

## 적설의 동질지역 구분과 지역 차등화\*

김현욱<sup>1\*</sup> · 심재관<sup>1</sup> · 최병철<sup>1</sup>

### Homogeneous Regions Classification and Regional Differentiation of Snowfall\*

Hyun-Uk KIM<sup>1\*</sup> · Jae-Kwan SHIM<sup>1</sup> · Byung-Choel CHOI<sup>1</sup>

#### 요 약

대설은 우리나라의 법적 자연재해 중 하나이다. 최근 기상현상에 의한 사회경제적 영향력을 함께 예보하는 영향예보가 부각되고 있으며, 이를 위해서는 먼저 각 지역의 기후적 특징을 분석할 필요가 있다. 본 연구에서는 영향예보의 기반마련을 위해 자기조직화지도를 활용하여 적설동질지역을 구분하여 지역별 적설 특징을 분석했다. 연구결과 적설동질지역은 7개 군집으로 나타났으며, 강설량 및 관측일수, 최대강설량을 이용하여 각 그룹의 특징을 구분했다. 대관령, 강릉시, 정읍시는 강설량이 많은 지역으로, 경상도는 강설량이 적은 지역으로 구분되었다. 선행연구와 비교결과 대표적인 지역이 잘 구분되었으나 강설의 특징은 차이가 있는 것으로 나타났다. 본 연구의 결과는 각 지역의 영향예보를 위한 정책결정에 기초자료로 활용될 수 있다.

주요어 : 적설동질지역, 영향예보, 적설

#### ABSTRACT

Snowfall is an important natural hazard in Korea. In recent years, the socioeconomic importance of impact-based forecasts of meteorological phenomena have been highlighted. To further develop forecasts, we first need to analyze the climatic characteristics of each region. In this study, homogeneous regions for snowfall analysis were classified using a self-organizing map for impact-based forecast and warning services. Homogeneous regions of snowfall were analyzed into seven clusters and the characteristics of each group were investigated using snowfall, observation days, and maximum snowfall. Daegwallyeong, Gangneung-si, and Jeongeup-si were classified as areas with high snowfall and Gyeongsangdo was classified as an area with low snowfall. Comparison with

2017년 5월 26일 접수 Received on May 26, 2017 / 2017년 8월 24일 수정 Revised on August 24, 2017 / 2017년 8월 28일 심사완료 Accepted on August 28, 2017

\* 본 연구는 국립기상과학원의 기상업무지원기술개발연구(R&D) 사업(NIMS-206-3100)의 일환으로 수행되었음.

1 국립기상과학원 관측기반연구과 재해기상연구센터 High Impact Weather Research Center(HIWRC), National Institute of Meteorological Sciences (NIMS), Korean Meteorological Administration (KMA)

\* Corresponding Author E-mail : darzhyun@korea.kr

previous studies showed that representative areas were well distinguished, but snowfall characteristics were found to be different. The results of this study are of relevance to future policy decisions that use impact-based forecasting in each region.

**KEYWORDS** : Homogeneous Regions of Snowfall, Impact-Based Forecast, Snowfall

## 서론

세계기상기구(WMO, World Meteorological Organization)는 영국기상청의 위험도 매트릭스를 제시하며(그림 1), ‘복합재해 영향 기반 예·특보 서비스에 관한 가이드라인’을 발간했다. 여기서 영향 기반의 예·특보(이하 영향예보)란 기상 현상을 예보할 경우, 기상 현상에 의해 유발될 사회·경제적인 영향도 함께 예보하는 것을 의미한다.

2013년 11월 7일 필리핀을 강타한 태풍 하이옌의 경우 당시 호우와 바람에 대한 특보를 발표하고 피해 예상지역에 비행기와 헬리콥터를 배치했음에도 불구하고 사망 6,201명, 부상 28,626명 실종 1,785명의 인명피해와 약 8억 2,700만불의 재산피해를 유발했다. 또한 중국에 발생한 태풍 피토는 정확한 특보를 발표했고, 심각수준을 적색 등급으로 상향했지만, 약 900개의 지역 마을과 2,800만ha의 농지가 침수되었고, 직접적인 경제손실액이 약 330억 위안으로 나타났다(WMO, 2015). 우리나라의 경우 지난

2016년 1월에 제주 지역의 기록적인 폭설로 인해 항공기와 선박의 결항으로 많은 여행객이 불편을 겪었다. 최근 기후변화의 영향으로 재해로 인한 피해가 대형화되고 복잡해지고 있어 영향예보의 필요성이 부각되고 있으며, 미국, 영국 등 선진국에서는 이미 영향예보 기반의 서비스를 시행 중이다.

우리나라에서 발생하는 기상재해 중에서 대설은 태풍, 호우, 강풍과 더불어 주요 재해원인 중 하나이며, 다른 기상재해와 달리 피해 면적에 비해 재산피해의 규모가 크다(Song *et al.*, 2012). 뿐만 아니라 기후변화로 인해(Kim and Kim, 2013; Park and Tak, 2013) 이상기후현상에 의한 대설의 증가 또한 많은 선행연구와 보고서에서 예측되고 있으며(IPCC 2007; KMA 2011; Han, 2014), 그림 2와 같이 대설로 인한 피해는 지역별로 그 특징이 다양하며(Changnon and Changnon, 2006) 우리나라는 전라도, 충청도, 강원도 지역이 대설에 취약하다(Ahn *et al.*, 2015). 그러므로 대설 영향예보를 위해서는 우선적으로 지역별 강설의 기후특징을 파악할 필요가 있다.

기후학적 구분에 대한 선행연구를 살펴보면

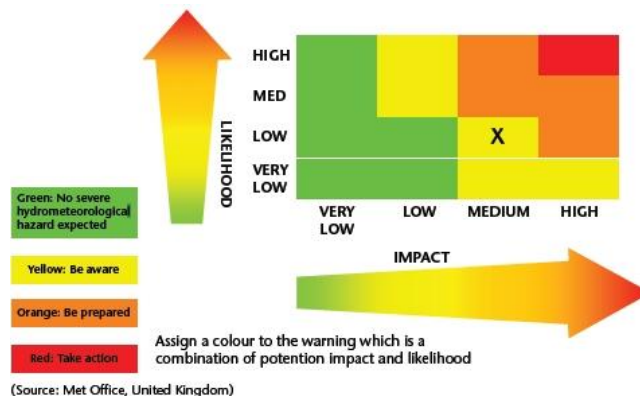


FIGURE 1. Risk matrix



FIGURE 2. Characteristic of snowfall damage per region  
(Source : Younhapnews, 2011; Donganews, 2014)



FIGURE 3. Observation points used in the study

Um *et al.* (2011)은 우리나라의 강수지역을 K-Means 군집 방법을 이용하여 5개 지역으로 구분했고, Moon and Kim (2001)은 Ward 기법을 이용해 계절별로 지역을 구분했다. 또한 Choi (1990)는 Ward 기법을 이용해 우리나라의 적설지역을 17개 지역으로 구분한 바 있다. 국외 사례의 경우 Nishiyama *et al.* (2007)은 자기조직화지도도를 활용해 일본의 강수 지역을 8개로 구분했으며, Lin and Chen (2006)은 자기조직화지도도를 활용해 대만의 강수지역을 8개 지역으로 구분했다. 또한 Lu *et al.* (2006)은 자기조직

화지도도를 활용해 대만의 미세먼지 구역을 5개 지역으로 구분했다.

본 연구에서는 최근 각광받고 있는 인공지능망 기법인 자기조직화지도도를 활용해 우리나라의 기후학적 적설동질지역을 구분하여, 기후가 인간생활에 미치는 영향을 이해하기 위한 토대와 영향예보를 위한 기초자료로 활용하고자 한다.

## 연구 방법

연구에 사용된 적설 자료는 기상청에서 제공하는 관측값을 사용했다. 연구 자료의 연속성을 위해 1982년부터 2012년까지 과거 30년간 관측이 지속적으로 진행된 57개 지점을 선정했다(그림 3). 이 중에서 강릉 지점의 경우, 북강릉 지점이 신설됨에 따라 강릉 지점의 자료와 북강릉 지점의 자료를 함께 사용했으며, 내륙과 특징이 다른 도서지역(울릉도, 제주도 등)은 제외했다.

연구에 사용된 변수는 기후적 적설동질지역구분을 위해 기존 선행연구(Um *et al.*, 2011)에서 강수지역의 구분에 사용한 변수를 적설 관측값에 적용해 적설이 관측되는 1, 2, 3, 12월 자료를 사용했으며, 적설의 빈도를 분석하기 위해 관측일수 변수를 추가했다(표 1).

본 연구에서 공간분포를 고려하는 위, 경도 변수를 입력하지 않은 이유는 본 연구의 목적상 우리나라의 전반적인 기후적 분포를 구분하고자 하여, 공간상의 거리 차이로 인해 유사한 적설 특징을 가지는 여러 개의 군집이 반복 생성되는 것을 방지하기 위해서이다.

TABLE 1. Variable used in the study

Variable	Description
ASY	Average snow depth in a year
ANSY	Average number of days of snow observation in a year
AMaxSD	Average of maximum snow depth in a year
ASM, i=1,2,3,12	Average snow depth in a month
ANSM, i=1,2,3,12	Average number of days of snow observation in a month
AMDS, i=1,2,3,12	Average maximum daily snow depth in a month

1. 자기조직화지도의 구조

자기조직화지도는 비지도학습 인공지능망기법으로 네덜란드 헬싱키 대학의 코흐넨에 의해 최초로 소개되어 코흐넨지도라고도 불린다. 자기조직화지도는 다차원의 자료를 2차원의 지도에 맵핑시키는데 효과적인 기능을 가지고 있으며 (Budayan *et al.*, 2009), 데이터의 숨겨진 의미있는 패턴을 찾아낼 수 있는 장점을 가지고 있다(Arribas-Bel *et al.*, 2011). 또한 많은 선행연구에서 자기조직화지도를 이용한 군집분석 방법으로 좋은 결과를 도출한 바 있다(Lin and Chen, 2006; Lu *et al.*, 2006; Nishiyama *et al.*, 2007; Kim *et al.*, 2012).

자기조직화지도의 구조는 크게 입력층과 경쟁층으로 구분된다. 경쟁층은 입력데이터에 따라 랜덤 개수가 생성되며, 완전연결 되어 있다, 각각의 격자는 자기조직화지도의 분석과정에 따른 가중

치 값을 가지게 된다. 격자의 가중치 값은 자기조직화지도의 분석과정이 종료된 후 격자를 대표하는 값이 되며, 입력벡터와 동일한 차원을 가진다.

자기조직화지도의 훈련 전에 각 격자의 가중치 값은 임의값으로 초기화되며 입력자료는 0과 1사이의 값으로 정규화된다.

$$c = \arg \min \| x(t) - m_i(t) \| \quad (1)$$

자기조직화지도의 분석과정이 시작되면 식 (1)의 공식에 의해 모든 입력값과 가중치값들 사이의 거리가 유클리드 거리로 계산된다. 계산된 거리값이 가장 가까운 가중치 값을 가진 격자는 BMU(Best Matching Unit)라 불린다.

$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t, \| r_c - r_i \|) [x(t) - m_i(t)] \quad (2)$$

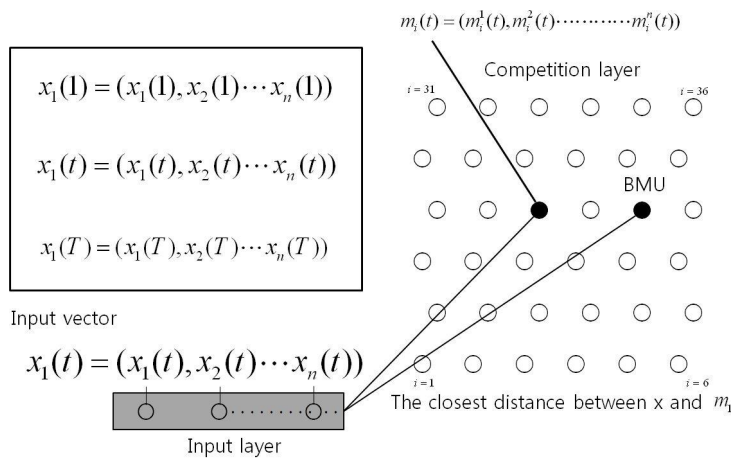


FIGURE 4. Structure of self-organizing map (Source : Nishiyama *et al.*, 2007)

$$h_{\alpha}(t, \|r_c - r_i\|) = a(t) \cdot \exp\left(-\frac{\|r_c - r_i\|^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (3)$$

단,

$x$ : n차원의 자료벡터

$m$ : n차원의 가중치 벡터

$t$ : 시간

$h_{\alpha}$ : 이웃을 정의하는 함수(Neighborhood Function).

통상 Gaussian Model

$a(t)$ : t기의 학습률, 훈련시간 진행 따라 감소

$\sigma(t)$ : t기 이웃의 최대 범위, 훈련시간 진행에 따라 감소

$\|r_c - r_i\|$ : Best Matching Unit과 이웃에 위치한 가중치 벡터와의 거리

그리고 식 (2)와 (3)에 의해서 BMU를 제외한 나머지 가중치 값들이 갱신되며, 다시 식 (1)에 의해서 입력값과 BMU가 갱신된다. 이렇게 자기조직화지도 내에서 한번의 계산이 끝나는 것을 훈련이라고 하며, 훈련을 통해서 가중치 값이 더 이상 갱신되지 않을 때 자기조직화지도의 훈련이 끝나게 된다. 최종적으로 선택된 가중치 값은 입력값을 대표하도록 조정되며, 가까이 위치한 가중치 값은 먼 곳에 위치한 가중치값에 비해 유사한 값을 가지게 된다.

## 2. 최적군집수의 결정방법

자기조직화지도의 훈련이 끝나면 BMU을 기준으로 몇 개의 군집을 형성할 있다. 그러나 자기조직화지도에서 형성되는 군집의 개수가 일반적으로 많은 개수를 가지기 때문에 일반적으로 2차 군집을 이용하여 군집의 개수를 산출하게 되는데 본 연구에서는 K-means 방법을 사용했다.

자기조직화지도와는 다르게 K-means 군집은 연구자가 군집의 개수를 임의로 지정해 주어야 하는 문제를 가진다. 본 연구에서는 군집개수의 객관적 산출을 위한 유효성 측도로 Davies-Bouldin Index(DBI)를 사용했다. DBI는 군집간 거리가 최대화되고 군집에 소속된 데이터 간의 거리가 최소화되는 군집의 개수를 결정하는

척도이며, 지수가 낮을수록 유효하다.

$$v_{DB}(C) = \frac{1}{C} \sum_{K=1}^C \max_{l \neq k} \left\{ \frac{S_c(Q_k) + S_c(Q_l)}{d_{cc}(Q_k, Q_l)} \right\} \quad (4)$$

단,

$C$ : 군집의 수

$c_k$ : 군집 k의 중심값

$S_c = \sum_i \|X_i - C_k\| / N_k$ : 군집중심과 군집에 포함된 데이터간의 거리

$N_k$ : 군집 k에 존재하는 데이터의 수

$d_{cc} = \|c_k - c_l\|$ : 군집  $Q_k$ 와  $Q_l$ 의 거리

자기조직화지도는 1차 군집의 개수가 많이 추출되기 때문에 군집의 개수를 줄이기 위해 K-means 군집기법으로 2차 군집하는 것이 일반적이며, 이 때 DBI 개수가 최소화되는 군집을 선택하여 결정했다(Vesanto and Alhomini, 2000). 또한 자기조직화지도의 최초 가중치는 훈련마다 랜덤으로 변하기 때문에 매번 결과치가 근소하게 차이가 나는 단점을 가지고 있기 때문에 본 연구에서는 반복분석을 통해서 최적 군집을 결정했다.(Kim et al., 2012)

## 결과 및 고찰

### 1. 자기조직화지도의 반복분석과 DBI 검증

선행연구에서 활용된 적설 변수를 자기조직화 지도를 활용해 최적군집수를 산출하고 각 지역의 특징을 살펴보았다. SOM의 오류를 최소화하기 위해 최적군집수를 결정하도록 도와주는 DBI를 평균하여 분석했다. 분석결과 각 군집별 DBI는 2개 군집에서부터 12개 군집에서 낮게 나타났으며, 그중에서도 7개 군집부터 9개 군집이 가장 낮게 나타났다. 이것은 우리나라의 적설동질지역의 구분을 7개에서 9개로 구분하는 것이 합리적이라는 의미로 해석된다(그림 5). DBI의 기준에 따라 가장 낮은 수치를 보인 군집 7개 군집으로 반복 분석 6회차에 DBI 0.522로 분석되었으며, 반복 분석된 DBI는 표 2와 같으며, 군집결과는 표 3과 같다.

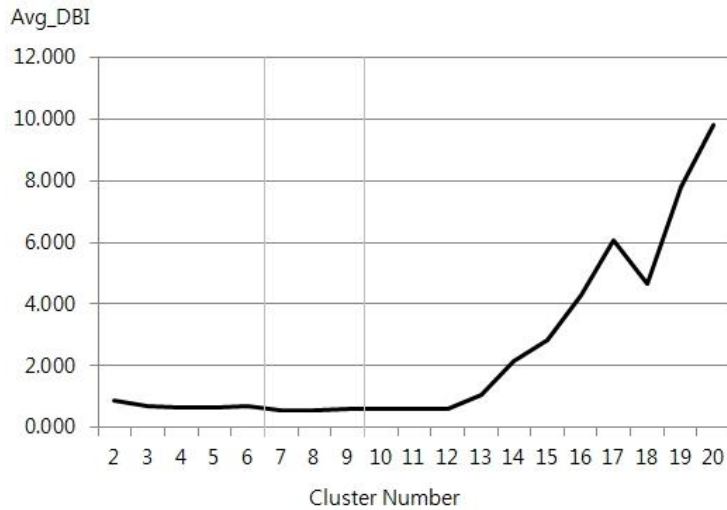


FIGURE 5. Average of DBI by cluster

TABLE 2. DBI of repeated analysis using SOM

# of cluster \ # of analyzes	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0.876	0.714	0.730	0.595	0.657	0.581	0.621	0.567	0.618	0.676	0.612	0.626	0.642	1.047
2	0.876	0.714	0.658	0.647	0.695	0.557	0.593	0.621	0.630	0.583	0.604	4.984	0.601	5.077
3	0.876	0.714	0.658	0.627	0.717	0.626	0.537	0.555	0.649	0.643	0.602	0.589	3.540	1.882
4	0.876	0.714	0.574	0.614	0.706	0.552	0.540	0.604	0.630	0.671	0.609	0.610	5.594	4.984
5	0.876	0.560	0.630	0.657	0.603	0.557	0.608	0.571	0.651	0.614	0.590	0.610	2.288	4.979
6	0.876	0.714	0.730	0.585	0.717	0.522	0.535	0.580	0.573	0.544	0.602	0.624	0.575	2.227
7	0.876	0.714	0.658	0.647	0.717	0.631	0.566	0.624	0.583	0.585	0.612	0.582	5.305	0.646
8	0.876	0.714	0.658	0.647	0.756	0.551	0.603	0.569	0.658	0.620	0.652	0.622	0.612	0.646
9	0.876	0.714	0.658	0.733	0.756	0.525	0.579	0.650	0.651	0.544	0.602	0.624	0.593	4.935
10	0.876	0.714	0.658	0.647	0.667	0.579	0.604	0.597	0.649	0.635	0.596	0.581	4.457	2.930
11	0.876	0.714	0.658	0.627	0.717	0.626	0.611	0.555	0.649	0.643	0.560	0.589	1.094	0.612
12	0.876	0.714	0.658	0.584	0.657	0.567	0.545	0.577	0.624	0.637	0.604	4.158	0.641	0.616
13	0.876	0.714	0.658	0.673	0.636	0.528	0.535	0.555	0.649	0.600	0.658	0.565	2.623	1.882
14	0.876	0.714	0.658	0.627	0.666	0.596	0.600	0.604	0.573	0.643	0.602	0.597	0.575	3.773
15	0.876	0.560	0.730	0.647	0.657	0.586	0.548	0.549	0.572	0.637	0.608	1.724	0.641	5.091
16	0.876	0.714	0.658	0.733	0.756	0.525	0.524	0.650	0.583	0.544	0.589	0.589	1.094	4.661
17	0.876	0.714	0.658	0.607	0.668	0.523	0.554	0.663	0.660	0.635	0.596	0.621	0.626	2.930
18	0.876	0.714	0.658	0.584	0.695	0.543	0.635	0.604	0.616	0.661	0.630	0.565	4.366	1.882
19	0.876	0.714	0.630	0.673	0.635	0.581	0.545	0.567	0.618	0.676	0.612	0.582	1.466	1.047
20	0.876	0.714	0.574	0.614	0.657	0.572	0.608	0.637	0.591	0.614	0.643	0.622	5.594	4.984

TABLE 3. characteristics of snowfall by cluster

	1	2	3	4	5	6	7
ASY	21.43	42.31	74.05	76.79	224.24	31.07	7.40
ANSY	8.45	15.93	17.19	10.76	36.90	12.60	2.84
AMaxSD	7.57	10.05	16.51	25.34	43.39	8.75	4.39
12_ASM	4.59	14.27	29.87	10.55	38.51	7.30	0.78
1_ASM	8.05	16.05	28.85	26.67	65.24	12.67	2.91
2_ASM	6.03	8.60	12.32	26.69	60.68	7.12	2.72
3_ASM	2.75	3.38	3.02	12.88	59.81	3.97	0.99
12_ANSM	2.08	4.67	4.74	1.34	7.68	3.45	0.49
1_ANSM	3.21	6.22	7.45	3.58	9.94	4.76	1.09
2_ANSM	2.23	3.58	3.87	3.39	9.58	2.95	0.88
3_ANSM	0.93	1.47	1.13	2.45	9.71	1.44	0.38

## 2. 각 군집별 공간분포와 적설특징

자기조직화지도에서 산출된 7개의 최적군집에 대한 행정구역의 공간분포는 그림 6과 같다. 해당 분포지도는 관측지점과 각 행정구역간 거리를 계산하여 가장 짧은 거리에 위치한 관측지점 값을 대표값으로 지정했다. 각 군집별 행정구역을 크게 살펴보면 영동권 지역은 평창 정선 지역과 강릉 주변지역이 뚜렷한 특징을 나타내 개별 군집으로 구분되었으며, 경상도 지역이 1개 군집, 서울, 인천, 경기도 일부 지역과 충청북도 지역이 1개 군집으로, 전라도 지역이 1개 군집으로 구분되었다.

각 군집별 적설 특징은 표 4와 같으며, 군집별 적설의 등급은 연평균 적설이 50 cm 이상인 군집을 1순위, 20 cm 이상 50 cm 이하 2순위, 그 이하의 적설은 3순위로, 적설 관측일수는 연평균 20 일 이상은 1순위, 10일 이상 20일 이하는 2순위, 그 이하는 3순위로, 연별 최고 평균 적설은 20 cm 이상은 1순위, 10 cm 이상 20 cm 이하는 2순위, 그 이하는 3순위로 임의 구분하여 분석했다.

각 군집별 특징을 살펴보면 1번 군집지는 연평균 적설이 약 21.43 cm로 적설은 2등급지, 적설관측일수는 약 8.45일, 강설강도는 약 7.57 cm로 각각 3등급지로 구분된다.

2번 군집지는 연평균 적설이 약 42.31 cm, 적설관측일수는 약 15.93일, 강설강도는 약 10.05 cm로 각각 2등급지로 구분된다.

3번 군집지는 연평균 적설이 약 74.05 cm로 적

설은 1등급지, 적설관측일수는 약 17.19일, 강설강도는 약 16.51 cm로 각각 2등급지로 구분된다.

4번 군집지는 연평균 적설이 약 76.79 cm로 적설은 1등급지, 적설관측일수는 약 10.76일로 2등급지, 강설강도는 약 25.34 cm로 1등급지로 구분된다.

5번 군집지는 연평균 적설이 약 224.24 cm, 적설관측일수는 약 36.90일, 강설강도는 약 43.39 cm로 각각 1등급지로 구분된다.

6번 군집지는 연평균 적설이 약 31.07 cm,

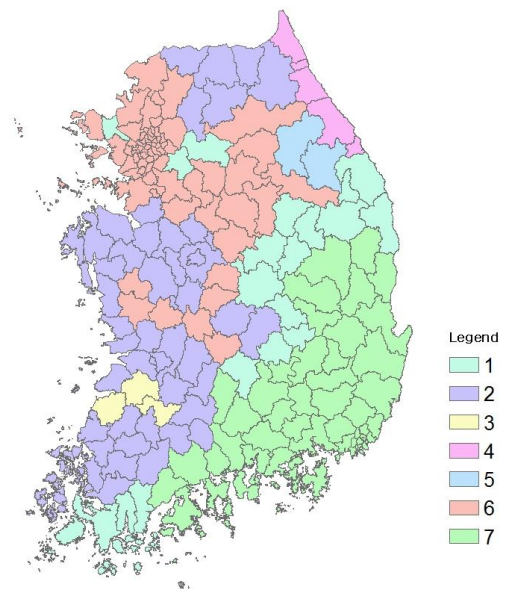


FIGURE 6. Distribution of administrative district by observation points cluster

적설관측일수는 약 12.60일로 각각 2등급지, 강설강도는 약 8.75cm로 3등급지로 구분된다.

7번 군집지는 연평균 적설이 약 7.40cm, 적설관측일수는 약 2.84일, 강설강도는 약 4.39cm로 각각 3등급지로 구분된다.

적설의 월별 분포는 대부분 1월 달에 많은 적설이 나타나는 것을 확인할 수 있다.

적설지역을 구분한 선행연구의 대표지역을 살펴보면 서울은 저기압이나 전선에 의한 강설이 많은 곳, 강릉은 북동기류가 불 때 군산은 시베리아 고기압 확장시 북풍이나 북서풍이 불 때 강설이 많은 곳으로 분류되며(Lee, 1979), 서울, 강릉, 군산은 다설지역, 대구는 과설지역으로 분류되었다(Choi, 1990).

본 연구의 결과와 선행연구와 비교했을 때 선행연구에서 구분한 서울, 강릉, 군산, 대구 등 대표 지역들이 잘 구분되어 있는 것을 확인할 수 있었으나 군집별 적설 특징은 차이가 있다. 여기서, 적설 특징의 차이는 연구기간, 사용 변수, 등급의 기준 설정 등의 차이로 판단된다.

## 결론

본 연구는 영향예보를 위한 우리나라의 적설 기후특징 구분을 위해 적설 관측 자료와 자기조직화지도를 사용하여 동질지역을 구분했다. 적설동질지역은 최적군집수 7개 지역으로 나타났으며, 선행연구와의 비교 결과 선행연구의 대표 지역이 잘 구분된 것으로 확인되었으나, 각 지역이 속한 그룹의 강설 특징은 미약하게 차이가 있는 것으로 나타났다. 이것은 연구기간과 사용된 변수, 추가적으로 등급에 따른 기준의 설정에서 차이가 나는 것으로 판단된다.

군집의 연평균 적설 특징으로는 3, 4, 5번 군집지가 강설량이 가장 많은 1등급지, 1, 2, 6번 군집지가 2등급지, 7번 군집지가 3등급지로 나타났다. 적설의 관측일 수는 5번 군집지가 가장 많은 관측일수를 나타내며 1등급지로 확인되었고 2, 3, 4, 6번 군집지가 2등급지, 1, 7군집지가 3등급지로 나타났다. 또한 강설강도는 4, 5

등급지가 가장 많은 적설을 나타내며 1등급지로, 2, 3번 군집지가 2등급지로, 1, 6, 7번 군집지가 3등급지로 나타났다.

종합하자면 5번 군집지가 강설량, 관측일수, 강설강도 모두 1등급지로 가장 많은 적설지로 선정되었으며, 4번 군집지와 3번 군집지가 그 뒤를 이어 많은 강설이 내리는 적설지로 분석되었다. 그 외에 1번 군집지와 7번 군집지는 비교적 적설이 내리지 않는 지역으로 구분되었다.

우리나라는 지리적인 영향으로 지역별 특징이 다르게 나타나고 있으며, 기후변화로 인한 각 지역 특징의 변화를 분석할 필요가 있다. 때문에 본 연구와 같은 한반도지역의 기후 구분은 각 지역의 정책결정에 많은 도움을 줄 것으로 예상된다. 특히 우리나라에서 현재 부각되고 있는 영향예보란 기상현상으로 인해 유발될 사회경제적인 영향을 함께 예보하는 것으로써 이러한 영향예보가 성공적으로 실현되기 위해서는 각 지역의 기후 특성을 이해하고 인간 생활에 어떤 영향을 미치는지 파악하고 각 지역별로 어떤 사회경제학적 영향이 나타날 것인지 분석하여 확인할 필요가 있다. 이에 따라 본 연구는 적설 동질지역을 구분하고, 각 지역의 강설 특징을 분석함으로써 지역별 강설특징에 의한 영향력을 분석할 수 있는 근거 자료로서 활용될 수 있을 것이라 판단된다.

본 연구는 관측지점의 강설 관측 자료를 기반으로 동질지역을 구분한 것으로 향후 동질지역에 대한 기상학적인 고찰이 필요하다. **KAGIS**

## REFERENCES

- Ahn, S.R., H.J. Shin, and S.J. Kim. 2015. Extraction of heavy snowfall vulnerable area for 3 representative facilities using GIS and remote sensing techniques. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 18(1):1-12 (안소라, 신형진, 김성준. 2015. GIS/RS를 이용한 3개의 대표 시설물별 폭설 취약지



- 역 추출기법 연구. 한국지리정보학회지 18(1):1-12).
- Arribas-Bel, D., P. Nijkamp, and H. Scholten. 2011. Multidimensional urban sprawl in Europe: a self-organizing map approach. *Computers, Environment and Urban Systems* 35(4):263-275.
- Budayan, C., I. Dilmen, and M.T. Birgonul. 2009. Comparing the performance of traditional cluster analysis, self-organizing maps and Fuzzy C-Means method for strategic grouping. *Expert Systems with Applications* 36:11772-11781.
- Changnon, S.A. and D. Changnon. 2006. A spatial and temporal analysis of damaging snowstorms in the United States. *Natural Hazards* 37(3):373-389.
- Choi, J.S. 1990. The classification of snowfall area and its regional characteristics of South Korea. *Journal of the Korean Geographical Society* 25(1):35-48 (최진식. 1990. 남한의 강설지역 구분과 강설의 지역적 특성. *대한지리학회지* 25(1):35-48).
- Donganews. 2014. [Busan/Gyeongnam] traffic chaos, it was damaged by snowfall within 3cm. Available at: <http://news.donga.com> (Accessed December 9, 2014).
- Han, W.S. 2014. The response for an increase of vulnerable areas in heavy-snowfall to climate change. KRIHS Policy Brief 450:1-6 (한우석. 2014. 기후변화에 따른 폭설 취약지역 증가와 대응방향. 국토연구원. 국토정책 Brief 450:1-6).
- IPCC(Intergovernmental Panel on Climate Change). 2007. Climate change (impacts, adaptation and vulnerability. Cambridge University Press, Cambridge, UK. pp.469-506.
- Kim, H.U., C. Shon, and S.O. Han. 2012. Identifying the optimal number of homogeneous for regional frequency analysis using self-organizing map. *Korea Spatial Information Society* 20(6):13-21 (김현옥, 손철, 한상옥. 2012 자기조직화지도를 활용한 동일강수지역 최적군집수 분석. *한국공간정보학회지* 20(6):13-21).
- Kim, N.S., and G.S. Kim. 2013. A study on changes of the spatio-temporal distribution of temperature in Korea Peninsular during the past 40 years. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 16(4):29-38 (김남신, 김경순. 2013. 지난 40년간 한반도 기온의 시, 공간적 분포 변화에 관한 연구. *한국지리정보학회지* 16(4):29-38).
- KMA(Korea Meteorological Administration) 2011. How to use the regional climate change information?. Research report. pp.10-101 (기상청. 2011. 지역기후변화정보 어떻게 활용해야하나? 연구보고서. 10-101쪽).
- Ko, J.W., H.J. Baek, and W.T. Kwon. 2005. The characteristics of precipitation and regionalization during rainy season in Korea. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Science* 41(1):101-114.
- Lee, B.S. 1979. The distribution of the fresh snowfall in South Korea. Department of Geography Education in Seoul National University 9(1)224-233 (이병설. 1979. 남한의 강설 분포에 관한 연구. 서울대학교 지리교육학과 9(1)224-233).
- Lin, G.F. and L.H. Chen. 2006. Identification of homogeneous regions for regional frequency analysis using the self-organizing map. *Journal of Hydrology* 324:1-9.
- Lu, H.C., C.L. Chang, and J.C. Hsieh. 2006. Classification of PM10 distributions in Taiwan. *Atmospheric Environment* 40(8):

- 1452-1463.
- Moon, Y.S. 1990. Division of precipitation regions in Korea through the cluster analysis. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Science* 26(4):203-215.
- Moon, Y.S. and H.J. Kim. 2001. Classification of annual and seasonal precipitation areas in Korea. *Journal of Korean Meteorological Society* 11(1):259-262 (문영수, 김희중. 2001. 한국의 연 및 계절별 강수지역 구분. *한국기상학회지* 11(1):259-262).
- Nishiyama, K., S. Endo, K. Jinno, C.B. Uvo, J. Olsson, and R. Berndtsson. 2007. Identification of typical synoptic patterns causing heavy rainfall in the rainy season in Japan by a self-organizing Map. *Atmospheric Research* 83(2-4):185-200.
- Park, S.Y. and H.M. Tak. 2013. Land use change and climate patterns in southeast Korea. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 16(2):47-64 (박선엽, 탁한명. 2013. 우리나라 동남부 지역의 토지이용과 기후패턴 변화 분석. *한국지리정보학회지* 16(2):47-64).
- Song, I.H., J.H. Song, S.M. Kim, M.W. Jang, and M.S. Kang. 2012. Spatial distribution and regional characteristics of meteorological damages to agricultural farms in Korea. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 54(6):45-52 (송인홍, 송정현, 김상민, 장민원, 강문성. 2012. 우리나라 농업기상재해의 공간분포 및 지역특성 분석. *한국농공학회지*. 54(6):45-52).
- Um, M.J., C.S. Jeong, W.S. Nam, Y.H. Jung, and J.H. Heo. 2011. The analysis of optimal cluster number of precipitation region with Dunn Index. *Proceedings of Korea Water Resources Association*. pp.87-90 (엄명진, 정창삼, 남우성, 정영훈, 허준행. 2011. Dunn 지수를 이용한 최적 강수지역 군집수 분석. *한국수자원학회 학술발표회*. 87-90쪽).
- Vesanto, J. and E. Alhoniemi 2000. Clustering of the self-organizing map. *IEEE Transactions on Neural Networks* 11(3):586-600.
- WMO(World Meteorological Organization) 2015. WMO guidelines on multi-hazard impact-based forecast and warning services. Research report. 1150:1-23.
- Yonhapnews. 2011. Greenhouse collapsed in heavy snow. Available at: <http://www.yonhapnews.co.kr>(Accessed February 13, 2011). **KAGIS**