ. Impact Assess.*, **27**, 447-474, doi:10.14249/eia.2018.27.5.447.
- Kim, D.-H., Y.-H. Bae, J.-S. Kim, C.-H. Choi, J.-H. Joo, and H.-S. Kim, 2018: Analysis of heavy rain damage considering regional characteristics. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, **18**, 311-320, doi:10.9798/KOSHAM.2018.18.4.311.
- Kim, H.-R., M. Moon, J. Yun, and K.-J. Ha, 2023: Trends and spatio-temporal variability of summer mean and extreme precipitation across South Korea for 1973-2022. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **59**, 385-398, doi:10.1007/s13143-023-00323-7.
- Kim, J.-G., H.-Y. Kim, S.-Y. Min, J.-H. Park, Y.-R. Oh, K.-W. Lee, H.-Y. Jang, and J.-H. Choi, 2017: A Study on the improvement of heavy rain advisory criteria considering hourly rainfall intensity. Korea Meteorological Administration, 99 p.
- Kim, Y.-H., D.-Y. Choi, D.-E. Jang, H.-D. Yoo, and G.-B. Jin, 2011: An improvement on the criteria of special weather report for heavy rain considering the possibility of rainfall damage and the recent meteorological characteristics. *Atmosphere*, **21**, 481-495.
- Lee, J.-S., G. Eo, C.-H. Choi, J.-W. Jung, and H.-S. Kim, 2016: Development of rainfall-flood damage estimation function using nonlinear regression equation. *J. Korean Soc. Disaster Inf.*, **12**, 74-88, doi:10.15683/kosdi.2016.3.31.74.
- Lee, S. W., and K. J. Jung, 2021: A Study on the establishment of quantitative criteria for the prediction stage of heavy rainfall impact-based forecasting using k-means clustering. *KRCEM*, **17**, 91-102.
- Lee, J.-Y., M. Kwon, K.-S. Yun, S.-K. Min, I.-H. Park, Y.-G. Ham, E.-K. Jin, J.-H. Kim, K.-H. Seo, W. Kim, S.-Y. Yim, and J.-H. Yoon, 2017: The long-term variability of Changma in the East Asian summer monsoon system: A review and revisit. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **53**, 257-272, doi:10.1007/s13143-017-0032-5.
- Lund, B., and J. Ma, 2021: A review of cluster analysis techniques and their uses in library and information science research: k-means and k-medoids clustering. *Perform. Meas. Metrics*, **22**, 161-173, doi:10.1108/PMM-05-2021-0026.
- MacQueen, J., 1967: Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *Proc. 5th Berkeley Symp. Math. Statist. Probab.*, **1**, 281-297.
- Marutho, D., S. H. Handaka, and E. Wijaya, 2018: The determination of cluster number at k-mean using elbow method and purity evaluation on headline news. In *Proc. 2018 Int. Seminar on Application for Technology of Information and Communication (ISEMANTIC)*. IEEE, p. 533-538, doi:10.1109/ISEMANTIC.2018.8549751.
- Min, S.-K., S.-W. Son, K.-H. Seo, J.-S. Kug, S.-I. An, Y.-S. Choi, J.-H. Jeong, B.-M. Kim, J.-W. Kim, Y.-H. Kim, J.-Y. Lee, and M.-I. Lee, 2015: Changes in weather and climate extremes over Korea and possible causes: A review. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **51**, 103-121, doi:10.1007/s13143-015-0066-5.
- Ming, A., I. Rowell, S. Lewin, R. Rouse, T. Aubry, and E. Boland, 2021: Key messages from the IPCC AR6 climate science report.
- MOIS, 2023: 2022 Disaster Yearbook. Ministry of the Interior and Safety, 2022, 1-500 [Available online at <https://www.safekorea.go.kr/>].
- Nie, Y., and J. Sun, 2021: Synoptic-scale circulation precursors of extreme precipitation events over southwest China during the rainy season. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **126**, e2021JD035134, doi:10.1029/2021JD035134.
- Oti, E. U., M. O. Olusola, F. C. Eze, and S. U. Enogwe, 2021: Comprehensive review of K-Means clustering algorithms. *Int. J. Adv. Sci. Res. Eng.*, **7**, 64-69, doi:10.31695/IJASRE.2021.34050.
- Park, C.-Y., Y.-E. Choi, J.-Y. Moon, and W.-T. Yun, 2009: Classification of climate zones in South Korea considering both air temperature and rainfall. *J. Korean Geogr. Soc.*, **44**, 1-16.
- Sammouda, R., and A. El-Zaart, 2021: An optimized approach for prostate image segmentation using K-Means clustering algorithm with elbow method.

- Comput. Intell. Neurosci.*, 2021, 4553832, doi:10.1155/2021/4553832.
- Seo, Y.-W., K.-J. Ha, and T.-W. Park, 2021: Feedback attribution to dry heat waves over East Asia. *Environ. Res. Lett.*, **16**, 065007, doi:10.1088/1748-9326/abf18f.
- Shin, J.-Y., C. Jeong, K. Joo, and J.-H. Heo, 2018: Hydrological homogeneous region delineation for bivariate frequency analysis of extreme rainfalls in Korea. *J. Korea Water Resour. Assoc.*, **51**, 49-60, doi:10.3741/JKWRA.2018.51.1.49.
- Song, Y., C. Lim, J. Joo, and M. Park, 2016: A study on heavy rain forecast evaluation and improvement method. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, **16**, 113-121, doi:10.9798/KOSHAM.2016.16.2.113.
- Um, M.-J., C.-S. Jeong, and W. Cho, 2009: Analysis of precipitation distribution in the region of Gangwon with spatial analysis (I): Classification of precipitation zones and analysis for seasonal and annual precipitation. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, **9**, 103-113.
- Umargono, E., J. E. Suseno, and V. Gunawan, 2020: K-means clustering optimization using the elbow method and early centroid determination based on mean and median formula. *Proc. Int. Conf. Inf. Syst. Technol.*, **2019**, 121-129, doi:10.5220/0009908402340240.
- Wilks, D. S., 2011: Statistical methods in the atmospheric sciences. Vol. 100, Academic Press.
- WMO, 1992: International Meteorological Vocabulary, WMO No. 182, 784 pp.
- Zeng, W., Y. X. Jiang, Z. X. Huo, and K. Hu, 2020: Clustering analysis of extreme temperature based on K-means algorithm. In: International Conference on Artificial Intelligence and Security. Cham: Springer International Publishing, 523-533, doi:10.1007/978-3-030-57881-7_46.